



HAL
open science

Correction radiométrique et recalage de nuages de points pour la reconstruction tridimensionnelle d'oeuvres du patrimoine culturel

Nathan Sanchiz

► **To cite this version:**

Nathan Sanchiz. Correction radiométrique et recalage de nuages de points pour la reconstruction tridimensionnelle d'oeuvres du patrimoine culturel. Traitement du signal et de l'image [eess.SP]. Université de Picardie Jules Verne, 2021. Français. NNT: . tel-03307700v1

HAL Id: tel-03307700

<https://hal.science/tel-03307700v1>

Submitted on 29 Jul 2021 (v1), last revised 25 Oct 2022 (v2)

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

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



Thèse de Doctorat

MentionSciences pour l'ingénieur
SpécialitéRobotique

Présentée à

l'Ecole Doctorale en Sciences Technologie et Santé (ED 585)

de l'Université de Picardie Jules Verne

par

SANCHIZ Nathan

pour obtenir le grade de Docteur de l'Université de Picardie Jules Verne

**Correction radiométrique et recalage de nuages de points pour
la reconstruction tridimensionnelle d'œuvres du patrimoine
culturel**

Soutenue le 05 juillet 2021, après avis des rapporteurs, devant le jury d'examen :

M ^{me} V. CHERFAOUI, PU, Université de Technologie de Compiègne	Présidente
M. T. CHATEAU, Directeur Scientifique de Logiroad	Rapporteur
M. A. MANSOURI, PU, Université de Bourgogne	Rapporteur
M. P. DASSONVALLE, UniLaSalle ESIEE-Amiens	Examineur
M. E.M. MOUADDIB, PU, Université de Picardie Jules Verne	Directeur de thèse
M ^{me} E. BRETAGNE, MdC, Université de Picardie Jules Verne	Co-encadrant



À ma famille

À mes amis

À la bulle qui s'est envolée

Contributions

- À partir de l'étude de la mesure de l'intensité issue du LiDAR, des phénomènes entrant en jeu lors de cette mesure et de l'état de l'art de la correction radiométrique, nous proposons deux nouvelles approches pour la correction et deux autres nouvelles approches pour la linéarisation de l'intensité.
- Nous montrons que l'utilisation de l'intensité dans le processus de recalage de nuages de points 3D apporte un avantage à la résolution du problème de mise en correspondance. Les résultats montrent une forte augmentation du nombre de correspondances établies entre deux nuages à recaler avec l'utilisation de l'intensité corrigée ou linéarisée.
- Un logiciel de visualisation et de manipulation des nuages de points a été développé. Celui-ci utilise des bibliothèques tierces open-source pour certains traitements, et répond à des besoins non couverts par les logiciels existants.

Article publié

Nathan Sanchiz-Viel, Estelle Bretagne, El Mustapha Mouaddib, and Pascal Dassonville. Radiometric Correction of Laser Scanning Intensity Data Applied For Terrestrial Laser Scanning. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 172 :1–16, February 2021. Facteur d'impact : 8,97.

Article en écriture

Radiometrically Corrected Intensity For LiDAR Point Cloud Registration.

Conférences

Nathan Sanchiz-Viel. (2019). Numérisation 3D d'œuvres du patrimoine : Recalage basé intensité. Groupe d'intérêt scientifique de Recherche en Automatisation Intégrée et Systèmes Homme-Machine (GRAISyHM).

Nathan Sanchiz-Viel (2021). Mise en correspondance basée intensité pour le recalage de nuages de points issue de LiDAR. Conférence francophone ORASIS, journées francophones des jeunes chercheurs en vision par ordinateur.

Table des matières

I	Introduction	1
I.1	Avant-propos	1
	I.1.1 Problématique du travail de recherche	2
	I.1.2 Orientation & objectifs	4
I.2	Contexte	5
	I.2.1 Projet SUMUM	5
	I.2.2 Projet E-Cathédrale	6
I.3	Matériel et données	7
	I.3.1 LiDAR	7
	I.3.2 Cibles sphériques	9
	I.3.3 Nuage de points	11
I.4	Campagnes de numérisation	12
	I.4.1 Fondation Vasarely	13
	I.4.2 Arbre aux serpents	15
I.5	Structure du document	17
II	Étude de l'intensité issue du LiDAR	18
II.1	Introduction	18
II.2	Les phénomènes en jeu	19
II.3	Bases théoriques	22
	II.3.1 Réflectance	22
	II.3.2 Modélisation théorique	23
	II.3.3 Réflectivité des surfaces	26
	II.3.4 Mesure de l'intensité avec un LiDAR	27
	II.3.5 Angle d'incidence	28
II.4	Conclusion	29
III	Correction radiométrique	30
III.1	État de l'art et approches proposées	31
	III.1.1 Modèles théoriques (<i>model-driven</i>)	33
	III.1.2 Modèles empiriques (<i>Data-driven</i>)	34
	III.1.3 Méthodes empiriques mises en œuvre	37

III.2 Résultats expérimentaux	43
III.2.1 Matériel	43
III.2.2 Dépendances géométriques de l'intensité de calibration	46
III.2.3 Correction de l'intensité	52
III.2.4 Application à un nuage de points d'une scène réelle	57
III.3 Linéarisation de l'intensité corrigée	61
III.3.1 Approche 1 : correction gamma	62
III.3.2 Approche 2 : approximation logarithmique	63
III.4 Conclusion	66
III.A Annexe	69
IV Recalage de nuages de points basé intensité	73
IV.1 Introduction	74
IV.2 Vue d'ensemble	75
IV.2.1 Terminologie et classifications	76
IV.2.2 Algorithme <i>Iterative Closest Point</i> (ICP)	76
IV.2.3 Chaîne de traitement générique du recalage de nuages de points	81
IV.2.4 Progiciels	86
IV.3 Recalage basé intensité	86
IV.3.1 État de l'art	86
IV.3.2 Méthodologie mise en œuvre	92
IV.4 Résultats expérimentaux	99
IV.5 Conclusion	108
V Conclusions et perspectives	109
V.1 Récapitulatif	109
V.2 Contributions	110
V.3 Discussion & perspectives de recherche	112

Chapitre I

Introduction

Plan

I.1	Avant-propos	1
I.1.1	Problématique du travail de recherche	2
I.1.2	Orientation & objectifs	4
I.2	Contexte	5
I.2.1	Projet SUMUM	5
I.2.2	Projet E-Cathédrale	6
I.3	Matériel et données	7
I.3.1	LiDAR	7
I.3.2	Cibles sphériques	9
I.3.3	Nuage de points	11
I.4	Campagnes de numérisation	12
I.4.1	Fondation Vasarely	13
I.4.2	Arbre aux serpents	15
I.5	Structure du document	17

I.1 Avant-propos

L'arpentage, ou la science de la mesure des terres, est une technique datant de l'époque de la construction des premières grandes structures. Les premiers arpenteurs utilisaient des cordes et des plombs comme outils. Tout au long de l'histoire de nombreuses méthodes et de nombreux instruments de mesure ont été développés, jusqu'aux récents télémètres laser à rubis dont l'exploitation a commencé au début des années 1960 pour la télémétrie à grande distance. Aux Etats-Unis, deux chercheurs du *Massachusetts Institute of Technology* (MIT) les ont utilisés pour mesurer la distance entre la Terre et la Lune (Bender et al., 1973). Aujourd'hui les télémètres laser sont d'un coût plus accessible et sont largement utilisés dans

différentes industries.

L'association de la télémétrie laser et du traitement informatique intensif permet, depuis quelques dizaines d'années, le développement d'une nouvelle technologie : le LiDAR (*LIght Detection And Ranging*) télémètre laser à balayage. Les dernières dernier est capable de scanner à 360° au moyen d'un système rotatif. et peut dépasser le million d'impulsions laser par seconde. L'ensemble des points mesurés - un nuage de points - correspond à une carte de distance de l'environnement, dont le système de coordonnées est défini par rapport à la position de la prise de vue. Un exemple de nuage de points mesuré avec un LiDAR à triangulation est présenté dans la [figure I.1](#).

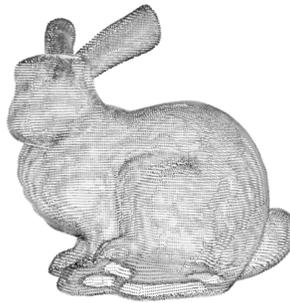


Fig. I.1. Exemple d'un nuage de points simple d'un lapin en plâtre, provenant de [Stanford 3D Scanning Repository](#), teinté en niveaux d'intensité.

Ces dernière années l'évolution de cette technologie a permis sa démocratisation progressive et son utilisation dans de nombreux domaines de recherche. Aujourd'hui, les LiDARs sont un moyen efficace pour numériser un objet, quelle que soit sa taille, en un temps record, et sans contact. Ils sont donc tout à fait adaptés pour la numérisation d'œuvres du patrimoine. Les reconstructions tridimensionnelles obtenues peuvent permettre de garder une trace numérique détaillée d'une œuvre, de fournir une source de documentation ([De Luca, 2006](#)), et potentiellement d'acquérir de nouvelles connaissances.

I.1.1 Problématique du travail de recherche

L'un des problèmes les plus importants rencontrés lors de la reconstruction numérique d'objets à partir des données issues de LiDAR, est lié au processus de recalage des nuages de points les uns par rapport aux autres. Cette opération consiste à trouver la translation et la rotation qui minimise l'erreur entre les zones communes des deux nuages de points. La [figure I.2](#) présente un exemple de recalage de deux nuages de points simples.

Chaque nuage est défini dans un système local de coordonnées. Le recalage a pour objectif de trouver la meilleure transformation qui alignera les nuages dans un système de coordonnées

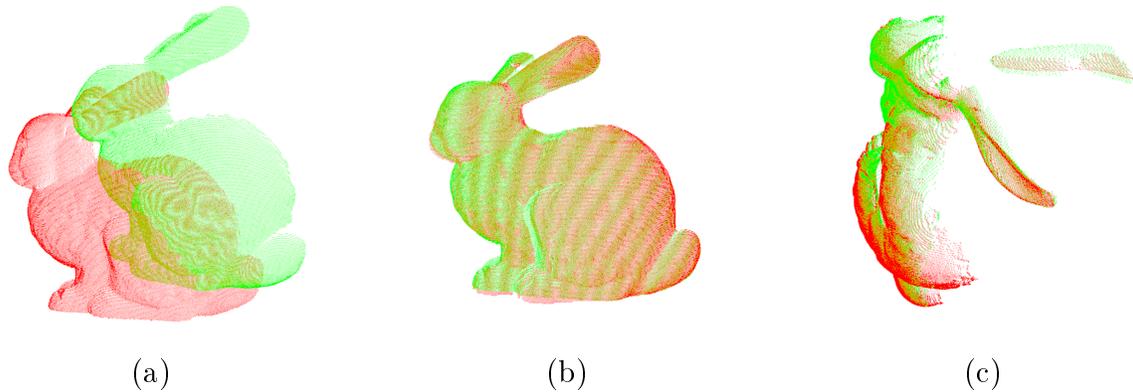


Fig. I.2. Exemple de recalage de deux nuages de points pris à des positions légèrement différentes. (a) Position originale des deux nuages de points. (b) Position des deux nuages de points vus de face, après recalage. (c) Position des deux nuages de points vus du dessus, après recalage.

commun. Ce qui permet de passer d'un nuage de points mesuré à partir d'un point de vue unique, à un modèle 3D où plusieurs points de vue sont combinés.

Les techniques principalement utilisées dans l'industrie demandent à l'utilisateur un temps de traitement important. Ceci est dû à la nécessité de devoir sélectionner manuellement des marqueurs de correspondance (généralement des cibles sphériques installées dans la scène avant la numérisation) entre deux nuages de points consécutifs. Cette étape requiert la majorité du temps nécessaire à l'élaboration d'une reconstruction 3D avec LiDAR, et est source d'erreurs et de frustrations.

Cependant, les dernières générations de LiDAR et de logiciels apportent des améliorations substantielles sur cette opération. Des stratégies innovantes sont utilisées, pouvant permettre le recalage sans utiliser de cibles ou d'opérations manuelles. Par exemple, le nouveau modèle RTC 360 de Leica effectue un pré-recalage des données à l'aide d'une technologie appelée *Visual Inertial System* (VIS). Celle-ci consiste en la combinaison d'une centrale à inertie (*Inertial Measurement Unit* - IMU) et de cinq caméras qui traquent des points caractéristiques dans l'environnement (coins d'immeuble, de fenêtre ou de porte). Le déplacement et la rotation relative sont ainsi estimés d'une prise de mesure à l'autre.

Ce travail, tout d'abord exploratoire, se concentre sur la recherche et le développement de méthodes améliorant et/ou automatisant le processus de recalage. La problématique du recalage, que l'on pourrait considérer au premier abord comme relativement simple, est un domaine de recherche actif depuis au moins 30 ans pour les formes tridimensionnelles (Besl and McKay, 1992), et depuis encore plus longtemps pour le recalage à 2 dimensions (Brown, 1992). La tendance en ce qui concerne le nombre de publications sur le sujet est en croissance continue depuis les années 2000 (Cheng et al., 2018; Pomerleau et al., 2015).

L'étude de la littérature nous permet de constater qu'il n'existe pas de méthode universelle, i.e. applicable à tous les jeux de données et dans toutes les conditions. Un nombre important de méthodes ont été proposées, chacune répondant à un problème particulier sous certaines conditions. L'étape critique du processus de recalage est la détermination d'éléments communs aux différents nuages et leur mise en correspondance. En effet, la détermination de zones identiques d'un nuage à l'autre dépend en grande partie du type d'objet numérisé et n'est pas aisément généralisable.

I.1.2 Orientation & objectifs

Plusieurs pistes ont été envisagées. Nous avons finalement choisi de nous focaliser sur une donnée secondairement mesurée par le LiDAR : l'intensité. Cette information est basée sur l'amplitude de la puissance lumineuse du rayon laser émis par le scanner, après réflexion sur une surface. Certaines de ses propriétés peuvent s'avérer utiles pour la mise en correspondance de nuages de points : son rapport à la nature réfléchissante (la réflectance) des matériaux scannés, et son insensibilité aux sources lumineuses externes. Ainsi, son lien à une information locale invariante d'un point de vue à un autre, et son indépendance aux effets météorologiques et d'éclairage, en font un paramètre discriminant potentiel intéressant.

Cependant, la mesure de l'intensité est peu utilisée dans la littérature pour le recalage. Sa dépendance aux conditions géométriques de prise de vue et à d'autres effets instrumentaux n'en permet pas, en pratique, une exploitation efficace. Une étude et un traitement radiométrique sont nécessaires pour réduire ces dépendances et convertir l'intensité en une donnée invariante d'un nuage à l'autre.

Ainsi, l'intensité corrigée radiométriquement devrait être :

- indépendante au point de vue de la mesure,
- insensible aux sources d'illumination externes (artificielles ou solaires),
- liée aux caractéristiques des matériaux scannés,
- définie pour une longueur d'onde précise (celle du scanner utilisé).

Diverses approches peuvent être employées pour utiliser cette intensité corrigée dans la procédure de recalage. Par exemple, l'intensité peut ajouter des contraintes sur les paires de correspondances sur la base d'une mesure de similarité, ou bien permettre d'éviter certains minima locaux lors de la détermination de la solution.

Dans ce travail de recherche, nous nous concentrons tout d'abord sur l'étude et la correction radiométrique de l'intensité. Puis, nous étudions l'application de l'intensité corrigée dans un processus de recalage. En nous basant sur l'état de l'art de la méthodologie, nous proposons et discutons de méthodes pouvant être utilisées pour cette approche. Au-delà de l'utilisation

de l'intensité corrigée dans le cadre du recalage, celle-ci a le potentiel de pouvoir être utilisée dans beaucoup d'autres applications.

I.2 Contexte

La numérisation d'artéfacts du patrimoine est amenée à prendre de l'importance dans les prochaines années. Les incertitudes politiques et économiques, ainsi que des désastres imprévisibles tels que des tremblements de terre, des incendies, ou toute autre catastrophe naturelle, rendent de plus en plus urgente la nécessité de faire des copies numériques de certains sites culturels. Ces modèles numériques peuvent servir de source de documentation ou d'analyse, et de supports potentiels pour une éventuelle restauration.

Des projets d'envergure sont entrepris depuis quelques années dans cette optique. Ce travail de recherche s'intègre à l'un d'eux : le projet SUMUM (Stratégie de docUmentation MUltiéchelle, multiModale du patrimoine culturel et naturel), qui a pour but d'améliorer les traitements et méthodes numériques autour de la numérisation des objets du patrimoine.

I.2.1 Projet SUMUM

Financé par l'Agence National de la Recherche (ANR), ce projet s'établit sur une période de quatre ans (2017 - 2021) et regroupe différentes équipes de recherche nationales : LE2I (Université de Bourgogne), MIS (Université de Picardie Jules Verne), GREYC (Université de Caen), CICRP / LABCOM. Chacune ayant son propre domaine d'expertise, l'objectif est de réunir leurs compétences autour de cas d'étude communs. Le partage et la fusion a posteriori des données collectées pourraient ainsi permettre le développement de connaissances nouvelles sur la numérisation multi-modale et multi-échelle. De nombreux défis sont inhérents à ces problèmes de recherche : capture, traitement, automatisation des procédés, stockage, diffusion, exploitation.

Plusieurs campagnes de numérisation ont été effectuées, permettant l'obtention de données originales qui ont pu servir de base de travail ([section I.4](#)). Différentes modalités d'imagerie ont été employées : photogrammétrie, LiDAR, *Reflectance Transformation Imaging* (RTI), photographie polychromatique. Chaque modalité d'imagerie possède ses propres spécificités et grandeurs mesurées. Au final, les différentes données acquises peuvent contribuer à la complétion qualitative d'un modèle 3D reconstruit.

Le LiDAR permet l'obtention de nuages de points dont les positions relatives sont précises et à l'échelle de l'objet numérisé. D'autres informations supplémentaires telles que la couleur ou l'intensité sont aussi mesurées. La photogrammétrie, basée sur le principe d'estimation de structure 3D à partir d'images 2D, permet aussi d'obtenir un nuage de points mais à une échelle aléatoire. Le rendu des couleurs est plus fidèle et de plus haute résolution. Enfin le RTI permet d'obtenir une information de réflectance locale précise, qui est fonction de l'angle

Michelangelo Project par Levoy et al. (2001)). Par leur nature exploratoire, ces projets permettent une appréhension des nombreuses technicités nécessaires pour toute numérisation d'envergure.

I.3 Matériel et données

I.3.1 LiDAR

Le LiDAR est un appareil actif de mesure, permettant de mesurer rapidement et efficacement des informations de distance, et donc la géométrie tridimensionnelle d'un objet ou d'un panorama. Cette technique est employée dans un nombre de plus en plus important de domaines : études lithographiques et écologiques, architecture, voiture autonome, pour n'en nommer que quelques-uns (Dong and Chen, 2018; Eitel et al., 2016).

Un LiDAR terrestre commercial standard est composé de plusieurs modules : l'unité de mesure laser (laser émetteur et récepteur, électronique interne de traitement du signal), l'unité de balayage (socle motorisé, miroir oscillant), et l'unité des instruments intégrés (Géolocalisation et Navigation par un Système de Satellites - GNSS, altimètre, boussole). Généralement, les LiDARs sont aussi équipés d'un appareil photographique digital permettant ainsi d'extraire les valeurs de couleur RGB depuis la photographie, dans le but de faire correspondre une valeur de couleur à chaque point (Crombez et al., 2015).

La portée maximale varie selon les modèles, entre 50 m et 300 m. Contrairement à un radar ou à un sonar, l'utilisation d'un laser fait que la divergence du rayon à longue distance n'est que de quelques millièmes de degrés. Ce qui assure une précision beaucoup plus importante, malgré une portée maximale de mesure plus faible. La divergence du rayonnement des LiDARs est de quelques centimètres à une distance de 100 m, tandis qu'elle est de plusieurs mètres pour les radars à 100 m.

Il existe trois principes de mesure de la distance par LiDAR :

- Temps de vol (*Time of Flight* - ToF).
- Par différence de phase (*Phase-shift*).
- Par triangulation.

Nous n'aborderons pas ici la mesure de distance par triangulation, celle-ci étant moins employée pour la mesure par laser terrestre. La [figure I.4](#) expose un schéma simplifié de principe de mesure par temps de vol et par différence de phase. Pour la mesure par temps de vol, l'appareil mesure le temps pris par une impulsion lumineuse pour faire un aller-retour, et calcule la distance en multipliant ce temps de trajet par la vitesse de la lumière. La mesure par différence de phase détermine le temps d'aller-retour par le décalage de la modulation en fréquence entre le rayon continuellement émis et le rayon mesuré après réflexion.

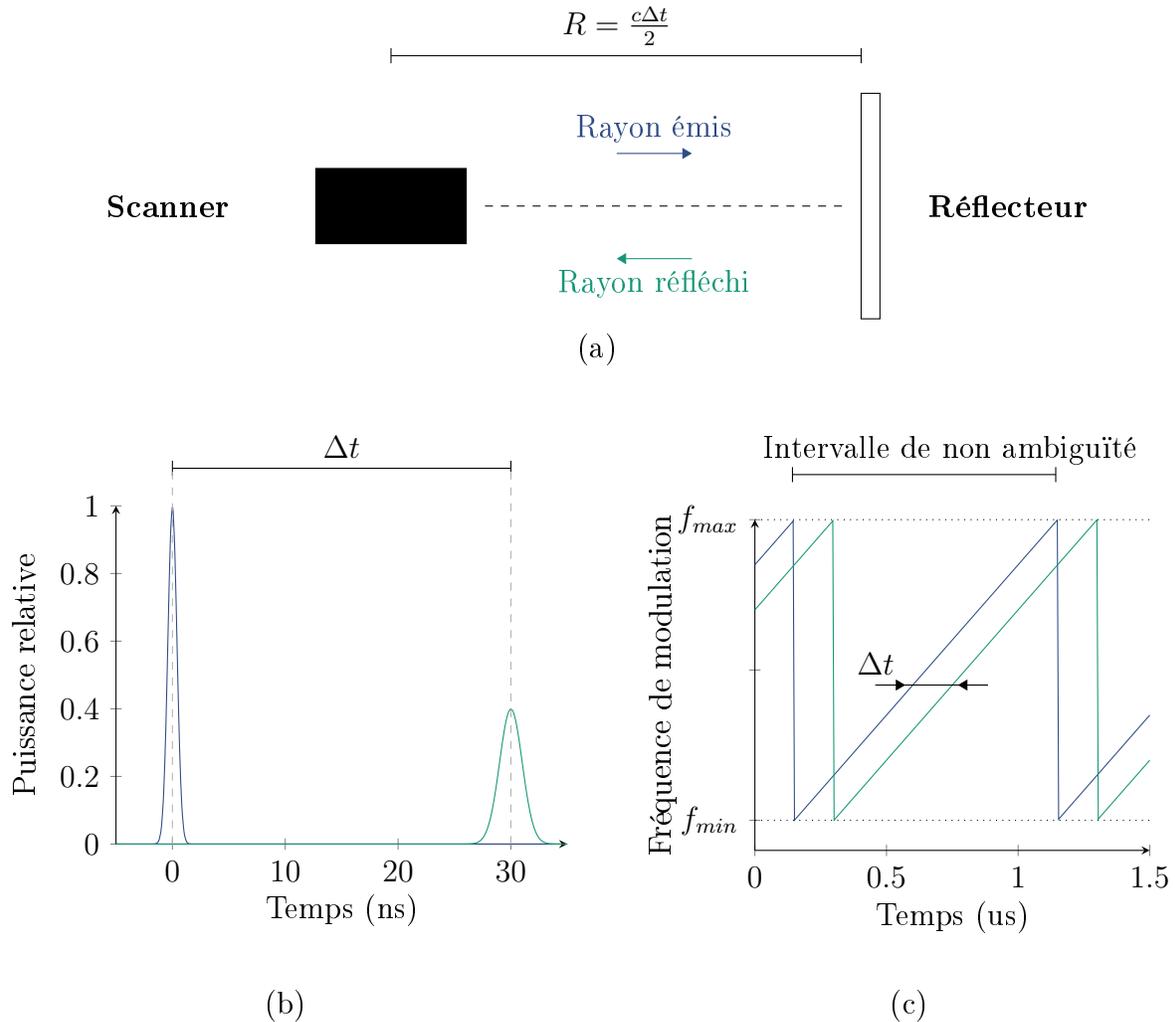


Fig. I.4. Schéma de principe de la mesure du LiDAR. t correspond au temps entre l'impulsion émise et l'impulsion réfléchie mesurée, c correspond à la vitesse de la lumière dans le vide, et R la distance entre le scanner et le réflecteur. (a) Schéma général de la mesure par LiDAR. (b) Principe de mesure par temps de vol. (c) Principe de mesure par différence de phase.

Les LiDARs émettent un laser réglé sur une longueur d'onde précise. Lorsqu'il n'y a qu'une seule longueur d'onde, le LiDAR est dit monochromatique. Depuis peu, de nouveaux modèles commencent à apparaître proposant plusieurs gammes de fréquence de mesure ; on parle alors de LiDAR multi-spectral. Les longueurs d'onde les plus courantes sont : la région bleu-verte (500 nm), le proche infrarouge (900/1000 nm), et l'infrarouge intermédiaire (1500 nm). Chaque fréquence a ses avantages et ses inconvénients. Par exemple, l'eau est plus visible dans la région bleu-verte, la végétation et la canopée dans l'infrarouge proche, et le sol dans l'infrarouge intermédiaire. À énergie égale, plus haute est la fréquence et moins l'onde pénètre dans un matériau.

Certains scanners ont des capacités que l'on nomme "multi-écho". Une impulsion laser émise est capable de revenir au capteur plusieurs fois de suite donnant lieu à plusieurs retours mesurés que l'on nomme échos. L'énergie de l'impulsion est divisée en autant d'échos que de surfaces de réflexion non opaques rencontrées lors de son déplacement (e.g. végétation).

Le LiDAR que nous avons utilisé est un FARO Focus 3D 120 (figure I.5). C'est un modèle monostatique (l'émetteur et le récepteur ne sont pas séparés), à mesure par différence de phase, et à un seul écho. La portée de mesure est de 120 m et la longueur d'onde de 905 nm.



Portée	0,6 m - 120 m
Intervalle de non ambiguïté	153,49 m
Puissance du laser	20 mW
Longueur d'onde	905 nm
Divergence du rayon	0,19 mrad (0,011°)
Diamètre du rayon à la sortie	3,0 mm

Fig. I.5. Photo et spécifications techniques du scanner LiDAR FARO Focus 3D 120 utilisé durant les campagnes de numérisation.

I.3.2 Cibles sphériques

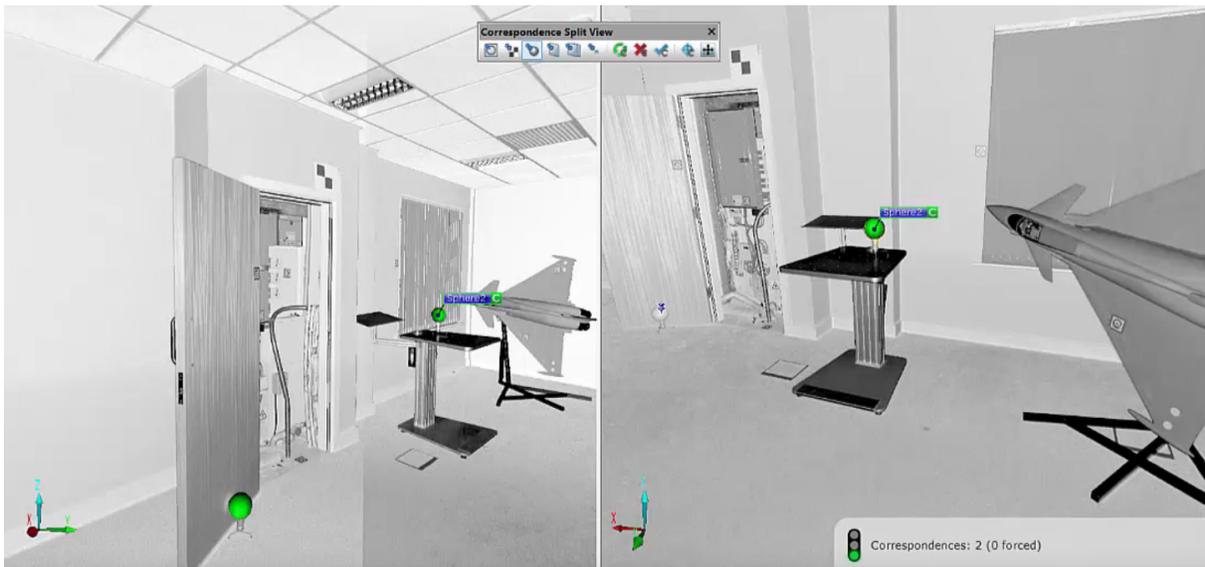
Disposées dans la scène avant la numérisation, elles permettent d'assurer la présence de formes communes et facilement identifiables d'un nuage à un autre, dans l'objectif de leur utilisation pour le recalage. Idéalement, ces sphères doivent être disposées sur des plans non alignés afin de contraindre les 6 degrés de liberté du recalage. D'autres cibles peuvent être utilisées dans ce but, e.g. damier, mais sont plus difficile à identifier dans la scène.

Ces cibles sont habituellement utilisées pour le recalage dit basé cible (figure I.6). La détection des sphères dans les nuages de points peut se faire manuellement, l'opérateur doit alors identifier les cibles une à une. Ou cela peut être fait automatiquement par certains logiciels.

Les logiciels vérifient ensuite les identifications et leurs cohérences, et gèrent le processus de recalage subséquent. Ce procédé est efficace lorsque les sphères sont bien disposées et lorsqu'il y a relativement peu de scans à recalier. Dans le cas contraire, des erreurs peuvent rapidement survenir et entraîner des complications.



(a)



(b)

Fig. I.6. (a) Cible sphérique habituellement utilisée pour le recalage basé cible. (b) Identification des cibles sphériques dans deux nuages de points sur le logiciel Faro SCENE.

I.3.3 Nuage de points

Un nuage de points est caractérisé par un ensemble de points. Chaque point est référencé par ses coordonnées cartésiennes définies dans un repère orthonormé propre au nuage. Ce repère est généralement centré sur la position du LiDAR pendant la mesure. Chacun des points peut posséder d'autres attributs telles que sa normale, sa courbure, sa colorimétrie et son opacité.

Formellement, pour un nuage \mathcal{P} composé de n points définis par $\mathcal{P} = \{P_i; |; i = 1, 2 \dots n\}$, chaque point P_i est défini par ses coordonnées cartésiennes dans le repère du nuage $P_i = (P_{i1}, P_{i2}, P_{i3})$. Si on note $(P_{i4}, P_{i5}, \dots, P_{ir})$ les $r - 3$ attributs du point i , alors le nuage peut être écrit comme une matrice réelle de n lignes et de r colonnes. Celle-ci peut s'écrire sous la forme :

$$P = \begin{bmatrix} P_{11} & P_{12} & P_{13} & P_{14} & P_{15} & \dots & P_{1r} \\ P_{21} & P_{22} & P_{23} & P_{24} & P_{25} & \dots & P_{2r} \\ & \vdots & & & \vdots & & \\ P_{n1} & P_{n2} & P_{n3} & P_{n4} & P_{n5} & \dots & P_{nr} \end{bmatrix} \quad (\text{I.1})$$

Les informations complémentaires contenues dans les attributs peuvent être par exemple une intensité (champ scalaire entre 0 et 1), un niveau de couleur de type RGB, les coordonnées des vecteurs de la normale ou de la tangente à la surface scannée en ce point.

Ces matrices sont stockées dans des fichiers. Il existe plusieurs formats de fichiers : PLY, CSV, PCD, PTX, PTS. Chaque format peut ou non être accompagné de métadonnées (version, taille, dimensions, matrice de transformation). Celles-ci se présentent sous la forme d'un ou de plusieurs en-têtes.

Comme tout système de mesure, les données issues de LiDAR comportent des inexactitudes ou des effets indésirables. La [figure I.7](#) en présente quelques-uns.

- **Densité non uniforme de points** : Typiquement, la plupart des modèles de LiDAR utilisent une résolution angulaire fixe. Les nuages de points ainsi produits possèdent une forte densité de points à courte distance et une plus faible densité à longue distance.
- **Bruit** : Bien que la précision soit d'ordre millimétrique, diverses sources de bruit peuvent perturber la mesure (surfaces trop réfléchissantes, bruit intrinsèque du capteur, erreur de quantification de la distance) et provoquer des distributions de points aléatoirement répartis autour de la surface réelle.
- **Présence d'outliers** : les *outliers* - ou points aberrants - sont des points distants de la surface réelle qui peuvent survenir par exemple lors d'une mesure chevauchant deux surfaces dont les distances sont différentes, ou lors de réflexions additionnelles sur des surfaces voisines.

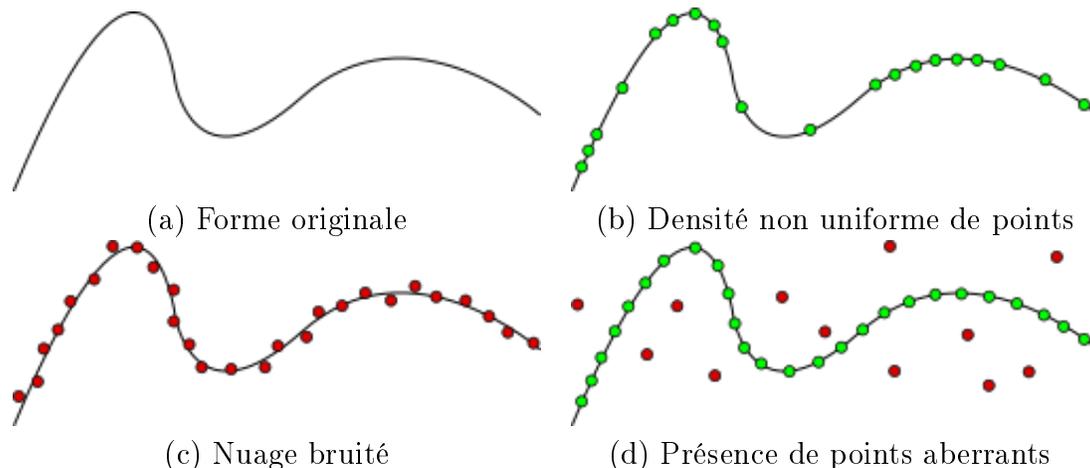


Fig. I.7. Différents effets indésirables couramment observés dans les nuages de points.

Les nuages de points sont extraits des fichiers bruts sous format FLS (binaire), en fichiers sous format PTS (ASCII). Avec notre modèle de LiDAR, les données se composent des coordonnées cartésiennes, de l'information d'intensité et optionnellement de la couleur. Les attributs supplémentaires telles que la normale ou la courbure des points doivent ensuite être inférés à partir des données géométriques.

I.4 Campagnes de numérisation

La rencontre entre les technologies numériques et les besoins en étude/conservation des patrimoines culturels constitue pour les technologies de numérisation de nouveaux défis et domaines de validation. De même, pour les acteurs du patrimoine, de nouvelles formes d'appréhension et de valorisation leur sont accessibles. Le projet SUMUM s'appuie sur les besoins de ces utilisateurs finaux et de ce fait, pour sa validation, il s'articule autour de plusieurs cas d'étude.

Deux campagnes de numérisation ont été effectuées par l'auteur avec l'ensemble des équipes de recherche du projet. La première a été effectuée à la Fondation Vasarely (Aix-en-Provence), sur différentes œuvres avant leur restauration. La seconde, sur une sculpture de Niki de Saint-Phalle, *L'Arbre aux serpents* (Angers), après une phase de restauration. L'objectif de ces deux campagnes est de garder une trace numérique des œuvres avant et après restauration, de récolter différentes modalités d'imagerie, et d'obtenir des jeux de données en conditions réelles.

La durée de ce type de campagne dépend essentiellement de la surface et de la géométrie de l'objet à numériser. Par exemple, une statue doit être mesurée sous le plus d'angles possible pour capturer au mieux les différentes faces et réduire les occultations. Bien que pour les

numérisations décrites ci-dessous quelques jours seulement ont suffi, pour un artéfact de plus grande échelle (e.g. musée, cathédrale) une semaine, voire des mois, peuvent être nécessaires.

I.4.1 Fondation Vasarely

La Fondation Vasarely est un musée architectonique (mêlant art et architecture) construit entre 1971 et 1976. Le bâtiment est constitué de pièces hexagonales juxtaposées (alvéoles) (figure I.8), où différentes œuvres sont exposées sur chaque face. Des expositions permanentes et temporaires y sont proposées, présentant notamment certains ouvrages de l'artiste contemporain fondateur Victor Vasarely (1906-1997).

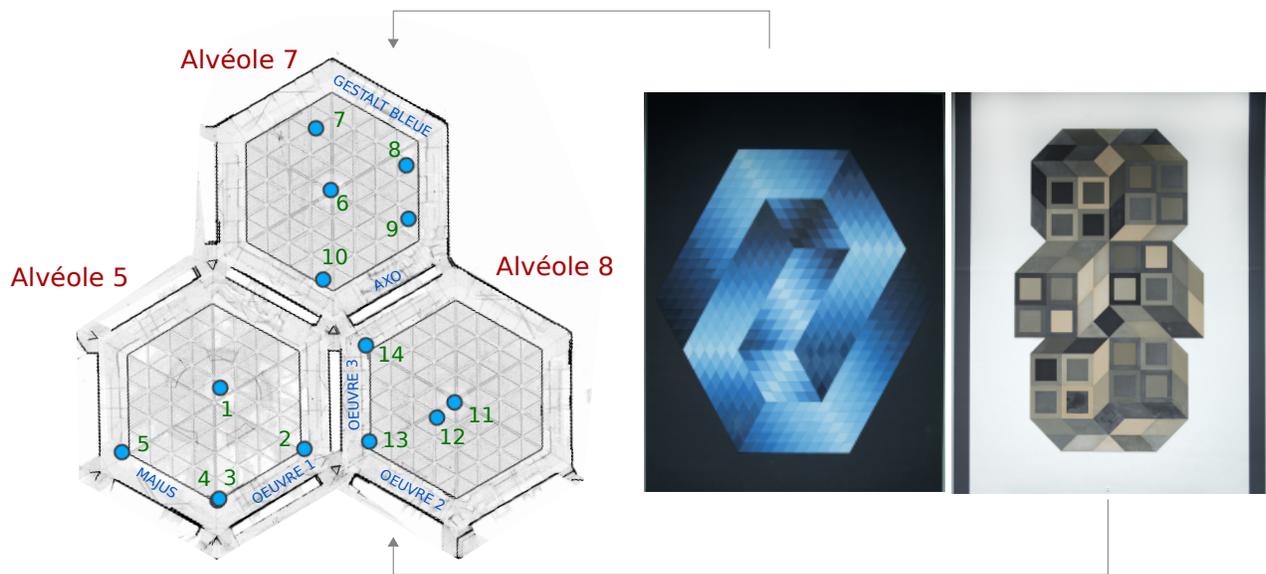


Fig. I.8. Photographie de l'alvéole centrale, prise lors de la campagne de numérisation d'œuvres à la Fondation Vasarely (Aix-en-provence, France).

La plupart de ces œuvres sont facilement accessibles du fait de leur faible hauteur et de l'absence de barrières protectrices. Au fil du temps, des dégradations de matière et de couleur ont été occasionnées. Pour y remédier, un chantier de conservation-restauration a été prévu. La campagne de numérisation a eu lieu avant ce chantier, en juin 2018, et s'est étalée sur deux jours. La carte des positions de prises de vue, les informations sur les données obtenues, ainsi que deux exemples de ces œuvres sont présentés dans la figure I.9.

Les prises de vue ont été effectuées par l'ingénieur de recherche Thibaut POTIN et l'auteur. La carte de numérisation exposée est extraite du logiciel Faro SCENE, après recalage des nuages de points des alvéoles. L'ensemble des nuages de points récoltés (en format ASCII) a une taille de 52Go pour 560 millions de points, après traitement des fichiers bruts (initialement

sous forme binaire). Deux jours ont été nécessaires pour effectuer le recalage complet, sur le logiciel Faro SCENE.



Numéro	Nom	Taille format AS-CII (Go)	Nombre de points (millions)
1	Alvéole 5	2.19	39
2	Œuvre 1	5.52	99
3	Œuvre 1	6.69	124
4	Majus	5.61	105
5	Majus	5.47	99
6	Alvéole 7	2.42	44
7	Gestalt Bleue	5.54	69
8	Gestalt Bleue	4.30	49
9	AXO	4.30	49
10	AXO	3.79	88
11	Alvéole 8	2.36	43
12	Œuvre 2	4.96	94
13	Œuvre 3	8.08	151
14	Œuvre 3	5.58	102

Fig. I.9. Carte des positions des mesures par LiDAR lors de la campagne de numérisation à la Fondation Vasarely. Les positions des prises de vue sont représentées par les points bleus sur la carte. Deux exemples d'œuvres numérisées sont exposés : l'Œuvre 2 et la Gestalt bleue.

I.4.2 Arbre aux serpents

Le second site que nous avons numérisé est une grande sculpture de Niki de Saint-Phalle, l'Arbre aux serpents (figure I.10). Réalisée en 1992, l'œuvre est exposée en plein air depuis 2005 dans la cour extérieure du musée des Beaux-Arts d'Angers. Cette sculpture polychrome en résine polyester a une morphologie complexe, et sa taille est de 3,75 m avec le socle.



(a)



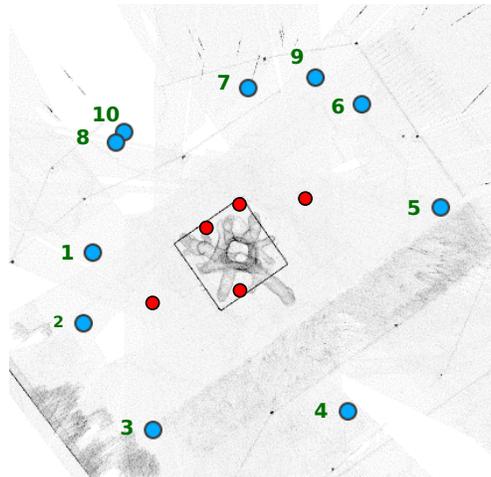
(b)

Fig. I.10. Photographies prises lors de la campagne de numérisation de l'Arbre aux serpents, Niki de Saint-Phalle, Angers, France. (a) Photo de face prise en fin de journée, deux cibles sphériques servant au recalage sont visibles. (b) Photos prises en plein jour. On peut observer la forte spécularité de la réflexion de la lumière sur le vernis de la sculpture après restauration.

La proximité du public, les dégradations liées à la pollution et les intempéries ont rendu nécessaire une restauration de l'œuvre. Un chantier a été tenu fin 2016 afin de restaurer la polychromie d'origine et la rendre plus résistante. La campagne de numérisation a eu lieu

quelques temps après, pendant l'été 2018, et n'a pris qu'une journée. Le vernis appliqué sur les surfaces montre une forte spécularité de la lumière (figure I.10), pouvant provoquer des problèmes de mesure lorsque l'angle d'incidence est, soit trop important (absence de rétrodiffusion), soit trop proche de la normale (saturation du capteur).

La carte de position des prises de vue, ainsi que les informations sur les données obtenues sont présentées dans la figure I.11. Le nombre total de points des numérisations est de 379 millions, pour un temps de numérisation de 8h. Après traitement des fichiers bruts, le poids total des nuages de points (en format ASCII) est de 21Go. Là aussi, deux jours ont été nécessaires pour effectuer le recalage complet sur le logiciel Faro SCENE.



Numéro	Taille format ASCII (Go)	Nombre de points (millions)
1	2.70	48
2	2.08	38
3	1.33	24
4	1.30	23
5	2.61	46
6	1.89	33
7	2.06	36
8	1.12	20
9	3.18	56
10	2.95	52

Fig. I.11. Carte des positions des mesures par LiDAR lors de la campagne de numérisation de l'Arbre aux serpents. Les positions de prises de vue sont représentées par les points bleus sur la carte. Les emplacements des cibles sphériques utilisées pour le recalage sont représentés par les points rouges.

I.5 Structure du document

Dans le présent chapitre, nous avons évoqué le contexte dans lequel se situe ce travail de recherche, des campagnes de relevés de données, et des bases concernant la mesure par LiDAR. Le [Chapitre II](#) est dédié à l'étude et à la description des phénomènes entrant en jeu lors de la mesure de l'intensité. Puis, nous portons notre attention sur la correction et la calibration radiométrique de cette information d'intensité dans le [Chapitre III](#). L'apport de l'intensité calibrée dans le processus de recalage de nuages de points 3D sera discuté dans le [Chapitre IV](#). Enfin, nous concluons dans le [Chapitre V](#) sur l'ensemble des méthodes vues dans le présent document. Nous y résumons les résultats obtenus, ainsi que les développements et les contributions proposées.

Au sein de chacun de ces chapitres une introduction présente et définit la problématique étudiée. En nous basant sur un état de l'art du sujet, nous discutons ensuite des différentes approches existantes, et de celles que nous nous proposons comme pistes d'amélioration. Nous exposons les plans d'expériences, les moyens utilisés et les résultats obtenus. Enfin, une conclusion résume les contributions apportées et les propositions pour de futures pistes de recherche.

Chapitre II

Étude de l'intensité issue du LiDAR

Plan

II.1	Introduction	18
II.2	Les phénomènes en jeu	19
II.3	Bases théoriques	22
II.3.1	Réfectance	22
II.3.2	Modélisation théorique	23
II.3.3	Réfectivité des surfaces	26
II.3.4	Mesure de l'intensité avec un LiDAR	27
II.3.5	Angle d'incidence	28
II.4	Conclusion	29

II.1 Introduction

Lors d'une acquisition par LiDAR, une donnée qualifiée fréquemment d'intensité est mesurée en même temps que les coordonnées spatiales en chaque point. Elle est basée sur un signal électronique obtenu, après différents traitements, à partir du flux optique réfléchi par la surface scannée.

Cette information n'est pas très utile telle quelle. Cela du fait de dépendances aux paramètres géométriques et physiques inhérentes au processus de scan, et du fait d'autres modifications causées par les conditions de mesure et par l'instrumentation. Malgré cela, cette information d'intensité possède un fort potentiel d'utilisation en raison de sa capacité discriminante lié à la réflectance de la surface ciblée. La recherche fournit depuis quelques années des efforts pour essayer de transformer cette valeur en une information pratique qui peut apporter de nouvelles applications qualitatives et quantitatives.

Dans ce chapitre, nous étudions la nature radiométrique de cette information d'intensité et les différents effets pouvant affecter ce signal. Nous discutons du contexte théorique et des phénomènes physiques en jeu lors de l'acquisition de l'intensité issue du LiDAR (section II.3).

II.2 Les phénomènes physiques et instrumentaux en jeu

La valeur de l'intensité est basée sur la mesure de la puissance du signal électronique qui est obtenue par la conversion et l'amplification de la puissance optique du signal retourné après réflexion sur une surface. La mesure de l'intensité est d'abord et avant tout un moyen de contrôler la qualité de l'information de distance. En effet, l'électronique du scanner n'est pas originellement conçue pour la mesure de l'intensité, mais pour l'optimisation de la détermination et de la précision de l'information de distance. Des erreurs de précision de distance peuvent être associées à des valeurs d'intensité trop faibles (Arianna and Teza, 2008).

C'est pourquoi la plupart des fabricants de LiDAR ajoutent des modificateurs du signal d'intensité dans le processus de traitement du signal de mesure. En particulier, un amplificateur pour les signaux faibles, un gain automatique de contrôle, et un réducteur pour les courtes distances ont été identifiés sur certains modèles de LiDAR (Coren and Sterzai, 2006; Fang et al., 2014; Kaasalainen et al., 2009a; Kashani et al., 2015). L'existence de ces traitements internes n'est généralement pas spécifiée. Ces effets font que l'intensité reste une grandeur non documentée, non standardisée et fortement dépendante du modèle de scanner.

Nous limitons notre étude aux LiDARs monochromatiques appliqués à la mesure par scanner laser terrestre (*Terrestrial laser Scanning* - TLS). Des méthodes de correction de l'intensité ont été présentées pour d'autres modalités de télémétrie laser. Cependant, certains paramètres ne sont pas du même ordre de grandeur que les mesures TLS qui sont statiques, de haute densité, et à relativement courte distance. Par exemple, en mesure par scanner aéroporté (*Airborne Laser Scanning* - ALS), les distances de prise de vue sont de l'ordre du millier de mètres, tandis que pour la mesure par TLS les distances se situent majoritairement entre 1 m et 150 m. Aussi, en TLS, la majorité des appareils commerciaux ne permettent pas de prendre plus d'un écho, et sont constitués le plus souvent de systèmes de capteurs coaxiaux et monostatiques. La longueur d'onde de ces appareils de mesure est le plus souvent située dans le vert (530 nm) ou dans la bande infrarouge proche (700 à 2000 nm).

Alors que l'information spatiale est directement utilisable, c'est-à-dire directement convertie en coordonnées cartésiennes depuis les coordonnées sphériques, l'intensité a besoin d'une étape de traitement préliminaire. La dépendance aux paramètres géométriques et aux effets non-linéaires de modification du signal font que l'intensité varie fortement pour une même surface homogène, spécifiquement à courte distance. Cet effet est particulièrement notable pour deux scans d'une même surface pris à différentes positions. Une calibration radiométrique permettant de rendre l'intensité indépendante de ces facteurs pourrait permettre de tirer avantage de ce produit dérivé de la mesure par LiDAR.

La réflectance, ou facteur de réflexion, correspond à la proportion du rayon réfléchi (puissance optique) par la matière d'une surface. C'est une caractéristique dépendante de nombreux paramètres et intrinsèquement liée à la nature de l'objet scanné, e.g., couleur, rugosité, humidité, propriété de matière. L'effet de ces propriétés sur la réflexion du laser du LiDAR varie selon la longueur d'onde utilisée. Mais l'intensité brute et la réflectance ne sont ni égales, ni proportionnelles. Des sources potentielles d'altération et de perturbation du signal peuvent varier à la fois en nature et en amplitude, et sont complexes à quantifier précisément. La plupart d'entre elles sont systématiques, comme pour l'instrumentation optique et électronique, mais d'autres dépendent des paramètres géométriques de mesure.

Selon la littérature (Kaasalainen et al., 2011; Kukko et al., 2008; Jutzi and Gross, 2009), les deux variables les plus importantes à considérer sont la distance entre la surface cible et l'origine de l'émission du scanner et l'angle d'incidence, c'est-à-dire l'angle entre le rayon laser et la normale à la surface scannée au point considéré. L'ensemble de ces modificateurs est confondu dans les données finales obtenues. Par exemple, la variation selon la distance est causée à la fois par la dispersion naturelle de la lumière dans l'espace mais aussi par l'électronique du scanner. La [figure II.1](#) montre la variation de l'intensité brute, aux côtés de la variation des distances et des angles d'incidence.

L'objectif de la correction radiométrique consiste à convertir l'intensité brute en paramètre lié à une caractéristique unique de la surface cible : la réflectance. Celle-ci correspond à la proportion de lumière réfléchie par la surface d'un matériau dans des conditions de mesure idéales et reproductibles. Une réflectance estimée au plus près de la valeur réelle - appelée réflectance absolue - peut uniquement être extraite avec un contrôle total de tous les phénomènes affectant l'intensité. Cependant, en tant que système industriel complexe, les scanners LiDAR sont des boîtes noires, empêchant la connaissance approfondie des variables et des traitements internes. Dès lors, seule une réflectance relative - appelée pseudo-réflectance - peut être obtenue.

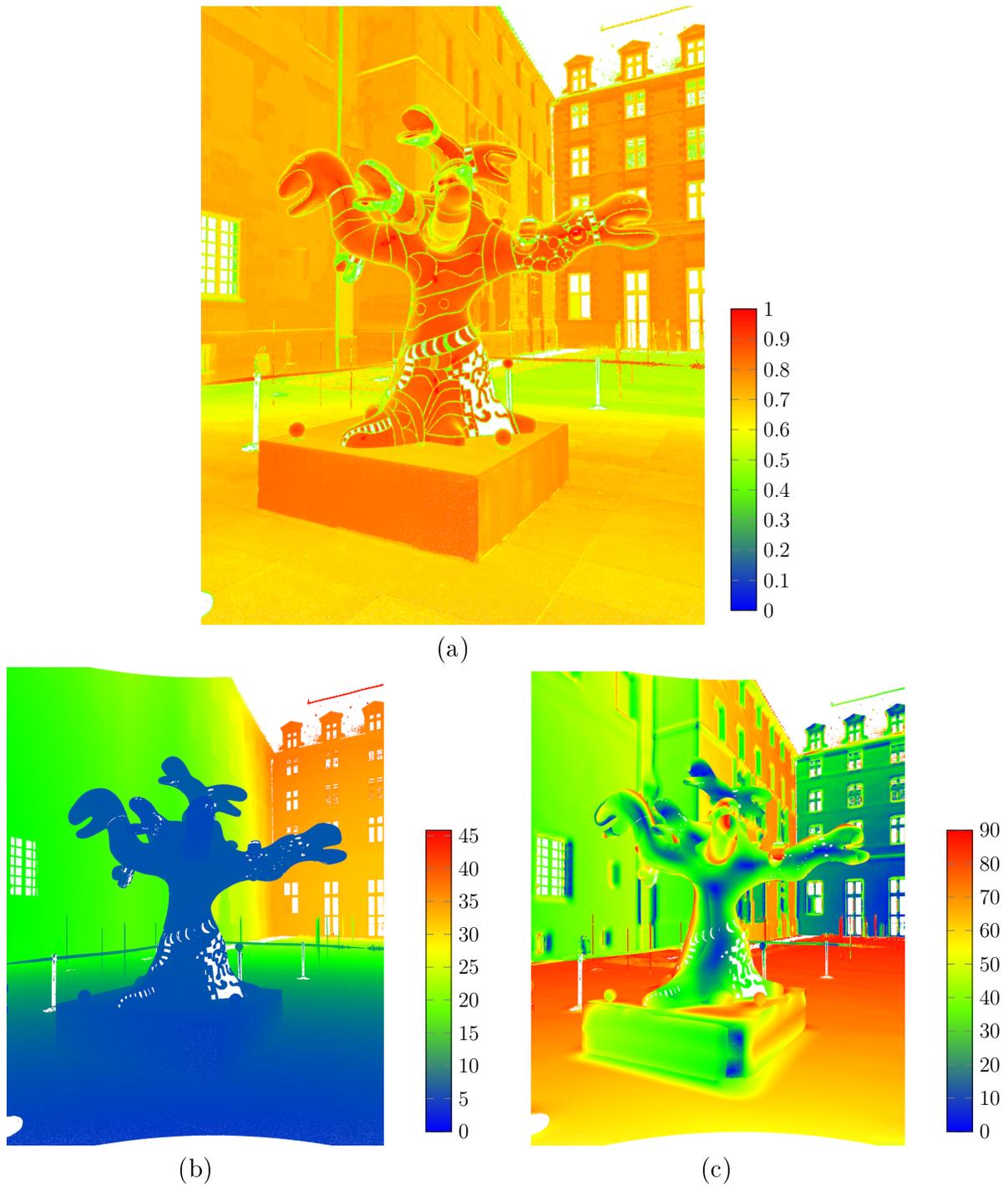


Fig. II.1. Étude de cas sur un nuage de l'Arbre aux serpents de Niki de Saint Phalle. Les colorisations en fausses couleurs correspondent à (a) l'intensité brute issue du capteur sans post-traitements, (b) à la distance entre les points et l'origine du scanner en mètre, et (c) de l'angle d'incidence en degré. Les variations de l'intensité pour des surfaces de composition homogène mais avec des angles et des distances différents (sol, socle de la statue, murs du bâtiment) sont facilement observables.

II.3 Bases théoriques

II.3.1 Réflectance

Durant le processus de numérisation, un rayon est émis à une longueur d'onde précise. Il se diffuse dans l'air jusqu'à un obstacle, où une interaction prend place et donne lieu à un rayon réfléchi. Dans le cas de la télédétection basée laser, la radiation du rayon réfléchi n'est mesurée que dans une seule direction au lieu de l'entière hémisphère de la réflexion, i.e. la puissance optique mesurée est une portion directionnelle de l'ensemble de la puissance réfléchie. La plus précise décomposition de ce phénomène est la réflectivité bidirectionnelle (*Bidirectional Reflection Distribution Factor* - BRDF) :

$$BRDF = \frac{\text{differential radiance}}{\text{differential irradiance}} \quad (\text{II.1})$$

La réflectance ρ est définie, pour une longueur d'onde donnée, comme étant le rapport entre le flux lumineux réfléchi (puissance optique) et le flux lumineux incident. Plusieurs définitions existent en fonction de la collimation de la radiation considérée (figure II.2). Dans le cas du scanner laser terrestre, nous parlons plus spécifiquement de réflectance bi-conique, ou de réflectance directionnelle-conique si le rayon laser est considéré infiniment fin sans extensions latérales.

Une surface lambertienne réfléchit la radiance uniformément dans toutes les directions. Sa BRDF est égale à ρ_L/π , où ρ_L est la réflectance de la surface sous condition lambertienne. Ainsi la réflectance d'une surface lambertienne ne dépend ni de la direction d'incidence ni du point de vue du récepteur.

La BRDF est un ratio de quantités infinitésimales. C'est une dérivée avec des valeurs instantanées qui ne peuvent pas être mesurées directement. Toutes les quantités mesurables intervenant dans la BRDF sont mesurées sous un certain angle solide d'observation et d'illumination, conique ou hémisphérique. De même, les valeurs de réflectance sont obtenues à partir d'une moyenne spatiale sur toute la surface illuminée.

Diverses méthodes existent pour mesurer plus ou moins précisément la réflectance d'une surface. Les sphères intégrantes sont l'une de ces méthodes, particulièrement pour la mesure de réflectance sur des surfaces de faible dimension ou sur des échantillons de matière. Ces sphères ont un revêtement intérieur qui possède une diffusivité parfaite et une surface hautement réfléchive. Ces propriétés et la forme sphérique assurent une distribution homogène de tout flux lumineux piégé à l'intérieur par les multiples réflexions sur la surface du revêtement. Ainsi l'intensité à n'importe quel endroit de la surface intérieure est proportionnelle au flux réfléchi (Gindele et al., 1985).

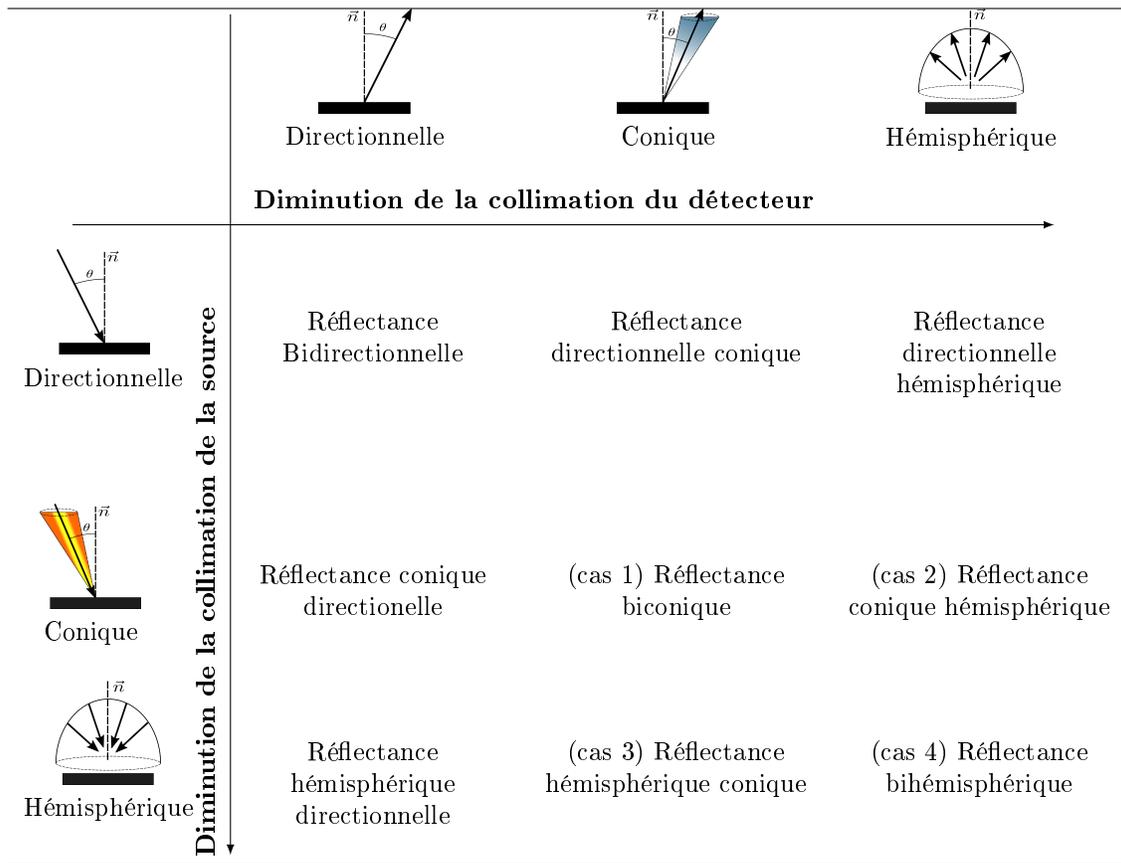


Fig. II.2. Nomenclature de Nicodemus et al. (1977). Les cas 1 à 4 correspondent aux quantités mesurables. Les autres cas indiquent des quantités qui ne peuvent pas être mesurées directement.

II.3.2 Modélisation théorique

Revenons au cas de la réflexion monostatique (figure II.3), correspondant au comportement radiométrique simplifié du LiDAR. Nous notons ϕ_i la puissance (en watt) du signal émis en O , et ϕ_r le signal reçu par le détecteur après réflexion sur une surface en M . R est la distance entre le capteur et la cible, α est l'angle d'incidence entre le rayon laser émis et la direction de la normale \vec{n} de la surface ciblée. η_{atm} , η_{rough} correspondent à des facteurs de transmission, respectivement de l'atmosphère et de la rugosité de surface. La table II.1 résume les notations utilisées dans ce chapitre et dans la thèse.

Le cas monostatique directionnel-conique a été étudié dans un travail antérieur du point de vue purement optique (Bretagne et al., 2018), avec les hypothèses suivantes :

- le rayon laser peut être considéré comme infiniment fin sans extensions latérales,
- le rayon laser, émis à la puissance ϕ_i , est complètement intercepté par la cible,

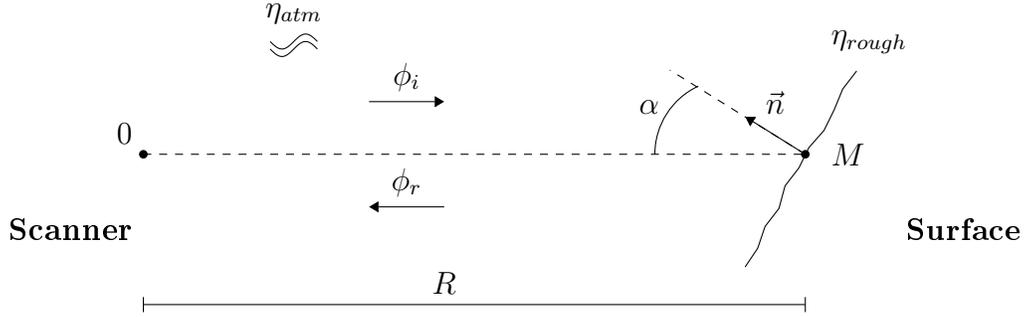


Fig. II.3. Schéma de principe de la modélisation théorique du cas de la réflexion monostatique.

- la cible est considérée comme étant un réflecteur lambertien.

La surface optique du récepteur est un disque de diamètre D . Si la cible n'est pas assez lisse, les multiples réflexions autour du point d'impact peuvent causer un changement de la valeur de la puissance élémentaire reçue par le récepteur. η_{rough} est le coefficient en lien avec ce phénomène. Après calculs, la puissance reçue ϕ_r est :

$$\phi_r = \frac{2 \eta_{sys} \eta_{atm} \eta_{rough} \eta \phi_i}{3} \cos^2 \alpha (1 - \cos^3 \theta_{max}) \quad (\text{II.2})$$

où $\theta_{max} = \arctan(D/2R)$, η_{sys} est le facteur de transmission du système, η_{atm} le facteur de transmission atmosphérique, et $(1 - \eta)$ le coefficient d'absorption au point considéré pour une longueur d'onde spécifique λ . Le lecteur intéressé pourra se référer à l'article (Bretagne et al., 2018) pour le détail de la démonstration.

Les scanners laser fonctionnent sur le même principe physique que les radars à micro-ondes, mais à une longueur d'onde plus courte (Richmond et al., 2010; Jelalian, 1992; Höfle and Pfeifer, 2007). Selon l'équation du radar, le cas monostatique du LiDAR satisfait :

$$\phi_r(t) = \phi_i \left(t - \frac{2R}{c} \right) \frac{D^2}{4\pi R^4 \beta^2} \eta_{sys} \eta_{atm} \sigma \quad (\text{II.3})$$

où β est la largeur du rayon laser, et σ la surface équivalente radar de la cible. La grandeur σ varie selon la forme de l'objet cible et peut devenir très complexe à calculer pour des formes non simples. Cependant l'équation (II.3) ne permet pas de prédire le comportement des radars avec précision.

L'équation (II.3) est équivalente, sous condition lambertienne et avec un réflecteur étendu, à l'équation du radar monostatique simplifiée appliquée aux LiDARs (Jelalian, 1992) :

$$\phi_r = \phi_i \rho_L \eta_{sys} \eta_{atm} \frac{D^2 \cos \alpha}{4R^2} \quad (\text{II.4})$$

Table II.1

Notations utilisées pour la description des interactions rayon/cible pour les LiDARs monostatiques.

Symboles	
λ	Longueur d'onde (m)
ϕ	Flux lumineux (W)
α	Angle d'incidence entre le rayon laser émis et la normale de la surface ciblée (rad)
R	Distance entre le capteur et la cible (m)
I	Mesure de la puissance du signal électrique obtenue par la conversion et l'amplification de la puissance optique réfléchie
ρ	Réflectance spectrale (sans dimension)
τ	Rugosité de surface (sans dimension)
β	Largeur du rayon laser (m)
η_{sys}	Facteur de transmission du système (sans dimension)
η_{atm}	Facteur de transmission atmosphérique (sans dimension)
η_{rough}	Facteur de transmission lié à la rugosité de la surface (sans dimension)
$(1 - \eta)$	Coefficient d'absorption de la cible pour une longueur d'onde spécifique (sans dimension)
σ	Surface équivalente radar ou section efficace radar (m ²)
D	Diamètre d'ouverture du récepteur (m)
θ	Divergence du rayon laser (rad)
$BRDF$	<i>Bidirectional Reflection Distribution Factor</i> (sans dimension)
BRF	<i>Bidirectional Reflectance-distribution Factor</i> (sans dimension)
Indices	
i	Incident
r	Réfléchi
L	Sous condition lambertienne
raw	Relatif à l'intensité brute
cal	Relatif à la cible de calibration
cor	Relatif à l'intensité corrigée
lin	Relatif à l'intensité linéarisée

Le détail des calculs des équations [équation \(II.3\)](#) et [équation \(II.4\)](#) peut être trouvé dans les références ([Höfle and Pfeifer, 2007](#); [Jelalian, 1992](#)). L'[équation \(II.4\)](#) représente uniquement la puissance moyenne retournée après réflexion sur une surface modélisée par une cible simplifiée ([Steinvall, 2000](#)).

Concernant le facteur atmosphérique, pour une propagation horizontale, la force de l'atténuation varie de 0,2 dB/km par temps très clair jusqu'à 3,9 dB/km lors de brouillard ([Jelalian, 1992](#)). Ainsi, l'atténuation atmosphérique varie de 0,995 à 0,914 pour un objet mesuré à

50 mètres. Sous condition atmosphérique claire et pour une mesure à courte distance, le coefficient η_{atm} peut être considéré constant ou négligeable.

II.3.3 Réflectivité des surfaces

La réflexion de la lumière est fortement dépendante de la longueur d'onde : la composition biochimique, la couleur ou l'absorbance du matériau n'ont pas le même comportement radiométrique à différentes fréquences. Par exemple, à énergie égale, plus haute est la fréquence plus faible est la pénétration de l'onde à travers un matériau, mais celui-ci sera davantage sensible à l'humidité (Wojtanowski et al., 2014). À cause de leur capacité d'absorbance et de ré-émission diffuse de la lumière, les surfaces translucides peuvent générer du bruit dans le signal du rayon réfléchi. Godin et al. (2001) ont par exemple conduit une étude de la mesure avec LiDAR sur des surfaces marbreuses, mais spécifiquement pour les erreurs géométriques induites.

Dans la plupart des études, pour une approche simplifiée, les surfaces sont considérées comme des réflecteurs lambertiens parfaits. Mais pour des matériaux réels, cette hypothèse devient rapidement invalide si leur surface contient une partie spéculaire non négligeable, ou de l'humidité. Diffusivité et spéularité sont naturellement distribués dans tous les spectres de réflexion. Une surface hautement diffuse peut être décrite suivant la loi des cosinus de Lambert et une surface approchant la réflexion d'un miroir peut être décrite par la loi de Snell Descartes. Au fil du temps, la réflectance des matériaux peut aussi varier. Par exemple, la taille et la température des flocons de neige affectent l'amplitude de l'intensité (Kaasalainen et al., 2008b).

Une surface qui obéit à la loi de Lambert apparaît également brillante quel que soit le point de vue, mais l'intensité optique lumineuse suit une loi de réduction en fonction du cosinus de l'angle d'incidence α . Un nombre important de surfaces réelles comme le béton, le plastique ou le sable peuvent être considérées comme étant des réflecteurs quasi-lambertiens. Plus généralement, la lumière qui est réfléchiée sur une surface non métallique et/ou sur une surface rugueuse donne lieu à une réflexion diffuse de la lumière.

Au contraire, la lumière qui est réfléchiée sur une surface relativement lisse, donne naissance à une réflexion spéculaire. Plusieurs modèles ont été développés dans le but de modéliser ou approximer le comportement naturel de la lumière : Phong (Phong, 1975), Blinn-Phong (Blinn, 1977), Cook-Torrance (Torrance and Sparrow, 1967). Ce genre de réflexion est spécialement prédominant pour les surfaces métalliques. Par conséquent, plus haute est la portion de réflectivité non-lambertienne (réflexion spéculaire), plus basse est la quantité de lumière réfléchiée vers le capteur si l'angle d'incidence du rayon diffère de l'incidence normale. Ding et al. (2013) ont présenté un filtre pour réduire l'influence de la spéularité pour la correction de l'intensité en utilisant le modèle de réflexion Phong, décrivant la réflexion de la surface comme étant une combinaison de composantes spéculaires et diffuses.

Plusieurs études ont été conduites pour prendre en compte la rugosité des matériaux. Pour quantifier le facteur de rugosité d'une surface scannée, Carrea et al. (2016) ont développé une méthode basée sur le modèle de réflectance Oren-Nayar (Oren and Nayar, 1994), simulant la rugosité par une série de micro-facettes agissant comme des réflecteurs diffus parfaits.

II.3.4 Mesure de l'intensité avec un LiDAR

Il y a communément deux types de système de mesure LiDAR : pulsé, appelé temps de vol (*Time-of-Flight* - ToF), et à onde continue (*Continuous Wave* - CW). La première de ces techniques consiste à comptabiliser le temps écoulé entre l'envoi de l'onde pulsée émise et le pic de l'onde retournée. Pour la seconde technique, un rayon continu est émis avec une modulation de fréquence (*Frequency Modulation* - FM), ou parfois une modulation d'amplitude (*Amplitude Modulation* - AM), et la distance est calculée en comparant la différence de phase avec le signal retourné. Cette dernière technique permet la détermination de mesures plus précises, mais le calcul plus intensif et la plus faible puissance utile du laser impliquent une portée maximale plus faible.

La chaîne de traitement de la mesure de l'intensité issue du LiDAR, avec l'électronique impliquée et les phénomènes affectant le signal, est schématisée dans la figure II.4. La puissance de l'énergie rétrodiffusée est tout d'abord convertie en photocourant au moyen d'un photodétecteur (photodiode, photomultiplicateur), puis convertie en tension et amplifiée. Le signal résultant est finalement quantifié via un convertisseur analogique-numérique (*Analog-to-Digital Converter* - ADC) en une valeur numérique (*Digital Number* - DN), au travers d'une fonction de transfert spécifique et non divulguée par le fabricant du scanner.

L'énergie reçue par le photodétecteur génère des charges électriques au sein de semiconducteurs. Ce courant induit par la puissance lumineuse est proportionnel à l'intensité de la radiation incidente. La sortie est généralement encodée sur 8-bits, 12-bits ou 16-bits, variant selon le fabricant du scanner. L'utilisation d'un ADC implique que la résolution de la mesure est déterminée par le pas de quantification. La résolution détermine l'amplitude de l'erreur de quantification et, par conséquent, la précision de la correction et de la calibration radiométrique (Coren and Sterzai, 2006). Avec le Faro Focus 3D 120, la plus petite différence d'amplitude enregistrée est de 2-bits par rapport à l'échelle du DN qui est de 12-bits [-2048 ; +2047], impliquant que les valeurs de l'intensité peuvent prendre 4096 états possibles.

Dans ce processus, des perturbations du signal peuvent aussi être générées par d'autres sources, e.g., bruit électronique ou optique, température, environnement. Par exemple, les effets de bruit de grenaille ou de bruit d'obscurité sont inhérents à l'électronique des photodétecteurs. Les LiDARs à onde continue et à modulation de fréquence (*Frequency-modulated Continuous-Wave* - FMCW) ont une électronique qui semble être davantage sensible à la température que celle des LiDARs ToF, affectant le laser sur la stabilité de la puissance ou sur le profil du rayon émis. Errington and Daku (2017) ont comparé la mesure de l'intensité de deux LiDARs, l'un ToF et l'autre FMCW, en faisant varier la température de la pièce où se

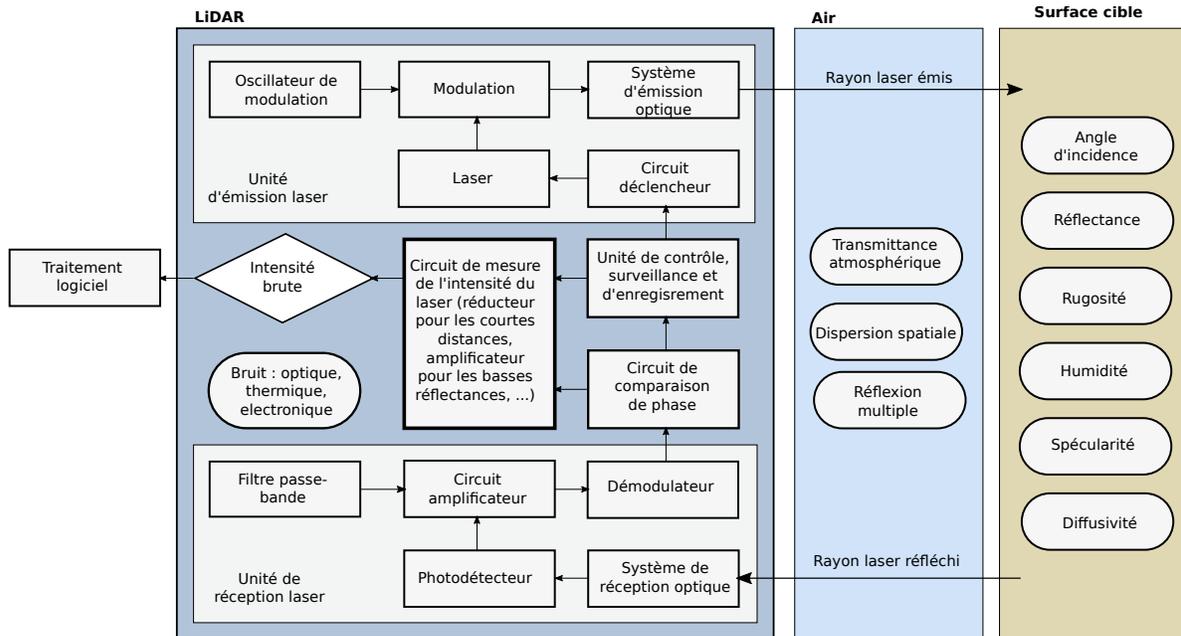


Fig. II.4. Chaîne de traitement de la mesure de l'intensité des LiDARs à onde continue et à modulation de fréquence (FMCW), avec les phénomènes affectant le signal. Les cases de forme carrée représentent les étapes de traitement du signal, et les cases de forme ronde les différentes sources externes de modification du signal.

trouvaient les appareils entre 5° et 40° . Une déviation significative de la mesure de l'intensité a été constatée, particulièrement pour le LiDAR à onde continue. De même, dans des conditions normales d'utilisation, l'environnement n'est jamais entièrement contrôlé et d'autres effets peuvent survenir, e.g., multiples réflexions, particules réfléchissantes en suspension.

De plus, des intensités aberrantes peuvent survenir à cause de surfaces spéculaires ou du chevauchement du rayon laser entre deux surfaces situées à des distances différentes. Lors du post-traitement des données, des contraintes peuvent être ajoutées pour tenter de minimiser ces influences, e.g., donner un poids réduit aux angles d'incidence importants, ignorer les valeurs en dehors d'un critère d'homogénéité défini. En réalité, il est compliqué de dire quelles sources de perturbation peuvent atteindre une amplitude suffisante pour devoir être prises en considération sans faire au préalable des expérimentations dédiées dans des environnements contrôlés.

Puisque l'acquisition de l'information spatiale et de l'intensité est basée sur un laser monochromatique, les valeurs mesurées sont presque complètement insensibles aux illuminations externes globales ou locales. Évitant ainsi le problème de sur- ou sous- exposition (Bretagne et al., 2018). Finalement, il doit être précisé que plusieurs logiciels propriétaires peuvent ap-

plier d'autres facteurs d'échelle ou d'imprédictibles modifications durant le traitement des données, e.g. une correction gamma (Breteigne et al., 2018; Kaasalainen et al., 2009a), sans forcément de notifications détaillées.

II.3.5 Angle d'incidence

Soit $O(x_{scan}, y_{scan}, z_{scan})$ la position du scanner, $M_i(x_i, y_i, z_i)$ le point dont on cherche à calculer l'angle d'incidence et $\vec{n}_i(n_{ix}, n_{iy}, n_{iz})$ la normale unitaire à la surface scannée au point M_i (figure II.3). Toutes les coordonnées sont données dans un même repère cartésien. Le cosinus de l'angle d'incidence α_i au point M_i se calcule par un simple produit scalaire :

$$\cos(\alpha_i) = -\frac{\vec{n}_i \cdot \overrightarrow{OM_i}}{\|\overrightarrow{OM_i}\|} \quad (\text{II.5})$$

Les angles d'incidence sont particulièrement sensibles à l'estimation des normales et à la bonne estimation de la position du scanner dans le repère utilisé pour exprimer les coordonnées du nuage de points. En effet, la position du scanner n'est pas obligatoirement l'origine du système de coordonnées utilisé. Plusieurs effets peuvent modifier l'origine du repère, comme un processus de recalage préalable, un ajustement d'élévation ou d'inclinaison, une donnée de hauteur erronée issue de l'altimètre intégré au LiDAR. Pour l'estimation des normales, plusieurs méthodes sont proposées dans la littérature (Mittra and Nguyen, 2003; Badino et al., 2011; Boulch and Marlet, 2012), mais aucune méthode ne peut proposer des résultats parfaits et totalement automatisés.

La méthode classique de la détermination des normales se base sur l'estimation de la surface géométrique locale par ajustement polynomial bivarié, au sens des moindres carrés, sur les plus proches voisins du point considéré. Pour un calcul précis et non ambigu des normales qui sont d'importance pour la correction à l'aide de cibles de référence, la géométrie locale peut être approximée par une forme idéale. Ainsi les formes simples comme les plans ou les sphères peuvent être réductibles à des primitives paramétriques.

II.4 Conclusion

L'objectif de la correction radiométrique est de déterminer une séquence de correction pour convertir l'intensité brute en une valeur liée bijectivement à la réflectance de la surface scannée, au point considéré, pour tous les points du nuage. Il est nécessaire de développer des méthodes pour réduire significativement les différents effets qui influencent la mesure de l'intensité brute. Les plus évidents sont les paramètres géométriques (distance et angle d'incidence), mais la température et la spécularité sont d'autres influences qui pourraient être quantifiées et corrigées, avec plus de difficulté.

Typiquement, la calibration d'un instrument est faite en regardant sa réponse sur différents

points à l'intérieur d'une certaine limite qui est inférieure à la portée maximale de l'appareil. Cette limite varie en fonction des besoins et du niveau requis du rapport signal sur bruit. Puisque le système de mesure de l'intensité n'est pas documenté et en l'absence de données supplémentaires, tout ce qu'il est possible de faire est d'établir des hypothèses en fonction du comportement de la mesure de l'intensité.

Chapitre III

Correction radiométrique

Plan

III.1 État de l'art et approches proposées	31
III.1.1 Modèles théoriques (<i>model-driven</i>)	33
III.1.2 Modèles empiriques (<i>Data-driven</i>)	34
III.1.2.1 Principe	35
III.1.2.2 Interprétation de l'intensité corrigée	36
III.1.2.3 Détermination de l'intensité de calibration	36
III.1.3 Méthodes empiriques mises en œuvre	37
III.1.3.1 Approche séparée	37
III.1.3.2 Approche surfacique simplifiée	38
III.1.3.3 Approche surfacique polynomiale globale par morceaux	39
III.1.3.4 Approche surfacique polynomiale locale	40
III.2 Résultats expérimentaux	43
III.2.1 Matériel	43
III.2.2 Dépendances géométriques de l'intensité de calibration	46
III.2.2.1 Plans d'expérience	46
III.2.2.2 Domaine de validité pour l'angle d'incidence	47
III.2.2.3 Résultats obtenus	49
III.2.3 Correction de l'intensité	52
III.2.3.1 Approche séparée	52
III.2.3.2 Approche surfacique polynomiale globale par morceaux	54
III.2.3.3 Approche surfacique polynomiale locale	55
III.2.4 Application à un nuage de points d'une scène réelle	57
III.3 Linéarisation de l'intensité corrigée	61
III.3.1 Approche 1 : correction gamma	62
III.3.2 Approche 2 : approximation logarithmique	63
III.4 Conclusion	66
III.A Annexe	69

Nous ferons dans ce chapitre une étude approfondie des méthodes existantes dans la littérature pour corriger les dépendances géométriques (distance et angle d'incidence) et instrumentales de l'intensité afin de la rendre indépendante du point de vue. Nous proposons plusieurs approches alternatives que nous comparons dans une partie expérimentale. L'application de ces méthodes sur plusieurs zones homogènes d'un cas d'étude réel montre une importante réduction de la variation de l'intensité entre des surfaces composées de matériaux identiques.

Finalement, une étape de linéarisation en vue de la conversion de l'échelle non-linéaire de l'intensité brute ou corrigée en une échelle linéaire est présentée. Ces processus de traitement permettent d'obtenir une réflectance équivalente lambertienne qui peut, par son pouvoir discriminant, être spécifiquement adaptée à des algorithmes comme la segmentation ou le recalage.

Dans ce contexte, la correction des effets géométriques et instrumentaux pourrait permettre de convertir l'intensité brute en une information indépendante du point de vue de l'acquisition, comme si tous les points avaient été mesurés à la même distance orthogonalement au scanner. Il est possible que, dans le futur, une correction radiométrique soit directement introduite dans le traitement interne des LiDARs. Ceux-ci pourraient alors donner une approximation plus ou moins précise de la réflectance.

Nous analysons le processus de correction et de calibration radiométrique, puis nous proposons un état de l'art des méthodes et des méthodologies présentées dans la littérature ([section III.1](#)). La section suivante ([section III.2](#)) est dédiée aux résultats expérimentaux, et à la linéarisation de l'intensité ([section III.3](#)). Nous concluons ce chapitre dans la dernière section ([section III.4](#)).

III.1 État de l'art et approches proposées

La littérature propose plusieurs méthodes de correction pouvant être divisées en deux grandes catégories :

- les modèles théoriques (*model-driven*), se basant sur une modélisation théorique de la grandeur physique mesurée ;
- les modèles empiriques (*data-driven*), c'est-à-dire se basant sur des données expérimentales.

Les méthodes théoriques seront détaillées dans la [sous-section III.1.1](#), et les méthodes empiriques dans la [sous-section III.1.2](#).

Aucune loi générale ne peut être établie au regard des différences entre les comportements de mesure des différents modèles de LiDAR (Krooks et al., 2013). La grande partie des études focalisent leur correction sur l'un des multiples facteurs influençant la mesure de l'intensité, e.g., influence de la rugosité de surface (Xu et al., 2017), les angles d'incidence (G. Kashani et al., 2015), ou alors sur un intervalle de distance limité (Teo and Yu, 2015; Balduzzi et al., 2011).

La table III.1 expose des méthodes de la littérature pour les deux catégories de modèles. Comme on peut le voir, de nombreux modèles de LiDAR, de cibles de référence, et d'intervalles de mesure sont utilisés.

Kashani et al. (2015) exposent les différentes méthodes de correction radiométrique de l'intensité dans la littérature. Les auteurs y exposent les bases de la mesure de l'intensité issue du LiDAR, une terminologie et un système de notation normalisé. Scaioni et al. (2018) présentent une étude passant en revue l'utilisation de l'intensité issue du LiDAR dans la littérature. Les auteurs montrent que l'intensité possède le potentiel d'améliorer la classification de zones urbaines et de cartographies, et de permettre l'extraction de paramètres biologiques ou géophysiques (e.g., eau, chlorophylle, nitrogène).

L'intensité issue du LiDAR a été utilisée dans une large variété d'applications. Celles-ci vont de la simple visualisation (Barfoot et al., 2016) comme une alternative à la couleur RGB, à la détection d'argile dans des mines de potassium (Errington et al., 2016). Pour citer quelques exemples, Armesto-González et al. (2010) ont appliqué l'intensité pour détecter des dommages sur des monuments historiques, Mioulet et al. (2017) l'utilisent pour la détection de piétons, (Wei et al., 2017) l'utilisent pour la localisation. Il apparaît que la grande majorité des études utilisent soit une intensité non corrigée, soit une correction basique, ou une normalisation entre scans.

Une intensité corrigée peut être d'un intérêt particulier pour des algorithmes qui requièrent une information discriminante. Nous pensons qu'une étude centrée directement sur la mesure par scanner laser terrestre, avec des détails sur quelques modèles de correction, pourrait aider de futures recherches avec des techniques de correction radiométrique avancées. Dans la partie suivante nous ferons une description synthétique des deux grandes catégories de modèles.

Table III.1

Méthodes de correction radiométrique représentatives des groupes théoriques (*model-driven*) et empiriques (*data-driven*). Une variété d'équations, de cibles de référence, et de plans d'expérience peuvent être trouvés. Les corrections se concentrent sur les distances (R [m]), les angles d'incidence (α [°]), et la rugosité de surface (τ [sans dimension]).

Auteurs	Paramètre	Équation	Modèle LiDAR	Mesures (incrément)	Cible de référence
Model-driven					
Carrea et al. (2016)	R, α, τ	$I_{cor} = \frac{I_{raw} \cdot R^2}{\cos \alpha (A(\tau) + B(\tau) \sin \alpha \tan \alpha)}$	Optech ILRIS-3D ^{ER} , Optech ILRIS-LR	5-35 m (5 m), 0-80° (10°)	Papier mat blanc
Kaasalainen et al. (2009a, 2008c,a, 2011); Vain et al. (2009); Kaasalainen et al. (2009b)	R, α, τ	$I_{cor} = 10^{(\frac{I_{raw}}{I_{ref}} - A)/B}$	Faro LS HE80, Leica HDS6000, Sick LMS151	1-30 m (0,5 m), 0-80° (1°)	Spectralon, bâche, matériaux naturels
data-driven					
Blaskow and Schneider (2014)	R	$I_{cor} = I_{raw}(R) + (I_{raw}(0) - F(R))$	Z+F Imager 5006i, Riegl LMS-Z420	2-38 m (1 m), 2-50 m (1 m)	Spectralon, Panneau blanc
Balduzzi et al. (2011)	R, α	$I_{cal}(\rho_L, R, \alpha) = F(R)G(\rho_L, \cos \alpha)$	Faro LS880	0.35-10 m, 0-90°	Spectralon, diverses surfaces mates, feuilles
Bretagne et al. (2018)	R, α	$I_{cal}(R, \alpha) = [1805.4 - \frac{3075.8}{R}] \cos \alpha + 1473.9 - \frac{1510.5}{R} + I_{min}$	Leica ScanStation C10	1-23 m (2 m), 0-90°	Sphère
Errington et al. (2015)	R, α	$I_{cal}(\rho_L, R, \alpha) = F(\rho_L, \alpha, G(R))$	Riegl VZ-400, Faro Focus3D	5-89 m, 0-80°	Spectralon
Fang et al. (2014)	R, α	$I_{cor} = \frac{I_{raw}}{F_2(\alpha)F_3(R)} \text{ with } F_2(\alpha) = h\rho(1 - n + n \cos \alpha)$	Z+F Imager5006i	0.9-9 m (0,1 m), 9-50 m (0,5 m), 0-80° (1°)	Panneau blanc
Jin et al. (2020)	R, α	$I_{cal}(\rho_L, R, \alpha) = I_{cal1}(\rho_L)F_2(\cos \alpha)F_3(R)$	Leica HDS6100	0-20 m (2 m), 0-60° (10°), 60-80° (5°)	Sable
Pfeifer et al. (2007); Höfle and Pfeifer (2007); Pfeifer et al. (2008)	R, α	Separation : $I_{cal} = F(R)G(\rho_L, \cos \alpha)$, Nested : $I_{cal} = F(\rho_L, \alpha, G(R))$, Surface fitting : $I_{cal} = F(\rho_L, \alpha, R)$	Riegl LMS-Z420i, Optech ILRIS 3D	1-15 m (1 m), 15-50 m (5 m), 0-72° (9°)	Spectralon
Tan and Cheng (2015); Tan et al. (2016)	R, α	$I_{cal}(\rho_L, R, \alpha) = I_{cal1}(\rho_L)F_2(\cos \alpha)F_3(R)$	Faro Focus 3D X330	1-29 m(2 m), 0-80° (5°)	Spectralon
Xu et al. (2017)	R, α, τ	$I_{cal}(\rho_L, R, \alpha) = I_{cal1}(\rho_L)F_2(\alpha)F_3(R) \text{ with } F_2(\alpha) = 10 \log(\cos \alpha (A + B \sin \alpha \tan \alpha))$	Riegl VZ-400i	5-12 m (0,3 m), 12-50 m (1,2 m), 0-72° (9°)	Panneau en téflon

III.1.1 Modèles théoriques (*model-driven*)

Les LiDARs peuvent être considérés équivalents aux systèmes radar opérant sous fréquence lumineuse. Les méthodes théoriques sont basées sur l'hypothèse que la mesure de l'intensité suit approximativement l'équation du radar simplifiée (équation II.4). Considérant la réflectance comme étant la valeur d'intérêt, l'équation (II.4) peut être formulée pour une surface lambertienne par :

$$\rho_L \propto \phi_r(\rho_L, R, \alpha) \frac{R^2}{\cos \alpha} \quad (\text{III.1})$$

Si on suppose que la relation entre l'intensité brute I_{raw} et la puissance optique réfléchie ϕ_r est une relation de proportionnalité, nous pouvons écrire :

$$\rho_L \propto I_{raw}(\rho_L, R, \alpha) \frac{R^2}{\cos \alpha} \quad (\text{III.2})$$

Ainsi, dans une première approximation, la correction suivante peut être retenue :

$$I_{cor}(\rho) = I_{raw}(\rho, R, \alpha) \frac{R^2}{\cos \alpha} \quad (\text{III.3})$$

Ce type d'approche repose sur les hypothèses suivantes :

- pas de modification du signal due à l'électronique ;
- pas d'effets dus à la température ;
- les gains électroniques de l'émission et de la réception restent constants ;
- les effets de la distance dépendent uniquement de l'atténuation spatiale, et les effets de l'angle d'incidence suivent la loi des cosinus de Lambert ;
- les effets de la distance et de l'angle d'incidence sont indépendants l'un de l'autre ;
- le réflecteur est supposé être un réflecteur lambertien étendu.

Ce modèle théorique permet une première appréhension du problème de correction radiométrique, mais les données réelles restent peu compatibles avec les hypothèses précédentes. Une simple loi en « $1/R^2$ » n'est pas applicable sur l'ensemble des distances (Fang et al., 2014; Pfeifer et al., 2007). Kaasalainen et al. (2011) ont par ailleurs trouvé que l'effet de la distance est fortement dominé par des facteurs instrumentaux.

D'autres modèles théoriques proposés sont dérivés de l'équation du radar simplifiée. Ils sont, soit une version légèrement modifiée, soit uniquement applicables sur une catégorie particulière de matériaux (Kashani et al., 2015). Par exemple, Carrea et al. (2016) ont utilisé le modèle de réflectance de Oren-Nayar pour modéliser un relief rocheux par des micro-facettes.

III.1.2 Modèles empiriques (*Data-driven*)

Les méthodes empiriques sont guidées par les données. Il a été montré qu'un certain nombre de paramètres inconnus entrent en jeu, et que les données expérimentales ne sont pas compatibles avec les hypothèses théoriques précédemment listées. Les méthodes empiriques sont basées sur le choix d'un modèle mathématique approximant le comportement du système avec l'estimation des paramètres à partir des mesures du comportement de ce système. Ces derniers sont naturellement mieux adaptés pour une approche de correction adéquate.

III.1.2.1 Principe

L'objectif est de modéliser la variation du signal d'intensité à partir du scan 3D d'une cible de référence ou de calibration, selon les dimensions à corriger, puis de déterminer les paramètres de correction. La cible de calibration est souvent un panneau plat de type lambertien avec un revêtement Spectralon (Jaakkola et al., 2008; Tan and Cheng, 2015; Errington et al., 2015) ou des panneaux blancs (Carrea et al., 2016; Fang et al., 2014; Blaskow and Schneider, 2014). Plusieurs études utilisent des objets naturels ou urbains (Briese et al., 2012; Coren and Sterzai, 2006; Teo and Yu, 2015). Bretagne et al. (2018) utilisent une cible sphérique pour collecter des données pour tous les angles d'incidence à chaque distance.

Considérons un relevé 3-D d'une scène quelconque. Nous voulons rendre l'intensité indépendante du point de vue en corrigeant les effets de la distance et des angles d'incidence. Pour chaque point du nuage, l'intensité mesurée sur une cible de calibration à la même distance et au même angle d'incidence fournit un point de comparaison. Ce type d'approche est basé sur les hypothèses suivantes :

- Les mesures effectuées avec la cible de calibration et pour la scène scannée sont réalisées avec le même LiDAR.
- Tous les paramètres influençant le signal (e.g. propriétés de réflexion de la surface cible, conditions atmosphériques) sont du même ordre, pour le point scannée considéré et pour la cible de calibration.
- La réflectance de la cible de calibration est considérée comme étant soit entièrement connue, soit uniforme en chaque point de sa surface. L'idéal est d'avoir une cible dont la réflectance varie peu avec l'angle d'incidence (conditions lambertiennes).

L'intensité corrigée est ainsi définie par :

$$I_{cor}(\rho) = \delta \frac{I_{raw}(\rho, R, \alpha)}{I_{cal}(R, \alpha)} \quad (\text{III.4})$$

où I_{cal} est l'intensité brute de la cible de calibration à la même distance et avec le même angle d'incidence. $I_{raw}(\rho, R, \alpha)$ est l'intensité brute du nuage de points de la scène au point considéré, et la constante δ est une constante de normalisation.

Cette méthode permet d'évaluer l'intensité corrigée de n'importe quel matériel sur la base du comportement de la cible de calibration, supprimant ainsi les dépendances aux paramètres géométriques. Contrairement aux méthodes théoriques, les effets inconnus ou non mesurés qui sont complexes à modéliser correctement peuvent être au moins partiellement compensés, et l'influence des points aberrants réduite.

III.1.2.2 Interprétation de l'intensité corrigée

Il y a plusieurs non-linéarités inconnues entre l'intensité brute et le flux optique reçu par le détecteur. Le mieux que l'on puisse supposer pour tous les scanners 3D est que :

- Pour les valeurs des constantes R et α , la fonction $\rho \mapsto I_{raw}(\rho, R, \alpha)$ qui à la réflectance ρ associe l'intensité brute est strictement croissante.
- Une intensité corrigée supérieure (respectivement inférieure) à la constante de normalisation δ implique que la réflectance est supérieure (respectivement inférieure) à la réflectance de la cible de calibration.
- Après la correction de l'intensité, les effets de la distance et de l'angle d'incidence sont atténués comparativement à l'intensité non corrigée.

Au final, l'intensité corrigée peut s'interpréter approximativement comme étant une fonction de la réflectance uniquement, non-linéaire et croissante.

Une approche par rétro-ingénierie peut être implémentée en utilisant plusieurs cibles d'étalonnage de réflectances connues dans le but d'identifier et de corriger la relation de non-linéarité entre l'intensité corrigée et la réflectance, pour chaque point. Ce travail empirique peut être fait directement sur les intensités corrigées, ou en amont sur les intensités brutes. Par exemple, [Kaasalainen et al. \(2008c\)](#) ont étudié l'effet d'un amplificateur logarithmique pour les petites réflectances, et ils ont corrigé cet effet par une fonction exponentielle ajustée sur les mesures. Cependant, ce processus doit être répété et adapté à chaque modèle de LiDAR, et le résultat devrait être considéré comme une réflectance lambertienne équivalente uniquement si une cible lambertienne est utilisée. Nous présenterons une approche de linéarisation de ce type dans la partie expérimentale.

Cette estimation de la réflectance réelle ou absolue, en utilisant des cibles d'étalonnage de réflectances connues, est parfois qualifiée de correction et calibration radiométrique rigoureuse ([Kashani et al., 2015](#)). Il faut cependant rester prudent sur l'interprétation des résultats en terme de réflectance absolue. En effet, les conditions de mesure ne sont pas aussi bonnes que celles des techniques standard de mesures de la réflectance d'un matériau. De plus, ce qui est considéré ici c'est la réflectance moyenne bidirectionnelle de la cible illuminée.

III.1.2.3 Détermination de l'intensité de calibration

Une cible de calibration est scannée à différentes distances et à différents angles d'incidence pour obtenir l'intensité brute correspondante. Ensuite une régression est appliquée pour obtenir un modèle mathématique du comportement de l'intensité brute pour les distances et angles d'incidence manquants. À la fin de ce processus, l'intensité brute notée I_{cal} de la cible de calibration est obtenue sous la forme d'une fonction de la distance R et de l'angle d'incidence α .

Pfeifer et al. (2008) ont identifié trois types de décompositions pour le modèle mathématique :

- Approche séparée avec $I_{cal}(\alpha, R) = F(R)G(\cos \alpha)$
- Approche imbriquée : $I_{cal}(\alpha, R) = F(\cos \alpha, G(R))$
- Approche surfacique où $I_{cal}(\alpha, R) = F(\cos \alpha, R)$

Dans la suite, plusieurs approches empiriques sont présentées, et comparées dans la partie expérimentale : une approche séparée et trois approches surfaciques. La première approche est souvent utilisée dans la littérature, mais les autres approches sont plus générales car elles ne prennent pas en compte l'hypothèse de la séparation des variables. Nous proposons deux approches surfaciques nouvelles.

III.1.3 Méthodes empiriques mises en œuvre

Dans la présente section, nous présenterons les méthodes mises en œuvre expérimentalement dans cette thèse. La première méthode est une approche séparée tirée de la littérature. Puis nous aborderons une approche surfacique simplifiée pour un type de scanner donné. Nous finirons ensuite par la présentation de nos deux contributions : une approche par interpolation surfacique polynomiale, d'abord de manière globale, puis de manière locale.

III.1.3.1 Approche séparée

Tan and Cheng (2015) partent de l'hypothèse forte que les effets sur l'intensité brute de la réflectance lambertienne, de la distance et du cosinus de l'angle d'incidence sont séparables dans le cas de la cible d'étalonnage. Leur approche consiste à séparer l'intensité brute de calibration en trois sous-fonctions :

$$I_{cal}(R, \alpha) = I_{cal_1}(\rho_L)I_{cal_2}(R, \alpha) \quad \text{avec} \quad I_{cal_2}(R, \alpha) = F_2(\cos \alpha)F_3(R) \quad (\text{III.5})$$

D'après le théorème d'approximation de Weierstrass, une fonction continue peut être approximée dans un intervalle fermé par une série polynomiale. C'est la raison pour laquelle les

fonctions I_{cal_1} , F_2 et F_3 sont supposées de la forme suivante :

$$I_{cal_1}(\rho_L) = \sum_{k=0}^{N_1} \epsilon_k \rho_L^k, \quad F_2(\cos \alpha) = \sum_{k=0}^{N_2} \beta_k (\cos \alpha)^k \quad \text{et} \quad F_3(R) = \sum_{k=0}^{N_3} \gamma_k R^k \quad (\text{III.6})$$

où N_1 , N_2 et N_3 sont trois entiers, et les coefficients ϵ_k , β_k et γ_k sont des nombres réels.

Les mesures ont été réalisées avec un Faro Focus 3D X330 et un Faro Focus 3D 120. Une cible d'étalonnage plane en Spectralon a été utilisée, avec des réflectances lambertiennes de 20%, 40%, 60%, et 80% pour la longueur d'onde considérée.

À partir de l'observation du comportement de l'intensité brute en fonction de la distance de 1 à 29 m, et de l'angle d'incidence de 0 à 80° à 10 m, les auteurs recherchent le meilleur degré de régression polynomiale à appliquer. Celui-ci est déterminé en faisant varier le degré de régression de 1 à 10, puis en retenant le degré optimal entre la précision et l'écart type de l'erreur résiduelle.

L'intensité corrigée est alors :

$$I_{cor}(\rho) = \delta \frac{I_{raw}(\rho, R, \alpha)}{I_{cal}(R, \alpha)} \quad \text{avec} \quad \delta = I_{cal}(10, 0) \quad (\text{III.7})$$

Cette intensité corrigée est normalisée à 0 degré et 10 mètres. De plus, la correction est indépendante de la réflectance ρ_L de la cible de calibration :

$$I_{cor}(\rho) = I_{cal}(10, 0) \frac{I_{raw}(\rho, R, \alpha)}{I_{cal}(R, \alpha)} = F_2(\cos 0) F_3(10) \frac{I_{raw}(\rho, R, \alpha)}{F_2(\cos \alpha) F_3(R)} \quad (\text{III.8})$$

III.1.3.2 Approche surfacique simplifiée

Bretagne et al. (2018) proposent une méthode empirique basée sur une cible d'étalonnage sphérique pour corriger les paramètres de distance et d'angle d'incidence. Les auteurs ont utilisés un Leica scan station C10 d'une longueur d'onde de 532 nm.

Les mesures en fonction des distances ont été effectuées de 1 à 15 m, avec un intervalle de 2 m, et les angles d'incidence utilisés vont de 1 à 90°, avec un intervalle de 1°. Le domaine de validité de la méthode va de 5, 8 à 15, 3 m.

La quantité $(I_{cal}(R, \alpha) - I_{min})R^2$ est tracée en fonction de $\cos(\alpha)$. On observe alors expérimentalement une linéarité intéressante. Une régression linéaire est appliquée pour la sphère

dans l'intervalle des distances mesurées ($R \in [R_{min}, R_{max}]$) :

$$(I_{cal}(R, \alpha) - I_{min})R^2 = A \cos \alpha + B \quad (\text{III.9})$$

où les coefficients A et B sont des nombres réels. Une régression polynomiale d'ordre 2 est ensuite appliquée sur l'ensemble des coefficients A et B calculés en fonction de la distance moyenne de chaque sphère \bar{d} en supposant que la distance R est proche de \bar{d} :

$$A = C_A \bar{d}^2 + D_A \bar{d} + E_A \quad (\text{III.10})$$

$$B = C_B \bar{d}^2 + D_B \bar{d} + E_B \quad (\text{III.11})$$

où les coefficients C_A , C_B , D_A , D_B , E_A et E_B sont des nombres réels. Un modèle du comportement de l'intensité en fonction de la distance et des angles d'incidence est ainsi extrait pour la cible de calibration sphérique :

$$I_{cal}(R, \alpha) = \left[C_A + \frac{D_A}{R} + \frac{E_A}{R^2} \right] \cos \alpha + \left[C_B + \frac{D_B}{R} + \frac{E_B}{R^2} \right] + I_{min} \quad (\text{III.12})$$

La longueur d'onde utilisée dans ce travail, située dans le spectre de la lumière visible verte, permet de remonter au niveau de vert en RGB sous l'illuminant CIE D65, en incidence normale, et à une distance fixée pour chaque point scanné.

III.1.3.3 Approche surfacique polynomiale globale par morceaux

A notre connaissance, la modélisation par ajustement surfacique a été citée par Pfeifer et al. (2008) mais n'a jamais été développée. Contrairement à l'approche séparée, l'hypothèse de séparabilité des variables distance et angle d'incidence n'est pas utilisée. Physiquement, l'atténuation du rayon lumineux avec la distance et les angles d'incidence sont deux phénomènes indépendants, mais les modifications non-linéaires du signal de l'intensité brute par l'électronique du LiDAR peuvent induire un effet d'interdépendance.

Nous proposons donc dans ce travail de thèse, d'utiliser une méthode d'ajustement surfacique pour déterminer une carte exhaustive de calibration dans le domaine des paramètres. Cette approche surfacique est basée sur une cible de calibration sphérique qui a été scannée à différentes distances, comme utilisée par Bretagne et al. (2018). Sa réflectance est supposée uniforme sur toute sa surface. Ainsi, les seuls paramètres pris en compte sont la distance (R) et le cosinus de l'angle d'incidence ($\cos \alpha$) sans autre hypothèse préalable : $I_{cal}(R, \alpha) = f(R, \cos \alpha)$.

L'utilisation d'une cible à géométrie sphérique est particulièrement intéressante pour la calibration puisqu'elle contient tous les angles d'incidence. L'ajustement surfacique est calculé par une régression polynomiale bivariée par morceaux de l'intensité brute de calibration en

fonction des paramètres de distance et du cosinus de l'angle d'incidence. Pour modéliser les variations efficacement, les polynômes bivariés sont définis sur des domaines dépendant uniquement de la distance R , et sont de la forme suivante sur chaque domaine :

$$I_{cal}(R, \alpha) = \sum_{k=0}^M \sum_{l=0}^N \eta_{kl} R^k \cos^l \alpha \quad (\text{III.13})$$

où M et N sont des entiers, et les coefficients η_{kl} ($(k, l) \in \mathbb{N} \times \mathbb{N}$) des nombres réels. Dans l'équation (III.13), aucune hypothèse préalable n'est faite sur la dépendance de l'effet de la distance et de l'angle d'incidence.

La carte tridimensionnelle représentant $I_{cal}(R, \alpha)$ ainsi obtenue de manière unique, fournit une fonction continue par morceaux décrivant le comportement de la mesure de l'intensité brute de calibration pour chaque couple (R, α) compris dans l'intervalle de mesure. Notons que les frontières des différents domaines en fonction uniquement de la distance, influent grandement sur la précision finale des résultats. Un schéma récapitulant ces différentes étapes est présenté dans la [figure III.1](#).

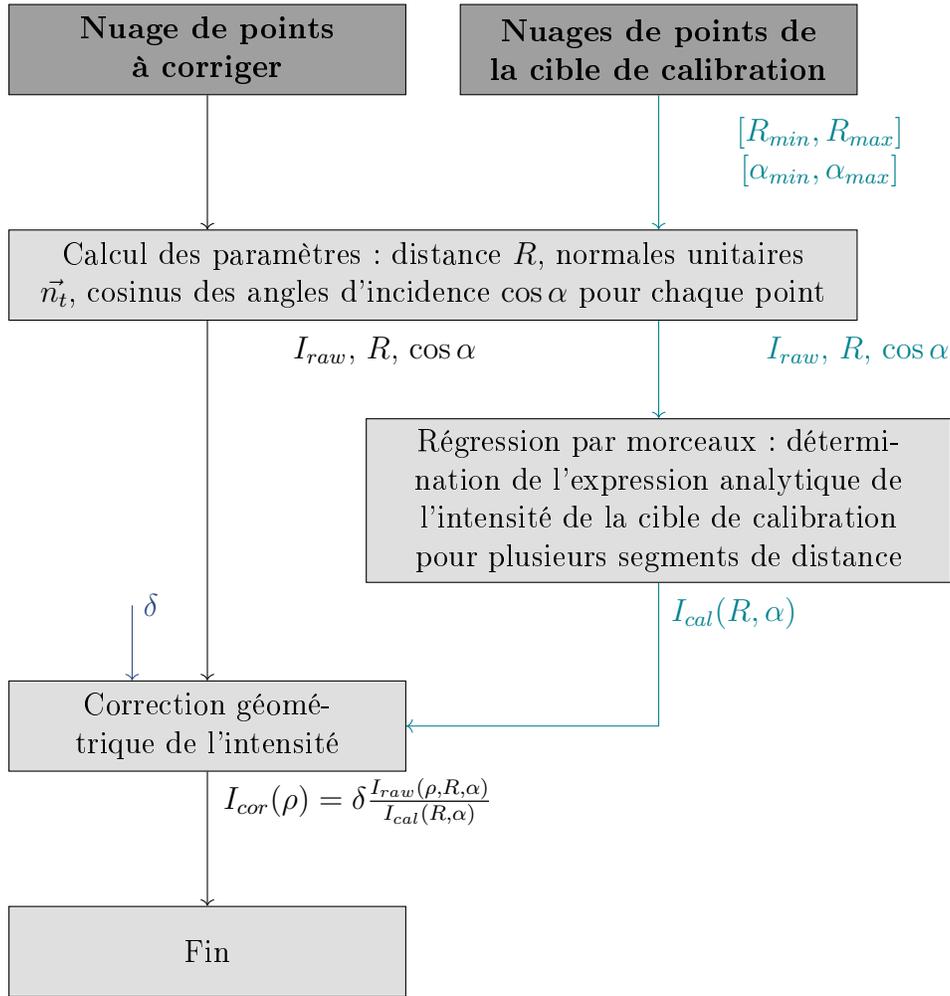


Fig. III.1. Chaîne de traitement de l'approche surfacique globale par morceaux.

III.1.3.4 Approche surfacique polynomiale locale

Contrairement à l'approche précédente qui cherche une estimation globale du comportement de l'intensité brute $I_{cal}(R, \alpha)$ pour la cible de calibration, nous cherchons ici une estimation locale de la fonction I_{cal} pour chaque valeur du couple (R, α) considéré.

Pour l'approche globale, la fonction $I_{cal}(R, \alpha)$ est connue une fois pour toute et on corrige l'intensité brute $I_{raw}(\rho, R, \alpha)$ en chaque point d'un scan 3D en utilisant son expression globale. Pour l'approche locale, on regarde un point d'un scan 3D : on identifie le couple (R_0, α_0) concerné, on approxime localement $I_{cal}(R, \alpha)$ au voisinage de (R_0, α_0) à partir des données expérimentales obtenues pour la cible de calibration. On en déduit la valeur $I_{cal}(R_0, \alpha_0)$, puis on corrige l'intensité brute $I_{raw}(\rho, R_0, \alpha_0)$ du point considéré du scan 3D. On répète ça pour tous les points du scan 3D.

La détermination du voisinage local du couple (R_0, α_0) se fait en identifiant les k plus proches voisins dans les données expérimentales obtenues pour la cible de calibration. Une étape de normalisation des données est nécessaire pour s'assurer de l'homogénéité des dimensions entre les distances et les angles d'incidence. Un schéma récapitulant ces différentes étapes est présenté dans la [figure III.2](#).

Cette approche est plus lente que la précédente puisqu'une régression doit être faite pour chaque point d'une scène quelconque scannée, mais aussi plus précise puisque la modélisation du comportement de l'intensité de calibration est locale et plus fine.

Il peut arriver qu'on ait moins de mesures de la cible de calibration pour les distances les plus grandes. Par ailleurs la géométrie sphérique de la cible de calibration implique moins de points de mesure pour les angles d'incidence faibles (incidence normale sur la sphère) que pour les autres angles. Cela explique les densités variables de mesures pour la cible de calibration dans l'espace des paramètres (R, α) . De plus, les mesures de l'intensité faites pour des angles d'incidence abrupts (incidence rasante) sont parfois aberrantes et inexploitable. Ainsi, les régressions locales peuvent être faussées si le jeu de données n'est pas correctement nettoyé de tout point non conforme.

Cependant, bien que potentiellement plus précise que la méthode précédente, la méthode locale possède quelques limites :

- le nombre de mesures doit être important ;
- la densité de mesures doit être la plus homogène possible dans l'espace des paramètres (R, α) ;
- les nuages de points doivent avoir le moins possible de points aberrants ;
- les résultats peuvent être moins précis pour les angles d'incidence abrupts ;
- cette approche demande plus de calculs.

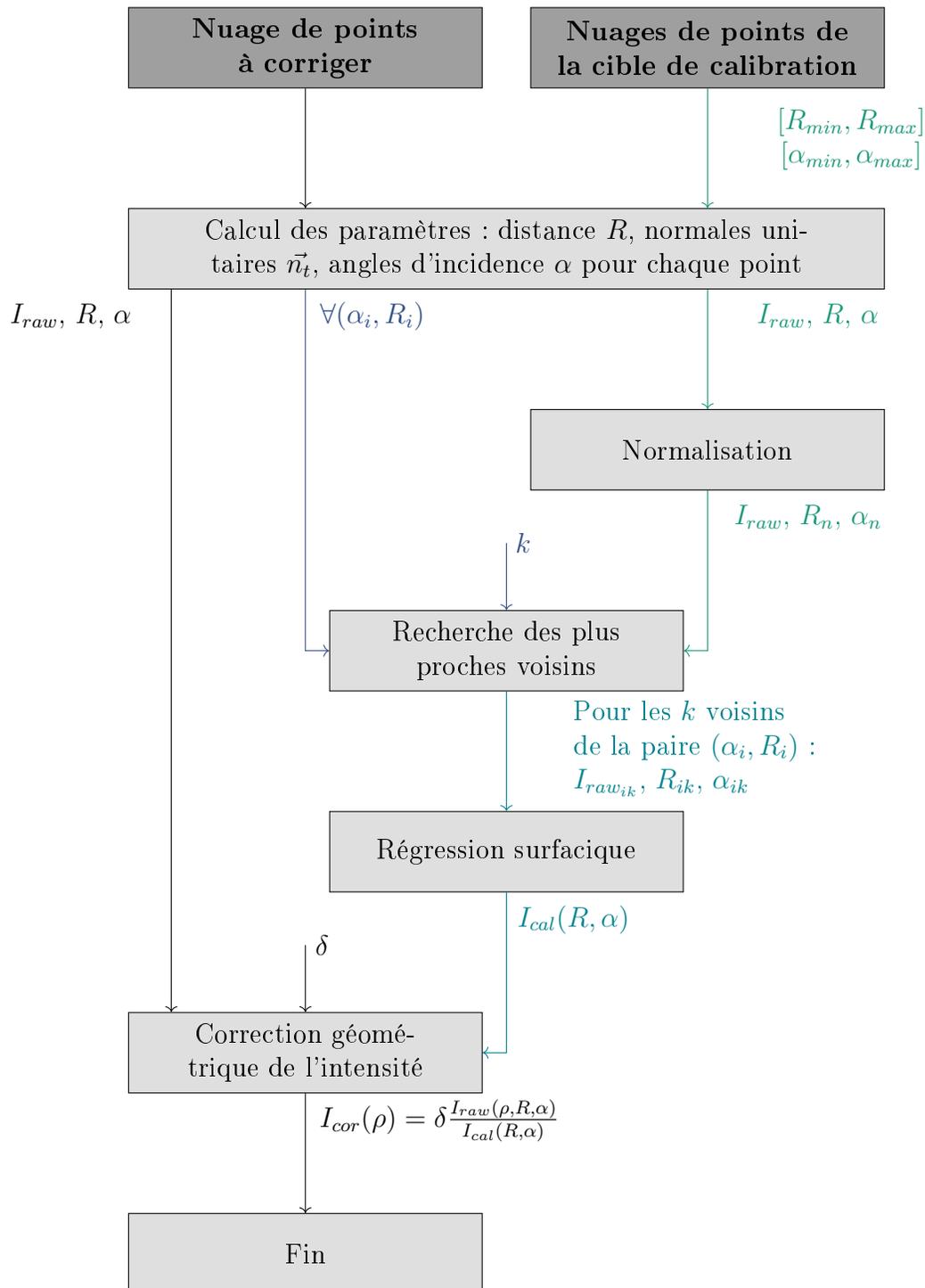


Fig. III.2. Chaîne de traitement de l'approche surfacique locale.

III.2 Résultats expérimentaux

Dans cette section nous présentons les résultats expérimentaux de la correction de l'intensité, obtenus avec les approches exposées précédemment. Dans le but d'étudier le comportement de l'intensité issue du LiDAR sur les cibles de calibrations selon les distances et les angles d'incidence, deux séries de mesures ont été effectuées avec une cible Spectralon et une cible sphérique (sous-section III.2.2). Dans la sous-section III.2.1 nous décrivons le scanner LiDAR utilisé, les cibles de référence, le protocole utilisé pour nos expérimentations et les courbes résultantes des dépendances de l'intensité brute.

Les approches de correction sont ensuite appliquées aux jeux de données de calibration pour valider leur efficacité à réduire la dépendance aux paramètres géométriques (sous-section III.2.3). Dans le but d'évaluer la stabilité des résultats, deux nuages de points d'une large scène, acquis à deux points de vue différents et constitués d'ensembles de matériaux hétérogènes, sont corrigés (sous-section III.2.4). Dans la section suivante section III.3, une méthode de linéarisation de l'intensité corrigée est proposée.

III.2.1 Matériel

Le scanner laser utilisé est un appareil commercial monostatique à un seul écho et à onde continue, opérant dans le proche infrarouge. La description et les caractéristiques ont été données dans le Chapitre I. Les nuages de points ont été convertis à partir des fichiers binaires bruts en fichiers ASCII avec le logiciel Faro SCENE. Les intensités ont été converties par une opération linéaire de l'échelle originale $[-2048, +2047]$ en une échelle entre $[0; 1]$ par simplicité. Toute les mesures ont été réalisées par l'auteur.

La cible de référence dans la littérature pour la correction radiométrique de l'intensité issue du LiDAR est le Spectralon. Celui-ci se présente sous la forme d'un cadre solide enduit d'un revêtement aux propriétés particulières. Cette matière a un comportement de réflexion de la lumière purement diffus sans spécularité. Le Spectralon est ainsi un réflecteur quasi-lambertien. La cible que nous utilisons¹ (figure III.3) est constituée de quatre bandes de réflectances distinctes. Les valeurs calibrées, fournies par le fabricant, sont : 0,989, 0,572, 0,284 et 0,109 à la longueur d'onde du laser (905 nm) (figure III.4).

L'histogramme des intensités brutes du Spectralon (figure III.5) montre que les trois premières bandes présentent une répartition gaussienne plus dispersée. Il y a une forte différence entre les moyennes mesurées des valeurs de ces bandes et les valeurs données par le fabricant. Il semble que le LiDAR induit, lors du traitement interne des données, un changement d'échelle des valeurs mesurées de type logarithmique.

Une cible sphérique, décrite dans le Chapitre I, a aussi été employée comme cible de calibra-

1. SRT-MS-180 Multi-step : 99, 50, 25 & 12, 5%, 18 x 18 inches, AA-00661-000, Labsphere, North Sutton, New Hampshire, USA

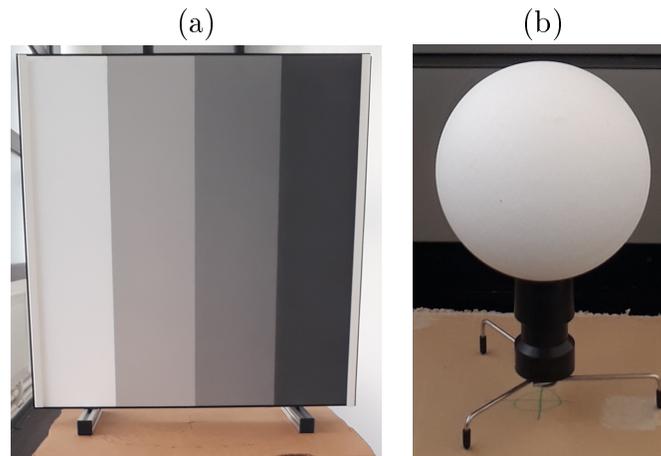


Fig. III.3. Photographie des cibles de référence utilisées. (a) Le Spectralon ($45,72 \times 45,72\text{cm}$) avec des réflectivités de surface de 99%, 57%, 28% et 11%. (b) Cible sphérique ($\varnothing 139\text{mm}$) généralement utilisée pour le recalage de nuages de points.

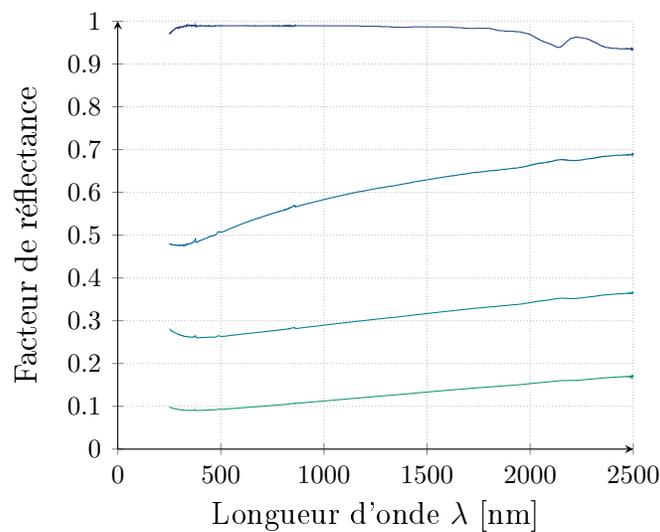


Fig. III.4. Valeurs calibrées de réflectance de la cible Spectralon, fournies par le fabricant LabSphere. Pour le Faro Focus 3D 120 les valeurs sont 0,989, 0,572, 0,284 et 0,109 pour une longueur d'onde de 905 nm.

tion par [Bretagne et al. \(2018\)](#). Ce type de cible présente plusieurs avantages pratiques par rapport au Spectralon : prix moindre, haute disponibilité et plus facilement manipulable. De plus, les données requièrent moins de traitement avant de pouvoir être utilisées, puisque tous les angles d'incidence sont mesurés en une seule fois. Ces cibles sont initialement destinées à faciliter le processus de recalage, en servant de cible de référence entre les différents scans. De par leur fonction originale, la forme des cibles devrait être aussi sphérique que possible et le matériau le plus réfléchissant possible. Mais leur composition, réflectance et propriétés optiques

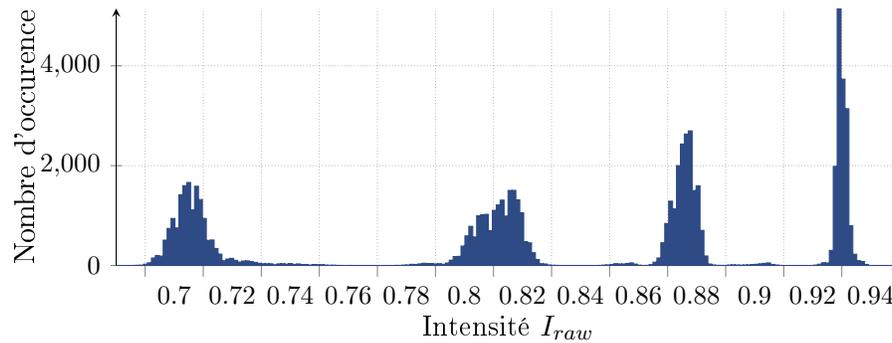


Fig. III.5. Histogramme des intensités brutes du Spectralon à 5 m. Les angles d'incidence ($2,81^\circ < \alpha < 7,85^\circ$) et les distances ($5,27\text{ m} < R < 5,32\text{ m}$) varient très peu sur toute la surface du Spectralon.

ne sont pas connues de manière précise. Le diamètre de la sphère que nous utilisons est de 139 mm.

Une courte étude pour montrer l'influence de la matière constituant la sphère a été menée. La [figure III.6](#) montre la différence du comportement de la mesure de l'intensité brute entre la cible sphérique et plusieurs autres sphères composées de différents matériaux : inox, plastique et polystyrène. La démarche expérimentale et les conditions de mesure sont les mêmes que celles présentées dans la [sous-section III.2.2](#). On remarque que les sphères en polystyrène et en plastique possèdent un comportement proche de la cible sphérique, ce qui était attendu puisque ces matériaux sont rugueux. La courbe de la sphère en inox illustre bien le comportement d'une surface avec une réflexion à forte composante spéculaire.

Dans un souci de vérification, une série de mesures a été faite pour étudier les éventuelles influences des conditions d'éclairage (obscurité, lumière artificielle, lumière naturelle) et d'environnement (acquisition de la cible seule et avec son environnement). Il en résulte que les histogrammes de mesure ont la même forme et ne se décalent pas de manière significative. Ces paramètres ne semblent donc pas avoir d'influence sur les mesures.

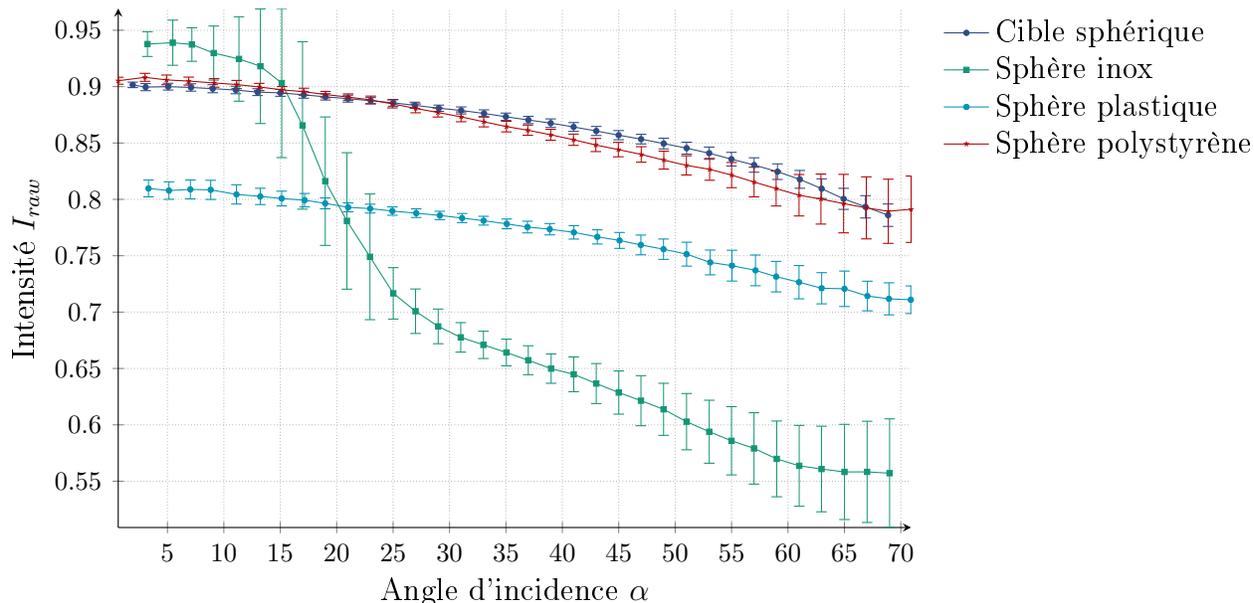


Fig. III.6. Étude du comportement de l'intensité brute en fonction des angles d'incidence pour des cibles sphériques composées de matériaux différents. Les mesures ont été faites à 5 m en un seul scan.

III.2.2 Dépendances géométriques de l'intensité de calibration

Les deux paramètres géométriques principaux à corriger sont la distance et l'angle d'incidence. Pour déterminer le comportement de l'intensité de calibration en fonction de ces paramètres, plusieurs séries de mesures ont été effectuées dans des conditions identiques. Nous chercherons aussi à déterminer le domaine de validité des mesures.

III.2.2.1 Plans d'expérience

Les mesures ont été réalisées en intérieur dans un long couloir (~ 50 m). Le scanner est resté stationnaire et seules les cibles ont été déplacées orthogonalement au scanner. Dans un souci d'éviter les biais dus à la montée en température du scanner, plusieurs scans non utilisés ont été faits avant chaque série de mesures pour préchauffer le scanner.

Pour le Spectralon, deux séries de mesures ont été effectuées (figure III.7). La première pour obtenir la réponse de l'intensité brute de calibration en fonction de la distance, la seconde pour obtenir la réponse de l'intensité brute de calibration comme une fonction de l'angle d'incidence. Pour la première série, les mesures ont été prises de 1 à 40 m par incréments de 1 m. Pour la seconde série le Spectralon a été orienté par incréments de 10 degrés, de 0 à 80 degrés et à différentes distances : 10, 20, 30 and 40 m. Les incréments ont été choisis dans le but d'avoir assez de mesures pour une estimation appropriée de la tendance de la courbe. Pour chaque bande du Spectralon, tous les points ont été pris en compte et moyennés.

Pour la cible sphérique, les mesures ont été effectuées de 1 à 40 m avec un incréments de 0,5 m

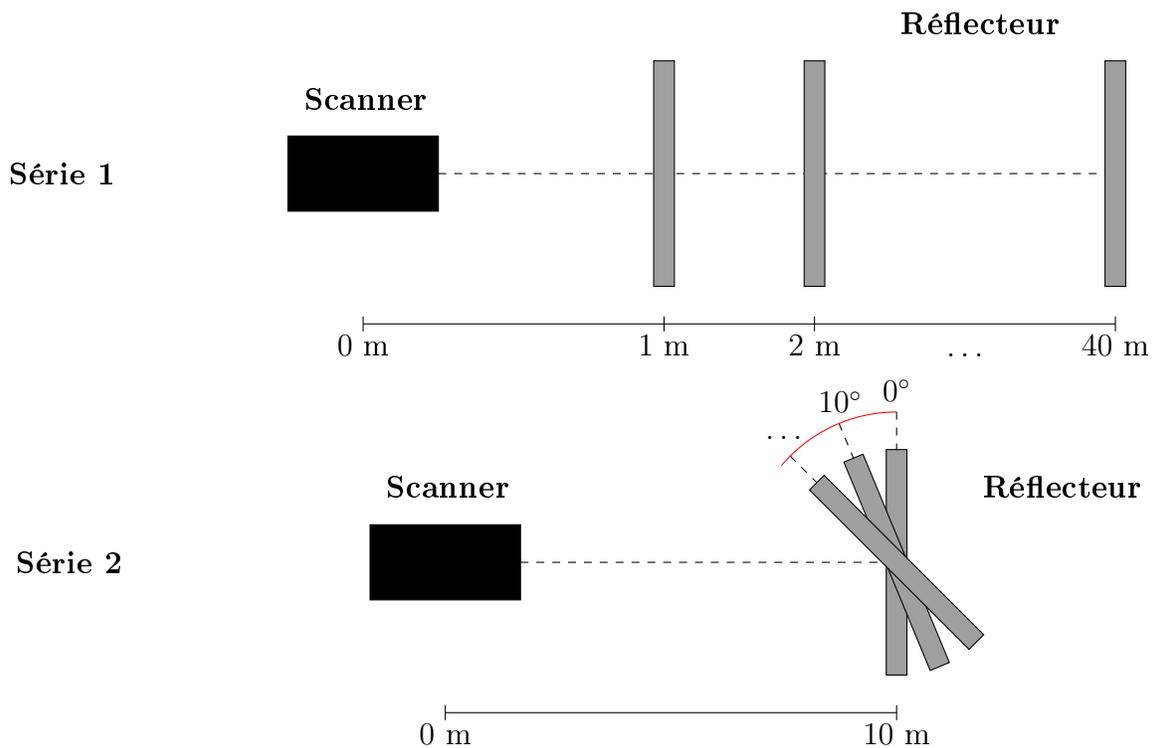


Fig. III.7. Schéma du plan d'expérience utilisé pour la cible de calibration Spectralon.

(figure III.8). Pour chaque nuage de points de la sphère, tous les points ont été organisés en classes statistiques de 5° par souci de visibilité. Chacune de ces classes statistiques est donc définie par un intervalle d'angle d'incidence et une distance moyenne.

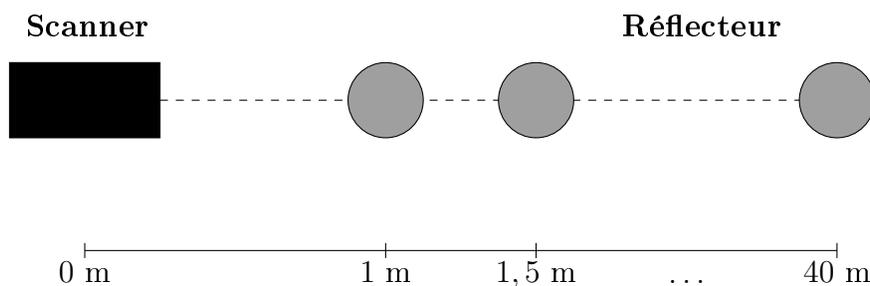


Fig. III.8. Schéma du plan d'expérience utilisé pour la cible de calibration sphérique.

Dans le but d'obtenir des estimations précises des angles d'incidence, les normales ont été estimées en utilisant des ajustements de formes paramétriques. Ainsi, les normales sont estimées sur la base d'une forme prédéfinie, évitant les problèmes dues à des irrégularités ou à l'absence ponctuelle de mesures. Un plan parfait a été recalé sur les nuages de points de la cible Spectralon et une sphère parfaite sur les nuages de points de la cible sphérique.

III.2.2.2 Domaine de validité pour l'angle d'incidence

Nous cherchons ici à déterminer l'angle d'incidence maximal que nous pouvons prendre en compte dans le processus de correction radiométrique par une étude statistique. Tout d'abord, nous échantillons l'intensité en k classes statistiques, avec un pas de discrétisation de 5° . Chaque classe contient n_k points, une intensité brute moyenne notée m_k et un écart-type noté σ . La figure III.9 expose la variation normalisée moyenne de densité de points pour l'ensemble des nuages de points mesurés de la cible sphérique.

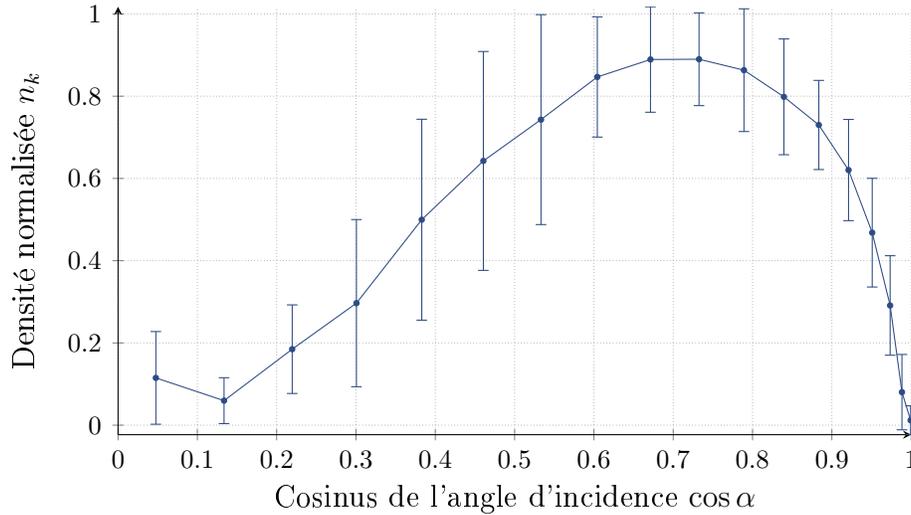


Fig. III.9. Densités normalisées moyennes de l'ensemble des 79 nuages de points de la cible sphérique.

La densité des points est faible pour les angles d'incidence inférieurs à 73° ($\cos \alpha \simeq 0,3$). Pour l'incidence normale ($\cos \alpha \approx 1$) nous avons peu de mesures à cause de la géométrie sphérique. Néanmoins nous gardons les mesures car elles semblent continues et qu'il n'y a pas d'aberrations visibles des résultats.

Un estimateur est calculé pour chaque classe S_k , permettant la détermination de l'intervalle de confiance J_k . Les équations S_k et J_k sont définis par :

$$S_k = \sqrt{V_k} = \sigma_k \frac{\sqrt{n_k}}{\sqrt{n_k - 1}} \quad (\text{III.14})$$

$$J_k = \left[m_k - t_k \frac{S_k}{\sqrt{n_k}}; m_k + t_k \frac{S_k}{\sqrt{n_k}} \right] \quad (\text{III.15})$$

L'équation (III.15) a été appliquée pour chaque distance, avec $\cos \alpha$ variant. Pour un intervalle de confiance J_k avec un niveau de confiance de 95%, il nous faut prendre $t_k = 1,96$. Cela

nous donne, pour chaque classe d'angle et à une distance donnée, un intervalle où se situe l'intensité brute avec une probabilité de 95%. Si la longueur du demi-intervalle est très grande, la mesure n'est pas utilisable (trop peu de points ou trop grande dispersion des mesures).

La [figure III.10](#) montre les valeurs moyennes des intervalles de confiance de l'ensemble des 79 nuages de points de la cible sphérique. Les valeurs supérieures à 0.3 présentent un niveau de confiance fort, les valeurs inférieures à 0,2 un niveau de confiance faible et les valeurs entre 0.2 et 0.3 un niveau de confiance moyen.

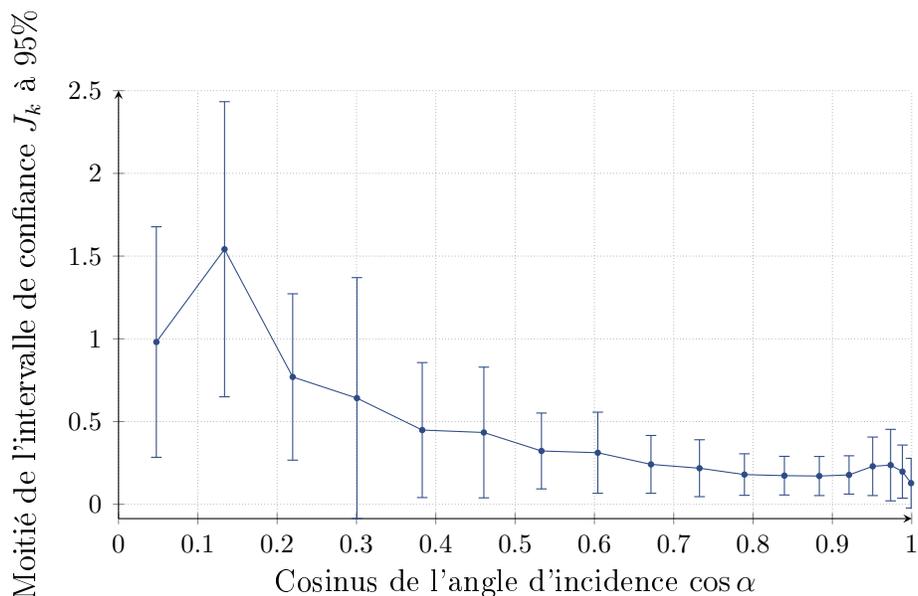


Fig. III.10. Moyenne de la moitié de l'intervalle de confiance à 95% de l'ensemble des 79 nuages de points de la cible sphérique de 1 à 40 m.

Les valeurs faibles inférieures à 0.2 devraient être écartées dans le processus de correction. Ce résultat est cohérent avec l'angle d'incidence maximal utilisé dans d'autres articles [Kukko et al. \(2008\)](#); [Pfeifer et al. \(2007\)](#); [Xu et al. \(2017\)](#); [Bretagne et al. \(2018\)](#). Dans les jeux de données des cibles de calibration présentés ensuite, nous gardons donc les points dont l'angle d'incidence est inférieur à $\alpha_{max} = 80^\circ$.

III.2.2.3 Résultats obtenus

La courbe ([figure III.11](#)) montre les données obtenues avec le Spectralon et la sphère, en fonction de la distance et de l'angle d'incidence.

Des mesures plus précises avec la cible sphérique ont été conduites afin d'étudier plus en détail les variations pour les courtes distances ([1; 4] m) en incidence normale (angles d'incidence $< 15^\circ$). Ces effets sont probablement dus à la défocalisation du rayon laser ([Fang et al., 2014](#)).

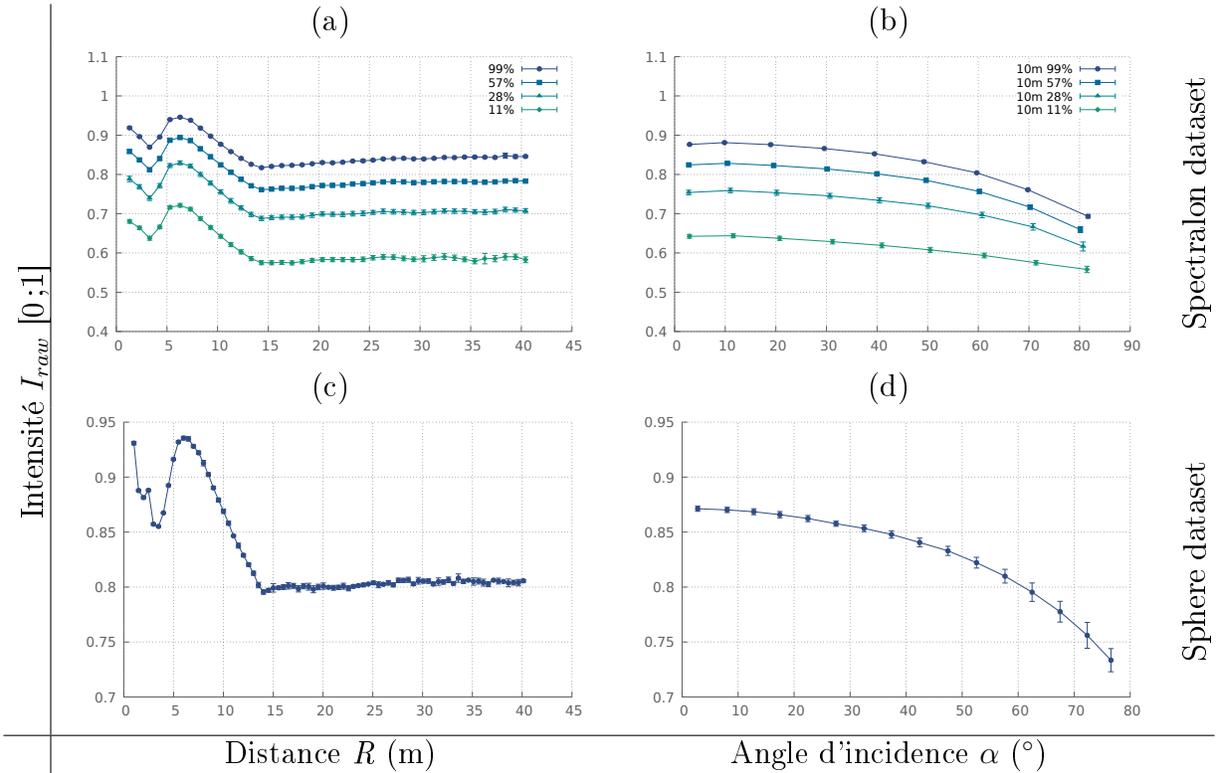


Fig. III.11. Intensité brute moyenne mesurée pour la cible plane en Spectralon et pour la cible sphérique en fonction de la distance et de l'angle d'incidence : en fonction de la distance, avec un angle maximal de 15° pour la cible plane (a) et pour la cible sphérique (c) ; en fonction de l'angle d'incidence à 10 m pour la cible plane par classes de 10° (b), et pour la cible sphérique par classes de 5° (d).

Quatorze nouvelles acquisitions ont été faites de 0,5 m à 4 m, sans incrément spécifique, afin d'approximer au mieux les variations (figure III.12).

Considérant les mesures de distance seuls les points avec un angle d'incidence inférieur à 15° ont été gardés. Les valeurs des distances et celles de l'intensité brute ont été moyennées pour chaque bande de Spectralon de la première série et pour la cible sphérique. Les courbes résultantes présentent trois tendances séparées. Comme précisé par le fabricant FARO, l'existence de processus internes modifiant le comportement de la mesure de l'intensité est confirmée. À courte distance ($[0; 6]$ m), un réducteur prévient contre la saturation du signal. À moyenne distance ($[6; 14]$ m), il semble que la variation de l'intensité corresponde à la mesure non modifiée. Finalement, à longue distance ($[14; 40]$ m), un amplificateur pour les faibles signaux ou un contrôle automatique du gain réhausse l'intensité mesurée pour rendre les valeurs comparables avec celles des distances courtes et moyennes et la rend indépendante de la distance.

Cette allure de courbe est très similaire à celle obtenue par Tan and Cheng (2016), où le même modèle de scanner, un Faro Focus 3D 120, a été utilisé. Dans la littérature, l'effet des distances moyennes ne change généralement pas, contrairement aux courtes et longues distances. Par

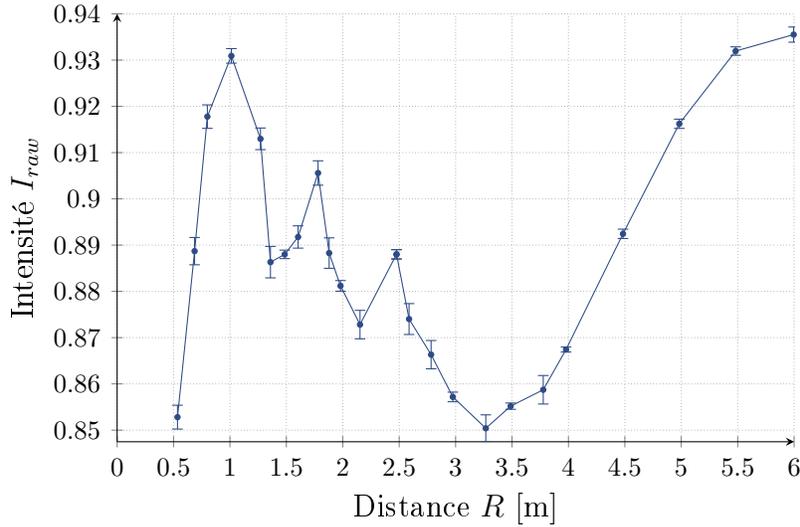


Fig. III.12. Mesures additionnelles à courte distance ($[0, 5; 4]$ m) de l'intensité brute moyenne en fonction de la distance pour la cible sphérique. L'angle d'incidence maximal pris en compte est de 15° .

exemple, avec un scanner FARO LS HE80, [Kaasalainen et al. \(2008c\)](#) présentent une courbe avec un effet sur les courtes distances mais sans modifications sur les longues distances. Les mêmes effets se retrouvent de façon identique dans [Blaskow and Schneider \(2014\)](#), avec un Z+F Imager 5006i. Dans ([Blaskow and Schneider, 2014](#); [Pfeifer et al., 2007](#)), où un Riegl LMS-Z420i est utilisé, l'effet sur les courtes distances n'est pas présent et l'effet d'amplification sur les longues distances est plus lisse que sur nos données. Dans ([Pfeifer et al., 2008](#)), un Optech ILRIS 3D est testé et présente une combinaison très différente avec une augmentation continue de 0 m à 20 m et une diminution continue jusqu'à 50 m. Comme ces modificateurs apparaissent de manière indifférenciée sur les LiDARs ToF et les CW, ils ne semblent pas être corrélés avec la modalité de mesure du scanner (ToF ou FMCW).

Une mesure simultanée du Spectralon et de la sphère a été faite à 15 m, en considérant uniquement les points avec un angle d'incidence inférieur à 10° . Les mesures donnent une intensité moyenne de 0,807 (écart-type : 0,002) pour la sphère et de 0,819 (écart-type : 0,001) pour la bande calibrée à 99% du Spectralon. Une approximation grossière permet d'estimer que la sphère aurait une réflectance environ voisine de 99% par comparaison.

Les mesures réalisées pour la cible sphérique permettent l'obtention d'une carte 3D exprimée sur l'espace des paramètres représentant l'intensité brute de calibration $I_{cal}(R, \alpha)$ en fonction de la distance et du cosinus de l'angle d'incidence ([figure III.13](#)).

En résumé, pour l'intensité de calibration, nous sommes ainsi en possession de trois jeux de données :

1. mesures faites avec la cible plane en Spectralon en fonction de la distance en incidence

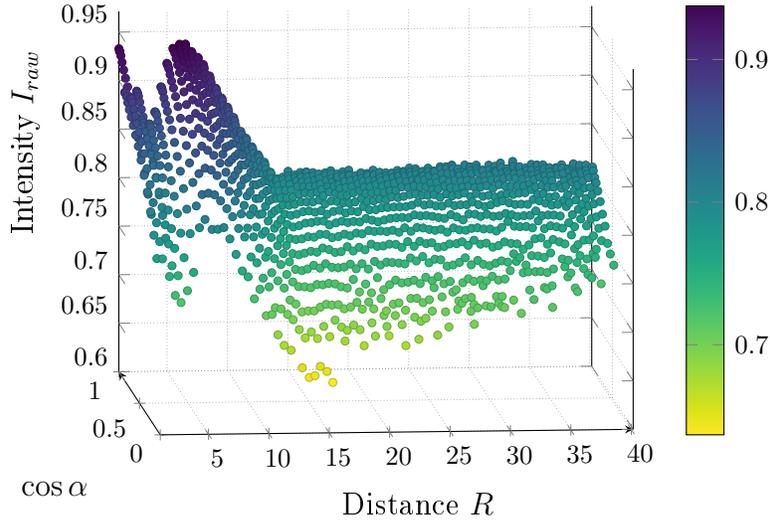


Fig. III.13. Espace des paramètres : intensité brute en fonction de la distance R et du cosinus de l'angle d'incidence $\cos \alpha$ pour la cible sphérique.

- quasi-normale et en fonction de l'angle d'incidence à une distance de 10 m ;
- 2. espace des paramètres (R, α) construit avec la cible sphérique regroupant les mesures de la distance et de l'angle d'incidence sur toutes les distances ;
- 3. espace des paramètres (R, α) construit avec la cible sphérique regroupant les mesures de la distance et de l'angle d'incidence sur toutes les distances, avec les mesures additionnelles de la sphère à courte distance.

III.2.3 Correction de l'intensité

III.2.3.1 Approche séparée

Nous avons strictement suivi la méthode établie par [Tan and Cheng \(2015\)](#) avec le jeu de données du Spectralon, pour l'estimation des paramètres. Les ordres des régressions polynomiales ont été choisis par compromis entre l'erreur moyenne de la régression obtenue et la complexité, i.e. $N_2 = 3$ pour les angles d'incidence et $N_3 = 9$ pour les distances. Les coefficients des polynômes ([table III.2](#)) ont été normalisés en mettant le premier terme égal à 1. La constante de normalisation a été choisie sur la courbe avec une réflectance lambertienne de 28%, à 10 m, à un angle d'incidence de 0° . Nous avons appliqué l'approche séparée à la cible sphérique et à la cible plane en Spectralon elle-même ([figure III.14](#)).

Pour évaluer l'efficacité de la correction, nous utilisons le coefficient de variation (CV) employé dans ([Pfeifer et al., 2007](#); [Tan and Cheng, 2015](#); [Jutzi and Gross, 2010](#)). Ce quantificateur statistique de la dispersion des données est une quantité invariante d'échelle et sans dimension. Il est défini comme étant le ratio entre l'écart-type σ et la moyenne μ ($CV = \sigma/\mu$).

Table III.2

Coefficients normalisés obtenus pour l'approche séparée.

$F_3(R)$	γ_0	γ_1	γ_2	γ_3	γ_4
	-4,918e-12	9,987e-10	-8,615e-08	4,104e-06	-1,174e-4
	γ_5	γ_6	γ_7	γ_8	γ_9
	2,052e-3	-2,121e-2	1,186e-1	-3,031e-1	1
$F_2(\cos \alpha)$	β_0	β_1	β_2	β_3	
	13,196	5,872	-3,277	1	

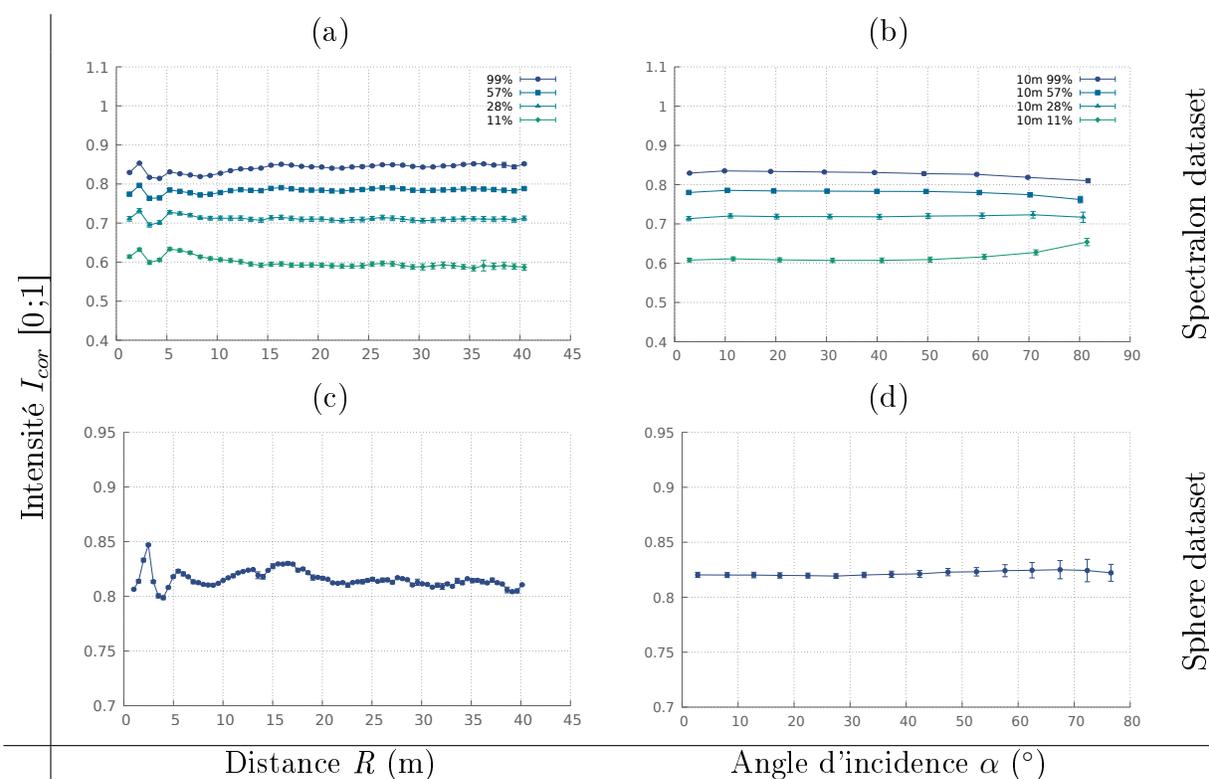


Fig. III.14. Intensité corrigée avec l'approche séparée. Intensité moyenne mesurée pour la cible plane en Spectralon et pour la cible sphérique en fonction de la distance et de l'angle d'incidence : en fonction de la distance avec un angle maximal de 15° pour la cible plane (a) et pour la cible sphérique (c) ; en fonction de l'angle d'incidence à 10 m pour la cible plane par classes de 10° (b), et pour la cible sphérique par classes de 5° (d).

et est exprimé en pourcentage. Appliquée sur les courbes de la réponse de l'intensité, cette mesure est particulièrement appropriée pour évaluer l'efficacité de la réduction de la variation de l'intensité.

Après application de la correction, la variation de l'intensité avec la distance est réduite d'un

CV moyen de 5,35% à 1,25% avec le jeu de données du Spectralon et d'un CV de 5,19% à 0,91% avec le jeu de données de la cible sphérique. La variation de l'intensité avec les angles d'incidence est réduite d'un CV moyen de 6,34% à 1,15% avec le jeu de données du Spectralon et d'un CV de 5,05% à 0,25% avec le jeu de données de la cible sphérique.

Bien que le scanner utilisé dans cette étude soit du même modèle que dans [Tan and Cheng \(2015\)](#), des différences subtiles dans les caractéristiques du système peuvent exister entre chaque scanner. De même, l'environnement expérimental est différent. Ceci peut expliquer la différence entre nos valeurs calibrées de réflectance et les leurs, même s'il s'agit dans les deux cas d'une cible Spectralon. Quoi qu'il en soit, nous recommandons que chaque scanner soit calibré individuellement et régulièrement.

III.2.3.2 Approche surfacique polynomiale globale par morceaux

Pour notre LiDAR, la régression des données a été segmentée manuellement en trois domaines : premier segment entre 1 et 6 m inclus, le second entre 6 et 14 m inclus et le troisième entre 14 et 40 m. Les ordres de régression ont été mis à $n = 2$ et $m = 2$. Ainsi, trois régressions polynomiales bivariées du second ordre ont été appliquées, une pour chaque segment de distance. Le facteur de normalisation a été choisi à 10 m, pour un angle d'incidence de 0° .

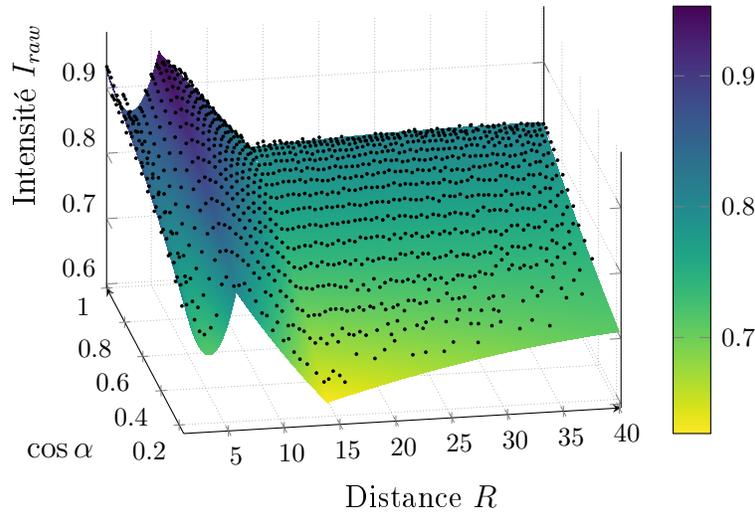


Fig. III.15. Intensités brutes de la cible sphérique (points noirs) en fonction de la distance R et du cosinus de l'angle d'incidence $\cos \alpha$, avec les régressions obtenues sur les trois domaines de distance [1,6] m, [6,14] m et [14,40] m (fausse couleur).

Les coefficients obtenus sont présentés dans la [table III.3](#) et les graphes de l'intensité corrigée avec cette approche sont présentés dans la [figure III.16](#). La variation de l'intensité avec la distance est réduite d'un CV moyen de 5,35% à 1,17% avec le jeu de données du Spectralon et d'un CV de 5,19% à 0,45% avec le jeu de données de la cible sphérique. La variation de

l'intensité avec les angles d'incidence est réduite d'un CV moyen de 6,34% à 1,16% avec le jeu de données du Spectralon et d'un CV de 5,05% à 0,31% avec le jeu de données de la cible sphérique.

Table III.3

Coefficients des régressions bivariées obtenus pour l'approche surfacique globale par morceaux.

R	$F(R, \cos \alpha)$								
	η_{00}	η_{01}	η_{02}	η_{10}	η_{11}	η_{12}	η_{20}	η_{21}	η_{22}
[0, 6] m	1770,54	-245,11	36,83	308,88	196,60	-25,83	-28,69	-130,92	17,44
[6, 12, 5] m	1869,64	-59,66	0,69	366,49	64,23	-2,52	-91,52	-38,15	1,57
[12, 5, 40] m	932,36	20,78	-0,20	1415,33	-55,65	0,58	-755,72	38,47	-0,42

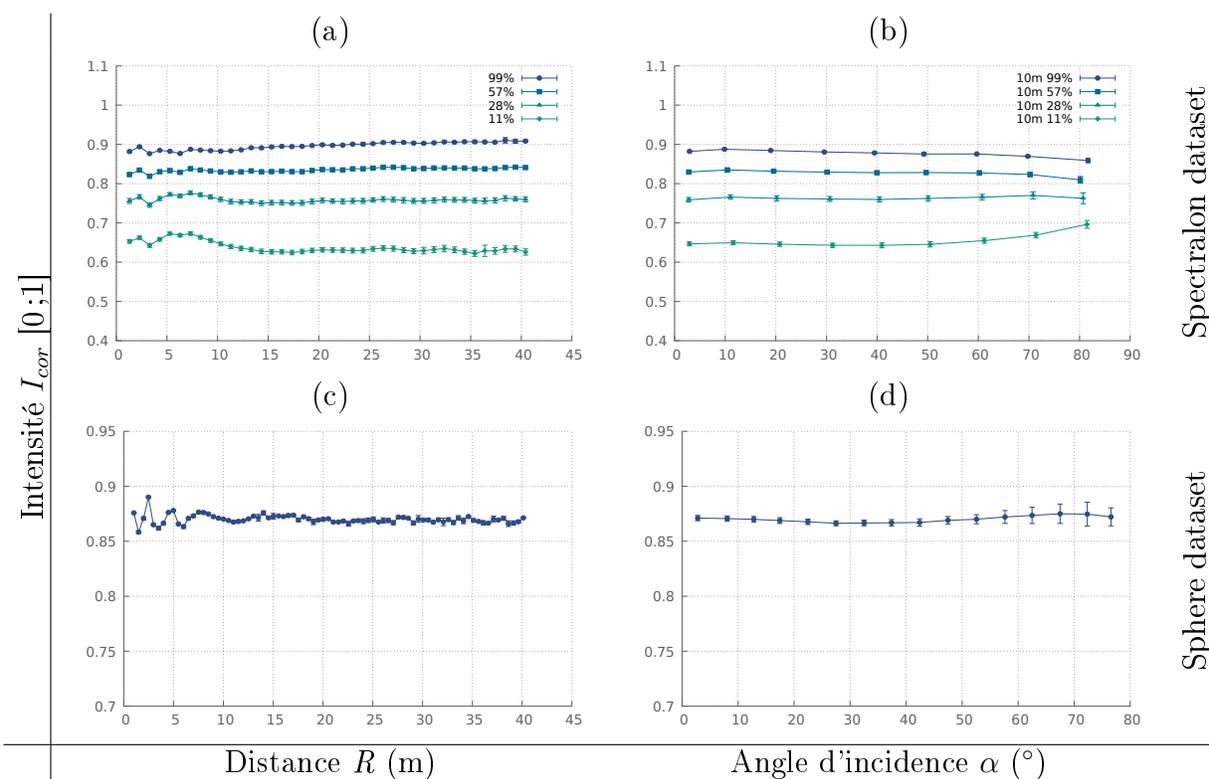


Fig. III.16. Approche par ajustement de surface appliquée sur les nuages de points du Spectralon et de la sphère en fonction de la distance et de l'angle d'incidence. Intensité corrigée moyenne en fonction de la distance pour les quatre bandes du Spectralon (a) et de la sphère (b) avec un angle maximal de 15° . Intensité corrigée moyenne en fonction de l'angle d'incidence pour les quatre bandes du Spectralon à 10 m par classes de 10° (c), et pour la sphère à 10 m par classes de 5° (d).

III.2.3.3 Approche surfacique polynomiale locale

Pour l'approche surfacique polynomiale locale, qui nécessite une densité de mesures la plus élevée possible, nous utilisons les mesures additionnelles faites à courte distance (figure III.12) regroupées en espace des paramètres (R, α) . L'approche est illustrée dans la figure III.17 et les résultats sur les deux jeux de données sont présentés dans la figure III.18. La variation

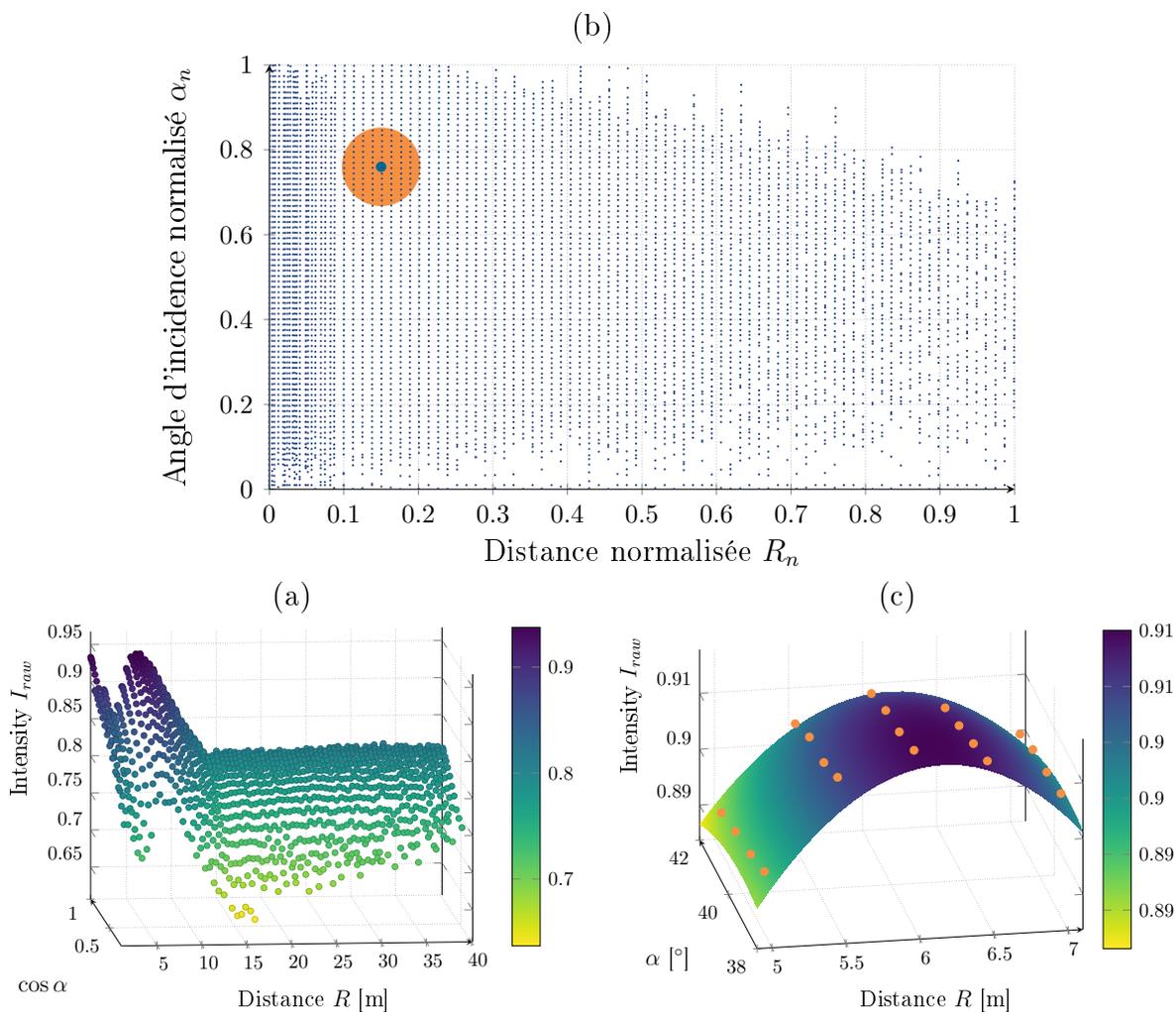


Fig. III.17. Différentes étapes de l'approche surfacique polynomiale locale. L'espace des paramètres (a) est d'abord normalisé sur l'axe des distances et des angles d'incidence (b). Pour un point à corriger d'une certaine distance et angle d'incidence, ici $R = 6$ m et $\cos \alpha = 0,76$ ($\alpha = 0,70$ rad $\approx 40^\circ$), les k plus proches voisins sont identifiés, ici $k = 20$. Puis une régression surfacique est faite sur ces points, ici d'ordre $n = 2$ et $m = 2$, afin de déterminer la structure géométrique locale du comportement de la mesure de l'intensité (c).

de l'intensité avec la distance est réduite d'un CV moyen de 5,35% à 1,26% avec le jeu de données du Spectralon et d'un CV de 5,19% à 0,28% avec le jeu de données de la sphère. La variation de l'intensité avec les angles d'incidence est réduite d'un CV moyen de 6,34% à 1,21% avec le jeu de données du Spectralon et d'un CV de 5,05% à 0,12% avec le jeu

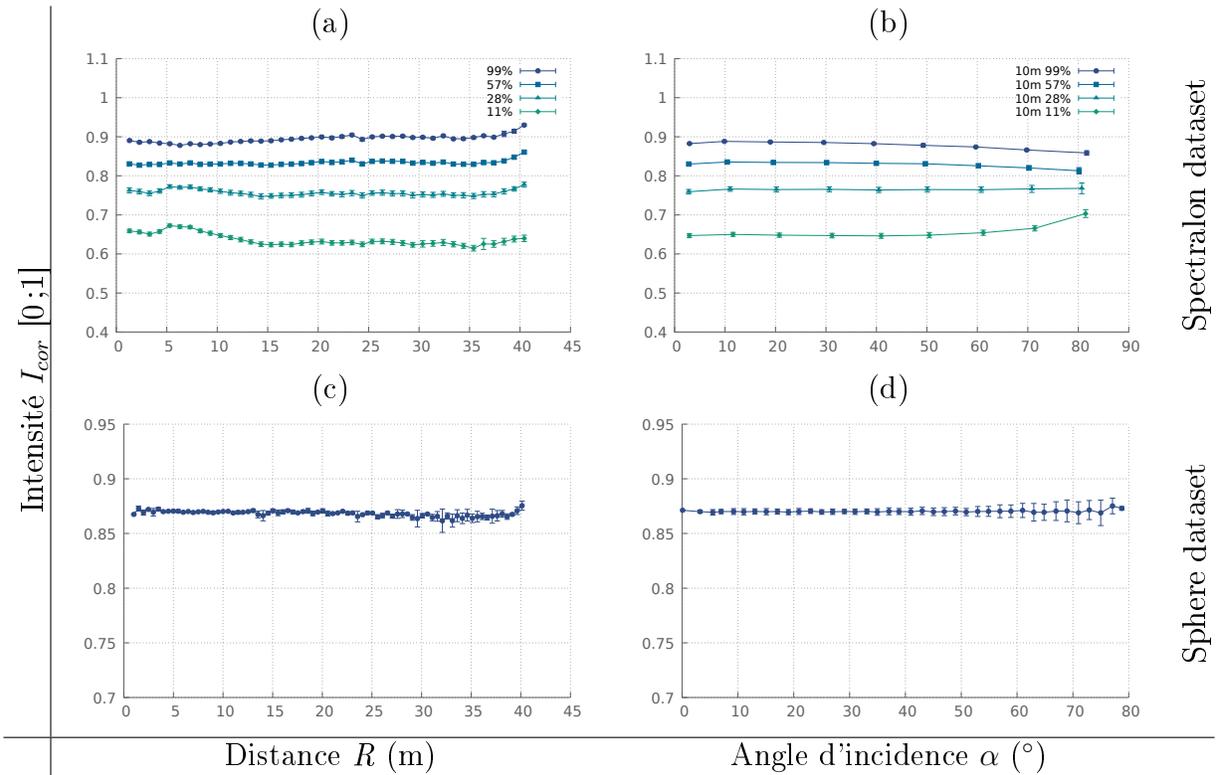


Fig. III.18. Approche par interpolation locale appliquée aux nuages de points du Spectralon et à la cible sphérique en fonction de la distance et de l'angle d'incidence. (a,b) Intensité corrigée moyenne en fonction de la distance pour les quatre bandes du Spectralon (a) et pour la cible sphérique (b) avec un angle maximal de 15° . (c,d) Intensité corrigée moyenne en fonction de l'angle d'incidence pour les quatre bandes du Spectralon à 10 m par classes de 10° (c), et pour la cible sphérique à 10 m par classes de 5° (d).

de données de la sphère. Les résultats sont légèrement meilleurs que l'approche précédente puisque la modélisation du comportement de la mesure de l'intensité est locale, et donc plus précise.

L'ensemble des résultats quantitatifs des trois méthodes présentées sont donnés dans l'annexe de ce chapitre (table III.A.1).

III.2.4 Application à un nuage de points d'une scène réelle

Nous avons appliqué les approches de correction sur un nuage de points d'une scène réelle. Deux scans d'une même sculpture avec un point de vue légèrement décalé ont été sélectionnés. La sculpture numérisée est une œuvre de Niki de Saint Phalle, l'Arbre-aux-Serpents (Angers, France), acquise dans le cadre des campagnes de numérisation du projet SUMUM. Les deux scans ont été faits à l'extérieur en journée, par un temps ensoleillé et chaud.

Comme dans (Tan and Cheng, 2016; Fang et al., 2014), un moyen d'évaluer la correction

d'un nuage de points hétérogène est de sélectionner plusieurs zones de mêmes régions (surface ou structure) et de comparer le degré de variation de l'intensité avant et après correction. Les résultats permettront d'évaluer l'homogénéité de la correction entre différents nuages de points, quel que soit le point de vue.

Les zones sélectionnées ont été prises dans trois différentes régions : le sol (*ground*), le socle (*pedestal*) de la sculpture et les façades (*walls*) des bâtiments. Ces régions sont constituées de pierres blanches diffuses et de compositions différentes. Puisque chacune de ces zones correspond à une surface plane, l'estimation des normales est conduite par ajustement d'un plan sur chacun des nuages de points. Les nuages de points susmentionnés et les zones sélectionnées sont visibles dans la [figure III.19](#).

Les distances moyennes des zones d'intérêt varient entre 2,79 m et 37,02 m, et les angles d'incidence moyens entre $10,03^\circ$ et $86,64^\circ$. Puisque nous sommes dans un cas d'étude réel, nous gardons ici les régions avec un angle d'incidence supérieur à 80° afin de nous rendre compte de l'effet de la correction sur les angles abrupts. Le sol présente des variations en distance, le socle des variations d'angle d'incidence et les façades les deux à la fois. Puisque les deux scans se chevauchent, plusieurs zones peuvent être mises en correspondance : pour le sol les zones G1, G2, G3 et G4 ; pour le socle les zones P1, P2 et P3 ; pour les façades les zones W1 et W2.

La [figure III.20](#) présente les résultats des trois approches de correction comparées avec l'intensité brute. Nous pouvons observer une réduction de la variation de l'intensité sur les différentes zones avec les trois méthodes.

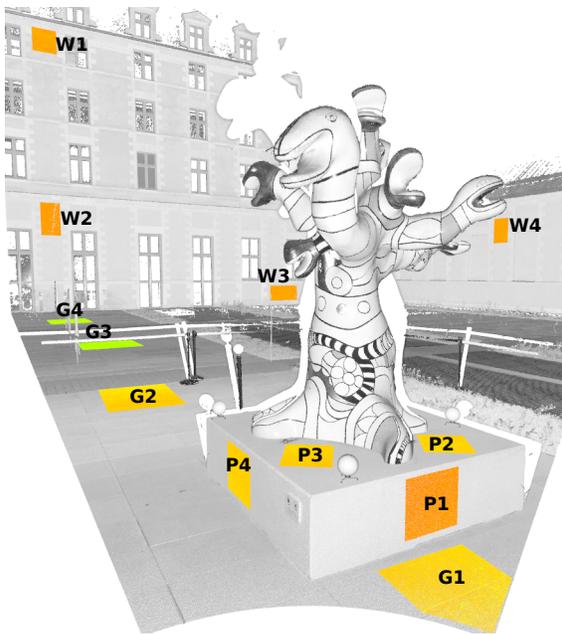
Après correction, les intensités des régions des nuages de points pris à des points de vue différents deviennent plus homogènes. Cette homogénéisation est particulièrement visible avec l'approche par ajustement de surface qui, par sa généralité, semble plus efficace pour les angles abrupts. Les imperfections restantes peuvent avoir diverses origines, e.g., les surfaces possèdent une réflexion spéculaire non nulle, des irrégularités de matière sont présentes dans les régions sélectionnées.

L'approche par interpolation locale, bien que prometteuse lors de l'application sur les cibles de référence, semble présentée plus de difficulté dans ce cas d'étude. Ceci peut s'expliquer par la combinaison des distances et angles d'incidence moyens des zones qui se situent dans des positions de l'espace des paramètres où la densité de points est faible et les valeurs moins fiables. Par exemple, les zones du sol G3 à G5 présentent des angles d'incidence supérieurs à 80° .

Puisque la matière constitutive de chaque région est presque identique, les différences entre les intensités corrigées ne sont pas très prononcées. Cependant, nous pouvons observer une différence en amplitude plus significative entre le sol et à la fois le socle et les façades. Les résultats quantitatifs de l'intensité des zones avant et après correction sont donnés dans

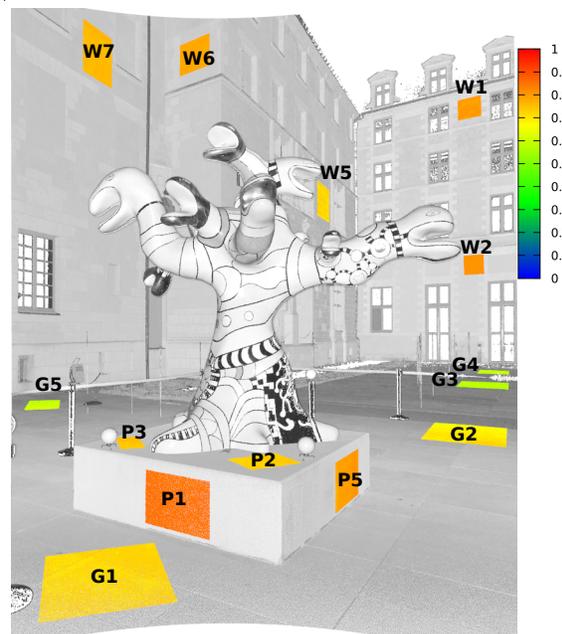


(a)



(b)

Côté gauche



(c)

Côté droit

Fig. III.19. (a) Photographie en vue de face de la scène de test, composée de matériaux réfléchissants hétérogènes. Sculpture de Niki de Saint Phalle, Arbre aux serpents (Angers, France). (b,c) Nuages de points de la sculpture pris de deux côtés différents, avec les zones sélectionnées (fausses couleurs) teintées en fonction de l'intensité brute.

l'annexe (table III.A.2).

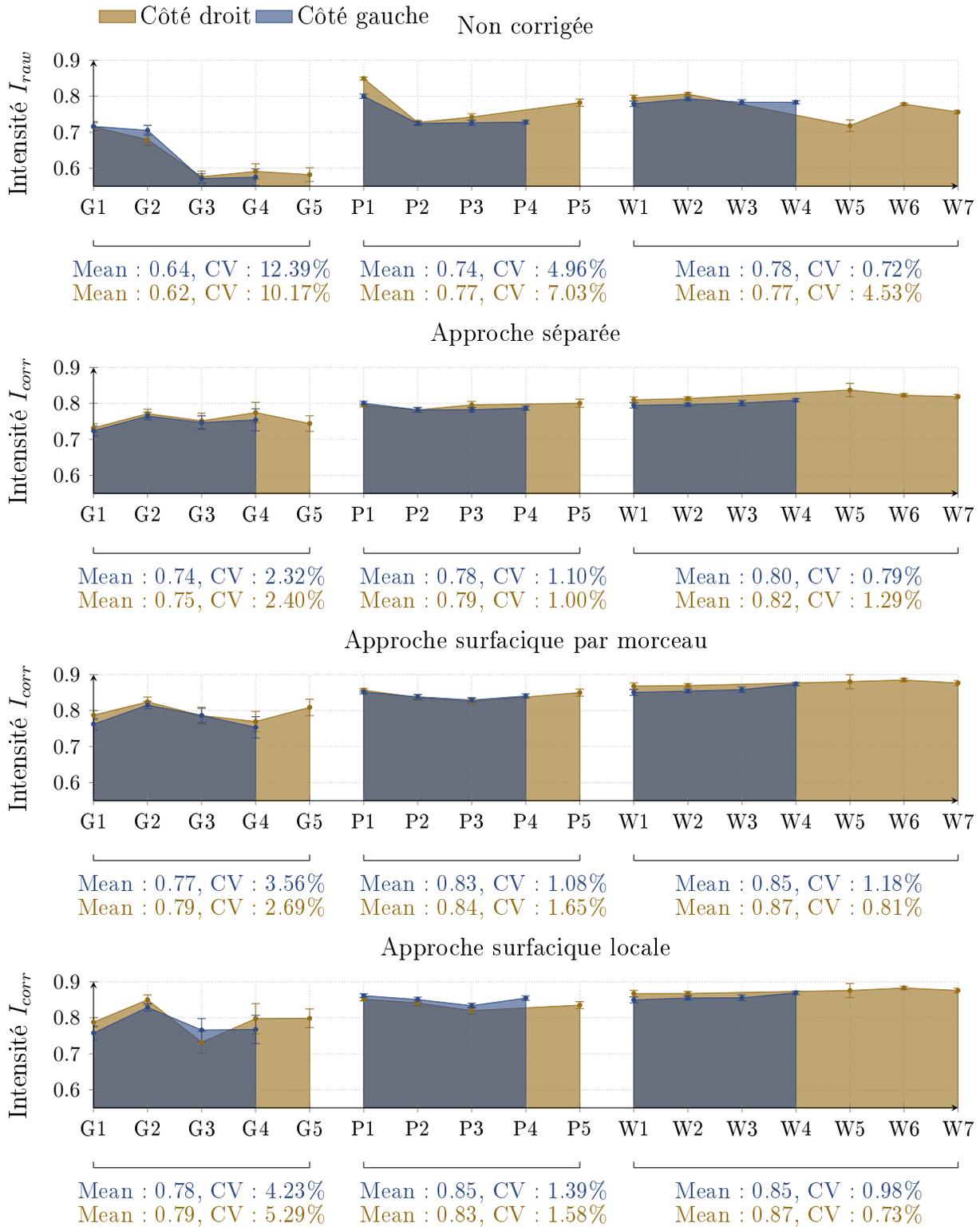


Fig. III.20. Comparaison des approches de correction sur deux nuages de points composés de matériaux hétérogènes. Comparaison de l'intensité moyenne du sol (colonne 1), du socle de la statue (colonne 2), et des façades (colonne 3) avant et après correction.

III.3 Linéarisation de l'intensité corrigée

L'objectif de la linéarisation est d'obtenir une relation linéaire entre l'intensité corrigée et la réflectance lambertienne équivalente. Cette étude de linéarisation a très peu été faite dans la littérature, et les approches décrites sont générales et réutilisables.

Deux-cent-quatre-vingt-huit nuages de points des quatre bandes du Spectralon dont l'intensité est corrigée, sont utilisés pour évaluer la relation non-linéaire entre l'intensité corrigée et la réflectance. Les distances sont comprises entre 1,30 m et 40,6 m. Les angles pris en considération sont inférieurs à 80° , afin d'éviter les fortes dispersions dues aux incidences rasantes. Le coefficient de variation de l'intensité corrigée moyenne est toujours inférieur à 4%.

Les valeurs moyennes des intensités relevées pour chaque bande du Spectralon et corrigées avec les différentes approches de correction, sont présentées dans la [figure III.21](#). Cette figure montre que la correction effectuée sur les intensités brutes n'élimine pas complètement les effets de l'angle d'incidence et de la distance. Autrement, les points seraient mieux groupés pour une valeur de réflectance lambertienne donnée.

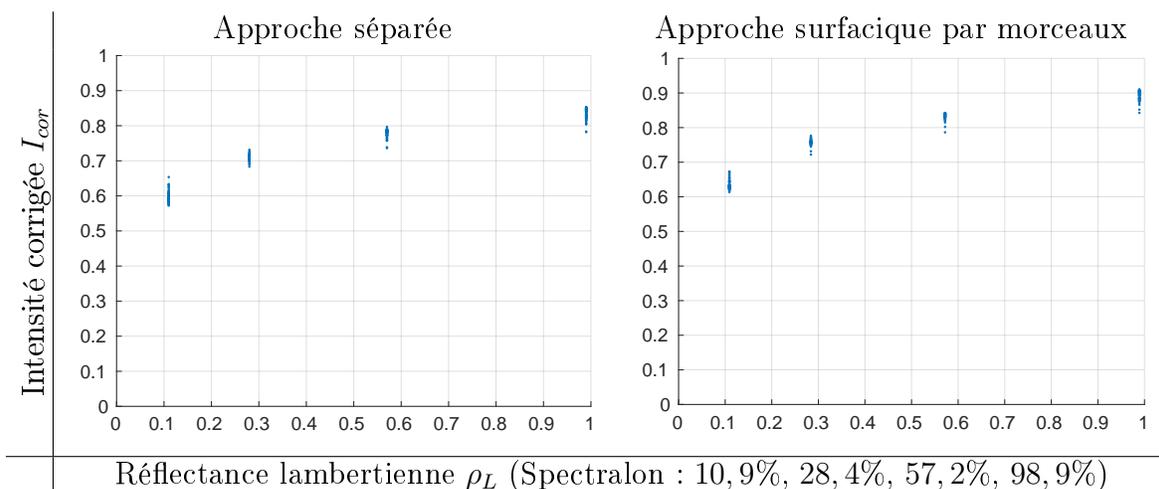


Fig. III.21. Intensité corrigée moyenne des quatre bandes du Spectralon à plusieurs distances et angles d'incidence en fonction des valeurs calibrées de réflectance, pour les quatre bandes du Spectralon et pour deux approches de correction.

Les moyennes de ces valeurs pour chaque bande du Spectralon et pour chaque approche de correction sont données dans la [table III.4](#). On constate que l'intensité mesurée par le scanner présente une non-linéarité par rapport aux valeurs calibrées des réflectances du Spectralon. Dans les approches de correction de cette non-linéarité que nous proposons dans les sections suivantes, nous ajoutons à ces valeurs une cinquième donnée pour faire correspondre une intensité corrigée nulle à une réflectance calibrée nulle.

Table III.4

Intensités moyennes obtenues pour chaque bande du Spectralon, corrigées avec les différentes approches de correction, comparées avec la réflectance calibrée.

Réflectances calibrées fournies par le constructeur	0,11	0,28	0,57	0,99
Approche séparée	0,59	0,70	0,77	0,83
Approche surfacique globale par morceaux	0,63	0,75	0,83	0,89
Approche surfacique locale	0,64	0,75	0,83	0,89

III.3.1 Approche 1 : correction gamma

On suppose dans cette approche que la non-linéarité est due à une correction gamma appliquée aux intensités lors du processus interne de mesure ou de traitement du LiDAR. La correction gamma est, en vidéo et en imagerie électronique, une amplification non-linéaire appliquée au signal électrique afin de réduire le bruit de fond et d'améliorer la visualisation des contrastes. Cependant, cela ne correspond pas parfaitement aux observations puisque l'intensité corrigée de la bande à 99% du Spectralon donne une valeur plus faible que celle attendue. On introduit alors un coefficient de proportionnalité entre la réflectance et une quasi-réflectance notée ρ_n , définie par :

$$\rho_n = \delta \times \rho \quad (\text{III.16})$$

On suppose ensuite qu'il y a une correction de type gamma entre la quasi-réflectance et l'intensité corrigée :

$$I_{cor} = (\rho_n)^\gamma = (\delta\rho)^\gamma \quad (\text{III.17})$$

On peut estimer les deux paramètres δ et γ à partir des mesures du Spectralon. Ce qui donne :

$$\log I_{cor} = \gamma(\log \delta + \log \rho) = C + \gamma \log \rho \quad (\text{III.18})$$

$$\text{avec } C = \gamma \log \delta \quad (\text{III.19})$$

pour aboutir à une équation linéaire en fonction des deux paramètres à estimer. Et on construit un système linéaire avec les 4 mesures des bandes du Spectralon ($i = 1, \dots, 4$) :

$$\log I_{cor_i} = C + \gamma \log \rho_i \quad (\text{III.20})$$

On résout par pseudo-inverse pour estimer C et γ . Ensuite, on en déduit :

$$\delta = \exp^{(C/\gamma)} \quad (\text{III.21})$$

La fonction de linéarisation est donc :

$$F^{-1}(I_{cor}) = e^{(\frac{\log I_{cor}}{\gamma} - \log \delta)} \quad (\text{III.22})$$

Les constantes trouvées par cette méthode sont présentées dans la [table III.5](#). La prise en compte de la proportionnalité et de la correction gamma reproduit le comportement du Faro Focus 3D 120 ([figure III.22](#)).

Table III.5

Constantes déterminées pour la correction gamma.

	γ	δ	RMSE
Approche séparée	0,1526	0,3323	0,012
Approche surfacique globale par morceaux	0,1548	0,5237	0,013
Approche surfacique locale	0,1507	0,5062	0,011

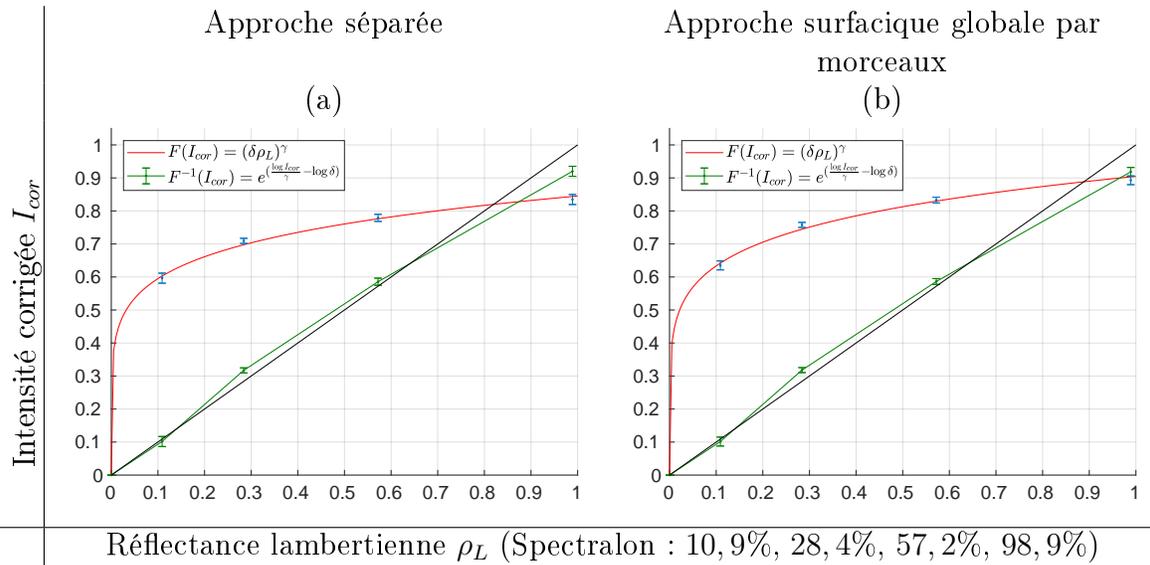


Fig. III.22. Intensité corrigée en fonction des valeurs calibrées de réflectance, pour les quatre bandes du Spectralon et pour deux des approches de correction. (a,b) Moyenne de la moyenne de l'intensité corrigée pour chaque bande du Spectralon (barre d'erreur bleue), l'approximation logarithmique estimée (courbe rouge) et les valeurs linéarisées I_{cor} (courbe et barres d'erreurs vertes) comparées avec une fonction linéaire (ligne noire).

III.3.2 Approche 2 : approximation logarithmique

Une relation non-linéaire entre l'intensité corrigée moyenne et la réflectance lambertienne est trouvée sur la base des quatre intensités corrigées moyennes et l'origine. Cette relation est

approximée par une forme logarithmique :

$$F(\rho_L) = \ln(1 + A(\rho_L)^B) \quad (\text{III.23})$$

où A et B sont des constantes. Finalement, la fonction de linéarisation est de la forme :

$$F^{-1}(I_{cor}) = D(e^{I_{cor}} - 1)^E \quad (\text{III.24})$$

La valeur des constantes est donnée dans la [table III.6](#) et les graphes des résultats sont visibles dans la [figure III.23](#).

Table III.6

Constantes de linéarisation pour les différentes approches de correction radiométrique.

	A	B	D	E	RMSE
Approche séparée	1,31	0,21	0,24	5,23	0,006
Approche surfacique globale par morceaux	1,46	0,21	0,16	4,72	0,008
Approche surfacique locale	1,45	0,21	0,15	5,14	0,006

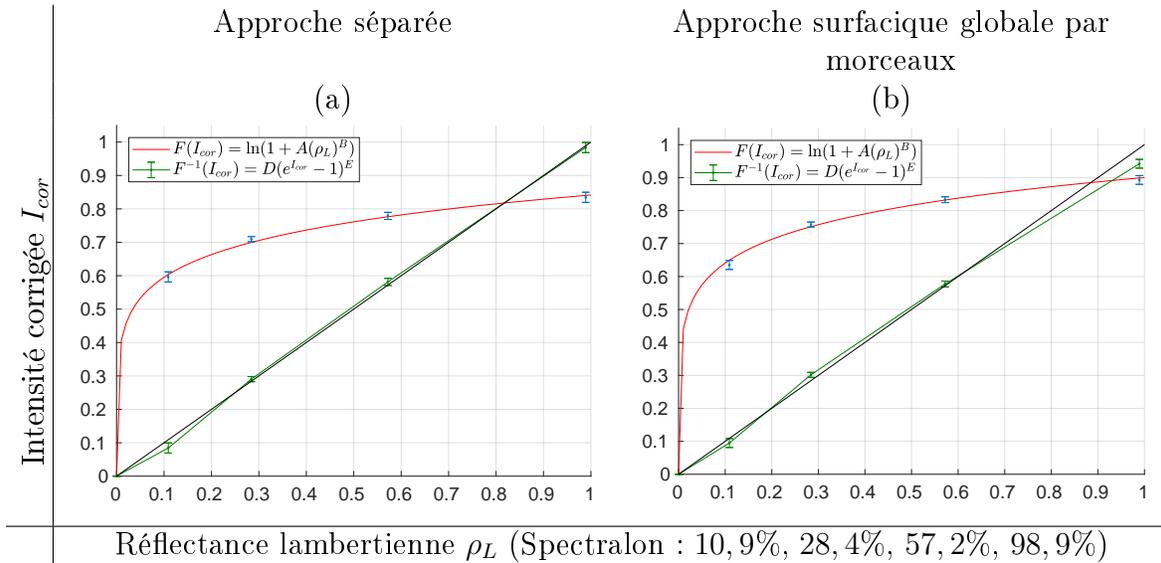


Fig. III.23. Intensité corrigée en fonction des valeurs calibrées de réflectance, pour les quatre bandes du Spectralon et pour deux des approches de correction. (a,b) Moyenne de la moyenne de l'intensité corrigée pour chaque bande du Spectralon (barre d'erreur bleue), l'approximation logarithmique estimée (courbe rouge), et les valeurs linéarisées I_{cor} (courbe et barres d'erreurs vertes) comparées avec une fonction linéaire (ligne noire).

L'intensité corrigée et linéarisée est une valeur de réflectance lambertienne équivalente puisque nous linéarisons à partir de quatre cibles lambertiennes. La linéarisation nous permet d'ob-

tenir une valeur de réflectance plus réaliste avec une échelle linéaire, mais ne change pas fondamentalement les résultats obtenus, puisqu'une fonction bijective est appliquée. Expérimentalement, la qualité de la linéarisation dépend des cibles à réflectance connue utilisées pour estimer la réflectance réelle (lambertienne ou non).

Nous avons appliqué cette linéarisation aux zones sélectionnées dans les nuages de points d'une scène réelle présentées dans la section précédente (figure III.24). Les données quantitatives sont fournies dans l'annexe (table III.A.3). De façon générale, la régularité des résultats est similaire dans les trois approches.

Pour le sol, l'approche séparée donne des valeurs moyennes de réflectance lambertienne équivalente entre 0,42 et 0,46, l'approche par ajustement de surface entre 0,36 et 0,41, et l'approche surfacique locale entre 0,38 et 0,43. Pour les façades, la régularité des résultats est similaire dans les deux approches, avec une hausse légère de la valeur moyenne de réflectance lambertienne équivalente pour l'approche séparée. Pour le socle de la statue nous trouvons la même tendance : des valeurs moyennes légèrement plus hautes pour l'approche séparée. Ces légers écarts sont dus à la valeur de la constante de normalisation qui diffère légèrement selon l'approche.

Néanmoins, la dispersion est plus faible pour l'approche par ajustement de surface. La différence entre le côté droit et gauche du nuage de points de l'Arbre aux serpents est légèrement plus prononcée avec l'approche séparée et avec l'approche surfacique locale. Les surfaces des façades et du socle ont une réflectance lambertienne équivalente, qui est plus haute que pour les surfaces du sol pour les trois approches. Nous rappelons que la cible sphérique a une réflectance lambertienne équivalente proche de 99% et que par conséquent les résultats avec l'approche par ajustement de surface sont meilleurs avec une haute réflectance lambertienne équivalente : les résultats sont ainsi logiquement moins bons pour le sol.

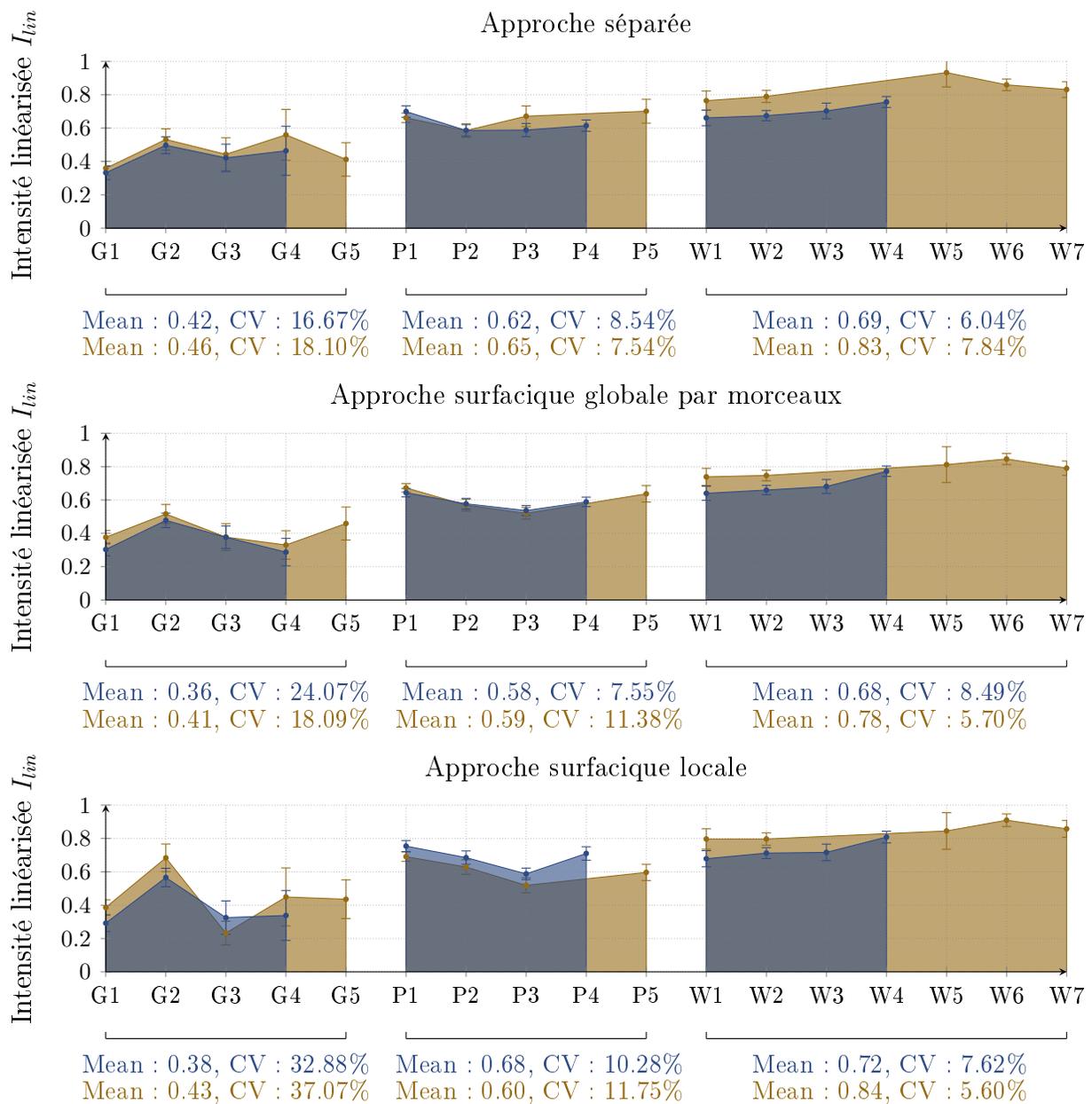


Fig. III.24. Application des approches de correction avec linéarisation par approximation logarithmique sur différentes surfaces d'un nuage de points réel.

III.4 Conclusion

Nous avons abordé les bases physiques et théoriques de la mesure de l'intensité issue du LiDAR ainsi que la problématique de la correction radiométrique. Nous avons exposé le processus d'acquisition et les phénomènes affectant le signal obtenu. Nous avons montré que l'interprétation de l'intensité en termes de réflectance absolue, indépendamment des

conditions de mesure, doit être prise avec précaution.

La plupart des études de la littérature concentrent la correction sur une partie spécifique de la mesure de l'intensité, ou sur une portion limitée de la mesure en distance. Il en ressort que les paramètres géométriques, distance et angle d'incidence, sont les principales causes à supprimer. Il n'y a pas de loi générale qui puisse être établie du fait de la variation des comportements de mesure entre appareils de type LiDAR, même pour des modèles identiques. Une présentation synthétique a été proposée pour deux groupes de méthodes de correction : théorique et empirique.

Trois approches empiriques ont été analysées et comparées pour donner un diaporama de la méthodologie de correction radiométrique : une approche séparée issue de l'état-de-l'art, une approche surfacique polynomiale globale par morceaux, et une approche surfacique polynomiale locale avec une cible de calibration sphérique. Ces approches ne sont pas limitées à un intervalle de distance particulier ou à un type spécifique de matériau, et peuvent être théoriquement adaptées pour n'importe quel modèle de scanner 3D.

Les résultats expérimentaux ont montré que les trois approches exposées fournissent une intensité corrigée (ou pseudo-réflectance relative) qui est une fonction non-linéaire croissante en fonction de la réflectance. Deux approches de linéarisation de l'intensité corrigée ont été proposées, donnant une réflectance lambertienne équivalente à partir de l'intensité corrigée. Pour les applications qui ne requièrent pas une valeur de réflectance précise, la pseudo-réflectance obtenue peut être suffisante.

Contrairement au Spectralon, la cible sphérique demande moins de scans et moins de post-traitements. Elle est aisément disponible et peu chère. En outre, c'est un équipement de base très souvent disponible avec les scanners LiDAR. Cependant, seul le Spectralon peut fournir une approximation précise de la réflectance absolue grâce à ses différents niveaux de réflectances calibrées en laboratoire.

En plus de fournir des résultats comparables avec l'approche séparée, l'approche surfacique polynomiale est plus générale puisque qu'elle n'est pas établie sur des hypothèses pré-conçues : la calibration par une sphère est toujours possible, ainsi que la régression polynomiale par morceaux. Par exemple, à courte distance la variation de l'intensité dépend fortement à la fois de la distance et de l'angle d'incidence ; la correction est dégradée dans ce cas avec l'approche séparée qui corrige distance et angle d'incidence (défini à une certaine distance) en deux temps. L'approche par interpolation locale convient davantage pour une correction sur des points dont l'angle d'incidence n'est pas trop abrupt, et permet une correction beaucoup plus fine à courte distance.

Cependant, le choix de l'une ou de l'autre approche à utiliser dépend essentiellement des besoins et des cibles disponibles. Si seule une intensité corrigée géométriquement (indépendante du point de vue) est attendue, alors une approche surfacique avec une cible sphérique

est meilleure car plus pratique et générale. Si une intensité calibrée est voulue, un Spectralon avec des réflectances calibrées est nécessaire et l'approche séparée est adaptée. Enfin, le processus de calibration le plus efficace, qui requiert à la fois une cible plane en Spectralon et une cible sphérique, consiste à utiliser l'approche surfacique avec la cible sphérique pour la correction et un processus de linéarisation avec les intensités corrigées du spectralon pour la calibration. Le schéma général de la correction radiométrique est proposé dans l'annexe (figure III.A.1).

Des améliorations peuvent être envisagées, en remplaçant la décomposition par morceaux par une régression multivariée par spline adaptative (*Multivariate Adaptive Regression Spline - MARS*) pour améliorer le lissage entre segments, ou en appliquant la même procédure avec différentes longueurs d'onde de laser pour augmenter les discriminations entre matériaux. De futures études pourraient se concentrer sur les interactions entre le rayon laser et la géométrie de la cible de calibration, ou sur une compréhension approfondie de l'influence de la température sur le scanner.

III.A Annexe

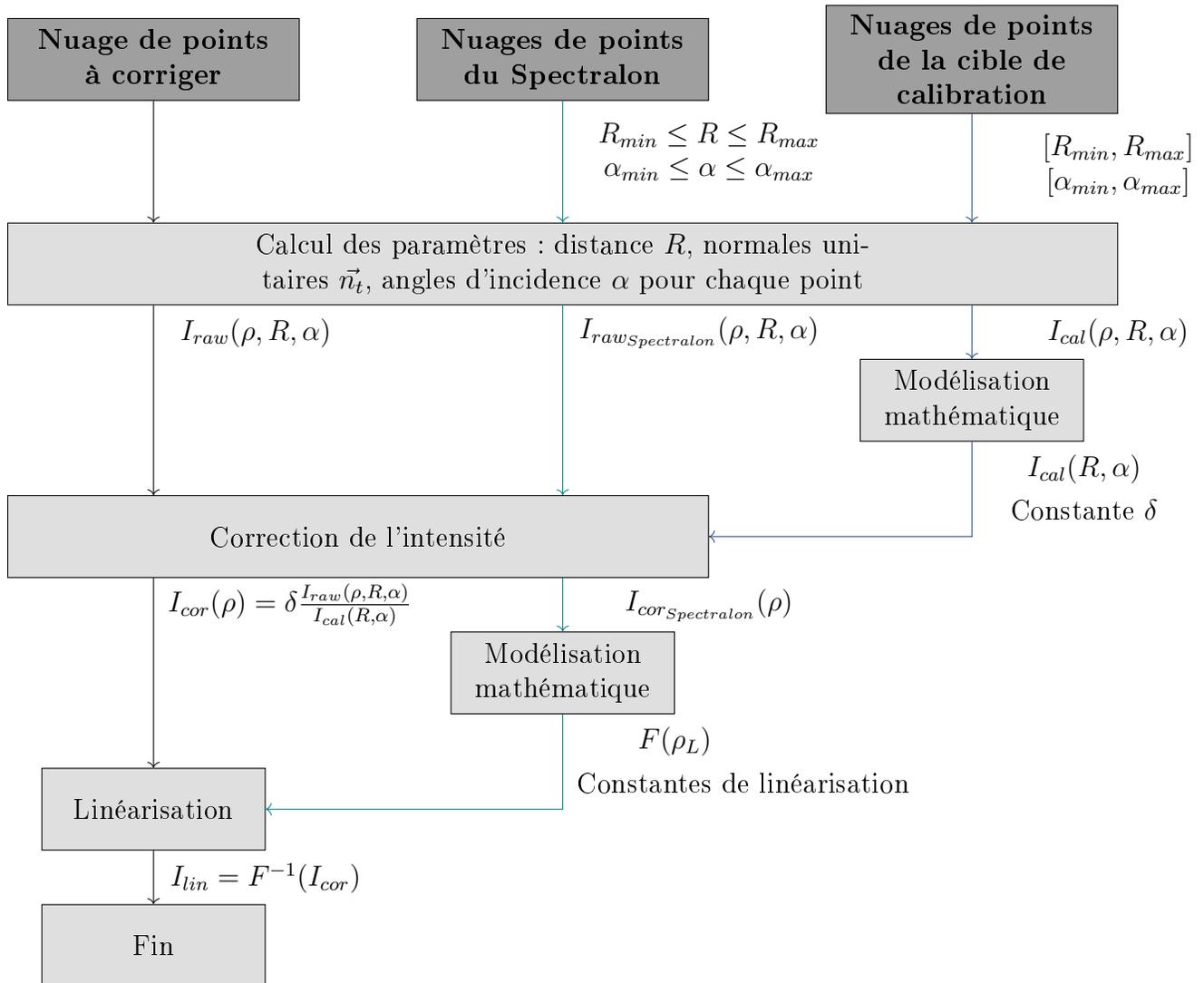


Fig. III.A.1. Chaîne de traitement de la correction radiométrique de l'intensité, de l'intensité brute à l'intensité linéarisée. Les approches utilisées dans ce chapitre correspondent aux cas modélisation mathématique.

Table III.A.1

Comparaison quantitative de l'intensité brute avec l'intensité corrigée par les approches de correction appliquées sur les jeux de données du Spectralon et de la cible sphérique. L'intensité est fonction de la distance $I(R)$ avec $\alpha < 15^\circ$, et de l'angle d'incidence $I(\alpha)$ avec $R=10$ m.

		Sphere dataset		Spectralon dataset							
				99%		57%		28%		11%	
		$I(R)$	$I(\alpha)$	$I(R)$	$I(\alpha)$	$I(R)$	$I(\alpha)$	$I(R)$	$I(\alpha)$	$I(R)$	$I(\alpha)$
Non corrigée	Mean	0,82	0,82	0,85	0,82	0,79	0,77	0,72	0,71	0,60	0,61
	<i>std</i>	0,042	0,041	0,035	0,060	0,036	0,054	0,040	0,045	0,043	0,028
	CV	5,19	5,05	4,09	7,29	4,64	7,01	5,53	6,35	7,14	4,72
Approche séparée	Mean	0,81	0,81	0,84	0,82	0,78	0,77	0,71	0,71	0,59	0,61
	<i>std</i>	0,007	0,002	0,010	0,008	0,006	0,006	0,006	0,002	0,012	0,014
	CV	0,91	0,25	1,24	0,97	0,81	0,89	0,85	0,37	2,12	2,40
Approche surfaccque globale par morceaux	Mean	0,86	0,87	0,89	0,87	0,83	0,82	0,75	0,76	0,63	0,65
	<i>std</i>	0,003	0,002	0,009	0,008	0,005	0,006	0,006	0,003	0,013	0,016
	CV	0,45	0,31	1,07	0,92	0,62	0,81	0,82	0,42	2,18	2,52
Approche surfaccque locale	Mean	0,86	0,86	0,89	0,87	0,83	0,82	0,75	0,76	0,63	0,65
	<i>std</i>	0,002	0,001	0,010	0,010	0,005	0,007	0,005	0,002	0,013	0,016
	CV	0,23	0,13	1,19	1,19	0,71	0,93	0,77	0,28	2,11	2,56

Table III.A.2

Comparaison quantitative de l'intensité brute avec l'intensité corrigée par les approches de correction sur les zones sélectionnées des nuages de points d'une même scène. La comparaison de l'homogénéité des intensités du nuage pris du côté gauche de la scène et du côté droit attestent de la qualité de la correction radiométrique.

		Sol				Socle				Façades					
		G1	G2	G3	G4	P1	P2	P3	P4	W1	W2	W3	W4		
Côté gauche															
	R (m)	2,79	8,48	18,10	26,60	3,18	3,78	3,16	3,52	35,56	32,62	36,05	33,41		
	α (°)	52,79	78,76	84,81	86,56	52,42	73,80	70,29	72,68	23,99	10,03	26,48	37,29		
Non-corrigée	Mean	0,72	0,71	0,57	0,58	0,80	0,72	0,73	0,73	0,78	0,79	0,78	0,78		
	std	0,013	0,015	0,014	0,023	0,006	0,006	0,007	0,005	0,008	0,005	0,007	0,004		
Approche séparée	Mean	0,72	0,76	0,75	0,75	0,80	0,78	0,78	0,79	0,79	0,80	0,80	0,81		
	std	0,014	0,010	0,019	0,030	0,005	0,006	0,007	0,006	0,008	0,005	0,007	0,005		
Approche surfacique globale par morceaux	Mean	0,76	0,82	0,79	0,75	0,85	0,84	0,83	0,84	0,85	0,85	0,86	0,87		
	std	0,016	0,011	0,020	0,030	0,005	0,007	0,007	0,006	0,008	0,005	0,008	0,005		
Approche surfacique locale	Mean	0,76	0,83	0,77	0,77	0,86	0,85	0,83	0,85	0,85	0,85	0,86	0,87		
	std	0,019	0,011	0,032	0,039	0,005	0,006	0,007	0,006	0,008	0,005	0,008	0,005		
Côté droit															
		G1	G2	G3	G4	G5	P1	P2	P3	P5	W1	W2	W5	W6	W7
	R (m)	4,01	9,76	19,81	27,55	13,66	4,52	4,36	5,18	4,88	37,02	34,20	29,87	21,46	19,17
	α (°)	65,34	80,28	85,22	86,64	82,99	42,40	76,04	78,19	70,70	23,77	10,63	72,65	44,70	51,63
Non-corrigée	Mean	0,72	0,68	0,58	0,59	0,58	0,85	0,73	0,75	0,78	0,80	0,81	0,72	0,78	0,76
	std	0,012	0,017	0,016	0,022	0,019	0,005	0,007	0,010	0,011	0,008	0,005	0,016	0,004	0,006
Approche séparée	Mean	0,73	0,77	0,75	0,77	0,74	0,79	0,78	0,80	0,80	0,81	0,81	0,84	0,82	0,82
	std	0,012	0,012	0,021	0,028	0,022	0,005	0,007	0,010	0,011	0,008	0,005	0,019	0,004	0,006
Approche surfacique globale par morceaux	Mean	0,79	0,82	0,79	0,77	0,81	0,86	0,84	0,83	0,85	0,87	0,87	0,88	0,88	0,88
	std	0,013	0,013	0,023	0,028	0,023	0,005	0,007	0,008	0,010	0,009	0,005	0,020	0,005	0,007
Approche surfacique locale	Mean	0,79	0,85	0,73	0,80	0,80	0,85	0,84	0,82	0,84	0,87	0,87	0,88	0,88	0,88
	std	0,013	0,013	0,031	0,042	0,026	0,005	0,007	0,009	0,010	0,009	0,005	0,020	0,005	0,007

Table III.A.3

Comparaison quantitative de l'intensité corrigée et linéarisée avec la méthode par approximation logarithmique pour les différentes approches de correction.

		Sol				Socle				Façades					
		G1	G2	G3	G4	P1	P2	P3	P4	W1	W2	W3	W4		
Côté gauche															
Approche séparée	Mean	0,33	0,50	0,42	0,46	0,70	0,59	0,59	0,61	0,66	0,67	0,70	0,76		
	<i>std</i>	0,041	0,051	0,082	0,147	0,034	0,035	0,039	0,034	0,047	0,031	0,047	0,033		
Approche surfaccique globale par moceaux	Mean	0,30	0,48	0,38	0,29	0,64	0,58	0,54	0,59	0,64	0,66	0,68	0,77		
	<i>std</i>	0,038	0,043	0,068	0,083	0,025	0,033	0,030	0,028	0,042	0,028	0,042	0,031		
Approche surfaccique locale	Mean	0,29	0,57	0,33	0,34	0,75	0,69	0,59	0,71	0,68	0,71	0,72	0,81		
	<i>std</i>	0,050	0,055	0,100	0,150	0,033	0,040	0,035	0,040	0,048	0,033	0,050	0,035		
Côté droit															
		Sol					Socle				Façades				
		G1	G2	G3	G4	G5	P1	P2	P3	P5	W1	W2	W5	W6	W7
Approche séparée	Mean	0,36	0,53	0,44	0,56	0,41	0,66	0,59	0,67	0,70	0,76	0,79	0,93	0,86	0,83
	<i>std</i>	0,042	0,064	0,099	0,153	0,101	0,028	0,041	0,062	0,072	0,058	0,036	0,086	0,035	0,047
Approche surfaccique globale par moceaux	Mean	0,38	0,52	0,38	0,33	0,46	0,67	0,57	0,52	0,64	0,74	0,75	0,81	0,85	0,79
	<i>std</i>	0,041	0,058	0,080	0,085	0,099	0,025	0,036	0,035	0,049	0,051	0,032	0,107	0,034	0,043
Approche surfaccique locale	Mean	0,39	0,68	0,23	0,45	0,44	0,69	0,63	0,52	0,60	0,80	0,80	0,85	0,91	0,86
	<i>std</i>	0,046	0,083	0,071	0,174	0,116	0,028	0,043	0,045	0,049	0,061	0,037	0,110	0,037	0,051

Chapitre IV

Recalage de nuages de points basé intensité

Plan

IV.1 Introduction	74
IV.2 Vue d'ensemble	75
IV.2.1 Terminologie et classifications	76
IV.2.2 Algorithme <i>Iterative Closest Point</i> (ICP)	76
IV.2.2.1 Formalisation de l'ICP	77
IV.2.2.2 Variants de l'ICP	80
IV.2.3 Chaîne de traitement générique du recalage de nuages de points	81
IV.2.3.1 Pré-traitement	82
IV.2.3.2 Transformation initiale	83
IV.2.3.3 Estimation des correspondances	83
IV.2.3.4 Rejet de correspondances	84
IV.2.3.5 Estimation des paramètres de transformation	85
IV.2.3.6 Critère d'efficacité	85
IV.2.4 Progiciels	86
IV.3 Recalage basé intensité	86
IV.3.1 État de l'art	86
IV.3.1.1 Approche dense : <i>Iterative Closest Compatible Point</i> (ICCP)	89
IV.3.1.2 Approche éparses : Recherche de points d'intérêt	89
IV.3.1.3 Approche probabiliste : Information Mutuelle (IM)	91
IV.3.2 Méthodologie mise en œuvre	92
IV.3.2.1 Nuages de points utilisés	92
IV.3.2.2 Détection de caractéristiques : <i>Scale Invariant Feature Transform</i> (SIFT)	96
IV.3.2.3 Estimation de descripteurs et mise en correspondance : <i>Signature of Histograms of Orientations</i> (SHOT)	97
IV.3.2.4 Rejet de correspondances : <i>RANdom SAmple Consensus</i> (RANSAC)	98
IV.4 Résultats expérimentaux	99
IV.4.0.1 Application sur des nuages de points simples	101
IV.4.0.2 Application sur des nuages de points complexes	103

IV.1 Introduction

Ces dernières années, la diminution du coût des technologies de prise de vue tri-dimensionnelle a entraîné une expansion importante des applications dans lesquelles le recalage représente un problème fondamental. Le recalage 3D est étudié dans de nombreux domaines, telles que l'imagerie médicale (Hill et al., 2001), l'industrie (Bi and Wang, 2010), la reconstruction et la sauvegarde d'environnement (De Reu et al., 2013), la localisation et cartographie simultanées (*Simultaneous Localization And Mapping* - SLAM) (Khairuddin et al., 2015), la modélisation d'objets ou de surfaces réelles (Berger et al., 2016).

Les nuages de points issus de LiDAR par mesure terrestre présentent un cas d'étude particulier. La masse de données obtenues lors de chaque scan et la densité inhomogène des points distinguent le recalage de ces données d'autres modalités d'acquisition 3D telles que la photogrammétrie ou les caméras RGB-D. La précision, la fiabilité, et le temps de calcul sont des facteurs à prendre en compte.

Un exemple de recalage géométrique avec des données réelles est présenté dans la [figure IV.1.1](#). Deux nuages de points acquis au moyen d'un LiDAR, à partir de deux points de vue différents, doivent être assemblés dans un système de coordonnées commun. Le nuage qui est à recalage est dit "source" ([figure IV.1.1 - a](#)), celui qui reste statique durant l'opération est dit "cible" ([figure IV.1.1 - b](#)). La colorisation des nuages en vert (nuage source) et rouge (nuage cible) permet une visualisation plus claire du résultat du recalage.

L'étape critique de la chaîne de traitement du processus de recalage réside dans l'identification et la mise en correspondance d'éléments communs d'un nuage à l'autre. Ce problème est fondamental en vision par ordinateur.

Dans ce chapitre nous discuterons de la problématique générale du recalage de nuages de points LiDAR, et de ce que l'intensité corrigée peut apporter au problème de la mise en correspondance. Nous ferons en premier lieu une analyse et une modélisation du problème, en détaillant la chaîne de traitement générique ([section IV.2](#)). Puis, nous nous concentrerons sur le recalage basé intensité en décrivant l'état de l'art des études antérieures et sur par la description de la méthodologie que nous mettons en œuvre ([section IV.3](#)). Enfin, les résultats expérimentaux seront présentés dans la [section IV.4](#), et nous conclurons dans la [section IV.5](#).

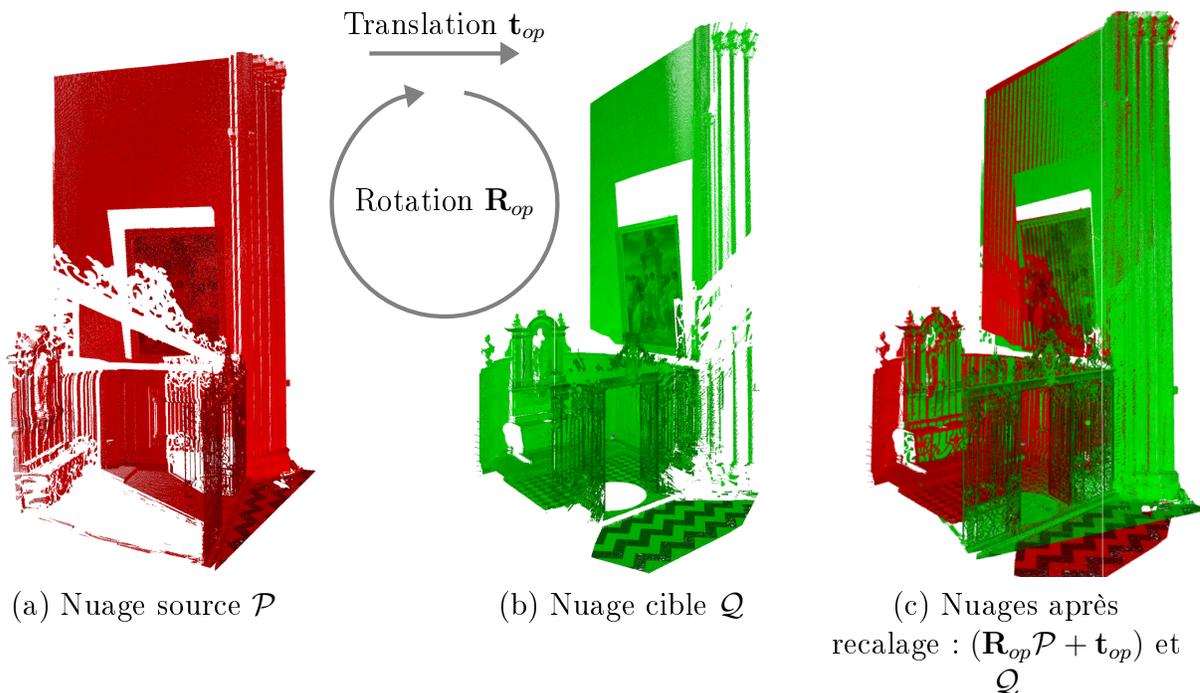


Fig. IV.1.1. Illustration du recalage rigide de deux nuages de points sur deux nuages de points. On cherche la translation optimale \mathbf{t}_{op} et la rotation optimale \mathbf{R}_{op} à appliquer sur le nuage source (a) pour le recaler sur le nuage de points cible (b). Après alignement, le résultat (c) devient la combinaison des deux nuages précédents. Nuages de points issus du projet E-Cathedrale.

IV.2 Vue d'ensemble du problème de recalage

Dans la littérature, le problème du recalage automatique de nuages 3D est généralement abordé sur la base de l'algorithme *Iterative Closest Point* (ICP) proposé par Besl and McKay (1992). Le concept de cet algorithme se définit comme tel : à partir de deux nuages de points, on cherche à générer itérativement des paires de points correspondants, à calculer la transformation optimale minimisant un critère de distance entre ces points correspondants, puis à appliquer cette transformation. Les itérations se poursuivent jusqu'à atteindre un nombre d'itérations ou une erreur minimale initialement fixés.

Afin de convenablement spécifier notre champ d'étude, nous présenterons tout d'abord la terminologie et les différentes classifications utilisées dans la littérature. Puis une formalisation de l'ICP originale sera présentée, permettant d'introduire subséquemment une chaîne de traitement générique du recalage de nuages de points 3D.

IV.2.1 Terminologie et classifications

Selon le type de données, deux principales catégories de recalage se distinguent : le recalage dit rigide et le recalage dit non-rigide. Le premier correspond à une transformation rigide dans l'espace (translation et rotation). Plus généralisable mais plus complexe, le second correspond à un recalage d'objets où ceux-ci peuvent être dynamiques dans le temps ou dans l'espace, variants d'échelle, élastiques ou déformables. Cette dernière catégorie est habituellement abordée dans des applications liées à la médecine, e.g. pour le recalage d'organes humains sur différentes temporalités, ou sur plusieurs modalités d'imagerie (Crum et al., 2004).

Nous nous intéressons ici au recalage de nuages de points issus de LiDAR pour la numérisation d'artéfacts du patrimoine. Le mode d'acquisition de ces nuages de points nous assure de la conformité de l'échelle spatiale. En outre, nous supposons l'invariance géométrique, dans l'espace et le temps, des objets numérisés. Nous sommes donc dans le cas du recalage rigide.

Concernant les méthodes de recalage, on distingue les approches dites denses (e.g. ICP) et les approches dites éparses :

- Les approches denses alignent deux nuages en considérant l'ensemble des points et en utilisant une simple heuristique (pour chaque point du nuage source on regarde sa relation avec tous les points du nuage cible) pour déterminer l'association des données. Ces méthodes sont particulièrement sensibles à l'estimation initiale, i.e. l'approximation grossière de la solution.
- les méthodes éparses s'appuient sur des points significatifs et sont basées sur un critère d'apparence locale des points. Pour cette raison, ces méthodes peuvent être utilisées sans a priori sur la position approximative du nuage à recalcr, au prix d'une plus grande complexité et d'une plus faible précision finale.

La grande majorité des techniques de recalage utilisent une approche dite "grossier-fin". L'approximation grossière de la solution est d'abord estimée, puis affinée par une seconde technique plus précise. Généralement, les deux approches susmentionnées sont utilisées pour ces deux étapes.

IV.2.2 Algorithme *Iterative Closest Point* (ICP)

L'algorithme ICP est l'algorithme de référence pour une approche préliminaire du problème de recalage de nuages de points. Cette algorithme a été proposé originellement par Besl and McKay (1992) (cité 20425 fois début 2021 selon IEEE Xplorer). L'idée générale est facile à comprendre et à implémenter. Cependant, l'algorithme sous sa forme basique ne fonctionne que dans des cas idéaux. De très nombreux variants ont été proposés pour l'améliorer (Cheng et al., 2018; Pomerleau et al., 2015; Diez et al., 2015; Dong et al., 2020; Pan, 2019; Zhu et al., 2019).

IV.2.2.1 Formalisation de l'ICP

Nous présentons ici l'algorithme ICP dit "point-à-point" basé uniquement sur les coordonnées cartésiennes des points : la distance utilisée est la distance euclidienne dans \mathbb{R}^3 . Pour résoudre le problème de recalage rigide, il nous faut trouver la transformation rigide optimale \mathbf{T}_{op} qui recale au mieux les deux nuages.

Le schéma de principe de l'algorithme est présenté dans la [figure IV.2.1](#). À partir d'une transformation géométrique initiale rigide \mathbf{T}_{in} représentant une approximation grossière de recalage, on cherche à mettre en correspondance les points du nuage \mathcal{P} avec les points du nuage \mathcal{Q} . Certaines correspondances peuvent ensuite être rejetées. On cherche enfin la transformation rigide optimale permettant de minimiser la distance entre les paires de points mis en correspondance. On recommence jusqu'à obtenir la validation d'un critère de convergence pré-défini. Plusieurs critères peuvent être établis, les plus courants sont : le nombre d'itérations, la valeur de la fonction de coût et la variation de la fonction de coût entre deux itérations.

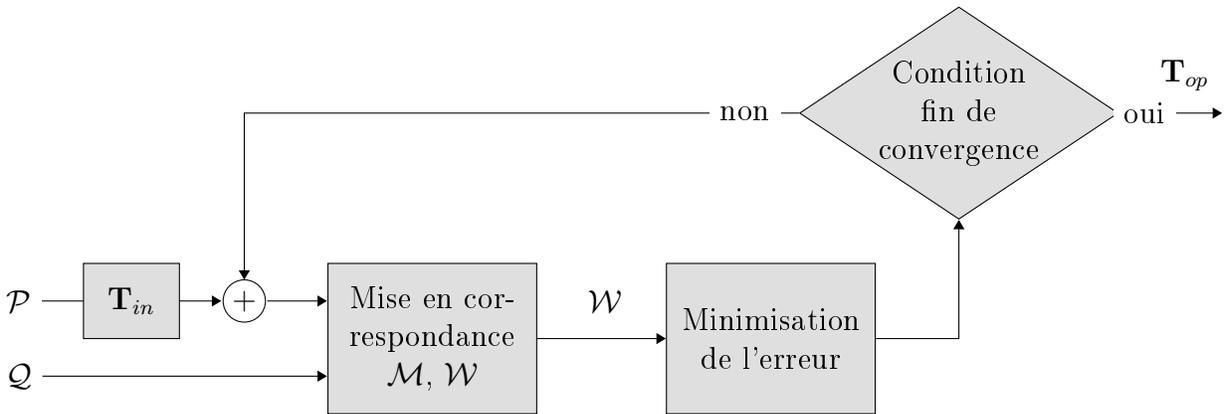


Fig. IV.2.1. Schéma de principe de l'algorithme *Iterative Closest Point*.

Nous reprenons la définition des nuages de points présentée dans le [Chapitre I](#). Dans un souci d'améliorer la lisibilité, la [table IV.2.1](#) résume les différentes notations utilisées dans la suite de ce chapitre. Afin d'alléger les écritures et les notations, nous notons en gras les vecteurs et les matrices.

Soient deux nuages de points : le nuage source \mathcal{P} de taille n et le nuage cible \mathcal{Q} de taille m sont définis par :

$$\mathcal{P} = \{P_i \mid i = 1, \dots, n\} \quad (\text{IV.1})$$

$$\mathcal{Q} = \{Q_j \mid j = 1, \dots, m\} \quad (\text{IV.2})$$

Table IV.2.1

Notations utilisées pour le recalage de nuages de points 3D issus de LiDAR.

Symboles	
\mathcal{P}	Nuage de points source de taille n
\mathcal{Q}	Nuage de points cible de taille m
$\tilde{\mathcal{P}}$ ou $\tilde{\mathcal{Q}}$	Nuage de points après traitement (e.g., filtrage)
P_i ou P	Point appartenant au nuage de points \mathcal{P} ($1 \leq i \leq n$)
Q_j ou Q	Point appartenant au nuage de points \mathcal{Q} ($1 \leq j \leq m$)
\mathbf{T}	Matrice de transformation rigide en coordonnées homogènes 4×4
$\mathbf{T}(\mathcal{P})$	Nuage de points obtenu après application de la transformation géométrique en coordonnées homogènes \mathbf{T} à chacun des points d'un nuage \mathcal{P}
\mathbf{T}_{in}	Matrice de transformation rigide initiale (optionnel) 4×4
\mathbf{T}_{op}	Transformation rigide optimale
\mathbf{t}	Vecteur de translation 3×1
\mathbf{t}_{op}	Vecteur de translation optimale
\mathbf{R}	Matrice de rotation 3×3
\mathbf{R}_{op}	Matrice de rotation optimale
\mathcal{X}	Ensemble de 6 variables réelles, correspondant aux six degrés de liberté du recalage rigide
\mathcal{R}_0	Repère orthonormé à partir duquel les coordonnées des points sont exprimées
\mathcal{E}	Fonction erreur ou fonction de coût
\mathcal{M}	Ensemble de paires de points mis en correspondance de taille n
\mathcal{W}	Ensemble de paires de points correspondants après l'étape de rejet de taille s
w_k	Poids appliqué au $k^{\text{ème}}$ couple de points de \mathcal{W} pour $1 \leq k \leq s$
$\ \cdot\ $	Norme euclidienne dans \mathbb{R}^4

On suppose que les coordonnées cartésiennes des points des deux nuages sont exprimées dans le même repère noté $\mathcal{R}_0 = \{O, \vec{e}_1, \vec{e}_2, \vec{e}_3\}$. Toutes les grandeurs matricielles dans les formules sont exprimées dans ce même repère.

Nous considérons ici que chaque point est défini par ses coordonnées homogènes :

$$P_i = (P_{i_1}, P_{i_2}, P_{i_3}, 1)^t \quad (\text{IV.3})$$

$$Q_j = (Q_{j_1}, Q_{j_2}, Q_{j_3}, 1)^t \quad (\text{IV.4})$$

Un vecteur $\overrightarrow{P_i Q_j}$ a ici pour coordonnées :

$$\overrightarrow{P_i Q_j} = (Q_{j_1} - P_{i_1}; Q_{j_2} - P_{i_2}; Q_{j_3} - P_{i_3}; 0) \quad (\text{IV.5})$$

Une transformation de type rigide est notée ici \mathbf{T} de manière générique en coordonnées homogènes : il s'agit de la combinaison d'une matrice de rotation \mathbf{R} et d'un vecteur de translation \mathbf{t} :

$$\mathbf{T} = \begin{bmatrix} & \mathbf{R} & & \mathbf{t} \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (\text{IV.6})$$

où $\mathbf{t} = (t_1, t_2, t_3)^t$ est un vecteur de \mathbb{R}^3 , et \mathbf{R} est une matrice orthogonale 3×3 régie par les angles de rotation $(\theta_1, \theta_2, \theta_3)$. Cette transformation appartient au groupe spécial des matrices orthogonales $\mathcal{SO}(3)$.

Nous avons donc un ensemble \mathcal{X} de 6 variables réelles, correspondant aux six degrés de liberté du recalage rigide, qui paramétrisent l'alignement du nuage :

$$\mathcal{X} = \{t_1, t_2, t_3, \theta_1, \theta_2, \theta_3\} \quad (\text{IV.7})$$

La correspondance de points repose sur la recherche du plus proche voisin, au sens de la distance euclidienne dans \mathbb{R}^3 . L'ensemble \mathcal{M} obtenu de paires de points correspondants est défini par :

$$\mathcal{M} = \{(P_i, Q_{k_i}) \text{ pour } 1 \leq i \leq n \ / \ \|\overrightarrow{P_i Q_{k_i}}\| = \min_{1 \leq j \leq m} \|\overrightarrow{P_i Q_j}\|\} \quad (\text{IV.8})$$

L'ensemble \mathcal{M} compte alors n couples de points mis en correspondance. S'ensuit une étape de rejet des correspondances qui ne répondent pas à certains critères. Nous noterons \mathcal{W} de taille s , l'ensemble résultant des correspondances ayant répondu positivement à ces exigences. Habituellement avec l'ICP, les paires de points dont la distance dépasse un certain seuil d_{max} sont rejetées :

$$\mathcal{W} = \{(P, Q) \in \mathcal{M} \ / \ \|\overrightarrow{PQ}\| < d_{max}\} \quad (\text{IV.9})$$

Pour simplifier, on note dans la suite (P_k, Q_k) avec $1 \leq k \leq s$ les couples de points appartenant à l'ensemble \mathcal{W} .

La fonction d'erreur (ou fonction de coût) à minimiser proposée classiquement pour l'ICP dit

"point-à-point" est :

$$\mathcal{E}(\mathbf{T}) = \sum_{k=1}^s w_k \|\overrightarrow{\mathbf{T}(P_k) Q_k}\|^2 \quad (\text{IV.10})$$

Des poids w_k peuvent aussi être ajoutés en fonction de critères pré-définis sur les correspondances. Ceux-ci peuvent se baser sur des critères de similarité (e.g. différence d'orientation des normales), ou des critères de rejet (e.g. inversement proportionnels à la distance des points appariés).

Pour résoudre le problème de recalage, il nous faut trouver la transformation rigide optimale \mathbf{T}_{op} qui aligne le mieux les deux nuages.

$$\mathbf{T}_{op} = \arg \min_{\mathbf{T}} (\mathcal{E}(\mathbf{T})) \quad (\text{IV.11})$$

L'algorithme ICP utilise une méthode basée sur les quaternions pour estimer les paramètres de transformation rigide, i.e. un vecteur 4D pour représenter les trois paramètres de rotation et un paramètre d'angle.

IV.2.2.2 Variants de l'ICP

De nombreuses versions dérivées de l'algorithme ICP d'origine ont été proposées dans la littérature. Chacun de ces variants garde fondamentalement la même suite d'étapes que l'algorithme original, mais propose un changement local à la chaîne de traitement. Ces changements se situent généralement au niveau de l'un ou de plusieurs des points suivants (Douadi et al., 2005) :

- la sélection des points à appairer,
- la technique d'appariement utilisée,
- la pondération des paires de points appariés,
- le rejet des mauvais appariements,
- le type de critère à minimiser,
- l'algorithme de minimisation utilisé pour l'estimation de la transformation.

Par exemple, une seconde fonction de coût très utilisée, proposée par Chen and Medioni (1991), est le point-à-plan :

$$\mathcal{E}_{\text{point-à-plan}}(\mathbf{T}) = \sum_{k=1}^s w_k \left(\overrightarrow{\mathbf{T}(P_k) Q_k} \cdot \vec{n}_{Q_k} \right)^2 \quad (\text{IV.12})$$

où \vec{n}_{Q_k} est la normale estimée à la surface scannée au point Q_k . Dans cette équation, le symbole « . » désigne le produit scalaire usuel dans \mathbb{R}^4 . Tous les vecteurs sont donnés dans le même repère.

Le variant connu comme étant le plus performant est *Generalized ICP* (GICP), une version probabiliste de l'ICP original, développé par Segal et al. (2009). Cet algorithme utilise l'erreur métrique point-à-plan (équation IV.12), et exploite la normale en assignant un poids à chaque correspondance dans la fonction d'erreur. Une autre version, *Normal-ICP* (NICP) proposée par (Serafin and Grisetti, 2015), utilise un vecteur de mesures composé par les coordonnées des points et leurs normales.

IV.2.3 Chaîne de traitement générique du recalage de nuages de points

En nous basant sur la formalisation précédente, il est possible de généraliser la chaîne de traitement pour pouvoir l'adapter à la majorité des algorithmes de recalage (figure IV.2.2). L'aspect modulaire de cette chaîne de traitement préfigure sa relative complexité et les potentialités d'amélioration.

Nous détaillerons les étapes une à une, avec un niveau d'abstraction suffisant pour pouvoir englober la grande partie des études sur le sujet. Nous exposerons enfin les critères pouvant être utilisés pour évaluer l'efficacité des algorithmes de recalage.

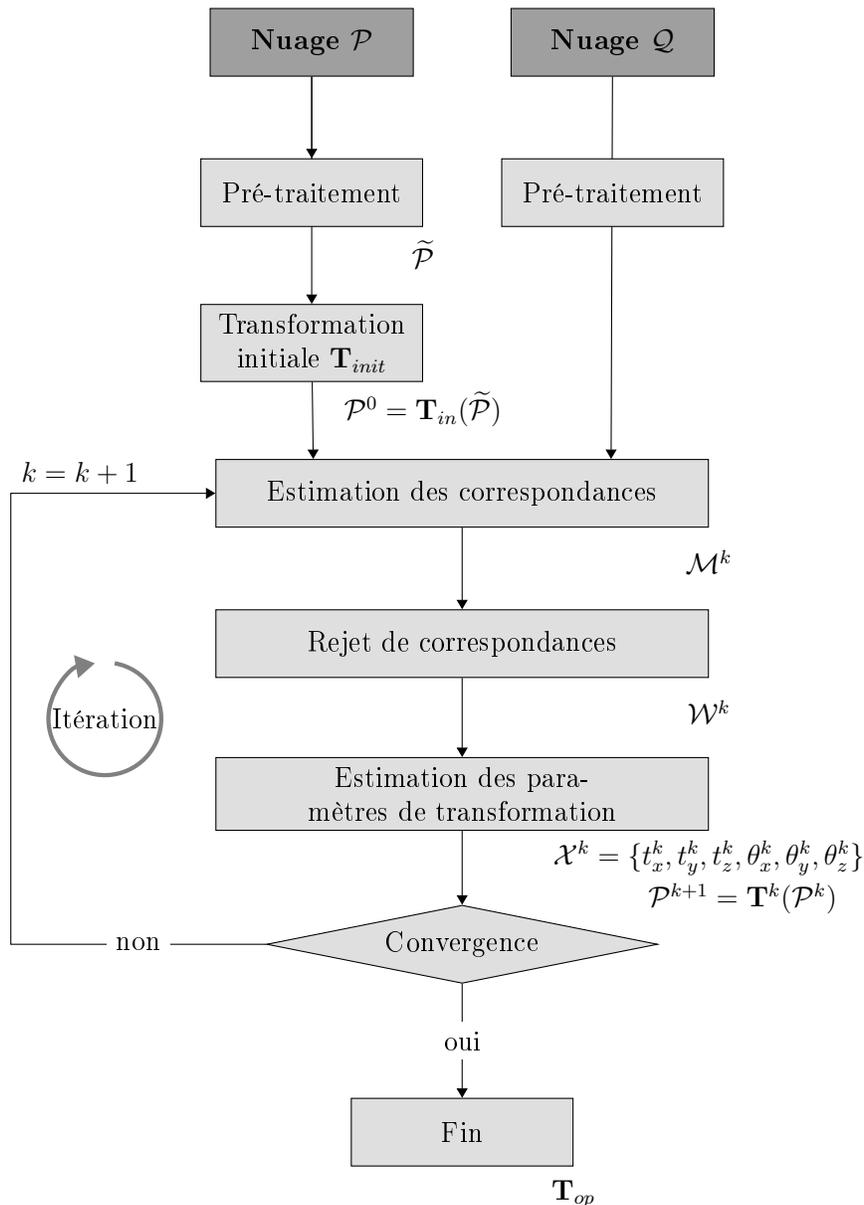


Fig. IV.2.2. Organigramme de la chaîne de traitement générique du processus de recalage.

IV.2.3.1 Pré-traitement

Cette étape dépend entièrement des données, de la complexité algorithmique (compromis entre temps et précision) et des besoins. Beaucoup d'algorithmes prennent en entrée des informations additionnelles, généralement non présentes dans les données brutes qui doivent être estimées au préalable (e.g. normales, courbures).

La plupart des algorithmes appliquent des filtres sur les points afin d'aider le processus

de recalage. De par la nature dense et volumineuse des données contenues dans les nuages de points issus de LiDAR, un filtrage pour réduire le nombre total de points n'apportant pas d'informations essentielles au recalage est souvent appliqué. Puisque la complexité des algorithmes utilisés est au minimum linéaire, réduire la masse de données à traiter peut permettre une réduction significative du temps de calcul.

La majorité des LiDAR opère avec une résolution angulaire constante lors de la mesure. La densité de points peut devenir très importante à courte distance (proche du scanner) et de plus en plus faible lorsque la distance augmente. L'application d'un filtrage spatial (i.e. suppression des points voisins situés dans une sphère de rayon défini) peut permettre de réduire efficacement le nombre de points sans une trop grande perte d'informations.

Enfin, afin de réduire le nombre de données aberrantes, des filtres sont appliqués pour supprimer les points n'ayant pas assez de voisins, ou dont la distribution statistique des voisins ne correspond pas à un certain critère. Han et al. (2017) propose un état de l'art du filtrage de nuages de points.

IV.2.3.2 Transformation initiale

Sans estimation initiale proche de la bonne solution, certains algorithmes (e.g. l'ICP d'origine) auront de fortes probabilités de se retrouver dans un minimum local. Cette estimation initiale peut se faire manuellement ou par approximation à l'aide de données externes (e.g. altimètre, Inertial Measurement Unit - IMU, Global Positioning System - GPS). Certains LiDARs enregistrent le déplacement relatif de l'appareil entre deux numérisations.

Le découplage du recalage en stratégie "grossier-fin" est une autre alternative de transformation initiale. Cette stratégie reste le meilleur compromis dans les cas où l'absence de données additionnelles ne permet pas une première estimation grossière de la solution.

IV.2.3.3 Estimation des correspondances

Dans l'ICP d'origine, la mise en correspondance se fait en fonction des distances entre les points des deux nuages à recaler. Pour un point du nuage source, le point du nuage cible qui aura la plus faible distance sera défini comme point correspondant. Cette technique peut être efficace lorsque les nuages de points sont relativement simples et déjà proches de leurs positions optimales.

Cette étape peut rapidement devenir très coûteuse en temps de calcul, car la recherche du plus proche voisin (*Nearest neighbor search* - NNS), peut, dans sa version la plus simple, être de complexité quadratique $\mathcal{O}(nm)$, avec n le nombre de points du nuage source et m le nombre de points du nuage cible. De nombreux travaux dans la littérature se sont penchés sur la réduction de la complexité de ce problème, en utilisant par exemple des structures de données de partition de l'espace (arbre k-d) (Muja and Lowe, 2009a). Ces structures de

l'espace permettent de faire des recherches plus rapidement qu'en parcourant linéairement le tableau de points.

Contrairement aux méthodes denses, les méthodes éparées extraient généralement des points dits d'intérêt résumant le comportement local de certaines caractéristiques (colorimétrique, photométrique ou géométrique), en fonction de critères spécifiques.

Cette étape est difficilement généralisable et dépend essentiellement de la nature des objets numérisés. Des paramètres s'avérant efficaces dans un cas, peuvent se révéler inefficaces dans un autre cas. Par exemple, les environnements urbains contiennent de nombreuses structures répétitives (e.g., façades et fenêtres), ce qui augmente les ambiguïtés des correspondances.

IV.2.3.4 Rejet de correspondances

Une étape de rejet est très souvent nécessaire pour réduire l'impact de correspondances mauvaises ou ambiguës. Un exemple est donné dans la [figure IV.2.3](#). Dans les méthodes denses, le critère de rejet est généralement basé sur une distance euclidienne maximale entre deux points correspondants. Dans les méthodes éparées, les correspondances sont souvent gardées selon leur niveau de confiance (Lowe, 1999) ou en utilisant un algorithme statistique.

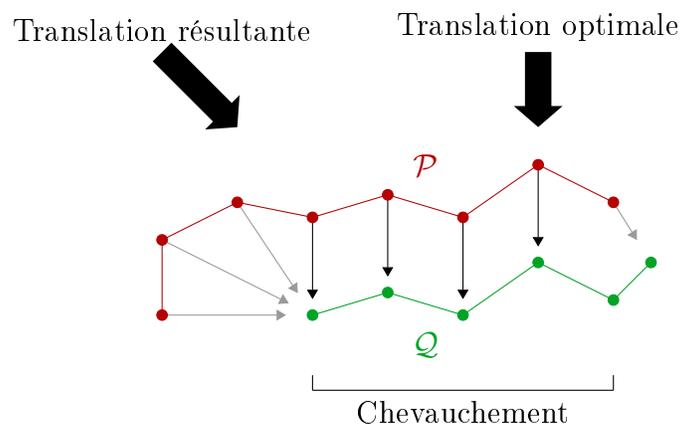


Fig. IV.2.3. Problématique liée à l'utilisation d'une heuristique sur l'ensemble des points. Lorsque les deux nuages de points ne se chevauchent pas complètement, certaines correspondances induisent des biais systématiques dans l'alignement. Les flèches fines indiquent les correspondances basées sur la distance, les flèches grises se rapportent à des correspondances non adéquates qui devraient être supprimées avec une méthode de rejet.

Au lieu de la simple suppression, il est possible d'assigner un poids aux correspondances qui fera varier leur influence. Les correspondances estimées comme justes auront un poids renforcé. Les correspondances estimées comme moins justes auront un poids plus faible. Un exemple simple peut consister à utiliser le ratio entre la distance de chaque correspondance et la distance moyenne de l'ensemble des correspondances (Ye Pan et al., 2010).

Godin et al. (1994) assignent des poids plus faibles aux paires de points ayant une distance plus grande :

$$w_k = 1 - \frac{\|\overrightarrow{P_k Q_k}\|}{d_{max}} \quad (\text{IV.13})$$

où d_{max} est la distance la plus grande de tous les couples de points mis en correspondance. Cette équation est similaire au critère de rejet des paires de points dont la distance dépasse un seuil maximal, mais ici tous les points restent pris en compte. D'autres critères peuvent aussi être appliqués et combinés, e.g. différence d'orientation des normales unitaires limitée à un certain angle (Pulli, 1999; Zhang, 1994) :

$$w_k = \vec{n}_{P_k} \cdot \vec{n}_{Q_k} \quad (\text{IV.14})$$

IV.2.3.5 Estimation des paramètres de transformation

On cherche ici à estimer les paramètres de la transformation à appliquer en fonction des correspondances identifiées précédemment.

Il existe de nombreuses solutions pour déterminer la transformation rigide minimisant la fonction d'erreur, comme la décomposition en valeurs singulières (Singular Value Decomposition - SVD) (Arun et al., 1987), les quaternions (Horn, 1987), les doubles quaternions (Walker et al., 1991), ou les matrices orthonormales (Horn et al., 1988). Les résultats obtenus par ces différentes méthodes ne semblent pas différer fondamentalement (Eggert et al., 1997).

Les équations peuvent aussi être résolues au sens des moindres carrés en utilisant des méthodes non linéaires telle que l'algorithme de Newton-Raphson ou de Levenberg-Marquart.

IV.2.3.6 Critère d'efficacité

On définit l'efficacité d'un algorithme de recalage par sa robustesse, i.e. la stabilité de la performance quelles que soient les conditions initiales et par la précision, i.e. la plus faible erreur possible par rapport à une vérité terrain. Généralement, pour évaluer ces critères on utilise des données, réelles ou créées artificiellement, dont on connaît la transformation optimale. Les banques de données de nuages de points (Stanford 3D Scanning Repository) et (Pomerleau et al., 2012) sont deux exemples.

Cependant, dans les cas réels, il est difficile de déterminer statistiquement ce qu'est un bon alignement, en dehors de la métrique donnée par la fonction d'erreur utilisée. Les recherches se poursuivent pour déterminer des protocoles d'évaluation applicables à ces cas (Bogoslavskiy and Stachniss, 2017).

IV.2.4 Progiciels

Bien que le standard actuel se porte sur le recalage basé cible, cette technique présente divers inconvénients : temps de travail sur place plus long augmentant le coût du personnel et parfois de la location de l'équipement, difficulté ou impossibilité de laisser en place les cibles sur plusieurs jours (potentielles dégradations, vols ou déplacements) ou à long terme. Mais cette technique permet un temps de travail réduit ex-situ, et moins d'efforts de calculs.

Dans les logiciels professionnels, plusieurs techniques sont proposées pour le recalage :

- Recalage grossier manuel :
 - Déplacement du nuage source à la souris en vue descendante et en projection orthogonale.
 - Sélection de points correspondants dans chaque nuage.
- Recalage fin : ICP basé sur la distance euclidienne.
- Recalage basé cible : sélection manuelle ou automatique de cibles installées avant l'acquisition dans chaque nuage de points.
- Recalage dit automatique : détection automatique de primitives identifiables (damiers, plans, sphères, points d'intérêt...) d'un nuage sur l'autre.

Chacune de ces méthodes agit essentiellement sur l'étape de mise en correspondance en utilisant les données spatiales. Bien que pauvres en pouvoir discriminant, celles-ci sont présentes quelle que soit la variabilité des données que ces logiciels peuvent avoir à traiter (e.g. présence ou non de l'information colorimétrique, intensité non corrigée).

IV.3 Recalage basé intensité

Partant des considérations précédentes, nous nous concentrons ici sur l'utilisation de l'intensité corrigée et/ou calibrée dans un processus de recalage. Nous étudions tout d'abord l'état de l'art des méthodes de la littérature sur ce sujet ([sous-section IV.3.1](#)), puis nous présentons la méthodologie que nous mettons en œuvre par la suite ([sous-section IV.3.2](#)). Nous évaluons l'efficacité de l'utilisation de l'intensité dans la partie expérimentale ([sous-section IV.4](#)) avant de conclure le chapitre dans la [section IV.5](#).

IV.3.1 État de l'art

L'idée d'utiliser l'intensité comme information additionnelle n'est pas nouvelle. Par ses caractéristiques particulières, telles que son indépendance à l'illumination ambiante et son lien à la nature réfléchissante des surfaces cibles, l'intensité possède un potentiel discriminant

intéressant. Dans la suite on note I_P (resp. I_Q) une intensité comprise entre 0 et 1 associée au point P (resp. Q) du nuage de points \mathcal{P} (resp. \mathcal{Q}).

Une approche préliminaire de son application dans un processus de recalage peut consister à intégrer l'intensité dans le calcul de la distance lors de l'étape de mise en correspondance. Comme utilisé dans (Schutz et al., 1998; Hara et al., 2006) sur d'autres attributs, il est possible d'utiliser une métrique de distance D_λ de la forme :

$$D_\lambda(P, Q) = \sqrt{\|\vec{PQ}\|^2 + \lambda (I_P - I_Q)^2} \quad (\text{IV.15})$$

où λ est un coefficient de pondération régulant la métrique de distance entre les coordonnées cartésiennes et une intensité. La principale difficulté de cette approche réside dans le choix de la valeur de ce coefficient λ . Une étude sur l'influence de cette valeur pourrait s'avérer intéressante. Enfin, dans le cas où tous les points partagent une valeur similaire d'intensité (e.g., deux murs blancs), la méthode revient à un traditionnel recalage basé sur la distance spatiale (Godin et al., 1994).

Cependant, d'autres approches sont aussi proposées dans la littérature (table IV.3.1). Nous les classons selon trois groupes :

- Approches denses : qui prennent en compte l'ensemble des points.
- Approches éparées : qui prennent en compte certains points définis comme caractéristiques.
- Approches probabilistes : qui ajoutent une abstraction supplémentaire aux données, s'appuyant sur des traitements statistiques.

Nous décrivons plus en aval certaines techniques utilisées dans ces trois groupes d'approche : les approches denses au travers de la méthode ICCP (sous-section IV.3.1.1), les approches éparées par une description générale des algorithmes basés sur la recherche de caractéristiques (sous-section IV.3.1.2), et les approches probabilistes par la mesure par information mutuelle (sous-section IV.3.1.3).

La majorité des études de l'état de l'art utilisent l'intensité brute avec des algorithmes de recherche de points d'intérêt sur une image bi-dimensionnelle. Celle-ci est construite à partir du nuage de points et de l'information d'intensité comme valeur de gris pour chaque pixel. Cette solution permet de ramener la résolution du problème de mise en correspondance 3D à une recherche de caractéristiques et une mise en correspondance 2D. Les implémentations logicielles sont beaucoup plus nombreuses dans ce cas d'étude.

Bien qu'aucune des études n'emploie de correction radiométrique, un consensus semble se dégager : l'intensité non radiométriquement corrigée pose problème pour la mise en correspondance (Barnea et al., 2012; Kang et al., 2009; Hara et al., 2006). Les variations de l'intensité

Table IV.3.1

Etat de l'art des méthodes de recalage basé intensité.

Auteurs	Intensité utilisée	Méthodes
Approches denses		
Akca (2007)	I_{cor} avec deux paramètres de correction $r_0(shift)$ et $r_1(scale)$	<i>Least Squares 3D Surface Matching</i> (LS3D) : minimise la distance euclidienne entre des <i>quasisurfaces</i> , i.e. ensemble de points translatés dans la direction de leur normal à une distance proportionnelle à la valeur d'intensité
Godin et al. (1994)	I_{raw}	<i>Iterative closest compatible point</i> (ICCP) : décrit dans la sous-section IV.3.1.1
Hara et al. (2006)	I_{raw}	<i>Intensity-ICP</i> : utilise l'équation (IV.15)
Li and Lee (2016)	I_{raw}	<i>Intensity-Assisted Iterative Closest Point</i> : ajout d'un poids correspondant à la différence d'intensité entre deux points correspondants
Approches éparses		
Alba et al. (2011)	I_{raw} en image 2D	Recherche de points d'intérêt : SIRF/SURF + RANSAC
Altuntas (2013)	I_{raw} en image 2D	Recherche de points d'intérêt : SIFT + RANSAC
Barnea et al. (2012)	I_{raw} en image 2D	Recherche de points d'intérêt : HARRIS + méthode de rejet des correspondances basées sur l'invariance géométrique rigide
Bendels et al. (2004)	I_{raw} en image 2D	Recherche de points d'intérêt : SIFT + RANSAC + recalage multi-vues
Böhm and Becker (2007)	I_{raw} en image 2D	Recherche de points d'intérêt : SIFT + RANSAC
Kang et al. (2009)	I_{raw} en image 2D	Recherche de points d'intérêt : SIFT + méthode de rejet des correspondances basées sur l'invariance géométrique rigide
Smith et al. (2008)	I_{raw} en image 2D	Recherche de points d'intérêt : SIFT + RANSAC
Wang and Brenner (2008)	I_{raw} normalisée, en image 2D	Recherche de points d'intérêt : SIFT + RANSAC
Approches probabilistes		
Ghanbari Parmehr et al. (2016)	I_{raw}	Recalage basé Information Mutuelle (IM)

en fonction du point de vue de la mesure peuvent réduire la capacité de discrimination ou provoquer l'estimation de mauvaises correspondances.

IV.3.1.1 Approche dense : *Iterative Closest Compatible Point (ICCP)*

Godin et al. (1994) ont proposé une méthode basée sur un critère de similarité et l'ajout d'un poids à la fonction de coût de l'ICP basique. Leur première proposition consiste à définir la fonction $C(I_P, I_Q)$ comme mesure de similarité (ou de compatibilité) entre les valeurs d'intensité de deux nuages à recaler :

$$C(I_P, I_Q) = e^{-\frac{|I_P - I_Q|^2}{2}} \quad (\text{IV.16})$$

Pour chaque point du nuage source, les points du nuage cible dont le critère de similarité est supérieur à un certain seuil C_{min} sont d'abord sélectionnés. Puis, parmi ces points sélectionnés, celui dont la distance est la plus faible est désigné comme point correspondant. Puisque les similarités estimées sont invariantes par transformation rigide, celles-ci ne demandent pas à être recalculées à chaque itération.

La seconde étape de cette méthode consiste à ajouter un poids aux correspondances, calculé en fonction du critère de similarité et de la distance entre deux points appariés (P, Q) :

$$w = \begin{cases} C(I_P, I_Q) \left(1 - \frac{\|\overrightarrow{PQ}\|}{d_{max}}\right) & \text{si } \|\overrightarrow{PQ}\| < d_{max} \\ 0 & \text{autrement.} \end{cases} \quad (\text{IV.17})$$

avec d_{max} la distance maximale autorisée entre deux points correspondants. Les auteurs ont validé les résultats de leur méthode en recalant différentes vues d'une boule de billard.

Cette approche permet d'éviter de se soucier du paramétrage du coefficient λ de l'équation (IV.15), mais demande une paramétrisation du seuil C_{min} . Celui-ci peut varier fortement en fonction de l'intensité brute, corrigée ou linéarisée. Aussi, la construction de cette méthode rend difficile la possibilité de faire appel aux algorithmes de recherche du plus proche voisin couramment employés pour réduire significativement le temps de calcul.

IV.3.1.2 Approche éparses : Recherche de points d'intérêt

Les méthodes basées sur la recherche de points d'intérêt n'utilisent que très partiellement l'information spatiale. Elles se concentrent sur l'analyse d'attributs additionnels (e.g. couleur, normales, intensité) et sur l'inférence de points caractéristiques définis selon certains critères. Par l'observation des points voisins et des valeurs prises par l'attribut considéré, plusieurs types de gradients peuvent être recherchés (figure IV.3.1).

La mise en correspondance avec ce type de méthode comprend plusieurs sous-étapes :

- La détection de caractéristiques : détection de zones présentant des propriétés locales remarquables d'un attribut.

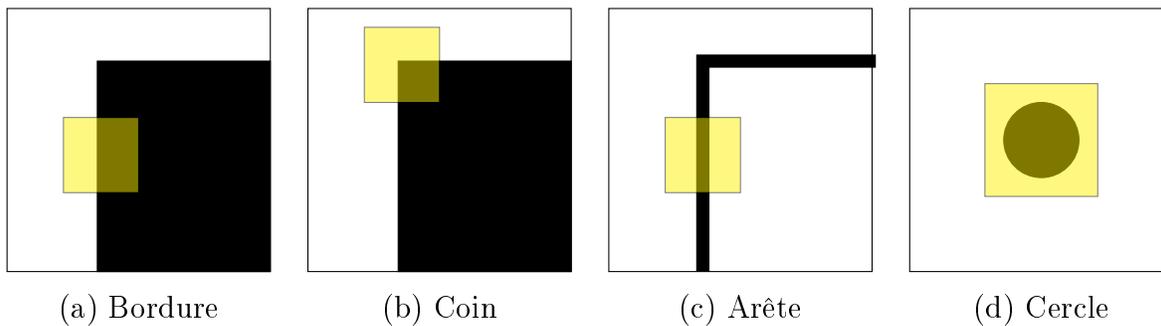


Fig. IV.3.1. Plusieurs exemples de gradients recherchés dans les algorithmes de recherche de points d'intérêt. Ces gradients sont inférés en observant les variations des valeurs d'un attribut (e.g. couleur, intensité) sur un certain nombre de points voisins (représentés ici par la fenêtre jaune).

- La description et l'appariement : extraction d'une signature géométrique caractéristique et répétable, en analysant les propriétés géométriques locales. Ces algorithmes calculent un vecteur caractéristique qui résume le contenu de la zone autour du point d'intérêt détecté. Les correspondances sont ensuite estimées selon les similarités entre deux vecteurs caractéristiques.
- Le rejet des correspondances non adéquates.

Il existe une multitude d'algorithmes dans la littérature pour chacune de ces étapes : e.g. *Speeded Up Robust Features* (SURF), HARRIS, *Smallest Univalued Segment Assimilating Nucleus* (SUSAN), *Fast Point Feature Histograms* (FPFH). D'abord largement utilisées dans le recalage d'images bidimensionnelles, quelques-unes de ces techniques ont depuis peu été adaptées pour être applicables aux nuages de points sur les trois dimensions de l'espace.

L'algorithme le plus couramment utilisé est l'algorithme *Scale Invariant Feature Transform* (SIFT), reconnu pour son efficacité et sa robustesse. À l'origine, cet algorithme s'occupe à la fois de l'étape de détection de caractéristiques, en recherchant des zones d'intérêt circulaires dans des images, et de l'étape d'estimation de descripteurs. Nous décrivons plus en détail cet algorithme, et comment celui-ci peut être adapté pour les nuages de points 3D, dans la [sous-section IV.3.2.2](#).

Un des avantages des algorithmes de recherche de points d'intérêt par rapport aux méthodes denses est leur invariance aux transformations géométriques rigides. Ce qui permet d'éviter de devoir recalculer les correspondances à chaque itération. La recherche de points d'intérêt est donc particulièrement adaptée pour un recalage grossier qui peut être complété par un recalage fin a posteriori.

IV.3.1.3 Approche probabiliste : Information Mutuelle (IM)

Provenant de la théorie des probabilités et de la théorie de l'information, l'information mutuelle est une mesure de la dépendance statistique mutuelle entre deux variables aléatoires. Cette mesure nécessite une quantification de l'information d'une variable aléatoire et sa quantification au regard d'une seconde variable aléatoire (Pandey et al., 2012).

Pour l'appliquer à un processus de recalage basé sur l'intensité, il est tout d'abord nécessaire de subdiviser les nuages de points à recaler en voxels. On note v_i le $i^{\text{ème}}$ voxel du nuage \mathcal{P} et v_j le $j^{\text{ème}}$ voxel du nuage \mathcal{Q} . Puis, pour chaque voxel, il faut calculer la quantité d'informations contenues $H(I_v)$, i.e. l'entropie des intensités présentes dans le voxel v , et l'information mutuelle entre chacun des voxels du nuage source et du nuage cible $H(I_{v_i}, I_{v_j})$, i.e. l'entropie conjointe des intensités entre les deux voxels. La figure IV.3.2 schématise la mesure de l'information mutuelle sur deux voxels, v_i et v_j .

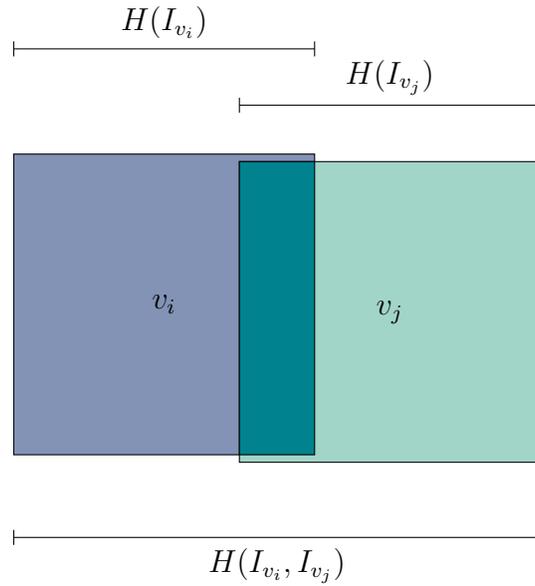


Fig. IV.3.2. Schéma de principe de la mesure de l'information mutuelle de deux voxels.

L'information mutuelle se formalise par l'équation :

$$\text{IM}(I_{v_i}, I_{v_j}) = H(I_{v_i}) + H(I_{v_j}) - H(I_{v_i}, I_{v_j}) \quad (\text{IV.18})$$

avec H l'entropie issue de la théorie de l'information de Shannon (1948) :

$$H(I_v) = - \sum_{I_k \in I_v} p(I_k) \log p(I_k) \quad (\text{IV.19})$$

où $p(I_k)$ est la probabilité de l'intensité considérée k du voxel v . Par exemple, si toutes les intensités d'un voxel sont identiques, l'entropie tombe à 0. Si uniquement deux valeurs d'intensité sont présentes, l'entropie prend la valeur 1. Donc plus il y a d'informations différentes, plus l'entropie est haute. Enfin, l'entropie conjointe $H(I_{v_i}, I_{v_j})$ quantifie l'information jointe entre les variables I_{v_i} et I_{v_j} :

$$H(I_{v_i}, I_{v_j}) = - \sum_{I_k \in I_{v_i}} \sum_{I_l \in I_{v_j}} p(I_k, I_l) \log p(I_k, I_l) \quad (\text{IV.20})$$

L'entropie jointe mesure donc la quantité d'informations apportée simultanément par les deux ensembles d'intensité. Plus l'entropie jointe est faible, plus il y a d'informations similaires apportées par les deux voxels. Ainsi, maximiser l'information mutuelle peut fournir une solution de recalage.

IV.3.2 Méthodologie mise en œuvre

L'objectif est d'évaluer ici l'apport de la correction de l'intensité pour le recalage de nuages de points. Au vu de l'état de l'art, nous avons choisi de nous concentrer sur l'implémentation d'algorithmes de recherche de points d'intérêt et de comparer les résultats avec deux approches denses : l'ICP basé géométrie et l'ICP basé à la fois géométrie et intensité (équation IV.15). Ces méthodes permettent de comparer les résultats dans un plan d'expérience proche.

Nous comparons la précision du recalage de ces algorithmes avec deux approches denses : l'ICP basé géométrie, et l'ICP basé à la fois géométrie et intensité (équation IV.15). Nous observons les résultats sur deux nuages de points simples, puis sur deux nuages de points complexes figurant un cas d'étude réel, en fonction de l'intensité brute, corrigée, et linéarisée.

Nous détaillons tout d'abord les nuages de points (sous-section IV.3.2.1) utilisés. Puis, nous explicitons le détail des algorithmes employés dans notre processus de recalage. La détection de caractéristiques est effectuée par l'algorithme SIFT (sous-section IV.3.2.2), l'estimation des descripteurs est faite au moyen de l'algorithme *Signature of Histograms of Orientations* (SHOT) (sous-section IV.3.2.3), et le rejet de correspondances par l'algorithme *RANdom SAmple Consensus* (RANSAC) (sous-section IV.3.2.4).

IV.3.2.1 Nuages de points utilisés

Pour pouvoir comparer les résultats des algorithmes de recalage basé intensité, il faut des jeux de données pré-recalés comme vérité terrain. Il existe des bases de données de nuages de points issues de LiDAR, dont la matrice de transformation optimale est connue, spécialement conçues pour tester des algorithmes de recalage. Cependant, nous ne pouvons pas les utiliser dans notre cas. Les paramètres de correction radiométrique ne sont utilisables que pour des nuages de points obtenus avec le scanner ayant procédé aux prises de vue des cibles de

calibration.

Nous utiliserons deux nuages de points pris à des positions différentes à l'intérieur de la cathédrale Notre-Dame d'Amiens. Ces nuages ont été capturés par le professeur El Mustapha MOUADDIB dans le cadre du projet E-Cathédrale, avec le LiDAR Faro Focus 3D 120. Ces scans se chevauchent presque entièrement, ce qui nous permet de comparer des approches denses et des approches éparées dans un même plan d'expérience sans chercher à déterminer les zones communes entre les deux nuages. De plus, ces nuages de points ont l'avantage de contenir de nombreux matériaux de compositions différentes et peu spéculaires.

Les nuages de points ont été extraits des fichiers bruts en fichiers ASCII exploitables avec le logiciel Faro SCENE sous format PTX. Afin de réduire significativement le temps de calcul, nous avons effectué un filtrage spatial des points avec un rayon de 0,1m.

Ces deux nuages de points ont été recalés à l'aide de cibles sphériques pré-disposées dans la scène avant la numérisation. Nous avons ainsi obtenu la matrice de transformation optimale qui servira de vérité terrain pour tester les algorithmes de recalage :

$$\mathbf{T}_{op} = \begin{bmatrix} -0,2016 & 0,9793 & -0,0148 & -5,3515 \\ -0,9794 & -0,2017 & -0,0052 & -3,0974 \\ -0,0081 & 0,0134 & 0,9999 & -0,1836 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (\text{IV.21})$$

Les paramètres de transformation optimale sont :

$$\mathcal{X}_{op} = \{-5,351 \text{ m}, -3,097 \text{ m}, -0,180 \text{ m}, 0,013 \text{ rad}, 0,008 \text{ rad}, -1,773 \text{ rad}\} \quad (\text{IV.22})$$

À partir des nuages de points initiaux, deux jeux de données ont été extraits :

- Deux nuages simples (figure IV.3.3) : un tableau sans le cadre, permettant d'obtenir une géométrie plane avec des intensités variables.
- Deux nuages complexes (figure IV.3.4) : une chapelle contenant un autel, un tableau et un mur constitué de pierres. Ces nuages permettront d'illustrer un cas d'étude réel avec un fort chevauchement.

L'application des algorithmes sur ces deux jeux de données pourra permettre de se rendre compte des différences de temps de calcul et des paramètres à prendre en compte dans les deux cas. Afin d'éviter les faux positifs dus aux intensités peu fiables, nous supprimons les points dont l'angle d'incidence dépasse les 80°. Cette suppression des points sur les nuages complexes diminue le nombre total de points de 0,5% pour le nuage \mathcal{P} , et de 2,3% pour le nuage \mathcal{Q} .

Dimensions approximatives (L x h) :	3 × 4 m
\mathcal{P}	\mathcal{Q}
38,3 k points	81,0 k points
8,7 m < R < 11,9 m	3,7 m < R < 7,4 m
40,5° < α < 55,9°	34,3° < α < 72,4°

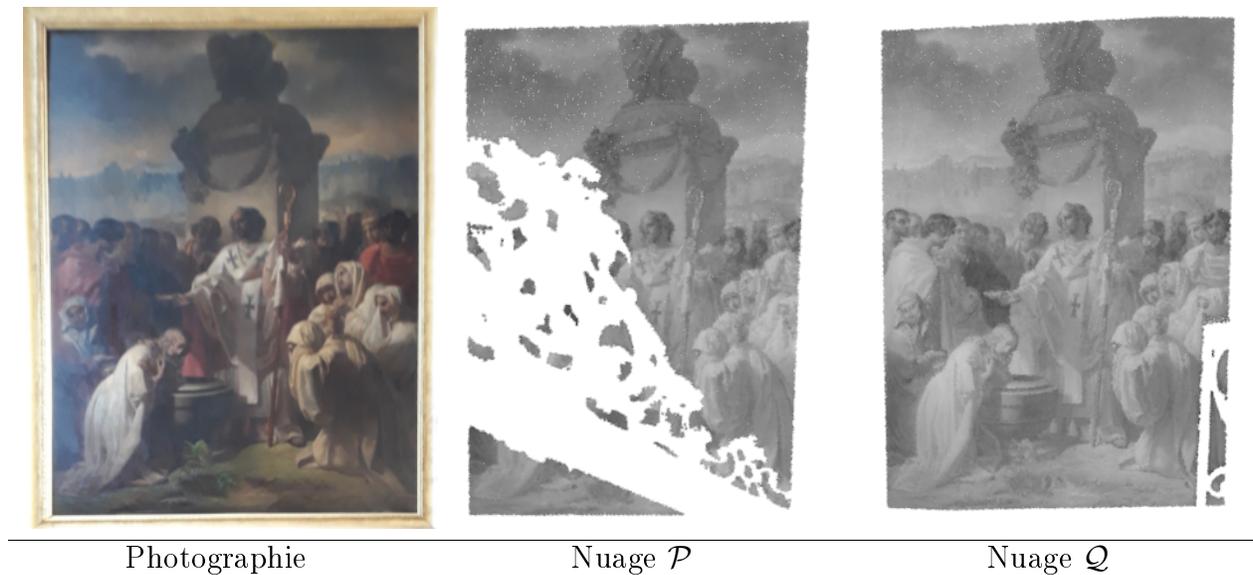


Fig. IV.3.3. Photographie et nuages de points d'un tableau numérisé sans le cadre. Les tonalités en degrés de gris correspondent à l'intensité brute issue du LiDAR. Nuages de points issus du projet E-Cathedrale.

Dimensions approximatives (L x l x h) :	$8,5 \times 6,5 \times 14,4$ m
\mathcal{P}	\mathcal{Q}
769 k points	1164 k points
$4,3 \text{ m} < R < 18,1 \text{ m}$	$0,2 \text{ m} < R < 14,2 \text{ m}$
$0,0^\circ < \alpha < 89,9^\circ$	$0,0^\circ < \alpha < 90,0^\circ$

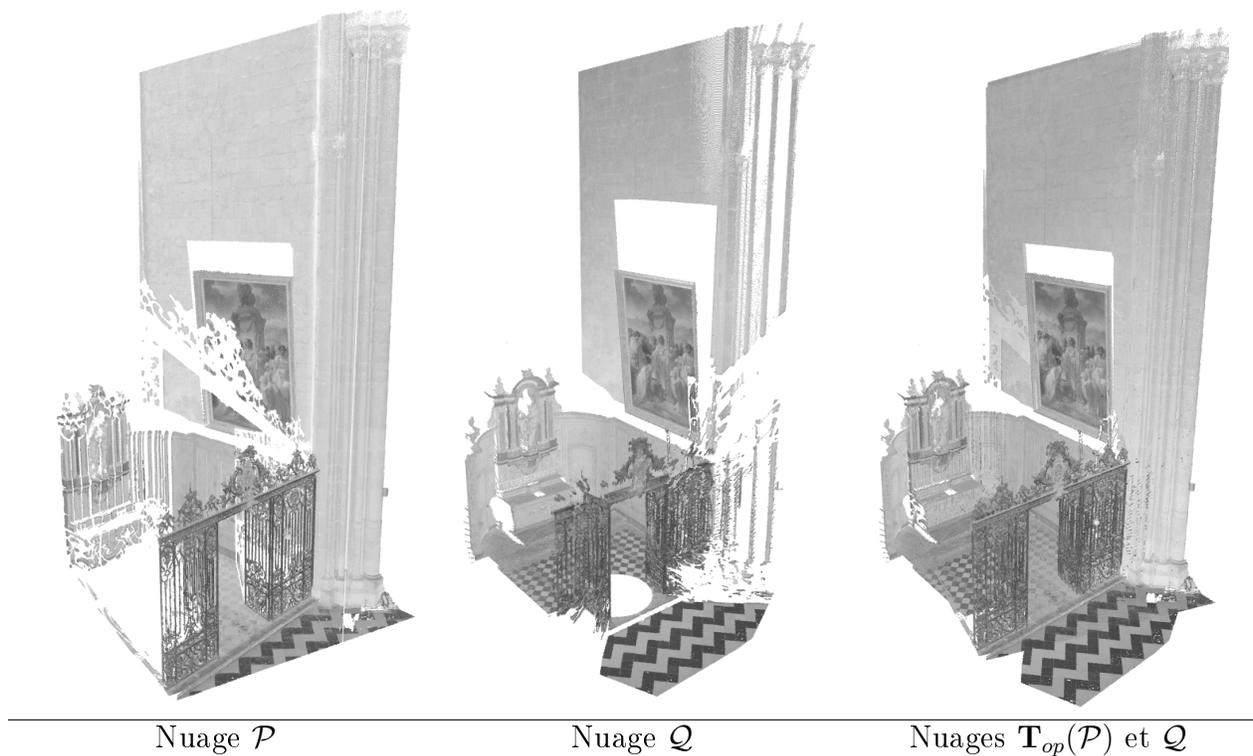


Fig. IV.3.4. Deux nuages de points d'une même scène pris à des points de vue différents. Les tonalités en degrés de gris correspondent à l'intensité brute issue du LiDAR. Le nuage $\mathbf{T}_{op}(\mathcal{P})$ correspond au nuage \mathcal{P} recalé avec la matrice de transformation optimale \mathbf{T}_{op} obtenue avec le recalage basé sphère. Nuages de points issus du projet E-Cathedrale.

IV.3.2.2 Détection de caractéristiques : *Scale Invariant Feature Transform* (SIFT)

Dans sa version initiale (Lowe, 1999), l'algorithme propose une étape de détection et une étape d'extraction de descripteurs appliquées aux images. Nous n'utiliserons que l'étape de détection de points d'intérêt, que nous décrirons ici, qui a été adaptée aux nuages de points 3D.

L'algorithme traditionnel floute plusieurs fois une image avec un filtre gaussien paramétré sur différentes échelles. Les images floutées sont ensuite soustraites, donnant lieu à des différences de Gaussiennes (*Difference of Gaussians* - DoG). Les points d'intérêt sont identifiés à partir des minima et des maxima de ces DoG. Si la valeur du pixel est un extremum parmi tous les pixels comparés, elle est sélectionnée comme étant un candidat de point d'intérêt. Ces opérations sont répétées sur plusieurs niveaux (octave), où chaque niveau utilise l'image du niveau précédent après une division par deux de sa taille (figure IV.3.5).

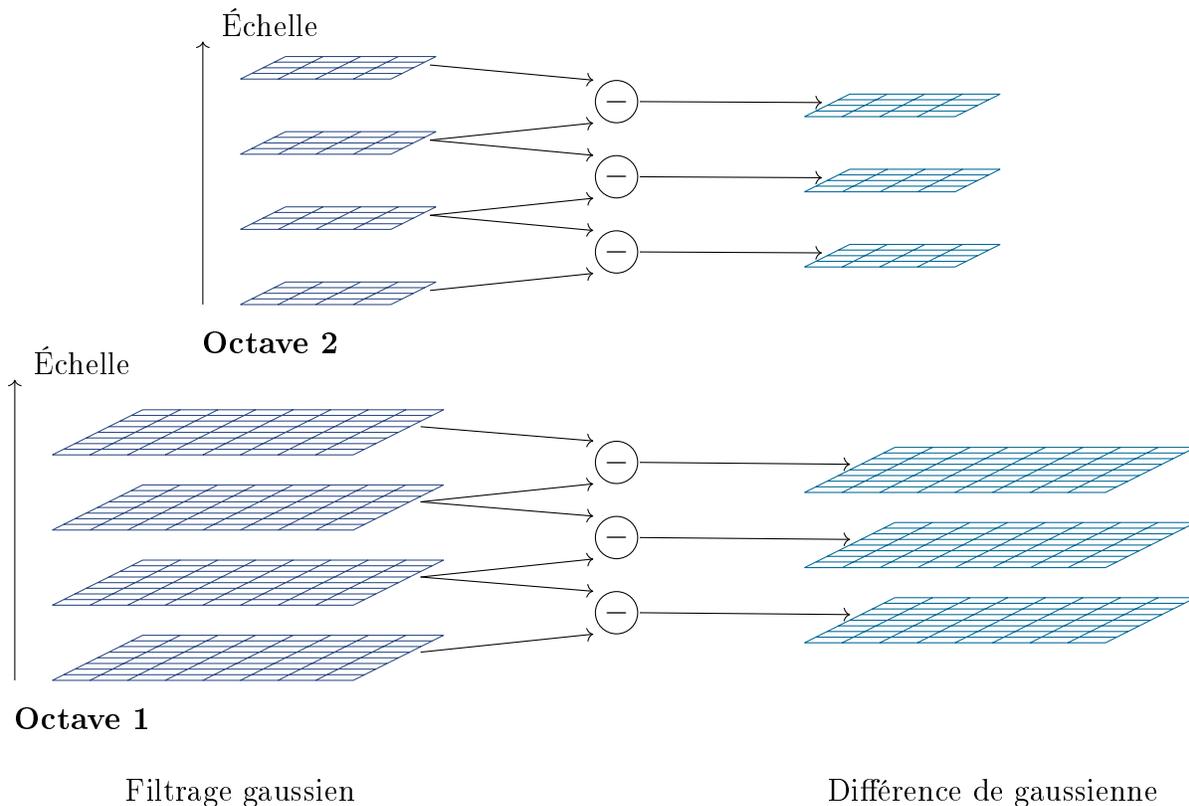


Fig. IV.3.5. Schéma de principe de l'algorithme SIFT, avec deux octaves représentées et quatre échelles par octave.

Ainsi, il est possible de faire la même chose pour des nuages de points 3D en deux étapes :

- a. Flouter l'intensité d'un point 3D. On peut définir la nouvelle valeur de l'intensité de ce point en faisant la somme pondérée par le flou gaussien des valeurs d'intensité de tous les voisins de ce point dans un rayon de taille fixe.
- b. Trouver un maximum (resp. minimum) local dans un espace d'échelle. On regarde pour chaque point ses k plus proches voisins et si la différence de gaussienne du point est plus grande (resp. plus faible) que celles de ces voisins.

L'algorithme peut aussi travailler avec la couleur qui sera convertie en une valeur de niveau de gris, ou avec tout type d'information possédant un potentiel discriminant. Finalement, les paramètres réglables de l'algorithme sont : le nombre d'octaves, le nombre d'échelles par octave, la valeur de différence de contraste minimal, et l'échelle minimale.

IV.3.2.3 Estimation de descripteurs et mise en correspondance : *Signature of Histograms of Orientations* (SHOT)

Proposé par (Tombari et al., 2010; Tombari et al., 2011), l'algorithme SHOT permet la détection de signatures géométriques caractéristiques et répétables, basées sur des propriétés géométriques locales. Bien qu'il y ait d'autres alternatives, tel que l'algorithme *Fast Point Feature Histograms* (FPFH) (Rusu et al., 2009), les résultats expérimentaux ont montré un bon compromis entre l'efficacité d'estimation des descripteurs et le temps de calcul.

L'algorithme SHOT s'appuie sur un ensemble d'histogrammes locaux calculés sur un sous-ensemble de points compris dans une sphère (support) de rayon défini et centrée autour du point d'intérêt. Un repère orthonormé propre est calculé sur la base d'une décomposition en éléments propres de la matrice de covariance des points compris au sein de ce support. La sphère est ensuite divisée en segments, donnant lieu à une grille sphérique. Un histogramme local est calculé sur chaque segment par l'accumulation du nombre d'occurrences d'une variable géométrique, généralement l'angle d'incidence entre la normale de chaque point voisin et la normale du point d'intérêt (figure IV.3.6). La juxtaposition de ces histogrammes locaux forme le descripteur SHOT final.

Cette méthode est une combinaison de deux approches généralement employées pour l'estimation de descripteurs :

- Les approches basées signature : celles-ci définissent un repère spatial local invariant et encodent, dans des coordonnées locales, une ou plusieurs mesures géométriques calculées individuellement sur chaque point voisin (ici l'angle d'incidence entre les points voisins et le point d'intérêt dans un segment de la grille sphérique).
- Les approches basées histogrammes : celles-ci accumulent des mesures géométriques dans des histogrammes, selon un domaine de quantification spécifique (ici le nombre d'occurrences des valeurs de l'angle d'incidence entre les points voisins et le point d'intérêt).

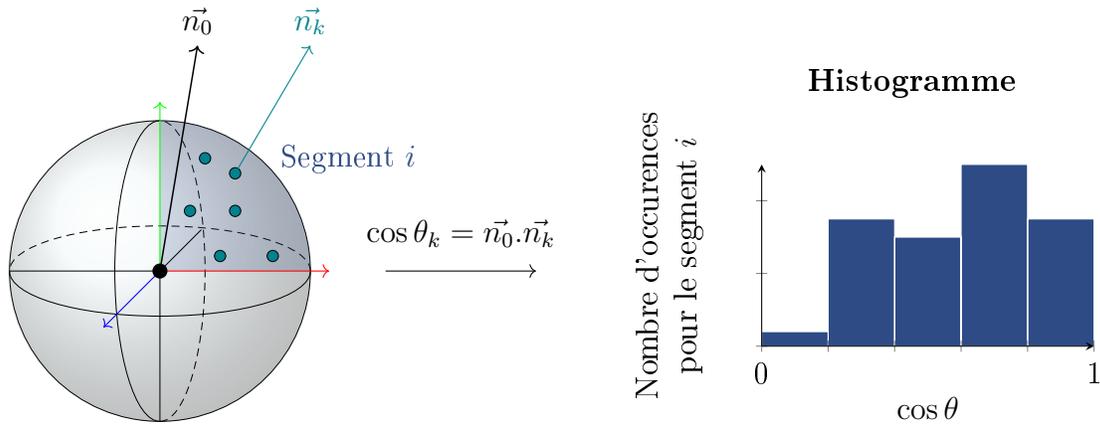


Fig. IV.3.6. Schéma de principe de l’algorithme SHOT. Un histogramme est encodé pour chaque segment d’une grille sphérique de rayon défini autour d’un point d’intérêt donné.

Les signatures sont potentiellement hautement descriptives grâce à l’utilisation d’informations spatiales localisées, tandis que les histogrammes proposent un compromis de pouvoir descriptif et de robustesse par la compression de la structure géométrique dans des classes statistiques.

Ainsi l’algorithme SHOT encode un histogramme d’une entité différentielle de premier ordre, qui est représentative de la structure géométrique locale. Plus une région présente de courbures ou de différences de répartition des points, plus il y aura d’informations dans les histogrammes et plus le sous-ensemble sera descriptif. Le pouvoir discriminant de ce descripteur histogramme est ensuite amélioré par l’introduction de l’information d’intensité. Ainsi, la corrélation descriptive entre les vecteurs caractéristiques de deux points d’intérêt permet d’établir ou non leur appariement.

IV.3.2.4 Rejet de correspondances : *R*andom *S*ample *C*onsensus (RANSAC)

Proposée originellement par Fischler and Bolles (1981), c’est une méthode itérative et non-déterministe qui estime les paramètres d’un modèle mathématique à partir d’un ensemble d’observations qui contient des points aberrants. Cet algorithme produit un résultat raisonnable uniquement avec une certaine probabilité qui augmente en fonction du nombre d’itérations.

Le principe de fonctionnement est le suivant : à partir d’un jeu de données dont les éléments contiennent à la fois des points "justes" et des points aberrants, l’algorithme détermine un ou plusieurs modèles mathématiques s’accordant avec le maximum de données. L’implémentation de ce système de vote est basée sur deux hypothèses : la première selon laquelle les données aberrantes ne voteront pas en permanence pour tous les modèles et la deuxième selon laquelle il y aura suffisamment de points s’accordant sur un modèle juste.

L'algorithme est essentiellement composé de deux étapes :

- a. Selection aléatoire d'un sous-ensemble contenant un nombre minimal de données pour la détermination d'un modèle à partir du jeu de données. A partir de ce sous-ensemble, un modèle s'ajustant sur les données est calculé.
- b. L'algorithme vérifie, pour tous les éléments du jeu de données, quelles données s'accordent avec le modèle estimé dans la première étape. Une donnée sera considérée comme aberrante si elle ne s'accorde pas avec le modèle, sous contrainte d'un seuil d'erreur qui définit la déviation maximale attribuée à l'effet du bruit.

L'algorithme va ensuite itérativement répéter ces deux étapes jusqu'à ce qu'un modèle fasse consensus, ce qui arrive lorsqu'un nombre suffisant de points s'accordent avec le modèle. Dans le cas où aucun modèle ne fait consensus, les itérations continuent jusqu'à atteindre une valeur limite. Puis, le modèle avec le plus de points accordés est gardé.

Le RANSAC s'avère précieux pour les algorithmes de recherche de points d'intérêt. En rejetant les correspondances invalides, cet algorithme compense les faiblesses d'estimation des descripteurs et de leur mise en correspondance. En effet, les descriptions estimées peuvent être redondantes et provoquer un nombre important de mauvaises correspondances.

IV.4 Résultats expérimentaux

Nous appliquons dans cette section les différents algorithmes précédemment décrits avec des conditions initiales identiques et des paramètres fixes selon le jeu de données. L'objectif est de voir si l'intensité corrigée avec l'approche surfacique globale par morceaux I_{corr} et linéarisée avec l'approche par approximation logarithmique I_{lin} , apporte un avantage dans le processus de recalage de nuages de points 3D.

Pour comparer les résultats, nous déterminons la précision de deux manières :

- l'erreur sur les paramètres de transformation,
- la racine de l'erreur quadratique moyenne (*Root Mean Square Error* - RMSE) entre la position après recalage des points P_i et les points à leur position initiale P_{in_i} après application de la matrice de transformation vérité terrain \mathbf{T}_{op} .

La matrice de transformation optimale a été donnée dans l'équation (IV.21) et les valeurs des paramètres de transformation optimale ont été données dans l'équation (IV.22). Aucune transformation initiale n'est appliquée. Les trois métriques d'erreur utilisées sont définies par :

- l'erreur de translation, exprimée en millimètre, définie par :

$$\Delta t_j = t_j - t_{op_j} \quad 1 \leq j \leq 3 \quad (\text{IV.23})$$

- l'erreur de rotation, exprimée en radian, définie par :

$$\Delta \theta_j = \theta_j - \theta_{op_j} \quad 1 \leq j \leq 3 \quad (\text{IV.24})$$

- la racine de l'erreur quadratique moyenne sur l'ensemble des points du nuage à recalcr, définie par :

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \|\overrightarrow{P_i \mathbf{T}_{op}(P_{in_i})}\|^2} \quad (\text{IV.25})$$

Remarque. Concernant l'approche dense combinant géométrie et intensité, un problème se pose. En pratique, les librairies pré-implémentées permettant de résoudre le problème du plus proche voisin dans un temps réduit, ne permettent pas d'utiliser une métrique de distance différente de celles couramment employées. Le nombre important d'éléments contenus dans les nuages de points que nous utilisons ici, nous empêche de nous passer entièrement de ces librairies. Nous laissons donc la valeur du λ de l'équation (IV.15) à 1.

Pour les algorithmes de recherche de points d'intérêt qui sont soumis à quelques paramètres décisifs, il est nécessaire d'adapter leurs configurations aux données. Un équilibre entre temps de calcul et précision doit ainsi être trouvé :

- Si le nombre de points d'intérêt détectés atteint plusieurs dizaines de milliers, le calcul des correspondances peut prendre plusieurs heures.
- Si le nombre de points d'intérêt est trop faible, l'algorithme RANSAC peut échouer à identifier un modèle statistique juste.
- Si le nombre de correspondances est trop faible, la précision finale sera réduite.

Il peut être utile d'inclure un algorithme de filtrage spatial afin de supprimer des points d'intérêt trop nombreux et trop proches. Par exemple, l'algorithme de recherche de points d'intérêt SIFT appliqué sur des vitraux de la Cathédrale Notre-Dame d'Amiens (figure IV.4.1) estime plus de 10000 points d'intérêt pour des zones comportant peu d'informations discriminantes. Ces nombreuses estimations sont dues aux variations d'intensité brute entre les panneaux de vitrail et les traverses en fer qui tiennent les panneaux de vitrail. Après filtrage, le nombre des points d'intérêt peut être réduit à 1792.

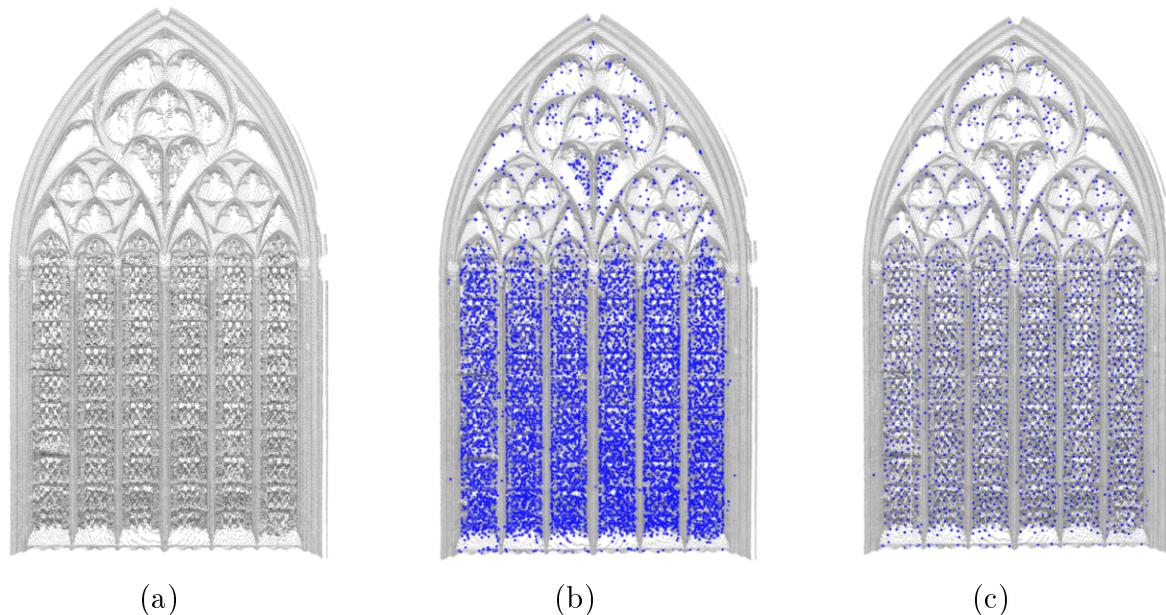


Fig. IV.4.1. Exemple d'un problème de densité de points d'intérêt estimés sur un nuage de point de vitrail. (a) Nuage de points avec intensité brute. (b) Les 11125 points d'intérêt détectés en bleu. (c) Les 1792 points d'intérêt restant après application d'un filtrage spatial de rayon 0.01 m. Nuage de points issus du projet E-Cathedrale.

L'ensemble des traitements et des opérations sont codés en langage C++. Nous utilisons l'implémentation des algorithmes de recherche de points d'intérêt (SIFT, SHOT, mise en correspondance des descripteurs, RANSAC) de la librairie *Point Cloud Library* PCL (Rusu and Cousins, 2011), déjà adaptés pour les nuages de points 3D. L'implémentation de l'algorithme SHOT fonctionne en *multi-thread* au moyen de la librairie OpenMP. Divers autres librairies sont utilisées : la librairie Eigen pour l'algèbre linéaire, la librairie *Fast Library for Approximate Nearest Neighbors* (FLANN) pour la recherche des plus proches voisins. Enfin, nous utilisons un algorithme de Newton-Raphson pour l'optimisation des paramètres de transformation.

IV.4.0.1 Application sur des nuages de points simples

Un exemple de l'application des algorithmes de recherche de points d'intérêt sur l'intensité corrigée de ces nuages de points est présenté dans la figure IV.4.2.

Les paramètres des algorithmes sont présentés dans la table IV.4.1. La table IV.4.2 expose pour chaque algorithme le nombre de correspondances identifiées et le temps d'exécution, en fonction de l'intensité brute, corrigée et linéarisée. Bien que le nombre de points d'intérêt estimé soit de même ordre avec ou sans correction de l'intensité, le nombre de correspondances estimé varie de façon importante. Par rapport au nombre de correspondances estimées avec l'intensité brute, on constate une augmentation de 69,4% avec l'intensité corrigée, et une

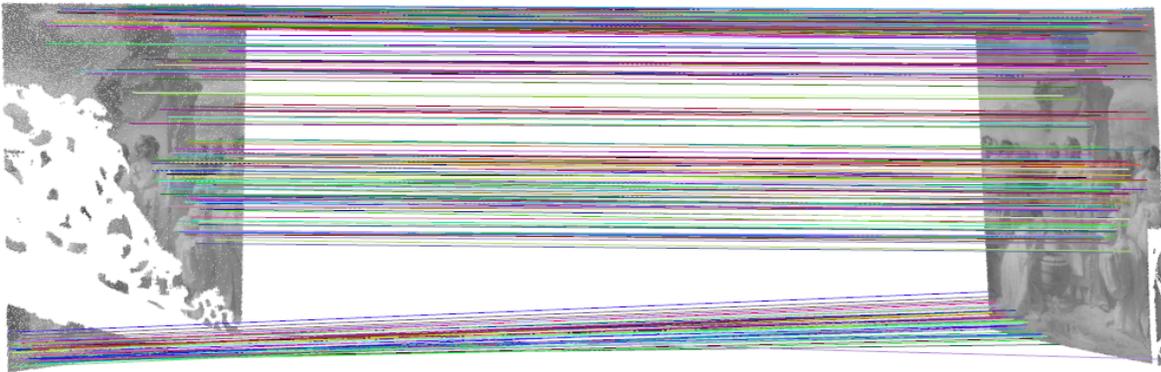


Fig. IV.4.2. Application de l'algorithme SIFT sur deux nuages d'un tableau avec intensité corrigée. Le nuage source \mathcal{P} à recalcer est à droite, le nuage cible \mathcal{Q} est à gauche. Chaque trait correspond à un couple de points d'intérêt mis en correspondance. Nuages de points issus du projet E-Cathedrale.

augmentation de seulement 5,5% avec l'intensité linéarisée.

Table IV.4.1

Paramètres pour les algorithmes de recherche de points d'intérêt appliqués à deux nuages de points simples.

SIFT	Nombre d'octaves	4
	Nombre d'échelles par octave	4
	Différence de contraste minimale	0
	Echelle minimale	0.004
SHOT	Rayon des descripteurs	0,3 m

La correction de l'intensité semble donc apporter davantage d'informations discriminantes, tandis que l'opération de linéarisation, qui tend à tasser les valeurs d'intensité trop proches, ne semble pas très utile dans ce cas de figure. Concernant les temps d'exécution, on remarque que la mise en correspondance est l'étape la plus coûteuse en temps de calcul. Cela confirme la nécessité de porter une attention particulière sur le nombre de points d'intérêt détecté par l'algorithme SIFT.

Les résultats sur la précision du recalage, au regard des métriques citées précédemment, sont donnés dans la [table IV.4.3](#). Tous les résultats sont donnés lorsque le processus de recalage atteint un minimum local ou global de la solution. L'utilisation de l'intensité, quelle que soit la méthode, apporte un gain d'information permettant de réduire l'erreur finale d'alignement. L'approche dense basée géométrie et intensité est plus précise sur ces nuages, quelle que soit la correction de l'intensité, par rapport à l'approche basée recherche de points d'intérêt.

Table IV.4.2

Correspondances obtenues pour les algorithmes de recherche de points d'intérêt (SIFT, SHOT et RANSAC) sur deux nuages de points simples, en fonction de l'intensité brute, corrigée et linéarisée.

Intensité	Algorithme	Résultats	Temps d'exécution
I_{raw}	SIFT	\mathcal{P} : 4860 \mathcal{Q} : 9759 points d'intérêt	4,5 s
	SHOT	\mathcal{P} : 4860 \mathcal{Q} : 9759 descripteurs	14,5 s
	Mise en correspondance	1150 correspondances	110,5 s
	RANSAC	144 correspondances	26 ms
I_{corr}	SIFT	\mathcal{P} : 4815 \mathcal{Q} : 9757 points d'intérêt	4,7 s
	SHOT	\mathcal{P} : 4815 \mathcal{Q} : 9757 descripteurs	14,5 s
	Mise en correspondance	1282 correspondances	112,5 s
	RANSAC	244 correspondances	21 ms
I_{lin}	SIFT	\mathcal{P} : 4651 \mathcal{Q} : 9330 points d'intérêt	4,8 s
	SHOT	\mathcal{P} : 4651 \mathcal{Q} : 9330 descripteurs	14 s
	Mise en correspondance	1053 correspondances	77 s
	RANSAC	152 correspondances	24 ms

Table IV.4.3

Précisions obtenues avec différentes approches de mise en correspondance appliquées sur des nuages de points simples. Trois métriques d'erreur sont utilisées : l'erreur de translation (millimètre), l'erreur de rotation (radian) et l'erreur quadratique moyenne (millimètre) entre la position des points du nuage \mathcal{P} et la position de ces points après application de la transformation vérité terrain \mathbf{T} .

Méthode	Intensité	Erreur de translation (mm)			Erreur de rotation (rad)			RMSE (mm)
		Δt_1	Δt_2	Δt_3	$\Delta \theta_1$	$\Delta \theta_2$	$\Delta \theta_3$	
Géométrique		-69,6	-99,2	168,3	-0,007	-0,029	-0,003	49,3
Géométrique et intensité	I_{raw}	11,8	10,6	-26,6	0,001	0,003	0,001	7,6
	I_{corr}	0,2	9,0	-6,2	0,000	0,000	-0,001	9,3
	I_{lin}	-5,8	7,4	5,9	-0,001	-0,002	-0,001	10,4
SIFT + SHOT + RANSAC	I_{raw}	11,5	-41,3	-36,7	0,001	0,007	0,005	37,4
	I_{corr}	-76,2	196,3	-24,5	-0,006	0,011	-0,018	30,1
	I_{lin}	-155,3	346,1	29,7	-0,009	0,002	-0,038	41,9

IV.4.0.2 Application sur des nuages de points complexes

Les effets de la correction et de la calibration radiométrique sur les deux nuages de points complexes utilisés, avec l'information d'intensité en fausses couleurs, sont présentés dans la figure IV.4.3. On peut observer l'homogénéisation des intensités pour des surfaces homogènes de ces nuages de points avant et après correction. La linéarisation permet de faire ressortir

des détails invisibles auparavant, comme les interstices entre les pierres du mur.

Par rapport aux nuages de points simples, il est ici nécessaire de modifier les paramètres des algorithmes pour réduire le nombre de détections de points d'intérêt (table IV.4.4). De même, pour les méthodes denses, nous n'utilisons que 10% des points du nuage à recalcr afin de réduire considérablement les temps de calcul. Ces points sont équitablement sélectionnés dans le nuage et restent les mêmes pour tous les tests. Ainsi, les paramètres et le nombre de correspondances identifiées sont donnés dans la table IV.4.5

Table IV.4.4

Paramètres pour les algorithmes de recherche de points d'intérêt appliqués à deux nuages de points complexes.

SIFT	Nombre d'octaves	4
	Nombre d'échelles par octave	4
	Différence de contraste minimale	0,015
	Echelle minimale	0.004
SHOT	Rayon des descripteurs	0,3 m

Table IV.4.5

Correspondances obtenues pour les algorithmes de recherche de points d'intérêt (SIFT, SHOT et RANSAC) sur deux nuages de points complexes, en fonction de l'intensité brute, corrigée et linéarisée.

Intensité	Algorithme	Résultats	Temps d'exécution
I_{raw}	SIFT	\mathcal{P} : 11760 \mathcal{Q} : 17735 points d'intérêt	95 s
	SHOT	\mathcal{P} : 11760 \mathcal{Q} : 17735 descripteurs	10,4 s
	Mise en correspondance	1229 correspondances	622,6 s (10 min)
	RANSAC	58 correspondances	27 ms
I_{cor}	SIFT	\mathcal{P} : 11808 \mathcal{Q} : 19336 points d'intérêt	90,7 s
	SHOT	\mathcal{P} : 11808 \mathcal{Q} : 19336 descripteurs	11,1 s
	Mise en correspondance	1469 correspondances	645 s (11 min)
	RANSAC	59 correspondances	31 ms
I_{lin}	SIFT	\mathcal{P} : 25659 \mathcal{Q} : 33733 points d'intérêt	89,1 s
	SHOT	\mathcal{P} : 25659 \mathcal{Q} : 33733 descripteurs	16,5 s
	Mise en correspondance	3311 correspondances	2331 s (38 min)
	RANSAC	472 correspondances	75 ms

Par rapport à l'intensité brute, le nombre de correspondances estimées augmente de 1% avec l'intensité corrigée et de 813,8% avec l'intensité linéarisée. On observe donc une augmentation significative du nombre de correspondances estimées avec l'intensité linéarisée dans ce cas de figure. Ceci s'explique par la répartition plus diverse des réflectances lambertiennes

équivalentes des matériaux présents dans les nuages. La figure IV.4.4 permet de visualiser les correspondances estimées avec les algorithmes de recherche de points d'intérêt appliqués à ces nuages de points.

Les précisions obtenues sont présentées dans la table IV.4.6. Le nombre de correspondances estimées avec les algorithmes de recherche de points d'intérêt, que l'intensité soit ou non corrigée, permet une précision plus importante que pour les approches denses. Avec l'intensité linéarisée, bien que demandant beaucoup de temps de calcul, la précision est presque équivalente à celle du recalage basé cible de la vérité terrain.

Table IV.4.6

Précisions obtenues avec différentes approches de mise en correspondance appliquées sur des nuages de points complexes. Trois métriques d'erreur sont utilisées : l'erreur de translation (millimètre), l'erreur de rotation (radian) et l'erreur quadratique moyenne (millimètre) entre la position des points du nuage \mathcal{P} et la position de ces points après application de la transformation vérité terrain \mathbf{T} .

Méthode	Intensité	Erreur de translation (mm)			Erreur de rotation (rad)			RMSE (mm)
		Δt_1	Δt_2	Δt_3	$\Delta \theta_1$	$\Delta \theta_2$	$\Delta \theta_3$	
Géométrique		89,7	-77,5	75,6	0,006	0,023	0,019	254,9
Géométrique et intensité	I_{raw}	79,5	-78,5	76,1	0,006	0,021	0,017	235,9
	I_{corr}	79,6	-78,9	72,1	0,006	0,021	0,017	233,0
	I_{lin}	78,4	-75,2	75,3	0,006	0,020	0,017	233,9
SIFT + SHOT + RANSAC	I_{raw}	7,9	-25,3	58,2	-0,005	-0,005	0,003	45,0
	I_{corr}	-1,2	-6,2	71,9	-0,007	-0,003	0,001	50,5
	I_{lin}	-1,8	1,4	-6,4	0,000	0,000	0,000	9,9

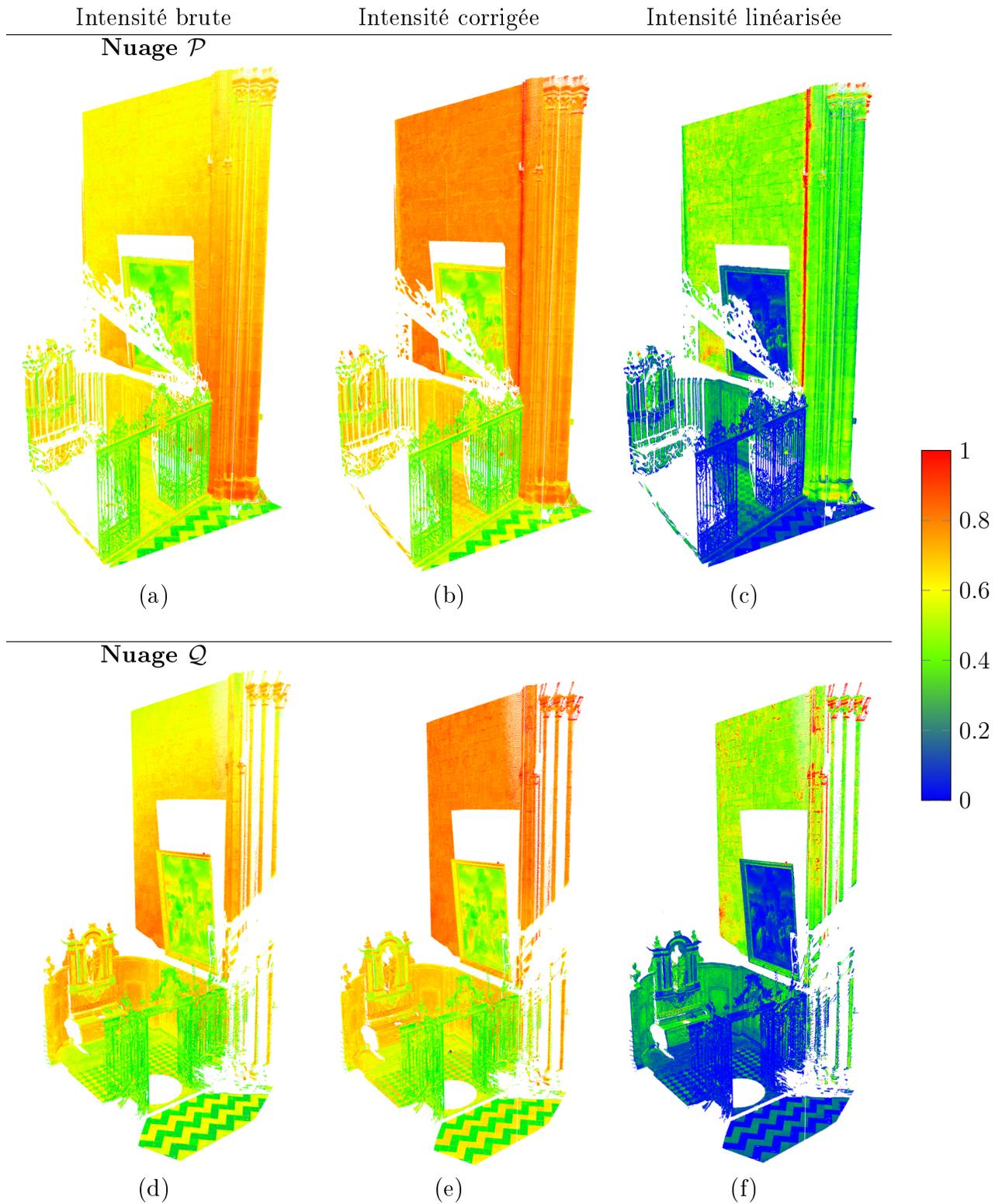


Fig. IV.4.3. Correction et calibration radiométrique appliquées à deux nuages de points. Les tonalités en fausses couleurs correspondent à l'intensité issue du LiDAR : (a, d) brute, (b,e) corrigée avec l'approche surfacique globale par morceaux, (c,f) linéarisée avec l'approche par ajustement logarithmique. Nuages de points issus du projet E-Cathedrale.

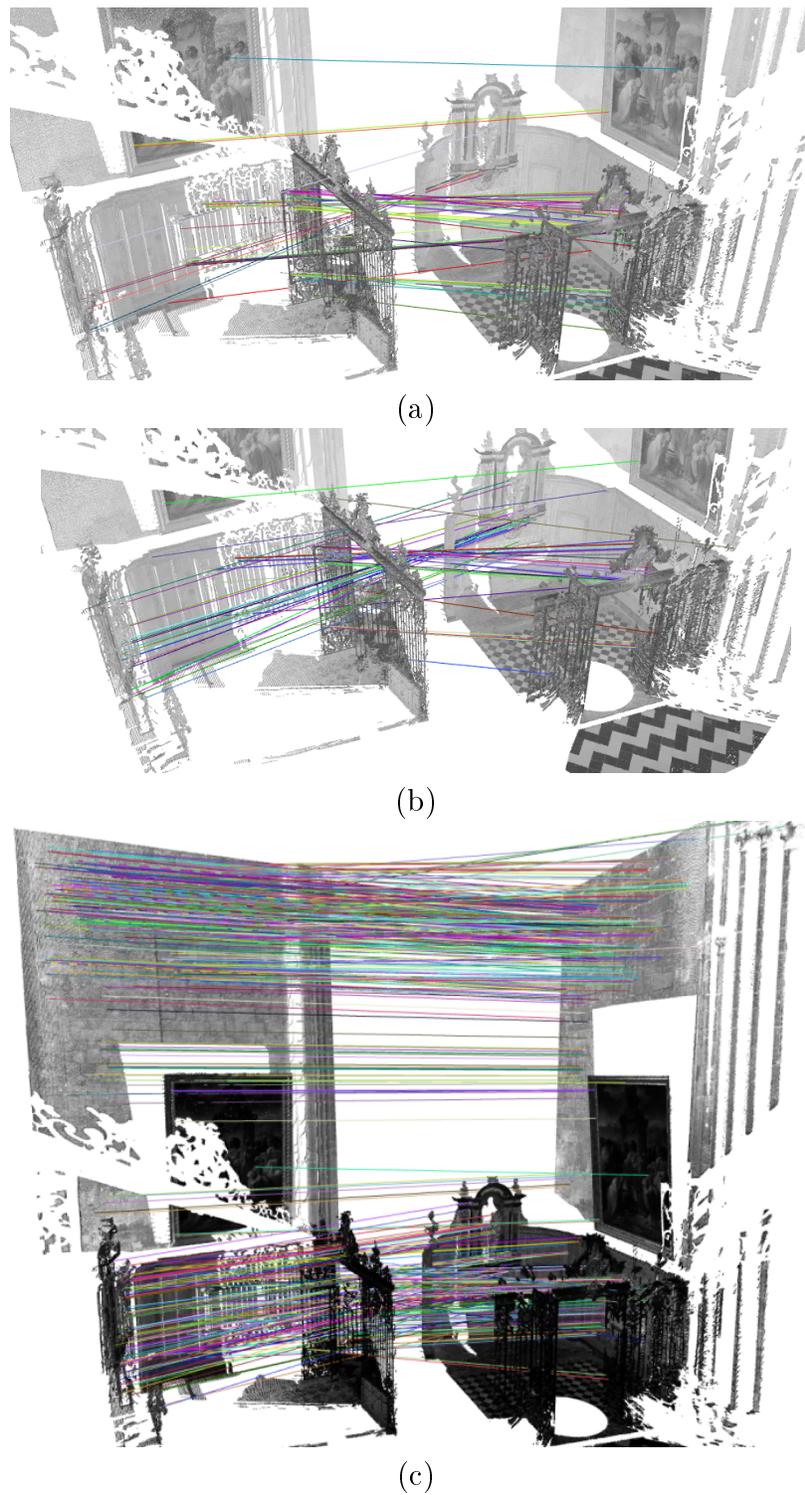


Fig. IV.4.4. Application des algorithmes de mise en correspondance basés sur la recherche de points d'intérêt sur deux nuages de points complexes. Les parties des nuages ne contenant pas de correspondances ne sont pas représentées. (a) Les 58 correspondances estimées avec l'intensité brute. (b) Les 59 correspondances estimées avec l'intensité corrigée. (c) Les 472 correspondances estimées avec l'intensité linéarisée. Nuages de points issus du projet E-Cathedrale.

IV.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons exposé le concept du recalage de nuages de points 3D et la problématique de la mise en correspondance, étape critique de la chaîne de traitement du recalage. Nous avons montré que tout algorithme de recalage dépend du type de données et de la nature des objets scannés. Au moyen d'approches denses et d'approches éparées, notamment d'algorithmes de recherches de points d'intérêt, nous avons vu comment intégrer l'information d'intensité issue du LiDAR à la mise en correspondance de nuages de points.

Les études de l'état de l'art de l'utilisation de l'intensité comme attribut pour le recalage se concentrent principalement sur la recherche de points d'intérêt appliquée à l'intensité brute projetée sur une image 2D. Or l'intensité non corrigée peut poser un problème pour la bonne mise en correspondance à l'aide de ces méthodes. Nous avons décidé de comparer les résultats obtenus d'une approche dense et une approche éparse utilisant l'intensité, par rapport à une approche dense uniquement basée sur la géométrie.

Les résultats indiquent que l'utilisation de l'intensité - que celle-ci soit corrigée ou non et quel que soit l'algorithme - permet une amélioration de la précision du recalage. Le nombre de correspondances obtenues avec les algorithmes de recherche de points d'intérêt augmente après correction et calibration de l'intensité. Pour des nuages de points d'une scène avec une variété de matériaux différents, et donc de réflectances, la recherche de points d'intérêt utilisée avec une intensité calibrée permet d'obtenir de nombreuses correspondances. Dans ces conditions, la précision obtenue peut amener à un résultat plus précis qu'avec les approches denses.

L'utilisation de l'intensité corrigée et linéarisée, par son pouvoir discriminant invariant au point de vue et aux illuminations, semble être un fort atout pour le processus de recalage. Dans nos cas d'étude les méthodes employées fonctionnent bien, mais des expériences supplémentaires sont nécessaires pour vérifier leur validité sur des nuages de points différents contenant, par exemple, des matériaux spéculaires.

Basées sur les présentes recherches, des études pourraient être conduites sur l'exploration d'autres approches de mise en correspondance utilisant l'intensité (e.g. segmentation, application de mélanges de gaussiennes). Enfin, nous pensons que l'utilisation de la mesure d'information mutuelle appliquée à l'intensité pourrait être une piste intéressante à explorer.

Chapitre V

Conclusions et perspectives

Plan

V.1 Récapitulatif	109
V.2 Contributions	110
V.3 Discussion & perspectives de recherche	112

V.1 Récapitulatif

Ce mémoire de thèse traite de la question de la correction et de la calibration radiométrique de l'intensité issue du LiDAR, et de son application dans un processus de recalage de nuages de points 3D. Cette problématique a été abordée en plusieurs parties :

- I Nous avons tout d'abord exposé le contexte de ce travail de recherche, les bases de la numérisation 3D, et les campagnes de numérisation d'œuvres du patrimoine effectuées. Nous avons discuté du programme de recherche dans lequel s'inscrivent les travaux de cette thèse, ainsi que des matériels et données que nous utilisons par la suite.
- II Nous avons présenté une étude de l'intensité issue du LiDAR, en décrivant les paramètres et phénomènes qui entrent en jeu dans la mesure physique de cette grandeur. Enfin, nous avons abordé de manière approfondie le mécanisme et les bases théoriques de la mesure de l'intensité.
- III Après une présentation de l'état de l'art de la méthodologie de la correction radiométrique, nous avons proposé deux nouvelles approches innovantes. Une comparaison qualitative a été faite de ces approches avec une approche issue de la littérature. Les

résultats ont montré une nette amélioration de la qualité de la correction sur des jeux de données différents. Enfin, deux nouvelles approches pour la linéarisation de l'intensité ont été présentées.

- IV Nous avons présenté les bases du recalage de nuages de points 3D, et montré que la difficulté majeure de ce problème concerne la mise en correspondance d'éléments communs entre les nuages à recaler. Ainsi, après une étude de l'état de l'art, nous avons démontré que l'intensité calibrée peut être un atout important dans la résolution de ce problème.

Pour chaque domaine d'étude abordé, les notations et notions fondamentales ont été explicitées. Au travers d'états de l'art, la description de méthodes représentatives a permis une présentation de la méthodologie et des pistes potentielles d'amélioration. Nous avons discuté des pistes de recherche qui pourraient être intéressantes à poursuivre.

Concernant la correction et la calibration radiométrique, nous avons proposé deux nouvelles approches qui n'ont jamais été développées dans la littérature. La première est une approche surfacique globale par morceaux, la deuxième est une approche surfacique locale. Ils montrent aussi que la correction surfacique globale par morceaux est l'approche la plus robuste et générale. Les résultats montrent une amélioration de la qualité de la correction par rapport à l'état de l'art et une homogénéisation accrue des intensités quel que soit le point de vue.

Nous avons ensuite appliqué la correction surfacique globale par morceaux et la linéarisation par approximation logarithmique sur des nuages de points d'une scène réelle à recaler. La comparaison entre plusieurs méthodes utilisant l'intensité avec une approche dense géométrique montre que l'utilisation de l'intensité - corrigée ou non - apporte un avantage sur la précision du recalage. Enfin, l'application d'algorithmes de recherche de points d'intérêt sur l'intensité calibrée montre une augmentation significative du nombre de correspondances estimées et une précision de recalage finale proche de la vérité terrain.

V.2 Contributions

Un article a été accepté par le journal *International Society for Photogrammetry and Remote Sensing* (ISPRS), en novembre 2020, sur la correction et la calibration radiométrique (Sanchiz-Viel et al., 2020). Un second article sur l'utilisation de l'intensité calibrée dans un processus de recalage est en cours de rédaction.

Un logiciel "laboratoire" permettant la visualisation, la manipulation et le prototypage d'algorithmes pour les nuages de points a été développé en C++ par l'auteur ($\approx 29,1k$ lignes de code) (figure V.2.1). Tous les algorithmes présentés dans ce travail de recherche ont été implémentés sur ce logiciel. L'ensemble des illustrations de nuages de points a été réalisé à partir de la visualisation des données issue d'une caméra virtuelle implémentée.

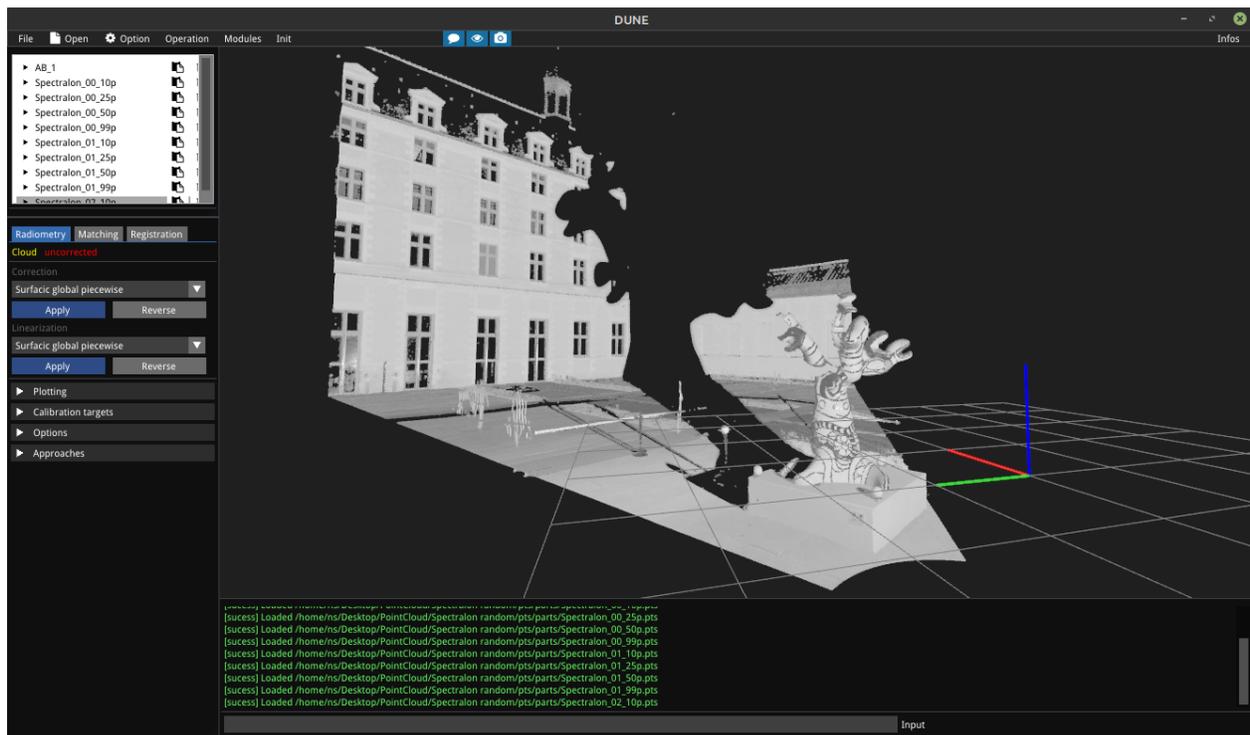


Fig. V.2.1. Logiciel C++ développé dans le cadre de ce travail de thèse. Le nuage de points représenté est un scan de l'Arbre aux serpents, dont les niveaux de gris correspondent à l'intensité brute. La position du scanner lors de la prise de mesure se situe à l'origine du repère spatial représenté par les lignes rouge, verte et bleu.

L'ensemble de ses composants provient du monde open-source :

- La librairie OpenGL, permettant la visualisation des données.
- La librairie ImGui pour l'interface utilisateur (*Graphical User Interface - GUI*), permettant la manipulation des données et la modification *online* de paramètres.
- La librairie *Point Cloud Library* (PCL) (Rusu and Cousins, 2011) pour certains algorithmes (e.g., SIFT, RANSAC).
- Des librairies externes proposant des algorithmes optimisés pour certaines opérations : Eigen (Guennebaud et al., 2010) pour l'algèbre linéaire, *Fast Library for Approximate Nearest Neighbors* (FLANN) (Muja and Lowe, 2009b) pour la recherche des plus proches voisins en un temps réduit.
- La librairie Gnuplot (Williams et al., 2013), pour la visualisation graphique des données et des résultats.

V.3 Discussion & perspectives de recherche

Les travaux présentés dans ce travail de recherche illustrent la complexité de l'exploitation des données 3D, principalement du point de vue du traitement informatique des données obtenues par LiDAR. Nous avons étudié un attribut supplémentaire aux informations spatiales des points, originellement dépendant de paramètres rendant son utilisation incertaine et limitative. Nos travaux contribuent à limiter cette dépendance, sous certaines limitations et hypothèses, rendant l'intensité indépendante du point de vue et linéarisée.

Nous pensons qu'un nombre important d'applications et de recherches pourraient s'appuyer sur les méthodes développées ici. Celles-ci vont de la simple visualisation, à la détection de matériaux ou à la détection de dommages sur des bâtiments. De même la fusion avec d'autres modalités d'imagerie, la segmentation de nuages de points, ou la détection de formes et de structures par machine learning sont des pistes potentielles d'exploration.

Cependant les approches de correction proposées dans ce travail, bien qu'efficaces, peuvent toujours être améliorées. Des études complémentaires sur des paramètres supplémentaires à prendre en compte (e.g. la température) seraient nécessaires pour une maîtrise accrue des phénomènes qui affectent la mesure de l'intensité.

Une automatisation de l'opération de recalage utilisant l'intensité pourrait être envisagée. Du travail est nécessaire pour établir une chaîne de traitement optimisée et suffisamment robuste pour prendre en compte l'ensemble des cas particuliers pouvant être rencontrés. Une attention particulière devrait être portée sur l'application des algorithmes de recherche de points d'intérêt sur des nuages de points avec des chevauchements faibles.

Le recalage reste une opération critique pour la reconstruction numérique de scènes réelles. Bien que l'intensité corrigée apporte un avantage quant à son amélioration et à son automatisation, des efforts sont encore nécessaires pour son perfectionnement. Par nature, le recalage est une opération complexe qui ne peut être résolue de manière universelle applicable à tous types de données. Pour autant, la recherche doit continuer à développer des outils et des traitements normalisés, nécessaires à la construction de protocoles efficaces et bien définis.

Bibliographie

- Akca, D. (2007). Matching of 3d surfaces and their intensities. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 62(2) :112–121. Including Special Section .
- Alba, M., Barazzetti, L., Scaioni, M., and Remondino, F. (2011). Automatic registration of multiple laser scans using panoramic rgb and intensity images. *ISPRS - International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, XXXVIII-5/W12.
- Allen, P. K., Troccoli, A., Smith, B., Stamos, I., and Murray, S. (2003). The beauvais cathedral project. In *2003 Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshop*, volume 1, pages 10–10.
- Altuntas, C. (2013). An experimental study on registration three-dimensional range images using range and intensity data. *ISPRS - International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, XXXVIII-3/W22 :115–118.
- Arianna, P. and Teza, G. (2008). Terrestrial laser scanner and retro-reflective targets : An experiment for anomalous effects investigation. *International Journal of Remote Sensing*, 29 :5749–5765.
- Armesto-González, J., Riveiro-Rodríguez, B., González-Aguilera, D., and Rivas-Brea, M. T. (2010). Terrestrial laser scanning intensity data applied to damage detection for historical buildings. *Journal of Archaeological Science*, 37(12) :3037–3047.
- Arun, K. S., Huang, T. S., and Blostein, S. D. (1987). Least-squares fitting of two 3-d point sets. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, PAMI-9(5) :698–700.
- Badino, H., Huber, D. F., Park, Y., and Kanade, T. (2011). Fast and accurate computation of surface normals from range images. *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pages 3084–3091.
- Balduzzi, M. A., Van der Zande, D., Stuckens, J., Verstraeten, W. W., and Coppin, P. (2011). The Properties of Terrestrial Laser System Intensity for Measuring Leaf Geometries : A Case Study with Conference Pear Trees (*Pyrus Communis*). *Sensors*, 11(2) :1657–1681.
- Barfoot, T. D., McManus, C., Anderson, S., Dong, H., Beerepoot, E., Tong, C. H., Furgale, P., Gammell, J. D., and Enright, J. (2016). *Into Darkness : Visual Navigation Based on a Lidar-Intensity-Image Pipeline*, pages 487–504. Springer International Publishing, Cham.
- Barnea, S., Filin, S., and Wg, C. (2012). Registration of terrestrial laser scans via image based features. *International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 36.
- Bendels, G., Degener, P., Wahl, R., Körtgen, M., and Klein, R. (2004). Image-based registration of 3d-range data using feature surface elements.

- Bender, P., Currie, D., Poultney, S., Dicke, R., Eckhardt, D., Kaula, W., Plotkin, H., Silverberg, E., and Faller, J. (1973). The lunar laser ranging experiment. *Science*, 182.
- Berger, M., Tagliasacchi, A., Seversky, L., Alliez, P., Guennebaud, G., Levine, J., Sharf, A., and Silva, C. (2016). A survey of surface reconstruction from point clouds. *Computer Graphics Forum*, 36 :n/a–n/a.
- Besl, P. J. and McKay, N. D. (1992). A method for registration of 3-d shapes. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 14(2) :239–256.
- Bi, Z. and Wang, L. (2010). Advances in 3d data acquisition and processing for industrial applications. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 26(5) :403 – 413.
- Blaskow, R. and Schneider, D. (2014). Analysis and correction of the dependency between laser scanner intensity values and range. *ISPRS - International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, XL-5 :107–112.
- Blinn, J. F. (1977). Models of light reflection for computer synthesized pictures. *ACM SIGGRAPH Computer Graphics*, 11(2) :192–198.
- Bogoslavskyi, I. and Stachniss, C. (2017). Analyzing the quality of matched 3d point clouds of objects. pages 6685–6690.
- Boulch, A. and Marlet, R. (2012). Fast and robust normal estimation for point clouds with sharp features. *Computer Graphics Forum*, 31(5) :1765–1774.
- Bretagne, E., Dassonville, P., and Caron, G. (2018). Spherical target-based calibration of terrestrial laser scanner intensity. Application to colour information computation. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 144 :14–27.
- Briese, C., Pfennigbauer, M., Lehner, H., Ullrich, A., Wagner, W., and Pfeifer, N. (2012). Radiometric calibration of multi-wavelength airborne laser scanning data. *ISPRS Ann. Photogramm. Remote Sens. Spat. Inf. Sci*, 1 :335–340.
- Brown, L. G. (1992). A survey of image registration techniques. *ACM Comput. Surv.*, 24(4) :325–376.
- Böhm, J. and Becker, S. (2007). Automatic marker-free registration of terrestrial laser scans using reflectance features. *Proceedings of 8th Conference on Optical 3D Measurement Techniques*, pages 338–344.
- Carrea, D., Abellan, A., Humair, F., Matasci, B., Derron, M.-H., and Jaboyedoff, M. (2016). Correction of terrestrial LiDAR intensity channel using Oren–Nayar reflectance model : An application to lithological differentiation. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 113 :17–29.
- Chen, Y. and Medioni, G. (1991). Object modeling by registration of multiple range images. In *Proceedings. 1991 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pages 2724–2729 vol.3.
- Cheng, L., Chen, S., Liu, X., Xu, H., Wu, Y., Li, M., and Chen, Y. (2018). Registration of laser scanning point clouds : A review. *Sensors*, 18 :1641.
- Coren, F. and Sterzai, P. (2006). Radiometric correction in laser scanning. *International Journal of Remote Sensing*, 27(15) :3097–3104.
- Crombez, N., Caron, G., and Mouaddib, E. (2015). 3d point cloud model colorization by dense registration of digital images. *The International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 40(5) :123.

- Crum, W., Hartkens, T., and Hill, D. (2004). Non-rigid image registration : Theory and practice. *The British journal of radiology*, 77 Spec No 2 :S140–53.
- De Luca, L. (2006). *Relevé et multi-représentations du patrimoine architectural : définition d'une approche de reconstruction 3D d'édifices*. PhD thesis. Thèse de doctorat dirigée par Florenzano, Michel Conception Paris, ENSAM 2006.
- De Reu, J., Plets, G., Verhoeven, G., De Smedt, P., Bats, M., Cherretté, B., De Maeyer, W., Deconynck, J., Herremans, D., Laloo, P., Van Meirvenne, M., and De Clercq, W. (2013). Towards a three-dimensional cost-effective registration of the archaeological heritage. *Journal of Archaeological Science*, 40(2) :1108 – 1121.
- Diez, Y., Roure, F., Llado, X., and Salvi, J. (2015). A qualitative review on 3d coarse registration methods. *ACM Computing Surveys*, 47.
- Ding, Q., Chen, W., King, B., Liu, Y., and Liu, G. (2013). Combination of overlap-driven adjustment and Phong model for LiDAR intensity correction. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 75 :40–47.
- Dong, P. and Chen, Q. (2018). *LiDAR remote sensing and applications*. Remote sensing applications series. CRC Press, Taylor & Francis, Boca Raton London New York. OCLC : 1019706410.
- Dong, Z., Liang, F., Yang, B., Xu, Y., Zang, Y., Li, J., Wang, Y., Dai, W., Fan, H., Hyypä, J., and Stilla, U. (2020). Registration of large-scale terrestrial laser scanner point clouds : A review and benchmark. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 163 :327 – 342.
- Douadi, L., Aldon, M.-J., and Crosnier, A. (2005). Variantes de l'Algorithme ICP pour le Recalage de Données 3D Couleur. Technical Report 05033. Version Anglaise (courte) Soumise à BMVC'05.
- Eggert, D. W., Lorusso, A., and Fisher, R. B. (1997). Estimating 3-d rigid body transformations : A comparison of four major algorithms. *Mach. Vision Appl.*, 9(5–6) :272–290.
- Eitel, J. U., Höfle, B., Vierling, L. A., Abellán, A., Asner, G. P., Deems, J. S., Glennie, C. L., Joerg, P. C., LeWinter, A. L., Magney, T. S., Mandlbürger, G., Morton, D. C., Müller, J., and Vierling, K. T. (2016). Beyond 3-D : The new spectrum of lidar applications for earth and ecological sciences. *Remote Sensing of Environment*, 186 :372–392.
- Errington, A. and Daku, B. (2017). Temperature Compensation for Radiometric Correction of Terrestrial LiDAR Intensity Data. *Remote Sensing*, 9(4) :356.
- Errington, A. F., Daku, B. L., and Prugger, A. F. (2015). Reflectance modelling using terrestrial lidar intensity data. In *2015 IEEE International Conference on Imaging Systems and Techniques (IST)*, pages 1–6. IEEE.
- Errington, A. F., Daku, B. L., and Prugger, A. F. (2016). Clay mapping in underground potash mines : An initial investigation into the use of corrected intensity terrestrial lidar data. In *2016 IEEE International Conference on Imaging Systems and Techniques (IST)*, pages 94–99.
- Fang, W., Huang, X., Zhang, F., and Li, D. (2014). Intensity correction of terrestrial laser scanning data by estimating laser transmission function. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 53(2) :942–951.
- Fischler, M. A. and Bolles, R. C. (1981). Random sample consensus : A paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography. *Commun. ACM*, 24(6) :381–395.

- G. Kashani, A., Olsen, M., and Graettinger, A. (2015). Laser scanning intensity analysis for automated building wind damage detection. *Congress on Computing in Civil Engineering, Proceedings*, 2015.
- Ghanbari Parmehr, E., Fraser, C., and Zhang, C. (2016). Automatic parameter selection for intensity-based registration of imagery to lidar data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 54 :1–12.
- Gindele, K., Köhl, M., and Mast, M. (1985). Spectral reflectance measurements using an integrating sphere in the infrared. *Appl. Opt.*, 24(12) :1757–1760.
- Godin, G., Rioux, M., and Baribeau, R. (1994). Three-dimensional registration using range and intensity information. In El-Hakim, S. F., editor, *Videometrics III*, volume 2350, pages 279 – 290. International Society for Optics and Photonics, SPIE.
- Godin, G., Rioux, M., Levoy, M., Cournoyer, L., and Blais, F. (2001). An assessment of laser range measurement on marble surfaces.
- Guennebaud, G., Jacob, B., et al. (2010). Eigen v3. <http://eigen.tuxfamily.org>.
- Han, X.-F., Jin, J., Wang, M.-J., Jiang, W., Gao, L., and Xiao, L. (2017). A review of algorithms for filtering the 3d point cloud. *Signal Processing : Image Communication*, 57.
- Hara, Y., Hirohiko, K., Akihisa, O., and Shin'ichi, Y. (2006). Mobile robot localization and mapping by scan matching using laser reflection intensity of the sokuiki sensor. pages 3018 – 3023.
- Hill, D. L., Batchelor, P. G., Holden, M., and Hawkes, D. J. (2001). Medical image registration. *Physics in medicine & biology*, 46(3).
- Höfle, B. and Pfeifer, N. (2007). Correction of laser scanning intensity data : Data and model-driven approaches. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 62(6) :415–433.
- Horn, B., Hilden, H., and Negahdaripour, S. (1988). Closed-form solution of absolute orientation using orthonormal matrices. *Journal of the Optical Society of America A*, 5 :1127–1135.
- Horn, B. K. P. (1987). Closed-form solution of absolute orientation using unit quaternions. *J. Opt. Soc. Am. A*, 4(4) :629–642.
- Jaakkola, A., Kaasalainen, S., Hyypä, J., Akujärvi, A., and Niittymäki, H. (2008). Radiometric calibration of intensity images of swissranger sr-3000 range camera. *Photogramm. J. Finland*, 21(1) :16–25.
- Jelalian, A. (1992). Laser radar systems. *Artech House, Boston London*.
- Jin, J., De Sloover, L., Verbeurgt, J., Stal, C., Deruyter, G., Montreuil, A.-L., De Maeyer, P., and De Wulf, A. (2020). Measuring surface moisture on a sandy beach based on corrected intensity data of a mobile terrestrial lidar. *Remote Sensing*, 12(2) :209.
- Jutzi, B. and Gross, H. (2009). Normalization of lidar intensity data based on range and surface incidence angle. *Int. Arch. Photogramm. Remote Sens. Spat. Inf. Sci.*, 38 :213–218.
- Jutzi, B. and Gross, H. (2010). Investigations on surface reflection models for intensity normalization in airborne laser scanning (als) data. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 76(9) :1051–1060.
- Kaasalainen, S., Hyypä, H., Kukko, A., Litkey, P., Ahokas, E., Hyypä, J., Lehner, H., Jaakkola, A., Suomalainen, J., Akujärvi, A., et al. (2008a). Radiometric calibration of lidar intensity with commercially available reference targets. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 47(2) :588–598.

- Kaasalainen, S., Jaakkola, A., Kaasalainen, M., Krooks, A., and Kukko, A. (2011). Analysis of incidence angle and distance effects on terrestrial laser scanner intensity : Search for correction methods. *Remote Sensing*, 3(10) :2207–2221.
- Kaasalainen, S., Kaartinen, H., and Kukko, A. (2008b). Snow cover change detection with laser scanning range and brightness measurements. *EARSeL eProc*, 7(2) :133–141.
- Kaasalainen, S., Krooks, A., Kukko, A., and Kaartinen, H. (2009a). Radiometric Calibration of Terrestrial Laser Scanners with External Reference Targets. *Remote Sensing*, 1(3) :144–158.
- Kaasalainen, S., Kukko, A., Lindroos, T., Litkey, P., Kaartinen, H., Hyypä, J., and Ahokas, E. (2008c). Brightness measurements and calibration with airborne and terrestrial laser scanners. *IEEE transactions on geoscience and remote sensing*, 46(2) :528–534.
- Kaasalainen, S., Vain, A., Krooks, A., and Kukko, A. (2009b). Topographic and distance effects in laser scanner intensity correction.
- Kang, Z., Li, J., Zhang, L., Zhao, Q., and Zlatanova, S. (2009). Automatic registration of terrestrial laser scanning point clouds using panoramic reflectance images. *Sensors*, 9.
- Kashani, A. G., Olsen, M. J., Parrish, C. E., and Wilson, N. (2015). A review of lidar radiometric processing : From ad hoc intensity correction to rigorous radiometric calibration. *Sensors*, 15(11) :28099–28128.
- Khairuddin, A. R., Talib, M. S., and Haron, H. (2015). Review on simultaneous localization and mapping (slam). In *2015 IEEE International Conference on Control System, Computing and Engineering (ICCSCE)*, pages 85–90.
- Krooks, A., Kaasalainen, S., Hakala, T., and Nevalainen, O. (2013). Correction of intensity incidence angle effect in terrestrial laser scanning. *ISPRS Ann. Photogramm. Remote Sens. Spat. Inf. Sci.*, 2 :145–150.
- Kukko, A., Kaasalainen, S., and Litkey, P. (2008). Effect of incidence angle on laser scanner intensity and surface data. *Applied Optics*, 47(7) :986–992.
- Levoy, M., Pulli, K., Curless, B., Rusinkiewicz, S., Koller, D., Pereira, L., Ginzton, M., Anderson, S., Davis, J., Ginsberg, J., Shade, J., Fulk, D., and Inc, C. (2001). The digital michelangelo project : 3d scanning of large statues. *Proceedings of the ACM SIGGRAPH Conference on Computer Graphics*, 1.
- Li, S. and Lee, D. (2016). Fast visual odometry using intensity-assisted iterative closest point. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 1(2) :992–999.
- Lowe, D. G. (1999). Object recognition from local scale-invariant features. In *Proceedings of the Seventh IEEE International Conference on Computer Vision*, volume 2, pages 1150–1157 vol.2.
- Mioulet, L., Tsishkou, D., Bendahan, R., and Abad, F. (2017). Efficient combination of lidar intensity and 3d information by dnn for pedestrian recognition with high and low density 3d sensor. In *2017 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, pages 257–263.
- Mitra, N. J. and Nguyen, A. (2003). Estimating surface normals in noisy point cloud data. In *Proceedings of the nineteenth annual symposium on Computational geometry*, pages 322–328.
- Muja, M. and Lowe, D. (2009a). Fast approximate nearest neighbors with automatic algorithm configuration. volume 1, pages 331–340.
- Muja, M. and Lowe, D. G. (2009b). Flann, fast library for approximate nearest neighbors. In *International Conference on Computer Vision Theory and Applications (VISAPP'09)*, volume 3. INSTICC Press.

- Nicodemus, F. E., FE, N., and JC, R. (1977). Geometrical considerations and nomenclature for reflectance. Technical report.
- Oren, M. and Nayar, S. K. (1994). Generalization of lambert’s reflectance model. In *Proceedings of the 21st annual conference on Computer graphics and interactive techniques*, pages 239–246.
- Pan, Y. (2019). Target-less registration of point clouds : A review. *ArXiv*, abs/1912.12756.
- Pandey, G., McBride, J., Savarese, S., and Eustice, R. (2012). Toward mutual information based automatic registration of 3d point clouds. pages 2698–2704.
- Pfeifer, N., Dorninger, P., Haring, A., and Fan, H. (2007). Investigating terrestrial laser scanning intensity data : quality and functional relations.
- Pfeifer, N., Höfle, B., Briese, C., Rutzinger, M., and Haring, A. (2008). Analysis of the backscattered energy in terrestrial laser scanning data. *Int. Arch. Photogramm. Remote Sens. Spat. Inf. Sci*, 37 :1045–1052.
- Phong, B. T. (1975). Illumination for computer generated pictures. *Communications of the ACM*, 18(6) :311–317.
- Pomerleau, F., Colas, F., and Siegwart, R. (2015). A Review of Point Cloud Registration Algorithms for Mobile Robotics. *Foundations and Trends in Robotics*, 4(1) :1–104.
- Pomerleau, F., Liu, M., Colas, F., and Siegwart, R. (2012). Challenging data sets for point cloud registration algorithms. *The International Journal of Robotics Research*, 31(14) :1705–1711.
- Pulli, K. (1999). Multiview registration for large data sets. In *Second International Conference on 3-D Digital Imaging and Modeling (Cat. No.PR00062)*, pages 160–168.
- Richmond, R. D., Cain, S. C., and Society of Photo-optical Instrumentation Engineers (2010). *Direct-detection LADAR systems*. SPIE, Bellingham, Wash. OCLC : 726831190.
- Rusu, R. B., Blodow, N., and Beetz, M. (2009). Fast point feature histograms (fpfh) for 3d registration. In *2009 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pages 3212–3217.
- Rusu, R. B. and Cousins, S. (2011). 3D is here : Point Cloud Library (PCL). In *IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, Shanghai, China.
- Sanchiz-Viel, N., Bretagne, E., Mouaddib, E., and Dassonville, P. (2020). Radiometric correction of laser scanning intensity data applied for terrestrial laser scanning. (accepted november 19, 2020). *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 172.
- Scaioni, M., Höfle, B., Baugarten Kersting, A., Barazzetti, L., Previtali, M., Wujanz, D., et al. (2018). Methods from information extraction from lidar intensity data and multispectral lidar technology. In *2018 ISPRS TC III Mid-Term Symposium on Developments, Technologies and Applications in Remote Sensing*, volume 42, pages 1503–1510. International Society for Photogrammetry and Remote Sensing.
- Schutz, C., Jost, T., and Hügli, H. (1998). Multi-feature matching algorithm for free-form 3d surface registration. volume 2, pages 982 – 984 vol.2.
- Segal, A., Haehnel, D., and Thrun, S. (2009). Generalized-icp. In *Robotics : science and systems*, volume 2, page 435. Seattle, WA.
- Serafin, J. and Grisetti, G. (2015). Nicp : Dense normal based point cloud registration. In *2015 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, pages 742–749.

- Shannon, C. E. (1948). A mathematical theory of communication. *The Bell System Technical Journal*, 27(3) :379–423.
- Smith, E. R., King, B. J., Stewart, C. V., and Radke, R. J. (2008). Registration of combined range–intensity scans : Initialization through verification. *Computer Vision and Image Understanding*, 110(2) :226–244.
- Steinvall, O. (2000). Effects of target shape and reflection on laser radar cross sections. *Applied Optics*, 39(24) :4381.
- Tan, K. and Cheng, X. (2015). Intensity data correction based on incidence angle and distance for terrestrial laser scanner. *Journal of Applied Remote Sensing*, 9(1) :094094.
- Tan, K. and Cheng, X. (2016). Surface reflectance retrieval from the intensity data of a terrestrial laser scanner. *Journal of the Optical Society of America A*, 33(4) :771.
- Tan, K., Cheng, X., Ding, X., and Zhang, Q. (2016). Intensity Data Correction for the Distance Effect in Terrestrial Laser Scanners. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 9(1) :304–312.
- Teo, T.-A. and Yu, H.-L. (2015). Empirical Radiometric Normalization of Road Points from Terrestrial Mobile Lidar System. *Remote Sensing*, 7(5) :6336–6357.
- Tombari, F., Salti, S., and Di Stefano, L. (2010). Unique signatures of histograms for local surface description. In Daniilidis, K., Maragos, P., and Paragios, N., editors, *Computer Vision – ECCV 2010*, pages 356–369, Berlin, Heidelberg. Springer Berlin Heidelberg.
- Tombari, F., Salti, S., and Di Stefano, L. (2011). A combined texture-shape descriptor for enhanced 3d feature matching. In *2011 18th IEEE International Conference on Image Processing*, pages 809–812.
- Torrance, K. E. and Sparrow, E. M. (1967). Theory for Off-Specular Reflection From Roughened Surfaces*. *Journal of the Optical Society of America*, 57(9) :1105.
- Vain, A., Kaasalainen, S., Pyysalo, U., Krooks, A., and Litkey, P. (2009). Use of Naturally Available Reference Targets to Calibrate Airborne Laser Scanning Intensity Data. *Sensors*, 9(4) :2780–2796.
- Walker, M. W., Shao, L., and Volz, R. A. (1991). Estimating 3-d location parameters using dual number quaternions. *CVGIP : Image Understanding*, 54(3) :358–367.
- Wang, Z. and Brenner, C. (2008). Point based registration of terrestrial laser data using intensity and geometry features. *International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 37.
- Wei, C., Wu, T., and Fu, H. (2017). *Estimating Initial Guess of Localization by Line Matching in Lidar Intensity Maps*, volume 454, pages 577–588.
- Williams, T., Kelley, C., and many others (2013). Gnuplot 4.6 : an interactive plotting program. <http://gnuplot.sourceforge.net/>.
- Wojtanowski, J., Zygmunt, M., Kaszczuk, M., Mierczyk, Z., and Muzal, M. (2014). Comparison of 905 nm and 1550 nm semiconductor laser rangefinders’ performance deterioration due to adverse environmental conditions. *Opto-Electronics Review*, 22(3).
- Xu, T., Xu, L., Yang, B., Li, X., and Yao, J. (2017). Terrestrial Laser Scanning Intensity Correction by Piecewise Fitting and Overlap-Driven Adjustment. *Remote Sensing*, 9(11) :1090.

-
- Ye Pan, Bo Dai, and Qicong Peng (2010). Fast and robust 3d face matching approach. In *2010 International Conference on Image Analysis and Signal Processing*, pages 195–198.
- Zhang, Z. (1994). Iterative point matching for registration of free-form curves and surfaces. *Int. J. Comput. Vision*, 13(2) :119–152.
- Zhu, H., Guo, B., Zou, K., Li, Y., Yuen, K.-V., Mihaylova, L., and Leung, H. (2019). A review of point set registration : From pairwise registration to groupwise registration. *Sensors*, 19 :1191.

Correction radiométrique et recalage de nuages de points pour la reconstruction tridimensionnelle d'œuvres du patrimoine culturel

Pour la numérisation d'œuvres du patrimoine à moyenne et grande échelle, un scanner LiDAR (*Light Detection And Ranging*) est généralement utilisé. Celui-ci crée une carte de distances (un nuage de points 3D) sur une sphère autour de la position de mesure. De nombreuses mesures sont faites dans la zone autour de l'objet à numériser pour capturer la scène sous différents points de vue d'acquisition. La principale difficulté de la reconstruction d'un modèle tri-dimensionnel à partir des nuages de points acquis, est l'étape dite de recalage. Celle-ci consiste à identifier les transformations géométriques permettant le regroupement des nuages dans un même repère. Pour ce faire, il est nécessaire d'identifier des correspondances entre les zones communes des nuages. Étape difficile qui concentre les efforts de la communauté de recherche. Nous abordons ce problème en utilisant une information secondairement acquise par le LiDAR, l'intensité, comme élément discriminant. Cette information est, par sa nature, insensible aux illuminations externes et liée à la réflectance des matériaux scannés. Cependant, l'intensité est peu utilisable en pratique. Sa dépendance aux paramètres géométriques de mesure et aux traitements internes de l'appareil, la rend fortement liée au point de vue de la mesure. Dans ce travail de recherche, nous proposons différentes méthodes de correction et de calibration radiométriques qui permettent, sous certaines conditions, de rendre l'intensité indépendante du point de vue et de la convertir sur une échelle linéaire. Dans un deuxième temps, nous étudions l'utilisation de cette information dans un processus de recalage. Les résultats montrent que l'intensité corrigée ou calibrée améliore l'identification de correspondances d'un nuage à l'autre.

Mot clés : Nuage de points, LiDAR, Calibration radiométrique, Recalage

Point Cloud Radiometric Correction and Registration for Three-Dimensional Cultural Heritage Reconstruction

For the digitalization of a cultural heritage artifact at mid or large scale, a LiDAR (Light Detection And Ranging) scanner is generally employed. This one creates a distance map (named point cloud) in a quasi-sphere around the position of measure. Several measures are generally made in the surrounding area of the object to digitalize, in order to capture the scene under different acquisition viewpoints. The main difficulty of the three-dimensional reconstruction from the acquired point clouds, is the registration step. This one consists in the identification of the proper geometrical transformations allowing to regroup the point clouds in a common coordinate system. To do this, it is necessary to identify correspondences between the common areas of the clouds. This difficult problem concentrates the efforts of the research community. We undertake to use an additional information acquired by the LiDAR, the intensity, as a discriminant element. This information is, by nature, insensible at external illuminations and related to the reflectance of the scanned material. However, the intensity is not widely used practically. Some effects induced by measure geometrical parameters and internal scanner treatments, make it strongly dependent to the viewpoint of the measure. In this work, we propose several approaches of radiometric correction and calibration. Under certain conditions, these methods allow to make the intensity independent from the viewpoint and to convert it in a linear scale. In a second time, we see how to use this information in a registration pipeline. The results show an increasing number of identified correspondences between two point clouds with the corrected or calibrated intensity.

Keyword : Point cloud, LiDAR, Radiometric calibration, Registration