HAL
open science

Contribution à la génération de cartes 3D-couleur de milieux naturels à partir de données d'un système multicapteur pour drone

Quentin Pentek

▶ **To cite this version:**

Quentin Pentek. Contribution à la génération de cartes 3D-couleur de milieux naturels à partir de données d'un système multicapteur pour drone. Autre [cs.OH]. Université Montpellier, 2020. Français. NNT : 2020MONTS037 . tel-03215906

HAL Id: tel-03215906

https://theses.hal.science/tel-03215906

Submitted on 3 May 2021

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 POUR OBTENIR LE GRADE DE DOCTEUR DE L'UNIVERSITE DE MONTPELLIER

En Informatique

École doctorale : Information, Structures, Systèmes

Unité de recherche : LIRMM

Contribution à la génération de cartes 3D-couleur de milieux naturels à partir de données d'un système multicapteur pour drone

Présentée par Quentin Péntek

Le 7 février 2020

Sous la direction de Christophe Fiorio et de Olivier Strauss

Devant le jury composé de

VASSEUR Pascal, Professeur, Université de Rouen	Président du jury
DEMONCEAUX Cédric, Professeur, Université de Bourgogne Franche-Comté	Rapporteur
PIERROT-DESEILLIGNY Marc, Directeur de Recherche, Université Gustave Eiffel	Rapporteur
FIORIO Christophe, Professeur, Université de Montpellier	Directeur de thèse
STRAUSS Olivier, Maitre de conférences HDR, Université de Montpellier	Directeur de thèse
ALLOUIS Tristan, Docteur, YellowScan	Encadrant entreprise

UNIVERSITÉ DE MONTPELLIER

Résumé – Ces travaux de thèse sont des travaux préliminaires à la construction de cartes 3D-couleur. Ils visent à résoudre la problématique de fusion des données LiDAR et de l'imagerie optique acquises depuis un drone. Deux prérequis sont identifiés. Ceux-ci consistent, d'une part, à caractériser les erreurs de mesure des données hétérogènes issues des capteurs, et d'autre part, à aligner géométriquement ces-dernières. Dans un premier temps, nous proposons le développement d'un modèle de prédiction de l'incertitude de mesure LiDAR prenant en compte l'influence de l'empreinte laser. Une nouvelle méthode sans référence est introduite dans le but de valider ce modèle de prédiction. Une deuxième méthode utilisant un plan de référence valide l'adéquation de l'utilisation de la méthode sans référence. Dans un second temps, nous proposons une nouvelle méthode d'étalonnage du système multicapteur composé d'un LiDAR, d'une caméra, d'un système de navigation inertielle et d'un système de positionnement par satellites. La performance de cette méthode est évaluée sur des données synthétiques et réelles. Elle présente l'avantage d'être entièrement automatique, ne nécessite pas de mire d'étalonnage ou de point de contrôle au sol et peut opérer indifféremment en milieu naturel ou urbain. La flexibilité de cette méthode lui permet d'être mise en œuvre rapidement avant chaque acquisition. Finalement, nous proposons une méthode permettant de générer des cartes 3D-couleur sous forme de nuages de points colorisés. Nos expériences montrent que l'alignement géométrique des données permet d'améliorer fortement la qualité des cartes 3D-couleurs. Si on regarde plus attentivement ces cartes 3D-couleur, il persiste des erreurs de colorisation dues principalement à la non prise en compte des erreurs de mesure. L'exploitation du modèle de prédiction de l'incertitude de mesure LiDAR proposé pour la construction des cartes 3D-couleur serait donc la suite logique de ces travaux.

Mots-clés : colorisation de nuage de points LiDAR, données mutlimodales, étalonnage de capteurs, prédiction de l'incertitude de mesure LiDAR

Abstract – These thesis works are preliminary works to the construction of 3D-colour maps. They aim to solve the problem of combining LiDAR data and optical imagery acquired from a drone. Two prerequisites are identified. These consist, on the one hand, in characterizing the measurement errors of heterogeneous data from the sensors and, on the other hand, in geometrically aligning the latter. First, we propose the development of a LiDAR measurement uncertainty prediction model that takes into account the influence of the laser footprint. A new method without reference is introduced to validate this prediction model. A second method using a reference plane validates the adequacy of the use of the method without reference. In a second step, we propose a new method for calibrating the multi-sensor system consisting of a LiDAR, a camera, an inertial navigation system and a global satellite navigation system. The performance of this method is evaluated on synthetic and real data. It has the advantage of being fully automatic, does not require a calibration object or ground control point and can operate in either natural or urban environments. The flexibility of this method allows it to be implemented quickly before each acquisition. Finally, we propose a method to generate 3D-color maps in the form of colored point clouds. Our experiments show that geometric data alignment significantly improves the quality of 3D-color maps. If we look more closely at these 3D-colour maps, there are still colorization errors due mainly to the failure to take into account measurement errors. The use of the proposed LiDAR measurement uncertainty prediction model in the construction of 3D-color maps would therefore be the logical continuation of this work.

Keywords : point cloud colorization, mutlimodal data, sensor calibration, LiDAR measurement incertainty prediction

Remerciements

Je tiens avant tout à remercier M. Cédric Demonceaux et M. Marc Pierrot-Deseilligny de m'avoir fait l'honneur d'accepter de rapporter ce travail de thèse. Merci pour vos commentaires pertinents qui m'ont permis d'améliorer ce manuscrit. Je souhaiterai également remercier M. Pascal Vasseur d'avoir accepté de faire partie du jury de thèse en examinant mes travaux.

Je souhaite également exprimer toute ma reconnaissance envers mes directeurs de thèse, Christophe Fiorio et Olivier Strauss pour votre encadrement précieux tout au long de ces trois ans de thèse. Merci Christophe de m'avoir appris à valoriser mes travaux et à les mettre en avant, notamment dans les présentations et les rédactions. Merci aussi pour tes nombreux conseils de structuration et de mise en forme qui sont essentiels à tout travail scientifique. Olivier, merci beaucoup pour ton apport technique très enrichissant sans lequel cette thèse n'aurait pas été ce qu'elle est. Merci également pour ta disponibilité sans faille lors de toutes mes questions et appels impromptus, parfois tard le soir ou pendant les weekends. Je suis chanceux d'avoir eu des directeurs de thèse qui se complètent aussi bien.

Je souhaite également remercier Michel Assenbaum, Tristan Allouis et William Puech sans qui cette thèse n'aurait pas pu exister. Merci d'avoir accepté mon projet de faire une thèse et d'avoir participé à sa concrétisation.

Tristan, je te remercie tout particulièrement pour ton encadrement chez YellowScan. Merci de m'avoir fait confiance et de m'avoir accordé une grande autonomie et liberté dans la réalisation de mes travaux de recherche. Je retiens principalement nos discussions hebdomadaires enrichissantes dans lesquelles tes bonnes intuitions ont été moteur pour lever d'importants verrous scientifiques. Merci également de m'avoir fait découvrir le coté opérationnel en m'emmenant sur le terrain et aussi de m'avoir donné l'opportunité de présenter au Japon auprès des distributeurs quelques résultats de ces travaux de thèse.

Pol, collègue mais avant tout un très bon ami (je ne le dis pas assez souvent semblerait-il), je tiens également à te remercier pour les précieux échanges scientifiques, tes idées, tes nombreux conseils et les longues discussions que l'on a pu avoir autour d'un tableau blanc ou bien d'une bière. Un immense merci pour ton implication dans ces travaux de recherche, nos échanges furent pour moi une réelle source de motivation durant cette thèse.

Je souhaite aussi chaleureusement remercier les doctorants et les permanents de l'équipe ICAR. J'ai notamment apprécié la bonne ambiance au laboratoire qui a su rendre cette période de thèse très agréable. Je retiens particulièrement les nombreuses pauses café, les midis sportifs et les sorties d'équipe qui ont été un réel plaisir à être partagées avec vous. Merci William, Fred, Noura, Marion et Pauline d'avoir fait vivre le club des runners. Merci au dieu du code, Seb B., d'avoir toujours répondu avec plaisir et enthousiasme à mes questions techniques. Maxime, merci de m'avoir assisté en tant que co-responsable café. Bon courage dans ton nouveau rôle (et bien sûr pour ta thèse) ! Merci à Hugo pour les nombreux matchs de sport de raquettes divers et variés, à Mehdi pour les séances

hivernales de muscu et à Vincent pour avoir été mon compagnon de nouilles chinoises à Xi'an! Merci Lionel et Florentin pour les soirées bières pizza! Merci aussi à mon co-bureau Jean-Da pour les midis natation et les poutines partagées pour décompresser des journées intenses! Merci Pauline et Marilyne (quasi-ICARiènne) d'avoir participé à la sur-exploitation de notre adhésion Yoot par le biais de nos nombreuses sorties culturelles. Merci aussi à tous ceux que je n'ai pas mentionnés et bon courage aux doctorants qui ont déjà ou qui s'apprêtent à attaquer la rédaction de leur manuscrit.

Je remercie aussi toute la team YellowScan et la team Avion Jaune pour sa bonne humeur et sa bonne ambiance légendaire avec une mention spéciale au Social Club pour les sorties en ville/apéros du vendredi soir, et au FAT Club pour toutes les raclettes/fondues/barbecues régulièrement organisés à midi. Je remercie également Chap, meilleur façonneur de mires que je connaisse, d'avoir effectué des innombrables allers-retours entre le site de calib et Castorama puis d'avoir bétonné et collé au mastic avec toi des dalles de carrelage au sol! Un grand merci Étienne pour ta patience et pour m'avoir formé au développement en C++. Je garde aussi un excellent souvenir de toutes les discussions sur la vie que l'on a pu avoir en dehors du contexte professionnel. Bastien et Kilian, merci pour votre ténacité et votre stoïcisme face à la résolution des nombreuses erreurs de compilation que j'ai pu rencontrer. Merci aussi à Marion pour nos discussions Micmac et photogrammétrie, à Julien et Marie pour nos parties de coinche post-raclette, à Johann pour les cours matinaux d'opto-électronique et à tous mes autres collègues!

Un grand merci également à tous mes amis Montpelliérains, sans qui la vie n'aurait jamais été aussi animée que durant cette période de thèse. Merci Sylvain, Jordi, Pauline, Léo, Nemo, Gauthier, Vincent pour les soirées déjantées. Merci Rémi et Matthieu pour les vacances « surf » inoubliables. En particulier j'aimerai remercier mon amie Anouck qui a fortement motivé mon installation à Montpellier. Merci de m'avoir hébergé les premières semaines lorsque je cherchais encore un logement et de m'avoir intégré à tes amis alors que je ne connaissais encore personne.

De près ou de loin, merci aussi à JB et Cloé, Paul et Steph, Théo, Aymeric, Antoine, Cyrille, Hannes, Julien, Max, Marion, Andréanne de pouvoir toujours compter sur vous pour passer un bon moment!

Pour finir, je veux sincèrement remercier mes parents pour m'avoir offert les meilleures conditions de vie et d'étude. Merci à ma mère de m'avoir inculqué ses talents d'organisation et à mon père de m'avoir transmis son autodiscipline. Merci également à ma grand-mère de m'avoir soutenu tout au long de ces trois années de thèse.

Table des matières

Table des matières vii

Liste des figures xi

Liste des tableaux xvii

Liste des acronymes xix

Glossaire xxi

Liste des symboles xxiii

1 Contexte de l'étude : Construction de cartes 3D-couleur par drone 1
- 1.1 Historique des techniques de topographie . . . 2
- 1.2 Objectifs des acquisitions de données numériques . . . 4
- 1.3 Capteurs de perception . . . 6
  - 1.3.1 Capteur d'imagerie optique . . . 6
  - 1.3.2 Capteurs LiDAR . . . 9
- 1.4 Capteurs de localisation . . . 12
  - 1.4.1 Système de positionnement par satellites . . . 12
  - 1.4.2 Système de navigation inertielle . . . 13
  - 1.4.3 Combinaison de GNSS/INS . . . 14
- 1.5 Méthodes de reconstruction géométrique pour la cartographie . . . 16
  - 1.5.1 Méthodes basées images . . . 16
  - 1.5.2 Méthodes basées LiDAR . . . 18
  - 1.5.3 Comparaison des méthodes basées images et LiDAR . . . 20
- 1.6 Contexte . . . 22
  - 1.6.1 Objectifs des travaux de thèse . . . 23
  - 1.6.2 Système d'acquisition multicapteur pour drone . . . 23
  - 1.6.3 Problématiques . . . 24
  - 1.6.4 Contributions . . . 26

2 Repères de référence et géoréférencement direct 27
- 2.1 Repères de référence . . . 28
- 2.2 Notations et coordonnées homogènes . . . 30
- 2.3 Géoréférencement direct des données LiDAR . . . 30
- 2.4 Géoréférencement direct des images . . . 32
- 2.5 Relation entre les images et les points LiDAR . . . 33
  - 2.5.1 Projection et modèle de caméra . . . 33

3 Caractérisation de l'incertitude du système de mesure **37**
3.1 Concepts d'erreur et d'incertitude . . . 38
3.1.1 Quelques définitions . . . 38
3.1.2 Illustration des concepts d'erreur et d'incertitude . . . 39
3.2 État de l'art . . . 41
3.3 Proposition d'un modèle mathématique d'incertitude . . . 43
3.3.1 Modélisation du mesurage . . . 43
3.3.2 Évaluation des incertitudes-types . . . 44
3.3.3 Propagation des incertitudes-types . . . 50
3.4 Validation du modèle de prédiction de l'incertitude . . . 51
3.4.1 Méthode de validation sans référence . . . 52
3.4.2 Méthode de validation avec un plan de référence . . . 56
3.4.3 Relation entre la dispersion expérimentale et l'incertitude prédite . . . 57
3.5 Discussion . . . 59
3.6 Conclusion . . . 61

4 Alignement du nuage de points et de l'imagerie optique **63**
4.1 État de l'art . . . 64
4.1.1 Alignement des données LiDAR–caméra . . . 65
4.1.2 Alignement des données LiDAR–GNSS/INS . . . 70
4.1.3 Alignement des données GNSS/INS–caméra . . . 73
4.1.4 Alignement conjoint de données LiDAR–GNSS/INS–caméra . . . 74
4.1.5 Synthèse . . . 75
4.2 Proposition d'une nouvelle méthode d'étalonnage multicapteur pour drone 76
4.2.1 Étalonnage LiDAR–GNSS/INS . . . 78
4.2.2 Étalonnage GNSS/INS–caméra . . . 79
4.2.3 Étalonnage intrinsèque de la caméra . . . 81
4.3 Limites de la méthode d'étalonnage GNSS/INS–caméra . . . 81
4.4 Évaluation de la méthode d'étalonnage proposée . . . 82
4.4.1 Site de l'étude et jeux de données . . . 83
4.4.2 Évaluation de la performance de la méthode sur des données réelles 85
4.4.3 Évaluation de la sensibilité de la méthode aux valeurs initiales des paramètres d'étalonnage . . . 87
4.4.4 Évaluation de la sensibilité de la méthode à la densité et au bruit du nuage de points LiDAR . . . 88
4.5 Discussion . . . 89
4.6 Conclusion . . . 91

5 Colorisation du nuage de points **93**
5.1 Problématique . . . 94
5.2 État de l'art : détection des occultations et stratégies de colorisation . . . 97
5.2.1 Détection des occultations . . . 97
5.2.2 Stratégie de colorisation . . . 105
5.3 Méthode de colorisation employée . . . 107
5.3.1 Détection des occultations . . . 107
5.3.2 Stratégie de colorisation . . . 110
5.4 Résultats . . . 110
5.4.1 Système et acquisitions . . . 110
5.4.2 Paramétrage de τ . . . 111
5.4.3 Comparaison avec différentes méthodes de détection des occultations 113

5.4.4 Avantages, limites et critiques 114
5.5 Discussion et ouverture 119
5.5.1 « *Quels sont les pixels candidats à la colorisation d'un point LiDAR ?* » 119
5.5.2 « *Quelle est la couleur la plus vraisemblable à attribuer à un point LiDAR ?* » 120

Conclusion **123**

Bibliographie **127**

A Brevet **I**

Liste des figures

1.1 Historique des techniques de topographie ; (a) Le propriétaire du champ, suivi de son épouse, vient à la rencontre des arpenteurs et des scribes du cadastre (source : www.passion-egyptienne.fr) ; (b) Théodolite du XVIIIe siècle. Image par George Adams dans [Adams, 1813] ; (c) Lithographie d'Honoré Daumier (journal Le Boulevard, 1863) illustrant la première prise de vue aérienne prise par Gaspard-Félix Tournachon, alias Nadar ; (d) Utilisation d'un appareil de restitution au service de cartographie de l'armée américaine dans les années 1960 ; (e) Constellation du GPS [Rizos, 2003, figure 1] ; (f) Principe du LiDAR aérien. Image de [Flood, 1997] ; (g) Utilisation d'une station totale (source : dailyresearchchronicle.com) ; (h) La voiture autonome « Stanley » pendant le *DARPA Grand Challenge 2005 race* ; (i) Fondateur de la société DJI, Frank Wang ; (j) Premier LiDAR porté par drone [Jaakkola *et al.*, 2010, figure 4] ; (k) Construction d'une carte 3D-couleur de la carrière de la Turbie en combinant les mesures LiDAR et images capturées par drone. Figure obtenue avec l'aimable autorisation de YellowScan. 2

1.2 Exemple d'aberrations chromatiques dans une image. On remarque l'apparition des couleurs verte et violette sur les bords des lignes du marquage au sol. La lumière blanche réfléchie par le marquage au sol se décompose en différentes bandes de couleur à travers le système optique. 9

1.3 Effet des distorsions géométriques ; (a) sans distorsion ; (b) distorsions en barillet ; (c) distorsions en coussinet. 9

1.4 Différents mécanismes de balayage ; (a) miroir oscillant ; (b) miroir polygonal tournant ; (c) miroir tournant ; (d) prisme cale tournant ; (e) deux prismes cales tournant. 11

1.5 Différents motifs du scan ; (a) motif engendré par un miroir oscillant ; (b) motif engendré par un miroir polygonal tournant ; (c) motif engendré par un miroir tournant ; (d) motif engendré par un prisme cale tournant. 12

1.6 Des nuages de points du Livox Mid-40 qui s'accumulent sur une période de temps. Illustration tirée du manuel utilisateur du constructeur. 12

1.7 Détection multi-échos et pénétration de la végétation : illustration avec un système LiDAR aéroporté. Figures obtenues avec l'aimable autorisation de YellowScan. (a) Détection multi-échos : un écho est réfléchi vers le capteur chaque fois que le faisceau LASER est partiellement ou totalement intercepté par un obstacle (Figure de T. Allouis dans [Allouis, 2011]). (b) Vue en coupe d'une reconstruction photogrammétrique. (c) vue en coupe d'une reconstruction basée LiDAR de la même zone que dans (b). 21

1.8 Système multicapteur composé d'une caméra, d'un LiDAR et d'un GNSS/INS. Il s'agit d'un capteur YellowScan Surveyor, qui intègre le LiDAR VLP-16 avec la carte électronique Applanix APX-15 (dans le boitier noir et donc non visible), sur lequel a été monté une caméra et un système optique. Notons que l'antenne réceptrice GNSS est fixée sur le sommet du drone et n'est donc pas représentée sur cette figure. 24

2.1 Relation entre les repères e et n. φ et λ représentent respectivement la latitude et la longitude de l'origine de n dans e. 29

2.2 Repères et transformations des capteurs du système multicapteur composé d'une caméra c d'un scanner LASER s et d'un GNSS/INS (b). 29

3.1 Illustration du concept de l'erreur (a) et de l'incertitude (b). 40

3.2 Modélisation elliptique sur terrain incliné de l'empreinte LASER issu d'un faisceau gaussien à section circulaire. 41

3.3 (a) repère du scanner LASER s; (b) schéma d'une pile de diode LASER utilisée dans le Velodyne VLP-16; (c) illustration de la forme et de la taille de l'empreinte LASER du Velodyne VLP-16. (b) et (c) sont tirés du manuel d'utilisateur du VLP-16. 48

3.4 Comparaison du modèle simple et du modèle complexe de l'empreinte LASER pour le Velodyne VLP-16. (a) modèle simple de l'empreinte LASER. Δx_l et Δy_l sont données par la dimension de la surface de l'empreinte et Δz_l est déterminé par des spécifications du fabricant, illustrées en bleue. Les incertitudes-types varient en fonction de la distance z_l mesurée mais sont indépendantes de la géométrie du terrain. (b) modèle complexe de l'empreinte LASER. La transposition du vecteur normale à la surface dans le repère l permet de calculer une dimension de l'empreinte LASER en tenant compte d'une estimation de la géométrie locale du terrain sous l'empreinte LASER. Les incertitudes-types tiennent à la fois compte de la nouvelle dimension de l'empreinte LASER (boite englobante rouge) et des spécifications du fabricant (boite bleue). Notons que la taille des boites n'est pas à l'échelle. 49

3.5 Représentation de l'ellipsoïde d'incertitude Σ_P d'un point LiDAR P dans le repère e. Les trois axes principaux Σ_P sont illustrés en rouge, vert et bleu. . . 51

3.6 Illustration des termes du test de compatibilité. 53

3.7 Histogrammes des résidus au meilleur plan passant par les relevés LiDAR du mur aux positions G_1, G_3, G_6 and G_9. 55

3.8 Configuration expérimentale de la phase 1 : vue du dessus des position du LiDAR VLP-16 par rapport au mur capturé. 55

3.9 Configuration expérimentale de la phase 2 : vue du dessus des positions du panneau vertical par rapport au LiDAR VLP-16. 55

3.10 L'incertitude prédite en fonction de la dispersion expérimentale observée dans la direction perpendiculaire au mur pour des différentes positions du LiDAR VLP-16. 58

3.11 Illustration du biais de mesure engendré par une impulsion LASER envoyée sur une surface plane avec un grand angle d'incidence. L'énergie de l'impulsion réfléchie par la surface du mur sous l'empreinte la plus proche du capteur (Point A) retournera en premier au détecteur et générera très probablement une mesure de distance. Cette mesure de distance correspond à la distance entre A et le centre optique du LiDAR. Or cette distance est restituée sur l'axe du faisceau au point B à l'aide de l'angle de rotation β, créant ainsi un biais $\overline{AB}$. 60

3.12 Comparaison entre le modèle d'incertitude simple et complexe de mesures LiDAR sur drone. Les nuages de points sont colorisés suivant la racine carrée de la trace des matrices de covariance de chaque point LiDAR. L'échelle des couleurs indique des incertitudes croissantes pour des couleurs allant du bleu vers le rouge. (a) et (c) illustrent la vue d'en haut d'un nuage de points géoréférencés issu d'une ligne de vol capturée à 50 m d'altitude. (b) et (d) sont les vues en coupe d'un talus. La pente gauche du talus indiquée par une flèche présente une dispersion plus élevée que la pente droite, dû à l'angle d'incidence d'environ 67 °. Cependant, seul le modèle complexe permet de prédire la forte incertitude de cette zone. Notons néanmoins que les points aberrant sont correctement identifiés en rouge dans les deux modèles de prédiction. 61

4.1 Le problème de l'étalonnage *hand-eye* (image issue de [Taylor, 2015]). Un bras robotique est déplacé à plusieurs positions. En examinant la transformation subie par la main du robot A (*hand*) et la caméra B (*eye*), la transformation entre la caméra et la main peut être déterminée à l'aide de la relation AX = XB. 67

4.2 Configuration de vol minimale pour une estimation fiable des paramètres d'étalonnage LiDAR–GNSS/INS proposée dans [Kersting *et al.*, 2012]. Cette configuration est composée de trois paires de lignes de vol, dont cinq lignes de vol parallèles et distinctes. Cette même configuration est également proposée dans [Kersting *et al.*, 2011] pour un estimation fiable des paramètres GNSS/INS–caméra. 72

4.3 Configuration du système multicapteur. 77

4.4 Schéma du processus d'étalonnage LiDAR–GNSS/INS–caméra. 78

4.5 Principe de la méthode d'étalonnage GNSS/INS–caméra. Les figures (a) et (b) montrent deux images prises capturant partiellement la même scène et à des positions, orientations et moments différents. f_1 et f_2 est une paire de points image caractéristiques conjugués. p_1 est la projection de P_1 dans l'image de gauche, tandis que p_2 est la projection de P_2 dans l'image de droite. La figure (c) illustre le cas d'un alignement imparfait des caméras GNSS/INS : P_1 et P_2 sont des points 3D différents. La figure (d) montre le cas d'alignement parfait : P_1 et P_2 sont le même point LiDAR 3D. 80

4.6 CPs LiDAR et image. Les points verts désignent les CPs LiDAR et les points rouges représentent CPs image. Les points à la fois rouges et verts sont utilisés simultanément comme des CPs LiDAR et image. 84

4.7 Illustration des lignes de vol de la campagne $\mathcal{V}_1$. 84

4.8 Illustration des lignes de vol de la campagne $\mathcal{V}_2$. 84

4.9 Évaluation de l'étalonnage GNSS/INS–caméra. Les points bleus représentent les coins détectés et les points rouges la projection des CPs image dans l'image. La RMSD entre chaque point bleu et rouge correspondant est calculée pour évaluer la précision d'étalonnage GNSS/INS–caméra. 86

5.1 (a) illustre le phénomène de *transparence* du nuage de points LiDAR lorsqu'à la fois les points visibles et les points occultés sont affichés depuis un point de vue spécifique. (b) illustre le même nuage de points que (a) après avoir identifié et retiré les points LiDAR occultés depuis ce point de vue. 95

5.2 Effet de vignettage. Les coins de l'image sont plus sombres que son centre. L'effet est également notable en observant l'arbre indiqué par une flèche qui se retrouve assombrit dans l'image de droite lorsqu'il apparait dans le coin de l'image. 96

5.3 Principe du *Z-buffer*. La cellule A et la cellule B se projette dans un même pixel. La case tampon associée à ce pixel enregistre la distance de la cellule A au centre de projection O car celle-ci est la plus courte. A est donc étiquetée comme visible et B comme occultée. 98

5.4 Inconvenients majeurs du *Z-buffer*. 99

5.5 Principe des méthodes basées sur les hauteurs. Dans (a), ζ est étiquetée comme occultée car au moins une cellule de la trajectoire de recherche possède une hauteur supérieure à la ligne de visée (en rouge). Dans (b), la ligne de visée n'intersecte aucune cellule, ζ est donc marquée comme visible. 100

5.6 Principe des méthodes angulaires. 101

5.7 Principe de la méthode basée sur les gradients de hauteur. 101

5.8 Principe de l'opérateur HPR. (a) le nuage de points d'entrée et définition d'une sphère de rayon R englobant le nuage de points ; (b) inversion sphérique sur les points du nuage ; (c) calcul de l'enveloppe convexe des points inversés en incluant le point de vue O ; (d) points estimés visibles en rouge. 103

5.9 Principe de l'opérateur de visibilité d'après [Pintus *et al.*, 2011]. Dans (a) 5 points sont projetés sur une image. Le point P dont on cherche à estimer sa visibilité se projette dans le pixel p qui est représenté en noir. La figure (b) illustre un voisinage ($h = 5$) autour de p. Les pixels horizon sont représentés en rouge, les autres pixels en bleu. 104

5.10 Principe de la méthode proposée dans [Biasutti *et al.*, 2019]. 105

5.11 À droite le nuage de points colorisés par l'indice de l'image utilisée. À gauche, le même nuage colorisé avec l'information radiométrique des images. On observe dans cet exemple qu'à de nombreuses lignes de raccord correspondent des discontinuités radiométriques liées aux variations d'intensité lumineuse dans les images adjacentes. 106

5.12 Contribution à l'élaboration d'une carte de profondeur de deux mesures LiDAR, P_1 et P_2, qui sont projetées dans une image en p_1 et p_2 ; (a) cas où P_1 et P_2 sont modélisés par des points ; (b) cas où P_1 et P_2 sont modélisés par des sphères. Dans (a) p_1 et p_2 se situent dans deux pixels adjacents par la diagonale. p_1 est plus proche du centre de projection de l'image que p_2. Les deux points ne s'occultent pas mutuellement. La figure (b) illustre le même cas de figure que dans (a) lorsque p_1 et p_2 représentent les centres de deux sphères projetées de rayon r_1 et r_2 respectivement. Les sphères projetées forment des cercles C_1 et C_2 dans la carte de profondeur qui s'occultent partiellement. D'après la carte de profondeur, p_2 est occulté. Cependant la mesure LiDAR P_2 contribue tout de même à l'élaboration de la carte de profondeur et peut éventuellement occulter une autre mesure LiDAR. . . . 108

5.13 Vue du dessus des nuages de points colorisés reconstruits à partir des jeux de données capturés par le système multicapteur ; (a) lac de Cécélès ; (b) les Matelles ; (c) domaine du Puech-Haut. 111

5.14 Nuages de points colorisés des trois sites d'acquisition ; (a) lac de Cécélès ; (b) les Matelles ; (c) domaine du Puech-Haut. Sur la figure (b), la position des GCPs LiDAR et image (voir section 4.4) illustrés en rouge démontre un alignement précis des images et du nuage de points. 112

5.15 Influence de τ sur la colorisation du nuage de points illustrée sur le site des Matelles ; (a) nuage de points colorisés avec $\tau = 0$ m ; (b) nuage de points colorisés avec $\tau = 0.1$ m ; (c) illustration des coupes des figures (a) et (b). . . 113

5.17 Comparaison des cartes de profondeur générées par les méthodes du *Z-buffer* ponctuel (a) et du *Z-buffer* sphérique (b). On observe que la carte de profondeur générée par la méthode du *Z-buffer* ponctuel est plus éparse que celle générée par le *Z-buffer* sphérique, ce qui l'empêche de détecter certaines occultations. 114

5.16 Colorisation du jeu de données du lac de Cécélès. (a) colorisation sans détection des occultations ; (b) colorisation en utilisant la méthode du *Z-buffer* ponctuel pour la détection des occultations (voir figure 5.12a) ; (c) colorisation avec la méthode proposée (*Z-buffer* sphérique). 115

5.18 Erreurs de colorisation des structures verticales illustrées sur le domaine de Puech-Haut ; (a) image utilisée pour coloriser la zone indiquée par la flèche rouge dans (b). Des faibles erreurs de mesure ou de positionnement de l'image peuvent créer des erreurs de colorisation visibles à cause de la stratégie de colorisation employée. 117

5.19 Erreurs de colorisation sur de fines structures illustrées sur le site du lac de Cécélès. Sur (a) et (b) les points LiDAR correspondant aux barres (en rouge) sont projetés dans l'image qui est utilisée pour les coloriser. La figure (c) affiche le résultat de la colorisation des barres avec la stratégie employée. . 117

5.20 Erreurs de colorisation sur de fines structures illustrées sur le domaine de Puech-Haut ; (a) image utilisée pour coloriser les zones indiquées par des flèches rouges dans le cadre B de la figure (b) ; (b) partie du nuage de points colorisés du site de Puech-Haut. Les branches des arbres sont colorisées avec des couleurs du sol. 118

5.21 Comparaison entre un nuage de points colorisés (a) et de points non colorisés (b) sur le jeu de données du lac de Cécélès. 118

5.22 Illustration d'un domaine d'incertitude de positionnement associé à un point LiDAR P. Celle-ci peut être projetée dans les images qui visualisent P pour définir un domaine d'incertitude dans l'espace image. Un domaine d'incertitude dans une image permet de définir une distribution de pixels candidats à la colorisation de P. 120

Liste des tableaux

1.1 Comparatif des propriétés du scanner LASER et de la caméra numérique. . 21
1.2 Spécifications des capteurs constituant le système multicapteur. 25

2.1 Résumé des paramètres intervenant dans le géoréférecement d'un point LiDAR mesuré à l'instant t_l. 32
2.2 Résumé des paramètres intervenant dans le géoréférecement d'une image capturée à l'instant t_i. 33

4.1 Caractéristiques des lignes de vol de $\mathcal{V}_1$. 84
4.2 Caractéristiques des lignes de vol de $\mathcal{V}_2$. 84
4.3 Erreurs des paramètres d'étalonnage en fonction de la densité du nuage de points (De) et du bruit (Br). 89

Liste des acronymes

ACP analyse en composantes principales.

CP point de référence au sol –ou *Check Point*–.

ECEF *Earth Centered Earth Fixed*.

GCP point de contrôle au sol –ou *Ground Control Point*–.

GNSS système de positionnement par satellites –ou *Global Navigation Satellite System*–.

GPS système mondial de positionnement ou –*Global Positioning System*–.

GUM guide pour l'expression de l'incertitude de mesure ou –*Guide to the expression of Uncertainty in Measurement*–.

HPR *Hidden Point Removal*.

ICP *Iterative Closest Point*.

IM Information Mutuelle.

IMC Information Mutuelle Combinée.

IMN Information Mutuelle Normalisée.

IMU centrale inertielle ou –*Inertial Measurement Unit*–.

INS système de navigation inertielle –ou *Inertial Navigation System*–.

ISO –*International Organization for Standardization*–.

LASER *Light Amplification by Stimulated Emission of Radiation*.

LiDAR *Light Detection And Ranging*.

MEMS systèmes microélectromécaniques ou –*MicroElectroMechanical Systems*–.

MNS Modèle Numérique de Surface ou –*Digital Surface Model*–.

MNT Modèle Numérique de Terrain ou –*Digital Terrain Model*–.

MVS *Multi-View Stereo*.

NED *North East Down*.

RaDAR *Radio Detection And Ranging*.

RANSAC *Random Sample Consensus*.

RAS Résolution Au Sol.

RMSD racine de la déviation quadratique moyenne –*Root Mean Squared Deviation*.

SfM *Structure-from-Motion*.

SIFT *Scale Invariant Feature Transform.*

SIG Sytème d'Information Géographique.

SLAM localisation et cartographie simultanées ou –*Simultaneous Localization And Mapping*–.

SoNAR *Sound Navigation And Ranging.*

TIN réseau triangulé irrégulier ou –*Triangulated Irregular Network*–.

UTM Transverse universelle de Mercator ou –*Universal Transverse Mercator*–.

WGS84 *World Geodetic System 1984.*

Glossaire

L'alignement est le fait de mettre en correspondance des données. L'alignement de deux jeux de données hétérogènes peut être réalisé par recalage, ou par étalonnage des deux capteurs dont les données sont issues.

Le recalage consiste à appliquer une transformation sur des données pour les aligner à d'autres données, par exemple à l'aide de déformations globales ou locales, linéaires, non linéaires, etc. Les paramètres de la transformation sont alors valables uniquement pour les données sur lesquelles cette transformation a été appliquée.

L'étalonnage consiste à estimer les paramètres qui définissent un capteur, par exemple dans le cas d'une une caméra il peut s'agir de la distance focale, de la position de la projection du centre optique dans l'image et des paramètres de distorsion du système optique. On parle alors d'étalonnage intrinsèque. L'étalonnage d'un système composé de plusieurs capteurs consiste également à estimer les positions et orientations relatives entres ces capteurs deux à deux. On parle alors d'étalonnage extrinsèque. L'objectif de l'étalonnage d'un système multicapteur est de modéliser les capteurs afin de pouvoir établir une relation géométrique reliant les données d'un capteur à un autre.

Liste des symboles

a_1 grand rayon de l'empreinte laser elliptique.

a_2 petit rayon de l'empreinte laser elliptique.

A_k k^{e} coefficient de correction affine.

$\bar{\alpha}$ moyenne des visibilités α_p de toutes les projections p dans une image.

α_p visibilité d'un point p d'après [Biasutti *et al.*, 2019].

$\hat{\alpha}_p$ visibilité binarisée de α_p.

α_s valeur maximale des $c\alpha_q$ pour un secteur donné.

β, ω respectivement les angles de scan et d'élévation d'un faisceau laser.

B_k k^{e} coefficient de correction décentrique.

$c\alpha_q$ cosinus de angle de visibilité entre $\vec{\mathrm{OP}}$ et $\vec{\mathrm{QP}}$ associé à q.

$\chi^2_{\nu;\alpha}$ quantile de la loi du χ^2 obtenu avec ν degrés de liberté pour un risque α.

C_j cercle décrivant la projection d'une sphère LiDAR S_j dans le plan image i.

c_x, c_y coordonnées du centre de la distorsion radiale dans l'image.

$\mathcal{D}$ fonction de distorsion.

$d^c_{\mathrm{P}_j}$ distance d'un point LiDAR P_j au centre de projection d'une image I.

d_e distance entre le point d'incidence et le centre de l'empreinte laser elliptique.

δ_1, δ_2 angles de divergence du faisceau laser dans les deux directions principales de l'empreinte laser.

$\mathrm{D}_\mathrm{L}, \sigma_\mathrm{L}$ respectivement la mesure de précision absolue et relative de l'étalonnage LiDAR–GNSS/INS.

ϵ_j distance orthogonale d'un point P_j à un plan de référence.

f_1, f_2 points image caractéristiques.

f_c distance focale de la caméra.

Γ critère d'alignement GNSS/INS–caméra.

I une image prise par la caméra.

$\mathscr{I}$ ensemble d'images contenant au moins deux éléments servant à coloriser $\mathscr{P}$.

κ angle défini entre la ligne de visée L d'une cellule ζ et la direction du nadir.

L ligne de visée définie entre le centre de projection de la caméra O et une cellule ζ d'un MNS.

λ_s facteur d'échelle.

$\varphi, \lambda, \mathrm{H}$ latitude, longitude et hauteur ellipsoïdale observées par le GNSS.

$\mathscr{N}(p)$ ensemble de points plus proches voisins d'un point p dans le plan image.

O centre de projection ou centre optique de la caméra.

Ω_{P} angle solide de visibilité associé à un point P.

o_x, o_y coordonnées de la projection du centre optique de la caméra sur le plan image.

$\mathscr{P}$ nuage de points LiDAR à coloriser.

Φ angle de vue associé à une image I.

π_c^i fonction de projection qui projette un point 3D du repère caméra c vers le plan image i.

$\mathscr{P}_\Phi$ ensemble de points de $\mathscr{P}$ qui sont visibles dans l'image I.

P, Q points LiDAR 3D situés dans l'espace objet.

p, q projections des points LiDAR P et Q dans le plan image.

r rayon attribué à une mesure LiDAR lorsque celle-ci est modélisée par une sphère.

R_a^d matrice de rotation qui permet d'exprimer un point du repère a vers le repère d.

ρ mesure de confiance $\in [0, 1]$ associée à des propriétés d'une image, d'un pixel ou d'une couleur de pixel.

$\rho_\gamma(\mathrm{D})$ pouvoir de résolution du modèle de prédiction de l'incertitude d'une mesure LiDAR à une distance D pour un risque γ.

R_k k^{e} coefficient de correction radiale.

ϕ, θ, ψ angles de roulis, de tangage et de cap observés par l'INS.

Σ_{P} matrice de covariance représentant l'incertitude de positionnement prédite d'un point P.

S_j sphère LiDAR d'un point P_j.

s_j composante de l'incertitude prédite associée à un point P_j suivant la direction normale à un plan de référence.

T_a^d transformation homogène de corps rigide qui transforme un point du repère a vers le repère d.

$\vec{t}_a^d$ vecteur de translation entre les origines des repères a et d, exprimé dans d.

τ seuil de tolérance pour la détection d'occultations.

${}_x t_c^b, {}_y t_c^b, {}_z t_c^b$ composantes du bras de levier entre le centre optique de la caméra (c) et le sommet de l'antenne GNSS (b), exprimées dans le repère b.

Θ angle entre le rayon lumineux et l'axe optique du système optique de la caméra.

${}_x\vartheta_c^b, {}_y\vartheta_c^b, {}_z\vartheta_c^b$ angles de désalignement entre la caméra (c) et le GNSS/INS (b).

Θ_i angle d'incidence du laser défini par rapport à la normale estimée du terrain sous l'empreinte laser.

${}_x\vartheta_s^b, {}_y\vartheta_s^b, {}_z\vartheta_s^b$ angles de désalignement entre le scanner laser (s) et le GNSS/INS (b).

${}_x t_s^b, {}_y t_s^b, {}_z t_s^b$ composantes du bras de levier entre le centre optique du scanner laser (s) et le sommet de l'antenne GNSS (b), exprimées dans le repère b.

$\mathscr{U}_j$ ensemble des pixels de Z qui sont partiellement ou totalement inclus dans le cercle C_j.

$\hat{\mathscr{U}}_j$ sous-ensemble de $\mathscr{U}_j$, regroupant tous les pixels possédant une valeur supérieure à $d^c_{\mathrm{P}_j}$.

$\mathscr{V}_1, \mathscr{V}_2$ campagnes de vol effectuées pour respectivement étalonner le système multicapteur et évaluer son étalonnage.

$\varpi_j, \mathscr{E}_j$ respectivement la position d'un CP LiDAR j et l'ensemble des points LiDAR sélectionnés autour de ϖ_j.

ξ ensemble des 6 paramètres d'étalonnage GNSS/INS–caméra.

x_l, y_l, z_l coordonnées de la mesure du scanner laser dans le repère laser l.

Z carte de profondeur ou *Z-buffer* associée à une image I.

ζ une cellule d'un MNS.

z_u valeur d'un pixel u de la carte de profondeur Z.

Chapitre 1

Contexte de l'étude : Construction de cartes 3D-couleur par drone

Sommaire

1.1 Historique des techniques de topographie **2**
1.2 Objectifs des acquisitions de données numériques **4**
1.3 Capteurs de perception **6**
1.3.1 Capteur d'imagerie optique 6
1.3.2 Capteurs LiDAR 9
1.4 Capteurs de localisation **12**
1.4.1 Système de positionnement par satellites 12
1.4.2 Système de navigation inertielle 13
1.4.3 Combinaison de GNSS/INS 14
1.5 Méthodes de reconstruction géométrique pour la cartographie **16**
1.5.1 Méthodes basées images 16
1.5.2 Méthodes basées LiDAR 18
1.5.3 Comparaison des méthodes basées images et LiDAR 20
1.6 Contexte **22**
1.6.1 Objectifs des travaux de thèse 23
1.6.2 Système d'acquisition multicapteur pour drone 23
1.6.3 Problématiques 24
1.6.4 Contributions 26

Alors que la révolution des drones est en plein essor, il y a une demande croissante de technologies capables de reconstruire des cartes à partir de mesures géométriques et d'images acquises depuis un drone. Les applications sont nombreuses : planification de travaux, prévention des risques, suivi temporel de structures, inspection des lignes électriques, archéologie, etc. Ce chapitre présente tout d'abord un bref historique des techniques de topographie, puis introduit les objectifs et applications des acquisitions par drones. Les différents outils existant à la reconstruction géométrique pour la cartographie sont ensuite passés en revue puis comparés. Dans la dernière section de chapitre, nous énonçons l'objectif principal de cette thèse, décrivons le système d'acquisition utilisé et soulevons les principaux défis qu'il est nécessaire de relever pour la construction de cartes 3D-couleur de l'environnement. Enfin, les contributions de cette thèse ainsi qu'un aperçu du contenu de ce manuscrit sont présentés.

1.1 Historique des techniques de topographie

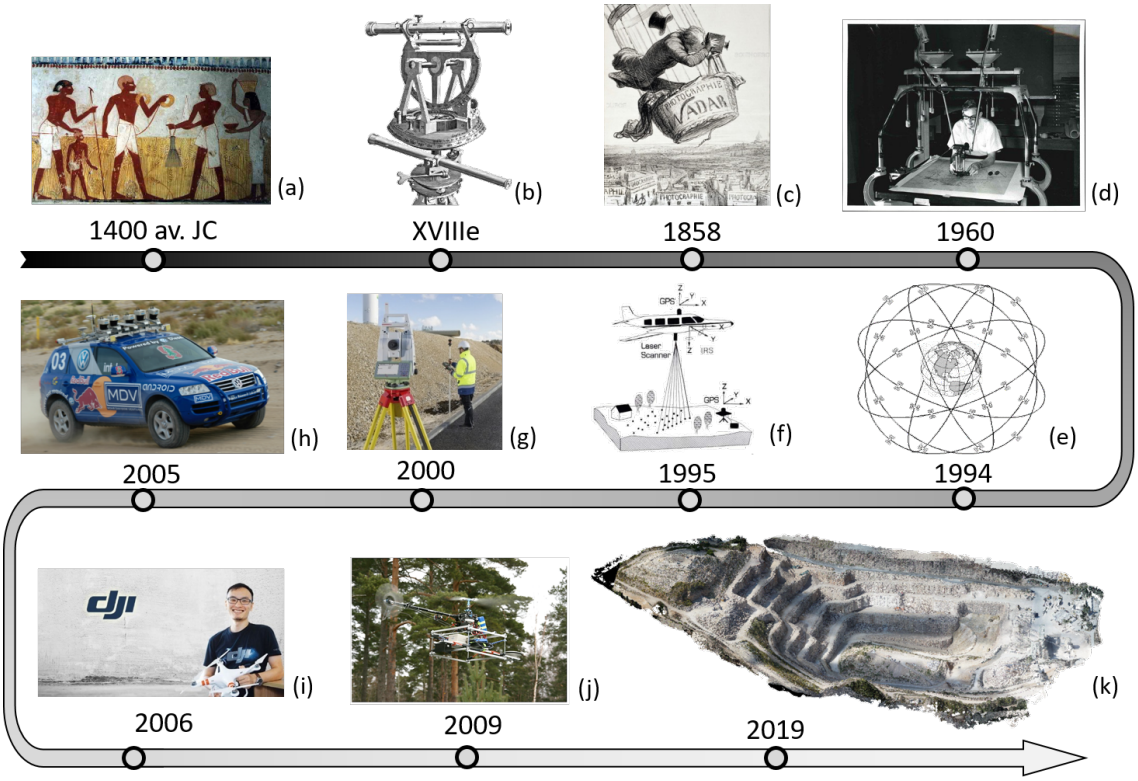


FIGURE 1.1 – Historique des techniques de topographie ; (a) Le propriétaire du champ, suivi de son épouse, vient à la rencontre des arpenteurs et des scribes du cadastre (source : www.passion-egyptienne.fr) ; (b) Théodolite du XVIIIe siècle. Image par George Adams dans [Adams, 1813] ; (c) Lithographie d'Honoré Daumier (journal Le Boulevard, 1863) illustrant la première prise de vue aérienne prise par Gaspard-Félix Tournachon, alias Nadar ; (d) Utilisation d'un appareil de restitution au service de cartographie de l'armée américaine dans les années 1960 ; (e) Constellation du GPS [Rizos, 2003, figure 1] ; (f) Principe du LiDAR aérien. Image de [Flood, 1997] ; (g) Utilisation d'une station totale (source : dailyresearchchronicle.com) ; (h) La voiture autonome « Stanley » pendant le *DARPA Grand Challenge 2005 race* ; (i) Fondateur de la société DJI, Frank Wang ; (j) Premier LiDAR porté par drone [Jaakkola *et al.*, 2010, figure 4] ; (k) Construction d'une carte 3D-couleur de la carrière de la Turbie en combinant les mesures LiDAR et images capturées par drone. Figure obtenue avec l'aimable autorisation de YellowScan.

Les premières traces de mesures de la surface de la terre ont été rapportées en Égypte Ancienne. Ces mesures étaient réalisées par des arpenteurs pour la construction des pyramides, pour remettre en place les limites des surfaces agricoles après les crues du Nil ainsi que pour délimiter les terres soumises à l'autorité du pharaon (voir figure 1.1a).

Les techniques d'arpentage se sont ensuite développées pendant l'Empire romain, où les arpenteurs étaient chargés de la mesure des territoires en vue de l'application des impôts ainsi que de l'implantation des bâtiments et des routes.

Vers la fin XVIe siècle apparait le premier théodolite. Cet instrument permet la mesure d'angles horizontaux et verticaux. Il est constitué d'une lunette montée sur les deux axes vertical et horizontal. Chacun des axes est équipé d'un cercle gradué permettant les lectures des angles. Combiné à des chaines pour les mesures de distance, cet instrument permettait d'effectuer des relevés de terrain sur des courtes distances. Cependant, celui-ci ne devient un instrument précis et moderne qu'à partir de la fin du XVIIIe siècle (voir figure 1.1b). Avant cela, les arpenteurs utilisaient des goniographes, appelés aussi planchettes. Ces

appareils permettaient de fournir aux arpenteurs une surface solide et plane sur laquelle ils pouvaient faire des dessins, des graphiques et des cartes sur le terrain.

En 1850, peu de temps après l'invention de la photographie, Aimé Laussédat, emploie des photographies de paysage pour effectuer des mesures à distance et cartographier un terrain. Il met ainsi au point une technique qui s'appellera plus tard la photogrammétrie.

Dans les années 1860, Gaspard-Félix Tournachon, connu sous le nom de Nadar, monte en ballon pour réaliser des photographies vues du ciel (figure 1.1c). Cette technique devient alors de grand intérêt autant pour des applications civiles que militaires. Pendant la seconde guerre mondiale la photographie aérienne se développe considérablement sous l'impulsion de l'armée. Avec la généralisation de celle-ci, l'emploi de la photogrammétrie s'intensifie dans les années 1950 dans le but de cartographier des pays entiers. Les mesures de relief étaient alors réalisées en utilisant des appareils de restitution qui étaient entièrement mécaniques et très onéreux (voir figure 1.1d).

Dans les années 1970, le théodolite évolue et permet la mesure directe d'une distance en plus des mesures d'angles horizontaux et verticaux. On parle alors de tachéomètre. Cet instrument mesure les distances grâce à un télémètre *Light Amplification by Stimulated Emission of Radiation* (LASER) intégré dans le tachéomètre. Les relevés deviennent ainsi plus précis et plus aisés que ceux réalisés avec un théodolite.

Dans les années 1985, la naissance de la photographie numérique couplée à la puissance des ordinateurs ont donné un nouvel essor au domaine de la photogrammétrie. Il s'agit alors d'un premier pas vers la photogrammétrie automatisée.

En 1994, une version dégradée du système mondial de positionnement ou –*Global Positioning System*– (GPS), qui était exclusivement réservée à l'armée américaine, devient accessible à l'usage civil. En 2000 les américains mettent fin à cette dégradation ce qui permet alors le développement de nouvelles technologies de positionnement centimétrique comme le réseau Teria en France conçu en 2005. Grâce à cette technologie, il devient alors possible de connaitre sa position en temps réel, là où il y a quelques années il fallait plusieurs dizaines de minutes de mesure et des calculs au bureau.

Grâce à la mise à disposition du GPS, en 1995 est commercialisé le premier système *Light Detection And Ranging* (LiDAR) à balayage aéroporté (voir figure 1.1f). L'emploi de centrales inertielles et du GPS permet de réaliser des relevés précis du sol. Avec cette nouvelle technologie la topographie prend un nouveau virage. La rapidité d'acquisition est décuplée par rapport aux mesures tachéometriques et permet la création de Modèle Numérique de Terrain ou –*Digital Terrain Model*– (MNT) à l'échelle du territoire. Le LiDAR aéroporté semble également être un outil approprié pour la documentation ou la détection des activités minières historiques, ainsi que des sites archéologiques à grande échelle. Cependant ces systèmes LiDAR de plusieurs kg ne peuvent être utilisés que par avion ou hélicoptère, ce qui rend leur coût de déploiement trop élevé pour être utilisé à ces seules fins [Pavelka *et al.*, 2014].

Vers le début des années 2000, les tachéomètres se robotisent et évoluent en stations totales. Un unique opérateur humain est alors nécessaire contre deux pour les tachéomètres traditionnels. De plus, elles intègrent un système de positionnement par satellites –ou *Global Navigation Satellite System*– (GNSS) permettant de se localiser plus rapidement. En même temps, le LiDAR terrestre 3D sur trépied se développe et rend possible la mesure de millions de distances en à peine quelques minutes. Les mesures sont ensuite restituées avec une grande précision et une finesse de détails qu'il n'était pas possible d'obtenir avec un tachéomètre.

En 2005, l'équipe Stanford Racing de l'Université Stanford reporte une compétition d'automobile autonome grâce à leur voiture équipée de cinq LiDAR 3D Sick AG. Cet

événement marque le début du développement de capteur LiDAR mobile, léger et à faible coût.

L'année 2006 est marquée ensuite par la création de l'entreprise chinoise de fabrication de drones DJI, qui compte aujourd'hui plus de 14 000 employés et qui possède 70% des parts de marché des drones commerciaux et grand public.

L'année 2009 décrit le succès de la première intégration d'un LiDAR SICK sur un drone combinant GNSS et système de navigation inertielle –ou *Inertial Navigation System*– (INS) pour une application de cartographie par le *Finnish Geodetic Institute* [Jaakkola *et al.*, 2010].

Aujourd'hui, grâce au rapprochement avec des communautés scientifiques comme celle de la vision par ordinateur, des solutions logicielles de photogrammétrie automatisées ont pu être mises au point. Malgré les temps de traitement encore relativement longs, ceci a permis à la photogrammétrie par drone de devenir une technologie de cartographie précise à faible coût matériel. Par ailleurs, les drones équipés de LiDAR et de GNSS/INS offrent une alternative moins coûteuse au LiDAR aéroporté pour la génération rapide et efficace de cartes 3D à l'échelle du kilomètre carré. Bien souvent considérées comme concurrentes, la modélisation 3D par drone via la photogrammétrie ou le LiDAR sont deux technologies qui possèdent chacune leurs applications et leurs limites, mais qui sont complémentaires dans la majorité des cas d'utilisation.

1.2 Objectifs des acquisitions de données numériques

Grâce aux récentes avancées technologiques, l'acquisition de données numériques de masse devient de plus en plus aisée, rapide et abordable. L'apparition des drones a fait émerger de nouvelles possibilités dans le domaine de la topographie et de la cartographie. En parallèle, le développement des voitures autonomes a permis la création de nouveaux capteurs de perception légers et à faible coût. Les systèmes de numérisation et de cartographie pour drone qui doivent répondre à des contraintes de poids et de consommation d'énergie fortes, ont ainsi vu le jour, accélérant radicalement la numérisation de l'environnement.

L'acquisition et la reconstruction de cartes et de modèles numériques est un domaine de recherche qui suscite beaucoup d'intérêt. L'objectif de cette numérisation est d'obtenir des représentations géométriques et colorimétriques précises et détaillées d'un environnement ou de structures d'intérêt. La nécessité de ce type de représentation correspond à un mouvement global de numérisation de masse de l'environnement. Aujourd'hui, de nombreuses plateformes en ligne mettent à disposition en libre accès des données numériques sous forme d'images ou de nuages de points à l'échelle de territoires ou de villes entières. C'est également un signe que les professions évoluent vers l'utilisation massive de modèles numériques dans leur emploi quotidien. Les géomètres et les ingénieurs ne font pas exception à cette tendance. Avec l'avancée des modèles numériques, le temps pour effectuer des relevés sur le terrain se réduit au profit du temps qui peut être investi au bureau à étudier et à exploiter les modèles numériques.

Il existe différentes façons de représenter ces modèles couplant géométrie et information de colorimétrie. Parmi les plus répandues, on retrouve principalement :

Le nuage de points Il s'agit d'une représentation de la géométrie sous forme de points dans un espace 3D. Le nuage de points regroupe des informations éparses et non ordonnées. Le nuage de points est la représentation la plus simple des données géométriques et la principale donnée de sortie des méthodes de numérisation qui

seront décrites dans ce chapitre.

Les Modèles Numériques de Terrain (MNT) et de Surface (MNS) Le MNT et le Modèle Numérique de Surface ou –*Digital Surface Model*– (MNS) sont deux représentations similaires utilisées notamment pour modéliser sous forme de grille une surface terrestre ou d'une autre planète. À chaque case de la grille est associée une unique valeur d'élévation. À la différence du MNS, le MNT ne tient pas compte des objets présents à la surface du terrain, tels que les bâtiments ou la végétation. Ces deux représentations ne sont en réalité qu'une modélisation 2.5D de la réalité car, par exemple, l'affichage d'une grotte n'est pas possible avec ce type de représentation.

L'orthophotographie Il s'agit d'une image 2D générée à partir de plusieurs images aériennes orthorectifiées. L'orthorectification permet la correction de l'effet de perspective de sorte à ce que les images semblent avoir été prises verticalement du ciel et à une distance infinie. Le résultat est une grille planimétrique pouvant être placée dans n'importe quel système de coordonnées géographiques, dont chaque case respecte la même échelle. Il ne s'agit donc pas d'un modèle 3D à proprement parler, mais plutôt d'un produit résultant de plusieurs images et d'un MNT ou d'un MNS. Dans le cas où un MNS est utilisé, on parle d'orthophotographie vraie. Cette représentation est très largement utilisée par les Sytème d'Information Géographique (SIG), car elle permet d'effectuer des mesures bidimensionnelles précises de distances, d'angles, ou de surfaces.

La construction de modèles géométriques et d'orthophotographies permet d'enrichir les SIG, car grâce aux avancées technologiques, les représentations de l'environnement sont de plus en plus précises. L'utilisation de ces modèles numériques fait l'objet de nombreuses applications. Quelques exemples sont cités ci-dessous :

— En urbanisme, une représentation de la géométrie sert à repérer distinctement les formes résultant de l'action humaine d'un site. Il est nécessaire aux aménageurs des collectivités territoriales de prévoir les évolutions en terme d'aménagement, comme l'implantation d'infrastructures de transport, de conduites souterraines, de voies terrestres, etc.

— Dans le domaine de la télécommunication, les modèles numériques servent aussi aux gestionnaires de réseaux aériens. L'installation ou la maintenance d'infrastructures telles que les pylônes et les lignes électriques à haute tension ou les antennes téléphoniques, nécessitent un repérage des obstacles physiques ou de visibilité. Le MNS est par exemple un outil adapté pour prévoir les aménagements nécessaires au développement des réseaux futurs.

— Dans le domaine du génie civil, l'obtention d'informations détaillées sur l'agencement de la surface du terrain est d'une importance capitale. Une représentation 3D de la zone rend alors possible la réalisation de dessins précis qui permettent d'établir des plans de construction. Par ailleurs, les orthophotographies sont des excellents outils de suivi de chantiers, sur des périodes données.

— Les acquisitions topographiques par drone servent également à la caractérisation des zones géologiques à ciel ouvert telles que les carrières et les zones minières, par exemple pour le calcul des volumes d'extraction de matériau.

— Les MNS et MNT sont également utilisés en foresterie, pour étudier la végétation, l'épaisseur de la forêt ou dresser un modèle numérique de canopée. Plus que jamais, ces outils deviennent une référence pour les gestionnaires des milieux naturels et professionnels de l'agroforesterie.

— En archéologie, les représentations géométriques du sol permettent de mettre en évidence les microreliefs liés aux activités humaines anciennes, comme des anciens chemins, des murets ou des vestiges de bâtiments.

Actuellement, la majorité des tâches effectuées sur ces données numériques nécessitent encore une interaction de l'utilisateur. Afin d'automatiser correctement l'analyse de scènes et de structures complexes, la qualité des données doit être excellente, car la présence d'incohérences ou d'artefacts est un frein à l'automatisation des traitements des modèles numériques. Il est donc essentiel d'assurer une qualité de reconstruction mais aussi d'acquisition, imposant aux capteurs d'être aussi précis et informatifs que possible.

Les techniques de reconstruction de modèles numériques reposent aujourd'hui principalement sur deux types de capteurs. Les capteurs de perception, qui permettent de percevoir et de capturer localement l'environnement dans lequel ils se trouvent, et les capteurs de localisation, qui ont pour but de mesurer la position absolue d'un capteur de perception. La combinaison des deux capteurs permet la composition d'acquisitions à multiples endroits de la zone d'intérêt puis la reconstruction cohérente d'une carte numérique. Dans la section suivante nous présentons les capteurs de perception et de localisation les plus répandus.

1.3 Capteurs de perception

De nombreux capteurs de perception sont issus du domaine de la télédétection. Parmi les capteurs existants, on distingue principalement deux catégories de capteurs : les capteurs actifs qui émettent leur propre énergie pour effectuer une mesure et les capteurs passifs qui recueillent des rayonnements émis ou réfléchis par des objets ou des zones environnantes. La source d'énergie la plus communément utilisée par les capteurs passifs est le soleil. Parmi les capteurs actifs on peut citer les systèmes *Sound Navigation And Ranging* (SoNAR), *Radio Detection And Ranging* (RaDAR) et LiDAR. Parmi les capteurs passifs on retrouve principalement les capteurs d'imagerie (optique, infrarouge, thermique). Dans les sections suivantes nous détaillerons uniquement les deux capteurs faisant l'objet de cette thèse, c'est-à-dire le capteur d'imagerie optique et le capteur de mesure de distance LiDAR.

1.3.1 Capteur d'imagerie optique

Un capteur d'imagerie optique, ou caméra, est un instrument largement répandu dans les domaines de la télédétection (spatiale, aérienne ou par drone) et de la robotique. De par son faible coût, poids, taille et consommation d'énergie, ce capteur est un instrument de choix dans l'intégration de systèmes embarqués. De plus, la quantité d'information qui peut être extraite des images numériques capturées par ce capteur est extrêmement riche.

L'acquisition d'une image numérique implique l'utilisation de deux composants principaux : un capteur photosensible et un système optique qui permet d'orienter les photons sur le capteur. Le système optique est composé d'un ensemble de lentilles qui composent l'objectif et d'un diaphragme ayant pour rôle de diriger le rayonnement lumineux émis par les objets de la scène vers le capteur photosensible. Celui-ci transforme les informations lumineuses en signaux électriques. Le signal électrique de l'image est traduit en une matrice de valeurs de luminance lors de la quantification. L'image numérique peut ensuite subir des traitements définis par le constructeur puis est enregistrée dans un dispositif de mémoire électronique.

Durant le processus d'acquisition, soit du passage de la lumière à travers le système optique jusqu'à l'enregistrement de l'image, certains effets indésirables apparaissent pouvant altérer ou parasiter l'image numérique. Dans les sections suivantes nous discuterons de certains effets liés d'une part au système optique et d'autre part au capteur photosensible.

Effets liés au capteur photosensible

Un capteur photosensible convertit le rayonnement lumineux en électricité grâce à des cellules photosensibles, les photodiodes. Les photodiodes sont des semi-conducteurs constitués d'une jonction P-N (Positive - Négative) qui convertissent le nombre de photons heurtant cette jonction en une proportion équivalente d'électrons. Une tension est alors générée qui est ensuite amplifiée puis convertie en signal numérique. Ce signal peut ensuite être manipulé par le processeur d'image pour être enregistré dans le dispositif de mémoire de la caméra.

Lors de la génération de l'image numérique, plusieurs sources de bruit peuvent intervenir. Certaines sont physiques et directement liées à la nature corpusculaire de la lumière, et d'autres sont créées lors de la conversion du signal électrique en données numériques. Dans cette section nous aborderons trois sources de bruit : le bruit quantique, le bruit électronique et le bruit de quantification.

Le bruit quantique aussi appelé bruit de Schottky, de photon ou de grenaille, est celui causé par la nature corpusculaire de la lumière. La source lumineuse d'un appareil photographique est composée de photons provenant d'émissions aléatoires d'atomes excités. Ces photons bombardent de façon irrégulière les photodiodes en suivant une loi de Poisson. Pour des courts temps d'exposition, deux pixels adjacents supposés avoir une valeur similaire peuvent alors se retrouver avec un nombre de photons très différent et donc une valeur significativement différente. Son effet diminue proportionnellement au temps d'exposition [Julliand *et al.*, 2015].

Le bruit électronique est principalement constitué des courants d'obscurité et du bruit thermique. Le courant d'obscurité est provoqué par le déplacement aléatoire des électrons même en absence totale de photon. Le bruit thermique est émis par les cellules photosensibles en fonction de la température. Le bruit électronique augmente fortement avec la sensibilité –*International Organization for Standardization*– (ISO) du capteur photosensible. En effet, en augmentant la sensibilité ISO, le facteur d'amplification de la tension émise par les photodiodes est augmenté, par conséquent le bruit thermique et le signal généré par les courants d'obscurité sont également amplifiés. En contrepartie, une faible sensibilité ISO peut limiter, voire supprimer, l'effet apparent de ce bruit. En fonction de la luminosité ambiante, il est alors nécessaire de régler correctement la sensibilité ISO et le temps d'exposition pour limiter l'effet du bruit électronique et conserver une bonne exposition dans l'image. Ce bruit est habituellement modélisé par une distribution Gaussienne [Boyat et Joshi, 2015].

Le bruit de quantification est directement lié à la conversion analogique-numérique du signal fourni par le capteur photosensible en une valeur discrète, celle du pixel. La quantification permet de compresser la taille de l'image finale mais y introduit un bruit. Ce bruit possède approximativement une distribution uniforme [Boyat et Joshi, 2015].

Effets liés au système optique

En télédétection, on cherche souvent à maximiser la zone de détection d'une scène que l'on souhaite capturer, sans pour autant augmenter le nombre de capteurs, ce qui entraine souvent des inconvénients de poids, de coût et de complexité d'étalonnage. Par conséquent un système optique permettant un large champ de vue est généralement souhaitable afin d'augmenter la productivité d'une acquisition. Cependant, l'utilisation de ce type de système peut introduire certains effets indésirables. Dans cette section nous abordons trois principaux artefacts que peut causer le système optique sur l'image numérique : l'effet de vignettage, les aberrations chromatiques et les distorsions géométriques.

L'effet de vignettage désigne l'assombrissement progressif brutal de l'image allant du centre vers sa périphérie. Les causes peuvent être multiples, cependant la première cause de vignettage est d'origine physique, due aux propriétés optiques de l'objectif de la caméra. Le vignettage est en partie inhérente à toutes les lentilles et découle de la diminution de l'éclairement du plan image suivant la fonction $cos^4(\Theta)$, où Θ est l'angle que fait le rayon lumineux par rapport à l'axe optique du système optique [Reiss, 1945]. Cet effet touche donc principalement les objectifs à focale courte et les objectifs grand angle. On parle alors de vignettage naturel. Une autre cause de vignettage est le vignettage optique qui est de nature géométrique. Il est causé par les dimensions physiques d'une lentille à éléments multiples. Ainsi, un faisceau lumineux arrivant à un angle oblique par rapport à l'axe optique peut être partiellement obstrué par les différents éléments optiques de l'objectif, comme si les éléments optiques de devant faisaient de l'ombre aux éléments arrières. Le vignettage optique est sensible à l'ouverture de l'objectif et peut souvent être corrigé en fermant le diaphragme [Yu, 2004].

Les aberrations chromatiques sont le résultat d'une imperfection du système optique à parfaitement focaliser en un seul point de la lumière composée de plusieurs longueurs d'onde. Celles-ci sont dues à la dépendance de l'indice de réfraction du matériau des lentilles composant le système optique à la longueur d'onde de la lumière entrante [Fiete, 2004]. La lumière renvoyée par les objets d'une scène capturée se décompose alors en plusieurs bandes de couleur lors de son passage à travers le système optique. Les aberrations chromatiques sont plus souvent observables sur les bords d'une image capturée avec un objectif grand angle ou de type *fisheye*, car, à cause des fortes courbures des lentilles, les angles de réfraction sont importants. Une exemple d'aberrations chromatiques est illustré sur la figure 1.2.

Les distorsions géométriques correspondent à des aberrations géométriques qui apparaissent dans l'image lorsque l'approximation de Gauss, c'est-à-dire l'approximation linaire du rayon optique sous certaines conditions, n'est plus valable. La distorsion se manifeste le plus visiblement sur des lignes droites qui se courbent dans l'image. Bien que la distorsion puisse être irrégulière ou suivre de nombreux modèles, les distorsions les plus courantes sont radialement symétriques, liées à la symétrie du système optique de la caméra. Ces distorsions radiales peuvent généralement être classées en deux classes : les distorsions en barillet et en coussinet. Celles-ci sont illustrées sur la figure 1.3. La présence de distorsions en barillet est particulièrement notable sur les objectifs grand angle. Dans de nombreuses applications de vision par ordinateur, l'estimation de ces distorsions est essentielle afin d'établir la relation mathématique entre la position d'un objet dans l'espace objet et sa projection dans l'image. De nombreux travaux dans la littérature ont abordé le problème d'estimation des paramètres de distorsion d'un capteur d'imagerie [Duane, 1971; Heikkila *et al.*,

1997; Tournadre, 2015; Tsai, 1986; Zhang, 2000].

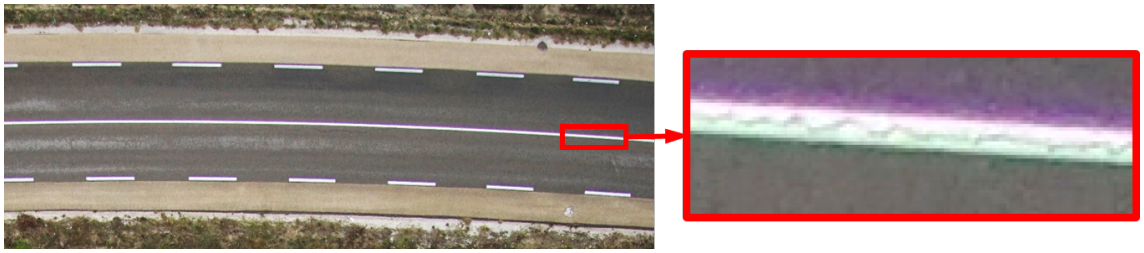
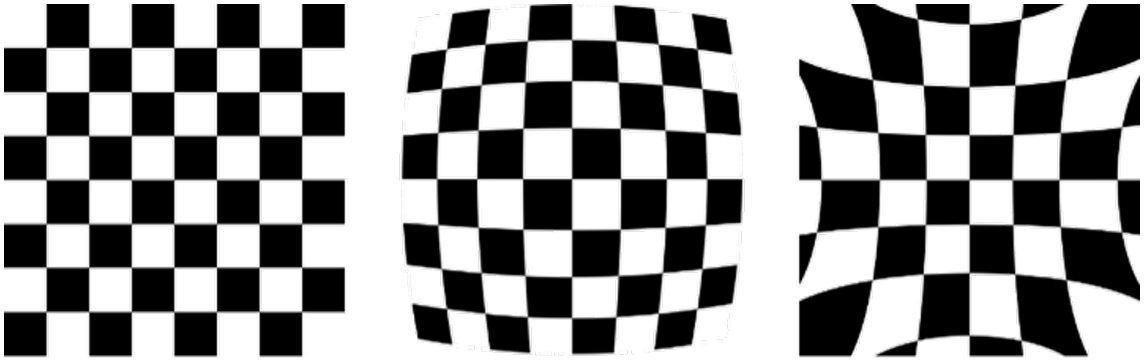


FIGURE 1.2 – Exemple d'aberrations chromatiques dans une image. On remarque l'apparition des couleurs verte et violette sur les bords des lignes du marquage au sol. La lumière blanche réfléchie par le marquage au sol se décompose en différentes bandes de couleur à travers le système optique.



(a) (b) (c)

FIGURE 1.3 – Effet des distorsions géométriques ; (a) sans distorsion ; (b) distorsions en barillet ; (c) distorsions en coussinet.

1.3.2 Capteurs LiDAR

Les capteurs LiDAR sont basés sur l'utilisation d'un ou plusieurs faisceaux LASER pour effectuer des mesures des distances. Ce sont des capteurs actifs, c'est-à-dire qu'ils émettent un rayonnement contrôlé sur un objet cible et détectent ensuite la partie réfléchie de ce rayonnement par l'objet en vue de sonder celui-ci. Il existe trois principales techniques pour déterminer une mesure de distance à partir de l'émission et de la réception d'un rayonnement LASER : par triangulation, par temps de vol et par décalage de phase.

Les systèmes de mesure par triangulation sont composés d'un émetteur LASER et d'une caméra fixée entre eux par un angle constant. Le système est étalonné de telle sorte que la distance et l'orientation entre la caméra et le LASER soient connues. Le LASER émet une empreinte LASER ou un motif sur l'objet cible, dont la position est visualisée sur le capteur image. À l'aide de la trigonométrie, il est alors possible de déterminer la mesure de distance entre l'objet cible et la source LASER. Pour les systèmes employant cette technique de mesure, l'erreur de mesure est directement liée à la distance à l'objet mesuré. C'est pourquoi son utilisation est généralement limitée à une application à faible portée, souvent de moins de 10 m [Beraldin *et al.*, 2003]. Cependant, les systèmes employant la mesure par triangulation peuvent atteindre une précision de l'ordre de la dizaine de micromètres. Cette technique est principalement utilisée pour des systèmes LiDAR portatifs (à la main) qui opèrent à de courtes distances.

Les systèmes LiDAR utilisant la mesure par temps de vol mesurent l'intervalle de temps entre l'émission d'une impulsion LASER sur un objet cible et la réception par un détecteur de la partie réfléchie de cette impulsion. Connaissant la vitesse du LASER dans le milieu, la distance de l'objet cible peut être calculée. La portée de ce système n'est limitée que par l'énergie de l'impulsion qui décroit par dissipation avec la distance parcourue. La précision de mesure de la distance dépend principalement de la précision avec laquelle le temps aller-retour de l'impulsion LASER est mesurée. Cependant, ces systèmes doivent attendre pour chaque impulsion émise que le signal réfléchi revienne, avant de pouvoir envoyer la prochaine impulsion. Ceci limite la vitesse d'acquisition des systèmes de mesure par temps de vol. Cette technique est principalement utilisée dans les LiDAR nécessitant une grande portée comme le LiDAR spatial, aérien ou pour l'automobile.

La technique de mesure par décalage de phase, aussi appelée mesure indirecte par temps de vol, utilise généralement un LASER continu. Le rayonnement LASER est modulé en amplitude ou en fréquence à l'aide d'une modulation périodique (par exemple sinusoïdale). La différence de phase entre le rayonnement émis et celui réfléchi par l'objet cible est calculé, ce qui permet d'en déduire indirectement le temps aller-retour du signal et donc la distance de l'objet cible à l'émetteur. En général, les systèmes de mesure par décalage de phase possèdent une vitesse d'acquisition de données plus élevée, une meilleure résolution, un bruit plus faible et une plus grande précision que les systèmes de mesure par temps de vol. Cependant, à cause de la périodicité du signal modulé, la distance mesurée à l'aide du décalage de phase peut présenter des ambiguïtés. Cet inconvénient limite considérablement la portée maximale sans ambiguïté du système qui est inversement proportionnelle à la fréquence de modulation du signal. De par leur portée limitée, cette technologie est principalement utilisée dans des systèmes à moyenne portée, comme les LiDAR terrestres et LiDAR d'intérieur.

Le plus simple système LiDAR est le télémètre LASER qui permet de mesurer une distance d'un objet à la source LASER. Un tachéomètre ou une station totale (voir section 1.1) en sont par exemple équipés.

Un télémètre peut être monté sur un plateforme qui se déplace, par exemple sur un véhicule aérien ou un satellite. Un télémètre pointé verticalement vers le sol permet, à partir des positions successives de la plateforme, de mesurer l'altitude d'une série de points rapprochés situés le long d'une ligne sur le terrain. Le résultat de cette acquisition est un profil bidimensionnel du terrain montrant les élévations du sol le long de cette ligne. On parle alors d'un profileur LASER.

Avec l'ajout d'un mécanisme de balayage, par exemple, d'un miroir ou d'un prisme tournant, le capteur LiDAR passe du statut de profileur LASER à celui de scanner LASER. Le scanner LASER est capable de mesurer et de cartographier en détail les caractéristiques topographiques d'une zone au lieu de simplement déterminer les valeurs altimétriques le long d'une ligne du terrain, comme le fait un profileur LASER. Certains scanners LASER sont également constitués de plusieurs sources LASER (à titre d'exemple le Velodyne Alpha PUCK est constitué de 128 faisceaux). Ceux-ci sont capables de capturer une plus grande partie de leur environnement, même en statique. Ces systèmes multifaisceaux sont également appelés des scanners LASER 3D.

Il existe diverses solutions mécaniques permettant le balayage du faisceau LASER. En fonction de la méthode de balayage, un scanner LASER monté sur une plateforme qui se déplace, produira un motif de scan différent possédant ses propres caractéristiques. Dans le but d'illustrer les différents motifs de scan en fonction du mécanisme de balayage utilisé, nous considérons un scanner LASER monté sur une plateforme aérienne se déplaçant à vitesse constante et envoyant des impulsions (mesure par temps de vol) sur un sol plat.

Le miroir oscillant (figure 1.4a) dirige les impulsions envoyées par le scanner alternativement dans les deux directions de la fauchée, soit la bande de terrain observée, et crée un motif de scan en forme de dents de scie. La dimension de la fauchée est alors dépendante de l'angle d'inclinaison maximal du miroir. La densité des impulsions LASER au sol n'est pas uniforme car celles-ci ont tendance à s'accumuler aux bords de la fauchée en raison de la décélération du miroir (voir figure 1.5a).

Un autre mécanisme de balayage consiste à utiliser un miroir polygonal tournant pour dévier le LASER (figure 1.4b). Ce système crée un motif de scan composé de lignes parallèles obliques à la direction d'avancée de la plateforme (voir figure 1.5b). Le balayage d'une ligne se fait toujours dans le même sens. Avec ce mécanisme, la fauchée est dépendante de la largeur de la face du miroir polygonal.

D'autres mécanismes emploient un miroir tournant, dont l'axe de rotation est colinéaire avec la direction du faisceau émis par la source (figure 1.4c). Ce type de système permet de réaliser des scanners LASER scannant à quasiment 360°. Comme pour les mécanismes à miroir polygonal, le motif de scan est composé de lignes parallèles obliques à la direction d'avancée de la plateforme (voir figure 1.5c). Cependant la fauchée est alors limitée par la portée maximale du système LiDAR. Certains fabricants ont aussi développé des systèmes LiDAR dans lesquels la source LASER et le détecteur tournent solidairement autour d'un axe de révolution, créant également un système balayant à 360° avec le même motif de scan que sur la figure 1.5c.

Certains fabricants font également tourner un prisme cale, ou prisme de Risley, pour créer des motifs de scan (figure 1.4d). Ainsi, l'utilisation d'un prisme cale tournant permet par exemple de créer un motif circulaire au sol (voir figure 1.5d). Dans ce cas, la densité de points n'est pas uniforme, mais plus élevée sur les bords de la fauchée qu'au centre. La taille de la fauchée dépend de l'angle de la cale et de l'indice du matériau du prisme.

Plus récemment, un constructeur emploie deux prismes cale tournant autour d'un même axe (figure 1.4e) pour générer un motif de scan à forme de rosaces [Duma et Schitea, 2018]. Ce motif possède l'avantage de ne pas se répéter de telle sorte que, même en statique, le taux de couverture est amélioré efficacement, permettant ainsi de détecter plus de détails dans le champ de vue du capteur (voir figure 1.6). La taille de la fauchée dépend de la configuration et de l'inclinaison de chaque prisme cale.

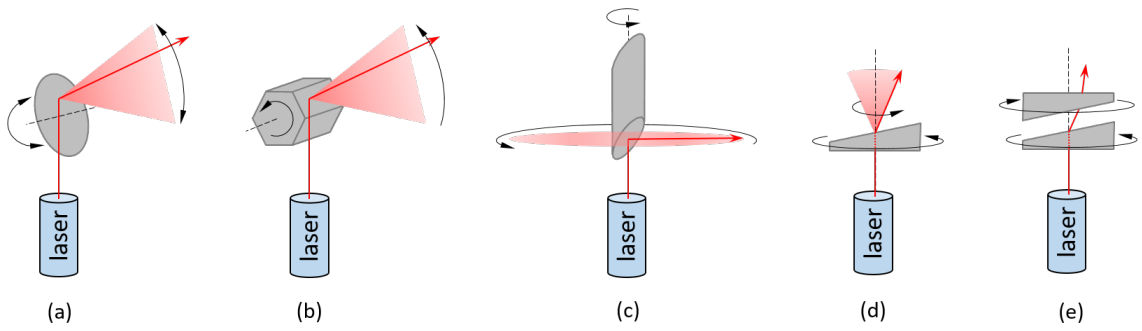


FIGURE 1.4 – Différents mécanismes de balayage ; (a) miroir oscillant ; (b) miroir polygonal tournant ; (c) miroir tournant ; (d) prisme cale tournant ; (e) deux prismes cales tournant.

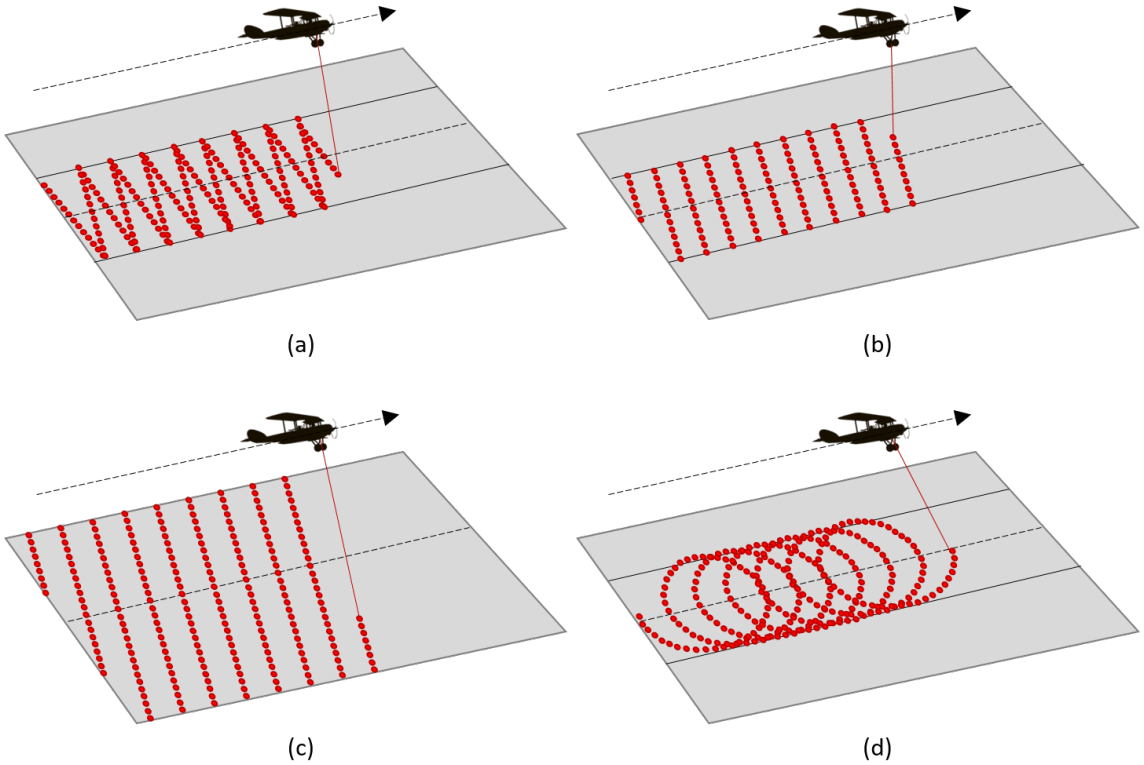


FIGURE 1.5 – Différents motifs du scan ; (a) motif engendré par un miroir oscillant ; (b) motif engendré par un miroir polygonal tournant ; (c) motif engendré par un miroir tournant ; (d) motif engendré par un prisme cale tournant.

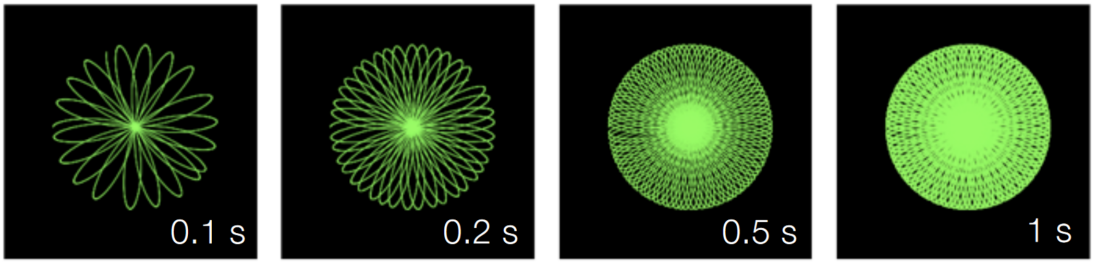


FIGURE 1.6 – Des nuages de points du Livox Mid-40 qui s'accumulent sur une période de temps. Illustration tirée du manuel utilisateur du constructeur.

1.4 Capteurs de localisation

Dans cette section nous présentons brièvement les deux principaux capteurs de localisation, le GNSS et l'INS. Le principe général de ces deux dispositifs est introduit, ainsi que différents moyens de combiner les informations de ces capteurs. Pour des informations plus détaillées nous nous référons aux travaux de [Angrisano, 2010].

1.4.1 Système de positionnement par satellites

Le GNSS est un ensemble de composants reposant sur une constellation de satellites. Celui-ci permet de fournir à un utilisateur, par l'intermédiaire d'un récepteur portable de petite taille sa position géographique, sa vitesse de déplacement et l'heure.

Le premier système de positionnement par satellites, TRANSIT, est développé en 1964

par les États-Unis pour un usage strictement militaire. En 1994, le deuxième GNSS américain, le GPS, est déclaré opérationnel et est rendu accessible aux applications civiles. En 1996, L'URSS développe son propre GNSS, GLONASS, qui devient opérationnel en 2010. Deux autres GNSS mondiaux, Galileo (Européen) et COMPASS ou Beidou-2 (Chinois) sont prévus pour être opérationnels en 2020.

La position GNSS d'un utilisateur est généralement exprimée par la latitude, la longitude et l'altitude par rapport à un système géodésique qui modélise la forme de la terre (*World Geodetic System 1984* (WGS84) pour le GPS et PZ-90 pour GLONASS). Le positionnement GNSS est basé sur la technique de télémétrie : le temps de parcours d'un signal transmis par satellite est mesuré et mis à l'échelle par la vitesse de la lumière pour obtenir la distance entre le satellite et le récepteur. Pour mesurer le temps de parcours du signal, le satellite et le récepteur sont tous deux équipés d'une horloge. Chaque satellite diffuse un signal encodé dans lequel est intégrée une information temporelle qui permet au récepteur de calculer quand le signal a quitté le satellite selon l'horloge du satellite. Dans des conditions idéales, les horloges du satellite et du récepteur sont synchronisées et le temps de déplacement, multiplié par la vitesse de la lumière, fournit la distance réelle entre le récepteur et le satellite.

Dans ce cas, la position du récepteur (et de l'utilisateur) doit appartenir à la surface de la sphère centrée sur la position du satellite (à l'époque de transmission) et dont le rayon correspond à la distance réelle calculée. Ainsi, la réception simultanée de trois distances par trois satellites suffirait pour déterminer la position 3D de l'utilisateur qui se trouverait alors à l'intersection des trois sphères centrées en chaque satellite et définies par les distances reçues. Néanmoins, les satellites et l'horloge du récepteur ne sont pas synchronisés, générant des erreurs importantes dans les distances mesurées. D'autres sources d'erreur affectent également les mesures, comme le ralentissement du signal lors de son passage dans l'atmosphère, mais celles-ci sont négligeables par rapport à l'erreur due à la désynchronisation. La distance mesurée n'est donc pas égale à la distance réelle, et celle-ci est alors désignée pseudo-distance. Au moins quatre satellites sont alors requis pour, en plus de la position de l'utilisateur, déterminer le décalage temporel entre les horloges du récepteur et des satellites ainsi que réduire les incertitudes liées aux autres sources de perturbation du signal. Dans la réalité, le récepteur utilise le maximum de satellites dont il reçoit correctement le signal et calcule la position la plus vraisemblable en fonction des erreurs estimées sur chaque pseudo-distance. Par exemple, le système GPS repose sur une constellation de 31 satellites qui permet à un utilisateur, dans l'hypothèse d'un environnement dégagé, d'avoir toujours au minimum quatre satellites à portée, indépendamment de sa position sur le globe.

Le système GPS standard possède généralement une précision de 3 à 50 mètres. Cependant, certains systèmes (DGPS, EGNOS, Assisted-GPS, RAIM, etc.) permettent d'augmenter les performances ou la fiabilité, régionale ou mondiale, du positionnement GNSS, mais ceux-ci sortent du cadre de cette thèse et ne seront pas abordés.

1.4.2 Système de navigation inertielle

L'INS est une technique qui repose sur l'emploi d'une centrale inertielle ou –*Inertial Measurement Unit*– (IMU) et d'un ordinateur de bord afin de calculer en temps réel le déplacement, le vecteur de vitesse et l'orientation absolue d'un véhicule. Une IMU est un ensemble de capteurs permettant de mesurer le mouvement du véhicule sur lequel elle est montée. Celle-ci est constituée de trois accéléromètres et de trois gyromètres (capteurs de vitesse angulaire) tels que sur chaque axe de l'espace, il y ait un accéléromètre et un

gyromètre. Ces trois axes définissent le repère de la centrale inertielle b. Les accéléromètres mesurent la force spécifique, qui est la somme des forces extérieures autres que gravitationnelles divisée par la masse. Cette quantité a donc bien la dimension d'une accélération. Pour obtenir la vitesse de l'objet en mouvement, la force spécifique mesurée doit être intégrée une fois, puis le résultat doit être ajouté à la vitesse initiale. L'intégration de la vitesse obtenue et l'addition de la position initiale, permettent d'obtenir la position finale. Par conséquent, l'INS peut être considérée comme un système sophistiqué de la navigation à l'estime. Cependant, l'INS est en fait plus compliquée parce que la force spécifique mesurée est exprimée dans le repère de l'IMU b qui est différent du repère dans lequel la vitesse et la position sont habituellement exprimées, qui est le repère de navigation n. Le repère n est défini par trois axes orientés respectivement vers le nord, l'est et le bas par rapport à la surface de la terre. C'est pour cette raison que les gyromètres sont inclus dans l'IMU. Ceux-ci sont capables de mesurer les vitesses angulaires des trois axes du repère b par rapport à un repère inertiel. Ces vitesses angulaires, une fois intégrées, fournissent la variation d'attitude du véhicule par rapport à son attitude précédente, supposée connue. Ainsi, les gyroscopes permettent le changement de repère de la force spécifique mesurée dans b vers le repère de navigation n. Les calculs d'intégration sont effectués à la volée par l'ordinateur de bord de l'INS. Les données de sortie sont donc la position relative à un point de départ, le vecteur de vitesse et l'attitude absolue du véhicule, soit les angles de roulis, de tangage et de cap.

Ces mesures présentent l'avantage de ne pas dépendre de sources extérieures. De plus, elles ont une fréquence d'acquisition rapide de plusieurs centaines de Hertz. Toutefois, à cause de la propagation des erreurs de mesure lors de l'intégration des accélérations, la précision de la position et de l'attitude du véhicule se dégrade au cours du temps créant un phénomène de dérive du véhicule. Une combinaison des données avec une source complémentaire comme le GNSS qui est stable dans le temps permet de corriger ces erreurs de dérive. Ceci est d'autant plus important depuis le récent développement d'une nouvelle génération d'IMU à partir de systèmes microélectromécaniques ou –*MicroElectroMechanical Systems*– (MEMS). Leur petite taille et leurs faibles poids, coût et consommation d'énergie par rapport aux capteurs inertiels haut de gamme, en font une option intéressante pour des applications telles que la navigation de véhicules. Cependant, les IMU constituées de MEMS sont également caractérisées par de moins bonnes performances et ne peuvent pas être utilisées de façon autonome pendant de longues périodes, ce qui nécessite de les coupler à des systèmes GNSS [Godha et Cannon, 2007].

1.4.3 Combinaison de GNSS/INS

Les systèmes GNSS et INS sont complémentaires à de nombreux égards. Premièrement, les erreurs à court terme de l'INS sont relativement faibles, mais elles se dégradent rapidement au court du temps. En revanche, les systèmes GNSS sont stables à long terme, c'est-à-dire que leurs erreurs sont invariantes dans le temps et possèdent une précision homogène. Par conséquent, les systèmes GNSS peuvent être utilisés comme une aide extérieure pour limiter les erreurs INS. Deuxièmement, l'INS peut fournir des données précises à court terme et à très haut débit (de l'ordre de la milliseconde) et peut servir à interpoler la trajectoire du GNSS, qui possède une fréquence de mesure de l'ordre de la dixième de seconde. Troisièmement, les capteurs INS sont autonomes et fournissent des données continuellement, tandis que les GNSS souffrent de défaillances, causées principalement par des occultations du signal ou des interférences. Pour cette raison, des capteurs inertiels peuvent être utilisés afin de pallier les défaillances du GNSS. Enfin, les systèmes INS sont

capables de fournir un état complet de la navigation d'un véhicule, c'est-à-dire sa position, sa vitesse et son attitude, alors qu'un unique récepteur GNSS ne permet pas de fournir des observations angulaires.

Il existe différents moyens de combiner les mesures GNSS et de mesures INS dans un système intégré. Ceux-ci peuvent être catégorisés en fonction du niveau d'interaction présent entre les mesures partagées des deux systèmes. Les plus communes sont listées ci-dessous [Angrisano, 2010] :

— l'intégration découplée

— le couplage lâche

— le couplage serré

— le couplage très serré

Dans l'approche découplée, les systèmes fonctionnent indépendamment en fournissant deux solutions de navigation distinctes. En général, l'une d'elles est considérée comme plus précise et est adoptée lorsqu'elle est disponible comme solution de navigation. Parfois la solution GNSS est utilisée pour corriger ou réinitialiser la solution INS, mais sans estimer les causes de la dérive du capteur, à la différence des autres approches d'intégration. En l'absence de données GNSS, la solution de navigation est entièrement fournie par le capteur inertiel, qui a tendance à dériver rapidement avec le temps. Pour cette raison, l'intégration découplée n'est pas couramment utilisée.

Les stratégies à couplage lâche et serré sont les techniques d'intégration les plus répandues. Le processus d'intégration est souvent réalisé à l'aide d'un filtre de Kalman [Kalman, 1960]. Dans l'approche du couplage lâche, la solution GNSS est fusionnée avec l'information inertielle de sorte à fournir à l'utilisateur une troisième solution de navigation, la solution hybridée. Il s'agit de la solution de navigation INS corrigée des estimations de l'erreur inertielle fournies par le filtre d'intégration.

Dans l'approche du couplage serré, l'intégration est plus étroite, car les mesures brutes GNSS sont directement combinées avec les informations INS dans un filtre d'intégration adapté. Dans le cadre de cette architecture, une seule solution de position est disponible, la solution hybridée, qui représente les données de sortie de l'INS corrigée des erreurs inertielles. Cette approche permet généralement de fournir une solution de positionnement plus précise que celle obtenue avec un couplage lâche. Toutefois, le couplage serré est plus complexe à implémenter et présente l'inconvénient que la mesure délivrée par le récepteur GNSS n'est plus indépendante de la solution inertielle. Une défaillance d'un capteur inertiel affectera la solution hybridée, qui affectera à son tour la solution fournie par le récepteur.

Lors du couplage très serré, les dispositifs GNSS et INS ne fonctionnent plus comme des systèmes indépendants. Les mesures GNSS sont utilisées pour estimer les erreurs de l'INS et les mesures INS servent d'aide au suivi des signaux satellites détectés. Il s'agit de l'intégration la plus complexe. Plusieurs types d'architecture de couplage très serré existent, les principales sont décrites dans [Bhatti, 2007]. Contrairement aux deux précédentes architectures, le récepteur GNSS ne peut plus être vu comme indépendant de la plateforme inertielle. Cette méthode présente l'avantage d'améliorer la robustesse du récepteur face aux interférences et aux brouillages. Cependant son principal inconvénient est la complexité requise lors de l'intégration des données inertielles avec celles du GNSS dans le corps du récepteur.

1.5 Méthodes de reconstruction géométrique pour la cartographie

Les méthodes actuelles de reconstruction géométrique pour la cartographie peuvent être divisées en deux catégories différentes : les approches basées sur l'image et les approches basées sur les mesures LiDAR. Ces deux approches offrent des résultats qui diffèrent en terme de qualité mais qui possèdent leurs propres avantages et contraintes d'exécution. Dans les sections suivantes, un bref aperçu des techniques d'acquisitions et de leurs données de sortie sera présenté.

1.5.1 Méthodes basées images

Les méthodes basées images sont dites méthodes d'acquisitions passives car elles emploient des capteurs passifs, comme les capteurs d'imagerie optique (voir section 1.3.1). L'idée principale de ces méthodes est de déduire des mesures d'objets ou de terrains ainsi que la reconstruction de modèles géométriques 3D de la scène capturée au moyen de photographies. Néanmoins, l'image n'étant qu'une représentation bidimensionnelle de l'espace, elle ne permet pas à elle seule de reconstituer le relief de la scène capturée. En revanche, l'utilisation de la photogrammétrie rend possible la reconstruction de l'aspect 3D d'une scène à partir de multiples images.

La photogrammétrie, technique qui s'inspire de la vision stéréoscopique humaine permettant la perception du relief, a bénéficié, depuis le début du XXIe siècle, d'un croisement de compétences avec celle de la vision par ordinateur. Un haut degré d'automatisation en découle, permettant à des utilisateurs non experts de réaliser des reconstructions géométriques que seuls des opérateurs aguerris accompagnés de matériels de pointe étaient auparavant capables de réaliser [Tournadre, 2015].

Le procédé typique d'une reconstruction photogrammétrique suit souvent le même schéma. Tout d'abord, un ensemble d'images d'une scène que l'on souhaite reconstruire est acquis depuis différents points de vue. Ces points de vue sont choisis afin que les images capturées se recouvrent partiellement. En principe, l'acquisition de deux images qui se recouvrent partiellement est suffisante pour permettre une reconstruction 3D de la scène à l'aide de la géométrie projective, modélisant le principe d'acquisition de la caméra. Cependant, afin de permettre des mesures précises du relief, l'acquisition de plusieurs images prises depuis différents points de vue qui se recouvrent est souvent souhaitée. Des éléments caractéristiques conjugués à travers les images sont alors détectés, puis mis en correspondance. Ces correspondances sont ensuite utilisées pour estimer à la fois la position et l'orientation relative de chacune des images via une méthode de *Structure-from-Motion* (SfM) [Koenderink et Van Doorn, 1991]. Cette technique produit généralement un nuage de points épars, qui peut ensuite être densifié en utilisant une méthode de *Multi-View Stereo* (MVS) [Furukawa et Ponce, 2009].

La première étape dans une reconstruction par photogrammétrie, qui consiste à déterminer des correspondances d'éléments réapparaissant dans les images, est souvent réalisée à l'aide d'un détecteur et d'un descripteur de points caractéristiques. Le plus populaire est sans doute l'algorithme *Scale Invariant Feature Transform* (SIFT), méthode proposée dans les travaux de [Lowe, 2004]. Suite à l'introduction du SIFT, une multitude d'autres détecteurs et descripteurs ont été proposés, qui ont permis un développement considérable de la photogrammétrie numérique. Parmi les méthodes de l'état de l'art, on peut citer SURF [Bay *et al.*, 2008], ORB [Rublee *et al.*, 2011], BRISK [Leutenegger *et al.*, 2011]. Pour une étude comparative entre certains de ces algorithmes, nous nous référons à

[Tareen et Saleem, 2018]. Ces techniques nécessitent, dans un premier temps, d'extraire des points caractéristiques dans chacune des images. Un vecteur descripteur décrit chaque point de manière unique en s'appuyant sur l'information contenue dans son voisinage. Ces vecteurs descripteurs servent ensuite à la mise en correspondance des points issus d'images différentes mais jugés appartenant au même objet de la scène.

Les correspondances identifiées entre deux images permettent ensuite de calculer une estimation de la position et de l'orientation relative des images. Certaines correspondances pouvant être erronées, ce calcul est souvent réalisé à l'aide d'un estimateur robuste comme *Random Sample Consensus* (RANSAC) [Fischler et Bolles, 1981]. L'estimation de la position et de l'orientation des deux images nécessite l'utilisation d'un modèle de caméra. Celui-ci a pour but de décrire le principe d'acquisition d'une image à l'aide de la géométrie projective mais aussi les déformations internes comme les distorsions géométriques liées au système optique (voir section 1.3.1). Des modèles de caméra plus ou moins complexes ont été étudiés [Duane, 1971; Fraser, 1997; Jacobsen, 2007; Tang *et al.*, 2012]. Grâce à des travaux précurseurs [Hartley, 1997; Longuet-Higgins, 1981], les techniques récentes d'estimation des orientations et positions de deux images, sont également capables d'estimer simultanément les paramètres du modèle de la caméra, appelés paramètres intrinsèques de la caméra. Une fois les orientations et positions relatives des deux images ainsi que les paramètres intrinsèques de la caméra correctement estimés, il est en théorie possible de reconstruire par triangulation les coordonnées 3D des points caractéristiques identifiés dans chaque image. Ceux-ci doivent se trouver à l'intersection des rayons perspectifs issus de chaque prise de vue, passant par les points caractéristiques identifiés. Cependant, à cause du bruit de mesure, les rayons projectifs ne s'entrecoupent pas toujours en un point. Les algorithmes de SfM emploient aujourd'hui une méthode d'ajustement de faisceaux [Triggs *et al.*, 1999] qui permet d'obtenir des positions et orientations cohérentes pour toutes les images employées, ainsi que les coordonnées 3D des points caractéristiques identifiées dans chacune d'entre elles.

Le modèle géométrique habituellement obtenu après l'application d'un algorithme de SfM, est un nuage de points épars puisque uniquement les points caractéristiques sont triangulés. Seulement la densité de points n'est souvent pas suffisante pour représenter la véritable géométrie de la scène ou bien pour effectuer des mesures. Ce nuage de points doit être densifié pour représenter plus précisément les détails de la géométrie avant d'être utilisable. La reconstruction dense est une étape critique pour obtenir des résultats de qualité. Les méthodes les plus communément utilisées sont les techniques de MVS. Les travaux [Furukawa et Ponce, 2009] présentent par exemple une reconstruction dense par *patch*. Les auteurs de [Hirschmuller, 2007] introduisent une approche d'appariement semi-globale basée sur l'Information Mutuelle (IM). Une autre méthode propose une approche d'optimisation globale de la cohérence photométrique des images [Vu *et al.*, 2011]. Une revue des différentes méthodes de MVS existantes peut être trouvée dans [Remondino *et al.*, 2014].

Les méthodes de photogrammétrie associées aux techniques de vision par ordinateur permettent de produire des nuages de points de haute qualité en utilisant des équipements bon marché et sont donc de plus en plus utilisées pour les campagnes d'acquisition. Avec l'apparition des appareils photos numériques livrant des images de haute résolution, la photogrammétrie aérienne devient particulièrement adaptée aux applications de cartographie par sa capacité à générer des cartes hautement résolues qui couvrent de grandes surfaces. Une alternative encore moins coûteuse et très répandue depuis quelques années seulement est la photogrammétrie par drone.

Pour les applications à la cartographie, il est essentiel de retranscrire le nuage de points

3D obtenu dans un repère géographique absolu. Or les méthodes de reconstruction basée images, ne permettent pas de reconstruire le facteur d'échelle absolu du nuage de points. Le passage dans un repère absolu est donc d'autant plus important pour permettre des mesures précises de la géométrie. Le principe de transformer un modèle géométrique dans un repère géographique s'appelle le géoréférencement. Il existe principalement deux approches de géoréférencement : le géoréférencement indirect et direct.

L'approche indirecte consiste en une reconstruction 3D suivie d'un changement de repère. Ceci peut être réalisé en utilisant, par exemple, des cibles placées dans la scène reconstruite et préalablement géoréférencées (dont leur position est connue dans le repère géographique), tels que des points de contrôle au sol –ou *Ground Control Points*– (GCPs).

Dans l'approche du géoréférencement direct, un capteur additionnel de localisation doit être utilisé, tel que le GNSS et l'INS. Les observations de ces capteurs sont alors utilisées pour géoréférencer les images, c'est-à-dire pour calculer les positions et orientations de chaque prise de vue dans le repère géographique. Le nuage de points 3D est ensuite reconstruit directement dans le repère géographique par triangulation à l'aide des images géoréférencées. L'utilisation de GCP n'est alors pas nécessaire.

Les méthodes de reconstruction basées images sont cependant soumises à certaines limites :

1. Un des inconvénients majeurs de la reconstruction basée images est son coût en temps de calcul. Les opérations à effectuer sont complexes et leur complexité augmente fortement avec le nombres d'images et la résolution de celle-ci.
2. Le processus de reconstruction photogrammétrique repose sur une présence suffisante et non ambiguë de textures dans les images, permettant ainsi de bien reconstruire les points 3D se projetant en des points particuliers sur les images. Cependant, les scènes affichant peu de texture due à des ombres ou bien à des couleurs homogènes, rendent difficile la détection et la mise en correspondance de points caractéristiques. Le modèle photogrammétrique affichera donc à ces endroits des reconstructions erronées, voire une absence d'information géométrique.
3. Un inconvénient additionnel de la photogrammétrie est sa dépendance à une source de lumière. Comme il s'agit d'une méthode de reconstruction passive, en l'absence suffisante de lumière, par exemple de nuit ou lorsque le soleil est bas, cette méthode est susceptible d'échouer.
4. Cette méthode est également sensible aux occultations. Ainsi, la présence de végétation, même peu dense, empêchera la reconstruction sous celle-ci et seulement la surface la plus proche du capteur sera reconstruite [Mandlburger *et al.*, 2017].

1.5.2 Méthodes basées LiDAR

Les méthodes basées LiDAR sont des méthodes d'acquisition active et possèdent donc l'avantage de ne pas être dépendantes d'une source lumineuse. Celles-ci sont donc capables d'opérer la nuit. Les méthodes basées LiDAR peuvent être catégorisées en deux groupes, les méthodes d'acquisition statique et les méthodes d'acquisition mobile.

Méthodes d'acquisition statique

Dans les méthodes d'acquisition statique, le système LiDAR est placé dans une position fixe durant l'acquisition de données. En raison de la portée limitée du système LiDAR et des occultations que peuvent engendrer certains objets, le modèle géométrique obtenu

de l'acquisition ne couvre souvent que partiellement la scène d'intérêt. Il est alors nécessaire de réaliser plusieurs acquisitions à différents emplacements. Afin de reconstruire entièrement la scène d'intérêt à l'aide des différentes acquisitions effectuées, il est alors crucial de recaler, dans un repère de référence commun, l'ensemble des nuages de points collectés. Le recalage de deux nuages de points est un processus généralement effectué manuellement ou automatiquement en raccordant des zones communes capturées dans différentes acquisitions ou bien en utilisant des cibles placées dans la scène d'intérêt pendant l'acquisition. Les méthodes utilisant des cibles sont robustes mais demandent un effort humain important. Et donc bien souvent les méthodes automatiques sont préférées. Les méthodes de recalage automatique sont généralement divisées en une étape de recalage grossier et une étape de raffinement [Salvi *et al.*, 2007]. Un moyen courant d'obtenir un recalage grossier entre deux nuages de points est d'établir des correspondances entre des éléments caractéristiques extraits dans les deux nuages [Seeger et Laboureux, 2002; Theiler *et al.*, 2014]. Une méthode couramment employée pour raffiner le recalage entre deux nuages de points est l'*Iterative Closest Point* (ICP) [Chen et Medioni, 1992].

Une fois que toutes les acquisitions sont recalées, les différentes acquisitions ne forment plus qu'un unique modèle géométrique. Pour des applications de cartographie il est nécessaire de géoréférencer ce modèle. Comme pour les méthodes basées images, le géoréférencement peut être effectué de manière directe, avec l'utilisation d'un capteur de localisation comme un récepteur GNSS [Schuhmacher et Böhm, 2005] ou bien de façon indirecte en employant des points ou cibles de contrôle déjà géoréférencés, tels que des GCPs.

Cependant, les méthodes d'acquisition statique ne sont pas adaptées pour générer des modèles géométriques de grandes surfaces. Les opérations d'acquisition deviennent rapidement longues et fastidieuses, sans compter le temps de traitement des données nécessaire effectué pour recaler les différentes acquisitions.

Méthodes d'acquisition mobile

Dans le cas des méthodes d'acquisition mobile, le système LiDAR est monté sur une plateforme qui se déplace. Les plateformes peuvent être diverses. On retrouve aujourd'hui des systèmes LiDAR embarqués sur des satellites, des avions, des hélicoptères, des drones, des véhicules automobiles, des robots mais aussi sur des sacs à dos [Rönnholm *et al.*, 2016]. Certains systèmes LiDAR peuvent même être tenus à la main [Zlot *et al.*, 2014] et permettent de capturer des endroits inaccessibles par un véhicule. Dans tous les cas, la position et l'orientation du système LiDAR doit alors être connue afin d'assurer une cohérence et une continuité entre les différentes mesures effectuées par le système LiDAR.

Une première approche consiste à estimer le déplacement que subit le système en extrayant dans une fenêtre temporelle des acquisitions successives qui sont ensuite recalées entre-elles. Ces techniques sont notamment employées dans les méthodes dites de localisation et cartographie simultanées ou –*Simultaneous Localization And Mapping*– (SLAM) [Cadena *et al.*, 2016], qui permettent à la fois d'estimer la trajectoire du capteur mais aussi de cartographier l'environnement qu'il perçoit. Cette approche est particulièrement adaptée pour des environnements intérieurs ou urbains dans lesquels de nombreux éléments caractéristiques peuvent être utilisés pour se repérer. Cependant, dans les environnements peu contraints, comme dans le cas de la cartographie par drone, où le déplacement à six degrés de liberté peut être plus dynamique qu'au sol, le SLAM en temps réel reste un problème ouvert [Li *et al.*, 2016].

Une autre approche consiste à intégrer des capteurs de localisation comme le GNSS

et l'INS afin de directement mesurer le déplacement de la plateforme mobile. Dans cette approche, les données LiDAR sont géoréférencées à la volée, permettant l'élaboration rapide de cartes 3D géoréférencées. Cette approche est particulièrement adaptée en environnement extérieur, principalement dans les airs, (drone ou avion) où la réception du signal GNSS est plus fiable qu'en zone urbaine. Un inconvénient des méthodes mobiles est alors que la qualité de la carte 3D repose beaucoup sur la qualité et la disponibilité des données de navigation, de telle sorte que des capteurs précis et par conséquent couteux doivent être utilisés.

Les nuages de points acquis à l'aide de la technologie LiDAR ne sont pas exempts d'artefacts et d'aberrations géométriques. Les artefacts les plus couramment observés sont mentionnés ci-dessous.

1. Les mesures LiDAR sont parfaitement adaptées pour retranscrire la géométrie des surfaces planes, mais les fortes discontinuités de distances sont souvent reconstruites avec peu de précision. Par exemple, les contours reconstruits des bâtiments ne sont pas toujours bien marqués, à cause de la caractéristique éparse des données LiDAR.
2. Les surfaces transparentes ou spéculairement réfléchissantes, peuvent engendrer des mesures aberrantes, erronées ou une absence de mesure. Ainsi, la présence d'objets tels que les fenêtres, les miroirs et les surfaces d'eau peuvent gêner la reconstruction.
3. En fonction du point de vue du système LiDAR par rapport à la scène, certains éléments peuvent être mieux reconstruits que d'autres. Ainsi, à l'inverse du LiDAR terrestre, adapté à la capture de façades de bâtiments mais pas des toits, le LiDAR aérien ou porté sur drone, reconstruit très bien les toitures mais est susceptible de ne capturer que partiellement les surfaces verticales, laissant ainsi des zones partiellement reconstruites par exemple sur les murs de maisons.

1.5.3 Comparaison des méthodes basées images et LiDAR

La reconstruction géométrique de scènes complexes est une tâche difficile à réaliser en raison de la variété des scènes possibles. Les techniques de reconstruction basées images et LiDAR présentées ont leurs limites et, séparément, aucune de ces techniques ne peut résoudre tous les problèmes inhérents à la modélisation d'environnements réels. Afin de renforcer le besoin d'associer ces deux techniques dans le procédé de reconstruction géométrique, le tableau 1.1 compare les caractéristiques les plus importantes du scanner LASER et de la caméra numérique.

En plus des différences inhérentes aux données des capteurs, la reconstruction 3D basée LiDAR ou image possède également des différences sur le plan opérationnel.

Un avantage de la technologie LiDAR, notamment lorsque le système LiDAR est monté sur une plateforme aérienne, est sa capacité à pouvoir relever des points au sol, malgré la présence de végétations faiblement ou moyennement dense. La plupart des scanners sont capables, pour une impulsion envoyée par le capteur, de détecter plusieurs réflexions. Ces multiples réflexions, aussi appelées échos, correspondent aux différents objets qui se sont trouvés sur la trajectoire du faisceau LASER émis. Par exemple, pour un faisceau LASER émis depuis une plateforme volante en direction d'un arbre, les multiples réflexions détectées peuvent être liées à la cime de l'arbre, au branches du milieu puis au sol. La figure 1.7a illustre le principe de la détection multi-échos. Le LiDAR est donc plus adapté à générer des MNT que la photogrammétrie, qui va avoir tendance en présence de végétation à capturer uniquement la surface supérieure de celle-ci [Mandlburger *et al.*, 2017]. Cette propriété du LiDAR est donc bien utile dans les domaines de la foresterie ou de l'archéologie, lorsque les zones d'intérêt sont couvertes par la végétation. Les figures 1.7b et 1.7c montrent la

Scanner LASER	**Caméra numérique**
Capteur actif – fonctionne avec sa propre source de lumière	Capteur passif – nécessite une source lumineuse externe pour opérer
Sensible au proche infrarouge (IR-A)	Sensible à tout le spectre visible (de 380 à 780 nm)
Pauvre en information de couleur	Riche en information de couleur
Mesure de distance rapide et précise	Pas de mesure de distance directe, nécessite une étape de reconstruction
Excellente technique pour la description de surfaces complexes et irrégulières	Technique fastidieuse pour la description de surfaces complexes et irrégulières
Reconstruction imprécise des lignes et des arêtes	Reconstruction précise des lignes et des arêtes
Faible résolution et données éparses	Haute résolution et données denses
Pas d'information de voisinage spatial	Plus proches voisins connus
Technique coûteuse	Technique peu onéreuse

TABLEAU 1.1 – Comparatif des propriétés du scanner LASER et de la caméra numérique.

différence entre une acquisition LiDAR et une reconstruction photogrammétrique en vue de coupe d'un terrain présentant de la végétation.

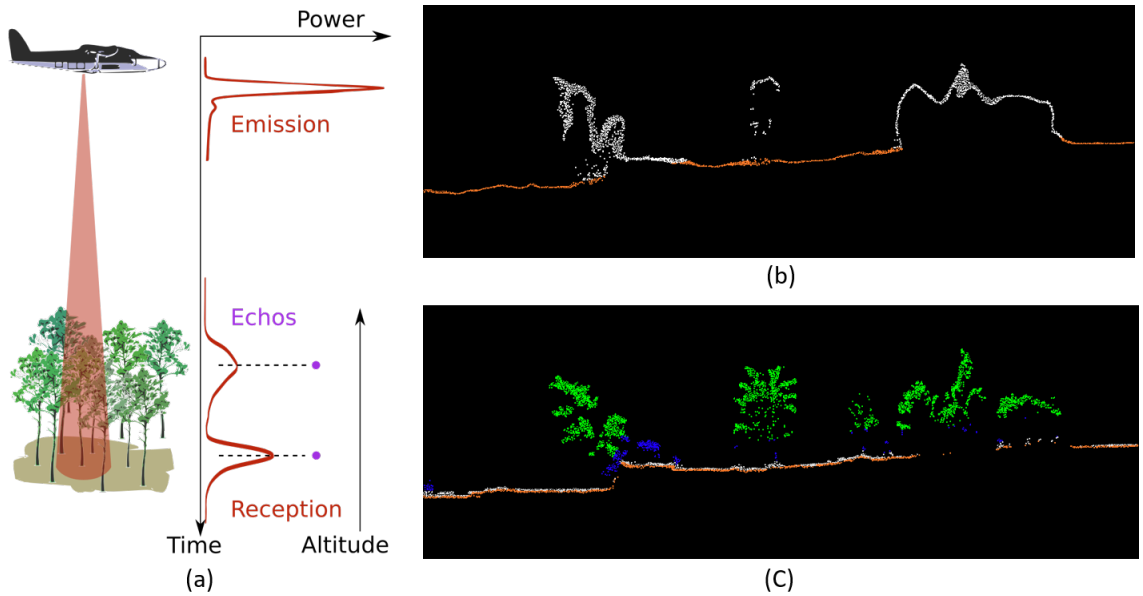


FIGURE 1.7 – Détection multi-échos et pénétration de la végétation : illustration avec un système LiDAR aéroporté. Figures obtenues avec l'aimable autorisation de YellowScan. (a) Détection multi-échos : un écho est réfléchi vers le capteur chaque fois que le faisceau LASER est partiellement ou totalement intercepté par un obstacle (Figure de T. Allouis dans [Allouis, 2011]). (b) Vue en coupe d'une reconstruction photogrammétrique. (c) vue en coupe d'une reconstruction basée LiDAR de la même zone que dans (b).

La photogrammétrie permet, toutefois, d'obtenir une résolution finale du modèle géométrique supérieure à celle du LiDAR, notamment grâce à la forte densité d'information contenu dans les images. Dans cette optique, la photogrammétrie semble être la technologie préférable pour les cas d'utilisation où une évaluation visuelle est requise, par exemple pour les inspections de construction ou en agriculture.

Le LiDAR et la photogrammétrie sont deux technologies capables, suivant les équipements utilisés, d'atteindre un niveau de précision équivalent. Cependant, la photogrammétrie nécessite généralement l'emploi de plus d'informations de contrôle, comme des GCPs. Alors que l'utilisation d'un ou deux GCPs est suffisante pour une acquisition LiDAR sur une plateforme mobile, un nombre important de GCPs bien repartis sur la zone d'acquisition est recommandé dans le cas de méthodes de reconstruction basées images. La mesure des GCPs nécessite généralement des méthodes d'arpentage traditionnelles (emploi de station totale couplée à un récepteur GNSS), ce qui implique des délais et des coûts supplémentaires.

En outre, le traitement des données LiDAR est très rapide. Les données brutes ne nécessitent généralement que quelques minutes de traitement (5 à 30 min suivant la quantité de données) pour générer le produit final. Par ailleurs, le traitement de données en photogrammétrie constitue l'étape la plus longue de tout le processus global. De plus, des machines de calcul permettant de traiter des gigaoctets d'information sont nécessaires pour effectuer une reconstruction basée images. Le temps de traitement moyen pour une reconstruction photogrammétrique équivaut à environ 5 à 10 fois le temps d'acquisition des données sur le terrain. Cet inconvénient de la photogrammétrie rend les acquisitions LiDAR bien plus adaptées aux situations d'urgence lorsqu'il s'agit de cartographier une zone rapidement en cas de catastrophes naturelles, industrielles ou bien pour des planifications tactiques, etc.

L'un des paramètres critiques en photogrammétrie, afin de garantir une reconstruction 3D précise, est le taux de recouvrement entre les différentes images. Les experts en photogrammétrie recommandent généralement un recouvrement longitudinal et transversal de 60 à 90% suivant la structure du terrain et du matériel utilisé. D'un autre côté, les acquisitions LiDAR ne requièrent classiquement qu'un recouvrement entre lignes de vol de 20 à 30%. Pour une même surface à reconstruire, les opérations d'acquisition LiDAR peuvent être exécutées plus rapidement que dans le cas d'une reconstruction photogrammétrique.

Cette comparaison démontre l'intérêt que présente une technologie qui combine données LiDAR et images optiques dans le domaine de la cartographie. L'association des couleurs issues des images et de la géométrie reconstruite du LiDAR permettrait d'obtenir des nuages de points colorés ou des MNS texturés qui apportent des informations précieuses au modèle géométrique reconstruit, par exemple pour la classification d'objet [Li et Cheng, 2018]. Toutefois, la fusion de données hétérogènes demeure un défi, car l'alignement des données LiDAR et des images optiques est une condition préalable pour pouvoir exploiter les caractéristiques complémentaires des deux modalités de données.

1.6 Contexte

Depuis l'existence des arpenteurs en Égypte Ancienne, les techniques de topographie ont beaucoup évolué. Aujourd'hui, les capteurs permettant des reconstructions géométriques sont suffisamment légers pour être montés sur drone et permettre des modélisations précises et rapides de l'environnement. On distingue notamment deux méthodes de reconstruction géométriques largement employées, celles basées LiDAR et celles basées images. Ces deux méthodes sont complémentaires de par les informations différentes qu'elles capturent. Une association des données LiDAR et images, ne peut que bénéficier aux modèles reconstruits.

1.6.1 Objectifs des travaux de thèse

Cette thèse s'inscrit dans une collaboration avec l'entreprise française YellowScan située dans la région de Montpellier. L'entreprise YellowScan est actuellement un des leaders mondiaux de solutions de cartographie LiDAR pour drone et souhaite exploiter la complémentarité des données LiDAR et images afin d'étendre et d'augmenter le pouvoir informatif des représentations numériques de l'environnement. L'objectif de cette thèse est de réaliser des cartes 3D-couleur du sol et du sursol en combinant les informations radiométriques et géométriques issues respectivement des images et du LiDAR. Dans le but de conserver la compétitivité de la société YellowScan face à la concurrence, certaines contraintes ont été établies. Le processus de génération de cartes 3D-couleur doit :

— être entièrement automatique,
— ne pas s'appuyer sur l'utilisation de mire ou de GCP,
— pouvoir opérer sur des environnements naturels,
— avoir un temps de traitement raisonnable, c'est-à-dire inférieur à une reconstruction photogrammétrique.

Nous verrons dans la section 4.1 que ces contraintes présentent un réel défi scientifique, puisque les méthodes de l'état de l'art ne permettent pas de satisfaire simultanément les contraintes susmentionnées.

1.6.2 Système d'acquisition multicapteur pour drone

Dans la suite de cette thèse nous nous concentrons sur des données issues d'un système multicapteur dédié aux drones développé par YellowScan. Ce système est composé d'une caméra, d'un LiDAR et d'un GNSS/INS. Bien que les outils et méthodes développées dans cette thèse restent génériques et applicables à de nombreux capteurs différents, toutes les expériences présentées sont réalisées avec le système multicapteur décrit dans cette section.

Le système multicapteur est composé d'un YellowScan Surveyor auquel a été fixé une caméra. Le YellowScan Surveyor est lui-même composé d'un système LiDAR Velodyne PUCK VLP-16 et d'un capteur GNSS/INS APX-15 conçu par la société Applanix.

La caméra est une SONY ILCE-QX1 et possède un capteur photosensible APS-C de dimension 23.2×15.4 mm permettant de capturer des images d'une taille de 5456×3632 pixels (~ 20 mégapixels). Sur cette caméra est monté un objectif grand angle permettant de maximiser le champ de vision. Celui-ci possède une distance focale de 9 mm offrant un champ de vue horizontal de 113 °.

Le LiDAR VLP-16 est un scanner LASER 3D composé de 16 couples d'émetteurs-récepteurs LASER qui tournent conjointement autour de l'axe de révolution du capteur. Les faisceaux sont inclinés de -15 ° à 15 ° par rapport au plan horizontal du scanner et sont distribués uniformément tous les 2 °. Ceci permet au VLP-16 de couvrir un champ de vue horizontal et vertical de 360 ° et 30 ° respectivement. D'après le fabricant, chaque faisceau LASER possède une précision de ± 3 cm sur la mesure de distance et des angles de divergence δ_1 et δ_2 de 3.43 mrad et 1.72 mrad respectivement.

Le fabricant nous informe que l'INS de l'APX-15 possède une précision approximative de 0.025 ° sur les observations des angles de roulis et de tangage et une précision de 0.08 ° sur les observations du cap. La précision de positionnement du GNSS est de 2 cm pour le positionnement horizontal et de 5 cm pour le positionnement vertical.

Le fabricant YellowScan garantit une précision absolue de ± 5 cm d'un nuage de points LiDAR géoréférencés issus des mesures du Surveyor effectuées à 50 m d'altitude. Pour

l'acquisition des données sur drone, le système multicapteur est monté sur une plateforme DJI-M600.

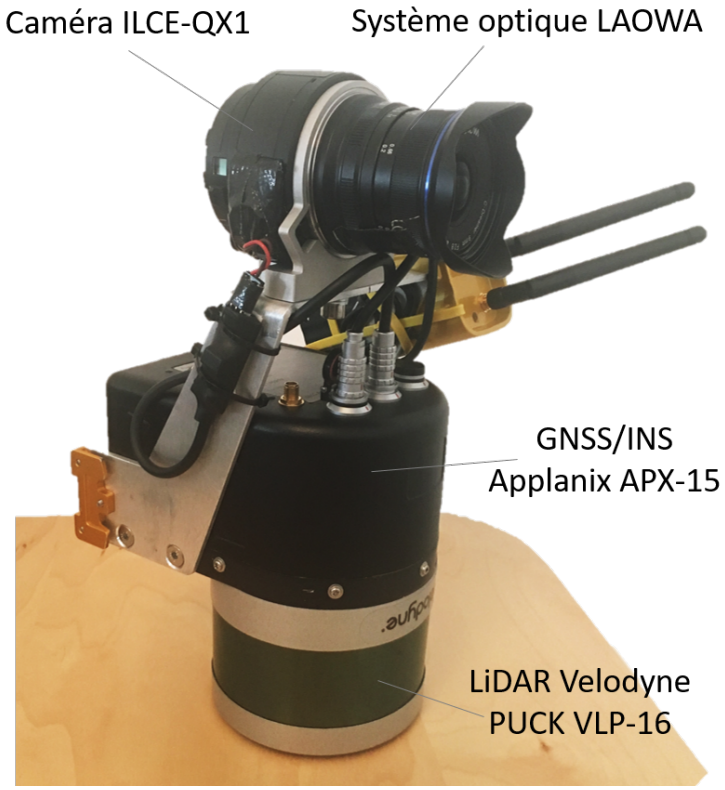


FIGURE 1.8 – Système multicapteur composé d'une caméra, d'un LiDAR et d'un GNSS/INS. Il s'agit d'un capteur YellowScan Surveyor, qui intègre le LiDAR VLP-16 avec la carte électronique Applanix APX-15 (dans le boitier noir et donc non visible), sur lequel a été monté une caméra et un système optique. Notons que l'antenne réceptrice GNSS est fixée sur le sommet du drone et n'est donc pas représentée sur cette figure.

1.6.3 Problématiques

La fusion de données caméra et LiDAR est une étape nécessaire à la génération de cartes 3D-couleur. L'association d'une mesure LiDAR avec une image s'effectue habituellement en reconstruisant un point LiDAR à partir de la distance et des angles mesurés par le scanner, puis en projetant ce point dans un pixel de l'image. Cependant cette association présente de nombreuses difficultés et deux prérequis ont été identifiés et jugés essentiels dans le processus de fusion. Le premier consiste à caractériser la qualité de la donnée et la qualité de l'association de données LiDAR et caméra, en raison des multiples erreurs de mesure survenant durant l'acquisition. Le second implique d'aligner géométriquement les données caméra et LiDAR dans un repère commun afin d'assurer une association cohérente entre celles-ci.

La caractérisation de la qualité des données est une étape importante en raison de l'hétérogénéité des celles-ci. L'association d'une mesure LiDAR et d'une image n'est pas triviale à cause de la variabilité de mesure et des nombreux capteurs intervenant dans une acquisition LiDAR et d'images par drone. Dans un environnement idéal et sans variation, si les images sont géoréférencées de manière exacte et que celle-ci ne sont pas bruitées, un point LiDAR P se projette dans potentiellement plusieurs pixels de différentes images. Ces

Caméra ILCE-QX1	Dimension du capteur photosensible	23.2 × 15.4 mm
	Résolution de l'image	5456 × 3632 pixels
	Poids	216 g
Système optique LAOWA 9mm f/2.8 Zero-D	Champ de vue horizontal	113 °
	Distance focale	9 mm
	Poids	215 g
LiDAR Velodyne PUCK VLP-16	Nombre de faisceaux	16
	Champ de vue horizontal	360 °
	Champ de vue vertical	30 °
	Divergence d'un faisceau LASER	3.41 × 1.73 mrad
	Précision de la distance	±3 cm
	Poids	830 g
GNSS/INS Applanix APX-15	Précision de positionnement horizontal	2 cm
	Précision de positionnement vertical	5 cm
	Précision des angles de roulis et de tangage	0.025 °
	Précision de l'angle de cap	0.08 °
	Poids	60 g

TABLEAU 1.2 – Spécifications des capteurs constituant le système multicapteur.

pixels ont tous la même couleur et l'association de cette unique couleur à P est évidente. Cependant, les variations aléatoires dans le processus d'acquisition d'une image font que ces pixels n'ont très probablement pas la même couleur. De plus, les erreurs de mesures des différents capteurs induisent des incertitudes sur la position géoréférencée du point P ainsi que sur la position et l'orientation des images. À ces effets s'ajoutent également les variations de l'environnement qui sont susceptibles de survenir au cours de l'acquisition, telles que des changements d'éclairage de la scène, par exemple suite à un nuage qui recouvre le soleil. Ces effets impliquent qu'un point P possède plusieurs pixels candidats et donc une liste de couleurs potentielles qui peuvent lui être associées. Dans le but de réaliser une fusion de données LiDAR et caméra, il est essentiel pour chaque point LiDAR P de déterminer, d'une part, la liste de couleurs candidates à la colorisation de P, et d'autre part, une couleur finale à associer à P parmi cette liste.

Le second prérequis, l'alignement géométrique des données, est indispensable afin d'obtenir une association cohérente de celles-ci. Une mesure LiDAR d'un objet doit être associée à une donnée image représentant le même objet pour que la fusion soit exploitable. Les problématiques d'alignement de données sont généralement solutionnées en identifiant puis en établissant des correspondances ou des corrélations entre des objets communs dans ces données, qui sont ensuite utilisées dans un processus d'alignement. Dans le cas de données LiDAR et caméra, cette tâche est particulièrement difficile à réaliser en raison de la forte hétérogénéité des données. En effet, la dimension spatiale de représentation est bidimensionnelle pour les images et tridimensionnelle pour un nuage de points LiDAR. De plus, la fréquence d'acquisition des capteurs, la densité des données LiDAR et caméra ainsi que l'information contenue dans celles-ci sont sensiblement différentes ce qui complexifie de manière importante l'automatisation des méthodes d'alignement.

1.6.4 Contributions

Les contributions de cette thèse sont énoncées ci-dessous :

— Le développement d'une méthode de prédiction de l'incertitude de position d'une mesure LiDAR géoréférencée sur drone en prenant en compte l'influence de la dimension de l'empreinte LASER sur le positionnement d'un point LiDAR.

— La proposition de deux méthodes de validation d'un modèle de prédiction de l'incertitude de position d'une mesure LiDAR, la première ne nécessitant pas de référence et l'autre utilisant un plan de référence.

— Le développement d'une nouvelle méthode générique d'alignement de données caméra, LiDAR et GNSS/INS qui est automatique, flexible et qui s'affranchit de l'utilisation de GCP.

— L'analyse quantitative et qualitative des performances de la méthode d'alignement présentée, appuyée sur des données synthétiques et réelles.

— L'adaptation et l'amélioration d'une méthode existante de détection des occultations pour la colorisation d'un nuage de points LiDAR depuis plusieurs images qui se recouvrent partiellement.

— La suggestion de nouvelles idées pour améliorer la stratégie de colorisation d'un nuage de points à l'aide de plusieurs images. Parmi ces idées, certaines s'appuient sur le modèle de prédiction de l'incertitude développé.

— Le dressement d'un état de l'art détaillé autour de toutes les méthodes présentées dans ce manuscrit.

Cette thèse a également fait l'objet d'une publication internationale [Péntek *et al.*, 2018] et d'un dépôt de brevet en France, disponible dans l'annexe A. Dans la publication [Péntek *et al.*, 2018] nous proposons une nouvelle méthode sans référence de validation du modèle de prédiction de l'incertitude de mesure d'un capteur LiDAR. Le brevet traite de la nouvelle méthode d'étalonnage d'un système LiDAR–GNSS/INS–caméra proposée dans ce manuscrit.

Chapitre 2

Repères de référence et géoréférencement direct

Sommaire

2.1 Repères de référence **28**

2.2 Notations et coordonnées homogènes **30**

2.3 Géoréférencement direct des données LiDAR **30**

2.4 Géoréférencement direct des images **32**

2.5 Relation entre les images et les points LiDAR **33**

2.5.1 Projection et modèle de caméra 33

Le géoréférencement des modèles géométriques reconstruits à partir d'acquisition de données LiDAR et/ou d'images est primordial pour des applications de cartographie. Nous avons vu qu'il existe principalement deux façons d'attribuer des coordonnées géographiques absolues à la carte reconstruite : les géoréférencement indirect et direct. Le géoréférencement indirect s'appuie sur l'usage de GCPs pour transformer la reconstruction du modèle dans un repère terrestre absolu, alors que le géoréférencement direct utilise des capteurs de localisation permettant de déterminer la position et l'orientation absolues du scanner LASER à chaque mesure de celui-ci. Bien que les deux approches soient envisageables pour les reconstructions basées images, dans le cas d'un système LiDAR sur drone le géoréférencement direct est la seule solution pour la construction de carte. En effet, la haute fréquence d'acquisition requise pour la détermination des positions et orientations du scanner LASER à chaque mesure nécessiterait un nombre trop élevé de GCPs afin d'assurer la faisabilité d'une telle construction [Cramer *et al.*, 2000].

Dans ce court chapitre, nous introduisons les différents repères qui sont utilisés dans ces travaux. Nous formalisons ensuite, à l'aide des coordonnées homogènes, les principales équations du géoréférencement direct de données LiDAR et d'images. Cette nouvelle formulation des équations, qui diffère de celle habituellement employée dans la littérature, nous permet de faciliter la compréhension des transformations entre les nombreux repères intervenant dans le géoréférencement. Enfin, grâce à cette notation, nous pouvons décrire de manière élégante la relation existante entre un point LiDAR géoréférencé et une image géoréférencée, permettant ainsi de déterminer la projection d'un point LiDAR dans une image.

2.1 Repères de référence

Les repères de référence utilisés dans ces travaux sont énumérés ci-dessous et illustrés sur les figures 2.1 et 2.2.

Le repère de la caméra c est un repère orthonormé défini ci-dessous :
Origine : centre optique de la caméra,
X^c : pointant vers la droite de la caméra, parallèle à la largeur du capteur photosensible,
Y^c : pointant vers le bas de la caméra, parallèle à la hauteur du capteur photosensible
Z^c : pointant vers l'avant de la caméra, parallèle à l'axe optique.

Le repère du plan image i est un repère bidimensionnel défini ci-dessous :
Origine : coin en haut à gauche de l'image,
X^i : parallèle et pointant dans la même direction que X^c,
Y^i : parallèle et pointant dans la même direction que Y^c.

Le repère du scanner LASER s est un repère orthonormé dont l'origine est le centre optique du scanner LASER et ses axes X^s, Y^s et Z^s sont définis par le constructeur.

Le repère du LASER l est un repère orthonormé défini ci-dessous :
Origine : centre optique du scanner LASER,
Z^l : pointant vers la direction de propagation du faisceau LASER,
X^l : parallèle à la première direction principale de la section du faisceau supposée non-circulaire (direction où la divergence du faisceau est la plus grande),
Y^l : parallèle à la deuxième direction principale de la section du faisceau supposée non-circulaire (direction où la divergence du faisceau est la plus petite).

Le repère du GNSS/INS b est un repère orthonormé dont ses axes coïncident avec les axes de l'IMU et donc de l'INS. Celui-ci est défini ci-dessous :
Origine : sommet de l'antenne réceptrice du GNSS,
X^b : pointant vers l'avant du véhicule,
Y^b : pointant vers la droite du véhicule,
Z^b : orthogonal à X^b et à Y^b tel que b soit un repère direct.
Notons que, dans ces travaux nous, associons un unique repère à l'antenne réceptrice du GNSS et au capteur INS qui sont supposés être montés de manière rigide.

Le repère de navigation n est un repère orthonormé géographique local. Aussi appelé repère *North East Down* (NED), celui-ci est défini ci-dessous :
Origine : même origine que le repère b,
X^n : pointant vers l'est géographique,
Y^n : pointant vers le nord géographique,
Z^n : pointant vers le bas par rapport à la surface de la terre.

Le repère terrestre e est un repère orthonormé géocentrique qui tourne avec la terre. Aussi appelé repère *Earth Centered Earth Fixed* (ECEF), celui-ci est défini ci-dessous :
Origine : centre de masse de la terre,
Z^e : parallèle à l'axe de rotation de la terre,
X^e : passant par la latitude 0 ° (équateur) et la longitude 0 ° (méridien de Greenwich),
Y^e : orthogonal à Z^e et à X^e tel que e soit un repère direct.

Le repère de monde m représente un repère orthonormé géographique de cartographie. Celui-ci modélise souvent une portion de la surface de la terre et est utilisé pour représenter les données de cartographie acquises à un endroit du globe. Un exemple est un repère Transverse universelle de Mercator ou –*Universal Transverse Mercator*– (UTM).

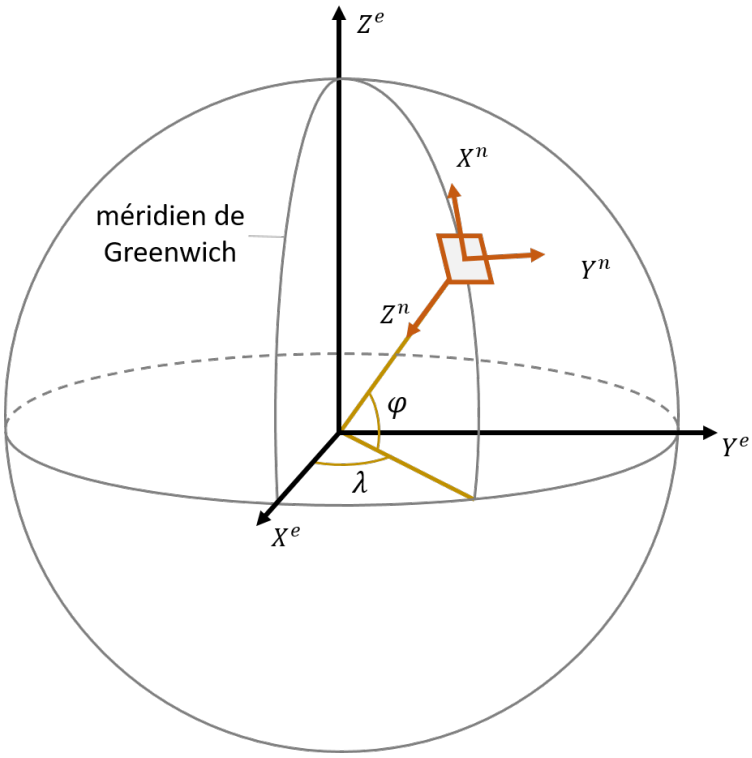


FIGURE 2.1 – Relation entre les repères e et n. φ et λ représentent respectivement la latitude et la longitude de l'origine de n dans e.

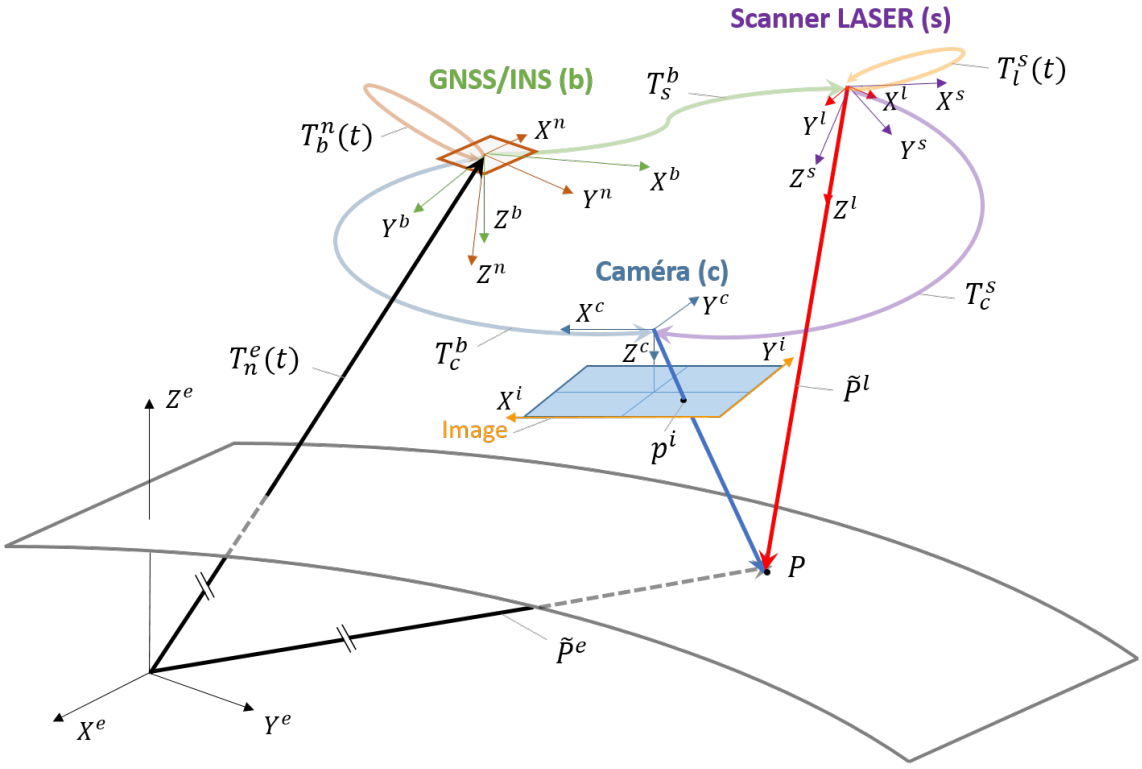


FIGURE 2.2 – Repères et transformations des capteurs du système multicapteur composé d'une caméra c d'un scanner LASER s et d'un GNSS/INS (b).

2.2 Notations et coordonnées homogènes

Dans cette section nous introduisons les principales notations employées dans ce manuscrit.

L'expression d'un point P en coordonnées cartésiennes dans un repère a est noté $\vec{\mathrm{P}}^a$, tel que :

$$\vec{\mathrm{P}}^a = \left[x_a, y_a, z_a\right]^{\mathrm{T}}. \tag{2.1}$$

L'expression d'un point P en coordonnées homogènes dans un repère a est noté $\tilde{\mathrm{P}}^a$, tel que :

$$\tilde{\mathrm{P}}^a = \left[x_a, y_a, z_a, 1\right]^{\mathrm{T}}. \tag{2.2}$$

Soit R une matrice 3×3, $\vec{t}$ un vecteur 3×1, et θ_x, θ_y, θ_z trois scalaires. Nous définissons une application $\mathcal{T}$ et une fonction $\mathcal{R}$ telles que :

$$\mathcal{T}\left(\mathrm{R}, \vec{t}\right) = \begin{bmatrix} \mathrm{R} & \vec{t} \\ 000 & 1 \end{bmatrix}, \tag{2.3}$$

et

$$\mathcal{R}\left(\theta_x, \theta_y, \theta_z\right) = \begin{bmatrix} \cos\theta_z & -\sin\theta_z & 0 \\ \sin\theta_z & \cos\theta_z & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos\theta_y & 0 & \sin\theta_y \\ 0 & 1 & 0 \\ -\sin\theta_y & 0 & \cos\theta_y \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos\theta_x & -\sin\theta_x \\ 0 & \sin\theta_x & \cos\theta_x \end{bmatrix}. \tag{2.4}$$

Soit a et d deux repères orthonormés. On appelle T_a^d la transformation de corps rigide de dimension 4×4 en coordonnées homogènes qui transforme un point exprimé dans le repère a vers le repère d tel que :

$$\mathrm{T}_a^d = \mathcal{T}\left(\mathrm{R}_a^d, \vec{t}_a^d\right), \tag{2.5}$$

où R_a^d désigne la matrice de rotation permettant de convertir un point exprimé dans le repère a vers le repère d et $\vec{t}_a^d$ le vecteur de translation entre les origines des repères a et d, exprimé dans d.

Notons que, pour toute matrice R_a^d vérifiant les propriétés d'une matrice de rotation, T_d^a est l'inverse de la transformation de T_a^d, tel que :

$$\mathrm{T}_d^a = \left[\mathrm{T}_a^d\right]^{-1} = \mathcal{T}\left(\left[\mathrm{R}_a^d\right]^{\mathrm{T}}, -\left[\mathrm{R}_a^d\right]^{\mathrm{T}} \vec{t}_a^d\right). \tag{2.6}$$

Pour tout scalaire x et matrice M qui est fonction du temps t, on notera respectivement ces termes $x(t)$ et $\mathrm{M}(t)$.

2.3 Géoréférencement direct des données LiDAR

Dans cette section, l'équation mathématique du géoréférencement d'un point LiDAR est présentée. Considérons un point LiDAR P dont la mesure est effectuée à un instant t_l. Géoréférencer la mesure de ce point P effectué dans le repère LASER l revient à calculer sa position dans le repère terrestre e à l'aide de l'équation 2.7.

$$\tilde{\mathrm{P}}^e(t_l) = \mathrm{T}_n^e(t_l)\mathrm{T}_b^n(t_l)\mathrm{T}_s^b\mathrm{T}_l^s(t_l)\tilde{\mathrm{P}}^l(t_l). \tag{2.7}$$

Les termes de l'équation 2.7 sont exprimés ci-dessous :

$\tilde{\mathrm{P}}^l(t_l)$ représente la mesure LiDAR dans l à l'instant t_l, tel quel $\tilde{\mathrm{P}}^l = \left[x_l(t_l), y_l(t_l), z_l(t_l), 1\right]^{\mathrm{T}}$ avec $z_l(t_l)$ se référant à la distance mesurée et $x_l(t_l)$ et $y_l(t_l)$ étant habituellement des valeurs nulles.

$\tilde{\mathrm{P}}^e(t_l)$ est le point LiDAR géoréférencé P qui est exprimé dans le repère e, tel quel $\tilde{\mathrm{P}}^e = \left[x_e(t_l), y_e(t_l), z_e(t_l), 1\right]^{\mathrm{T}}$ avec $x_e(t_l)$, $y_e(t_l)$, $z_e(t_l)$ les coordonnées de P dans e à l'instant t_l.

$\mathrm{T}_l^s(t_l)$ où $\mathrm{T}_l^s = \mathcal{T}\left(\mathrm{R}_l^s(t_l), \vec{0}\right)$, est la transformation du repère LASER l vers le repère scanner LASER s où $\mathrm{R}_l^s(t_l)$ est fonction des angles $\omega(t_l)$ et $\beta(t_l)$ représentant respectivement les angles d'élévation et de scan du faisceau LASER dans s. Le calcul de $\mathrm{R}_l^s(t_l)$ dépend du repère du scanner LASER s définit par le fabricant. Il s'agit d'une rotation pure car le repère l et s ont la même origine.

T_s^b où $\mathrm{T}_s^b = \mathcal{T}\left(\mathrm{R}_s^b, \vec{t}_s^b\right)$, est la transformation entre le repère du scanner LASER s et celui de l'INS/GNSS b représentant le désalignement physique entre ces deux capteurs. Ce désalignement est composé d'une part, de la rotation $\mathrm{R}_s^b = \mathcal{R}({}_x\vartheta_s^b, {}_y\vartheta_s^b, {}_z\vartheta_s^b)$ paramétrée par les trois angles de désalignement ${}_x\vartheta_s^b$, ${}_y\vartheta_s^b$ et ${}_z\vartheta_s^b$, et d'autre part, de la translation $\vec{t}_s^b = [{}_x t_s^b, {}_y t_s^b, {}_z t_s^b]^{\mathrm{T}}$ qui représente le bras de levier entre le centre optique du scanner s et le sommet de l'antenne GNSS de b. Notons que cette transformation ne dépend pas de t_l car celle-ci est liée au montage des capteurs LiDAR et INS/GNSS. Elle est supposée ne pas varier au cours du temps.

$\mathrm{T}_b^n(t_l)$ où $\mathrm{T}_b^n = \mathcal{T}\left(\mathrm{R}_b^n(t_l), \vec{0}\right)$, est la transformation entre le repère de l'INS/GNSS et celui de navigation n, où $\mathrm{R}_b^n(t_l) = \mathcal{R}\left(\phi(t_l), \theta(t_l), \psi(t_l)\right)$ avec $\phi(t_l)$, $\theta(t_l)$ et $\psi(t_l)$ représentant respectivement les angles de roulis, tangage et de cap mesurés par l'INS. Il s'agit d'une rotation pure car le repère b et n ont la même origine.

$\mathrm{T}_n^e(t_l)$ où $\mathrm{T}_n^e = \mathcal{T}\left(\mathrm{R}_n^e(t_l), \vec{t}_n^e(t_l)\right)$, est la transformation entre le repère de navigation n et le repère terrestre e. Cette transformation est composée d'une rotation $\mathrm{R}_n^e(t_l) = \mathcal{R}\left(0, -\frac{\pi}{2} - \varphi(t_l), \lambda(t_l)\right)$ et d'une translation $\vec{t}_n^e(t_l)$ fonction de $\varphi(t_l)$, $\lambda(t_l)$ et $\mathrm{H}(t_l)$ représentant la translation entre le centre de masse la terre et le sommet de l'antenne GNSS. $\varphi(t_l)$, $\lambda(t_l)$ et $\mathrm{H}(t_l)$ sont respectivement la latitude, la longitude et la hauteur ellipsoïdale observées par le GNSS à l'instant t_l. La hauteur ellipsoïdale H correspond à la hauteur au-dessus de l'ellipsoïde de référence, modélisant approximativement la forme de la terre.

Notons à ce stade que tout géoréférencement est effectué dans le repère terrestre e. Dans la littérature, certains auteurs transforment, à l'aide d'une étape supplémentaire, les points obtenus dans e par l'équation 2.7 vers un système de coordonnées de cartographie arbitraire (repère m), tel que un repère UTM. Il existe plusieurs repères m possibles [Lee, 1944], chacun étant adapté à une région géographique particulière. L'utilisateur préfère généralement exprimer un nuage de points LiDAR dans un repère m qui est souvent plus approprié à la visualisation et pour effectuer des mesures ou des traitements du nuage de points qui ne sont pas abordés dans le cadre de ces travaux. Toutefois, le passage de e vers m peut faire intervenir certaines distorsions de surface [Zhang et Shen, 2013a]. Pour cette raison, nous n'utiliserons pas le repère m dans ce manuscrit et effectuerons toutes nos opérations de géoréférencement dans le repère e.

Les paramètres intervenant dans cette transformation sont résumés dans le tableau 2.1 :

Catégorie	Nom	Paramètres	Nombre
LiDAR	mesure du faisceau LASER orientation du faisceau LASER	$x_l(t_l)$, $y_l(t_l)$, $z_l(t_l)$ $\beta(t_l)$, $\omega(t_l)$	5
INS	angle de roulis angle de tangage angle de cap	$\phi(t_l)$ $\theta(t_l)$ $\psi(t_l)$	3
GNSS	latitude longitude hauteur ellipsoïdale	$\varphi(t_l)$ $\lambda(t_l)$ $H(t_l)$	3
montage	angles de désalignement composantes du bras de levier	${}_x\vartheta_s^b$, ${}_y\vartheta_s^b$, ${}_z\vartheta_s^b$ ${}_xt_s^b$, ${}_yt_s^b$, ${}_zt_s^b$	6

TABLEAU 2.1 – Résumé des paramètres intervenant dans le géoréférecement d'un point LiDAR mesuré à l'instant t_l.

2.4 Géoréférencement direct des images

Le géoréférencement d'une image consiste à exprimer la position de son centre de projection et son orientation dans un repère géographique. De manière similaire au géoréférencement de données LiDAR, la position du centre de projection et l'orientation d'une image capturée à l'instant t_i sont respectivement exprimées dans e d'après les équations 2.8 et 2.9.

$$\tilde{O}^e(t_i) = T_n^e(t_i)T_b^n(t_i)T_c^b\tilde{O}^c(t_i), \tag{2.8}$$

$$R_c^e(t_i) = R_n^e(t_i)R_b^n(t_i)R_c^b. \tag{2.9}$$

Les termes des équations 2.8 et 2.9 sont exprimés de manière suivante. Notons que les termes $R_n^e(t_i)$, $R_b^n(t_i)$ et R_c^b de l'équation 2.9 sont les rotations qui composent respectivement les transformations $T_n^e(t_i)$, $T_b^n(t_i)$ et T_c^b de l'équation 2.8.

$\tilde{O}^c(t_i)$ représente la position du centre de projection dans le repère de la caméra c à l'instant t_i, tel que $\tilde{O}^c = \left[x_c(t_i), y_c(t_i), z_c(t_i), 1\right]^T$ avec $x_c(t_i)$, $y_c(t_i)$ et $z_c(t_i)$ étant des valeurs nulles, car $\tilde{O}^c$ se trouve à l'origine du repère c.

$\tilde{O}^e(t_i)$ est la position géoréférencée du centre de projection exprimée dans e à l'instant t_i, tel que $\tilde{O}^e = \left[x_e(t_i), y_e(t_i), z_e(t_i), 1\right]^T$ avec $x_e(t_l)$, $y_e(t_l)$, $z_e(t_l)$ les coordonnées du centre de projection dans e.

T_c^b où $T_c^b = \mathcal{T}\left(R_c^b, \vec{t}_c^b\right)$ est la transformation entre le repère de la caméra c et celui du GNSS/INS b représentant le désalignement physique entre ces deux capteurs. Ce désalignement est composé d'une part, de la rotation $R_c^b = \mathcal{R}({}_x\vartheta_c^b, {}_y\vartheta_c^b, {}_z\vartheta_c^b)$ paramétrée par les trois angles de désalignement ${}_x\vartheta_c^b$, ${}_y\vartheta_c^b$ et ${}_z\vartheta_c^b$, et d'autre part, de la translation $\vec{t}_c^b = [{}_xt_c^b, {}_yt_c^b, {}_zt_c^b]^T$ qui représente le bras de levier entre le centre optique de la caméra et le sommet de l'antenne GNSS. Notons que cette transformation ne dépend pas de l'instant de prise de vue t_i de l'image car celle-ci est liée au montage des capteurs GNSS/INS et caméra et est supposée ne pas varier au cours du temps.

$T_b^n(t_i)$ où $T_b^n = \mathcal{T}\left(R_b^n(t_i), \vec{0}\right)$, est la transformation entre le repère du GNSS/INS b et celui de navigation n, où $R_b^n(t_i) = \mathcal{R}\left(\phi(t_i), \theta(t_i), \psi(t_i)\right)$ avec $\phi(t_i)$, $\theta(t_i)$ et $\psi(t_i)$ représentant

respectivement les angles de roulis, tangage et de cap mesurés par l'INS. Il s'agit d'une rotation pure car le repère b et n ont la même origine.

$\mathrm{T}_n^e(t_i)$ où $\mathrm{T}_n^e = \mathcal{T}\left(\mathrm{R}_n^e(t_i), \vec{t}_n^e(t_i)\right)$, est la transformation entre le repère de navigation n et le repère terrestre e. Cette transformation est composée d'une rotation $\mathrm{R}_n^e(t_i) = \mathcal{R}\left(0, -\frac{\pi}{2} - \varphi(t_i), \lambda(t_i)\right)$ et d'une translation $\vec{t}_n^e(t_i)$ fonction de $\varphi(t_i)$, $\lambda(t_i)$ et $\mathrm{H}(t_i)$ représentant la translation entre le centre de masse la terre et le sommet de l'antenne GNSS. $\varphi(t_i)$, $\lambda(t_i)$ et $\mathrm{H}(t_i)$ sont respectivement la latitude, la longitude et la hauteur ellipsoïdale observées par le GNSS à l'instant t_i.

Les paramètres intervenant dans cette transformation sont résumés dans le tableau 2.2 :

Catégorie	Nom	Paramètres	Nombre
INS	angle de roulis angle de tangage angle de cap	$\phi(t_i)$ $\theta(t_i)$ $\psi(t_i)$	3
GNSS	latitude longitude hauteur ellipsoïdale	$\varphi(t_i)$ $\lambda(t_i)$ $\mathrm{H}(t_i)$	3
montage	angles de désalignement composantes du bras de levier	${}_x\vartheta_c^b$, ${}_y\vartheta_c^b$, ${}_z\vartheta_c^b$ ${}_xt_c^b$, ${}_yt_c^b$, ${}_zt_c^b$	6

TABLEAU 2.2 – Résumé des paramètres intervenant dans le géoréférecement d'une image capturée à l'instant t_i.

2.5 Relation entre les images et les points LiDAR

Le géoréférencement des données LiDAR et des images étant effectué dans le repère commun e, il est possible d'établir un lien entre un point LiDAR P mesuré à l'instant t_l et sa projection dans une image I capturée à l'instant t_i, en supposant que le point P appartienne à un objet visible dans l'image I. La projection d'un point P est dénoté p et ses coordonnées dans le repère i associé à l'image I s'expriment d'après l'équation 2.10

$$\vec{p}^{\,i}(t_l, t_i) = \pi_c^i\left(\tilde{\mathrm{P}}^c(t_l, t_i)\right), \tag{2.10}$$

avec

$$\tilde{\mathrm{P}}^c(t_l, t_i) = \mathrm{T}_b^c(t_i)\mathrm{T}_n^b(t_i)\mathrm{T}_e^n(t_i)\mathrm{T}_n^e(t_l)\mathrm{T}_b^n(t_l)\mathrm{T}_s^b\mathrm{T}_l^s(t_l)\tilde{\mathrm{P}}^l(t_l), \tag{2.11}$$

et π_c^i la fonction de projection du repère de la caméra c vers le plan image i, celle-ci étant décrite dans la section 2.5.1. Notons que les transformations de l'équation 2.11 correspondent aux transformations (ou aux transformations inverses) détaillées dans les sections 2.3 et 2.4.

2.5.1 Projection et modèle de caméra

La projection π_c^i décrit le lien entre les coordonnées d'un point de l'espace avec son projeté bidimensionnel sur le capteur photosensible et donc dans l'image. Un modèle de caméra est habituellement employé pour modéliser mathématiquement cette projection.

Un modèle de caméra simple est le modèle sténopé. Il suppose que le système optique de la caméra, c'est-à-dire sa lentille, respecte les conditions de Gauss. D'après ce modèle de caméra, la relation entre le point $\tilde{\mathrm{P}}^c = [x_c, y_c, z_c, 1]^{\mathrm{T}}$ et sa projection $\vec{p}^i = [x_i, y_i]^{\mathrm{T}}$ dans le plan image est exprimée suivant les équations 2.12 et 2.13

$$\begin{bmatrix} \lambda_s x_i \\ \lambda_s y_i \\ \lambda_s \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_c & 0 & o_x & 0 \\ 0 & f_c & o_y & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_c \\ y_c \\ z_c \\ 1 \end{bmatrix}, \tag{2.12}$$

avec f_c la distance focale du système optique, o_x, o_y désignant les coordonnées de la projection du centre optique de la caméra sur le plan image et λ_s un facteur d'échelle qui peut être déterminé uniquement dans le cas de la transformation d'un point de c vers i (et non l'inverse), traduisant l'incapacité d'une image seule à restaurer l'information de relief.

En posant $\lambda_s = z_c$ et si $z_c \neq 0$, alors :

$$\vec{p}^i = \begin{bmatrix} x_i \\ y_i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} o_x \\ o_y \end{bmatrix} + f_c \begin{bmatrix} x_c / z_c \\ y_c / z_c \end{bmatrix}. \tag{2.13}$$

En pratique, le système optique d'une caméra est souvent composé d'un ensemble de lentilles compliquant la véritable projection des rayons lumineux sur le capteur photosensible, tel que les conditions optiques de Gauss ne sont plus respectées. Ceci entraine bien souvent des distorsions géométriques dans l'image (voir section1.3.1) qui nécessitent également d'être modélisées, par exemple en introduisant une fonction de distorsion $\mathcal{D}$, tel que :

$$\vec{p}^i = \begin{bmatrix} x_i \\ y_i \end{bmatrix} = \mathcal{D}\left(\begin{bmatrix} o_x \\ o_y \end{bmatrix} + f_c \begin{bmatrix} x_c / z_c \\ y_c / z_c \end{bmatrix} \right). \tag{2.14}$$

Parmi les nombreux modèles caméra développés, on distingue principalement deux catégories : les modèles physiques et phénoménologiques [Rupnik *et al.*, 2017]. Le premier modélise toute erreur d'imagerie attribuée à un phénomène de nature physique, tandis que le second modélise uniquement les effets des imperfections de la lentille, sans en interroger les causes. La distorsion totale est définie comme une composition de distorsions élémentaires prédéfinies, telle que la distorsion radiale [Duane, 1971], décentrique [Fraser, 1997] ou polynômiale [Jacobsen, 2007]. Généralement, les principales distorsions sont modélisées par le modèle physique, tandis que les modèles polynomiaux ont pour but d'éliminer les distorsions résiduelles bien souvent moins significatives. Il est également possible de combiner ces deux types de modélisation, par exemple afin de corriger les distorsions induites par un objectif de type *fisheye* en définissant un modèle physique approximatif qui est ensuite corrigé par un modèle polynomial.

Dans le domaine de la photogrammétrie, une modélisation standard de la distorsion est une fonction de distorsion $\mathcal{D}$ physique composée d'une correction de distorsion radiale $\mathcal{D}^{\mathrm{R}}$, décentrique $\mathcal{D}^{\mathrm{B}}$ et affine $\mathcal{D}^{\mathrm{A}}$ qui peut être définie de manière suivante [Deseilligny *et al.*, 2015] :

$$\mathcal{D}\left(\begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} \right) = \mathcal{D}^{\mathrm{R}}\left(\begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} \right) + \mathcal{D}^{\mathrm{B}}\left(\begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} \right) + \mathcal{D}^{\mathrm{A}}\left(\begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} \right), \tag{2.15}$$

tel que :

$$\mathcal{D}^{\mathrm{R}}\left(\begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} \right) = \begin{bmatrix} c_x \\ c_y \end{bmatrix} + (1 + \mathrm{R}_3 r_{uv}^2 + \mathrm{R}_5 r_{uv}^4 + \mathrm{R}_7 r_{uv}^6 + \ldots) \begin{bmatrix} d_u \\ d_v \end{bmatrix}, \tag{2.16}$$

$$\mathcal{D}^{\mathrm{B}}\left(\begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix}\right) = \mathrm{B}_1 \begin{bmatrix} 2d_u^2 + r_{uv} \\ 2d_u d_v \end{bmatrix} + \mathrm{B}_2 \begin{bmatrix} 2d_u d_v \\ 2d_v^2 + r_{uv} \end{bmatrix}, \tag{2.17}$$

$$\mathcal{D}^{\mathrm{A}}\left(\begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix}\right) = \mathrm{A}_1 \begin{bmatrix} d_u \\ 0 \end{bmatrix} + \mathrm{A}_2 \begin{bmatrix} d_v \\ 0 \end{bmatrix}, \tag{2.18}$$

avec c_x, c_y étant les coordonnées du centre de la distorsion radiale dans l'image, $d_u = u - c_x$, $d_v = v - c_x$, $r_{uv}^2 = d_u^2 + d_v^2$, R_k le k^e^ coefficient de correction radiale, B_k le k^e^ coefficient de correction décentrique et A_k k^e^ coefficient de correction affine. L'ensemble des paramètres du modèle de la caméra ainsi que de la fonction de distorsion constituent les paramètres intrinsèques de la caméra.

Notons que les couples $\{c_x, c_y\}$ et $\{o_x, o_y\}$ peuvent être distincts ce qui permet de prendre en compte les distorsions qui ne s'exercent pas à partir de la projection orthogonale du centre optique sur le capteur. Bien que théoriquement un très grand nombre de coefficients de correction radiale R_k peuvent être utilisés, en pratique 5 paramètres semblent toujours être suffisant [Deseilligny *et al.*, 2015]. La présence de paramètres de correction affine permet de prendre en compte la non orthogonalité du plan image par rapport à l'axe optique, alors que les coefficients de correction décentrique corrigent un potentiel défaut d'alignement des axes optiques des lentilles du système optique. Le choix d'un modèle de caméra adapté au système utilisé est discuté par exemple dans [Förstner et Wrobel, 2016].

Finalement, la projection π peut donc être définie par la composition de deux fonctions $\mathcal{L}$ et $\mathcal{M}$ tel que :

$$\pi_c^i = \mathcal{L} \circ \mathcal{M}, \tag{2.19}$$

où, pour tout point P aux coordonnées $[x, y, z, 1]^{\mathrm{T}}$ tel que $z \neq 0$,

$$\mathcal{M}\left([x, y, z, 1]^{\mathrm{T}}\right) = \frac{[x, y]^{\mathrm{T}}}{z}, \tag{2.20}$$

et

$$\mathcal{L}\left(\begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix}\right) = \mathcal{D}\left(\begin{bmatrix} o_x \\ o_y \end{bmatrix} + f_c \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix}\right). \tag{2.21}$$

Chapitre 3

Caractérisation de l'incertitude du système de mesure

Sommaire

3.1 Concepts d'erreur et d'incertitude **38**
3.1.1 Quelques définitions 38
3.1.2 Illustration des concepts d'erreur et d'incertitude 39
3.2 État de l'art **41**
3.3 Proposition d'un modèle mathématique d'incertitude **43**
3.3.1 Modélisation du mesurage 43
3.3.2 Évaluation des incertitudes-types 44
3.3.3 Propagation des incertitudes-types 50
3.4 Validation du modèle de prédiction de l'incertitude **51**
3.4.1 Méthode de validation sans référence 52
3.4.2 Méthode de validation avec un plan de référence 56
3.4.3 Relation entre la dispersion expérimentale et l'incertitude prédite . 57
3.5 Discussion **59**
3.6 Conclusion **61**

Notre objectif est de développer une méthode générant des cartes 3D-couleur par association de données hétérogènes issues d'un LiDAR et d'une caméra portés par drone. À cause de la variabilité des mesures, intrinsèque aux méthodes d'acquisition des capteurs et à la restitution des données, la position d'un point LiDAR mesurée n'est que la réalisation d'une variable aléatoire qui peut être associée à la position de l'objet mesuré que l'on souhaite connaître et peut donc se voir attribuer un ensemble de valeurs possibles. Une façon d'associer une couleur à un point 3D issu d'une mesure LiDAR est de projeter ce point sur une des images sur laquelle ce point est visible. Cependant, dû à la variabilité de la mesure, il est fort probable que cette projection associe au point considéré la couleur d'un pixel voisin. Une façon de pallier ce problème, qui nécessite de caractériser l'incertitude associée à la mesure, consiste à recruter non pas un seul pixel lors de cette projection, mais l'ensemble des pixels qui auraient pu être la projection d'un point considéré. L'utilisation de plusieurs images et d'un mécanisme d'agrégation approprié peut, ensuite, permettre une association plus fiable d'un point LiDAR et d'une couleur.

Dans cet objectif, nous souhaitons caractériser la variable aléatoire associée à la position géoréférencée d'une mesure LiDAR. Une méthode classique consiste à employer la

méthodologie décrite par le guide pour l'expression de l'incertitude de mesure ou –*Guide to the expression of Uncertainty in Measurement*– (GUM) afin de modéliser l'incertitude a priori de mesure du LiDAR sur drone sous forme d'un ellipsoïde. Cet ellipsoïde représente, dans l'espace géographique, un ensemble de points dont la mesure aurait pu être l'objet mesuré.

Nous proposons trois contributions dans ce chapitre : La première consiste en la construction d'un modèle de prédiction de l'incertitude de mesure en prenant en compte l'influence de l'empreinte LASER. Nous proposons deux façons différentes de modéliser l'incertitude liée à cette empreinte qui seront comparées expérimentalement. La deuxième contribution propose une nouvelle méthode de validation du modèle de prédiction de l'incertitude pour un scanner LASER multifaisceau ne nécessitant pas de point ou de mesure de référence. Cette validation est basée sur deux critères : la cohérence et la spécificité du modèle de prédiction qui sont évaluées à l'aide de tests statistiques. La troisième contribution valide les performances de notre méthode sans référence en comparant les résultats de la méthode sans référence à l'aide d'une méthode utilisant un plan de référence.

3.1 Concepts d'erreur et d'incertitude

Cette section vise à définir et distinguer les concepts d'erreur et d'incertitude qui sont utilisés dans ce manuscrit. Les définitions et concepts présentés dans cette section sont pour la plupart issus du GUM [Jcgm, 2008]. Nous jugeons, cependant, qu'il est utile de les énoncer car les travaux de ce chapitre reposent principalement sur la méthodologie développée par le GUM. En fin de section, nous illustrons à l'aide d'un exemple les concepts d'erreur et d'incertitude ainsi que certains termes définis ci-dessous.

3.1.1 Quelques définitions

Les définitions suivantes sont extraites du GUM [Jcgm, 2008] qui pour certaines proviennent du Vocabulaire international des termes généraux et fondamentaux de métrologie [Vim, 2004].

Mesurande : Grandeur à mesurer. La définition d'un mesurande spécifie ordinairement certains états et conditions physiques, par exemple : La célérité du son dans l'air sec à la température $T = 273,15$ K et à la pression $p = 101325$ Pa.

Valeur vraie (d'une grandeur) : Valeur compatible avec la définition d'une grandeur particulière donnée. C'est une valeur que l'on obtiendrait par un mesurage parfait. Toute valeur vraie est par nature indéterminée.

Valeur conventionnellement vraie (d'une grandeur) : Valeur attribuée à une grandeur particulière et reconnue, parfois par convention, comme la représentant avec une incertitude appropriée pour un usage donné. Par exemple : en un lieu donné, la valeur attribuée à la grandeur réalisée par un étalon de référence peut être prise comme étant une valeur conventionnellement vraie. Un autre exemple : valeur recommandée par CODATA (1986) pour la constante d'Avogadro, N_A : 6.0221367×10^{23} mol^{-1}.

Incertitude (de mesure) : Paramètre, associé au résultat d'un mesurage, qui caractérise la dispersion des valeurs qui pourraient raisonnablement être attribuées au mesurande. Le paramètre peut être, par exemple, un écart-type (ou un multiple de celui-ci) ou la demi-largeur d'un intervalle de niveau de confiance déterminé. L'incertitude de

mesure comprend, en général, plusieurs composantes. Certaines peuvent être évaluées à partir de la distribution statistique des résultats de séries de mesurages et peuvent être caractérisées par des écarts-types expérimentaux. Les autres composantes, qui peuvent aussi être caractérisées par des écarts-types, sont évaluées en admettant des lois de probabilité, d'après l'expérience acquise ou d'après d'autres informations. Il est entendu que le résultat du mesurage est la meilleure estimation de la valeur du mesurande, et que toutes les composantes de l'incertitude, y compris celles qui proviennent d'effets systématiques, telles que les composantes associées aux corrections et aux étalons de référence, contribuent à la dispersion.

Erreur (de mesure) : Résultat d'un mesurage moins une valeur vraie du mesurande.

Erreur systématique : Moyenne qui résulterait d'un nombre infini de mesurages du même mesurande, effectués dans les conditions de répétabilité, moins une valeur vraie du mesurande.

Erreur aléatoire : Résultat d'un mesurage moins la moyenne d'un nombre infini de mesurages du même mesurande, effectués dans les conditions de répétabilité. L'erreur aléatoire est égale à l'erreur moins l'erreur systématique. Comme on ne peut faire qu'un nombre fini de mesurages, il est seulement possible de déterminer une estimation de l'erreur aléatoire. L'erreur systématique est égale à l'erreur moins l'erreur aléatoire.

Incertitude-type : Incertitude du résultat d'un mesurage exprimée sous la forme d'un écart-type

Incertitude composée : Incertitude-type du résultat d'un mesurage, lorsque ce résultat est obtenu à partir des valeurs d'autres grandeurs, égale à la racine carrée d'une somme de termes, ces termes étant les variances ou covariances de ces autres grandeurs, pondérées selon la variation du résultat de mesure en fonction de celle de ces grandeurs.

3.1.2 Illustration des concepts d'erreur et d'incertitude

Les termes « erreur » et « incertitude » étant fréquemment mal interprétés, nous souhaitons dans cette section, sensibiliser le lecteur à la différence entre les concepts d'erreur et d'incertitude au travers d'un exemple. D'après les définitions énoncées précédemment, le concept d'erreur est idéal et les erreurs de mesure ne peuvent pas être connues exactement. Par conséquent, dans la suite de ce chapitre nous utiliserons le concept d'incertitude pour caractériser la qualité des mesures LiDAR, celui-ci étant fondé sur le résultat de mesure et son incertitude évaluée, plutôt que sur la valeur vraie et l'erreur de mesure qui sont inconnues.

Considérons à titre d'exemple un télémètre LASER utilisé dans le but de mesurer sa distance par rapport à une cible. Le mesurande correspond dans ce cas-ci à la grandeur que l'on souhaite mesurer, soit la distance de la cible au télémètre LASER. Admettons que l'on souhaite maintenant caractériser l'erreur que fait le télémètre LASER lors d'une mesure de distance. L'erreur, telle qu'elle est définie, ne pourra jamais être déterminée, puisqu'une valeur vraie du mesurande ne pourra jamais être connue. Ce que l'on peut faire au mieux est d'estimer l'incertitude de mesure de distance du télémètre LASER, c'est-à-dire de paramétrer la dispersion des valeurs qui pourraient être attribuées au mesurande. Nous proposons pour cela d'effectuer une analyse statistique de la mesure de distance du télémètre qui consiste à répéter 100 mesures de la cible. Modélisons l'ensemble des distances mesurées par le télémètre LASER par une variable aléatoire z. La figure

figure 3.1 illustre d'un côté le concept de l'erreur (figure 3.1a) et de l'autre côté le concept de l'incertitude (figure 3.1b).

La figure 3.1a présente une loi de distribution des mesures du télémètre supposée gaussienne de moyenne $\mu_z = 10.05$ m et d'écart-type $\sigma_z = 0.03$ m. La valeur vraie inconnue est schématisée par la droite verticale rouge. L'erreur d'une observation z_k du télémètre est composée d'une erreur systématique, qui est l'écart entre μ_z et la valeur vraie, et d'une erreur aléatoire, qui est l'écart entre z_k et μ_z.

La figure 3.1b présente un histogramme de $n = 100$ observations répétées z_k de z qui sont supposées avoir été prises au hasard à partir de la loi de la figure 3.1a. On admet également qu'une valeur conditionnellement vraie de la distance existe, celle-ci ayant été déterminée par des moyens surpassant largement la précision du télémètre LASER. Cette valeur est assumée avoir un haut degré de confiance et peut être utilisée comme vérité terrain. Celle-ci est représentée par la droite verticale rouge. La moyenne arithmétique de l'échantillon contenant les 100 observations z_k est $\bar{z} = 10.053$ m et l'incertitude-type $u(z_k)$ d'une observation s_k est $u(z_k)$ tel que $u(z_k) = s_z = 0.027$ m. Grâce à la valeur conventionnellement vraie, nous sommes capable d'identifier une incertitude liée à un effet systématique en évaluant l'écart entre $\bar{z}$ et la valeur conventionnellement vraie. Cet effet systématique reconnu est généralement retranché aux observations z_k de la distance afin de les corriger. Il est important de noter que la moyenne arithmétique et l'incertitude-type calculées ne sont que des estimations de la moyenne et l'écart-type de la distribution que suit l'erreur aléatoire de mesure qui est inconnue. C'est pourquoi les valeurs idéales μ_z et σ_z diffèrent respectivement des estimations $\bar{z}$ et $u(z_k)$.

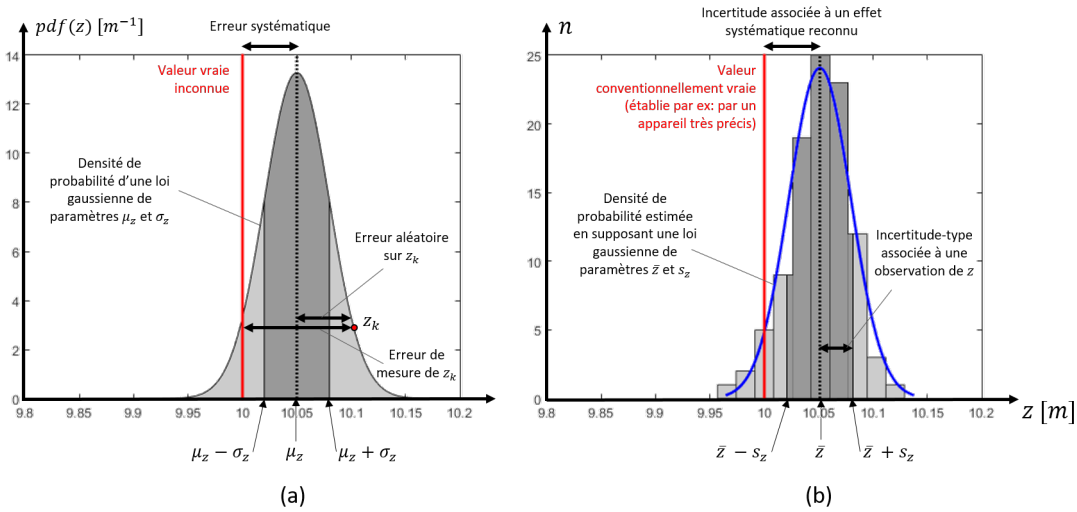


FIGURE 3.1 – Illustration du concept de l'erreur (a) et de l'incertitude (b).

Quelques citations importantes issues du GUM [Jcgm, 2008] :

> *Alors que les valeurs exactes des contributions à l'erreur d'un résultat de mesurage ne sont pas connues et ne peuvent pas l'être, les incertitudes associées aux effets aléatoires et systématiques responsables de l'erreur peuvent être évaluées. Mais, même si les incertitudes évaluées sont faibles, il n'y a, pour autant, aucune garantie que l'erreur sur le résultat de mesure soit faible, parce que, dans la détermination d'une correction ou dans l'évaluation des lacunes d'une connaissance, on peut aussi négliger un effet systématique qui n'aurait pas été reconnu. Ainsi, l'incertitude du résultat d'un mesurage n'indique pas nécessairement la proximité vraisemblable du résultat de mesure et de la valeur du mesurande ;*

c'est simplement une estimation de la proximité vraisemblable du résultat et de la meilleure valeur, en accord avec les connaissances actuellement disponibles.

L'incertitude du résultat d'un mesurage reflète l'impossibilité de connaître exactement la valeur du mesurande. Le résultat d'un mesurage après correction des effets systématiques reconnus reste encore seulement une estimation de la valeur du mesurande en raison de l'incertitude provenant des effets aléatoires et de la correction imparfaite du résultat pour les effets systématiques. Le résultat d'un mesurage après correction peut cependant, sans qu'on le sache, être très proche de la valeur du mesurande (et, en conséquence, avoir une erreur négligeable) même s'il possède une incertitude élevée. C'est pourquoi l'incertitude du résultat d'un mesurage ne doit pas être confondue avec l'erreur résiduelle inconnue.

3.2 État de l'art

Parue peu de temps après l'apparition des premiers systèmes LiDAR aériens, l'étude [Baltsavias, 1999] donne un aperçu des équations de base concernant ce type de système et discute des facteurs influençant la position d'un point LiDAR géoréférencé. Les travaux [Schenk, 2001] citent 5 principales sources d'erreurs liées aux composants d'un système LiDAR aérien qu'il est important de comprendre afin de pouvoir quantitativement déterminer leurs influences sur la position d'un point géoréférencé :

1. le positionnement du GNSS ;
2. l'attitude (roulis, tangage, cap) du véhicule de l'INS ;
3. le système de mesure de la distance du LiDAR ;
4. le mécanisme de balayage du LiDAR ;
5. l'intégration des différent composants (étalonnage spatial, temporel).

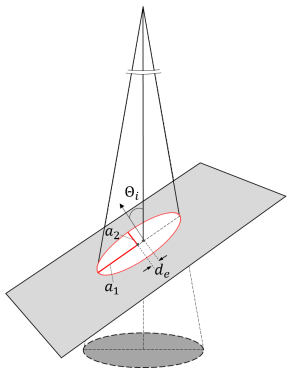


FIGURE 3.2 – Modélisation elliptique sur terrain incliné de l'empreinte LASER issu d'un faisceau gaussien à section circulaire.

De nombreux travaux ultérieurs ont relevé l'impact significatif de l'empreinte du LASER au sol sur la mesure estimée du positionnement du point LiDAR géoréférencé. Certaines études ont tenté de quantifier la taille de l'empreinte LASER sur un terrain plat et incliné en supposant un modèle de faisceau LASER gaussien avec une coupe transversale circulaire parfaite. Dans [Sheng, 2008], les auteurs analysent la géométrie d'intersection d'un faisceau LASER avec le terrain et développent un ensemble d'équations afin de décrire la forme de l'empreinte LASER sur un terrain incliné pour deux systèmes de balayage à motif en dents de scie et à motif circulaire (voir section 1.3.2). Les travaux [Zhang et Shen, 2013b] reprennent principalement l'étude [Sheng, 2008] afin de généraliser les équations de l'empreinte LASER au sol, en introduisant dans celle-ci l'attitude du faisceau LASER. Ces équations ne se limitent plus à un mécanisme de balayage spécifique et peuvent donc être appliquées à de grandes variétés de systèmes. L'émission d'un faisceau gaussien à

section circulaire génère, pour un angle d'incidence du faisceau Θ_i connu, une surface elliptique au sol qui est paramétrable par trois grandeurs : le grand rayon de l'ellipse a_1, le petit rayon a_2 et la distance entre le point d'incidence et le centre de l'ellipse d_e (voir figure 3.2).

Dans les travaux [Lichti et Gordon, 2004], l'erreur de mesure liée à la divergence du faisceau d'un scanner LASER terrestre est décrite comme une incertitude angulaire valant un quart du diamètre du faisceau en supposant une énergie uniformément répartie sur la largeur de l'impulsion. Cependant, selon le système LiDAR, la distribution d'énergie d'une impulsion peut prendre différentes formes. Les travaux [Glennie, 2007; Schaer *et al.*, 2007] indiquent que l'énergie de l'impulsion LASER émise par le système LiDAR étudié possède une forme gaussienne. L'énergie au centre de l'impulsion étant plus importante que sur les bords, celle-ci serait plus apte à générer une mesure de distance et donc que l'incertitude angulaire liée à l'empreinte LASER au sol, suivant le modèle dans [Lichti et Gordon, 2004], serait probablement inférieure à un quart du rayon de cette dernière. En s'appuyant sur cette information, les auteurs de [Goulden et Hopkinson, 2010] décident de caractériser l'incertitude liée à la divergence du faisceau par une composante angulaire égale à un quart du diamètre $1/e_f$ du faisceau gaussien. De par la définition d'un faisceau gaussien, le diamètre $1/e_f$ correspond au diamètre de la section du faisceau gaussien incluant environ 37% de la puissance de crête de l'impulsion LASER.

Plusieurs travaux abordent le sujet de la construction d'un modèle d'incertitude d'une mesure LiDAR. Par exemple, les auteurs de [Wujanz *et al.*, 2017], proposent d'établir un modèle stochastique de prédiction de l'incertitude des mesures du télémètre LASER Zoller + Fröhlich Imager 5006 h basé sur l'intensité de retour. La motivation de cette étude est que le rapport entre l'énergie émise et l'énergie retournée au télémètre lors de la mesure d'un objet est dépendante à la fois de la distance parcourue, des propriétés de surface de l'objet et de l'angle d'incidence du faisceau LASER. En effectuant une analyse statistique du système sur différents objets, à différentes distances et différents angles d'incidence, et en décrivant la relation entre l'intensité de retour et la dispersion des distances mesurées, les auteurs parviennent à caractériser l'incertitude de mesure du télémètre employé. Dans [Wujanz *et al.*, 2018] leur méthode est étendue à un scanner 3D. Cependant, cette méthode nécessite d'avoir accès à l'information de l'intensité de retour, qui n'est pas toujours mise à disposition par les constructeurs de LiDAR pour plateforme mobile.

Les travaux [Goulden et Hopkinson, 2010] portent sur la conception d'un modèle prédictif de l'incertitude de mesure d'un système LiDAR aéroporté. Celui-ci est construit par identification et caractérisation des principales sources d'erreurs aléatoires du système de mesure. Les incertitudes associées à chacune des sources d'erreurs identifiées sont ensuite propagées dans l'équation de géoréférencement permettant de définir un modèle prédictif de l'incertitude de positionnement de chaque point LiDAR géoréférencé. La cohérence de ce modèle est ensuite validée expérimentalement suivant les composantes horizontale et verticale des mesures, en comparant les incertitudes prédites avec la dispersion des mesures observées à l'aide d'un test statistique. Bien que l'influence de la divergence du faisceau soit prise en compte, l'influence de la géométrie du terrain n'est pas abordée dans ces travaux.

Dans [Schaer *et al.*, 2007], les auteurs proposent de caractériser l'incertitude de mesure d'un système LiDAR aéroporté en tenant compte de la géométrie du terrain. Pour cela, la normale de chaque point P d'un nuage de points géoréférencés est estimée à l'aide d'une analyse en composantes principales (ACP) en tenant compte de la distribution des points situés dans un voisinage de P. Les normales estimées sont ensuite utilisées afin de déterminer l'angle d'incidence de chaque point mesuré et d'en déduire les dimensions de

l'empreinte LASER sous forme d'une ellipse positionnée dans l'espace objet. Les composantes horizontale et verticale de l'ellipse sont alors intégrées dans un modèle prédictif de l'incertitude de mesure par la méthode de propagation de l'incertitude. Cependant, le modèle prédictif de l'incertitude de mesure n'est pas validé par les auteurs. Ces derniers s'en servent pour établir un coefficient, appelé facteur de qualité, représentant un niveau de confiance en chaque point. Les points dont l'estimation de la normale est très incertaine (par exemple dans la végétation) sont identifiés en calculant leur courbure et ne sont pas pris en compte dans l'analyse des résultats. Les auteurs montrent visuellement que le facteur de qualité est capable de prédire une faible confiance aux endroits à fortes discontinuités de terrain où de grandes incertitudes sont attendues.

Dans les travaux présentés, aucune étude n'a été menée sur des systèmes LiDAR pour drone. Pourtant ces derniers se différencient des systèmes aériens et terrestres principalement de par l'assemblage de composants plus légers, moins chers et souvent moins précis. Ces nouveaux choix technologiques, ainsi que les conditions d'utilisation différentes (altitudes, dynamique de déplacement) font que certaines hypothèses faites lors de l'estimation des incertitudes d'un système LiDAR aérien ou terrestre ne sont plus toujours valables dans le cas d'un système LiDAR pour drone. À la suite de ce chapitre nous nous concentrons donc sur la caractérisation de l'incertitude d'une mesure de position d'un système LiDAR pour drone. Nous proposons tout d'abord de construire un modèle de prédiction de cette incertitude de mesure, puis présentons différents moyens permettant de valider ce modèle.

3.3 Proposition d'un modèle mathématique d'incertitude

L'objectif de ce chapitre est de caractériser l'incertitude associée à la position d'un point LiDAR géoréférencé P dans le repère terrestre e. Dans cette section, nous allons principalement nous appuyer sur la méthodologie du GUM [Jcgm, 2008] et proposons une procédure d'évaluation et d'expression de l'incertitude qui repose sur la succession des étapes suivantes :

1. modélisation du mesurage : expression mathématique de la relation entre le mesurande et les grandeurs d'entrée dont le mesurande dépend ;
2. évaluation de l'incertitude-type de chaque estimation des grandeurs d'entrée ;
3. propagation des incertitudes-types afin de déterminer l'incertitude-type composée du résultat de mesure à partir des incertitudes-types associées aux estimations d'entrée.

Par mesure de simplicité, nous proposons d'illustrer la caractérisation de l'incertitude en considérant le système de mesure présenté dans la section 1.6.2, bien que cette méthodologie puisse s'appliquer à d'autres systèmes.

3.3.1 Modélisation du mesurage

Nous spécifions le mesurande, soit la grandeur à mesurer, comme étant la position [x_e, y_e et z_e] d'un point P exprimé dans le repère e ayant provoqué, à l'instant t_l, une mesure de distance z_l par le LiDAR. Rappelons que la position de P^e, soit un point P dans e, est déterminée à partir de l'équation 2.7 formulée dans la section 2.3. Cette équation exprime la relation mathématique entre le mesurande et les 17 grandeurs d'entrée, résumées dans le tableau 2.1, intervenant dans son estimation. On distingue les grandeurs liées aux observations du système LiDAR, au GNSS, à l'INS et les grandeurs liées aux estimations des

paramètres de montage qui nécessitent d'être déterminées en raison du désalignement physique entre le capteur LiDAR et le capteur GNSS/INS.

3.3.2 Évaluation des incertitudes-types

Dans cette section nous allons analyser les 17 grandeurs d'entrée intervenant dans l'estimation du mesurande (voir tableau 2.1) et associer à chacune des ces grandeurs d'entrée, une incertitude-type.

Appelons V une grandeur d'entrée. L'estimation de la grandeur d'entrée v et son incertitude associée $u(v)$ sont obtenues à partir d'une loi de probabilité des valeurs possibles de la grandeur d'entrée V. Cette loi, peut être fondée sur une distribution de fréquence, c'est-à-dire sur une série d'observations v_k de V (voir figure 3.1a), ou peut être issue d'une connaissance a priori de la loi de distribution associée à V. Notons que, dans les deux cas, les lois sont des modèles utilisés pour représenter l'état de notre connaissance sur la grandeur d'entrée.

Pour une grandeur d'entrée V, il n'est pas toujours possible de réaliser une analyse statistique afin d'obtenir une distribution de fréquence permettant d'estimer l'incertitude-type $u(v)$ associée à l'estimation v de V. Dans ce cas, le GUM propose d'évaluer $u(v)$ par un jugement scientifique fondé sur toutes les informations disponibles au sujet de la variabilité possible de V. Ces informations peuvent comprendre par exemple des données fournies par des certificats d'étalonnage ou autres certificats, des incertitudes assignées à des valeurs de référence provenant d'ouvrages et manuels, des spécifications du fabricant ou bien l'expérience ou la connaissance générale du comportement et des propriétés des matériaux et instruments utilisés.

Dans de tels cas, et si l'information est disponible, nous notons dans la suite de cette section Δv la précision de l'estimation v fournie soit par le fabricant soit par la méthode de mesure. Selon les calculs d'incertitude du GUM [Jcgm, 2008], si la probabilité a priori associée à V est supposée suivre une loi normale, alors la précision Δv peut être considérée comme son incertitude-type, ce qui implique $u(v) = \Delta v$. Si l'incertitude associée à V est supposée suivre une loi uniforme, alors $u(v) = \frac{\Delta v}{\sqrt{3}}$. Enfin, si V n'est pas mesurée mais est, par exemple, une donnée du fabricant alors $u(v) = 0$.

Observations du GNSS et de l'INS

Les grandeurs d'entrée liées au capteur GNSS/INS sont respectivement la latitude φ, la longitude λ, la hauteur ellipsoïdale H et les angles de roulis ϕ, de tangage θ et de cap ψ. À l'instant d'un tir LASER t_l, l'estimation de chacune de ces grandeurs d'entrée est une donnée de sortie du capteur GNSS/INS employé dans le système multicapteur décrit dans la section 1.6.2. Applanix, le fabricant de ce capteur utilise un couplage serré entre les observations GNSS et INS (voir section 1.4.3) et fournit pour chaque estimation au cours du temps de ces grandeurs, une estimation de son incertitude sous la forme d'un écart-type. Cette information est la meilleure interprétation disponible pour quantifier l'incertitude de position et d'attitude du système. Cependant, celle-ci ignore les corrélations potentielles entre les données de position et d'attitude issues du couplage serré. Notons que le fait d'ignorer des corrélations entre des grandeurs aura pour effet de surestimer l'incertitude-type composé du résultat de mesure. Dans le cas de notre application à la fusion de données LiDAR et caméra, cette action est moins critique que celle de sous-estimer l'incertitude du résultat de mesure, car une sous-estimation de la dispersion physique de la mesure risquerait, lors de l'association par projection d'un point P à un ensemble de pixels, de

manquer le meilleur pixel à associer à P.

Les incertitudes données par le constructeur sont donc directement considérées comme les incertitudes-types. Celles-ci sont notées $u\big(\varphi(t_l)\big)$, $u\,(\lambda(t_l))$, $u\,(\mathrm{H}(t_l))$, $u\big(\phi(t_l)\big)$, $u\,(\theta(t_l))$ et $u\big(\psi(t_l)\big)$.

Paramètres de montage entre le capteur LiDAR et le GNSS/INS

Les grandeurs d'entrée liées aux paramètres de montage peuvent être catégorisées en deux groupes : les paramètres de translation, où bras de levier ${}_x t_s^b$, ${}_y t_s^b$, et ${}_z t_s^b$, et les paramètres de rotation, où angles de désalignement ${}_x\vartheta_s^b$, ${}_y\vartheta_s^b$ et ${}_z\vartheta_s^b$. Ces paramètres représentent le désalignement en position et en orientation des repères s et b dû au montage des capteurs et doivent être estimés par un processus d'étalonnage. L'incertitude associée à chacune des estimations de ces grandeurs dépend de la méthode utilisée pour déterminer leur estimation.

Angles de désalignement : Parce que les repères qui sont associés aux capteurs LiDAR et GNSS/INS ne sont pas observables, l'estimation des angles de désalignement s'effectue au travers d'observations de ces capteurs. Il existe une variété de méthodes pour la détermination de ces grandeurs, mais en général, toutes les approches se réduisent à deux solutions fondamentales : les méthodes d'étalonnage manuelles et les méthodes d'étalonnage automatiques par ajustement selon la méthode des moindres carrés. Ces deux méthodes reposent sur l'acquisition et le géoréférencement de données LiDAR le long de plusieurs lignes de vols se recouvrant partiellement et qui sont effectuées dans des sens différents et parfois aussi à différentes altitudes.

Dans la méthode manuelle, les angles de désalignement sont ajustés manuellement par un opérateur. Les données sont ensuite géoréférencées en employant les valeurs des angles ajustés, jusqu'à ce que les nuages de points issus des lignes de vol s'alignent visuellement correctement.

Dans les méthodes d'ajustement automatique, des éléments caractéristiques ou des GCP observées dans des données issues de lignes de vols qui se chevauchent, sont mis en correspondance [Glira *et al.*, 2016; Habib *et al.*, 2010; Skaloud et Lichti, 2006]. Leur distance est ensuite minimisée dans un processus d'ajustement par la méthode des moindres carrés afin de déterminer les angles qui alignent au mieux les données (voir section 4.1.2).

La quantification des incertitudes associées à l'estimation des angles de désalignement s'avère cependant difficile, car les méthodes d'estimation des angles s'appuient sur des observations des capteurs LiDAR, GNSS et INS pour leur calcul. Ces incertitudes sont donc corrélées à de nombreuses autres sources d'incertitudes [Goulden et Hopkinson, 2010]. De plus, il n'existe aucun moyen établi pour vérifier de façon indépendante si l'incertitude déterminée à chaque angle est correcte [Skaloud et Lichti, 2006]. Les travaux [Morin et El-Sheimy, 2002; Skaloud et Lichti, 2006] utilisent une méthode automatique d'ajustement par la méthode des moindres carrés à partir de laquelle il est possible d'obtenir un écart-type associé à chaque estimation qui résulte de la variance des résidus de la régression. Toutefois ces écarts-types ne sont qu'un indicateur de la qualité de l'ajustement et ne sont pas forcément représentatifs de l'incertitude associée aux estimations des angles de désalignement. Une méthode plus adaptée pour estimer une telle incertitude serait d'employer une méthode de rééchantillonage tel que le Jackknive ou le bootstrap [Shao et Tu, 2012]. Cependant ces méthodes peuvent être fastidieuses à mettre en œuvre et ne permettent pas d'estimer la corrélation entre les incertitudes liées aux angles de désalignement et aux observations des capteurs.

D'après leur expertise, les auteurs de [Glennie, 2007] et de [Schaer *et al.*, 2007] déclarent que l'utilisation d'une méthode d'ajustement manuelle entraine des incertitudes sur les angles de désalignement qui s'approchent des incertitudes liées aux observations l'INS alors que les méthodes automatiques permettent de réduire d'avantage ces incertitudes. Dans cette étude, nous utilisons une méthode d'étalonnage automatique. Cependant, par manque d'information suffisante, nous considérons, comme dans [Goulden et Hopkinson, 2010], que les incertitudes liées aux paramètres angulaires de montage sont contenues dans les incertitudes associées aux observations de roulis tangage et de cap de l'INS, tel que :

$$u({}_x\vartheta_s^b) = u({}_y\vartheta_s^b) = u({}_z\vartheta_s^b) = 0 \tag{3.1}$$

Ceci possède néanmoins l'avantage de simplifier le modèle mathématique. Si l'utilisateur souhaite inclure explicitement ces paramètres d'incertitude, une analyse minutieuse de la méthode choisie pour la détermination des angles de désalignement doit être effectuée afin d'en caractériser proprement les incertitudes.

Bras de levier : Tout comme les méthodes d'estimation des angles de désalignement, il existe principalement deux types d'approches pour estimer le bras de levier entre les repères s et b : la méthode d'étalonnage automatique et la méthode d'étalonnage manuelle.

Via la méthode automatique, le bras de levier est souvent estimé simultanément aux angles de désalignement par une approche d'ajustement selon la méthode des moindres carrés. Cependant, cette approche possède le même désavantage que les méthodes d'ajustement des angles de désalignement, c'est-à-dire que les incertitudes associées aux composantes du bras de levier sont alors corrélées aux incertitudes liées aux observations des capteurs.

La méthode d'étalonnage manuelle consiste à mesurer physiquement, à l'aide d'un mètre à ruban ou de dessins techniques, l'écart entre le centre optique du LiDAR et le sommet de l'antenne réceptrice du GNSS. Bien que cette méthode puisse être approximative, elle est beaucoup plus simple à implémenter et, par ce fait, est très souvent utilisée.

Dans cette étude, bien que la méthode d'étalonnage automatique présentée dans le chapitre 4 puisse être utilisée afin d'estimer les composantes ${}_xt_s^b$ et ${}_yt_s^b$ du bras de levier, en raison de lacunes sur l'incertitude des estimations d'une telle méthode nous employons la méthode manuelle pour estimer le bras de levier. La mesure est effectuée avec un mètre à ruban. En considérant l'incertitude liée à la lecture et les effets de courbure du ruban, la précision de la mesure est évaluée à ±1 cm, soit $\Delta t_s^b = 0.01$ m. On suppose que les estimations de ces mesures suivent une loi uniforme. D'après le GUM, les incertitudes associées aux estimations des composantes du bras de levier sont donc estimées telles que :

$$u({}_xt_s^b) = u({}_yt_s^b) = u({}_zt_s^b) = \frac{\Delta t_s^b}{\sqrt{3}} \tag{3.2}$$

Observations du LiDAR

Les grandeurs d'entrée liées au capteur LiDAR sont les coordonnées d'une mesure LiDAR dans le repère l, soit x_l, y_l et z_l ainsi que l'angle de rotation β et l'angle d'élévation ω du faisceau LASER (voir figure 3.3a). L'estimation à l'instant t_l de chacune de ces grandeurs d'entrée est une donnée de sortie du capteur LiDAR employé dans le système multicapteur, ici le Velodyne VLP-16.

Le Velodyne VLP-16 est un scanner LASER multifaisceau composé de 16 sources LASER, dont chaque faisceau tourne simultanément autour de l'axe Z^s d'un angle $\beta \in [0, 360]$ °.

De plus, chaque faisceau possède un angle d'élévation ω différent mais constant, celui-ci variant pour chaque faisceau de $-15\,°$ à $15\,°$ d'un pas de $2\,°$. Nous supposons que le scanner LASER est étalonné géométriquement et que tout effet systématique existant sur ω est connu et corrigé. L'angle ω n'étant pas mesuré, et aucune information n'étant donné par le fabricant, nous posons

$$u(\omega) = 0. \tag{3.3}$$

De plus, aucune information n'est donnée par le fabricant concernant la mesure de l'angle de rotation du scanner β. Dans ce cas, on peut supposer que sa précision est inférieure à sa résolution angulaire, valant ici 0.01 degré. Ainsi, la moitié de la résolution angulaire peut être utilisée pour définir la précision $\Delta\beta$, tel que $\Delta\beta = 0.005\,°$. Nous posons donc :

$$u(\beta(t_l)) = \frac{\pi\Delta\beta}{180\sqrt{3}}. \tag{3.4}$$

L'incertitude due à la divergence du faisceau du LiDAR est une source d'erreur plus complexe à modéliser avec précision. Bien que la position apparente d'une mesure LiDAR soit restituée le long de l'axe du faisceau LASER, l'emplacement réel pourrait se trouver n'importe où dans l'empreinte du faisceau [Glennie, 2007; Schaer *et al.*, 2007]. L'incertitude de mesure dépend donc d'informations sur l'objet cible qui sont difficilement prévisibles, telles que l'inclinaison et les discontinuités du terrain, la végétation ou la réflectivité du matériau. Pour la caractérisation de l'incertitude du système, nous choisissons de prendre en compte la forme de l'empreinte du faisceau LASER.

Le VLP-16 utilise des empilements de diodes LASER à semi-conducteur, qui, d'après le fabricant, génèrent des empreintes composées de trois courtes bandes horizontales de lumière très rapprochées, comme l'illustre les figures 3.3b et 3.3c. La géométrie de l'empreinte LASER est supposée être contenue dans un rectangle dont les dimensions sont connues au niveau de la lentille du capteur. De plus, le fabricant indique que les angles de divergence du faisceau δ_1 et δ_2, définis le long des deux directions principales de l'empreinte LASER, sont tels que $\delta_1 = 3{,}43 \times 10^{-3}$ rad et $\delta_2 = 1{,}72 \times 10^{-3}$ rad. D'après ces informations, on peut donc considérer que l'empreinte LASER est de forme rectangulaire avec un niveau d'énergie uniforme dans l'impulsion émise. Par conséquent, nous proposons de supposer que l'objet qui génère une mesure de distance LiDAR peut se trouver de manière également probable dans toute la surface de l'empreinte.

Dans la suite, nous allons modéliser l'incertitude liée à la mesure de distance et à l'empreinte LASER à l'aide des paramètres $u(x_l(t_l))$, $u(y_l(t_l))$ et $u(z_l(t_l))$. Deux modélisations de l'empreinte LASER sont présentées : une modélisation simple et une plus complexe. La première ne tient pas compte de la géométrie du terrain alors que la deuxième s'appuie sur une estimation de la pente locale.

modèle simple de l'empreinte LASER : Dans cette proposition, les incertitudes-types $u(x_l(t_l))$ et $u(y_l(t_l))$ sont simplement calculées en s'appuyant sur la géométrie de l'empreinte LASER en fonction de la distance z_l, tel que :

$$u(x_l(t_l)) = \frac{\Delta x_l}{\sqrt{3}} = \frac{z_l \tan(\frac{\delta_1}{2})}{\sqrt{3}}, \tag{3.5}$$

$$u(y_l(t_l)) = \frac{\Delta y_l}{\sqrt{3}} = \frac{z_l \tan(\frac{\delta_2}{2})}{\sqrt{3}}. \tag{3.6}$$

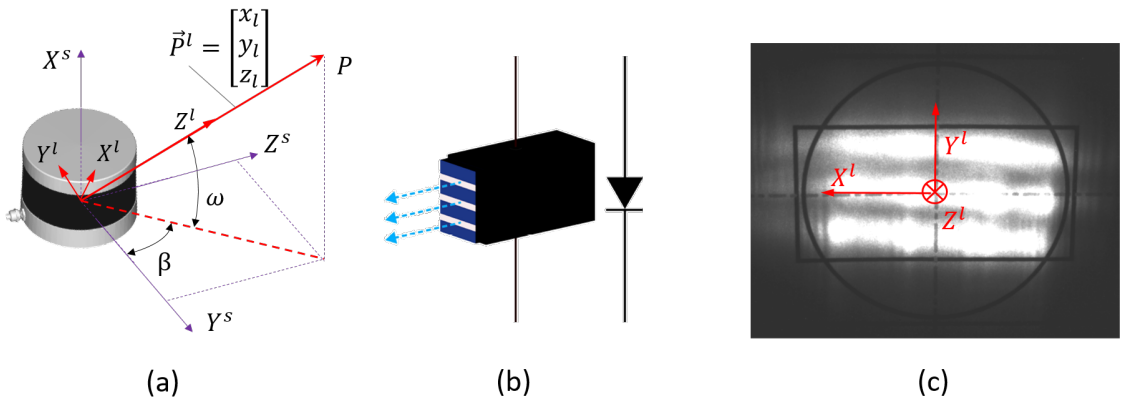


FIGURE 3.3 – (a) repère du scanner LASER s ; (b) schéma d'une pile de diode LASER utilisée dans le Velodyne VLP-16 ; (c) illustration de la forme et de la taille de l'empreinte LASER du Velodyne VLP-16. (b) et (c) sont tirés du manuel d'utilisateur du VLP-16.

Concernant la distance $z_l(t_l)$ mesurée par le LiDAR, le fabricant nous informe que $\Delta z_l = 0.03$ m mais ne fournit pas d'information sur la distribution que suit z_l. Nous supposons arbitrairement une distribution uniforme, donc :

$$u(z_l(t_l)) = \frac{\Delta z_l}{\sqrt{3}}. \tag{3.7}$$

Les composantes d'incertitudes liées à la dimension de l'empreinte du modèle simple sont illustrées sur la figure 3.4a par la boite englobante bleue.

modèle complexe de l'empreinte LASER : L'idée sous-jacente de ce modèle est d'estimer la dimension de l'empreinte en tenant compte de la pente d'un plan estimé sous l'empreinte LASER en chaque point LiDAR. Pour cela, nous calculons en chaque point LiDAR P géoréférencé dans e à un instant t_l, un vecteur normal $\tilde{n}_{\mathrm{P}}^e$ en analysant à l'aide d'une ACP les valeurs propres de la matrice de covariance d'un voisinage local de points autour de P [Schaer *et al.*, 2007]. Ce vecteur est ensuite exprimé dans le repère l à l'aide de l'équation de géoréférencement inverse de P en coordonnées homogènes, tel que :

$$\tilde{n}_{\mathrm{P}}^l = \mathrm{T}_s^l(t_l)\mathrm{T}_b^s\mathrm{T}_n^b(t_l)\mathrm{T}_e^n(t_l)\tilde{n}_{\mathrm{P}}^e, \tag{3.8}$$

où $\tilde{n}_{\mathrm{P}}^l$ est le vecteur normal exprimé en coordonnées homogènes dans le repère l, $\mathrm{T}_s^l(t_l)$, T_b^s, $\mathrm{T}_n^b(t_l)$ et $\mathrm{T}_e^n(t_l)$ sont les transformations inverses de corps rigide utilisées pour géoréférencer P (voir l'équation 2.7). Notons que, dans le repère l, l'angle entre $\tilde{n}_{\mathrm{P}}^l$ et l'axe Z^l représente une estimation de l'angle d'incidence. Il est donc possible de calculer la surface d'intersection entre un plan de normale n_{P}^l passant par P et le faisceau LASER qui est représenté comme une pyramide à base rectangulaire. Cette surface d'intersection représente alors une estimation de la dimension de l'empreinte LASER. On considère ensuite la plus petite boite englobant l'empreinte LASER pour déterminer les composantes d'incertitude Δx_l, Δy_l et Δz_l. Δx_l et Δy_l sont directement données par la géométrie de la boite englobante, illustrée en rouge sur la figure 3.4b. les incertitudes-types $u(x_l(t_l))$ et $u(y_l(t_l))$ sont donc définies tel que :

$$u(x_l(t_l)) = \frac{\Delta x_l}{\sqrt{3}}, \tag{3.9}$$

$$u(y_l(t_l)) = \frac{\Delta y_l}{\sqrt{3}} \tag{3.10}$$

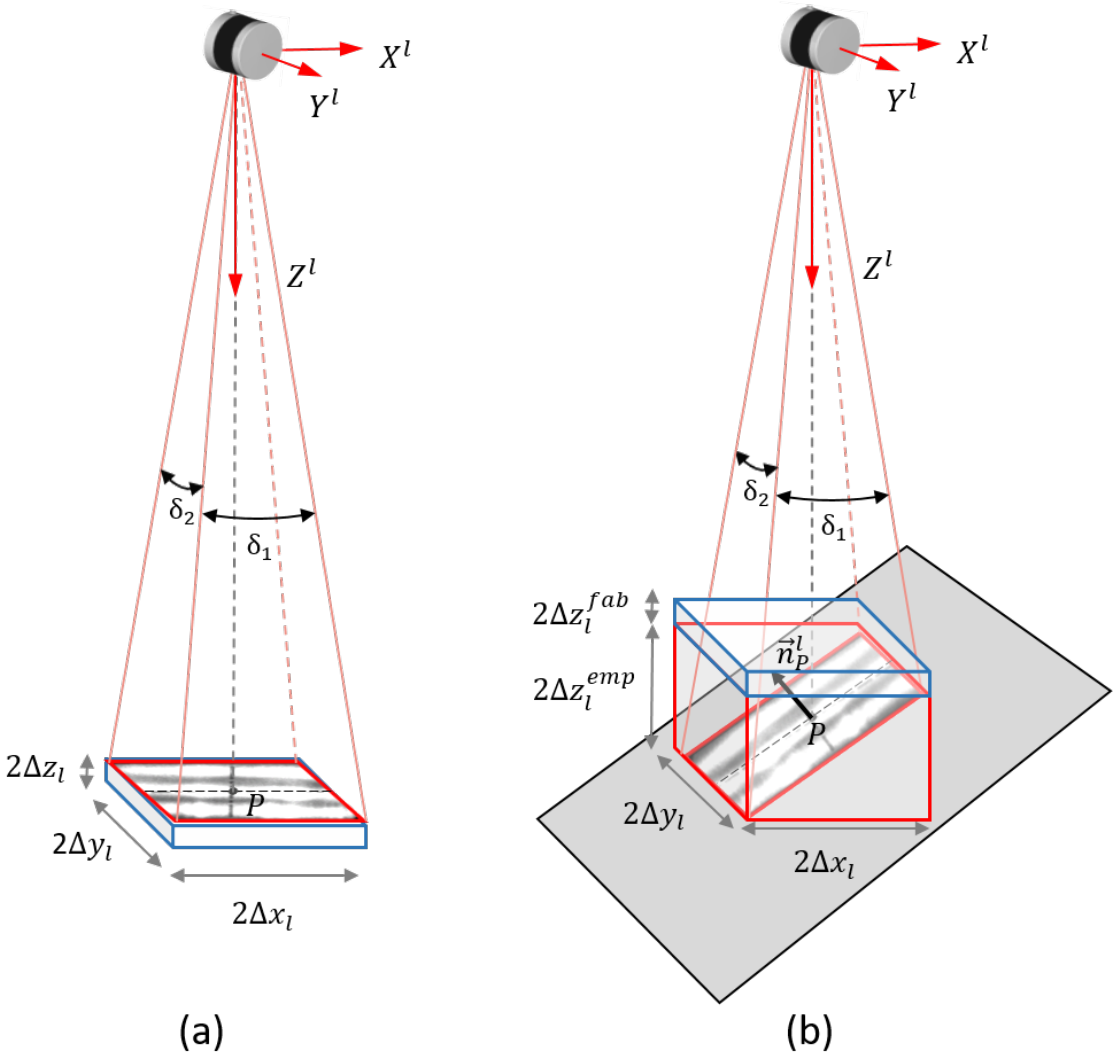


FIGURE 3.4 – Comparaison du modèle simple et du modèle complexe de l'empreinte LASER pour le Velodyne VLP-16. (a) modèle simple de l'empreinte LASER. Δx_l et Δy_l sont données par la dimension de la surface de l'empreinte et Δz_l est déterminé par des spécifications du fabricant, illustrées en bleue. Les incertitudes-types varient en fonction de la distance z_l mesurée mais sont indépendantes de la géométrie du terrain. (b) modèle complexe de l'empreinte LASER. La transposition du vecteur normale à la surface dans le repère l permet de calculer une dimension de l'empreinte LASER en tenant compte d'une estimation de la géométrie locale du terrain sous l'empreinte LASER. Les incertitudes-types tiennent à la fois compte de la nouvelle dimension de l'empreinte LASER (boite englobante rouge) et des spécifications du fabricant (boite bleue). Notons que la taille des boites n'est pas à l'échelle.

Δz_l est constituée de deux composantes, Δz_l^{fab} et Δz_l^{emp} représentant respectivement l'incertitude donnée par le fabricant et celle associée à l'empreinte. Δz_l^{emp} est donnée par la dimension de la boite englobant l'empreinte LASER (en rouge sur la figure 3.4b) et Δz_l^{fab} est donné par le fabricant, tel que $\Delta z_l^{fab} = 0.03$ m (en bleu sur la figure 3.4b). D'après les calculs de composition des incertitudes énoncés dans le GUM, l'incertitude-type résultante $u(z_l(t_l))$ tel que :

$$u(z_l(t_l)) = \frac{\Delta z_l}{\sqrt{3}} = \frac{\sqrt{\left(\Delta z_l^{fab}\right)^2 + \left(\Delta z_l^{emp}\right)^2}}{\sqrt{3}} \tag{3.11}$$

3.3.3 Propagation des incertitudes-types

L'écart-type estimé associé à l'estimation de sortie ou au résultat de mesure est appelé incertitude-type composée. L'incertitude-type composée du résultat de mesure, ici la position géoréférencée $[x_e(t_l), y_e(t_l), z_e(t_l)]$ dans e du point P mesuré à l'instant t_l, est déterminée en appliquant la loi de propagation de l'incertitude GUM à la fonction de géoréférencement donnée par l'équation 2.7. Le résultat est une matrice de covariance Σ_{P} de dimension 3×3, calculée d'après l'équation 3.12.

$$\Sigma_{\mathrm{P}}(t_l) = \begin{bmatrix} u_c^2(x_e(t_l)) & u_c(x_e(t_l), y_e(t_l)) & u_c(x_e(t_l), z_e(t_l)) \\ u_c(x_e(t_l), y_e(t_l)) & u_c^2(y_e(t_l)) & u_c(y_e(t_l), z_e(t_l)) \\ u_c(x_e(t_l), z_e(t_l)) & u_c(y_e(t_l), z_e(t_l)) & u_c^2(z_e(t_l)) \end{bmatrix}_e = \mathrm{J}\Sigma_{obs}(t_l)\mathrm{J}^{\mathrm{T}} \tag{3.12}$$

La matrice jacobienne J est obtenue à partir des dérivées partielles du premier ordre de l'équation de géoréférencement (voir équation 2.7). Mis à part le cas des observations du GNSS et de l'INS discuté dans la section 3.3.2, les observations proviennent de sources individuelles. Il est donc raisonnable de supposer que ces observations sont statistiquement indépendantes. Par conséquent, la matrice de covariance diagonale des observations Σ_{obs} est donnée par l'équation 3.13.

$$\begin{aligned} \Sigma_{obs}(t_l) = diag\, & u^2(x_l(t_l)) \quad u^2(y_l(t_l)) \quad u^2(z_l(t_l)) \quad u^2(\beta(t_l)) \quad u^2(\omega(t_l)) \quad u^2(\phi(t_l)) \\ & u^2(\theta(t_l)) \quad u^2(\psi(t_l)) \quad u^2(\varphi(t_l)) \quad u^2(\lambda(t_l)) \quad u^2(\mathrm{H}(t_l)) \quad u^2({}_x\vartheta_s^b) \\ & u^2({}_y\vartheta_s^b) \quad u^2({}_z\vartheta_s^b) \quad u^2({}_x t_s^b) \quad u^2({}_y t_s^b) \quad u^2({}_z t_s^b) \end{aligned} \tag{3.13}$$

Il est nécessaire de noter que la méthode présentée par le GUM impose des hypothèses importantes à l'analyse des incertitudes. Premièrement, cette méthode implique que les principaux facteurs d'incertitude ont tous été identifiés avec succès et correctement pris en compte. Deuxièmement, pour estimer les incertitudes-types de toutes les composantes d'incertitude, on suppose des distributions couramment utilisées, comme les distributions uniformes ou normales, qui ne reflètent pas la réalité, mais sont plutôt des simplifications utiles. Troisièmement, la loi de propagation de l'incertitude suppose implicitement que la distribution de probabilité de chaque grandeur d'entrée peut être entièrement modélisée par son second moment, c'est-à-dire sa variance. Enfin, la loi de propagation de l'incertitude propage cette mesure de l'incertitude dans une approximation de premier ordre au modèle de prédiction de l'incertitude du système de mesure.

La méthode de propagation des incertitudes permet d'associer, à chaque point LiDAR géoréférencé, une matrice de covariance indiquant la dispersion a posteriori (prédite) du positionnement de chaque point dans le repère e suivant les trois directions de l'espace. Cette dispersion prédite peut être représentée graphiquement sous forme d'un ellipsoïde d'incertitude comme illustrée sur la figure 3.5. Un ellipsoïde associé à la mesure LiDAR d'un objet représente alors un domaine de confiance qui est défini à une probabilité donnée que toute autre mesure de cet objet se trouve dans ce domaine. En projetant cet ellipsoïde d'incertitude dans une image, celui-ci décrit une ellipse d'incertitude englobant plusieurs pixels, et donc plusieurs couleurs, qui peuvent potentiellement être associés au point LiDAR mesuré. Néanmoins, cette dispersion a posteriori n'est qu'une modélisation de l'incertitude de position qui nécessite d'être compatible avec la dispersion physique du système de mesure afin de pouvoir être exploitée lors de la fusion de données LiDAR–caméra. En effet, si la prédiction de l'incertitude de positionnement d'un point LiDAR sous-estime la dispersion physique de mesure, nous risquons par conséquent de sous-estimer la liste de couleurs candidates qui pourraient potentiellement être associées au

point mesuré et ainsi de manquer le *vrai* pixel correspondant. Une surestimation de la dispersion physique est moins critique pour la fusion mais engendrera une ellipse d'incertitude dans l'image qui englobera une liste de couleurs candidates plus dispersée que nécessaire et donc moins représentative.

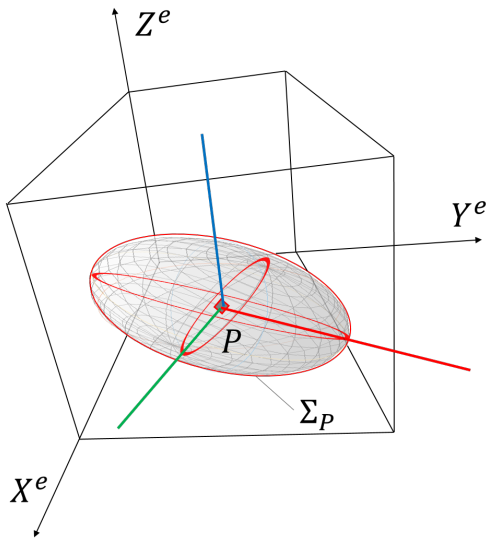


FIGURE 3.5 – Représentation de l'ellipsoïde d'incertitude Σ_P d'un point LiDAR P dans le repère e. Les trois axes principaux Σ_P sont illustrés en rouge, vert et bleu.

Dans le but de pouvoir exploiter le modèle de prédiction de l'incertitude développé dans le cadre de la fusion de données caméra et LiDAR, nous proposons, dans la section suivante, de valider ce modèle.

3.4 Validation du modèle de prédiction de l'incertitude

La validation d'un modèle de prédiction de mesure d'un système d'acquisition s'appuie généralement sur l'enregistrement de données expérimentales de ce système faisant intervenir des répétitions d'une mesure. L'incertitude-type prédite est alors comparée avec l'incertitude-type expérimentale estimée depuis la mesure répétée afin d'évaluer leur compatibilité.

Une façon d'estimer l'incertitude-type expérimentale d'une mesure LiDAR, soit sa dispersion physique, est de comparer des mesures répétées d'une cible de référence, dont sa position est connue. Cependant, il n'est pas toujours évident de connaitre la position de cette cible avec une précision suffisante pour estimer la dispersion physique du système de mesure. Ceci nécessite souvent l'utilisation d'un système de mesure additionnel ce qui complique la mise en œuvre d'une telle expérience.

Dans la suite de cette section nous proposons trois approches différentes pour évaluer la compatibilité du modèle de prédiction avec la dispersion physique du système de mesure LiDAR estimée depuis des données expérimentales. Tout d'abord, nous proposons une méthode de validation permettant, à l'aide de données expérimentales, d'évaluer le modèle de prédiction de l'incertitude d'un système LiDAR sans l'utilisation d'une référence [Péntek *et al.*, 2018]. Cette méthode est ensuite appliquée sur des données issues d'une expérience afin de valider le modèle de prédiction de l'incertitude développée. Dans un second temps, nous proposons de vérifier la pertinence de notre méthode sans référence en comparant les résultats obtenus avec une méthode de validation s'appuyant sur des

mesures de références. Le modèle de prédiction du système LiDAR est alors évalué à l'aide d'une seconde expérience dans laquelle des données expérimentales sont collectées. Dans une dernière approche visant à valider le modèle de prédiction, nous présentons une analyse des données collectées, qui met graphiquement en évidence la relation entre le modèle d'incertitude développé et la dispersion expérimentale observée. Dans les trois approches de validation présentées, les modèles de prédiction simple et complexe, qui tiennent compte respectivement de la modélisation simple et complexe de l'empreinte LASER, sont évalués.

Afin de décomposer le problème et de simplifier la compréhension des résultats, nous proposons de valider le modèle de prédiction associé à la mesure d'un unique capteur LiDAR. La méthode suivante est donc tout d'abord conçue pour un système LiDAR multifaisceau permettant la reconstruction statique d'une surface plane, cependant celle-ci peut être également utilisée à l'identique pour valider le système de mesure composé d'un LiDAR, d'une INS et d'un récepteur GNSS, à condition de réaliser les expériences dans un environnement permettant l'acquisition de données GNSS et INS.

3.4.1 Méthode de validation sans référence

Dans la méthode de validation sans référence, nous proposons d'éluder l'absence de vérité terrain en estimant un plan de référence à partir des données expérimentales collectées, tout en tenant compte de leur incertitude de mesure. Cette méthode diffère de la méthode qui utilise un plan de référence présentée dans la section 3.4.2, dans laquelle le plan de référence est déterminé à l'aide d'un dispositif de mesure beaucoup plus précis que le LiDAR dont on souhaite caractériser son incertitude de mesure.

La méthode d'évaluation sans référence que nous proposons est composée de deux phases. La première phase vise à évaluer si le modèle de prévision est compatible avec un ensemble de données expérimentales. La deuxième phase vise à évaluer la spécificité du modèle en cas de prévisions pessimistes. Ce cas est en effet fréquent avec une prévision d'incertitude basée sur la loi de propagation de l'incertitude du GUM, principalement en raison de certaines hypothèses sur lesquelles s'appuie cette méthode, comme le fait de caractériser les distributions des variables aléatoires associées aux grandeurs d'entrée par leur premier et second moment uniquement.

Phase 1 : évaluation de la compatibilité du modèle de prédiction de l'incertitude

Afin d'évaluer la compatibilité de la prédiction de mesure du système avec un ensemble de données expérimentales, nous proposons de collecter plusieurs nuages de points en mesurant un mur vertical plan en plaçant le LiDAR à différentes distances du mur. Sur chaque nuage de points on supprime préalablement les points qui n'appartiennent pas au mur.

La méthode de validation s'effectue, pour chaque nuage de points, en trois étapes :

1. Calculer les résidus au meilleur plan passant par le nuage de points du mur et vérifier si ceux-ci suivent ou non une distribution gaussienne. Cette étape est obligatoire puisque la propagation des incertitudes utilisée dans la construction du modèle de prédiction suppose que les données sont adéquatement modélisées par une distribution normale.
2. Effectuer une estimation statistique de type Monte-Carlo du plan basée sur 70% des données du nuage de points.

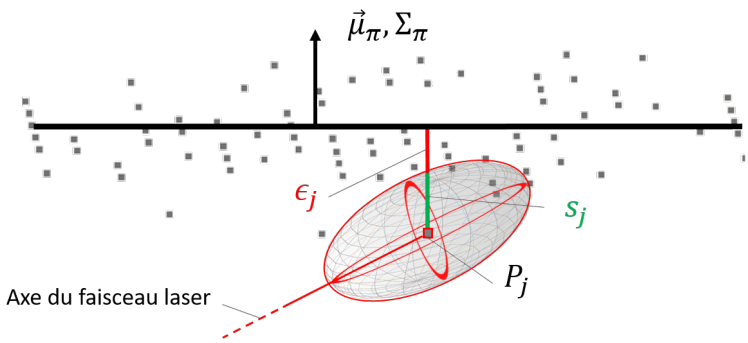


FIGURE 3.6 – Illustration des termes du test de compatibilité.

3. Tester si la distribution prévue des 30% restant des données du nuage de points est compatible avec l'estimation précédente ou non.

La première étape est réalisée en utilisant un test statistique d'Anderson-Darling [Anderson et Darling, 1954] sur les résidus.

Soit A l'ensemble utilisé pour la deuxième étape et B l'ensemble utilisé pour la troisième étape. L'estimation du plan de la deuxième étape s'effectue en répétant un très grand nombre de fois ce qui suit :

— Altérer la position de chaque point P_i de A avec un bruit gaussien ayant la matrice de covariance prédite Σ_{P_i}.

— Estimer le vecteur normal du meilleur plan correspondant au nouvel ensemble de points bruités.

Ceci nous permet de paramétrer le plan estimé par un vecteur normal moyen μ_π et sa matrice de covariance associée Σ_π. Le calcul de ces deux termes est effectué pour les raisons suivantes. Premièrement, pour compenser l'absence de référence nécessaire au calcul de l'incertitude expérimentale, nous proposons d'estimer un plan de référence qui s'appuie sur des mesures LiDAR. Ces mesures LiDAR étant incertaines, il est nécessaire de considérer leurs incertitudes dans l'estimation du plan de référence. Le calcul du meilleur plan moyen de vecteur normal μ_π permet ainsi de ne pas introduire de biais lié aux mesures LiDAR dans l'estimation de la référence. Deuxièmement, l'incertitude expérimentale, c'est-à-dire la dispersion caractérisée par la distribution des résidus ϵ_j au meilleur plan moyen, a pour but d'être comparée à l'incertitude prédite s_j de cette dispersion. Or les ϵ_j sont calculés en s'appuyant sur des mesures LiDAR incertaines et sur un plan de référence incertain. Afin de tenir compte de ces incertitudes, nous proposons de calculer s_j tel que :

$$s_j^2 = \vec{P}_j^T \Sigma_\pi \vec{P}_j + \vec{\mu}_\pi^T \Sigma_{P_j} \vec{\mu}_\pi, \tag{3.14}$$

où le terme $\vec{P}_j^T \Sigma_\pi \vec{P}_j$ correspond à la variance prédite liée à l'estimation du plan de référence, et $\vec{\mu}_\pi^T \Sigma_{P_j} \vec{\mu}_\pi$ à la variance prédite liée à la mesure des points LiDAR.

La troisième étape de cette méthode utilise un test du χ^2 similaire au test effectué dans [Goulden et Hopkinson, 2010]. Soit P_j un élément de B, le test compare l'écart-type de l'échantillon des résidus au plan ϵ_j au meilleur plan estimé $(\vec{\mu}_\pi, \Sigma_\pi)$ avec l'incertitude prédite s_j. Pour évaluer la disparité entre les incertitudes expérimentales et prédites, nous utilisons la distance Mahalanobis [Mahalanobis, 1936] et un risque γ de 5% :

$$\chi^2_{N_B-1;\gamma} < \sum_{j \in B} \frac{\epsilon_j^2}{s_j^2} < \chi^2_{N_B-1;1-\gamma}, \tag{3.15}$$

où N_B est le nombre d'éléments de B et $\chi^2_{\nu;\alpha}$ est obtenu à partir de la distribution du χ^2 avec ν degrés de liberté pour un risque α. L'inégalité de droite teste la cohérence du modèle, tandis que l'inégalité de gauche évalue sa spécificité. L'échec du test de cohérence indique une prédiction probablement optimiste. L'un échec du test de spécificité indique une prédiction probablement pessimiste.

Phase 2 : évaluation de la specificité du modèle de prédiction de l'incertitude

Une des principales utilisations du modèle de prédiction pour le processus de fusion de points LiDAR et de pixels est de pouvoir décider si deux mesures LiDAR peuvent être distinguées ou non l'une de l'autre. Il est donc intéressant d'évaluer la spécificité de la prédiction de l'incertitude de mesure LiDAR dans le cas où celle-ci est pessimiste. À cette fin, nous introduisons le pouvoir de résolution du modèle de prédiction $\rho_\gamma(D)$, qui est défini comme l'écart minimal au-delà duquel le modèle est capable, pour un risque γ, de dissocier deux objets différents observés à distance D.

Pour estimer $\rho_\gamma(D)$, notre méthode consiste à collecter des nuages de points appartenant à un plan à différentes distances, en déplaçant un panneau vertical devant le capteur LiDAR. Les acquisitions sont effectuées comme dans la section 3.4.1. Ensuite, en utilisant une procédure similaire à la précédente, nous testons si les points appartenant à l'ensemble T acquis avec le panneau à une distance D sont compatibles avec le plan π calculé avec les points du panneau capturés à une autre distance D'. Le test de cohérence est :

$$\sum_{p\in T} \frac{\epsilon_p^2}{s_p^2} < \chi^2_{N_T-1;1-\gamma}, \tag{3.16}$$

où s_p^2 est calculé comme dans l'équation 3.14. L'écart minimal $|D - D'|$ qui échoue au test de cohérence est considéré comme $\rho_\gamma(D)$, le pouvoir de résolution à distance D.

Expériences et résultats

Dans cette section, nous souhaitons valider le modèle de prédiction de l'incertitude de mesure d'un LiDAR Velodyne VLP-16. Les composantes intervenant dans la construction du modèle de prédiction se restreignent donc aux grandeurs suivantes : x_l, y_l, z_l, β et ω.

Pour la phase 1, les données ont été recueillies en déplaçant le LiDAR à 10 positions différentes, noté G_1 à G_{10} (voir figure 3.8). À chaque emplacement, le LiDAR est positionné de manière fixe et enregistre un nuage de points en effectuant un balayage du mur pendant 100 rotations. À titre d'illustration, la figure 3.7 affiche les histogrammes des résidus du plan pour quatre emplacements différents. Le test Anderson-Darling ne rejette pas l'hypothèse de la normalité pour toutes les acquisitions.

Dans cette expérience, la compatibilité des deux prédictions est évaluée en faisant intervenir respectivement le modèle simple et le modèle complexe de l'empreinte LASER. Les deux modèles de prédiction de l'incertitude de mesure LiDAR passent le test de cohérence mais échoue au test de spécificité, c'est-à-dire que les prédictions de l'incertitude de mesure par les deux modèles sont plutôt pessimistes. Ce résultat n'est pas très surprenant, car l'utilisation de la méthode proposée par le GUM à tendance à livrer des prédictions pessimistes. De plus, ce résultat peut aussi s'expliquer par l'incertitude déjà pessimiste de l'intervalle Δz_l donnée par le fabricant. En effet, il est critique pour un fabricant que le produit vendu respecte les spécifications indiquées et donc assez commun que la précision annoncée soit légèrement pessimiste.

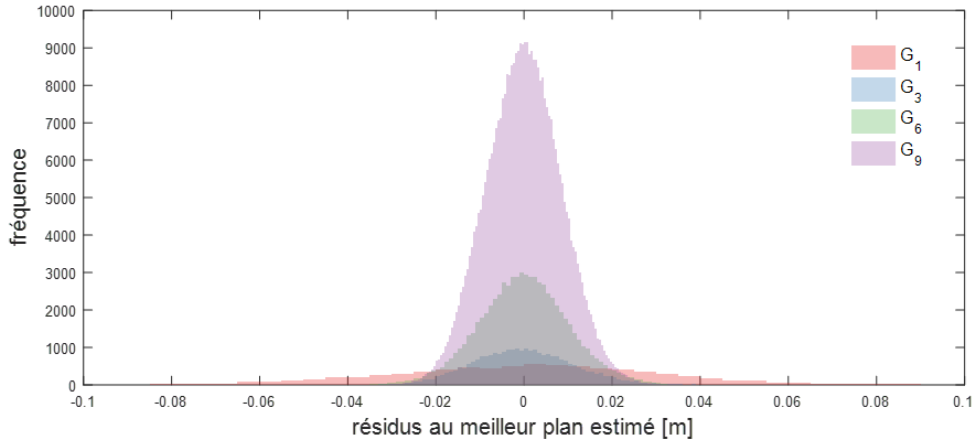


FIGURE 3.7 – Histogrammes des résidus au meilleur plan passant par les relevés LiDAR du mur aux positions G_1, G_3, G_6 and G_9.

Concernant la phase 2, les deux modèles de prédiction sont également évalués. Nous avons pour cela collecté 10 nuages de points H_1 à H_{10} d'un panneau vertical à des distances de D_1 à D_{10} respectivement. Le panneau a été initialement placé à $D_1 = 5$ m devant le LiDAR et chaque acquisition, régulièrement espacée de 1 cm, a été obtenue en reculant le panneau pas à pas (voir figure 3.9). Comme pour la phase 1, nous avons capturé, pour chaque distance, un nuage de points en faisant effectuer 100 rotations au système LiDAR. Considérons l'acquisition H_1 : l'emplacement le plus proche D' tel que $|D_1 - D'|$ échoue au test de cohérence de l'équation 3.16 est $D' = D_3$. Par conséquent, le pouvoir de résolution du modèle de prédiction de l'incertitude de mesure à la distance $D_1 = 5$ m est $\rho_\gamma(D_1) \leq 2$ cm. Ce résultat est valable aussi bien pour le modèle de prédiction simple que complexe. À cause des faibles angles d'incidence intervenant dans cette expérience, la modélisation complexe de l'empreinte LASER, se comporte de manière similaire au modèle simple. En testant le pouvoir de résolution des deux modèles pour toutes les acquisitions H_1 à H_{10} nous obtenons un pouvoir de résolution également borné à ±2 cm.

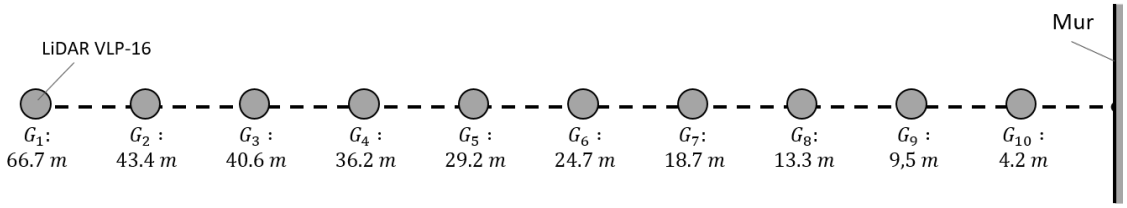


FIGURE 3.8 – Configuration expérimentale de la phase 1 : vue du dessus des position du LiDAR VLP-16 par rapport au mur capturé.

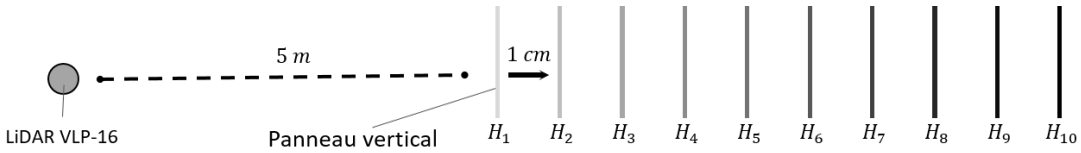


FIGURE 3.9 – Configuration expérimentale de la phase 2 : vue du dessus des positions du panneau vertical par rapport au LiDAR VLP-16.

3.4.2 Méthode de validation avec un plan de référence

Dans le but de vérifier la pertinence de la méthode de validation sans référence proposée, nous présentons également une méthode utilisant un plan de référence.

Comme dans la méthode sans référence, la méthode proposée dans cette section est conçue pour un système LiDAR multifaisceau permettant la reconstruction statique d'une surface plane. Nous proposons d'évaluer la compatibilité du modèle de prédiction avec un ensemble de données expérimentales en collectant avec le LiDAR plusieurs nuages de points d'une paroi verticale plane en le plaçant à différentes distances de celle-ci.

Le modèle de prédiction est alors comparé, dans un repère commun, à une mesure de référence qui sert de vérité terrain. Pour ce faire, nous utilisons une station totale Leica Viva TS16 pour réaliser un relevé de points sur le mur. Cet instrument possède une précision inférieure à 2 mm, ce qui est d'un ordre de grandeur de moins que la précision des LiDAR multifaisceau actuellement sur le marché et peut donc être considéré comme une vérité terrain. Avec la station totale, nous mesurons également la position du LiDAR au mur afin de pouvoir transposer les données LiDAR dans le repère commun aux données collectées du mur. L'alignement de l'orientation de chaque nuage de points LiDAR avec les données du mur est ensuite effectué en alignant les vecteurs normaux du meilleur plan passant par le nuage de points et du meilleur plan passant par les données du mur, qui sera considéré dans la suite comme le plan de référence de vecteur normal $\vec{n}_r$.

De manière similaire à la méthode sans référence, la méthode présentée dans cette section se déroule en deux étapes :

1. Calculer pour chaque nuage de points les distances ϵ_j de tous les points P_j au plan de référence, et vérifier si leur distribution suit une loi gaussienne.
2. Tester à l'aide du test du χ^2 que la distribution des variances prédites s_j en chaque point P_j est compatible avec celle des ϵ_j.

Comme précédemment, la première étape est réalisée à l'aide du test Anderson-Darling [Anderson et Darling, 1954]. Le seconde étape est réalisée en employant le test de l'équation 3.17, avec s_j l'incertitude prédite telle que $s_j^2 = \vec{n}_r^{\mathrm{T}} \Sigma_{P_j} \vec{n}_r$.

$$\chi^2_{N-1;\gamma} < \sum_j^N \frac{\epsilon_j^2}{s_j^2} < \chi^2_{N-1;1-\gamma}, \tag{3.17}$$

où N est le nombre de points LiDAR dans tous les nuages de points cumulés et $\chi^2_{\nu;\alpha}$ est obtenu à partir de la distribution du χ^2 avec ν degrés de liberté pour un risque α.

Expériences et résultats

Nous appliquons cette méthode au modèle de prédiction de l'incertitude de mesure d'un LiDAR Velodyne VLP-16. Les composantes intervenant dans la construction du modèle de prédiction sont : x_l, y_l, z_l, β et ω. Les données ont été recueillies en déplaçant le LiDAR à 5 positions différentes : 5 m, 10 m, 20 m, 30 m et 60 m. À chaque emplacement, le LiDAR est positionné de manière fixe et capture un nuage de points en effectuant un balayage du mur pendant 100 rotations. À la différence de l'expérience réalisée pour tester la méthode sans référence (voir section 3.4.1), nous effectuons les acquisitions sur un mur plus large, permettant ainsi d'obtenir des mesures faisant intervenir des angles d'incidence plus important (jusqu'à 60 ° pour la position du LiDAR à 5 m). La station totale relève 191 points sur le mur.

Pour tous les nuages de points, les ϵ_j sont calculés par rapport au plan de référence. Le test d'Anderson-Darling est ensuite appliqué et celui-ci ne rejette pas l'hypothèse de la distribution normale.

Nous évaluons les deux modèles de prédiction de l'incertitude de mesure, le simple et le complexe. Les résultats du test du χ^2 indiquent à nouveau que les deux modèles sont pessimistes, ce qui permet de valider la performance de notre méthode sans référence présentée dans la section 3.4.1.

3.4.3 Relation entre la dispersion expérimentale et l'incertitude prédite

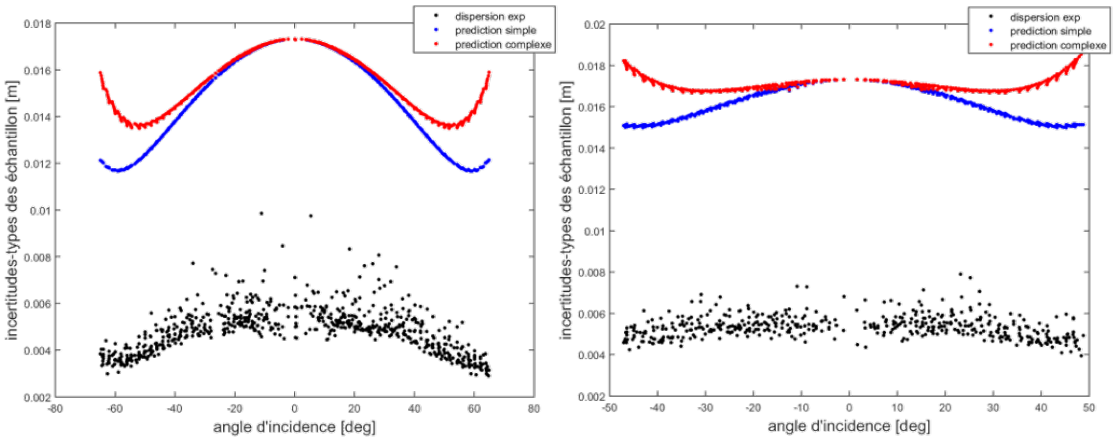
En utilisant les données collectées dans la section 3.4.2, nous décidons, dans une nouvelle analyse des résultats, de mettre en évidence la relation entre la dispersion expérimentale et l'incertitude prédite en fonction de l'angle d'incidence pour les différents emplacements du LiDAR. Pour vérifier cela, nous observons graphiquement la corrélation entre la dispersion prédite s_{pred} et la dispersion expérimentale s_{exp} en traçant $s_{pred} = f(s_{exp})$. Pour évaluer s_{pred} et s_{exp}, nous créons des échantillons de données cohérents qui respectent deux critères :

— chaque échantillon contient des points ayant une distribution similaire,

— chaque échantillon contient suffisamment de points pour pouvoir observer une estimation raisonnable de la dispersion expérimentale.

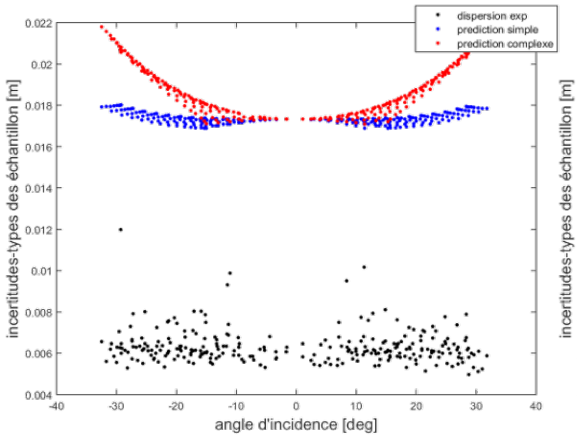
Dans cette optique, nous créons des échantillons à partir de points contenus dans une fenêtre de 2 ° de l'angle de scan β. Chaque échantillon possédant moins de 500 points n'est pas considéré dans cette analyse. Soit k l'indice d'un point LiDAR dans un échantillon considéré, s_{exp} est évalué en calculant l'écart-type des ϵ_k de l'échantillon et s_{pred} est la valeur moyenne des incertitudes prédites s_k associés aux points de l'échantillon. Nous rappelons que s_k est construit comme dans la section précédente, c'est-à-dire, tel que $s_k = \vec{n}_r^{\mathrm{T}} \Sigma_{\mathrm{P}_k} \vec{n}_r$, où $\vec{n}_r$ est le vecteur normal au plan de référence et Σ_{P_k} est la matrice de covariance au point P_k construite suivant le modèle simple ou complexe utilisé. La figure 3.10 illustre la relation observée entre s_{exp} (en noir) et s_{pred} pour le modèle simple (en bleu) et le modèle complexe (en rouge) suivant l'axe perpendiculaire au mur pour les 5 différentes positions du LiDAR VLP-16.

Sur la figure 3.10 nous observons que les deux modèles de prédiction, le simple et le complexe, majorent la dispersion expérimentale, pour toutes les positions du LiDAR au mur. Ceci indique visuellement que les incertitudes prédites sont bien pessimistes. Nous notons également que pour tous les cas présentés, la modélisation complexe de l'incertitude de mesure du LiDAR est plus pessimiste que le modèle simple. Dans le cas de la figure 3.10a, les prédictions de l'incertitude ainsi que la dispersion expérimentale semble suivre une loi sinusoïdale. Ce comportement peut être expliqué par le fait que l'on observe la dispersion uniquement suivant l'axe perpendiculaire au mur. Pour des mesures à faible angle d'incidence, la composante d'incertitude la plus grande semble être liée à la distance mesurée qui se trouve dans la direction du faisceau LASER émis. La projection de cette composante décroit bien avec l'angle d'incidence. Cependant, pour des angles d'incidence croissant, la composante d'incertitude liée à la dimension de l'empreinte du LASER augmente, jusqu'à un certain angle à partir duquel l'incertitude le long du vecteur normal au plan du mur croit à nouveau. Ce phénomène est bien observable sur les prédictions, néanmoins il est nettement moins observable dans l'évolution de la dispersion expérimentale. La figure 3.10e nous indique que dans le cas de grandes distances, les prédictions de l'incertitude par les deux modèles croissent dès que l'angle d'incidence augmente. La tendance de la dispersion expérimentale sur cette figure n'est néanmoins pas

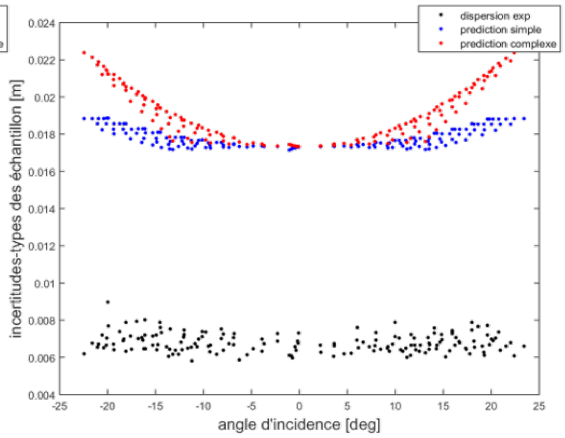


(a) LiDAR à 5 m du mur

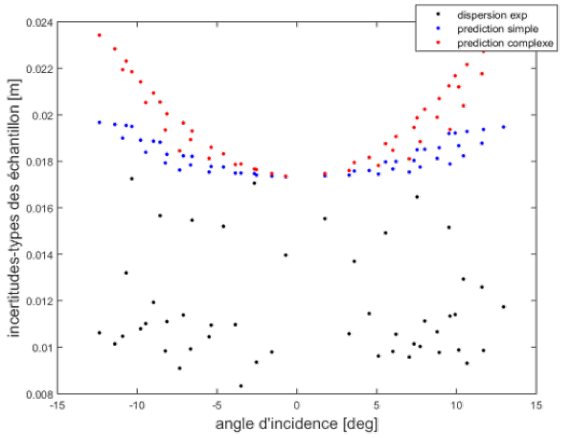
(b) LiDAR à 10 m du mur



(c) LiDAR à 20 m du mur



(d) LiDAR à 30 m du mur



(e) LiDAR à 60 m du mur

FIGURE 3.10 – L'incertitude prédite en fonction de la dispersion expérimentale observée dans la direction perpendiculaire au mur pour des différentes positions du LiDAR VLP-16.

observable à cause du faible nombre de points et des faibles angles d'incidence intervenant dans la mesure. On notera tout de même que pour la position du LiDAR à 60 m, les prédictions sont nettement plus proches de la dispersion expérimentale observée.

3.5 Discussion

Deux points importants liés à cette étude sont abordés dans cette section.

Premièrement, l'une des limites de la méthode de validation est qu'elle n'évalue le modèle de prédiction de l'incertitude de mesure du LiDAR que dans la direction normale de la surface plane. Il n'est donc pas possible d'affirmer l'existence d'une relation entre l'ensemble du modèle de prédiction 3D et l'incertitude expérimentale car une évaluation dans toutes les directions dans l'espace de l'ellipsoïde prédit serait nécessaire au moyen d'un dispositif expérimental beaucoup plus complexe et qui nécessiterait à lui seul un travail de thèse.

Deuxièmement, nous avons vu précédemment que le comportement pessimiste de l'incertitude prédite peut être due à la méthode GUM ainsi qu'aux composantes d'incertitudes livrées par le fabricant (voir section 3.4.2). Cependant, ce comportement peut aussi être dû à l'expérience effectuée, et plus précisément à la surface sur laquelle les mesures sont relevées. Nous utilisons un mur blanc qui est une surface relativement plane (à faible rugosité par rapport à la précision de mesure du LiDAR) et qui possède une réflectance homogène. Ceci peut avoir un impact sur la mesure de distance du LiDAR. L'énergie du bord de l'empreinte du faisceau qui entre en premier en contact avec la surface plane aura un retour plus rapide que l'énergie restante du faisceau. L'énergie renvoyée par le bord du faisceau peut être faible mais si celle-ci est supposée suffisante pour être détectée par le détecteur du LiDAR, cela augmente fortement la probabilité de mesurer un point sur le bord de l'empreinte par rapport à un autre point situé ailleurs dans la surface de l'empreinte LASER exacte. La distance mesurée par le LiDAR est ensuite restituée sur l'axe du faisceau LASER à l'aide de l'angle β, ce qui a pour effet de créer un biais entre le point mesuré et le point restitué qui varie en fonction de l'angle d'incidence. C'est particulièrement vrai dans le cas de notre expérience où l'objet cible est un mur de béton plan blanc avec une valeur de réflectance quasi-homogène. Cependant, notre modèle de prédiction suppose qu'une mesure peut se produire avec une probabilité uniforme dans toute la surface de l'empreinte. Ceci peut être une hypothèse raisonnable pour un terrain dont on ne possède aucune connaissance a priori, et qui pourrait inclure des formes complexes et des matériaux divers. Toutefois cette hypothèse n'est pas idéale dans le cas de notre expérience où nous avons une certaine connaissance du terrain. En effet, la variabilité due à la taille de l'empreinte, se comporte, dans notre expérience, comme un effet systématique créant un biais dans l'incertitude expérimentale. Ce biais peut être aussi grand que la distance entre l'axe du faisceau et le bord de l'empreinte LASER qui établit le premier contact sur la surface de l'objet cible. Cet effet pourrait expliquer pourquoi la dispersion prédite s_{pred} est une estimation pessimiste de s_{exp} car le biais dû à la taille de l'empreinte est en réalité beaucoup plus petit que la composante d'incertitude liée à la dimension de l'empreinte que nous avons modélisée par une variable aléatoire. Cette remarque concerne plus encore le modèle complexe que le modèle simple.

Néanmoins, par manque d'un espace expérimental adéquat, nous n'avons pas pu évaluer le comportement de notre modèle dans le cas d'un relevé d'un terrain fortement texturé et irrégulier faisant intervenir de grandes distances et de grands angles d'incidences. Le biais systématique évoqué précédemment pourrait alors prendre des valeurs plus grandes, tel que le comportement pessimiste de notre modèle ne soit plus garanti. Bien

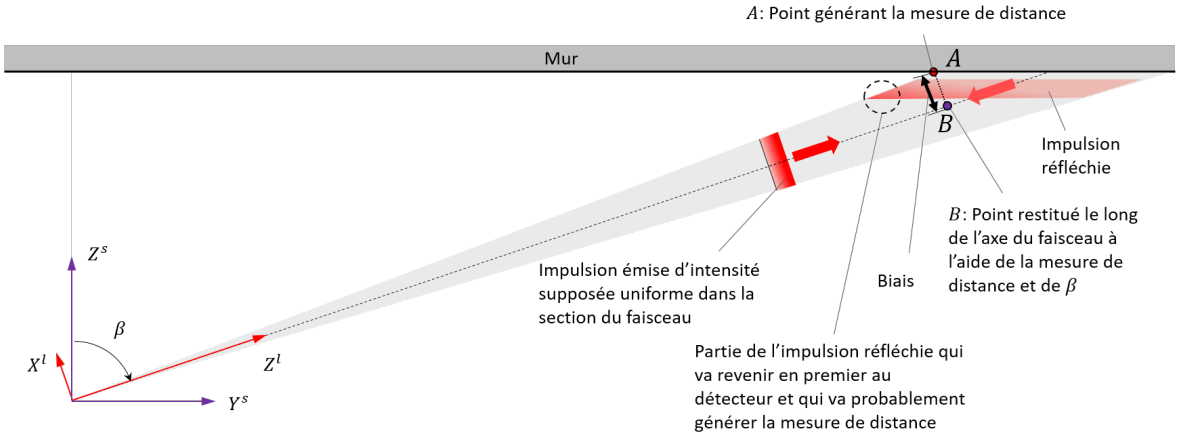
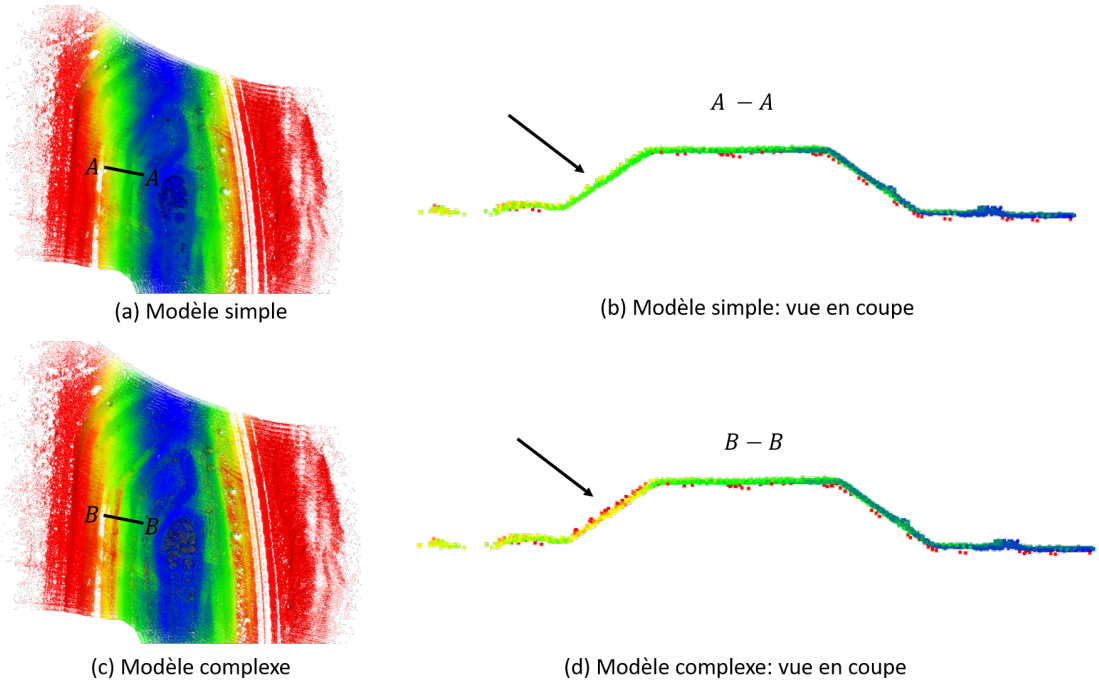


FIGURE 3.11 – Illustration du biais de mesure engendré par une impulsion LASER envoyée sur une surface plane avec un grand angle d'incidence. L'énergie de l'impulsion réfléchie par la surface du mur sous l'empreinte la plus proche du capteur (Point A) retournera en premier au détecteur et générera très probablement une mesure de distance. Cette mesure de distance correspond à la distance entre A et le centre optique du LiDAR. Or cette distance est restituée sur l'axe du faisceau au point B à l'aide de l'angle de rotation β, créant ainsi un biais $\overline{AB}$.

que dans tous les cas présentés, le modèle simple semble suffire à caractériser l'incertitude expérimentale, sa spécificité semble décroitre lorsque les distances de mesures augmentent (voir figure 3.10e). Dans le cas particulier, où les distances et les angles d'incidences sont importants et que le terrain présente de fortes irrégularités géométriques et divers matériaux, la prédiction complexe pourrait présenter un atout par rapport à la prédiction simple. Cette supposition est appuyée par le phénomène observé sur la figure 3.12. Sur cette figure, les deux modèles présentés ont été implémentés dans le but de caractériser l'incertitude de mesure d'un LiDAR monté sur drone. Dans cette expérience, le système LiDAR sur drone survole un terrain naturel à 50 m d'altitude en parcourant une ligne de vol. La trajectoire de vol correspond au centre de la bande bleue sur les figures 3.12a et 3.12c, là où les distances sont les plus petites et donc les incertitudes prédites sont les plus faibles. Le terrain possède des pentes et on remarque sur celle de gauche indiquée par une flèche dans les figures 3.12b et 3.12d que les relevés LiDAR de celle-ci font intervenir de grands angles d'incidences (67 °). De ce fait nous observons que la dispersion des mesures est plus élevée que sur une la pente de droite qui fait intervenir des angles d'incidence plus faibles. En comparant les prédictions fournies par le modèle simple et le modèle complexe, ce dernier parvient à mettre en évidence une forte dispersion physique existante dans le cas de grands angles d'incidence et de grandes distances pour un relevé sur un terrain naturel. Il est cependant important de noter que le modèle complexe requiert une connaissance a priori de la géométrie du terrain et que celui-ci fait intervenir des calculs plus couteux et risqués que le modèle simple. Rappelons également que le modèle complexe s'appuie sur une estimation de la géométrie reconstruite depuis les données LiDAR et GNSS/INS. Cette estimation, réalisée par le calcul de normales en chaque point LiDAR, est donc corrélée avec les erreurs de ces capteurs qui ne sont pas pris en compte dans la quantification des incertitudes liées à la dimension de l'empreinte LASER. De plus, lors de la caractérisation de cette incertitude, le terrain sous l'empreinte LASER est supposé plan. Les estimations des normales ne sont donc pas fiables dans les zones locales à forte variation géométrique comme par exemple dans les arbres ou autre type de végétation. Une analyse de la courbure de la géométrie [Schaer *et al.*, 2007] permettrait d'attribuer un niveau de confiance à l'estimation des normales et ainsi d'identifier celles qui sont peu

fiables.



(a) Modèle simple

(b) Modèle simple: vue en coupe

(c) Modèle complexe

(d) Modèle complexe: vue en coupe

FIGURE 3.12 – Comparaison entre le modèle d'incertitude simple et complexe de mesures LiDAR sur drone. Les nuages de points sont colorisés suivant la racine carrée de la trace des matrices de covariance de chaque point LiDAR. L'échelle des couleurs indique des incertitudes croissantes pour des couleurs allant du bleu vers le rouge. (a) et (c) illustrent la vue d'en haut d'un nuage de points géoréférencés issu d'une ligne de vol capturée à 50 m d'altitude. (b) et (d) sont les vues en coupe d'un talus. La pente gauche du talus indiquée par une flèche présente une dispersion plus élevée que la pente droite, dû à l'angle d'incidence d'environ 67 °. Cependant, seul le modèle complexe permet de prédire la forte incertitude de cette zone. Notons néanmoins que les points aberrant sont correctement identifiés en rouge dans les deux modèles de prédiction.

3.6 Conclusion

Dans l'objectif de fusionner des données hétérogènes que sont des images et des mesures LiDAR capturées depuis un drone, nous avons proposé dans ce chapitre un moyen de caractériser la variable aléatoire de positionnement d'un point LiDAR géoréférencé. Pour cela, nous avons analysé et quantifié les incertitudes associées aux grandeurs intervenant dans le géoréférencement d'un point LiDAR. Parce qu'une source d'erreur bien identifiée dans le positionnement d'un point LiDAR est celle liée à l'empreinte LASER, nous avons proposé deux nouvelles façons de modéliser l'influence de l'empreinte sur le positionnement de ce point qui sont illustrées sur la figure 3.4 : un modèle simple, qui ne nécessite pas de connaissance a priori du terrain, et un modèle plus complexe qui tient compte d'une estimation de la pente locale sous l'empreinte. Nous avons ensuite développé un modèle de prédiction de l'incertitude de positionnement d'un point LiDAR en s'appuyant sur ces incertitudes estimées. Une approche classique introduite dans le GUM a été utilisée, permettant d'associer à un point LiDAR mesuré, une matrice de covariance représentant l'incertitude de positionnement de ce point. Cette matrice de covariance, donnée par l'équation 3.12, peut être visualisée graphiquement dans l'espace géographique par un ellipsoïde, qui décrit un ensemble de points dont la mesure aurait

pu être le point réellement mesuré. Cette prédiction de l'incertitude de mesure, permet, lors de la projection d'un point LiDAR dans une image, de recruter un ensemble de pixels et donc de couleurs candidates qui peuvent potentiellement être associées à ce point. Pour une application à la fusion de données LiDAR et caméra, il est important que cette incertitude prédite d'un point LiDAR reflète au mieux la dispersion de mesure du système d'acquisition afin que la liste de couleurs candidates à associer à ce point soit cohérente et représentative de cette dispersion. Dans la perspective de valider le modèle de prédiction de l'incertitude, nous avons proposé différentes méthodes se basant sur des données expérimentales. La première méthode est une approche simple à mettre en œuvre qui ne nécessite pas de données de référence. La seconde méthode utilise un plan de référence déterminé à partir de mesures d'un dispositif additionnel. Les deux méthodes ont été appliquées aux mesures d'un LiDAR Velodyne VLP-16 et ont indiqué que les prédictions des deux modèles de prédiction de l'incertitude de mesure du LiDAR, le simple et le plus complexe, sont pessimistes. Ces résultats sont mis en évidence au travers d'une analyse graphique présentée sur la figure 3.10. D'une part, ces résultats vérifient que l'utilisation de la méthode sans référence proposée est pertinente. D'autre part ce résultat conforte la possibilité d'utilisation de ces modèles dans l'application souhaitée, qui est la fusion de données LiDAR et caméra, étant donné qu'un modèle optimiste ne permettrait pas d'atteindre le but fixé. La validation présentée n'est cependant que partielle car elle vérifie la compatibilité de l'incertitude modélisée uniquement suivant l'axe perpendiculaire à la surface mesurée. À partir de données collectées dans nos expériences, la dispersion expérimentale et la dispersion prédite des deux modèles ont été comparées graphiquement. Par rapport à nos expériences, la relation entre ces dispersions a indiqué que le modèle complexe semble plus pessimiste que le modèle simple. Cependant, les comportements des modèles de prédiction n'ont pas été évalués dans des conditions réelles d'utilisation. En calculant les incertitudes prédites, suivant les deux modèles, des mesures LiDAR d'une scène naturelle acquises depuis un drone, nous avons observé que le modèle complexe, à l'inverse du modèle simple, parvient à mettre en évidence une forte dispersion physique existante dans le cas de grands angles et de grandes distances. Une validation des deux modèles présentés appliqués sur des mesures LiDAR sur drone est nécessaire dans le but de fusionner de manière cohérente les données LiDAR et les images. Cependant, les résultats obtenus peuvent dès à présent assister des processus de décision lors d'une association point-pixel, par exemple en attribuant un facteur de confiance à chaque point LiDAR mesuré, en fonction de la prédiction de l'incertitude calculée.

Chapitre 4

Alignement du nuage de points et de l'imagerie optique

Sommaire

4.1 État de l'art **64**
4.1.1 Alignement des données LiDAR–caméra 65
4.1.2 Alignement des données LiDAR–GNSS/INS 70
4.1.3 Alignement des données GNSS/INS–caméra 73
4.1.4 Alignement conjoint de données LiDAR–GNSS/INS–caméra 74
4.1.5 Synthèse 75
4.2 Proposition d'une nouvelle méthode d'étalonnage multicapteur pour drone **76**
4.2.1 Étalonnage LiDAR–GNSS/INS 78
4.2.2 Étalonnage GNSS/INS–caméra 79
4.2.3 Étalonnage intrinsèque de la caméra 81
4.3 Limites de la méthode d'étalonnage GNSS/INS–caméra **81**
4.4 Évaluation de la méthode d'étalonnage proposée **82**
4.4.1 Site de l'étude et jeux de données 83
4.4.2 Évaluation de la performance de la méthode sur des données réelles 85
4.4.3 Évaluation de la sensibilité de la méthode aux valeurs initiales des paramètres d'étalonnage 87
4.4.4 Évaluation de la sensibilité de la méthode à la densité et au bruit du nuage de points LiDAR 88
4.5 Discussion **89**
4.6 Conclusion **91**

Une condition préalable importante pour la construction de cartes 3D-couleur dérivées de données de caméra et de données LiDAR acquises simultanément est un alignement précis des données issues de ces capteurs. Les méthodes d'alignement proposées dans la littérature souffrent d'une faible automatisation, de coûts de calcul élevés ou d'étalonnages fastidieux du système. De plus, de nombreuses techniques proposées supposent que les modèles sont, d'une part, stables dans le temps, et d'autre part, qu'ils ne dépendent pas des conditions d'utilisation. Par exemple, un étalonnage d'un système LiDAR–caméra visant à aligner les images et les mesures LiDAR qui est effectué en laboratoire dans un espace restreint, est supposé, à tort, valide lors d'une acquisition en extérieur faisant intervenir des distances importantes.

Le système multicapteur qui fait l'objet de cette thèse (voir section 1.6.2) est amené à opérer en extérieur dans diverses conditions d'utilisation, par exemple à différentes altitudes et dans des conditions atmosphériques (température, pression, humidité de l'air, etc.) qui peuvent différer à chaque acquisition. Une variation du taux d'humidité dans l'air peut modifier la propagation des rayons lumineux et un changement de la température du système peut dilater ou contracter certains composants optiques (miroirs, lentilles), modifiant ainsi les caractéristiques des capteurs. De ce fait, la mesure du système multicapteur peut être altérée selon les facteurs mentionnés. Il devient alors évident que les modèles estimés par étalonnage ne peuvent uniquement être garantis dans les conditions dans lesquelles ces estimations ont été réalisées. Si ces conditions sont amenés à changer entre l'étalonnage et l'utilisation du système, alors la validité de l'étalonnage ne peut plus être assurée lors de l'utilisation du système. Pour permettre une construction précise et efficace de cartes 3D-couleur, il est important d'avoir un processus d'étalonnage qui puisse à la fois être effectué au plus proche des conditions d'utilisation mais qui soit aussi rapide et facile à mettre en œuvre. Aujourd'hui, les méthodes de l'état de l'art ne permettent pas de répondre au besoin de flexibilité requis dans l'industrie.

Dans ce chapitre, nous considérons un système multicapteur LiDAR–GNSS/INS–caméra pour drone. Les capteurs GNSS/INS délivrent des données de positionnement et d'orientation du système en déplacement qui sont essentielles aux méthodes d'acquisition LiDAR mobile (voir section 1.5.2). Ces capteurs vont donc souvent de pair avec un dispositif LiDAR pour des applications de cartographie. Deux contributions majeures sont présentées dans ce chapitre. Dans la première contribution, nous dressons un état de l'art détaillé des méthodes existantes d'alignement de données issues de tels systèmes. Dans la seconde contribution, nous proposons une nouvelle méthode d'alignement flexible dont les principales caractéristiques sont évoquées comme suit :

— La méthode est entièrement automatique, parce que la formation et la disponibilité d'un expert effectuant manuellement l'alignement des données est très couteux, en temps et en argent.
— La méthode ne nécessite pas de mires ou de GCP, parce que l'installation et le relevé de tels objets de référence peut être long, fastidieux et n'est pas toujours réalisable dans les zones à cartographier inaccessibles par voie terrestre.
— La méthode ne s'appuie pas sur les intensités de retour des données LiDAR, parce que celles-ci ne sont pas toujours mises à disposition par le fabricant ou qui peuvent être de qualité insuffisante pour être exploitées.
— La méthode opère aussi bien en milieu naturel qu'en milieu urbain, parce que les demandes de cartographie ne se limitent pas qu'à un seul type d'environnement.
— La méthode ne nécessite pas d'initialisation précise de la position et l'orientation relative entre les capteurs, parce que celle-ci n'est pas forcement stable dans le temps et peut nécessiter la mise en œuvre de méthodes complexes.

Les performances de cette méthode sont ensuite évaluées à l'aide d'expériences sur des données réelles et synthétiques. De par la flexibilité de cette méthode, nous pensons que son utilisation dans le cadre de la génération de cartes 3D-couleur est plus appropriée que les méthodes proposées dans la littérature.

4.1 État de l'art

Dans cette section, nous passons en revue les principales méthodes de l'état de l'art qui s'attaquent au problème de l'alignement des données capturées à partir d'un système

multicapteur composé d'un LiDAR, d'un GNSS/INS et d'une caméra. Dans la littérature, seuls quelques travaux abordent le problème de l'étalonnage conjoint pour un tel système multicapteur. La plupart des études ne considèrent qu'un étalonnage d'une paire parmi ces trois capteurs. Par conséquent, nous présentons des méthodes alignant les données d'un LiDAR et d'une caméra, d'un LiDAR et d'un GNSS/INS, d'un GNSS/INS et d'une caméra et d'un système multicapteur complet. Les méthodes présentées sont appliquées aux plateformes aériennes ainsi qu'aux drones et aux véhicules terrestres.

4.1.1 Alignement des données LiDAR–caméra

Des études approfondies ont été menées pour aligner des données issues de LiDAR et de caméra. Les différentes méthodes peuvent être classées suivant la plateforme d'acquisition (aéroportée, drone ou terrestre), de la dimension des éléments caractéristiques conjuguées (2D-2D, 2D-3D, 3D-3D), du niveau d'interaction humaine (manuel, semi-automatique, entièrement automatique), de la scène observée (environnement urbain ou naturel), du mode de fonctionnement (en temps réel ou non) etc.

Nous avons choisi de catégoriser notre analyse de la littérature selon le type de méthode utilisée pour résoudre le problème de l'alignement des données LiDAR et des données de caméras. Nous séparons les méthodes basées sur l'utilisation de mires des méthodes sans mires. Nous segmentons ensuite les approches sans mires en méthodes d'alignement 3D-3D, méthodes basées sur le déplacement, méthodes basées sur des éléments caractéristiques conjugués et méthodes basées sur des métriques de similarité. Les avantages et les limites de chaque approche sont discutés.

Méthodes basées sur l'utilisation de mires

L'idée générale des méthodes basées sur des mires est l'utilisation d'un objet d'étalonnage, ou de marqueurs étalonnés, qui peuvent être identifiés dans les deux modalités du système multicapteur. Une contrainte géométrique est alors trouvée pour estimer la meilleure transformation rigide qui aligne dans un espace commun l'objet d'étalonnage ou bien des éléments caractéristiques conjugués extraits des deux modalités.

La méthode proposée dans les travaux [Wasielewski et Strauss, 1995] est, à notre connaissance, la première méthode publiée traitant dans un contexte robotique du problème de l'étalonnage extrinsèque d'un système composé d'une caméra et d'un scanner LASER. En utilisant une mire en forme de « V », ils définissent une relation géométrique entre le scanner LASER et la caméra. Ils estiment les paramètres extrinsèques au moyen d'une minimisation non linéaire de la fonction des moindres carrés. Les travaux [Unnikrishnan et Hebert, 2005; Zhang et Pless, 2004], qui ont été effectués en parallèle, utilisent un damier pour estimer l'étalonnage entre un scanner LASER et une caméra. Les auteurs montrent que les points LASER représentant le damier et la normale du damier estimée à l'aide des images permettent d'établir une contrainte géométrique sur la transformation rigide entre la caméra et le scanner LASER. Les paramètres de transformation sont ensuite estimés en minimisant la distance entre les points LASER représentant le damier et le plan correspondant à ce dernier observé sur l'image. Par la suite, plusieurs modifications des méthodes précédentes ont été proposées, utilisant un seul ou plusieurs damiers [Geiger *et al.*, 2012; Kassir et Peynot, 2010; Núñez *et al.*, 2009; Zhou *et al.*, 2018] mais aussi différents objets d'étalonnage, comme une mire circulaire [Fremont *et al.*, 2008], une mire sphérique [Pereira *et al.*, 2016] ou des plans d'étalonnage arrangés en trièdre [Hu *et al.*, 2016]. Dans

[Xie *et al.*, 2018], les auteurs utilisent également des *Apriltags*[1] afin d'étalonner un système multicaméra et multi-LiDAR.

Le principal avantage des méthodes d'étalonnage basées sur des mires est leur capacité à fournir des paramètres d'étalonnage précis sans nécessiter d'une estimation initiale rigoureuse de la configuration de montage du système multicapteur. Cependant, l'étalonnage du système n'est généralement pas effectué dans des conditions de fonctionnement. Dans les conditions de fonctionnement, c'est-à-dire en mission par exemple, les paramètres d'étalonnage optimaux peuvent être différents. Le plus souvent, l'étalonnage est effectué dans un environnement à espace restreint. Ceci a pour conséquence de biaiser l'estimation de l'étalonnage si le système est destiné à des acquisitions en extérieur, auquel cas les objets d'intérêt peuvent être situés à des distances importantes. De plus, les méthodes basées sur des mires sont souvent exécutées une fois en supposant que les paramètres d'étalonnage resteront valides après plusieurs opérations successives. C'est peut-être une hypothèse valable pour les plateformes statiques, mais ce n'est probablement pas le cas pour les plateformes mobiles.

Méthodes d'alignement 3D-3D

Les méthodes d'alignement 3D-3D constituent une autre façon d'aligner des données issues de LiDAR et de caméra. Celles-ci sont basées sur le recalage de deux nuages de points représentant une scène commune, le premier issu de mesures LiDAR et le second d'une reconstruction par photogrammétrie. Le recalage des nuages de points s'effectue le plus souvent à l'aide de l'algorithme ICP [Chen et Medioni, 1992], [Besl et McKay, 1992], qui présente plusieurs avantages. Il a été tout d'abord prouvé que l'ICP converge. D'autre part, l'algorithme est facile à mettre en œuvre. De plus, de nombreuses variantes de cet algorithme adaptées à des tâches spécifiques ont été développées, ce qui rend l'ICP versatile. Pour une analyse détaillée de ces variantes, nous nous référons à [Rusinkiewicz et Levoy, 2001]. Dans les travaux [Zhao *et al.*, 2005], les auteurs proposent une méthode de recalage automatique d'images obliques aériennes issues d'une vidéo avec un nuage de points LiDAR. Les positions et orientations relatives des prises de vue sont calculées par odométrie visuelle. Une méthode MVS est ensuite utilisée pour reconstruire un nuage de points 3D dense à partir d'une séquence vidéo. Le nuage de points résultant est alors recalé avec les données LiDAR à l'aide de l'ICP. Les auteurs de [Yang et Chen, 2015] proposent une méthode qui recale des données du LiDAR et de la caméra capturées par drone en deux étapes : la première étape correspond à un recalage approximatif, qui est ensuite raffiné durant la deuxième étape. Le recalage approximatif est réalisé via l'extraction puis la mise en correspondance de contours de bâtiments depuis le nuage de points LiDAR et les images. Un recalage fin est ensuite réalisé en appliquant l'algorithme ICP sur le nuage de points LiDAR et le nuage de points dense reconstruit par photogrammétrie à l'aide d'une combinaison des techniques de SfM et de MVS.

Le principal avantage des méthodes d'alignement 3D-3D est la possibilité de réaliser un alignement précis en s'appuyant sur la géométrie reconstruite de la scène capturée à partir d'images et de données LiDAR. L'un des inconvénients majeurs de ces méthodes est toutefois leur coût de calcul élevé, car le nuage de points reconstruit par photogrammétrie doit souvent être suffisamment dense afin d'obtenir des résultats précis. De plus, l'algorithme ICP exige un alignement initial des deux nuages de points proche de l'optimum pour pouvoir converger.

1. Mires visuelles similaires aux codes QR, utilisées pour une grande variété de tâches incluant la réalité augmentée, la robotique et l'étalonnage de caméra.

Méthodes basées sur le déplacement

Les méthodes basées sur le déplacement exploitent le déplacement subi par des capteurs montés de façon rigide sur une plateforme mobile pour estimer les paramètres extrinsèques entres ces capteurs. Ces méthodes s'inspirent du problème bien connu en robotique de l'étalonnage *hand-eye* [Tsai et Lenz, 1989] qui est illustré sur la figure 4.1.

Le problème est généralement formulé par l'équation matricielle 4.1 exprimée en coordonnées homogènes.

$$AX = XB, \tag{4.1}$$

où X est la transformation à déterminer entre deux capteurs montés de manière rigide qui subissent respectivement les transformations A et B.

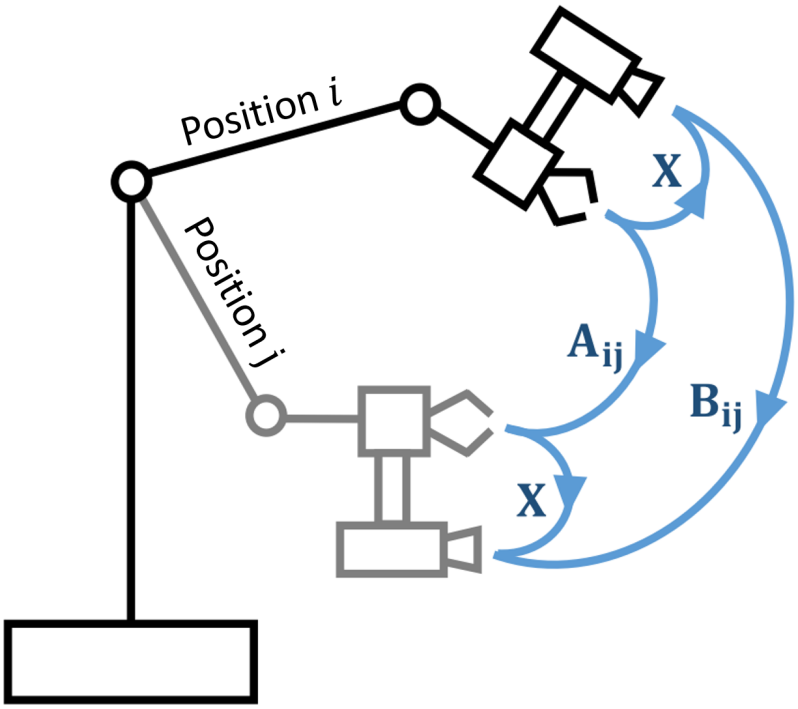


FIGURE 4.1 – Le problème de l'étalonnage *hand-eye* (image issue de [Taylor, 2015]). Un bras robotique est déplacé à plusieurs positions. En examinant la transformation subie par la main du robot A (*hand*) et la caméra B (*eye*), la transformation entre la caméra et la main peut être déterminée à l'aide de la relation AX = XB.

Dans les premiers travaux [Shiu et Ahmad, 1989; Wang, 1992], l'utilisation de mires pour déterminer le déplacement de la caméra limitait principalement la méthode basée sur le déplacement. Plus récemment, [Andreff *et al.*, 2001; Heller *et al.*, 2011; Schmidt *et al.*, 2005; Schneider *et al.*, 2013] utilisent des techniques d'odométrie visuelle pour surmonter cette limitation. Dans [Ishikawa *et al.*, 2018], les auteurs initialisent l'étalonnage extrinsèque d'un scanner LASER 3D et d'une caméra montée sur un robot en mouvement en utilisant le principe de l'étalonnage *hand-eye*. Le déplacement que subit chaque capteur est estimé indépendamment. Ainsi, le déplacement du LiDAR est estimé à en appliquant l'algorithme ICP entre des scans successifs, tandis que le mouvement de la caméra est calculé à l'aide d'une méthode standard de suivi de points caractéristiques issus d'images successives.

Les techniques basées sur le déplacement ont l'avantage de ne pas nécessiter une initialisation précise de la position et l'orientation des capteurs. De plus, il n'est pas nécessaire que les données de ces capteurs se recouvrent. Néanmoins, ces méthodes sont

limitées par les inconvénients propres aux techniques utilisées pour estimer le mouvement individuel de chaque capteur, par exemple : le coût calculatoire important associé à la reconstruction du déplacement depuis des images successives, ou la difficulté d'estimation du mouvement d'un scanner laser dû à la caractéristique éparse des mesures de ce système. De surcroît, l'une des principales limites des méthodes basées sur le déplacement est qu'elles nécessitent une grande variété de mouvements pour donner des résultats d'étalonnage raisonnables. La précision atteignable par ces méthodes n'est pas toujours suffisamment satisfaisante. Par conséquent elles sont fréquemment employées pour effectuer uniquement un étalonnage approximatif des capteurs, dont le résultat peut ensuite servir d'initialisation à une autre méthode d'étalonnage. Enfin, une synchronisation temporelle précise des déplacements des capteurs est nécessaire.

Méthodes basées sur des éléments caractéristiques conjugués

Les méthodes basées sur des éléments caractéristiques conjugués visent à extraire et à apparier des éléments caractéristiques issues des données LiDAR et d'images en trouvant les meilleurs paramètres d'étalonnage qui alignent ces dernières. Selon [Rönnholm, 2011], la recherche d'éléments caractéristiques conjugués suit généralement une des approches suivantes ou une combinaison de celles-ci :

— extraction et appariement d'éléments caractéristiques 3D issus à la fois de données LiDAR et d'une reconstruction photogrammétrique ;

— extraction et appariement d'éléments caractéristiques 3D issus de données LiDAR et d'éléments caractéristiques 2D issus d'images ;

— création d'une image 2D synthétique à partir d'un nuage de points LiDAR, puis extraction et appariement d'éléments caractéristiques 2D entre des images optiques et l'image synthétique LiDAR.

Il existe généralement deux types d'éléments caractéristiques conjugués, les éléments bas niveau et les éléments haut niveau. Les techniques utilisant des éléments caractéristiques conjugués de bas niveau permettent d'extraire et de mettre en correspondance des points caractéristiques se trouvant principalement sur des arêtes ou des coins. Ces méthodes servent habituellement à recaler deux images, comme par exemple une image d'intensité dérivée du LiDAR et une image optique [Gong *et al.*, 2013; González-Aguilera *et al.*, 2012; Kim *et al.*, 2014]. Les techniques utilisant des éléments caractéristiques conjugués de haut niveau alignent un nuage de points LiDAR avec des images en s'appuyant sur l'extraction et l'appariement de régions, de contours de bâtiments ou bien de caractéristiques basées sur des lignes [Cui *et al.*, 2017; Rönnholm *et al.*, 2013]. Les auteurs de [Wang et Neumann, 2009] proposent un nouvel élément caractéristique composé de segments connectés pour calculer des correspondances 3D–2D entre des données LiDAR et les images issues d'une acquisition aérienne. Un algorithme de RANSAC [Fischler et Bolles, 1981] à deux niveaux est utilisé pour estimer de manière robuste la transformation entre les deux capteurs. Les auteurs de [Lv et Ren, 2015] combinent des éléments caractéristiques basés sur des coins et des segments pour mettre en correspondance des cartes de profondeur d'images stéréoscopiques et de données LiDAR aériennes. Un RANSAC à deux niveaux est ensuite utilisé pour l'estimation de la position et l'orientation de la caméra par rapport au LiDAR.

Les méthodes basées sur des éléments caractéristiques conjugués ont l'avantage d'être bien adaptées aux situations où des détails structurels distinctifs sont présents dans les deux modalités de données, comme par exemple les environnements urbains. En revanche, ces méthodes ne sont pas très efficaces en milieu naturel [Scaramuzza *et al.*, 2007]. Les

images optiques et les données LiDAR capturent des caractéristiques différentes. Il semblerait envisageable d'utiliser des mises en correspondance entre les images d'intensité LiDAR et les images optiques mais les éléments caractéristiques de bas niveau ne parviennent pas toujours à représenter des éléments conjugués entre ces données hétérogènes et risquent de générer des correspondances erronées ou une absence de correspondance. Enfin, les méthodes automatiques d'extraction de caractéristiques de haut niveau nécessitent généralement une supervision ou une intervention manuelle afin de garantir un étalonnage précis. La précision de l'alignement dépend fortement de la qualité de l'extraction des caractéristiques.

Méthodes basées sur des mesures de similarité

Dans les méthodes basées sur des mesures de similarité, l'étalonnage est effectué en maximisant une mesure de similarité d'un signal présent à la fois dans les données LiDAR et dans l'imagerie optique. Habituellement, le signal est exprimé dans un espace bidimensionnel, ce qui nécessite de générer une image LiDAR synthétique en projetant et en interpolant des points LiDAR sur une grille. La méthode repose sur l'hypothèse que deux signaux spécifiques, l'un extrait de données LiDAR et l'autre de données caméra, sont en quelque sorte corrélés. Les paramètres d'étalonnage sont alors estimés en maximisant une mesure de similarité entre ces deux signaux au sein d'une méthode d'optimisation. Deux principales mesures de similarité sont utilisées dans les méthodes basées sur des mesures de similarité : la statistique χ^2 et l'IM.

Les travaux [Williams *et al.*, 2004] proposent de maximiser la statistique du χ^2 entre une image d'intensité LiDAR et une image en niveaux de gris afin d'estimer les paramètres extrinsèques d'un système composé d'un scanner LASER et d'une caméra. En supposant deux variables aléatoires X et Y, la statistique du χ^2 donne une mesure de la proximité de la distribution conjointe X-Y de la distribution obtenue en supposant que X et Y sont statistiquement indépendants. Dans [Williams *et al.*, 2004], X et Y représentent les densités de probabilité de l'image d'intensité dérivée des données LiDAR et de l'image en niveaux de gris. Les expériences menées par les auteurs montrent que la méthode nécessite un bon étalonnage initial car la méthode est susceptible de converger vers un maximum local de la statistique du χ^2 qui ne correspond pas à l'alignement souhaité.

La mesure de similarité IM est basée sur l'entropie de Shannon. Lorsque deux variables sont statistiquement indépendantes, leur entropie conjointe est égale à la somme de leurs entropies individuelles et l'IM est minimale. La mesure de similarité IM utilise ce fait pour donner une mesure de la dépendance de deux signaux. Dans les travaux [Mastin *et al.*, 2009], des images aériennes d'une scène urbaine sont recalées sur un nuage de points LiDAR en minimisant l'entropie conjointe entre l'élévation LiDAR codée en niveaux de gris, l'intensité du retour LiDAR et la luminance d'images optiques. Cette étude suppose une corrélation entre l'élévation LiDAR et la luminance de l'image, ce qui semble convenir dans le cas de scènes urbaines présentant de hauts bâtiments. Dans [Pandey *et al.*, 2015; Wang *et al.*, 2012], les auteurs parviennent à aligner des images d'intensité LiDAR et des images en niveaux de gris en maximisant l'IM. Dans l'étude [Parmehr *et al.*, 2014], les auteurs introduisent l'Information Mutuelle Combinée (IMC), une mesure de similarité statistique adaptée aux multivariables. Ces travaux présentent une méthode d'alignement entre un MNS dérivé du LiDAR et des images aériennes en maximisant la similarité de l'information d'élévation et d'intensité du MNS avec la luminance de l'imagerie optique. Les travaux montrent que l'IMC améliore la précision et la robustesse de l'alignement par rapport à l'IM classique. Les auteurs de [Taylor et Nieto, 2013] maximisent l'Information

Mutuelle Normalisée (IMN) entre une image synthétique dérivée du LiDAR et une image optique dans le but d'étalonner un système composé d'un LiDAR et d'une caméra. La transformation de corps rigide entre les deux capteurs ainsi que la focale de la caméra sont estimées à l'aide d'une optimisation par essaims de particules. Selon l'application, différentes caractéristiques LiDAR, telles que l'intensité de retour ou les normales aux surfaces estimées, ont été utilisées pour générer l'image LiDAR. Les auteurs des travaux [Taylor *et al.*, 2013] proposent une nouvelle mesure de similarité, la mesure d'orientation du gradient. Celle-ci calcule à quel point les orientations des gradients d'une image d'intensité LiDAR et d'une image optique sont alignées. L'approche proposée dans [Guislain *et al.*, 2017] combine successivement une méthode d'alignement approximative puis fine dans le but de recaler des données LiDAR et des images optiques à grande échelle acquises par automobile en zone urbaine. Les auteurs proposent une nouvelle mesure de similarité qui combine les mesures d'IMN et de distance entre histogrammes d'orientation de gradient. Dans ces travaux, une méthode alternative est également proposée en cas d'indisponibilité des valeurs d'intensité de retour du capteur LiDAR. La méthode développée dans [Levinson et Thrun, 2013] utilise une mesure de similarité pour un étalonnage en temps réel d'un système de capteurs pour automobile composé d'une caméra et d'un LiDAR. La mesure de similarité est basée sur l'idée qu'une discontinuité de profondeur LiDAR doit correspondre à une arête dans une image. La méthode consiste à projeter des points LiDAR correspondant à des discontinuités de profondeur dans une image dont les arêtes ont été accentuées. Un score est ensuite calculé, qui récompense les points LiDAR se projetant dans une arête de l'image. La méthode suppose que les deux capteurs sont correctement alignés lorsque le score est maximal.

Les méthodes basées sur des mesures de similarité permettent généralement un étalonnage rapide, automatique et fin des capteurs. Cependant, le problème d'optimisation est généralement très peu convexe. Ces méthodes nécessitent un espace de recherche très restreint et se limitent donc au raffinement d'étalonnages présentant uniquement de faibles défauts d'alignement. De plus, ces méthodes supposent une corrélation entre deux signaux issus de deux modalités différentes, qui n'est pas toujours avérée. Par exemple, dans des conditions d'éclairage non uniforme d'une scène, comme dans les zones présentant des ombres, la corrélation entre une image d'intensité LiDAR et une image optique en niveau de gris de cette scène peut être faible, voire inexistante.

4.1.2 Alignement des données LiDAR–GNSS/INS

Dans cette section, nous examinons les méthodes qui traitent du problème de l'alignement des données issues d'un scanner LASER et d'un GNSS/INS. Un alignement incorrect de ces données est la principale source d'erreur dans les données produites par les systèmes LiDAR mobiles de cartographie aérienne et terrestre. Diverses méthodes ont été proposées visant à corriger cette source d'erreur. Celles-ci opèrent généralement en éliminant les écarts entre les points dans les zones où des nuages de points LiDAR issus de lignes de vol qui se recouvrent partiellement. Dans la suite de ce document nous désignerons *une bande LiDAR* comme étant un nuage de points LiDAR géoréférencés issu d'une ligne de vol.

Les approches d'alignement LiDAR–GNSS/INS proposées dans la littérature peuvent être divisées en deux catégories : les méthodes approximatives et les méthodes rigoureuses ou quasi-rigoureuses.

Les méthodes approximatives, telles que [Burman, 2000; Habib *et al.*, 2010; Morin, 2002], sont des méthodes axées sur les données qui s'appuient uniquement sur les posi-

tions des points LiDAR géoréférencés pour réduire les écarts entre des bandes LiDAR qui se recouvrent. De telles méthodes n'exigent aucune connaissance des données brutes qui ont été nécessaires au géoréférencement des points, telles que les mesures GNSS/INS, qui ne sont pas toujours disponibles pour les utilisateurs finaux. Cependant, comme tous les biais liés au géoréférencement des données LiDAR ne peuvent être compensées par des transformations arbitraires, ces méthodes sont considérées comme non rigoureuses.

Les méthodes rigoureuses, telles que [Friess, 2006; Hebel et Stilla, 2011; Skaloud et Lichti, 2006] modélisent totalement ou partiellement (par exemple dans [Habib *et al.*, 2010]) le principe du géoréférencement afin d'éliminer les biais systématiques dans les paramètres d'étalonnage qui causent le désalignement entre données LiDAR et GNSS/INS. Ces méthodes expriment les écarts entre bandes LiDAR en fonction des paramètres d'étalonnage en intégrant les mesures LiDAR et GNSS/INS, telles que la distance LiDAR, l'angle de balayage du scanner LASER et les observations de position et d'orientation du GNSS/INS.

Afin de quantifier les écarts entre les bandes LiDAR qui se recouvrent partiellement, des points conjugués, des régions planes et/ou des surfaces modélisées depuis des points LiDAR sont habituellement mis en correspondance. Ces écarts sont ensuite utilisés pour déterminer un critère de désalignement généralement défini sous forme d'une distance [Bang *et al.*, 2010]. En raison de la nature des données LiDAR, l'identification automatique de points conjugués n'est pas fiable [Morin, 2002] et doit donc être effectuée manuellement. En outre, l'identification et la sélection des surfaces conjuguées nécessitent des étapes de prétraitement fastidieuses (par exemple au travers de l'emploi d'algorithmes de croissance de régions, d'ACP ou de RANSAC) et des sites adaptés, tels qu'un environnement urbain [Burman, 2000; Friess, 2006; Hebel et Stilla, 2011; Skaloud et Schaer, 2007].

Cependant, les travaux [Glira *et al.*, 2016; Kersting *et al.*, 2012] montrent que les méthodes de mise en correspondance entre des points LiDAR et des éléments de surface offrent une quantification directe et automatique des écarts entre les bandes LiDAR.

Une fois les correspondances établies, le critère de désalignement est exprimé en fonction des paramètres recherchés compte tenu du modèle utilisé (rigoureux, quasi rigoureux, etc.). Un ajustement par la méthode des moindres carrés est ensuite effectué pour estimer les paramètres modélisés.

Dans [Glira *et al.*, 2016], les auteurs proposent une méthode d'ajustement selon la méthode des moindres carrés des bandes LiDAR. Leur approche permet de corriger les biais présents dans les paramètres d'étalonnage LiDAR–GNSS/INS, dans les observations GNSS/INS ainsi que d'autres effets systématiques provenant de la mesure angulaire et de distance du LiDAR. Leur méthode est basée sur la méthodologie de l'ICP dans laquelle les écarts entre les correspondances point à plan sont robustement sélectionnées depuis des bandes LiDAR se recouvrant, puis minimisés par ajustement selon la méthode des moindres carrés.

Dans [Kersting *et al.*, 2012], les auteurs ont étudié les exigences de configuration de vol pour une estimation fiable des paramètres d'étalonnage LiDAR–GNSS/INS. D'après les auteurs, deux lignes de vol parallèles et de sens opposées qui présentent un recouvrement de 100%, permettent une bonne estimation des angles de roulis et de tangage ainsi que des composantes planimétriques du bras de levier. Le fait d'avoir des bandes LiDAR issues de lignes de vol parallèles effectuées dans le même sens qui présentent le moins de recouvrement possible permet une estimation plus fiable de l'angle de cap. Les travaux [Kersting *et al.*, 2012; Skaloud et Schaer, 2007] annoncent que la variation de l'orientation et de l'altitude des lignes de vol est essentielle afin de pouvoir décorréler les paramètres estimés. Sur la base de ces informations, l'étude [Kersting *et al.*, 2012] propose une configuration faisant intervenir un minimum de lignes de vol pour une estimation

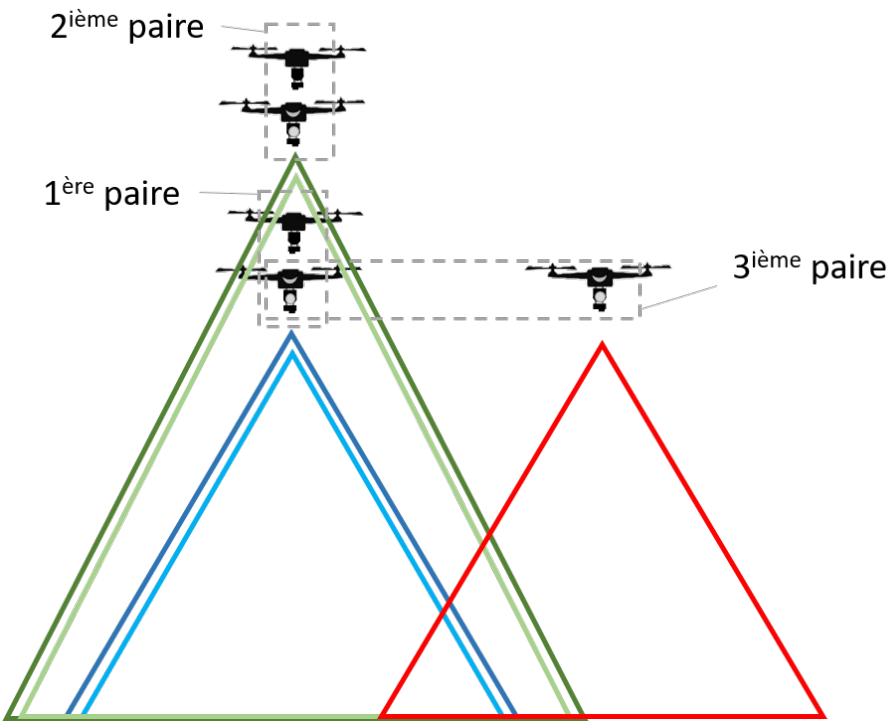


FIGURE 4.2 – Configuration de vol minimale pour une estimation fiable des paramètres d'étalonnage LiDAR–GNSS/INS proposée dans [Kersting *et al.*, 2012]. Cette configuration est composée de trois paires de lignes de vol, dont cinq lignes de vol parallèles et distinctes. Cette même configuration est également proposée dans [Kersting *et al.*, 2011] pour un estimation fiable des paramètres GNSS/INS–caméra.

fiable des paramètres d'étalonnage LiDAR–GNSS/INS. Cette configuration minimale est composée de trois paires de lignes de vols dont les bandes LiDAR sont toutes parallèles et se recouvrent toutes au moins partiellement. Les deux premières paires sont situées à deux altitudes différentes et sont chacune composée de deux lignes de vol parallèles et effectuées en sens opposé, de telle sorte que le recouvrement entres les quatre bandes LiDAR soit maximal. La troisième paire est composée de deux lignes de vol parallèles effectuées à même altitude et dans le même sens de telle façon à ce qu'elles présentent le moins de recouvrement possible. Cette configuration de vol minimale est réalisée avec cinq lignes de vol distinctes, comme représentée sur la figure 4.2.

Il est également intéressant de noter que les auteurs de [Kersting *et al.*, 2012] affirment que la composante verticale du bras de levier LiDAR–GNSS/INS ne peut pas être estimée en observant seulement les écarts associés aux correspondances bande à bande, car une erreur dans le paramètre vertical du bras de levier produit le même effet quelle que soit la direction ou la hauteur du vol. L'estimation du décalage vertical du bras de levier n'est possible que si au moins un GCP est utilisé. Cette limitation est à nouveau affirmée dans [Ravi *et al.*, 2018]. Par conséquent, les auteurs décident de contourner le problème en mesurant manuellement la composante verticale du bras de levier entre le centre optique du scanner LASER et le sommet de l'antenne GNSS, puis en fixant la valeur mesurée pendant l'optimisation. De plus, les auteurs de [Glira, 2018] affirment que selon l'assemblage des capteurs, la configuration de vol et la géométrie du terrain, certains des paramètres mentionnés dans leur travail peuvent être complètement corrélés et donc non estimables. Toutefois, ils ne donnent aucune autre information sur les paramètres qui ne sont probablement pas estimables.

4.1.3 Alignement des données GNSS/INS–caméra

Dans cette section, nous passons en revue les travaux qui abordent le problème de l'alignement des données entre un GNSS/INS et un capteur d'imagerie optique monté sur un système mobile. Ce problème est généralement résolu par l'estimation des paramètres d'étalonnage entre ces deux capteurs et a été principalement étudié dans deux domaines de recherche : la robotique et la photogrammétrie. Ces deux communautés scientifiques abordent le problème différemment.

En robotique, les problèmes de type SLAM sont d'intérêt et l'étalonnage rapide ou en temps réel est souvent préféré. Cela a conduit à un développement important des méthodes de filtrage en ligne [Dong-Si et Mourikis, 2011; Jones et Soatto, 2011], et plus récemment des méthodes d'optimisation non-linéaire s'appuyant sur des images clés [Nerurkar *et al.*, 2014; Nikolic *et al.*, 2014].

Dans le domaine de la photogrammétrie et de la télédétection, on préfère une haute précision à un calcul rapide. Une technique d'optimisation très performante telle que l'ajustement de faisceaux [Triggs *et al.*, 1999] est aujourd'hui encore largement utilisée pour estimer les paramètres d'étalonnage entre un GNSS/INS et une caméra. Ces méthodes peuvent essentiellement être divisées en deux variantes : les méthodes en deux étapes et les méthodes en une étape. La méthode en deux étapes est similaire aux méthodes basées sur le déplacement présentées en section 4.1.1. Les paramètres d'étalonnage sont estimés en comparant le déplacement observé par le capteur GNSS/INS avec la trajectoire reconstruite de la caméra, cette dernière étant calculée par la combinaison des techniques d'aérotriangulation et d'ajustement de faisceaux [Cramer et Stallmann, 2002; Yastikli et Jacobsen, 2005]. Dans les méthodes en une seule étape, les paramètres d'étalonnage sont introduits comme inconnus dans le modèle mathématique de la procédure d'ajustement de faisceaux. La résolutions du problème d'ajustement de faisceaux permet alors d'obtenir directement une estimation de ces paramètres [Pinto et Forlani, 2002; Skaloud et Schaer, 2003]. Cependant, les deux méthodes nécessitent généralement de capturer des images sur un site d'étalonnage sur lequel des mires ou des GCPs ont été uniformément répartis afin d'obtenir un alignement précis des données.

Dans [Kersting *et al.*, 2011], les auteurs ont étudié les exigences de configuration de vol pour une estimation fiable des paramètres d'étalonnage GNSS/INS–caméra. Ces travaux montrent que des images capturées le long de deux lignes de vol parallèles et de sens opposées qui présentent un recouvrement de 100%, permettent une bonne estimation des angles de roulis et de tangage ainsi que des composantes planimétriques du bras de levier. Le fait d'avoir des images issues de lignes de vol parallèles effectuées dans le même sens qui présentent le moins de recouvrement possible permet une estimation plus fiable de l'angle de cap. L'étude [Kersting *et al.*, 2011] propose une configuration de vol faisant intervenir un minimum de lignes de vol pour une estimation fiable des paramètres GNSS/INS–caméra. Cette configuration minimale est identique à celle proposée dans [Kersting *et al.*, 2012] et est illustrée sur la figure 4.2. Les auteurs de [Ravi *et al.*, 2018] affirment que le fait d'avoir des images prises à partir de lignes de vol volant à différentes altitudes permet de décorréler les composantes planimétriques du bras de levier des paramètres de roulis et de tangage. Pour les mêmes raisons que celles mentionnées dans la section 4.1.2, les auteurs de [Kersting *et al.*, 2011] affirment que la composante verticale du bras de levier ne peut être estimée en observant les écarts associés aux correspondances entre des points image conjugués reconstruit en 3D, sauf si l'on dispose d'au moins un GCP.

Dans [Siying *et al.*, 2011], une méthode d'étalonnage des angles de désalignement entre la caméra et le GNSS/INS est proposée qui utilise un MNS dérivé du LiDAR. Des points caractéristiques sélectionnés manuellement dans des images qui se recouvrent

partiellement sont triangulés dans l'espace objet 3D. Leur position est ensuite corrigée à l'aide de l'élévation du MNS. Les angles de désalignement sont ensuite estimés en minimisant, dans l'espace image, la distance des projections des points 3D corrigés aux points caractéristiques sélectionnés manuellement. Cependant, à cause de l'hétérogénéité des données, l'existence d'une correspondance parfaite entre un point image triangulé et un point LiDAR est peu probable. L'élévation issue du MNS doit donc être obtenue par interpolation, ce qui présente comme limitation de rendre la méthode très dépendante de la qualité de reconstruction et la résolution du MNS.

À l'exception de l'étude [Siying *et al.*, 2011], ces méthodes n'abordent que le problème d'étalonnage GNSS/INS–caméra sans utiliser les données LiDAR. Par conséquent, dans le cas d'un étalonnage conjoint LiDAR–GNSS/INS–caméra, la cohérence des données ne peut être assurée. La méthode proposée dans [Siying *et al.*, 2011] repose sur un MNS préexistant et ne mentionne pas le problème d'étalonnage entre un capteur LiDAR et un capteur GNSS/INS.

4.1.4 Alignement conjoint de données LiDAR–GNSS/INS–caméra

Dans cette section, nous examinons les études portant sur l'alignement conjoint de données issues d'un système multicapteur composé au moins d'un LiDAR et d'un capteur GNSS/INS et d'une caméra qui sont montés les uns par rapport aux autres de façon rigide.

Jusqu'à présent, les méthodes d'étalonnage présentées considéraient toujours un étalonnage de deux capteurs parmi les trois considérés. Une façon de réaliser un étalonnage complet d'un système multicapteur, est d'effectuer les deux étalonnages suivant : LiDAR–GNSS/INS et GNSS/INS–caméra. L'étalonnage LiDAR–caméra peut ensuite être déterminé par calcul à l'aide de la contrainte géométrique qui découle du fait que les capteurs soient montés de façon rigide entre-eux. Cependant, si les étalonnages LiDAR–GNSS/INS et GNSS/INS–caméra sont réalisées individuellement, à cause des erreurs de mesure, il se peut que l'étalonnage du système multicapteur ne soit pas cohérent, c'est-à-dire que les données LiDAR et caméra ne soient pas alignées. Il est donc essentiel d'assurer la cohérence d'un tel étalonnage si l'on souhaite obtenir un alignement de données précis.

Dans les travaux [Taylor et Nieto, 2015], les auteurs proposent une méthode d'étalonnage basée sur le déplacement (voir section 4.1.1) d'un système multicapteur composé d'une caméra, d'un LiDAR 3D et d'un GNSS/INS pour une plateforme automobile. Le déplacement de chaque sous-système est estimé indépendamment à l'aide de techniques propres à chaque capteur. Ces déplacements sont ensuite alignés en calculant successivement les angles de désalignement et les bras de levier entre tous les capteurs du système multicapteur. Le déplacement du scanner LASER est estimé en appliquant l'algorithme ICP entre deux balayages LiDAR successifs, tandis que le calcul des positions et orientations de chaque prise de vue de la caméra est réalisé par odométrie visuelle. Le facteur d'échelle manquant lié à l'estimation du déplacement de la caméra est déterminé en incorporant des informations supplémentaires provenant d'autres capteurs du système multicapteur. Dans cette méthode, l'estimation de tous les paramètres d'étalonnage entre chaque capteur est effectuée en ne considérant que les transformations deux à deux entre les sous-systèmes. Comme indiqué dans [Taylor et Nieto, 2015], en raison des erreurs de mesure, le résultat conduit à une solution non cohérente. Par conséquent, les auteurs effectuent une étape d'optimisation supplémentaire dans laquelle les paramètres d'étalonnage sont optimisés simultanément en contraignant les transformations pour forcer la solution à être cohérente. Parmi les paramètres ré-optimisés, seuls les angles de désalignement sont évalués à nouveau, car les transformations liées à la caméra font intervenir une ambiguïté du facteur

d'échelle.

Dans [Ravi *et al.*, 2018], les auteurs proposent une méthode d'étalonnage cohérent pour un système multicapteur composé de plusieurs caméras, de plusieurs LiDAR et d'un capteur GNSS/INS. Celle-ci est basée sur un modèle d'ajustement de faisceaux modifié, où les facteurs d'échelle associés à chaque point 3D triangulé de l'espace image ne sont pas éliminés mais traités comme des inconnues. Cette astuce permet à la méthode de coupler des points image caractéristiques conjugués reconstruit en 3D avec des éléments caractéristiques linéaires et plans dérivées des données LiDAR. La principale limitation de cette approche est que la méthode repose sur la présence dans la scène d'éléments caractéristiques de haut niveau, ce qui réduit la flexibilité de l'approche. Par conséquent, l'extraction de ces éléments caractéristiques nécessite des interventions manuelles, ce qui entrave l'automatisation complète de la méthode (voir section 4.1.1).

Les travaux [Glira, 2018], présentent une méthode d'alignement hybride de nuages de points LiDAR et d'images aériennes conçue pour résoudre de manière cohérente à la fois l'ajustement de bandes LiDAR et la reconstruction photogrammétrique en le modélisant au travers d'un problème d'optimisation. Cette méthode permet d'aligner différentes bandes LiDAR et un nuage de points reconstruit par triangulation des images en optimisant plusieurs paramètres, tels que les positions et orientations absolues du GNSS/INS, ainsi que les paramètres d'étalonnage (angles de désalignement et bras de levier) des couples de capteurs LiDAR–GNSS/INS et GNSS/INS–caméra. Inspirée de la méthodologie ICP, la méthode proposée dans [Glira, 2018] effectue un alignement 3D-3D (voir section 4.1.1) en minimisant, de manière itérative, les écarts associés à des correspondances point à point et point à plan, définies entre des points LiDAR géoréférencés, des points photogrammétriques 3D et/ou des GCPs. À l'instar des méthodes d'alignement 3D-3D, cette approche nécessite d'effectuer une reconstruction d'un nuage de points par photogrammétrie, qui a l'inconvénient d'être particulièrement couteuse en temps de calcul. De plus, les auteurs affirment qu'il n'est pas évident de choisir les correspondances appropriées entre les points photogrammétriques 3D et les point LiDAR car la caméra et le scanner LASER capturent des caractéristiques différentes de la scène et qu'il n'existe probablement pas de correspondance réelle. Cette remarque tient particulièrement dans les scènes naturelles où les surface planes sont peu présentes.

4.1.5 Synthèse

Au cours de la dernière décennie, un grand nombre de travaux de recherche ont porté sur le problème de l'alignement des données issues de caméra et LiDAR, mais aucune solution polyvalente n'a encore été trouvée [Zhang et Lin, 2017].

Les méthodes basées sur l'utilisation de mires permettent de réaliser des étalonnage précis mais supposent, souvent à tort, qu'un étalonnage effectué en conditions de laboratoire est valide en conditions d'utilisation.

Les méthodes d'alignement 3D-3D permettent de réaliser des alignement fins en s'appuyant sur la géométrie reconstruite de la scène capturée depuis les deux modalités des données. Cependant elles requièrent un coût de calcul élevé et un alignement initial suffisamment précis pour pouvoir opérer.

Les méthodes basées sur le déplacement nécessitent une grande variété de mouvements des capteurs et demandent d'important coûts de traitement. La précision atteignable par ces méthodes n'est pas toujours suffisamment satisfaisante. Par conséquent elles sont fréquemment employées pour effectuer un étalonnage approximatif des

capteurs, dont le résultat peut ensuite servir d'initialisation à une autre méthode d'étalonnage.

Les méthodes basées sur des éléments caractéristiques conjuguées sont adaptées aux environnements présentant des détails structurels distinctifs, tels que les milieux urbains mais sont en revanche peu efficaces en milieux naturels. De plus, ces méthodes souffrent d'une faible automatisation lorsqu'elles font intervenir des éléments caractéristiques de haut niveau, tels que des régions ou des contours.

Les méthodes basées sur des mesures de similarité permettent de réaliser des alignements très fins mais nécessitent un alignement initial très précis. De plus, elles supposent qu'il existe une corrélation entre deux signaux issus des données LiDAR et caméra qui n'est pas forcément avérée.

Pour résumer, l'hétérogénéité et la corrélation complexe de ces données rendent l'alignement difficile à résoudre de manière automatique, sans l'utilisation de mire ou sans une initialisation précise des paramètres d'étalonnage.

Bien que des solutions établies depuis quelques années ont été proposées pour étalonner des systèmes LiDAR–GNSS/INS et GNSS/INS–caméra de façons indépendantes, très peu de solutions d'étalonnage d'un système multicapteur LiDAR–GNSS/INS–caméra ont été présentés qui garantissent une cohérence des données de ces capteurs. De plus, les contraintes d'estimation du déplacement individuel de chaque capteur, d'extraction d'éléments caractéristiques conjuguées de haut-niveau ou de reconstruction photogrammétrique associées à chacune des solutions présentées dans la section 4.1.4 réduisent de manière significative la flexibilité de ces méthodes.

Les travaux [Kersting *et al.*, 2012, 2011] définissent respectivement des recommandations d'une configuration de vol faisant intervenir un minimum de lignes de vols pour une estimation fiable des paramètres d'étalonnage LiDAR–GNSS/INS et GNSS/INS–caméra. Il est également important de retenir que dans les méthodes d'étalonnage LiDAR–GNSS/INS et GNSS/INS–caméra proposées, la composante verticale du bras de levier entre les deux capteurs considérés ne peut pas être estimé sans une référence au sol, tel qu'un GCP.

Dans la suite de ce chapitre, nous proposons une nouvelle approche qui vise à aligner des images et des données LiDAR issues d'un système multicapteur tout en surmontant les limitations principales des méthodes de l'état de l'art résumées dans cette section.

4.2 Proposition d'une nouvelle méthode d'étalonnage multicapteur pour drone

La nouvelle méthode que nous proposons résout le problème de l'alignement des données LiDAR et caméra en réalisant un étalonnage cohérent du système multicapteur considéré composé de trois capteurs montés de manière rigide les uns aux autres : un scanner LASER, une caméra et un GNSS/INS. Ces trois capteurs sont respectivement associés aux repères scanner LASER s, caméra c et GNSS/INS b. Comme dans [Ravi *et al.*, 2018], nous nous appuyons sur des ensembles de données de caméra et LiDAR qui sont temporellement synchronisées par rapport aux observations du GNSS/INS.

La méthode proposée

— est entièrement automatique,

— ne nécessite pas de mires d'étalonnage ou de GCP,

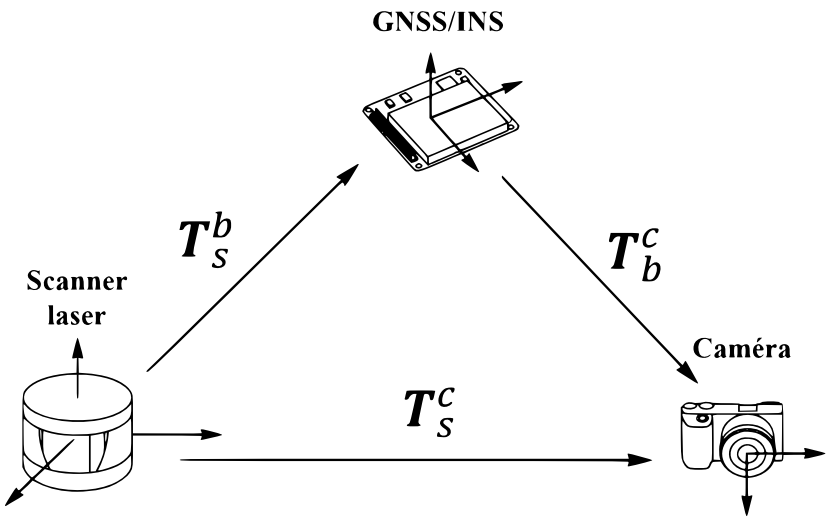


FIGURE 4.3 – Configuration du système multicapteur.

— est adaptée aux environnements naturels car elle ne nécessite pas de capturer des caractéristiques géométriques remarquables présentes par exemple dans des environnements urbains,
— ne s'appuie pas sur l'intensité de retour des données LiDAR,
— ne nécessite pas une initialisation précise des paramètres d'étalonnage.

Les avantages susmentionnés de notre approche ont bien sûr une contrepartie ; les limites de cette dernière sont résumées ci-dessous :

— La méthode repose sur la disponibilité de données GNSS/INS suffisamment précises.
— L'approche n'estime pas les paramètres intrinsèques de la caméra et exige qu'ils soient préalablement étalonnés.

L'étalonnage d'un système multicapteur, dont les capteurs individuels ont été préalablement étalonnés, consiste à estimer six paramètres d'étalonnage par paires de capteurs : trois paramètres de rotation, appelés angles de désalignement (roulis, tangage, cap) et trois paramètres de translation qui sont les composantes du bras de levier-bras.

Rappelons que ces paramètres peuvent être représentés par une matrice de transformation homogène de corps rigide T_x^y qui représente la position et l'orientation du repère y associé au capteur Y par rapport au repère x associé au capteur X. Comme ces capteurs sont supposés être montés de manière rigide les uns aux autres, nous dirons que l'étalonnage est cohérent si les estimations de T_x^y alignant les données de X et Y et de T_y^z alignant les données de Y et Z permettent de définir une transformation $\mathrm{T}_x^z = \mathrm{T}_y^z \mathrm{T}_x^y$ qui aligne les données de X et Z (voir la figure 4.3).

Notre approche consiste à calculer successivement T_b^c et T_s^b (voir figure 4.4). Dans un premier temps, T_s^b est calculé par une méthode robuste inspirée de l'approche de l'état de l'art [Glira *et al.*, 2016]. Dans un second temps, une estimation de T_b^c est effectuée en s'appuyant sur l'estimation précédente de T_s^b, alignant ainsi s et c en assurant la cohérence des données de l'ensemble du système multicapteur et, par conséquent, l'alignement précis des images et du nuage de points LiDAR géoréférencés.

Dans la méthode proposée, les estimations des transformations T_s^b et T_b^c impliquent d'être initialisées de manière approximative en s'appuyant sur la configuration de montage du système multicapteur. Contrairement aux autres méthodes basées sur des mesures de similarité décrites dans la section 4.1.1, notre approche est suffisamment robuste pour

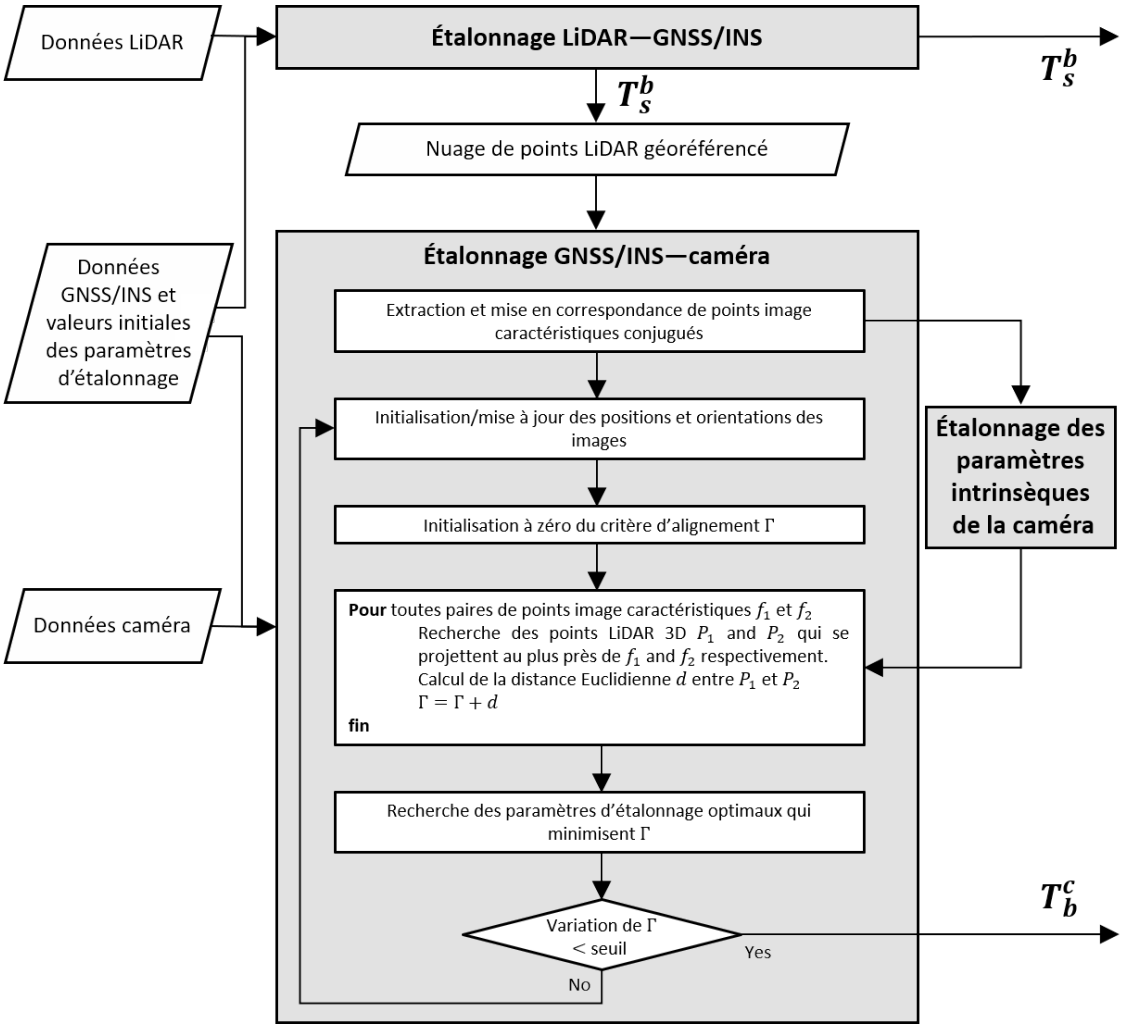


FIGURE 4.4 – Schéma du processus d'étalonnage LiDAR–GNSS/INS–caméra.

qu'une initialisation éloignée de la solution optimale ne détériore pas la convergence de l'algorithme d'étalonnage, comme le reflète la section 4.4.4. De plus, notre méthode présente certains avantages par rapport aux travaux [Glira, 2018; Ravi *et al.*, 2018] car elle ne nécessite pas la reconstruction par photogrammétrie de points 3D à partir des points image caractéristiques 2D extraits des images et permet ainsi de s'affranchir de coûteux calculs. Enfin, nous ne supposons pas, dans notre méthode, l'existence de correspondances réelles entre une observation issue d'une image et une mesure LiDAR.

4.2.1 Étalonnage LiDAR–GNSS/INS

Les angles de désalignement et le bras de levier entre s et b sont estimés selon la méthodologie présentée dans [Glira *et al.*, 2016]. Notons que, lors de l'ajustement par la méthode des moindres carrés, nous avons fixé la composante verticale du bras de levier à une valeur mesurée manuellement, en raison de la limitation présentée dans la section 4.1.2.

4.2.2 Étalonnage GNSS/INS–caméra

Données

La transformation estimée T_s^b permet de géoréférencer, c'est-à-dire de référencer dans le repère terrestre e, un nuage de points 3D à partir de mesures synchronisées issues du LiDAR et du GNSS/INS. Chaque prise de vue est horodatée par le GNSS/INS et sa position et son orientation précises peuvent donc être estimées par interpolation. Cependant, la position et l'orientation géoréférencées du repère de la caméra c par rapport au repère e ne sont connues qu'approximativement en raison de l'initialisation grossière préalable de T_b^c. Les données d'entrée de notre méthode sont constituées de nuages de points géoréférencés et d'images, issus de différentes lignes de vol recueillies par le système multicapteur à bord d'un drone pendant une campagne d'acquisition de données.

Principe

Au cours du survol, de nombreuses images prisent par la caméra auront des champs de vue qui s'intersectent. Prenons une paire de telles images et supposons que l'on soit capable d'apparier deux points image caractéristiques, chaque point étant issu d'une des images. Grâce au géoréférencement et à l'estimation courante de la transformation T_b^c, il est possible d'estimer, dans le repère e, la position de la droite de projection, passant par chacun des points caractéristiques de la paire considérée. Soit une paire $\{f_1, f_2\}$ de points image caractéristiques conjugués extraits de deux images dont les champs de vue s'intersectent. Notons P_1 le point LiDAR 3D géoréférencé le plus proche de la droite de projection passant par f_1 et P_2 le point LiDAR 3D géoréférencé le plus proche de la droite de projection passant par f_2 (voir figure 4.5). De cette façon, toute paire de points image caractéristiques conjugués peut être associée à une paire de points LiDAR 3D.

En cas d'alignement parfait, P_1 et P_2 doivent être identiques (figure 4.5d). En cas d'alignement imparfait, P_1 et P_2 sont très probablement différents (figure 4.5c). La méthode proposée consiste à exprimer la distance entre P_1 et P_2 en fonction des paramètres de la transformation T_b^c. Par conséquent, la prise en compte de toute paire de points caractéristiques conjugués extraits d'images ayant des champs de vues qui se recouvrent permet d'estimer les paramètres de la transformation T_b^c en minimisant la somme de toutes les distances entre toutes les paires de points LiDAR 3D associées.

Cette façon de procéder présente deux intérêts majeurs. Premièrement, elle permet de mettre en relation la position et l'orientation des prises de vue de la caméra avec le nuage de points LiDAR sans supposer l'existence de correspondances réelles entre ces données, ce qui serait incorrect en raison des différentes caractéristiques capturées par le LiDAR et la caméra. Deuxièmement, par ce principe nous ne cherchons pas à reconstruire la position 3D d'un point image, par exemple par des techniques d'interpolation ou de reconstruction surfacique du nuage de points LiDAR, ces dernières pouvant introduire des biais dans l'information générée et étant coûteuse en temps de calcul.

Processus

Notons $\xi = [{}_x\vartheta_c^b, {}_y\vartheta_c^b, {}_z\vartheta_c^b, {}_xt_c^b, {}_yt_c^b, {}_zt_c^b]$ les paramètres d'étalonnage à estimer, ${}_x\vartheta_c^b$, ${}_y\vartheta_c^b$, ${}_z\vartheta_c^b$ étant les angles de désalignement et ${}_xt_c^b$, ${}_yt_c^b$, ${}_zt_c^b$ les composantes du bras de levier associé à la transformation GNSS/INS–caméra T_b^c.

Dans une étape de prétraitement, nous extrayons d'abord des points caractéristiques de toutes les images qui sont prises en compte pour ce processus d'étalonnage. Ensuite, nous définissons un ensemble de N paires de points image caractéristiques conjugués en

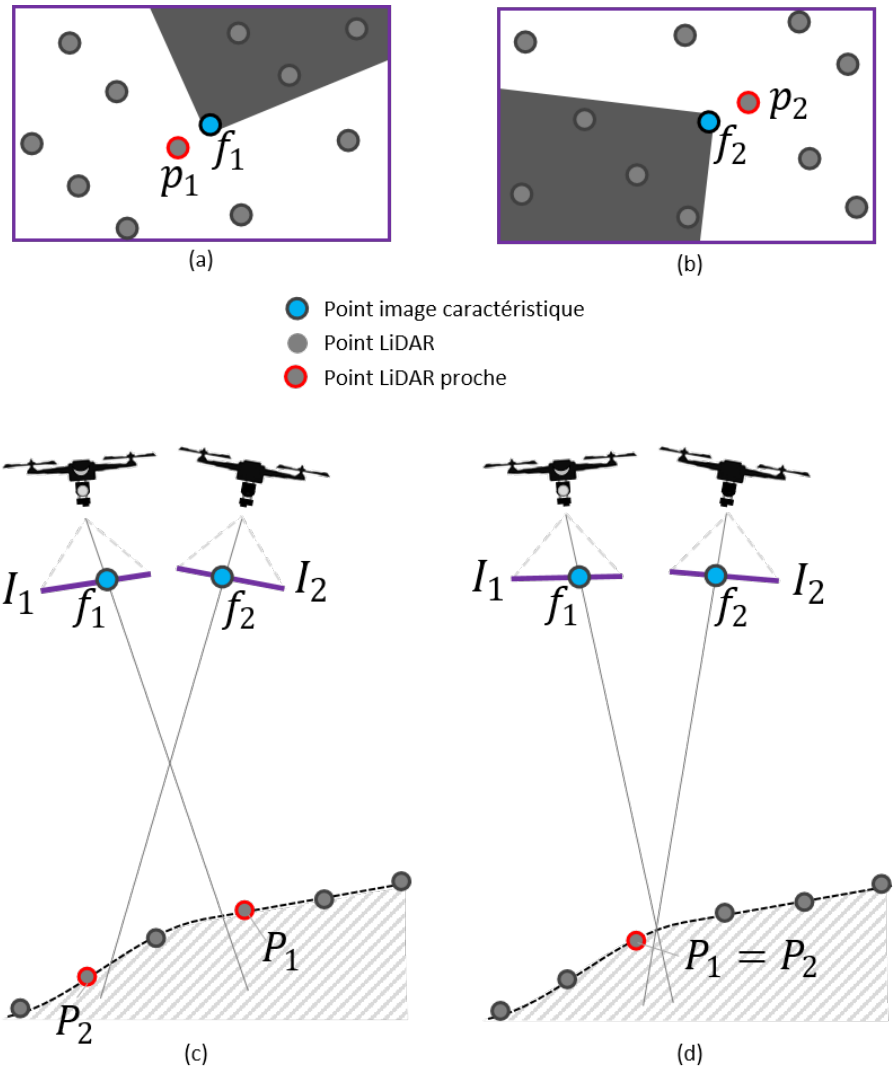


FIGURE 4.5 – Principe de la méthode d'étalonnage GNSS/INS–caméra. Les figures (a) et (b) montrent deux images prises capturant partiellement la même scène et à des positions, orientations et moments différents. f_1 et f_2 est une paire de points image caractéristiques conjugués. p_1 est la projection de P_1 dans l'image de gauche, tandis que p_2 est la projection de P_2 dans l'image de droite. La figure (c) illustre le cas d'un alignement imparfait des caméras GNSS/INS : P_1 et P_2 sont des points 3D différents. La figure (d) montre le cas d'alignement parfait : P_1 et P_2 sont le même point LiDAR 3D.

mettant en correspondance les points caractéristiques issus de paires d'images dont les champs de vue se recouvrent. Dans les expériences menées au cours de ce chapitre, nous utilisons le détecteur et le descripteur SIFT [Lowe, 2004]. Cependant, tout autre détecteur et descripteur de points de caractéristiques peut être utilisé. Une analyse comparative des différents détecteurs et descripteurs peut être trouvée dans [Tareen et Saleem, 2018].

Considérons une paire de points image caractéristiques (f_1, f_2) et sa paire de points LiDAR 3D la plus proche (P_1, P_2). Afin de trouver P_1, nous projetons d'abord chaque point LiDAR 3D dans l'image où se trouve f_1. Nous effectuons ensuite une recherche du plus proche voisin dans l'espace image autour de f_1 en utilisant un arbre k-D [Bentley, 1975]. P_1 est le point dont la projection p_1 est la plus proche de f_1 et se trouve dans l'image. P_2 s'obtient de manière similaire (figure 4.5a-b). De cette façon, nous nous affranchissons d'effectuer une recherche coûteuse du plus proche voisin dans l'espace objet 3D. Bien que la recherche du voisin le plus proche dans l'espace image 2D ou dans l'espace objet 3D

ne soit pas équivalente, la méthode proposée est une approximation raisonnable si l'on considère que les images sont généralement situées à de grandes distances au-dessus du nuage de points.

Soit $d(\mathrm{P}_1, \mathrm{P}_2)$ le carré de la distance euclidienne entre P_1 et P_2. L'expression de $d(\mathrm{P}_1, \mathrm{P}_2)$ en fonction de ξ est donnée par l'équation 4.2 :

$$d(\mathrm{P}_1, \mathrm{P}_2) = \|\mathrm{T}_n^e(t_2)\mathrm{T}_b^n(t_2)\mathrm{T}_c^b(\xi)\tilde{\mathrm{P}}_2^c(t_2) - \mathrm{T}_n^e(t_1)\mathrm{T}_b^n(t_1)\mathrm{T}_c^b(\xi)\tilde{\mathrm{P}}_1^c(t_1)\|^2, \tag{4.2}$$

où $\tilde{\mathrm{P}}_i^c(t_j)$ $(j \in \{1,2\})$ représente les coordonnées homogènes du point LiDAR 3D P_i dans le repère de la caméra c au temps t_j, $\mathrm{T}_n^e(t_k)\mathrm{T}_b^n(t_j)$ $(j \in \{1,2\})$, le produit des transformations homogènes entre les repères b et n puis entre n et e au temps t_j et $\mathrm{T}_c^b(\xi)$ la transformation homogène entre c et b qui dépend uniquement des paramètres d'étalonnage ξ (voir chapitre 2).

Considérons l'ensemble des N paires de points image caractéristiques conjugués et d_k la distance au carré entre les deux points LiDAR 3D associés à la paire k de points de caractéristiques d'image conjuguées. Nous déterminons un critère d'alignement GNSS/INS–caméra Γ que nous calculons comme suit :

$$\Gamma(\xi) = \sum_k^{\mathrm{N}} d_k \tag{4.3}$$

Ce critère étant une fonction non linéaire de ξ, nous utilisons un algorithme non linéaire des moindres carrés pour trouver $\xi^\star$, le minimum global de Γ. L'utilisation d'une fonction de perte de Huber [Huber, 2011] nous permet de minimiser l'impact des valeurs aberrantes sur cet étalonnage. Il est à noter qu'à chaque itération de l'algorithme non linéaire des moindres carrés, la valeur courante ξ est utilisée pour mettre à jour les points LiDAR 3D les plus proches de chaque paire de points image caractéristiques conjugués. L'optimisation s'arrête lorsque la variation de Γ entre deux itérations est inférieure à un seuil spécifique.

4.2.3 Étalonnage intrinsèque de la caméra

Comme évoqué dans la section 4.2, la méthode d'étalonnage proposée n'estime pas directement les paramètres intrinsèques de la caméra. Or ceux-ci sont nécessaires pour la recherche des points LiDAR les plus proches des points image caractéristiques. Nous détaillons rapidement dans cette section la solution adoptée dans la suite de ce chapitre pour la modélisation et l'estimation des paramètres intrinsèques de la caméra.

Le modèle de caméra utilisé considère une fonction de distorsion $\mathcal{D}$ composée uniquement d'une correction radiale telle que $\mathcal{D} = \mathcal{D}^{\mathrm{R}}$. Cette fonction fait intervenir 5 paramètres de distorsion radiales R_k avec $k = \{3,5,7,9,11\}$ et un centre de distorsion (c_x, c_y) distinct des coordonnées du centre de projection (o_x, o_y) dans l'image (voir section 2.5.1).

L'étalonnage intrinsèque est effectué suivant une méthode automatique, dite d'auto-étalonnage de la caméra, qui utilise N paires de points image caractéristiques conjuguées détectés dans les images prises en compte pour le processus d'étalonnage GNSS/INS–caméra. Ces paires de points image caractéristiques conjuguées servent ensuite de données d'entrée à une méthode d'ajustement de faisceaux [Triggs *et al.*, 1999] qui permet d'estimer les paramètres intrinsèques du modèle de caméra défini.

4.3 Limites de la méthode d'étalonnage GNSS/INS–caméra

L'utilisation de l'algorithme que nous proposons présente certaines restrictions.

Premièrement, le choix de la configuration des lignes de vol est critique pour ce type d'algorithme afin de conditionner correctement le problème et d'éviter les états mal posés. En considérant des paramètres ξ biaisés, les images d'entrée optimales sont des images qui maximisent notre critère Γ. Nous suggérons d'utiliser une configuration de vol incluant les recommandations proposées dans [Kersting *et al.*, 2011] qui sont présentées à la section 4.1.3. Si ces recommandations ne sont pas respectées, certains paramètres d'étalonnage ne pourront pas être estimés. Notons également qu'afin de surmonter la limitation présentée dans la section 4.1.3, nous fixons dans notre méthode la composante verticale du bras de levier entre le centre optique de la caméra et le sommet de l'antenne réceptrice GNSS à une valeur mesurée manuellement. Ceci peut avoir comme conséquence un biais résiduel de l'étalonnage qu'il n'est pas possible de réduire.

Deuxièmement, la zone survolée doit être suffisamment texturée pour que les points image caractéristiques puissent être à la fois automatiquement détectés et uniformément répartis dans les images. Par conséquent, les zones aux couleurs homogènes devraient être évitées pendant le vol d'étalonnage ou du moins ne devraient pas prévaloir dans les données. Le cas échéant, l'algorithme est susceptible de ne pas converger vers des valeurs permettant un alignement acceptable des images et des données LiDAR, prohibant par conséquent leur utilisation ultérieure.

La troisième limitation est due aux occultations possibles des points LiDAR depuis certains points de vue spécifiques des images et qui seraient tout de même considérés comme des candidats potentiels lors de la recherche des points LiDAR 3D plus proches voisins des points image caractéristiques. Un tel phénomène est susceptible de se produire en présence d'objets verticaux élevés comme des bâtiments ou des arbres. Considérons par exemple un point caractéristique dans une image situé sur le bord de la toiture d'une maison. La recherche du point LiDAR le plus proche étant effectué dans l'espace image, il se peut qu'un point LiDAR 3D soit sélectionné qui se trouve sur le sol, occulté dans l'image par la toiture. Bien que, dans le processus de minimisation, la fonction de perte de Huber réduise l'impact d'une sélection erronée de points LiDAR les plus proches, de trop nombreuses occultations peuvent provoquer un biais d'estimation et l'échec de la convergence de l'algorithme. Le coût calculé ne sera plus représentatif du désalignement des données des GNSS/INS et de la caméra. Dans ce cas, la détection des points LiDAR occultés depuis chaque point de vue de l'image doit être effectuée avant de sélectionner les points LiDAR les plus proches.

4.4 Évaluation de la méthode d'étalonnage proposée

Dans cette section nous proposons d'évaluer notre méthode de trois façons.

La première consiste à évaluer les performances de la méthode d'étalonnage proposée dans un cas d'utilisation. Pour cela, nous réalisons une expérience qui s'appuie sur des données réelles. La performance des étalonnages LiDAR–GNSS/INS et GNSS/INS–caméra est alors évaluée quantitativement à l'aide de points de référence au sol –ou *Check Points*– (CPs). À la différence des GCPs qui sont généralement intégrés dans des processus d'alignement ou d'étalonnage, les CPs servent uniquement à évaluer la qualité de la reconstruction du nuage de points géoréférencés.

La seconde évaluation vise à analyser la sensibilité de l'étalonnage GNSS/INS–caméra aux valeurs initiales des paramètres d'étalonnage. Afin de pouvoir comparer la cohérence des paramètres estimés avec une vérité terrain, nous proposons de réaliser une expérience en utilisant des données synthétiques. Le comportement de notre méthode pour différentes initialisations est ensuite vérifié sur des données réelles dans une expérience

additionnelle.

La dernière évaluation consiste à étudier la sensibilité de notre méthode à deux variables importantes liées à celle-ci : la densité et le bruit du nuage de points LiDAR géoréférencés. En effet, le critère de désalignement calculé dépend à la fois de l'espacement entre les points LiDAR et de leur exactitude. Comme il est difficile de contrôler toutes les sources d'erreur qui peuvent intervenir lors d'une acquisition, nous proposons d'évaluer l'influence de ces paramètres en effectuant une expérience qui s'appuie sur des données synthétiques.

4.4.1 Site de l'étude et jeux de données

Données réelles

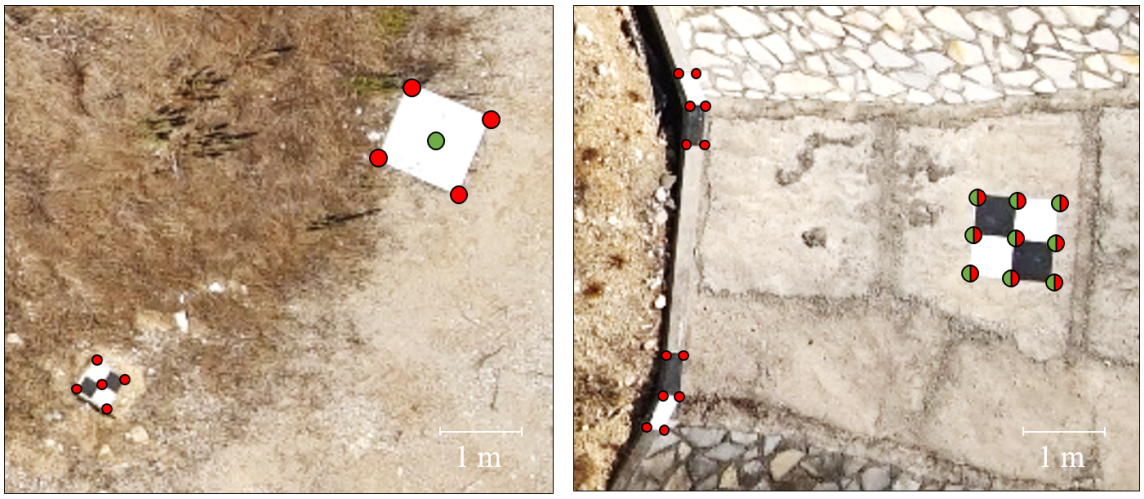
La collecte des données réelles fait l'objet de deux campagnes de vol $\mathcal{V}_1$ et $\mathcal{V}_2$ effectuées au-dessus d'une zone non habitée à proximité de la ville de Montpellier dans le sud de la France. Pendant ces deux campagnes, des données caméra, LiDAR et GNSS/INS sont capturées simultanément par le système multicapteur détaillé dans la section 1.6.2. Les données capturées pendant $\mathcal{V}_1$ sont utilisées pour effectuer l'étalonnage de la caméra LiDAR–GNSS/INS–caméra, tandis que les données de $\mathcal{V}_2$ sont utilisées pour évaluer la performance de la méthode d'étalonnage proposée.

Des cibles LiDAR et photogrammétriques ont été installées sur des surfaces horizontales et inclinées à différentes altitudes afin d'être capturées lors de la campagne de vol $\mathcal{V}_2$ (voir figure 4.8). Les cibles LiDAR sont des surfaces planes hautement réfléchissantes et les cibles photogrammétriques sont des objets plans marqués d'un motif de damier. Les cibles LiDAR et photogrammétriques ont été relevées à l'aide d'une combinaison de mesures d'une station totale et d'un GNSS différentiel, ce qui a permis de générer 53 CPs LiDAR et 120 CPs image. Les deux types de CPs ont une précision absolue de 1 cm voire moins. Les CPs ont été relevés au centre des cibles LiDAR ou au sol, à des endroits où celui-ci est à peu près plat. Les CPs image sont mesurés en chaque coin des cibles photogrammétriques. Des exemples de points de contrôle LiDAR et d'images sont illustrés sur la figure 4.6. Les CPs LiDAR sont utilisés pour évaluer l'alignement LiDAR–GNSS/INS, tandis que les CPs image sont utilisés pour évaluer l'alignement GNSS/INS–caméra.

De la campagne de vol $\mathcal{V}_1$, nous extrayons un ensemble de données d'entrée sur lequel nous effectuons les étalonnages LiDAR–GNSS/INS et GNSS/INS–caméra suivant la méthode présentée en section 4.2. Les données d'entrée comprennent des images et des données LiDAR et GNSS/INS provenant de lignes de vol parallèles et perpendiculaires. Ces lignes de vol répondent à la configuration de vol recommandée dans [Kersting *et al.*, 2012] pour un étalonnage LiDAR–GNSS/INS fiable et à la configuration de vol recommandée dans [Kersting *et al.*, 2011] pour une estimation fiable des paramètres d'étalonnage GNSS/INS–caméra. Ces recommandations sont données respectivement dans les sections 4.1.2 et 4.1.3.

Les lignes de vol, dont les données d'entrée sont issues, sont illustrées sur la figure 4.7 et décrites par le tableau 4.1. Celles-ci sont constituées de 20 images et de 7 bandes LiDAR formant un nuage de points global d'environ 10 millions de points LiDAR.

De la campagne de vol $\mathcal{V}_2$, nous extrayons un ensemble de données d'évaluation qui est utilisé pour évaluer les performances de notre méthode d'étalonnage LiDAR–GNSS/INS–caméra. Les données d'évaluation comprennent des images et des données LiDAR et GNSS/INS provenant de 3 lignes de vol parallèles qui sont représentées sur la figure 4.8 et par le tableau 4.2. Ces lignes de vol constituent un nuage de points LiDAR global d'environ 15 millions de points et de 100 images.



(a) (b)

FIGURE 4.6 – CPs LiDAR et image. Les points verts désignent les CPs LiDAR et les points rouges représentent CPs image. Les points à la fois rouges et verts sont utilisés simultanément comme des CPs LiDAR et image.

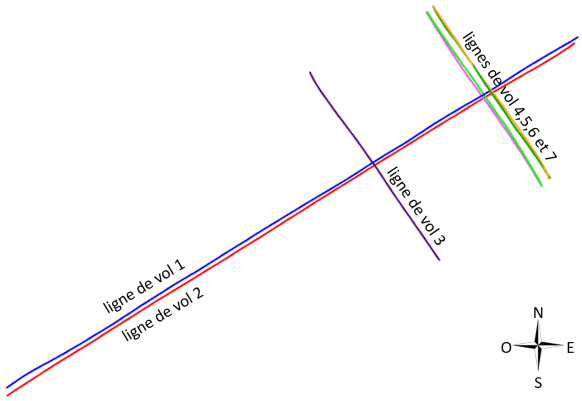


FIGURE 4.7 – Illustration des lignes de vol de la campagne $\mathcal{V}_1$.

Lignes de vol	Altitude	Direction
1	25 m	NE–SO
2	45 m	SO–NE
3	25 m	NO–SE
4	25 m	SE–NO
5	25 m	NO–SE
6	45 m	SE–NO
7	45 m	NO–SE

TABLEAU 4.1 – Caractéristiques des lignes de vol de $\mathcal{V}_1$.

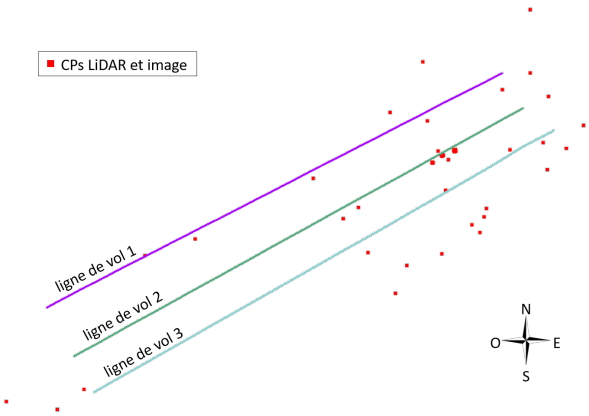


FIGURE 4.8 – Illustration des lignes de vol de la campagne $\mathcal{V}_2$.

Lignes de vol	Altitude	Direction
1	45 m	SO–NE
2	65 m	SO–NE
3	45 m	NE–SO

TABLEAU 4.2 – Caractéristiques des lignes de vol de $\mathcal{V}_2$.

Données synthétiques

Les données sont constituées de 25 nuages de points et de 20 images. Toutes les données sont positionnées et orientées dans un repère global. Les images sont générées en simulant une caméra avec des caractéristiques similaires à celle présentée dans la section 1.6.2. Les images synthétiques sont positionnées et orientées suivant la même configuration de vol que celle mentionnée dans la section 4.4.2). Chacun des 25 nuages de points est généré à partir d'une surface plane horizontale avec 5 niveaux de bruit différents et 5 valeurs de densité de points différentes. Les 5 valeurs de densité sont : 100, 10, 1, 0.1 et 0.01 pt/m². Le bruit est modélisé par une variation aléatoire centrée de distribution normale de la position de chaque point LiDAR. 5 niveaux différents de bruit sont étudiés avec des écarts-types de : 0, 0.01, 0.1, 0.5 et 2 m. Nous simulons également des points image caractéristiques conjugués exacts en générant des marqueurs (points) artificiels sur la surface plane, que nous projetons ensuite dans chaque image. Un marqueur qui se projette dans deux images crée une correspondance artificielle de points image caractéristiques conjugués. Des expériences antérieures ont montré que des densités de nuages de points trop faibles empêchent l'estimation conjointe des angles de désalignement et des composantes du bras de levier. En utilisant des densités inférieures à 1 pt/m², les composants planimétriques optimisés du bras de levier ne convergent pas mais oscillent autour de leurs valeurs optimales. Par conséquent, nous divisons l'ensemble des 25 nuages de points en deux sous-ensembles : $\mathscr{S}_1$ et $\mathscr{S}_2$. $\mathscr{S}_1$ est constitué des 15 nuages de points ayant des densités supérieures ou égales à 1 pt/m² qui sont utilisés pour estimer conjointement les angles de désalignement et les composantes du bras de levier. $\mathscr{S}_2$ englobe les 10 nuages de points restants qui sont utilisés pour estimer seulement les angles de désalignement.

4.4.2 Évaluation de la performance de la méthode sur des données réelles

Une fois les paramètres d'étalonnage estimés, nous évaluons dans les sections suivantes à l'aide données d'évaluation de $\mathscr{V}_2$ successivement les étalonnages LiDAR–GNSS/INS et GNSS/INS–caméra.

Évaluation de l'étalonnage LiDAR–GNSS/INS

Afin d'évaluer l'alignement LiDAR–GNSS/INS, nous sélectionnons, dans le nuage de points, à partir des données d'évaluation, les points LiDAR que nous supposons être localement proches de chaque CP LiDAR. Pour ce faire, nous considérons les points LiDAR contenus dans la sphère de rayon 20 cm centrée au CP LiDAR considéré. Rappelons que les CPs LiDAR sont mesurés sur des surfaces localement planes. Soit ϖ_1 un CP LiDAR et $\mathscr{E}_1$ l'ensemble des points LiDAR sélectionnés autour de ϖ_1. Dans le cas d'un étalonnage LiDAR–GNSS/INS précis, tous les points LiDAR de l'ensemble $\mathscr{E}_1$ sont situés sur la surface plane réelle autour de ϖ_1. Par conséquent, la distance $\mathrm{D}(\varpi_1, \mathscr{E}_1)$, que nous définissons comme étant la distance orthogonale entre ϖ_1 et le meilleur plan passant par $\mathscr{E}_1$, devrait être compatible avec la précision du système d'acquisition, c'est-à-dire avec le scanner LASER et le GNSS/INS. Cependant, en cas d'estimation incorrecte des paramètres d'étalonnage LiDAR–GNSS/INS, $\mathscr{E}_1$ est très probablement situé loin du véritable voisinage de ϖ_1. Par conséquent, en considérant l'ensemble des 53 CPs LiDAR mesurées sur la zone de vol, nous proposons deux mesures respectivement $\mathrm{D_L}$ et σ_L, pour évaluer l'étalonnage LiDAR–GNSS/INS. Tandis que $\mathrm{D_L}$ évalue la précision absolue de l'étalonnage, σ_L évalue sa précision relative. Nous définissons $\mathrm{D_L}$ comme la moyenne arithmétique de tous les $\mathrm{D}(\varpi_j, \mathscr{E}_j)$ calculés pour chaque CP LiDAR j. Nous définissons σ_L comme la moyenne arith-

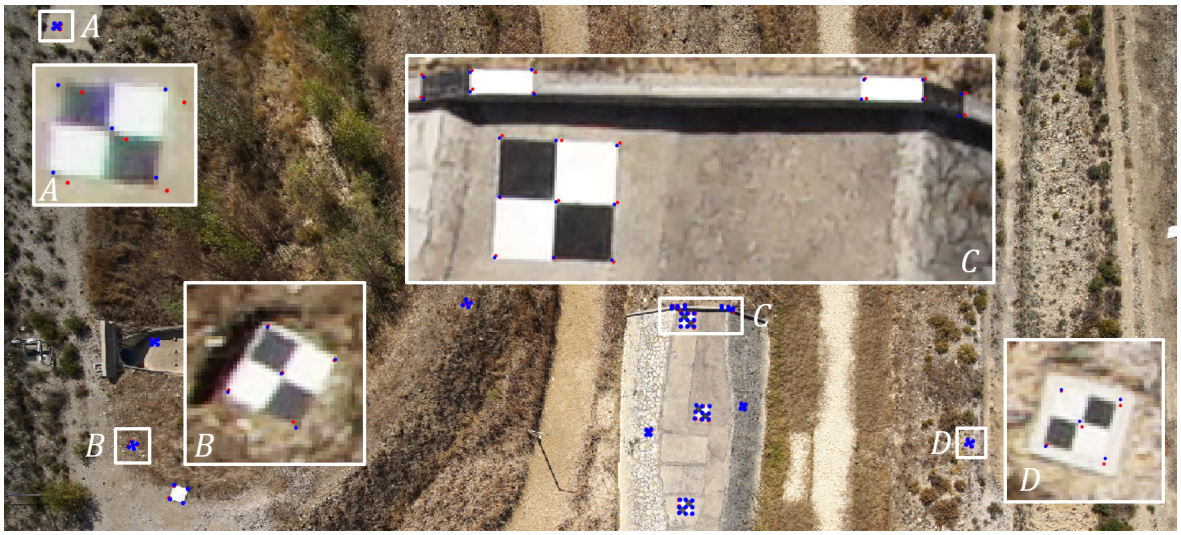


FIGURE 4.9 – Évaluation de l'étalonnage GNSS/INS–caméra. Les points bleus représentent les coins détectés et les points rouges la projection des CPs image dans l'image. La RMSD entre chaque point bleu et rouge correspondant est calculée pour évaluer la précision d'étalonnage GNSS/INS–caméra.

métique de tous les σ_j, où σ_j est l'écart-type estimé de la distribution de l'ensemble de points $\mathscr{E}_j$ autour du meilleur plan passant pas $\mathscr{E}_j$. Comme les CP LiDAR ont été mesurés sur des surfaces horizontales et inclinées à différentes altitudes dans la zone de vol, des valeurs élevées des paramètres, D_L et σ_L, sont très probablement symptomatiques d'un mauvais alignement des données LiDAR–GNSS/INS.

Dans l'expérience que nous avons menée, D_L est égal à 2.45 cm et σ_L à 2.81 cm. Ce résultat indique que les mesures d'imprécision de l'alignement LiDAR–GNSS/INS D_L et σ_L, sont indiscernables de l'incertitude de mesure de ±5 cm du Surveyor donnée par le fabricant YellowScan (se référer à la section 1.6.2). Ceci indique donc que l'alignement LiDAR–GNSS/INS est correct par rapport à la précision des capteurs employés.

Évaluation de l'alignement GNSS/INS–caméra

Afin d'évaluer la précision de l'étalonnage GNSS/INS–caméra, nous sélectionnons, dans la campagne de vol $\mathscr{V}_2$, 9 images prises à une altitude de 45 m qui contiennent plusieurs cibles photogrammétriques. Les coins de chaque cible photogrammétrique sont détectés sur chaque image. À chaque coin peut être associé un CP image 3D. La distance entre la projection de chaque CP image et le coin auquel il est associé est considérée comme un indicateur de la précision de l'alignement GNSS/INS–caméra.

La figure 4.9 présente en bleu les coins détectés et en rouge les CPs image projetés dans l'espace image. La racine de la déviation quadratique moyenne –*Root Mean Squared Deviation* (RMSD) est utilisée pour évaluer la précision de l'alignement.

Dans cette expérience, la RMSD est égale à 2.55 pixels. À une altitude de 45 m, la Résolution Au Sol (RAS) approximative des images d'évaluation est de 2.1 cm/pixel. Les CPs géoréférencés ont une erreur de mesure maximale de 1 cm dans le repère e. Cette erreur maximale projetée dans les images d'évaluation est donc d'environ 0.5 pixel. De plus, les coins sont détectés avec une erreur maximale de 1 pixel. Par conséquent, la RMSD est de 2.55 ± 1.5 pixels. Cette erreur est donc compatible avec la précision de mesure de 5 cm du système LiDAR YellowScan Surveyor (voir section 1.6.2), qui est est égale à 2.38 pixels dans l'espace image à une altitude de 45 m.

4.4.3 Évaluation de la sensibilité de la méthode aux valeurs initiales des paramètres d'étalonnage

La méthode d'étalonnage GNSS/INS–caméra proposée nécessite d'entrer une valeur initiale des paramètres d'étalonnage que nous suggérons de déterminer en s'appuyant sur la configuration de montage du système multicapteur. Une mesure approximative raisonnable de la configuration de montage permet généralement à l'opérateur d'estimer les paramètres d'étalonnage initiaux avec une précision allant jusqu'à quelques degrés pour les angles et et quelques centimètres pour les bras de levier. Afin d'étudier l'influence des valeurs initiales des paramètres de l'étalonnage GNSS/INS–caméra, nous effectuons dans cette section des expériences sur des données synthétiques et réelles.

La première expérience s'appuie sur des données synthétiques et consiste à répéter 100 étalonnages en initialisant les paramètres d'étalonnage à différentes valeurs. Les angles de désalignement initiaux $({}_x\vartheta_c^b,\ {}_y\vartheta_c^b,\ {}_z\vartheta_c^b)$ et les composantes planimétriques des bras de levier $({}_x t_c^b,\ {}_y t_c^b)$ sont initialisés de manière aléatoire à des valeurs comprises respectivement dans les intervalles $[-10, 10]°$ et $[-1, 1]$ m centrés sur les valeurs simulées des paramètres. La composante verticale du bras de levier ${}_z t_c^b$ est fixée à sa valeur simulée pendant l'optimisation pour éviter une estimation biaisée, comme mentionné dans la section 4.1.3. Le nuage de point LiDAR synthétique utilisé pour cette expérience a une densité de 1 pt/m² et aucun bruit de mesure n'a été rajouté (voir section 4.4.1).

Tous les étalonnages effectués sur des données synthétiques ont convergé vers une solution proche des vrais paramètres d'étalonnage. La RMSD entre les valeurs finales et vraies pour ${}_x\vartheta_c^b$, ${}_y\vartheta_c^b$, ${}_z\vartheta_c^b$, ${}_x t_c^b$ et ${}_y t_c^b$ est donnée comme suit : 3.1e−3°, 1.6e−4°, 9.2e−4°, 1.9e−3 m, 3.8e−3 m. Étant donné qu'à une altitude de 45 m et au nadir, une erreur angulaire de 1e−3° sur les paramètres d'étalonnage produit une erreur de désalignement dans l'espace objet inférieure à 1 mm, ces erreurs sont considérées comme suffisamment faibles pour indiquer la robustesse de l'étalonnage proposé aux valeurs initiales des paramètres.

Pour vérifier que le comportement de notre méthode n'est pas significativement différent lorsque celle-ci est appliquée à des données réelles, nous proposons d'analyser la sensibilité de notre méthode aux valeurs initiales en utilisant les données issues de la campagne de vol $\mathcal{V}_1$.

L'expérience réalisée à cet effet consiste à répéter l'étalonnage en faisant varier les valeurs des paramètres d'étalonnage initiaux mesurées approximativement en s'appuyant sur la configuration de montage du système multicapteur. Pour cette expérience, nous faisons varier les valeurs initiales des angles de désalignement et des composantes planimétriques du bras de levier respectivement de 10° à 10° et de 1 m à 1 m avec un pas de 1° et de 10 cm.

Dans l'expérience sur les données réelles, les écarts-types des paramètres d'étalonnage estimés, soit ${}_x\vartheta_c^b$, ${}_y\vartheta_c^b$, ${}_z\vartheta_c^b$, ${}_x t_c^b$ et ${}_y t_c^b$, sont donnés comme suit : 4.0e−5°, 1.9e−5°, 2.5e−5°, 4.4e−5 m, 1.0e−5 m. Ces résultats montrent que la dispersion des valeurs estimées est faible vis-à-vis de l'erreur de désalignement qu'elle produit dans l'espace. Même si les vraies valeurs d'étalonnage ne sont pas connues, ceci indique que la méthode d'étalonnage GNSS/INS–caméra proposée est indépendante de l'initialisation des paramètres, même lorsque des données réelles sont utilisées. La différence d'ordre de grandeur avec la RMSD obtenue en utilisant des données synthétiques est dû au fait que le nuage de points LiDAR réel a une densité de points environ 200 supérieure à celle du nuage de points synthétique. Une étude plus approfondie sur l'influence de la densité du nuage de points est réalisée dans la section 4.4.4.

4.4.4 Évaluation de la sensibilité de la méthode à la densité et au bruit du nuage de points LiDAR

Dans cette section, nous étudions la sensibilité de la méthode d'étalonnage GNSS/INS–caméra à la densité et au bruit de mesure du nuage de points LiDAR. L'utilisation de données synthétiques permet d'effectuer une analyse quantitative dans un environnement contrôlé. Dans cet objectif, nous effectuons 25 expériences, une expérience pour chacun des 25 nuages de points générés artificiellement. Chaque expérience consiste à réaliser un alignement GNSS/INS–caméra (voir section 4.2.2) en utilisant les images synthétiques et un nuage de points.

En utilisant les nuages de points du sous-ensemble $\mathscr{S}_1$, nous optimisons simultanément les angles de désalignement et les composantes du bras de levier. Les angles de désalignement $({}_x\vartheta_c^b, {}_y\vartheta_c^b, {}_z\vartheta_c^b)$ et les composantes planimétriques des bras de levier $({}_x t_c^b, {}_y t_c^b)$ sont initialisés loin de leur valeur vraie, tandis que la composante verticale des bras de levier ${}_z t_c^b$ est fixée à sa valeur vraie pendant l'optimisation afin d'éviter une estimation biaisée (voir section 4.1.3). Il est à noter que la valeur initiale des paramètres d'étalonnage n'influence pas les paramètres optimaux résultants tant que des points LiDAR proches aux points image caractéristique conjugués peuvent être identifiés. En utilisant les nuages de points du sous-ensemble $\mathscr{S}_2$, nous optimisons uniquement les angles de désalignement $({}_x\vartheta_c^b, {}_y\vartheta_c^b, {}_z\vartheta_c^b)$. Ces derniers sont initialisés loin de leur vraie valeur, tandis que les décalages de bras de levier $({}_x t_c^b, {}_y t_c^b, {}_z t_c^b)$ sont fixés à leur valeur vraie.

Chaque expérience est menée jusqu'à convergence des paramètres d'étalonnage (voir section 4.2.2). Afin de comparer les résultats de chaque expérience, nous calculons deux termes d'erreur : la différence de rotation $\Delta\vartheta$ et la différence de translation Δt entre la transformation de corps rigide résultante et la transformation vraie, c'est-à-dire la transformation calculée depuis les valeurs vraies des angles de désalignement et du bras de levier. $\Delta\vartheta$ et Δt sont calculés de manière suivante :

$$\Delta\vartheta = \arccos\left(\frac{tr(\Delta \mathrm{R}) - 1}{2}\right), \tag{4.4}$$

et

$$\Delta t = \|\Delta \mathrm{T}\|, \tag{4.5}$$

où $\Delta \mathrm{R} = {}_e\mathrm{R}\ {}_v\mathrm{R}^{\mathrm{T}}$ est la matrice de rotation de différence entre les deux rotations 3D ${}_e\mathrm{R}$ et ${}_v\mathrm{R}$ données respectivement par les angles de désalignement estimés et leurs valeurs vraies et $\Delta\mathrm{T}$ est le vecteur de translation de différence entre les deux translations 3D données respectivement par le bras de levier estimé et sa valeur vraie. Afin de s'assurer que les résultats sont représentatifs, nous répétons 75 fois chaque expérience en *bootstrappant* chaque nuage de points d'entrée. Ainsi une estimation de l'erreur est déterminée comme étant la moyenne arithmétique μ des 75 résultats d'optimisation de chaque expérience *bootstrappée*.

Les résultats sont résumés dans le tableau 4.3. Une double ligne verticale sépare les expériences réalisées à l'aide des sous-ensembles $\mathscr{S}_1$ et $\mathscr{S}_2$ du nuage de points. La partie gauche du tableau présente les expériences utilisant $\mathscr{S}_1$, tandis que le côté droit montre les résultats de l'expérience réalisée avec $\mathscr{S}_2$.

En regardant dans la partie gauche du tableau 4.3 les expériences effectuées sur $\mathscr{S}_1$ (de 100 à 1 pt/m²), on remarque que l'erreur d'étalonnage augmente avec le niveau de bruit. L'erreur d'étalonnage augmente également légèrement à mesure que la densité diminue. Mais l'influence de la densité est moindre que celle du niveau de bruit. Ceci indique la faible sensibilité de l'algorithme à la variation de densité. De plus, les amplitudes des erreurs sont

	De [pt/m²]	100	10	1	0.1	0.01
Br [m]		μ	μ	μ	μ	μ
0	$\Delta\vartheta$ [°]	0,0017	0,0016	0,0056	0,0237	0,1750
	Δt [m]	0,0017	0,0028	0,0078	-	-
0.01	$\Delta\vartheta$ [°]	0,0021	0,0029	0,0065	0,0227	0,1914
	Δt [m]	0,0022	0,0032	0,0064	-	-
0.1	$\Delta\vartheta$ [°]	0,0068	0,0075	0,0106	0,0258	0,1800
	Δt [m]	0,0106	0,0125	0,0131	-	-
0.5	$\Delta\vartheta$ [°]	0,0173	0,0185	0,0244	0,0350	0,1800
	Δt [m]	0,0287	0,0294	0,0378	-	-
2	$\Delta\vartheta$ [°]	0,0368	0,0396	0,0415	0,0420	0,1943
	Δt [m]	0,0664	0,0662	0,0576	-	-

TABLEAU 4.3 – Erreurs des paramètres d'étalonnage en fonction de la densité du nuage de points (De) et du bruit (Br).

particulièrement faibles pour des niveaux de bruit allant jusqu'à 0.1 m, avec une erreur de rotation et de translation maximale respective de 0.0106° et 0.0131 m pour une densité de 1 pt/m². Les résultats montrent que, de manière générale, l'erreur de rotation et l'erreur de translation augmentent de façon similaire en fonction du niveau de bruit.

Dans la partie droite du tableau 4.3, (de 0.1 à 0.01 pt/m²), les résultats montrent une forte augmentation des erreurs quand la densité de points décroit. Les erreurs d'étalonnage, pour une densité de point de 0.1 pt/m², sont importantes pour des niveaux de bruit plus élevés. Mais pour une densité de 0.01 pt/m², le niveau de bruit ne semble plus jouer un rôle significatif dans l'erreur résultante.

4.5 Discussion

L'origine des défauts d'alignement entre les données LiDAR et les images qui persistent après l'étalonnage du système multicapteur est généralement difficile à identifier, car ces défauts peuvent être causées par une combinaison de plusieurs facteurs, tels que la synchronisation temporelle des acquisitions de la caméra et du LiDAR, la qualité des mesures GNSS/INS, l'altitude à laquelle les données sont acquises, les erreurs dans l'étalonnage LiDAR–GNSS/INS, les paramètres intrinsèques de la caméra, la détection de points image caractéristiques conjugués. La contribution des sources d'erreurs individuelles est difficile à déterminer en utilisant uniquement des données de référence telles que les CPs. Par conséquent, une analyse approfondie à l'aide de données synthétiques permettrait de faciliter la compréhension de cette contribution sur le résultat final de l'étalonnage. Dans cette section, nous discutons des sources d'erreur susmentionnées.

Tout d'abord, la méthode d'étalonnage GNSS/INS–caméra dépend de manière significative de la qualité des points image caractéristiques. Dans notre approche, l'utilisation de la fonction de perte de Huber dans le processus d'optimisation permet de réduire fortement l'impact de quelques correspondances erronées sur l'étalonnage. Toutefois, on s'attend à ce que la méthode échoue si le nombre de correspondances erronées dépasse le point de rupture de notre estimateur. Un grand nombre de correspondances, bien réparties dans les images, auront un impact positif sur la qualité de l'alignement. Par conséquent, le détecteur et le descripteur de points image caractéristiques doivent être choisis avec soin. La RAS joue également un rôle important dans la qualité de l'étalonnage, car l'emplace-

ment des points image caractéristiques est moins précis à mesure que la RAS diminue. Par conséquent, une faible résolution d'image et des altitudes de vol élevées peuvent avoir un impact négatif sur la qualité de l'étalonnage final.

Deuxièmement, l'effet du modèle de caméra utilisé et l'estimation de ses paramètres sur la précision de l'alignement GNSS/INS–caméra devrait être étudié. En effet, la projection d'un point LiDAR vers une image implique une modélisation de la distorsion. En observant la cible photogrammétrique A de la figure 4.9, l'alignement des données semble être moins bon que sur des cibles situées au milieu de l'image. Soit l'estimation des paramètres de distorsion présente une certaine faiblesse, soit elle est mal modélisée. Il est également à noter que les paramètres intrinsèques de la caméra sont estimés indépendamment des paramètres d'étalonnage GNSS/INS–caméra. Or il se peut que ces deux catégories de paramètres soient corrélées [Kersting *et al.*, 2011] et devraient dans ce cas être estimés simultanément.

Troisièmement, le plan de vol est crucial pour le bon fonctionnement de l'algorithme. Dans [Kersting *et al.*, 2011], les auteurs mentionnent leur difficulté à décorréler les paramètres d'étalonnage de translation et de rotation en utilisant différentes altitudes de lignes de vol. Cependant, aucune indication n'est donnée sur les altitudes optimales ou les variations d'altitude à prendre en compte. Nous avons remarqué que les basses altitudes permettent à l'algorithme de converger de façon plus stable. D'une part, parce que, comme mentionné précédemment, la qualité de détection de points image caractéristiques augmente à mesure que la RAS des images croît. D'autre part, la densité de points LiDAR augmente également avec le nombre de points image caractéristiques détecté. Comme nous l'avons montré avec des données synthétiques, plus les données d'entrée disponibles sont denses, meilleures sont les performances de l'algorithme. Par conséquent, si moins de données sont disponibles, par exemple dans le cas des densités de nuages de points faibles, la convergence de l'algorithme n'est plus assurée. Cependant, en raison de la nature des paramètres de rotation, de faibles erreurs d'étalonnage angulaire obtenues avec des données recueillies à basse altitude auront une grande influence sur l'alignement des données à haute altitude. Par conséquent, l'étalonnage doit être effectué si possible à des altitudes proches de celles d'utilisation. En outre, le lecteur aura peut-être remarqué que les résultats obtenus de l'expérience effectuée sur les données synthétiques et décrite dans la section 4.4.3, la RMSD de ${}_x\vartheta_c^b$ (3.1e−3°) est environ 20 fois plus élevée que la RMSD de ${}_y\vartheta_c^b$ (1.6e−4°). Ce problème est dû à la configuration de vol recommandée dans [Kersting *et al.*, 2011] qui est non symétrique par rapport à l'axe de roulis, dû à la ligne de vol 3 dans $\mathcal{V}_1$ (voir Fig. 4.7a). Ce problème peut cependant être résolu en ajoutant au plan de vol de la Fig. 4.7a une ligne de vol supplémentaire à une altitude de 25 m dans la direction SE–NO de sorte à ce qu'elle soit symétrique à la ligne de vol 3 par rapport à l'orientation des lignes de vol 4–7. En réalisant à nouveau l'expérience avec cette nouvelle configuration de vol, nous obtenons une RMSD de 1.3e−4° pour ${}_x\vartheta_c^b$. Cette valeur est alors du même ordre de grandeur que les RMSD des autres angles.

Quatrièmement, l'estimation des paramètres d'étalonnage GNSS/INS–caméra s'appuie volontairement sur l'estimation de la transformation T_s^b entre le LiDAR et le GNSS/INS, afin de préserver la cohérence des données. Cela présente l'avantage de pouvoir compenser des faibles erreurs dans l'estimation des paramètres d'étalonnage LiDAR–GNSS/INS, tout en assurant un alignement LiDAR–caméra cohérent. Cependant, des erreurs plus importantes dans l'alignement LiDAR–GNSS/INS peuvent potentiellement biaiser l'étalonnage de l'ensemble du système multicapteur et donc entraîner un alignement des données LiDAR–caméra inadapté à la génération de cartes 3D-couleurs.

Enfin, la principale limite de notre méthode d'étalonnage multicapteur est sa forte

dépendance à des informations de position et d'orientation suffisamment précises au moment de chaque prise de vue et de chaque mesure LiDAR. Cela sous-entend, d'une part, des mesures GNSS/INS disponibles et précises et, d'autre part, une synchronisation temporelle précise et robuste entre les mesures GNSS/INS et les acquisitions caméra et LiDAR. En effet, les méthodes d'étalonnage GNSS/INS–caméra et LiDAR–GNSS/INS s'appuient sur les observations GNSS/INS et des erreurs significatives dans la position et l'orientation du système multicapteur auront un impact direct sur la qualité de l'alignement des données résultant.

4.6 Conclusion

Nous avons présenté une nouvelle méthode d'alignement pour un système multicapteur composé d'un LiDAR, d'un GNSS/INS et d'une caméra. La méthode est entièrement automatique, ne nécessite pas de mires d'étalonnage, ni d'information d'intensité de retour LiDAR, ni d'une initialisation précise des paramètres d'étalonnage. De plus, notre approche ne s'appuie pas sur des correspondances exactes entre des données LiDAR et image, ce qui rend la méthode également adaptée aux environnements naturels. Notre méthode exécute successivement les étalonnages LiDAR–GNSS/INS et GNSS/INS–caméra tout en préservant la cohérence des données. En effectuant une expérience sur des données réelles, nous évaluons quantitativement les alignements de caméras LiDAR–GNSS/INS et GNSS/INS–caméra. Les résultats indiquent que la précision de l'étalonnage du système multicapteur obtenue est compatible avec la précision de 5 cm du nuage de points LiDAR géoréférencé donnée par le fabricant YellowScan. Ce résultat est prometteur car l'étalonnage du système proposé repose sur un nuage de points LiDAR géoréférencé et donc sur sa précision. Des simulations sur des données synthétiques montrent la faible sensibilité de notre méthode aux valeurs initiales des paramètres d'étalonnage, à un bruit modéré ainsi qu'une faible densité du nuage de points LiDAR. Il est encore possible d'améliorer la précision de l'étalonnage du système en raison des différentes limitations examinées dans la section 4.5. Si la contribution de l'erreur de mesure des bras de levier verticaux dans le bilan d'erreur total devient significative, alors au moins une GCP est requis. L'avantage principal de notre méthode est sa flexibilité. Notre approche nous permet de précéder toute campagne d'acquisition par un processus d'étalonnage rapide du système à son altitude d'opération, sans nécessiter de protocole d'étalonnage complexe et fastidieux à mettre en œuvre. Cette flexibilité permet à l'étalonnage d'être réalisé à moindre coût au plus près des conditions d'acquisition et ainsi d'assurer une estimation de paramètres d'étalonnage plus optimale que tout étalonnage qui serait réalisé en laboratoire. La méthode présentée a fait l'objet d'un brevet déposé en France, dont le document est disponible dans l'annexe A.

Chapitre 5

Colorisation du nuage de points

Sommaire

5.1 Problématique **94**

5.2 État de l'art : détection des occultations et stratégies de colorisation . . . **97**

5.2.1 Détection des occultations 97

5.2.2 Stratégie de colorisation 105

5.3 Méthode de colorisation employée **107**

5.3.1 Détection des occultations 107

5.3.2 Stratégie de colorisation 110

5.4 Résultats **110**

5.4.1 Système et acquisitions 110

5.4.2 Paramétrage de τ 111

5.4.3 Comparaison avec différentes méthodes de détection des occultations 113

5.4.4 Avantages, limites et critiques 114

5.5 Discussion et ouverture **119**

5.5.1 « *Quels sont les pixels candidats à la colorisation d'un point LiDAR ?* » 119

5.5.2 « *Quelle est la couleur la plus vraisemblable à attribuer à un point LiDAR ?* » 120

Un objectif des travaux de la société YellowScan, dont ces travaux de thèse sont préliminaires, est de construire des cartes 3D-couleur. Il existe plusieurs moyens de représenter une carte 3D-couleur à partir d'images et de données LiDAR préalablement alignées géométriquement. Une représentation est le nuage de points colorisés. Cette représentation fait aujourd'hui l'objet de nombreuses applications qui tirent profit de cette représentation géométrique enrichie d'informations radiométriques. Ainsi, dans les travaux [Zhan *et al.*, 2009], les auteurs utilisent l'information couleur pour la segmentation de régions dans le nuage de points. De plus, les travaux [Li et Cheng, 2018] montrent que la couleur associée à chaque point du nuage permet d'améliorer des méthodes de classification de nuage de points. L'information couleur peut également être utilisée à des fins d'alignement ou de recalage de deux nuages de points, en utilisant la variante de l'ICP proposée dans [Korn *et al.*, 2014]. La combinaison d'informations géométrique et radiométrique profite également aux techniques d'estimation de déplacements de véhicules mobiles [Graeter *et al.*, 2018; Zhang et Singh, 2015]. Dans les domaines de l'archéologie et de l'héritage culturel, l'information radiométrique associée à la représentation 3D de l'objet où la zone d'intérêt

est souvent essentielle afin d'assurer un rendu visuel réaliste à des fins de documentation [Cabrelles *et al.*, 2009; Jo et Hong, 2019; Yastikli, 2007]. Ces applications justifient la demande croissante de cartes 3D-couleur dans divers domaines.

Dans ce dernier chapitre de ce manuscrit, nous souhaitons vérifier expérimentalement l'adéquation de la méthode d'étalonnage proposée dans le chapitre 4 à la génération de cartes 3D-couleur. Pour cela, nous proposons d'étudier comment l'emploi d'une méthode de colorisation d'un nuage de points permet de générer une carte 3D-couleur qui soit adaptée aux objectifs de YellowScan, en s'appuyant sur des données collectées par le système multicapteur présenté dans la section 1.6.2.

La colorisation d'un nuage de points LiDAR à partir d'images consiste à associer une couleur à chaque point. En projetant un point 3D dans une image, il est possible d'associer la couleur du pixel dans lequel ce point se projette. Il est toutefois important de vérifier que le point en question est bien visible dans cette image, c'est-à-dire qu'il ne se trouve pas occulté par un objet situé plus proche que lui du centre de projection de l'image. Pour cela, nous proposons une nouvelle méthode permettant d'identifier si un point est visible ou occulté depuis un point de vue spécifique d'une image qui s'appuie sur la dimension de l'empreinte laser associée à chaque point LiDAR. Les contributions apportées dans ce chapitre sont présentées en détails dans la section suivante, après avoir exposé la problématique de colorisation d'un nuage de points depuis plusieurs images.

5.1 Problématique

Dans cette section nous détaillons la problématique associée à la colorisation d'un nuage de points LiDAR géoréférencés dans le repère terrestre e, appelé $\mathscr{P}$, et d'un ensemble d'images $\mathscr{I}$ positionnées et orientées dans e. Nous nous plaçons dans le cas où $\mathscr{I}$ contient au moins deux images dont les champs de vue se recouvrent partiellement.

Soit P un point de $\mathscr{P}$, dont sa coordonnée dans le repère terrestre e est notée $\tilde{\mathrm{P}}^e$ et I une image de $\mathscr{I}$ capturée à l'instant t_i, dont sa position et son orientation sont connues dans e. Rappelons que la relation géométrique qui relie le point P et sa projection p dans l'image I, noté $\vec{p}^{\,i}$ dans le repère image i, est donnée par l'équation 5.1.

$$\vec{p}^{\,i} = \pi_c^i\left(\mathrm{T}_b^c\mathrm{T}_n^b(t_i)\mathrm{T}_e^n(t_i)\tilde{\mathrm{P}}^e\right), \tag{5.1}$$

où π_c^i représente la fonction de projection d'un point 3D dans c vers le repère i de l'image I, $\mathrm{T}_n^e(t_i)\mathrm{T}_b^n(t_i)$, le produit des transformations homogènes entre les repères b et n puis entre n et e à l'instant t_i et T_b^c la transformation homogène entre le repère b et le repère c (voir la section 2.5). Pour l'estimation de T_b^c nous nous référons à la section 4.2.2. Rappelons également que la fonction de projection π_c^i dépend des paramètres intrinsèques au modèle de caméra utilisé, tels que la position du centre de projection dans l'image, la longueur focale et les paramètres de distorsion. Pour l'estimation des paramètres intrinsèques de la caméra, nous nous référons à la section 4.2.3.

La colorisation du nuage de points consiste à associer à chaque point LiDAR une couleur issue des images. À l'aide de l'équation 5.1, il est aisé de récupérer la couleur du pixel de l'image I dans lequel se trouve p et de l'associer à P. Cependant, deux problèmes majeurs sont à considérer lors de la colorisation pour obtenir un nuage de points colorisés de qualité.

Le premier problème se produit lorsqu'un point LiDAR qui est occulté depuis un certain point de vue d'une image se voit attribuer une couleur provenant de cette image. On appelle un point occulté, un point LiDAR 3D qui appartient au champ de vue d'une

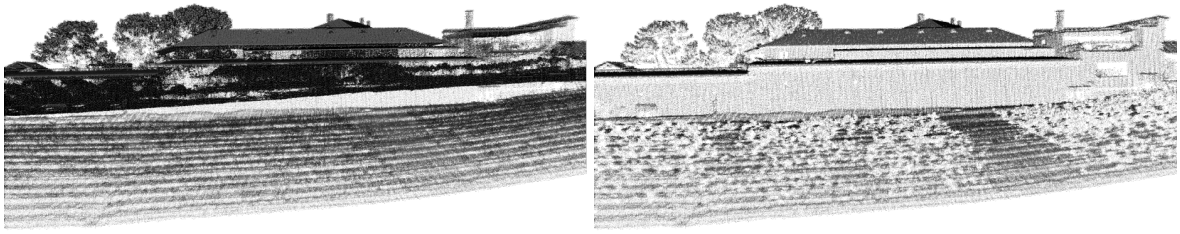


FIGURE 5.1 – (a) illustre le phénomène de *transparence* du nuage de points LiDAR lorsqu'à la fois les points visibles et les points occultés sont affichés depuis un point de vue spécifique. (b) illustre le même nuage de points que (a) après avoir identifié et retiré les points LiDAR occultés depuis ce point de vue.

image mais qui n'est pas visible depuis cette image parce que celui-ci est caché par un objet de l'image situé plus proche du centre de projection de l'image que lui. Cette situation se produit entre autre lorsqu'une mesure LiDAR et une image n'ont pas été capturées depuis un même point de vue. Il est donc essentiel d'identifier les points LiDAR occultés, car l'attribution d'une couleur à un tel point provoquerait une erreur de colorisation et générerait un artefact. Ce phénomène d'occultation de points LiDAR depuis un point de vue spécifique est illustré sur la figure 5.1. Par essence, un point n'a qu'une probabilité extrêmement faible d'occulter un autre point depuis un certain point de vue. Il faudrait que ces deux points appartiennent exactement à la même droite de projection. Il en découle un phénomène de transparence illustré sur la figure 5.1a qui montre à la fois les points LiDAR visibles et occultés depuis un point de vue spécifique. La figure 5.1b représente uniquement les points LiDAR qui sont jugés visibles dans une image qui serait prise depuis ce même point de vue.

Le second problème est principalement lié aux variabilités de mesure et aux variations des conditions de l'environnement qui ont lieu au cours de l'acquisition. Pour un point LiDAR 3D qui se projette dans un pixel d'une image, la probabilité que la couleur réelle de l'objet de la mesure LiDAR soit celle du pixel est très faible. Un point LiDAR 3D qui est alors visible dans des pixels de deux images ou plus, se verra attribuer une liste de couleurs candidates qui seront très probablement non identiques. Les raisons sont multiples :

Le bruit d'acquisition du capteur photosensible génère un aléa dans la valeur de chaque pixel. Les pixels de deux images qui capturent une même scène, depuis le même point de vue et dans des conditions parfaitement identiques, auront peu de chance de posséder exactement les mêmes valeurs.

Les erreurs de mesure des capteurs engendrent des erreurs de positionnement et d'orientation des mesures LiDAR et des images, si bien qu'un point LiDAR 3D peut se projeter dans deux pixels de deux images qui représentent des objets différents.

Les erreurs résiduelles d'étalonnage du système d'acquisition peuvent créer des légers désalignements non systématiques entre un point LiDAR et les différentes images et engendrer de mauvaises associations de couleurs aux points 3D.

Les variations des conditions d'acquisition entre deux prises de vue qui sont réalisées par exemple avant et après le passage d'un nuage devant le soleil, vont représenter partiellement une même scène avec des couleurs fortement différentes.

L'effet de vignettage induit des variations d'intensité lumineuse au sein d'une même

FIGURE 5.2 – Effet de vignettage. Les coins de l'image sont plus sombres que son centre. L'effet est également notable en observant l'arbre indiqué par une flèche qui se retrouve assombrit dans l'image de droite lorsqu'il apparait dans le coin de l'image.

image. Ainsi, un même objet qui apparait au centre d'une image n'aura pas forcément la même couleur que dans une autre image où il apparait dans un coin. Un exemple est illustré sur la figure 5.2.

Un point LiDAR ne pouvant être associé qu'à une seule couleur, il est nécessaire de développer une stratégie de colorisation qui aura pour but d'attribuer à chaque point LiDAR une unique couleur parmi toutes les couleurs candidates qui lui sont associées suivant certains critères de qualité.

Une méthode de colorisation permettant de produire un nuage de points de qualité doit combiner à la fois une technique de détection des occultations et une stratégie de colorisation. Dans la suite de ce chapitre, nous définissons qu'un nuage de points colorisés est de qualité, s'il respecte les critères suivants :

— Les variations des conditions d'acquisition, tels que les variations de lumière, de points de vue et les mouvements éventuels d'objets entre les différentes mesures et prises de vue ne doivent pas être visibles. On peut imaginer cela, comme si le nuage points colorisés avait été généré par une acquisition instantanée de toute la scène qui l'on cherche à cartographier.

— Les couleurs associées aux points LiDAR sont vraisemblables par rapport aux couleurs connues des objets mesurés. Ainsi par exemple, des feuilles d'arbres sont colorisées en vert et de la terre en marron, et non l'inverse.

Ces critères décrivent un nuage de points colorisés idéal au sens de l'application souhaitée par YellowScan que les méthodes de colorisation que l'on souhaite développer doivent chercher à respecter.

Les contributions de ce chapitre sont multiples. Premièrement, nous dressons un état de l'art détaillé des méthodes de colorisation, qui couvre à la fois les techniques de la littérature sur la détection d'occultations et les stratégies de colorisation. Deuxièmement, nous suggérons une amélioration d'une des méthodes de l'état de l'art couramment utilisée qui vise à répondre à la problématique de la détection des occultations. Troisièmement, afin de vérifier l'adéquation de la méthode d'étalonnage présentée dans le chapitre 4, nous proposons de réaliser des nuages de points colorisés à partir de données issues d'acquisitions d'un système multicapteur pour drone. À cet égard, nous employons une méthode de colorisation qui combine la méthode de détection des occultations que nous proposons et une stratégie de colorisation de l'état de l'art utilisée dans [Gharibi et Habib, 2018]. Les résultats sont alors présentés, et les avantages et les limites de la méthode

employée sont discutés. Enfin, sur la base des défauts de colorisation persistant qui ne sont pas résolus par la stratégie de colorisation employée, nous proposons de nouvelles idées pour améliorer l'association d'une unique couleur à chaque point LiDAR.

5.2 État de l'art : détection des occultations et stratégies de colorisation

Dans cette section nous dressons, dans un premier temps, l'état de l'art des méthodes permettant d'identifier les points d'un nuage de points qui sont probablement occultés depuis un point de vue spécifié de l'espace. Dans un second temps nous présentons différentes stratégies de colorisation proposées dans la littérature.

5.2.1 Détection des occultations

Parmi les méthodes de détection d'occultations qui peuvent être trouvées dans la littérature, on distingue principalement deux catégories :

— les méthodes nécessitant une reconstruction surfacique,

— les méthodes ne nécessitant pas de reconstruction surfacique.

La première catégorie de méthodes repose sur le principe qu'un ensemble de points correspond généralement à une surface sous-jacente. L'approche de ces méthodes consiste à d'abord reconstruire cette surface, à identifier la partie visible du point de vue spécifié, puis à marquer les points comme visibles s'ils reposent sur les parties visibles de la surface. Les méthodes de la seconde catégorie consistent à estimer la visibilité d'un ensemble de points en s'appuyant directement sur la distribution spatiale des points, sans reconstruction surfacique explicite.

Il est important de souligner que toutes les méthodes présentées nécessitent la connaissance des paramètres intrinsèques de la caméra (longueur focale, position du point principal et paramètres de distorsion), et de la position et l'orientation des prises de vues par rapport au modèle géométrique. La projection d'un point 3D ou d'un élément de surface dans une image permet alors son association à un pixel de cette même image.

Les méthodes nécessitant une reconstruction surfacique

Comme leur nom l'indique, les méthodes nécessitant une reconstruction surfacique, demandent de reconstruire des surfaces à partir d'un nuage de points LiDAR. Dans le domaine des acquisitions aériennes, le développement de ces méthodes a généralement été motivé par la génération d'orthophotographies, qui s'appuie généralement sur l'utilisation d'un MNS. En effet, l'orthorectification d'une image nécessite de déterminer, depuis son point de prise de vue, les zones du MNS qui sont occultées.

Lors de la génération d'un MNS, le nuage de points géoréférencés est habituellement discrétisé en une grille régulière sur son plan horizontal. À chaque case de cette grille est attribuée une valeur d'élévation basée sur la distribution des points LiDAR s'y trouvant ou bien par interpolation. Dans cette section, on utilisera le terme cellule pour désigner une case du MNS.

Il est également important de souligner que les occultations dans les images, supposées prises au nadir, se produisent toujours dans des directions radiales à partir de la projection du nadir au sol, en raison de la projection perspective inhérente à la nature de l'acquisition des images. Par conséquent, la majorité des méthodes basées sur une reconstruction

surfacique, analysent les éléments de surface définis dans les directions radiales à partir de la projection du nadir au sol afin de détecter les zones occultées. Dans la suite nous définissons la projection du nadir sur le sol comme étant le point nadir au sol.

Dans toutes les méthodes qui sont présentées, les reconstructions surfaciques nécessaires à la détection des occultations ont été obtenues à partir de nuages de points LiDAR. Chaque méthode délivre une carte de visibilité par image, qui est ensuite utilisée pour identifier les points du modèle géométrique occultés depuis la prise de vue considérée.

Le *Z-buffer* La méthode du *Z-buffer* trouve son origine en infographie. Elle a été appliquée pour la première fois à la détection d'occultations en imagerie aérienne dans [Amhar *et al.*, 1998]. Cette méthode utilise la distance entre la position de chaque cellule du MNS et le centre de projection de la caméra O dans le but de déterminer les cellules visibles d'un MNS. À chaque image, une grille tampon, le *Z-buffer*, de même résolution que l'image y est associée. De cette manière, chaque pixel de l'image est associé à une case tampon. Cette méthode fonctionne en deux passes. Pendant la première passe, les coordonnées du centre de chaque cellule du MNS sont projetées dans un pixel de l'image. La distance entre la cellule considérée et O est stockée dans la case tampon associée au pixel. Lorsqu'une cellule du MNS se projette dans un pixel dont sa case tampon associée possède déjà une distance, alors cette-dernière est comparée à la distance entre la cellule considérée et O. Seule la distance la plus courte est conservée dans la case tampon. Dans la deuxième passe, le *Z-buffer* est utilisé pour déterminer la visibilité des cellules. Chaque cellule du MNS est à nouveau projetée dans un pixel de l'image. Si la distance entre la cellule est égale à la distance stockée dans la case tampon associée au pixel, alors cette cellule est étiquetée comme visible. Dans le cas contraire, la distance de la cellule est plus grande que celle de la case tampon et la cellule est marquée comme occultée. Une carte de visibilité, possédant la même résolution que le MNS est alors dressée dans laquelle le statut visible-occulté de chaque cellule est enregistré. Le principe du *Z-buffer* est illustré sur la figure 5.3.

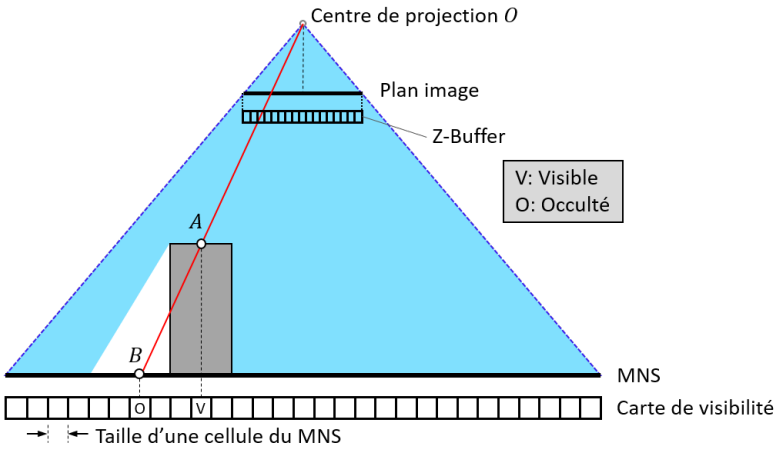


FIGURE 5.3 – Principe du *Z-buffer*. La cellule A et la cellule B se projette dans un même pixel. La case tampon associée à ce pixel enregistre la distance de la cellule A au centre de projection O car celle-ci est la plus courte. A est donc étiquetée comme visible et B comme occultée.

Malgré son usage courant, la méthode du *Z-buffer* possède deux inconvénients majeurs. Premièrement, les occultations détectées par la méthode du *Z-buffer* sont sensibles au rapport entre la taille des cellules du MNS et de la RAS de l'image. Si la taille de la cellule du MNS est inférieure à la RAS de l'image, de fausses occultations sur des zones planes

seront identifiées. La figure 5.4a illustre un tel cas, où plusieurs cellules du MNS qui ne s'occultent pas mutuellement sont projetées sur le même pixel de l'image. Par conséquent, la cellule la plus proche du centre de projection sera considérée comme visible, tandis que les autres seront considérées à tort comme étant occultées. Le deuxième inconvénient majeur est que la méthode produit de fausses visibilités dues à la présence de structures verticales étroites dans le MNS. Cet effet se produit lorsque, pour un pixel donné, une cellule occultée est la seule cellule qui se projette dans ce pixel. Le pixel n'ayant pas d'autre cellule candidate, celle-ci est étiquetée à tort comme visible. Ce phénomène est illustré sur la figure 5.4b. On ajoutera que la méthode repose sur un MNS quadrillé et nécessite donc une phase d'interpolation du nuage de points LiDAR pouvant générer des artéfacts.

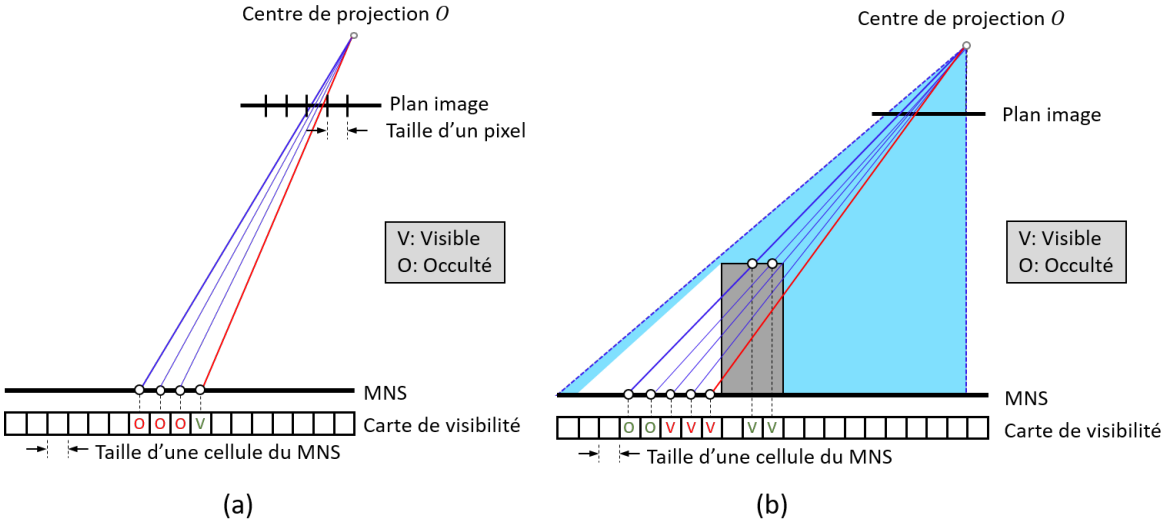


FIGURE 5.4 – Inconvenients majeurs du *Z-buffer*.

La méthode basée sur la hauteur L'approche de la méthode basée sur la hauteur a été introduite dans [Habib *et al.*, 2006] comme une méthodologie alternative à la génération d'orthophotographies à partir d'images satellites. Le principe de cette méthode, également reprise dans [Bang et Kim, 2010], peut être expliquée comme suit : considérons une cellule ζ d'un MNS, la visibilité de ζ est analysée depuis le centre de projection de la caméra. Tout d'abord, on détermine la ligne de visée L entre le centre de projection de la caméra et ζ. La projection de L sur le MNS indique les cellules se trouvant sur une direction radiale, la trajectoire de recherche. À partir de ζ le long de la trajectoire de recherche, jusqu'au point nadir au sol, toutes les cellules sont parcourues. Si l'une de ces cellules appartenant à la trajectoire de recherche possède une altitude supérieure à L, alors ζ est étiquetée comme occultée. Le principe de la méthode est illustrée sur la figure 5.5.

La méthode basée sur la hauteur nécessite également un MNS quadrillé comme source de données. Un inconvénient de cette méthode réside dans le nombre élevé de parcours de chaque cellule, nombre d'autant plus élevé que la cellule se trouve proche du point nadir au sol.

Les méthodes angulaires Les méthodes angulaires ont été présentées dans [Habib *et al.*, 2007] dans le but de s'affranchir des inconvénients de la méthode du *Z-buffer*. Les méthodes angulaires utilisent un angle κ défini par rapport au nadir pour déterminer si une cellule est occultée ou visible. Pour une cellule ζ, κ est défini comme étant l'angle entre la

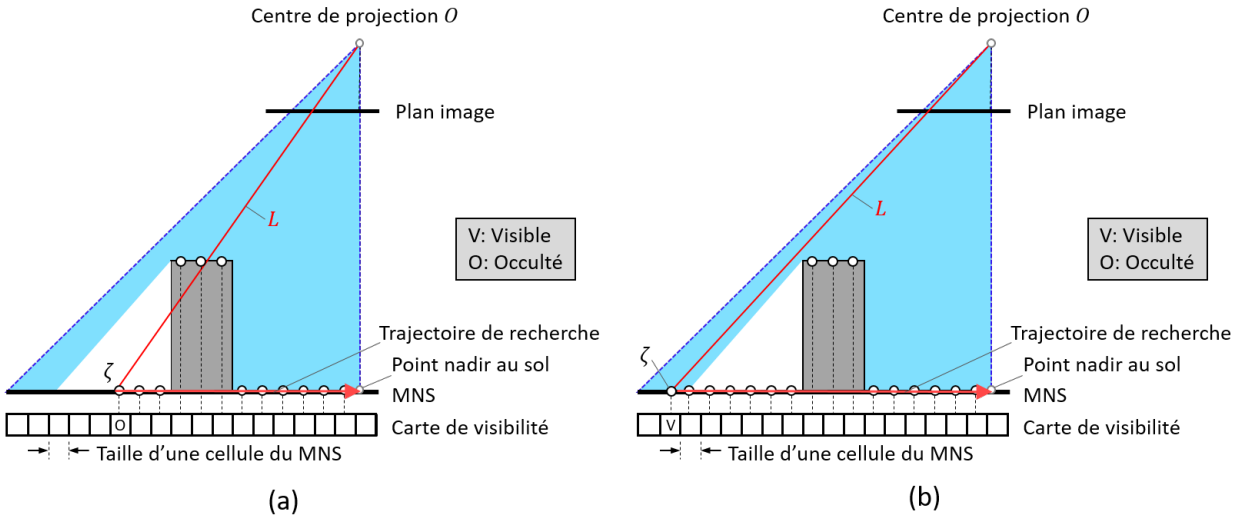


FIGURE 5.5 – Principe des méthodes basées sur les hauteurs. Dans (a), ζ est étiquetée comme occultée car au moins une cellule de la trajectoire de recherche possède une hauteur supérieure à la ligne de visée (en rouge). Dans (b), la ligne de visée n'intersecte aucune cellule, ζ est donc marquée comme visible.

direction du nadir et la ligne qui relie le centre de projection de la caméra et une cellule sélectionnée. Pour une direction radiale parcourue du point nadir au sol vers l'extérieur du MNS, les valeurs que prend κ en chaque cellule sont comparées de manière consécutive. Le long de la direction radiale, κ a tendance à augmenter à mesure que la cellule se trouve éloignée du point nadir au sol. Cependant, une diminution de κ indique qu'une zone d'occultation commence. Les cellules suivantes sont alors étiquetées comme étant occultées dans la carte de visibilité jusqu'à ce que l'angle κ soit plus grand que sa valeur à la dernière cellule marquée visible. Comme dans les autres méthodologies, en balayant toutes les directions radiales du MNS, il est ainsi possible de générer une carte de visibilité pour chaque image. Le principe des méthodes angulaires est illustré sur la figure 5.6. Deux stratégies de balayage différentes pour définir la direction radiale sont présentées dans [Habib *et al.*, 2007] : la méthode de balayage radial et la méthode de balayage en spirale. Ces différentes stratégies de balayage ont pour but de minimiser le nombre de visites des cellules proches du point nadir au sol.

Les méthodes angulaires nécessitent aussi une étape d'interpolation pour générer un MNS quadrillé. Cependant, elles présentent certains avantages par rapport aux autres méthodes, comme la possibilité d'éviter de revisiter des cellules proches du point nadir du sol grâce aux techniques de balayage. De plus, les deux inconvénients majeurs de la méthode du *Z-buffer* [Amhar *et al.*, 1998] ne s'appliquent pas à cette méthode.

La méthode basée sur les gradients de hauteurs La méthode basée sur les gradients de hauteur [de Oliveira *et al.*, 2015] vise à résoudre le problème de détection d'occultations en analysant le gradient de hauteur des objets. Initialement, une direction radiale est déterminée sur un MNS quadrillé, en utilisant l'algorithme de tracé de droite de Bresenham [Bresenham, 1977]. Le sens de cette direction radiale est défini en partant du point nadir au sol et en terminant à la projection des bordures de l'image sur le MNS. Pour cette direction radiale, une variation de hauteur est calculée pour toutes les cellules consécutives. L'idée principale est d'identifier les gradients négatifs qui représentent le début d'une zone d'occultation dans cette direction. Une fois que le gradient négatif est trouvé pour un point

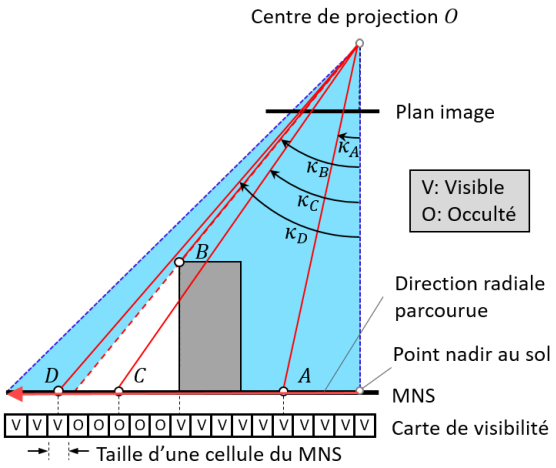


FIGURE 5.6 – Principe des méthodes angulaires.

A de l'espace objet, son image a peut être déterminée sur le plan image par projection. La fin de l'occultation B sur cette direction radiale est ensuite trouvée en calculant le point d'intersection entre le MNS et le rayon projectif issu de la caméra et passant par a. Ceci est effectué en utilisant l'algorithme itératif de Makarovic [Radwan et Makarovic, 1980]. En analysant toutes les directions radiales échantillonnées, une carte de visibilité est ensuite créée en enregistrant toutes les cellules occultées. Le principe de la méthode est illustré sur le figure 5.7.

La méthode basée sur les gradients de hauteurs possède plusieurs limites. Comme les méthodes précédentes, l'utilisation d'un MNS quadrillé pour représenter la surface est nécessaire. Sa complexité algorithmique est élevée dû au nombre important de visites répétées des cellules proches du point nadir au sol. Enfin, de fausses occultations causées par des occultations multiples, par exemple un bâtiment qui cache un autre bâtiment, peuvent survenir avec l'emploi de cette méthode. Cependant, l'incompatibilité entre la RAS de l'image et la résolution du MNS n'affecte pas les résultats de cette méthode.

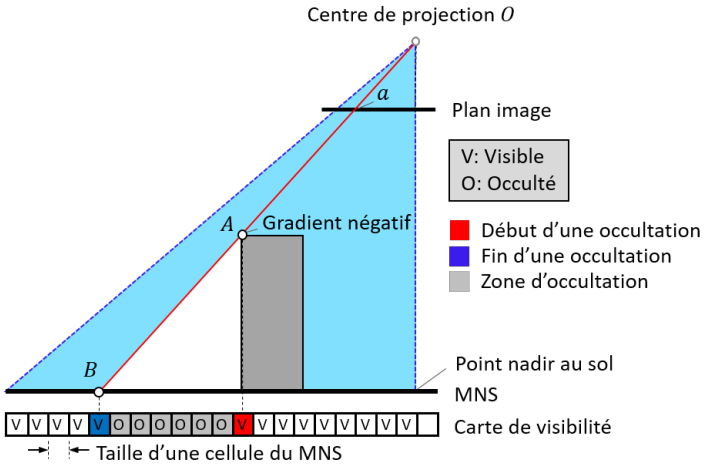


FIGURE 5.7 – Principe de la méthode basée sur les gradients de hauteur.

La méthode basée sur le gradient de surface Dans la méthode basée sur le gradient de surface présentée dans [de Oliveira *et al.*, 2018], la construction d'une surface à partir des données LiDAR est réalisée à l'aide d'un réseau triangulé irrégulier ou –*Triangulated*

Irregular Network– (TIN) [Peucker *et al.*, 1978]. La raison principale de l'utilisation du TIN est de permettre la construction d'un MNS irrégulier au lieu d'un MNS quadrillé et ainsi éviter les artefacts liés au processus d'interpolation. La méthode basée sur les gradients de hauteur est alors adaptée au TIN puis employée afin de détecter les occultations et de générer une carte de visibilité.

Il est à noter cependant que la construction d'un TIN de haute qualité représentant avec précision les lignes de rupture (par exemple les bords des bâtiments, les arrêtes d'un toit) peut nécessiter une intervention humaine.

Les méthodes ne nécessitant pas de reconstruction surfacique

les méthodes ne nécessitant pas de reconstruction surfacique visent à identifier les points occultés depuis un point de vue spécifique, en s'appuyant directement sur le nuage de points. Par rapport aux méthodes basées sur la reconstruction de surfaces, elles ont généralement l'avantage d'être moins coûteuses en temps de calcul. Cependant, il s'agit de méthodes paramétriques, dont les paramètres sont souvent difficiles à estimer car ils dépendent des caractéristiques inhérentes au nuage de points, telles que la densité ou la distribution des points dans l'espace.

Les méthodes basées sur l'enveloppe convexe Les méthodes basées sur l'enveloppe convexe visent à estimer la visibilité en s'appuyant sur la géométrie locale du nuage de points. Les travaux [Katz et Tal, 2015; Katz *et al.*, 2007] présentent l'opérateur *Hidden Point Removal* (HPR), une méthode permettant de déterminer, depuis un nuage de points, les points qui sont occultés depuis un point de vue spécifique, appelé O. L'opérateur HPR opère en deux étapes. Dans une première étape, une fonction d'inversion sphérique est appliquée à chacun des points du nuage. Ainsi, après inversion, le point le plus éloigné de O devient le plus proche de O et réciproquement (voir figure 5.8). Dans une seconde étape, l'enveloppe convexe des points inversés incluant O est calculée. Les points étiquetés comme visibles sont alors les points ayant leur image située sur l'enveloppe convexe (voir Fig. 5.8).

La performance de cette méthode repose néanmoins fortement sur la valeur d'un paramètre utilisé dans la fonction d'inversion sphérique, qui est le rayon de la sphère autour de laquelle s'effectue l'inversion. De plus, la valeur optimale de ce paramètre dépend de la densité de points du nuage, ce qui ne rend pas la méthode très adaptée à des nuages irréguliers tel que ceux acquis par LiDAR.

Il a également été montré que l'opérateur HPR se comporte mal en présence de bruit. Une version robuste à un bruit modéré de l'opérateur HPR a été proposée dans [Mehra *et al.*, 2010]. Cette variante de l'opérateur s'appuie pour cela sur une *zone de garde* autour de l'enveloppe convexe, qui est définie comme étant une zone où la visibilité des points ne peut pas être estimée de manière fiable. Cependant, cette méthode repose fortement sur des nuages de points de densité uniforme.

Les méthodes basées sur le voisinage Les méthodes basées sur le voisinage visent à estimer la probabilité qu'un point soit visible à partir d'un point de vue, en considérant son voisinage. La méthode proposée dans [Pintus *et al.*, 2011] repose par exemple sur l'estimation de cônes de visibilité. Pour chaque point, un cône de visibilité est estimé, où le sommet du cône correspond au point de vue considéré. L'aspect du cône est directement lié à la visibilité du point. Ainsi, un point qui appartient à un cône large est plus susceptible d'être visible qu'un point qui appartient à un cône étroit. Dans [Pintus *et al.*,

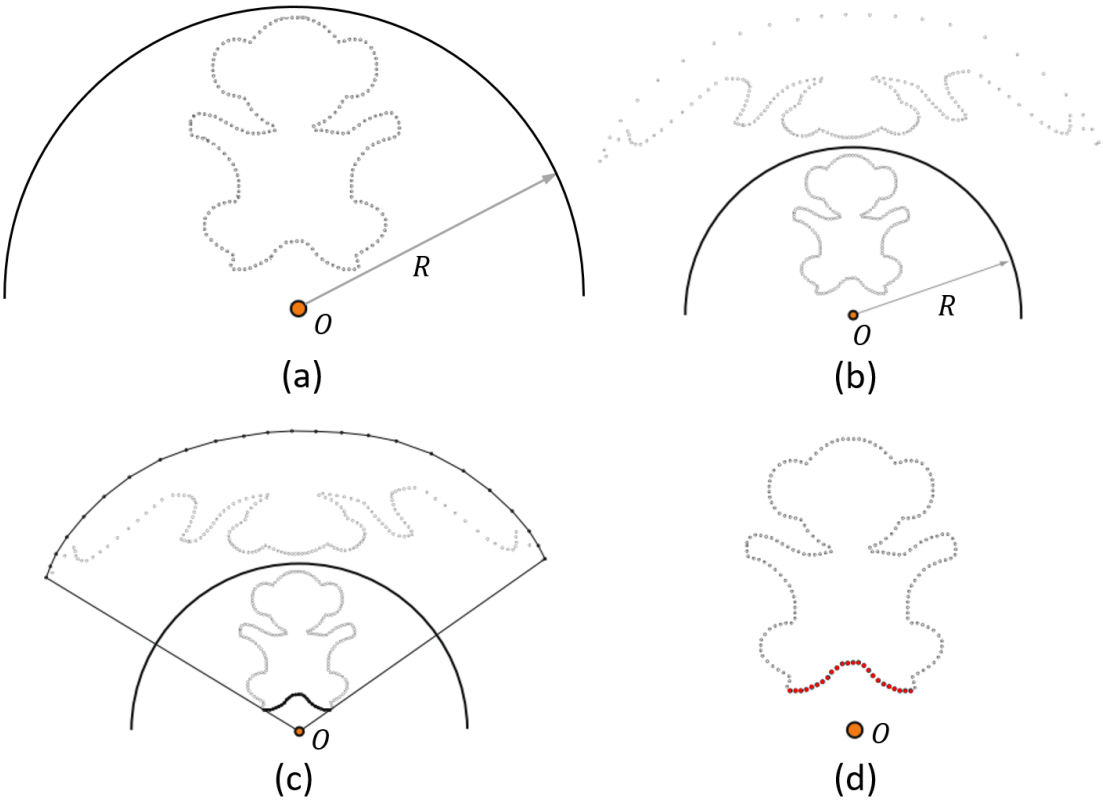


FIGURE 5.8 – Principe de l'opérateur HPR. (a) le nuage de points d'entrée et définition d'une sphère de rayon R englobant le nuage de points ; (b) inversion sphérique sur les points du nuage ; (c) calcul de l'enveloppe convexe des points inversés en incluant le point de vue O ; (d) points estimés visibles en rouge.

2011], l'estimation de la visibilité d'un point est définie de la manière suivante : Soit, O le centre de projection d'une image visualisant un ensemble de points dans l'espace objet, pour chaque pixel p dans le plan image correspondant à la projection d'un point P de l'espace objet, on définit un voisinage de $h \times h$ pixels autour de celui-ci. Ce voisinage est ensuite divisé en 8 secteurs angulaires (voir figure 5.9b). Pour chaque point 3D Q, dont la projection dans un secteur correspond à un pixel q, on définit le cosinus de l'angle de visibilité $c\alpha_q$ associé au pixel q comme le cosinus de l'angle entre le vecteur $\vec{OP}$ et le vecteur $\vec{QP}$, tel que $c\alpha_q = \vec{OP} \cdot \vec{QP} / \|\vec{OP}\| \|\vec{QP}\|$. Pour chaque secteur, seul le pixel associé au plus grand angle α_s, tel que $\alpha_s = max(c\alpha_q)$ est conservé et définit l'horizon de ce secteur. Le pixel associé à l'angle α_s est appelé pixel horizon et son point 3D associé, point horizon. Ainsi les points horizon représentent les points qui occultent le mieux P. Connaissant les horizons dans chaque secteur, les auteurs calculent ensuite l'angle solide de visibilité Ω_P, tel que :

$$\Omega_P = \frac{\pi}{4} \sum_{s=1}^{8} (1 - \alpha_s) \tag{5.2}$$

Si l'angle solide Ω_P est plus grand qu'un certain seuil, alors le point est étiqueté comme visible. Le principe de la méthode est illustré sur la figure 5.9.

Cependant, le seuil d'ouverture d'un cône, qui permet de considérer le point visible, dépend fortement de la densité du nuage de points, et peut être difficile à définir.

Dans les travaux [Biasutti *et al.*, 2019], les auteurs présentent une autre méthode d'esti-

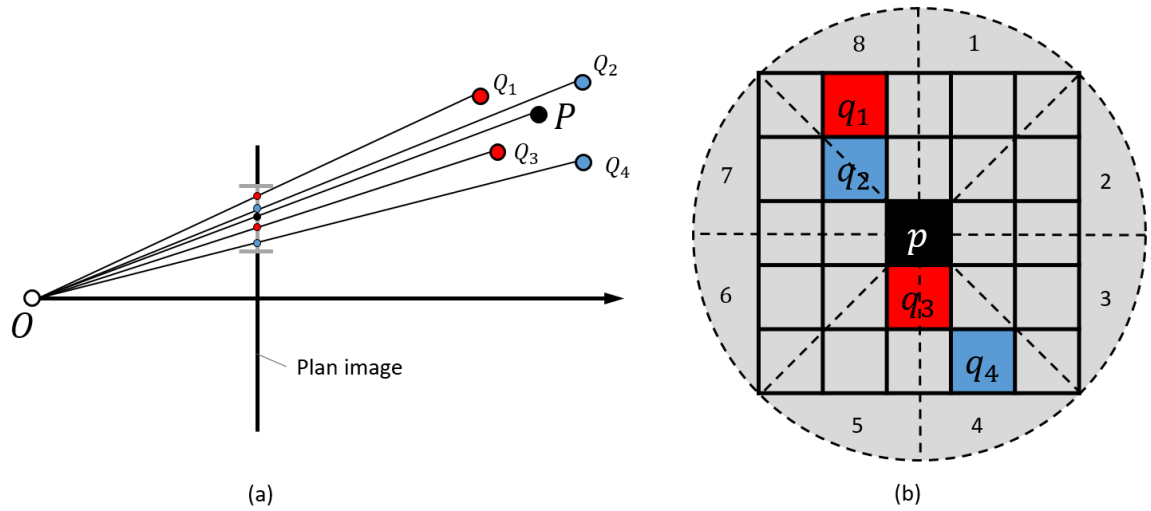


FIGURE 5.9 – Principe de l'opérateur de visibilité d'après [Pintus *et al.*, 2011]. Dans (a) 5 points sont projetés sur une image. Le point P dont on cherche à estimer sa visibilité se projette dans le pixel p qui est représenté en noir. La figure (b) illustre un voisinage ($h = 5$) autour de p. Les pixels horizon sont représentés en rouge, les autres pixels en bleu.

mation de la visibilité d'un nuage de points basée sur le voisinage. Cette méthode opère directement dans l'espace image. Pour un point 3D P, dont on cherche à connaitre la visibilité depuis une image prise d'un point de vue O, cette méthode définit un voisinage $\mathcal{N}(p)$ de N points autour de p qui est la projection de P dans cette image. La méthode vise à estimer si P se trouve sur l'objet de son voisinage qui est le plus proche de O. Si tel est le cas, le point est étiqueté comme visible. Appelons profondeur du point p, la distance de P à O. On note d_p la profondeur de p. Pour estimer la visibilité d'un point p, la méthode compare alors d_p aux profondeurs du point le plus proche et du point le plus éloigné de O appartenant à son voisinage. Biasutti *et al.* définissent la visibilité α_p de chaque point p de visibilité de manière suivante :

$$\alpha_p = e^{-\frac{(d_p - d_p^{min})^2}{(d_p^{max} - d_p^{min})^2}}, \tag{5.3}$$

où

$$d_p^{min} = \min_{q \in \mathcal{N}(p)} d_q, d_p^{max} = \max_{q \in \mathcal{N}(p)} d_q,$$

d_q étant la profondeur d'un point q du voisinage $\mathcal{N}(p)$. La visibilité estimée en chaque point p est donc donnée par $\alpha_p \in [0,1]$, où $\alpha_p = 0$ signifie que p est occulté et $\alpha_p = 1$ signifie que p est certainement visible. La visibilité d'un point étant une notion binaire, les auteurs proposent la binarisation suivante :

$$\hat{\alpha}_p = \begin{cases} 1 & \text{si } \alpha_p \geq \bar{\alpha} \\ 0 & \text{sinon.} \end{cases}, \tag{5.4}$$

où $\bar{\alpha}$ est la moyenne des visibilités de tous les points se projetant dans l'image. Le principe de la méthode est illustrée sur la figure 5.10.

Cette méthode affirme surpasser les méthodes de l'état de l'art lorsque celle-ci est appliquée à des nuages de points LiDAR acquis depuis une plateforme mobile. Cependant, cette méthode nécessite de paramétrer la taille N du voisinage $\mathcal{N}(p)$ à considérer autour de p. Or l'influence de ce paramètre sur les performances de la méthode n'est pas évaluée ni discutée dans les travaux de [Biasutti *et al.*, 2019].

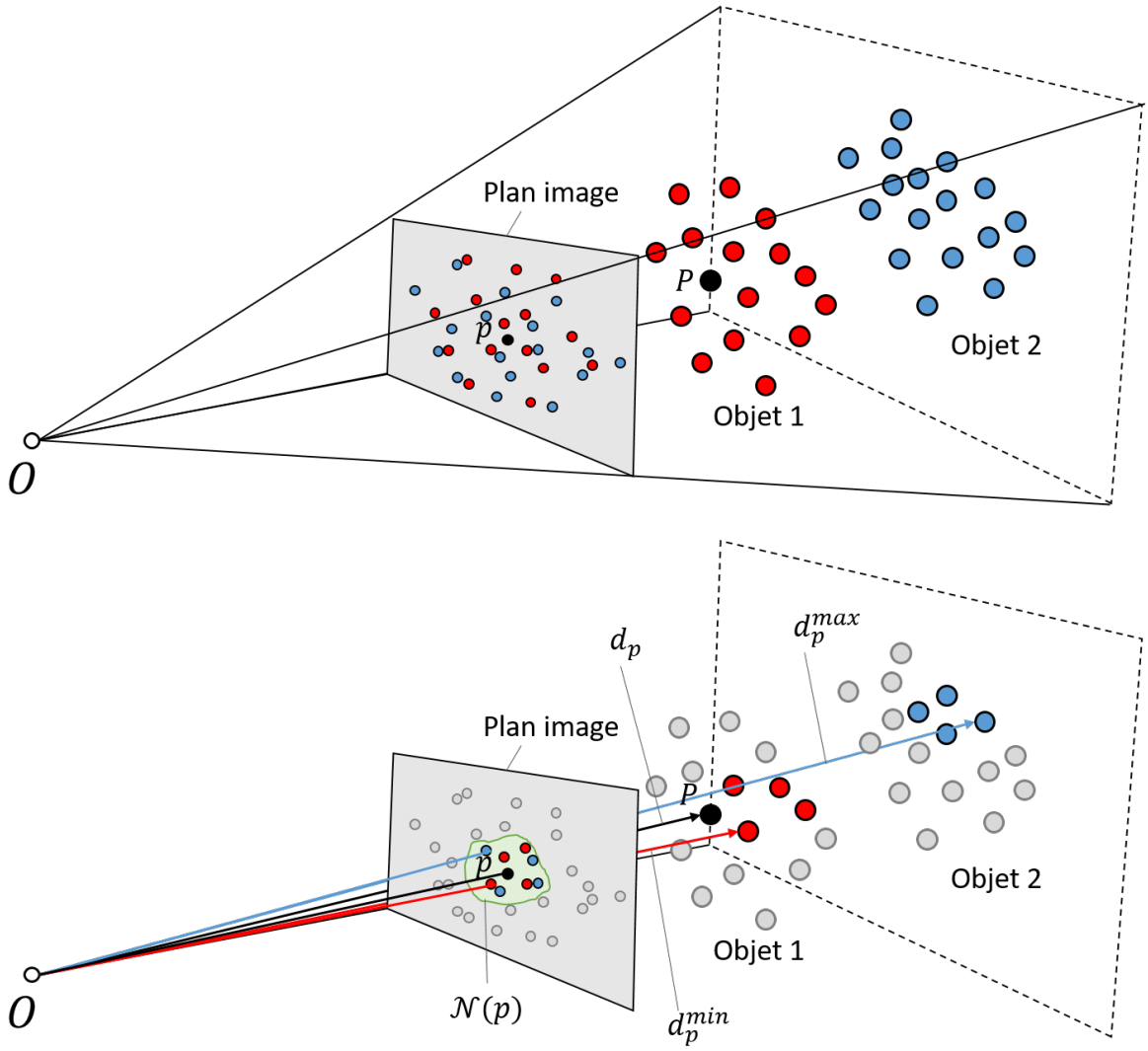


FIGURE 5.10 – Principe de la méthode proposée dans [Biasutti *et al.*, 2019].

5.2.2 Stratégie de colorisation

La stratégie de colorisation vise à proposer une décision de la couleur à attribuer à chaque point LiDAR lorsque celui-ci est associé à plusieurs pixels candidats. C'est le cas lorsque plusieurs images, dont les champs de vue se recouvrent partiellement ou totalement, sont utilisées pour la colorisation.

Les travaux [Vechersky *et al.*, 2018] abordent le problème de la colorisation d'un nuage de points à partir d'un flux vidéo. Le nombre d'images étant très grand par rapport au nombre de points LiDAR, stocker en mémoire tous les pixels candidats pour chaque point LiDAR deviendrait rapidement impossible. Afin de pallier ce problème, Vechersky *et al.* présentent une méthode permettant, pour chaque point LiDAR, de calculer de manière séquentielle une moyenne robuste des couleurs candidates. Cette moyenne est actualisée à chaque nouvelle couleur candidate enregistrée. De plus, dans leurs travaux Vechersky *et al.* emploient la technique HPR de Katz et Tal pour détecter les points LiDAR visibles depuis le point de vue de chaque image.

Une autre stratégie de colorisation consiste à convertir le problème de colorisation depuis plusieurs images à une unique image. Parmi ces stratégies on distingue principalement deux techniques. La première consiste à utiliser l'image possédant la direction de prise de vue la plus proche de la normale estimée au points LiDAR à coloriser, comme

mentionné dans [de Oliveira *et al.*, 2015]. La seconde, qui est utilisée dans les travaux [Gharibi et Habib, 2018; Zeng et Zhong, 2014], consiste à utiliser l'image qui est la plus proche du point LiDAR considéré. Cette dernière possède l'avantage de minimiser l'impact des erreurs angulaires résiduelles soit à l'étalonnage du système d'acquisition, soit à l'orientation des images. Cependant, une discontinuité radiométrique peut apparaître dans le nuage de points colorisés puisque les images peuvent être prises dans des conditions de luminosité différentes. Ces discontinuités radiométriques, que l'on appelle aussi lignes de raccord, se produisent aux bords des portions d'images utilisées pour la colorisation du nuage de points. La figure 5.11 illustre l'effet que peut avoir les lignes de raccord sur la colorisation utilisant la stratégie de l'image la plus proche.

Les travaux [de Oliveira *et al.*, 2018] proposent une méthode permettant de modérer ces discontinuités radiométriques en considérant une zone tampon autour de chaque ligne de raccord. Dans cette zone de tampon, les informations radiométriques des deux images qui se chevauchent sont mélangées afin qu'elles contribuent ensemble à la colorisation de l'orthophotographie par le biais d'une moyenne pondérée. Cette technique a pour effet d'atténuer la transition de couleur au niveau des lignes de raccord, cependant, en fonction de la ligne de raccord, la zone de tampon n'est pas toujours assez large pour éliminer totalement la discontinuité. De plus cette méthode n'aborde pas les variations d'intensité lumineuse aux frontières des zones occultées.

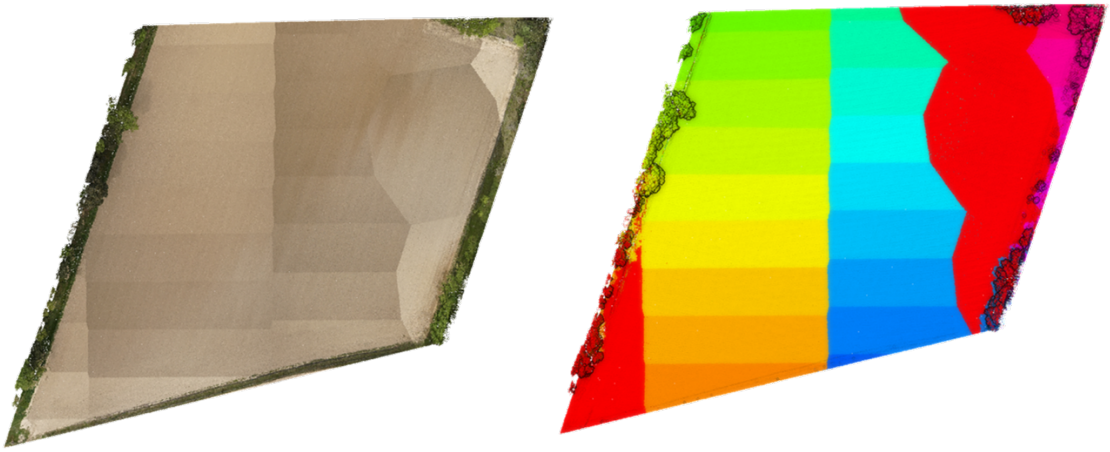


FIGURE 5.11 – À droite le nuage de points colorisés par l'indice de l'image utilisée. À gauche, le même nuage colorisé avec l'information radiométrique des images. On observe dans cet exemple qu'à de nombreuses lignes de raccord correspondent des discontinuités radiométriques liées aux variations d'intensité lumineuse dans les images adjacentes.

Dans [Gharibi et Habib, 2018], les auteurs proposent une autre méthode de colorisation d'un MNS permettant d'égaliser l'information radiométrique sur toute sa surface. Pour ce faire, Gharibi et Habib calculent une moyenne pondérée de tous les pixels candidats à chaque cellule du MNS. Dans cette approche, chaque pixel candidat est pondéré par une fonction inversement proportionnelle à sa distance horizontale à son centre de projection. Ainsi la contribution d'un pixel à la colorisation du MNS est inversement proportionnelle à sa distance au centre de l'image.

Une méthode globale de colorisation d'un nuage de points à grande échelle a également été développée dans [Cho *et al.*, 2014]. Cette approche définit d'abord un graphe afin d'établir une notion de voisinage à l'ensemble non ordonné des points 3D. Le graphe est ensuite utilisé pour optimiser les couleurs à attribuer à chaque point. L'optimisation

de la colorisation consiste à minimiser une énergie composée d'un terme d'attache aux données et d'un terme de lissage. Le terme d'attache aux données associé à un point 3D encourage la couleur finale de ce point à se rapprocher au mieux de la couleur moyenne de toutes les couleurs candidates qui lui sont associées. Le terme de lissage, quant à lui, encourage la nouvelle couleur du point considéré à ne pas trop différer de celle des points voisins. Les discontinuités radiométriques sont ainsi atténuées. Dans les travaux [Guislain, 2017], l'auteur reprend la méthode présentée dans [Cho *et al.*, 2014] et propose de modifier l'expression de l'énergie en remplaçant les calculs de moyennes par des médianes. L'auteur montre ainsi que la colorisation est plus nette qu'avec la méthode utilisée dans [Cho *et al.*, 2014]. Le coût de calcul est l'un des principaux inconvénients de cette méthode. De plus, comme cette technique ne gère pas parfaitement les occultations, des artefacts peuvent apparaître dans le nuage de points colorisés.

5.3 Méthode de colorisation employée

La méthode de colorisation employée dans nos expériences vise à sélectionner une couleur à attribuer à chaque point LiDAR d'un nuage de points à partir d'images dont les champs de vue se recouvrent. Cette méthode est constituée, d'une part, d'une nouvelle technique que nous proposons pour la détection les occultations et, d'autre part, d'une stratégie de colorisation de l'état de l'art [Gharibi et Habib, 2018]. L'objet de la thèse ne se focalisant pas sur le développement d'une nouvelle stratégie de colorisation, nous nous limitons à présenter dans la section 5.5 des nouvelles idées susceptibles d'améliorer la colorisation du nuage de points. Nous présentons d'abord la méthode que nous proposons pour détecter les occultations puis brièvement la stratégie de colorisation employée.

5.3.1 Détection des occultations

Notre méthode de détection des occultations s'inspire de la méthode du *Z-buffer* présentée dans l'état de l'art. Cependant, cette méthode qui s'applique originellement uniquement à un modèle géométrique surfacique, nécessitant donc une reconstruction, a été adaptée afin de pouvoir agir directement à partir du nuage de points originel.

Idée générale

Le nuage de points est en réalité une reconstruction simplifiée d'une acquisition LiDAR, dans laquelle toute mesure est représentée par un point, donc sans épaisseur qui est défini uniquement par sa position. Cependant, à cause de la divergence du faisceau LASER, l'énergie d'une impulsion émise par la source LASER se répartit sur une surface non ponctuelle de l'objet cible, formant ainsi l'empreinte du LASER, dont sa taille dépend de la distance au sol, de l'angle d'incidence et de la forme de l'objet cible (voir section 3.3.2). Toute la surface de l'objet cible qui se trouve sous l'empreinte du LASER contribue potentiellement à l'énergie réfléchie vers le récepteur LiDAR et donc à la mesure de distance. Cette distance mesurée est ensuite combinée à la mesure angulaire de l'encodeur du scanner au moment de l'impulsion, pour reconstruire un point dans le repère cartésien propre au LiDAR. Ce point est alors placé sur l'axe central du faisceau LASER à la distance mesurée.

Dans notre méthode nous allons attribuer une taille à chaque point LiDAR qui vise à refléter la dimension de l'empreinte du faisceau LASER. Une façon de procéder est de modéliser la dimension de l'empreinte laser par un pavé qui correspond à la boite englobante de l'empreinte dans le repère de cartographie. Suivant le même principe que la

méthode du *Z-buffer*, notre approche se déroule en deux passes : la première passe vise à élaborer, pour chacune des images, une carte de profondeur (le *Z-buffer*) qui leur sera associée. La deuxième passe utilise ensuite la carte de profondeur générée pour estimer la visibilité de chaque point LiDAR suivant le point de vue de chaque image.

Durant la première passe, les pavés associés à chaque points LiDAR sont projetés dans une image. La projection d'un pavé dans l'image génère une surface qui recouvre potentiellement plusieurs pixels. Pour chaque pavé projeté dans l'image, le *Z-buffer* associé à l'image actualise les cases associées aux pixels recouverts par le pavé projeté en conservant uniquement les distances les plus proches du centre de projection de l'image. Ainsi deux pavés LiDAR se projetant dans deux pixels adjacents ont la possibilité de partiellement s'occulter si ceux-ci sont à des distances différentes du centre de projection de la caméra. Nous avons vu que dans le cas où seuls des points sont considérés, ceux-ci ne peuvent pas s'occulter mutuellement, ce qui provoque ce phénomène de transparence illustré sur la figure 5.1. Dans la seconde passe, les points LiDAR sont à nouveau projetés dans l'image. Les distances enregistrées dans la carte de profondeur sont alors utilisées pour identifier les points LiDAR qui sont occultés.

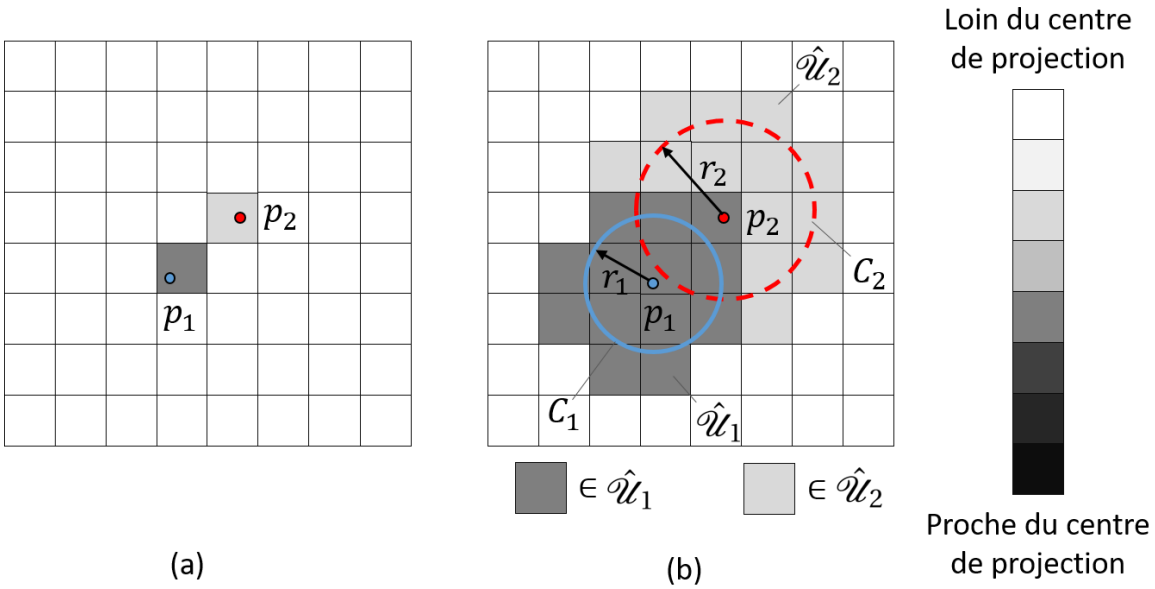


FIGURE 5.12 – Contribution à l'élaboration d'une carte de profondeur de deux mesures LiDAR, P_1 et P_2, qui sont projetées dans une image en p_1 et p_2 ; (a) cas où P_1 et P_2 sont modélisés par des points ; (b) cas où P_1 et P_2 sont modélisés par des sphères. Dans (a) p_1 et p_2 se situent dans deux pixels adjacents par la diagonale. p_1 est plus proche du centre de projection de l'image que p_2. Les deux points ne s'occultent pas mutuellement. La figure (b) illustre le même cas de figure que dans (a) lorsque p_1 et p_2 représentent les centres de deux sphères projetées de rayon r_1 et r_2 respectivement. Les sphères projetées forment des cercles C_1 et C_2 dans la carte de profondeur qui s'occultent partiellement. D'après la carte de profondeur, p_2 est occulté. Cependant la mesure LiDAR P_2 contribue tout de même à l'élaboration de la carte de profondeur et peut éventuellement occulter une autre mesure LiDAR.

Cette façon de procéder présente cependant plusieurs difficultés. Tout d'abord, il est nécessaire de connaitre l'orientation du terrain sous l'empreinte LASER de chaque point LiDAR pour pouvoir modéliser un pavé qui englobe cette empreinte. De plus, paramétrer une telle forme géométrique est complexe et sa projection dans une image devient rapidement coûteuse en temps de calcul au vu du nombre de points LiDAR qu'il faut considérer. Nous proposons de remplacer la modélisation de l'empreinte laser par son enveloppe

sphérique (voir figure 5.12). Par cette approximation, la connaissance de l'orientation du terrain n'est plus nécessaire, puisque la projection d'une sphère sur un plan image est identique, indépendamment du point de vue de l'image. De plus, la sphère est paramétrable seulement par deux quantités, son centre et son rayon. Ceci permet de ne pas augmenter significativement la complexité de notre algorithme lors de la projection des sphères dans toutes les images depuis lesquelles elles sont visibles. La sphère modélisée étant toujours plus volumineuse que le pavé englobant l'empreinte laser, l'utilisation de celle-ci a pour contrepartie d'étiqueter certains points LiDAR comme occultés alors qu'ils ne le sont pas. La liste des couleurs candidates à la colorisation d'un point LiDAR peut potentiellement être réduite. Ceci est cependant bien moins critique pour notre application que la détection de fausses visibilités qui peuvent engendrer des erreurs de colorisation.

Méthodologie

Rappelons que $\mathscr{P}$ est l'ensemble des points LiDAR 3D à coloriser et $\mathscr{I}$ l'ensemble des images servant à la colorisation de $\mathscr{P}$. Lorsqu'un point LiDAR P de $\mathscr{P}$ est modélisé par une sphère, son rayon r est calculé d'après l'équation 5.5.

$$r = z_l \tan\left(\frac{\max(\delta_1, \delta_2)}{2}\right), \tag{5.5}$$

avec z_l étant la distance mesurée par le scanner LASER au point P, δ_1 et δ_2 les angles de divergence du faisceau LASER. Ici on considère un faisceau LASER possédant une section elliptique. Les angles de divergence δ_1 et δ_2 sont les angles décrivant l'accroissement du faisceau LASER respectivement dans la première et la deuxième direction principale de la section du faisceau. Dans le cas d'un faisceau à section circulaire $\delta_1 = \delta_2$. Notons que la taille de la sphère dépend uniquement de la distance à laquelle la mesure LiDAR a été effectuée et non de la distance à laquelle la sphère se trouve par rapport au centre de projection de l'image. On fait le choix de considérer uniquement l'angle de divergence le plus grand pour définir le rayon de la sphère, car on préfère occulter un point LiDAR à tort, plutôt que d'étiqueter un point LiDAR comme visible et de lui attribuer une couleur erronée.

Considérons une image I de $\mathscr{I}$ et une carte de profondeur (*Z-buffer*) Z associée à I, telles que la taille, la résolution ainsi que la position et l'orientation de Z dans le repère monde m soient identiques à celles I. On note Φ l'angle de vue associé à I et $\mathscr{P}_\Phi$ l'ensemble de points de $\mathscr{P}$ qui sont visibles dans I. Notre méthode se déroule en trois phases qui sont répétées pour chaque image de $\mathscr{I}$:

1. Initialisation de Z.
2. Première passe pour la construction de Z.
3. Deuxième passe pour l'association des couleurs candidates à chaque points de $\mathscr{P}_\Phi$.

Lors de l'initialisation de la carte de profondeur, les valeurs z_u de chaque pixel u de Z sont initialisées à de grands nombres dans la limite de l'encodage de Z.

La première passe se déroule de manière suivante. Soit un point LiDAR P_j de $\mathscr{P}_\Phi$. On modélise alors P_j par une sphère LiDAR S_j de centre P_j et de rayon r_j (voir équation 5.5). S_j est projetée dans Z jusqu'à son centre P_j, qui lui se projette en p_j. On définit C_j le cercle de centre p_j décrit par la projection de la sphère S_j dans Z. Le rayon de C_j est donc égal à r_j. Soit $\mathscr{U}_j$, l'ensemble des pixels de Z qui sont partiellement ou totalement inclus dans C_j. On cherche l'ensemble des pixels $\hat{\mathscr{U}}_j \subset \mathscr{U}_j$ tel que $\hat{\mathscr{U}}_j = \left\{u \in \mathscr{U} \mid z_u \geq d^c_{\mathrm{P}_j}\right\}$ (voir figure 5.12b), où $d^c_{\mathrm{P}_j}$ est la distance de P_j au centre de projection de l'image I. Tous les

pixels de $\hat{\mathscr{U}}_j$ sont alors mis à jour de manière à ce que $z_u = d^c_{\mathrm{P}_j}$. Cette étape est ensuite répétée pour tous les points de $\mathscr{P}_\Phi$, ce qui permet de construire la carte de profondeur Z associée à I.

Durant la deuxième passe, tous les points de $\mathscr{P}_\Phi$ sont à nouveau projetés dans Z. Ainsi P_j se projette à nouveau en p_j dans un pixel u_j de Z. La valeur z_{u_j} de u_j est alors comparée à $d^c_{\mathrm{P}_j}$. Si $d^c_{\mathrm{P}_j} \leq z_{u_j} + \tau$, le point LiDAR P_j est étiqueté comme visible depuis l'image I. τ indique un seuil de tolérance dont son paramétrage est discuté dans la section 5.4.2. On attribue alors au point LiDAR P_j le pixel de I associée à u. Ce pixel devient ainsi un pixel candidat à la colorisation de P_j. Cette étape est également itérée sur tous les points de $\mathscr{P}_\Phi$.

Une fois que ces trois opérations sont répétées pour toutes les images de $\mathscr{I}$, à chaque point LiDAR P y est associé un ensemble (qui peut être nul) de pixels candidats à sa colorisation.

5.3.2 Stratégie de colorisation

Concernant la stratégie de colorisation, nous employons une méthode classique de l'état de l'art qui consiste à coloriser chaque point LiDAR P en utilisant la couleur du pixel candidat qui est issu de l'image la plus proche de P [Gharibi et Habib, 2018; Zeng et Zhong, 2014]. La simplicité ainsi que les avantages que présente cette méthode font d'elle une méthode de choix pour la colorisation du nuage de points. Ces avantages et inconvénients sont discutés plus en détails dans la section 5.4.4.

5.4 Résultats

Dans cette section nous appliquons la méthodologie de colorisation présentée précédemment (section 5.3) dans le but de réaliser des nuages de points colorisés. Les données utilisées pour la colorisation ont été acquises à l'aide d'un système multicapteur caméra–LiDAR–GNSS/INS qui a été préalablement étalonné à l'aide de la méthode présentée dans la section 4.2.

5.4.1 Système et acquisitions

Le système multicapteur utilisé pour l'acquisition des données est identique à celui présenté dans le chapitre 4.4.1.

Trois jeux de données capturés par le système multicapteur sur différents sites sont présentés pour évaluer la méthode de colorisation :

— Le lac de Cécélès (40 millions de points, 338 images),

— Le site des Matelles (15 millions de points, 99 images),

— Le domaine de Puech-Haut (38 millions de points, 276 images).

Les figures 5.13 et 5.14 illustrent les trois différents sites d'acquisition. Notons que pour chaque acquisition, le système multicapteur a été étalonné au préalable à l'aide de données issues d'un vol d'étalonnage différent du vol effectué pour réaliser les acquisitions présentées. Ces vols d'étalonnage sont effectués antérieurement aux acquisitions et sur le même site que celles-ci. Ces vols ne seront pas présentés.

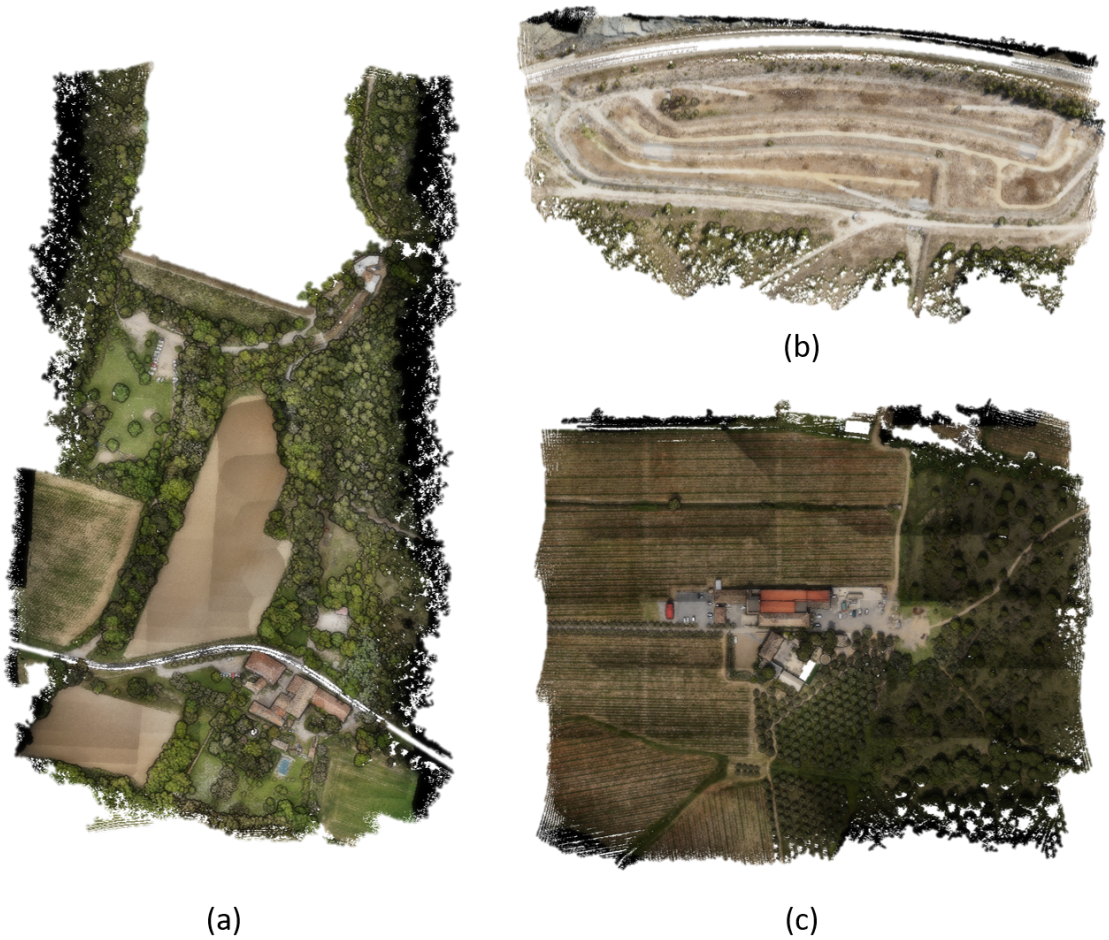


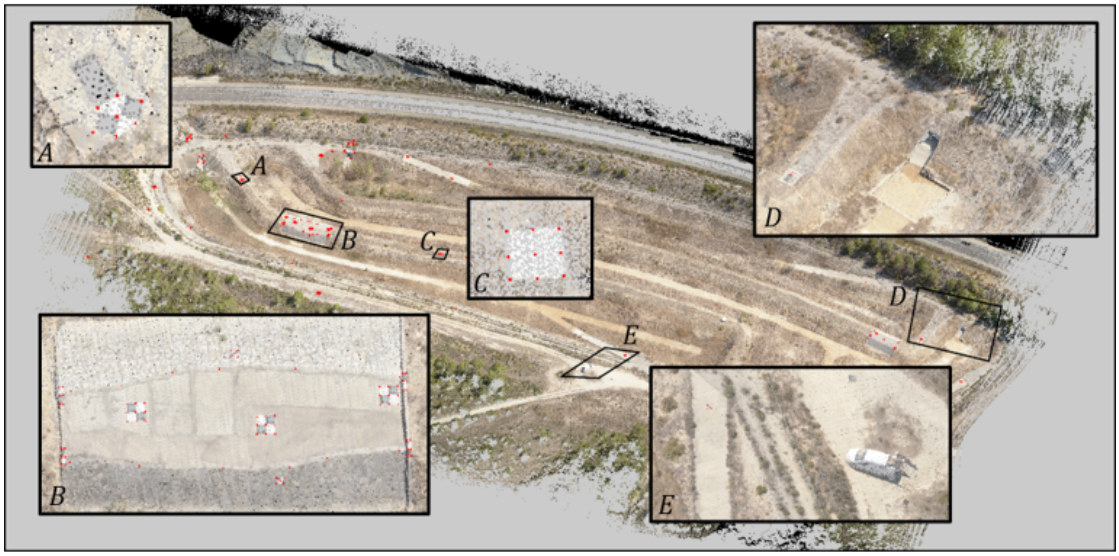
FIGURE 5.13 – Vue du dessus des nuages de points colorisés reconstruits à partir des jeux de données capturés par le système multicapteur ; (a) lac de Cécélès ; (b) les Matelles ; (c) domaine du Puech-Haut.

Pour chaque acquisition, la fréquence de prise de vue de la caméra est fixée à 0.5 Hz, le temps d'exposition à 1/1600 seconde et l'ouverture du diaphragme à une valeur d'un huitième de la distance focale. Pour les acquisitions du site des Matelles et du domaine de Puech-Haut, la sensibilité ISO du capteur est fixée durant toute la durée de l'acquisition. La sensibilité choisie est la valeur ISO déterminée automatiquement par la caméra lors de la première prise de vue qui est déclenchée automatiquement lorsque que le système atteint une certaine altitude, ici 40 m. Dans le cas de la stratégie de colorisation employée, conserver une valeur ISO fixe pendant l'acquisition permet d'atténuer les effets des lignes de raccord contrairement à une acquisition réalisée lors de laquelle la sensibilité ISO a été réglée sur le mode automatique, comme c'était le cas lors de l'acquisition du lac de Cécélès. On remarque alors que les lignes de raccord sont plus prononcées sur la figure 5.13a que sur les figures 5.13b-c.

5.4.2 Paramétrage de τ

Le seuil de tolérance τ, qui intervient dans la méthode de détection des occultations présentée, est essentiellement utilisé à des fins d'amélioration du rendu visuel du nuage de points colorisés. Il a pour but de tolérer des faibles écarts de distances entre deux points LiDAR qui se projettent dans un même pixel.

(a)



(b)

(c)

FIGURE 5.14 – Nuages de points colorisés des trois sites d'acquisition ; (a) lac de Cécélès ; (b) les Matelles ; (c) domaine du Puech-Haut. Sur la figure (b), la position des GCPs LiDAR et image (voir section 4.4) illustrés en rouge démontre un alignement précis des images et du nuage de points.

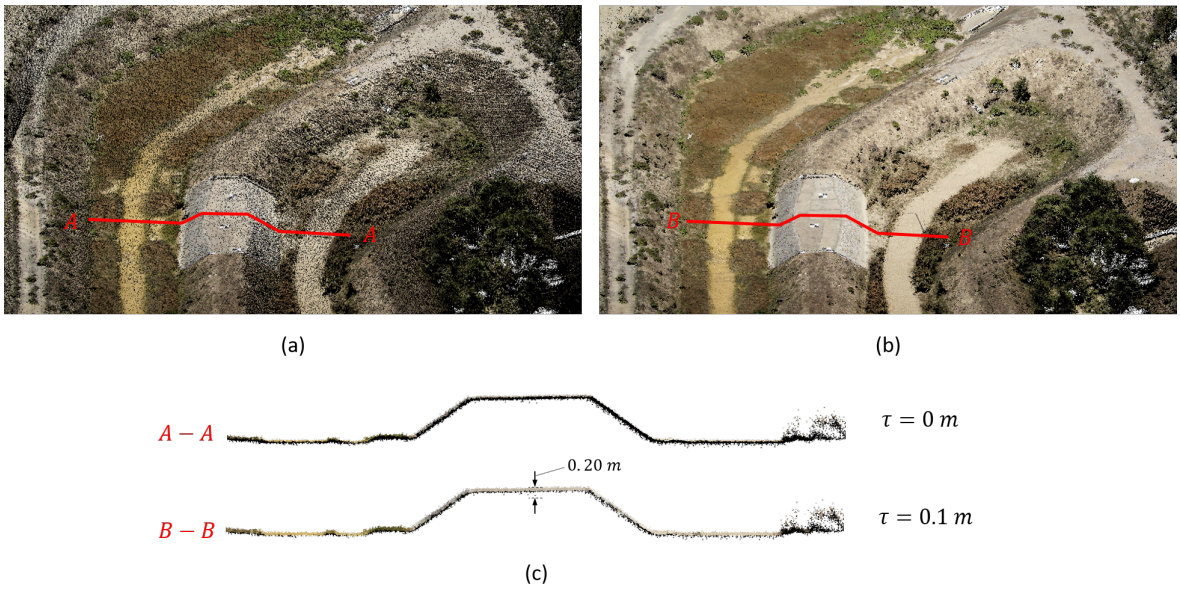


FIGURE 5.15 – Influence de τ sur la colorisation du nuage de points illustrée sur le site des Matelles ; (a) nuage de points colorisés avec τ = 0 m ; (b) nuage de points colorisés avec τ = 0.1 m ; (c) illustration des coupes des figures (a) et (b).

Avec l'usage de certains capteurs LiDAR multifaisceau, la densité du nuage de points peut atteindre une valeur relativement élevée (100 à 600 pt/m²). De plus, à cause des erreurs résiduelles de l'étalonnage intrinsèque du scanner LASER et du bruit de mesure de chaque faisceau, le nuage de points possède généralement une certaine *épaisseur*. Pour une valeur de τ nulle, d'après la méthode proposée, seuls les points en surface seront colorisés. Visuellement, les espacements entre les points colorisés laissent apparaitre des points non colorisés, qui sont arbitrairement affichés en noir, dégradant ainsi le rendu visuel. La figure 5.15 illustre la colorisation d'un nuage de points pour deux valeurs de τ différentes, 0 et 0.1 m. Ainsi on note que l'absence de tolérance fait apparaitre les points non colorisés se trouvant sous la surface du sol. Alors qu'une valeur de τ = 0.1 m permet de coloriser en profondeur l'*épaisseur* du nuage de points.

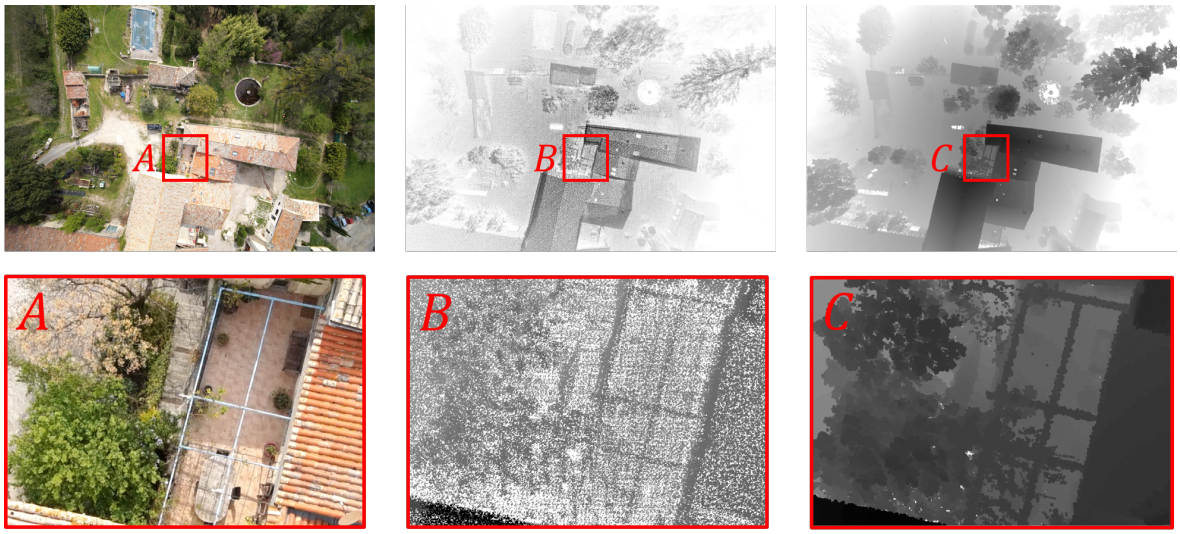
Nous paramétrons τ de manière à ce que sa valeur soit environ équivalente au bruit d'acquisition du LiDAR au sol. L'introduction du seuil τ dans la méthode de détection des occultations implique que celle-ci n'est pas capable de distinguer un point occulté d'un point visible si l'écart entre leur distance est inférieur ou égal à τ. Par ailleurs, deux objets qui sont espacés d'une distance inférieure au bruit de mesure du système ne pourront pas être distingués dans le nuage de points. Fixer τ à une valeur proche du bruit de mesure LiDAR au sol permet minimiser la détection de fausses visibilités. Dans toute les expériences de colorisation présentées, nous fixons τ = 0.1 m.

5.4.3 Comparaison avec différentes méthodes de détection des occultations

Appelons *Z-buffer* sphérique, la méthode de détection d'occultations que nous proposons, et *Z-buffer* ponctuel, la méthode reposant sur le même principe que celle proposée mais qui modélise les mesures LiDAR par des points et non des sphères (voir figure 5.12).

Le résultat de colorisation employant la méthode de détection des occultations proposée est comparé aux résultats d'une colorisation (1) ne détectant pas les occultations et (2) employant la méthode du *Z-buffer* ponctuel. La figure 5.16 illustre cette comparaison sur

le nuage de points colorisés du lac de Cécélès. L'effet de la détection est notable principalement sur les façades des bâtiments. Ainsi sur les figures 5.16a et 5.16b, on observe des artefacts sur lesquels des couleurs correspondant aux toits des bâtiments se retrouvent sur les murs et partiellement sur le sol. Sur la figure 5.16c, les façades sont bien visibles. Ceci indique que la méthode du *Z-buffer* ponctuelle n'est pas beaucoup plus performante qu'une méthode de colorisation qui ne détecte pas les occultations. Ceci est dû à la nature éparse du nuage de points LiDAR par rapport à la donnée dense de l'image. La figure 5.17 compare les cartes de profondeurs construites avec les méthodes du *Z-buffer* ponctuel et du *Z-buffer* sphérique. On remarque en effet la caractéristique éparse de la carte de profondeur de la figure 5.17b comparée à celle qui est générée avec la méthode proposée. En employant la méthode du *Z-buffer* ponctuel, deux points LiDAR ne peuvent pas s'occulter mutuellement dans la carte de profondeur s'ils ne se projettent pas sur un même pixel.



(a) Image originale (b) *Z-buffer* ponctuel (c) *Z-buffer* sphérique

FIGURE 5.17 – Comparaison des cartes de profondeur générées par les méthodes du *Z-buffer* ponctuel (a) et du *Z-buffer* sphérique (b). On observe que la carte de profondeur générée par la méthode du *Z-buffer* ponctuel est plus éparse que celle générée par le *Z-buffer* sphérique, ce qui l'empêche de détecter certaines occultations.

5.4.4 Avantages, limites et critiques

Sur la base des résultats obtenus, nous présentons les avantages et les limites de la méthode de colorisation proposée.

Concernant la détection des occultations, la méthode proposée reprend le principe du *Z-buffer* appliqué jusqu'à présent uniquement sur des modèles surfaciques [Amhar *et al.*, 1998; Bang *et al.*, 2007], et l'applique directement à un nuage de points. De ce fait, la méthode proposée permet de s'affranchir d'une reconstruction surfacique qui rend la détection d'occultations très sensible aux bruits de mesure et à la non-uniformité de la répartition des points LiDAR dans l'espace. Le fait de s'affranchir de la reconstruction d'un MNS permet également de réduire l'impact du deuxième inconvénient majeur du *Z-buffer*, qui est de détecter des fausses visibilités près des structures verticales étroites (voir section 5.2.1 et figure 5.4b). En reprenant l'exemple de la figure 5.4b, dans le cas où le MNS est remplacé par le nuage de points qui a servi à sa construction, les points se trouvant sur les façades verticales du bâtiment illustré en gris peuvent contribuer à la détection des occultations.

(a) sans détection des occultations

(b) *Z-buffer* ponctuel

(c) *Z-buffer* sphérique (proposé)

FIGURE 5.16 – Colorisation du jeu de données du lac de Cécélès. (a) colorisation sans détection des occultations ; (b) colorisation en utilisant la méthode du *Z-buffer* ponctuel pour la détection des occultations (voir figure 5.12a) ; (c) colorisation avec la méthode proposée (*Z-buffer* sphérique).

L'introduction du seuil de tolérance τ permet également de s'affranchir du premier inconvénient majeur du *Z-buffer* qui est détaillé dans la section 5.2.1 et illustré sur la figure 5.4a. Le *Z-buffer*, tel que présenté dans [Amhar *et al.*, 1998], est sensible au rapport entre la taille de la cellule du MNS et la RAS de l'image. Dans le cas où plusieurs cellules se projettent dans un pixel, la cellule située la plus proche du centre de projection de l'image occulte les autres. Cet effet peut être étendu dans le cas où un nuage de points remplace le MNS. Alors si plusieurs points LiDAR se projettent dans un même pixel, le pixel le plus proche du centre de projection de l'image occulte les autres. Avec l'utilisation de τ qui est défini à partir du bruit de mesure du système LiDAR, la sensibilité de la méthode proposée au rapport entre la densité du nuage de points et la RAS de l'image peut être fortement atténuée dans le cas où le bruit de mesure du système LiDAR est connu.

La modélisation d'un point LiDAR P par une sphère est une approximation pratique et simple de l'empreinte au sol du faisceau LASER. Cette modélisation permet aussi de ne pas perdre trop d'information dans le cas où, premièrement, la direction prise de vue de l'image est similaire à la direction du faisceau LASER qui a mesuré P et, deuxièmement, que ces deux directions sont alignées avec la normale estimée en P. La modélisation par la sphère présente l'avantage de pouvoir efficacement calculer la projection celle-ci dans l'image à l'aide de deux quantités : la position de son centre et son rayon. Dans le cas où un des deux critères évoqués ne sont pas satisfaits, une modélisation de l'empreinte au sol qui tient compte de son orientation serait plus exacte. Rappelons que l'erreur engendrée en approximant l'empreinte LASER par une sphère dans la méthode proposée favorise la détection de fausses occultations, ce qui est moins critique que la détection de fausses visibilités.

Néanmoins, cette méthode est sensible au rapport entre l'angle de divergence le plus grand donné par $\max(\delta_1, \delta_2)$ et le champ de vue d'un pixel. En effet, si la projection dans l'image du rayon de la sphère modélisant la mesure LiDAR est plus petit qu'un pixel de l'image, alors la méthode aura le même effet que la méthode du *Z-buffer* ponctuel. Ça peut être par exemple le cas pour un système multicapteur composé d'un LiDAR à faisceau très focalisé et d'une caméra grand angle à très faible résolution. De plus cette méthode ne livrera pas de bons résultats si des structures ont été capturées par le LiDAR de façon incomplète. Par exemple, si certaines façades de bâtiments présentent des trous dus à une absence de données LiDAR, ces trous peuvent laisser entrevoir depuis un certain point de vue des objets qui sont occultés et qui pourraient ne pas être identifiés comme occultés.

Au-delà de la simplicité de la stratégie de colorisation employée, celle-ci possède des avantages intéressants. Comme évoqué dans l'état de l'art, elle permet de minimiser l'impact des erreurs angulaires résiduelles à l'étalonnage du système ou bien aux observations de l'INS qui sont dépendantes de la distance. De plus, comme deux points LiDAR spatialement proches dans le nuage de points ont statistiquement plus de chance d'être colorisés par la même image que par deux images différentes, cette méthode assure une cohérence spatiale des couleurs sur les parties du nuage de points qui sont colorisées par la même image.

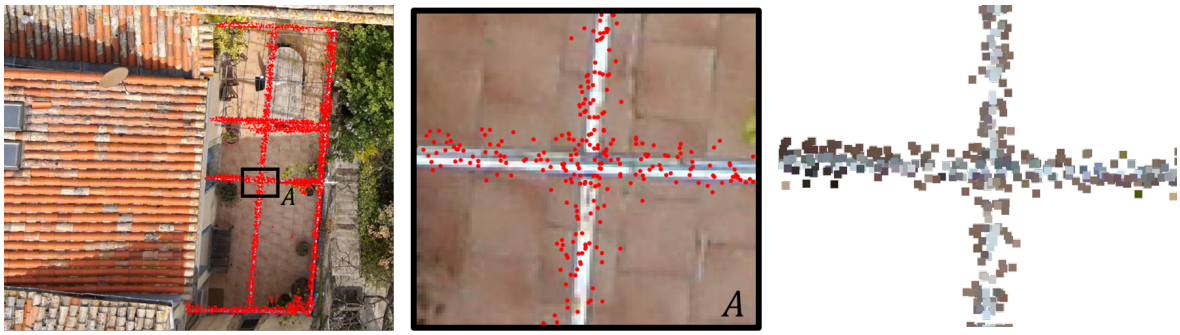
Cependant cette stratégie de colorisation possède plusieurs limites. Premièrement, cette méthode peut produire des lignes de raccord (voir la figure 5.11) créant des discontinuités de couleur dans le nuage de points colorisés. Celles-ci sont observables dans les acquisitions du lac de Cécélès et du domaine de Puech-Haut, illustrées sut les figures 5.13a et 5.13c. Bien que cette méthode soit adaptée pour coloriser des objets horizontaux capturés d'en haut, ce n'est pas le cas pour tout objet vertical, comme par exemple les façades de bâtiments. À cause de la vision perspective de la caméra, les objets verticaux vus d'en haut subissent des déformations dans l'image tels que ces objets sont invisibles au centre

de l'image et apparaissent plus grands sur les bords. Ainsi, avec la stratégie de colorisation employée, un point LiDAR se trouvant sur une surface verticale va avoir tendance à être colorisé par l'image qui est la plus proche au-dessus de lui. Or, plus une image prise à l'horizontale est proche d'une surface verticale, plus le plan image sera parallèle à la normale de cette surface et moins le nombre de pixels représentant cette surface dans l'image sera important. Le nombre de pixels étant faible, une faible erreur d'alignement ou de mesure provoque alors une erreur de colorisation nettement visible. Ce phénomène est illustré sur la figure 5.18, où la partie verticale du tonneau rouge est colorisée avec la couleur du sol. Pour un tel cas de figure, une méthode favorisant l'alignement de la direction de prise de vue avec la normale de la surface verticale serait plus adaptée.

(a) (b)

FIGURE 5.18 – Erreurs de colorisation des structures verticales illustrées sur le domaine de Puech-Haut ; (a) image utilisée pour coloriser la zone indiquée par la flèche rouge dans (b). Des faibles erreurs de mesure ou de positionnement de l'image peuvent créer des erreurs de colorisation visibles à cause de la stratégie de colorisation employée.

On remarque également des erreurs de colorisation sur des structures fines, telle que sur les barres qui sont illustrées sur la figure 5.19. Ici on projette les points LiDAR correspondant aux barres sur l'image qui est utilisée pour les coloriser. On remarque que le nuage de points en rouge sur la figure 5.19b s'aligne bien avec les barres de l'image. Cependant le nuage est bruité, si bien que de nombreux points se projettent dans des pixels représentant le sol. Il en résulte alors des erreurs de colorisation comme montrées sur la figure 5.19c.



(a) (b) (c)

FIGURE 5.19 – Erreurs de colorisation sur de fines structures illustrées sur le site du lac de Cécélès. Sur (a) et (b) les points LiDAR correspondant aux barres (en rouge) sont projetés dans l'image qui est utilisée pour les coloriser. La figure (c) affiche le résultat de la colorisation des barres avec la stratégie employée.

Un autre exemple d'erreur de colorisation de fines structures est observé sur la figure 5.20. Certaines branches d'arbre sont partiellement colorisées avec de la couleur du sol. On peut également supposer ici que le bruit du LiDAR peut être la cause de cette colorisation erronée. Cependant, elle peut aussi être due à un léger déplacement de la structure de l'arbre (par exemple à cause du vent) entre le moment de l'acquisition de l'image est des points LiDAR. Néanmoins, la stratégie de colorisation employée ne permet pas de corriger ces artefacts.

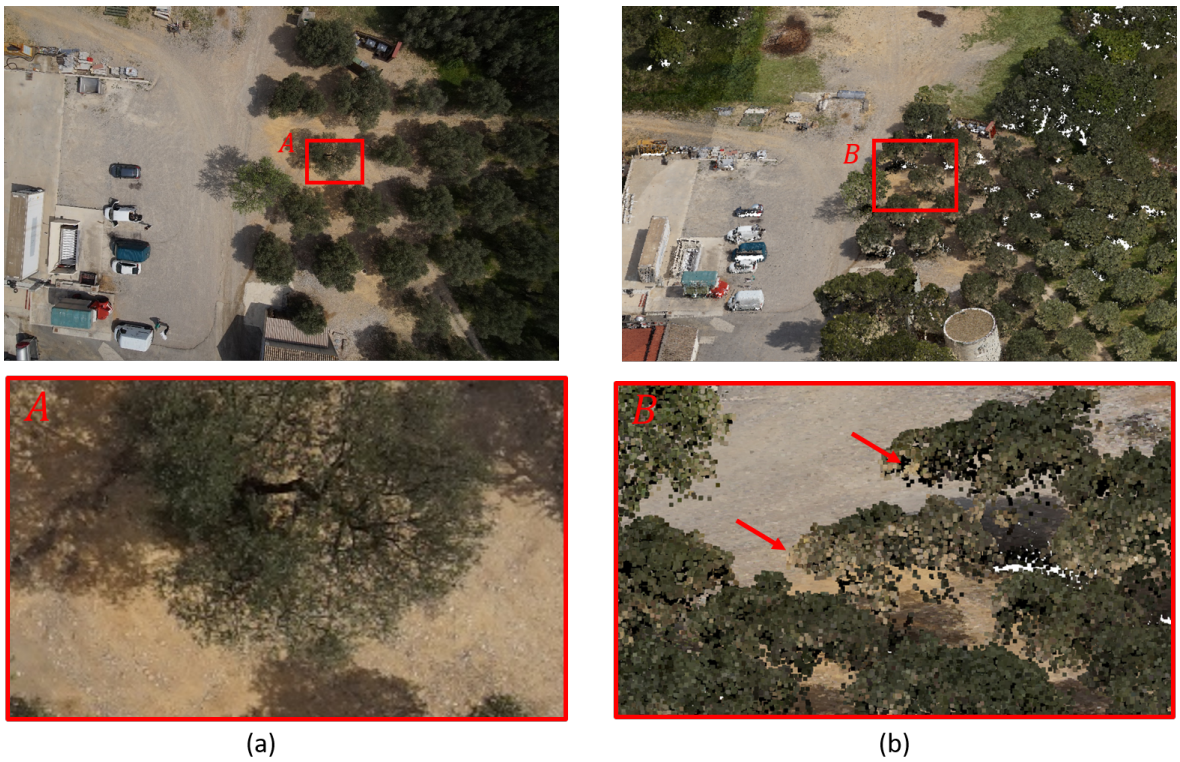


FIGURE 5.20 – Erreurs de colorisation sur de fines structures illustrées sur le domaine de Puech-Haut ; (a) image utilisée pour coloriser les zones indiquées par des flèches rouges dans le cadre B de la figure (b) ; (b) partie du nuage de points colorisés du site de Puech-Haut. Les branches des arbres sont colorisées avec des couleurs du sol.

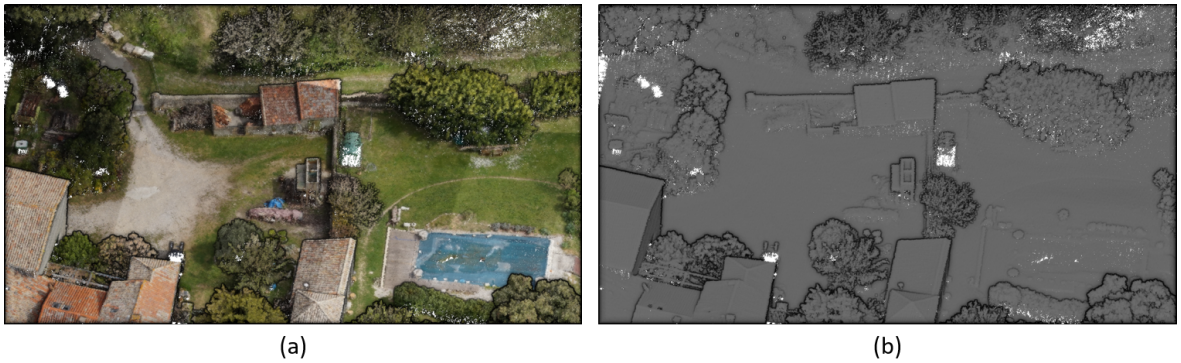


FIGURE 5.21 – Comparaison entre un nuage de points colorisés (a) et de points non colorisés (b) sur le jeu de données du lac de Cécélès.

Malgré tous les défauts identifiés, la méthode de colorisation employée permet la reconstruction d'un nuage de points colorisés visuellement plaisant et informatif. Les

objets sont plus facilement identifiables et certains même apparaissent dans le modèle colorisé, qui n'étaient alors pas reconnaissables dans le nuage de points sans information radiométrique. Ainsi sur la figure 5.21, grâce à la couleur, on distingue par exemple les zones où le sol est recouvert d'herbe et les endroits où il ne l'est pas.

5.5 Discussion et ouverture

Nous avons montré, grâce aux colorisations réalisées sur les trois sites présentés, que la précision de l'alignement des images et des données LiDAR semble adaptée à la construction de cartes 3D-couleur. La précision de l'alignement peut notamment être constatée sur les figures 5.14b et 5.19. Nous avons également montré que certains défauts de colorisation subsistent qui ne sont probablement pas liés à des erreurs d'alignement mais plus certainement à la stratégie de colorisation de l'état de l'art que nous avons employée. En effet, les défauts de colorisation liés aux erreurs de mesure qui sont mis en évidence sur les structures fines et les surfaces verticales ne permettent pas de vérifier la vraisemblance de l'association des couleurs aux objets. De plus, les lignes de raccord engendrées par le choix de coloriser chaque point LiDAR par l'image se trouvant le plus proche de ce point ne répond pas au critère imposant que les variations des conditions d'acquisition ne soient pas visibles. Bien que l'utilisation de la méthode de colorisation employée dans ce chapitre permette de construire des nuages de points visuellement informatif et attrayant, les critères de qualité que nous avons défini dans la section 5.1 ne sont pas encore atteints, ce qui laisse de la place pour y apporter des améliorations. Rappelons que ces critères sont :

— Les variations des conditions d'acquisition, tels que les variations de lumière, de points de vue et les mouvements éventuels d'objets entre les différentes mesures et prises de vue ne doivent pas être visibles.

— Les couleurs associées aux points LiDAR sont vraisemblables par rapport aux couleurs connues des objets mesurés.

Dans cette section nous proposons une analyse de la stratégie de colorisation et souhaitons apporter quelques idées qui, à notre connaissance, n'ont pas été mentionnées dans l'état de l'art. L'approche générale de la colorisation consiste à répondre aux deux questions suivantes :

1. « *Quels sont les pixels candidats à la colorisation d'un point LiDAR ?* »
2. « *À partir d'informations définies sur la base de cet ensemble de pixels candidats, quelle est la couleur la plus vraisemblable à attribuer à ce point ?* »

Dans la suite, nous suggérons une façon de répondre à ces questions qui vise à respecter les critères de qualité définis dans la section 5.1.

5.5.1 « *Quels sont les pixels candidats à la colorisation d'un point LiDAR ?* »

Nous avons vu dans la section 5.1, qu'à cause de divers effets, tels que le bruit d'acquisition, les erreurs de mesure ou le vignettage, un point LiDAR mesuré qui se projette dans plusieurs images se voit attribuer des couleurs qui, d'une part, ne sont pas identiques et, d'autre part, qui ont une probabilité faible de représenter la couleur réelle de l'objet mesuré. La figure 5.19 illustre bien cette remarque. En raison des erreurs de mesure du LiDAR, un certain nombre de points LiDAR se projettent dans des pixels du sol dont la

couleur est marron alors qu'ils se trouvent sur la barre. Avec la stratégie de colorisation de l'état de l'art employée, plusieurs points de la barre sont colorisés en marron, alors que nous souhaiterions qu'ils soient colorisés en gris. Une façon de résoudre ce problème serait de s'appuyer sur le modèle de prédiction de l'incertitude développé dans le chapitre 3. Rappelons que ce modèle permet d'associer, à chaque mesure d'un point LiDAR 3D, un ellipsoïde d'incertitude à un niveau de confiance donné. Si on projette cet ellipsoïde sur une image, on obtient un ensemble de pixels et donc de couleurs pour ce niveau de confiance qui peuvent potentiellement être associées au point LiDAR. Pour chaque point LiDAR 3D qui se projette dans plusieurs images, on obtient ainsi une distribution de couleurs pour le point en question (voir figure 5.22). En reprenant l'exemple de la figure 5.19, avec cette approche, un point LiDAR qui se projette dans un pixel du sol ne se voit plus attribuer un unique pixel marron (couleur du sol) mais une distribution de pixels incluant potentiellement aussi des pixels gris (couleur de la barre), soit la couleur la plus vraisemblable pour ce point LiDAR.

Le problème revient alors à déterminer la couleur la plus vraisemblable d'un point LiDAR à partir de la distribution de couleurs candidates à la colorisation de celui-ci.

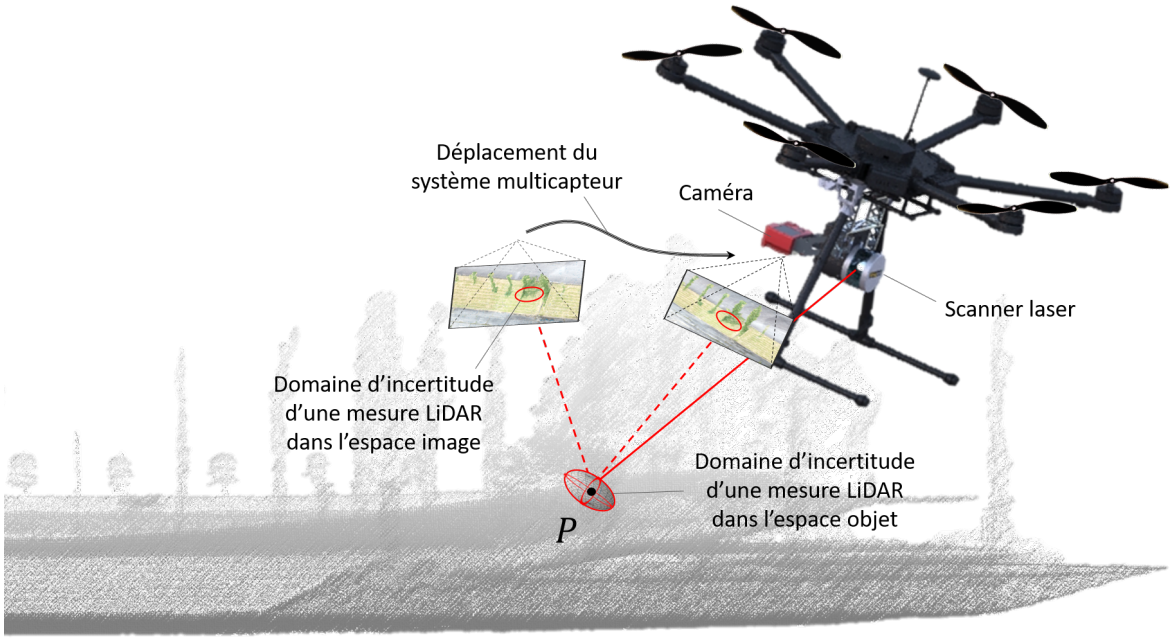


FIGURE 5.22 – Illustration d'un domaine d'incertitude de positionnement associé à un point LiDAR P. Celle-ci peut être projetée dans les images qui visualisent P pour définir un domaine d'incertitude dans l'espace image. Un domaine d'incertitude dans une image permet de définir une distribution de pixels candidats à la colorisation de P.

5.5.2 « *Quelle est la couleur la plus vraisemblable à attribuer à un point LiDAR ?* »

En utilisant la distribution de couleurs candidates associée à un point LiDAR, nous souhaitons trouver un moyen de déterminer la couleur à associer à ce point qui vérifie au mieux les critères définis dans la section 5.1. Suite à l'analyse des résultats de colorisation de la section 5.4.4, nous avons pu observer que certains pixels ou certaines images sont plus favorables que d'autres à une colorisation vraisemblable d'un point LiDAR. Sur la base de ces observations et de connaissances que nous avons collectées au cours de ces travaux,

nous tentons ici de définir des indices d'adéquation pour chaque couleur candidate, tel que chaque indice d'adéquation décrive à quel point une couleur candidate est adaptée à la colorisation d'un point LiDAR P suivant les critères définis dans la section 5.1. Ces indices sont listés ci-dessous :

La distance de la couleur candidate à P est petite
Nous savons que, pour coloriser un point LiDAR 3D, l'utilisation d'une image qui est située spatialement proche de ce point permet de réduire l'effet des erreurs de mesure angulaires. Dans le choix de la couleur la plus vraisemblable à la colorisation d'un point LiDAR, nous souhaiterions accorder plus d'importance à la couleur d'un pixel issu d'une image qui est proche de ce point plutôt que d'une image éloignée.

L'image dont la couleur candidate est issue est alignée à la normale estimée en P
Nous avons vu que les erreurs de mesures ou de positionnement de l'image peuvent créer des erreurs de colorisation importante lorsqu'un point d'une surface verticale est associée à une couleur issue d'une image dont le plan image est parallèle à la normale de ce point (voir figure 5.18). Ainsi nous auront plutôt tendance à privilégier l'association, à un point LiDAR P, d'une couleur qui est issue d'une image dont l'inclinaison est faible par rapport à la normale estimée en P.

La couleur candidate est issue d'un pixel éloigné du bord de l'image
Nous avons également vu dans la section 4.4.2 que des erreurs d'estimation de certains paramètres intrinsèques de la caméra, tels que les paramètres de correction radiale, provoquent des désalignements entre les images et les données LiDAR qui sont plus importants sur les bords de l'image qu'au centre de celle-ci. De plus, l'effet de vignettage induit un assombrissement des couleurs sur les bords de l'image par rapport au centre de celle-ci. Plus une couleur se trouvera proche de la bordure de l'image, moins celle-ci sera favorable à la colorisation d'un point LiDAR, en accord avec les critères définis dans la section 5.1. Nous aurons donc tendance à accorder plus de fiabilité à une couleur qui se trouve éloignée du bord de l'image.

Un mécanisme d'agrégation approprié de ces indices d'adéquation permettrait d'attribuer un niveau de confiance à chaque couleur candidate à la colorisation d'un point LiDAR. Ce niveau de confiance pourrait alors servir d'appui à la détermination de la couleur la plus vraisemblable à attribuer à ce point. Une façon de procéder serait par exemple de représenter chacun de ces indices d'adéquation par une probabilité qui serait associée à chaque couleur candidate. Pour un indice d'adéquation donnée, chaque couleur candidate serait alors associée à un poids compris entre 0 et 1 qui représenterait la probabilité que cette couleur respecte l'indice d'adéquation en question. En supposant que tous les indices d'adéquation soient indépendants, une agrégation multiplicative permettrait d'associer une unique probabilité à chaque couleur candidate, en multipliant toutes les probabilités associées à chaque indice d'adéquation entre elles. La probabilité résultante indiquerait à quel point la couleur candidate est favorable à la colorisation de P. Toutefois, si définir une probabilité pour chaque indice d'adéquation présente une difficulté, ou bien si ces indices sont corrélés, on pourrait envisager une méthode d'agrégation plus sophistiquée incluant des techniques d'apprentissage ou d'intelligence artificielle. Sur la base des niveaux de confiance déterminés pour chaque couleur candidate, une technique robuste de sélection de la couleur la plus vraisemblable pour chaque point LiDAR doit ensuite être mise au point. En fonction de la distribution des couleurs candidates et de leur niveau de confiance respectifs, une méthode possible serait d'employer une médiane pondérée. À la différence de la moyenne arithmétique, la médiane d'un échantillon de couleurs qui n'est pas identiquement distribué permet d'éviter de créer une couleur artificielle qui provoquerait une

incohérence visuelle dans le nuage de points colorisés, comme le montrent les travaux de [Guislain, 2017].

Dans cette section nous avons proposé des idées d'amélioration de la stratégie de colorisation qui exploitent les travaux réalisés sur la caractérisation de l'incertitude des mesures LiDAR présentés dans le chapitre 3. En raison d'un manque de temps, nous n'avons pas pu implémenter et tester ces propositions. Cependant, les idées proposées pourront servir de base pour de futurs travaux associés à cette thèse, dont la suite logique est de fusionner les images et les données LiDAR en tenant compte de la qualité des mesures dont ces données sont issues.

Conclusion

Bilan

Dans ces travaux nous avons abordé la problématique de fusion de données hétérogènes issues d'un système multicapteur pour la génération de cartes 3D-couleurs par drone. Nous avons dégagé trois principaux axes de recherche de cette problématique. Ces axes sont respectivement la qualification (chapitre 3), l'alignement géométrique (chapitre 4) et l'association (chapitre 5) des données hétérogènes.

Dans le premier axe de recherche, nous avons adressé l'importance de la variabilité des mesures dans le processus de fusion de données et la nécessité de qualifier ces dernières afin de permettre une association fiable des données hétérogènes. En effet, une façon d'associer une couleur à un point 3D issu d'une mesure LiDAR est de projeter ce point sur une des images dans laquelle ce point est visible. Cependant, dû à la variabilité de la mesure, il est fort probable que cette projection associe au point considéré la couleur d'un pixel voisin. Pour pallier ce problème, nous avons proposé de caractériser l'incertitude associée aux mesures LiDAR du système d'acquisition. Nous avons proposé de construire un modèle de prédiction de l'incertitude de positionnement d'un point LiDAR géoréférencé dans le but de déterminer les couleurs qui pourraient potentiellement être associées à ce point. Parce qu'une source d'erreur bien identifiée dans le positionnement d'un point LiDAR est celle liée à l'empreinte LASER, nous suggérons deux approches différentes pour modéliser l'influence de cette dernière sur l'incertitude de positionnement. La première est une modélisation simplifiée qui ne tient pas compte de la géométrie du terrain, tandis que la deuxième modélisation approxime la dimension de l'empreinte LASER en considérant la pente d'un plan estimé localement sous l'empreinte. Pour vérifier la cohérence du modèle développé, nous avons proposé une nouvelle méthode de validation s'appuyant sur des données expérimentales qui a fait l'objet d'une publication internationale. La particularité de cette méthode est qu'elle est simple à mettre en œuvre car elle ne nécessite pas de données de référence. Nous avons aussi proposé une seconde méthode de validation employant un plan de référence dans le but de vérifier la pertinence de la méthode sans référence. Le modèle de prédiction de l'incertitude de mesure LiDAR a ensuite été appliqué à un scanner LASER fréquemment intégré sur des plateformes mobiles. Celui-ci a été validé à l'aide des deux méthodes proposées. Les expériences réalisées indiquent, d'une part, la cohérence du modèle construit par rapport à la dispersion expérimentale observée, et d'autre part, l'adéquation de la méthode sans référence pour l'évaluation du modèle de prédiction.

Dans le second axe de recherche, nous avons proposé de résoudre la problématique de l'alignement géométrique des données LiDAR et des images en présentant une nouvelle méthode d'étalonnage du système d'acquisition multicapteur. Cette méthode exécute successivement les étalonnages LiDAR–GNSS/INS et GNSS/INS–caméra avec la particularité de préserver la cohérence des données. Au travers de cet étalonnage, il devient possible

d'aligner précisément les images et les données LiDAR en s'affranchissant de nombreuses contraintes évoquées dans la littérature dues à l'hétérogénéité des données. Les performances de la méthode proposée ont été évaluées quantitativement en s'appuyant sur des données synthétiques et expérimentales. Cette méthode d'étalonnage présente de nombreux avantages opérationnels de par sa flexibilité d'utilisation, car celle-ci est automatique, ne nécessite pas de mire ou de GCP et peut opérer en milieu naturel. Cette méthode a fait l'objet d'un brevet qui a été déposé en France (voir annexe A).

Dans le dernier axe de recherche, nous nous sommes intéressés à l'association des images et des données LiDAR dans le but de générer une carte 3D-couleur. Parmi différentes façons de représenter une carte 3D-couleur, nous nous sommes concentrés sur la colorisation du nuage de points. Une attention particulière a été portée sur la détection des points LiDAR occultés depuis les points de vue des images, car un point LiDAR occulté mais non identifié génère un défaut de colorisation important s'il est associé à une couleur (voir figure 5.16). Pour cela, nous avons proposé d'améliorer la méthode fréquemment utilisée du *Z-buffer* pour la détection de points occultés. Cette méthode a été originellement développée pour identifier des surfaces occultées depuis un point de vue spécifique. Nous avons proposé d'adapter cette technique pour qu'elle soit applicable à un nuage de points LiDAR. La technique proposée s'appuie sur la dimension de l'empreinte LASER en chaque point LiDAR. Afin de coloriser un nuage de points LiDAR, nous employons une méthode qui combine une stratégie de colorisation de l'état de l'art et notre méthode de détection des occultations. La méthode de colorisation est appliquée sur des données issues de trois acquisitions différentes effectuées à l'aide d'un système multiplicateur qui a été conçu par YellowScan et étalonné à l'aide de la méthode d'étalonnage proposée. La précision des nuages de points colorisés valide l'adéquation de la méthode d'étalonnage du système multicapteur aux applications prévues par YellowScan. Par manque de temps nous n'avons pas pu explorer les résultats de la qualification des données dans le processus de colorisation du nuage de points. Nous avons néanmoins présenté des idées d'amélioration de la stratégie de colorisation permettant d'exploiter le modèle de prédiction de l'incertitude de mesure LiDAR développé. Ce modèle associe à chaque point LiDAR 3D un ellipsoïde d'incertitude. En projetant cet ellipsoïde d'un point LiDAR dans les images depuis lesquelles ce point est visible, il devient possible d'associer à ce point une distribution de couleurs candidates à la colorisation de celui-ci. Les idées proposées définissent des indices d'adéquation à chaque couleur de cette distribution qui visent à répondre aux critères suivants :

— Les variations des conditions d'acquisition, tels que les variations de lumière, de points de vue et les mouvements éventuels d'objets entre les différentes mesures et prises de vue ne doivent pas être visibles.

— Les couleurs associées aux points LiDAR sont vraisemblables par rapport aux couleurs connues des objets mesurés.

Par un mécanisme approprié d'agrégation, qui est encore à développer, nous pourrions attribuer à chaque couleur candidate un niveau de confiance permettant d'associer une couleur vraisemblable aux objets de la scène dont les points LiDAR en sont les mesures.

De manière générale, nous avons proposé un processus de génération de cartes 3D-couleur automatique, capable d'opérer en milieu naturel et qui ne nécessite pas de mire ou de GCP. Nous n'avons volontairement pas abordé le temps de traitement du processus, car la vitesse d'exécution des algorithmes n'a pas été optimisée ni étudiée en détail. À titre indicatif et d'après les expériences menées, le temps de traitement actuel d'un étalonnage suivit d'une colorisation est généralement inférieur à 5 fois le temps d'acquisition, contre 5 à 10 fois pour une reconstruction par photogrammétrie. Nous pouvons donc considérer

que le temps de traitement de nos méthodes proposées pour la génération de cartes 3D-couleur est raisonnable par rapport à une reconstruction par photogrammétrie. Les objectifs et les contraintes fixés par YellowScan dans la section 1.6.1 sont ainsi respectés.

Perspectives

Nous avons identifié quatre directions vers lesquels cette recherche pourrait être poursuivie.

Premièrement, il serait important de poursuivre les travaux sur la validation du modèle de prédiction de l'incertitude de positionnement géoréférencé d'un point LiDAR acquis depuis un drone, afin de pouvoir exploiter tout le potentiel du modèle. La méthode de validation sans référence proposée dans la section 3.4.1 pourrait être aisément implémentée pour valider le modèle à partir de relevés LiDAR par drone d'une surface plane. La difficulté principale réside toutefois dans la recherche d'un terrain survolable qui serait suffisamment grand pour effectuer des relevés LiDAR par drone à de grandes distances et de grands angles d'incidence et suffisamment plan pour que la méthode proposée puisse être appliquée. Une possibilité serait de relaxer la contrainte de planéité du terrain, en adaptant la méthode utilisant un plan de référence présentée dans la section 3.4.2 à des terrains qui ne seraient pas strictement plan. L'idée serait de générer une surface de référence à partir d'acquisitions de nuage de points d'un scanner laser terrestre. Ceux-ci ont la particularité d'effectuer des relevés beaucoup plus denses et précis qu'un système LiDAR pour drone. La compatibilité du modèle présentée pourrait alors être évaluée en utilisant le test statistique du χ^2, où la dispersion expérimentale correspondrait à un écart mesuré entre le nuage de point LiDAR acquis par drone et la surface de référence reconstruite depuis l'acquisition du scanner LASER terrestre. Afin que les erreurs de reconstruction surfacique soient négligeables devant l'incertitude de mesure du système LiDAR par drone, il est toutefois préférable que le terrain exclut tout objet dont la reconstruction de surface est difficile, tel que la végétation. Un terrain urbain avec des formes géométriques simples, par exemple un *skatepark*, pourrait être envisagé.

Deuxièmement, dans l'étalonnage GNSS/INS–caméra, le nombre de paires de points image caractéristiques pouvant être très grand, de nombreuses distances entre points LiDAR proches peuvent être calculées pour définir le critère de désalignement présenté dans la section 4.2.2. Or la pertinence de ces distances dans le critère de désalignement dépendent fortement de la qualité des points LiDAR proches mesurés. En effet, une distance mesurée entre deux points LiDAR incertains est moins représentative du désalignement qu'une distance de valeur équivalente mesurée entre deux points présentant une faible incertitude. La quantification de l'incertitude des points LiDAR proches permettrait d'attribuer un niveau de confiance aux distances calculées entre ceux-ci et ainsi privilégier des distances à haute confiance pour l'alignement GNSS/INS–caméra. Dans les travaux récents [Keyetieu et Seube, 2019], les auteurs proposent d'utiliser un modèle de prédiction de l'incertitude de mesure LiDAR dans une méthode d'estimation des angles de désalignement LiDAR–GNSS/INS. Ce modèle de prédiction de l'incertitude est employé afin d'augmenter la fiabilité de détection dans le nuage de points LiDAR d'éléments plans par rapport à une technique classique telle que l'ACP. De manière similaire, nous souhaiterions suggérer d'employer le modèle de prédiction de l'incertitude de mesure LiDAR développé dans le chapitre 3 dans le but de pondérer les distances entre points LiDAR proches qui sont minimisées dans la méthode d'étalonnage GNSS/INS–caméra proposée. Une façon de procéder serait de pondérer ces distances par l'inverse des matrices de covariances associées à chaque point LiDAR. Cette pondération permettrait de privilégier les correspondances

entre points LiDAR présentant de faibles incertitudes et jugés plus fiables. Il serait alors intéressant d'évaluer à nouveau les performances de l'algorithme d'étalonnage, en terme de qualité et de vitesse de convergence.

Troisièmement, il serait intéressant de pouvoir estimer conjointement, au sein d'un même processus d'optimisation, les paramètres d'étalonnage GNSS/INS–caméra et les paramètres intrinsèques de la caméra. Pour le moment ces deux groupes de paramètres sont estimés successivement. Or les travaux [Kersting *et al.*, 2011] affirment que ceux-ci sont corrélés et une estimation conjointe permettrait d'obtenir une solution d'étalonnage du système plus cohérente que si ces paramètres avaient été estimés successivement.

Dernièrement, il serait envisagé d'explorer la fusion des données LiDAR et images pour différentes constructions de cartes 3D-couleur. Dans ce manuscrit nous nous sommes concentrés sur la colorisation d'un nuage de points, cependant d'autres représentations de cartes 3D-couleur existent, tel que le maillage texturé. Des travaux ont déjà été réalisés dans ce domaine [Boussaha *et al.*, 2018; Waechter *et al.*, 2014]. Toutefois, dans la plupart de ces travaux, les deux modalités de données sont souvent exploitées indépendamment l'une de l'autre. Ainsi souvent un maillage est reconstruit depuis le nuage de point LiDAR et une texture issue des images est ensuite superposée sur les facettes du maillage. Nous pensons que les images contiennent une information géométrique pertinente qui pourrait être utilisée pour compléter ou améliorer la reconstruction LiDAR. Les nuages de points présentent à certains endroits des « trous » dus à la propriété d'acquisition éparse du système LiDAR. Or cette information qui est absente dans les données LiDAR peut être présente dans les images. Il serait alors intéressant de réaliser une reconstruction géométrique locale de ces trous à partir des images, par exemple par photogrammétrie.

Bibliographie

G. ADAMS : *Geometrical and Graphical Essays : Containing a General Description of the Mathematical Instruments Used in Geometry, Civil and Military Surveying, Levelling, and Perspective ; with Many New Practical Problems, Illustrated by Thirty-four Copper Plates.* C. Baldwin for, and sold by W. and S. Jones, 1813. xi, 2

T. ALLOUIS : *Spécification de paramètres techniques et stratégie d'échantillonnage pour la conception de nouveaux capteurs lidars dédiés à la cartographie de forêts.* Thèse de doctorat, Paris, AgroParisTech, 2011. xi, 21

F. AMHAR, J. JANSA, C. RIES *et al.* : The generation of true orthophotos using a 3d building model in conjunction with a conventional dtm. *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, 32:16–22, 1998. 98, 100, 114, 116

T. W. ANDERSON et D. A. DARLING : A test of goodness of fit. *Journal of the American statistical association*, 49(268):765–769, 1954. 53, 56

N. ANDREFF, R. HORAUD et B. ESPIAU : Robot hand-eye calibration using structure-from-motion. *The International Journal of Robotics Research*, 20(3):228–248, 2001. 67

A. ANGRISANO : *GNSS/INS integration methods.* Thèse de doctorat, 2010. 12, 15

E. P. BALTSAVIAS : Airborne laser scanning : basic relations and formulas. *ISPRS Journal of photogrammetry and remote sensing*, 54(2-3):199–214, 1999. 41

K. BANG, A. F. HABIB, S. SHIN et K. KIM : Comparative analysis of alternative methodologies for true ortho-photo generation from high resolution satellite imagery. *ASPRS American Society of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2007. 114

K. I. BANG, A. HABIB et A. KERSTING : Estimation of biases in lidar system calibration parameters using overlapping strips. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 36(sup2): S335–S354, 2010. 71

K.-I. BANG et C.-J. KIM : A new true ortho-photo generation algorithm for high resolution satellite imagery. *Korean Journal of Remote Sensing*, 26(3):347–359, 2010. 99

H. BAY, A. ESS, T. TUYTELAARS et L. VAN GOOL : Speeded-up robust features (surf). *Computer vision and image understanding*, 110(3):346–359, 2008. 16

J. L. BENTLEY : Multidimensional binary search trees used for associative searching. *Communications of the ACM*, 18(9):509–517, 1975. 80

J.-A. BERALDIN, F. BLAIS, L. COURNOYER, G. GODIN, M. RIOUX et J. TAYLOR : Active 3d sensing. 2003. 9

P. J. BESL et N. D. MCKAY : Method for registration of 3-d shapes. *In Sensor fusion IV : Control Paradigms and Data Structures*, vol. 1611, p. 586–606. International Society for Optics and Photonics, 1992. 66

U. I. BHATTI : *Improved integrity algorithms for integrated GPS/INS systems in the presence of slowly growing errors*. Thèse de doctorat, Citeseer, 2007. 15

P. BIASUTTI, A. BUGEAU, J.-F. AUJOL et M. BRÉDIF : Visibility estimation in point clouds with variable density. 2019. xiv, xxiii, 103, 104, 105

M. BOUSSAHA, B. VALLET et P. RIVES : Large scale textured mesh reconstruction from mobile mapping images and lidar scans. *In ISPRS 2018-International Society for Photogrammetry and Remote Sensing*, p. 49–56, 2018. 126

A. K. BOYAT et B. K. JOSHI : A review paper : noise models in digital image processing. *arXiv*, 2015. 7

J. BRESENHAM : A linear algorithm for incremental digital display of circular arcs. *Communications of the ACM*, 20(2):100–106, 1977. 100

H. BURMAN : *Calibration and orientation of airborne image and laser scanner data using GPS and INS*. Thèse de doctorat, Institutionen för geodesi och fotogrammetri, 2000. 70, 71

M. CABRELLES, S. GALCERÁ, S. NAVARRO, J. L. LERMA, T. AKASHEH et N. HADDAD : Integration of 3d laser scanning, photogrammetry and thermography to record architectural monuments. *In Proc. of the 22nd International CIPA Symposium*, p. 6, 2009. 94

C. CADENA, L. CARLONE, H. CARRILLO, Y. LATIF, D. SCARAMUZZA, J. NEIRA, I. REID et J. J. LEONARD : Past, present, and future of simultaneous localization and mapping : Toward the robust-perception age. *IEEE Transactions on robotics*, 32(6):1309–1332, 2016. 19

Y. CHEN et G. MEDIONI : Object modelling by registration of multiple range images. *Image and Vision Computing*, 10(3):145–155, 1992. 19, 66

S. CHO, J. YAN, Y. MATSUSHITA et H. BYUN : Efficient colorization of large-scale point cloud using multi-pass z-ordering. *In International Conference on 3D Vision (3DV)*, vol. 1, p. 689–696. IEEE, 2014. 106, 107

M. CRAMER et D. STALLMANN : System calibration for direct georeferencing. *International Archives of Photogrammetry Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 34(3/A): 79–84, 2002. 73

M. CRAMER, D. STALLMANN et N. HAALA : Direct georeferencing using gps/inertial exterior orientations for photogrammetric applications. *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, 33(1):198–205, 2000. 27

T. CUI, S. JI, J. SHAN, J. GONG et K. LIU : Line-based registration of panoramic images and lidar point clouds for mobile mapping. *Sensors*, 17(1):70, 2017. 68

H. C. de OLIVEIRA, A. P. DAL POZ, M. GALO et A. F. HABIB : Surface gradient approach for occlusion detection based on triangulated irregular network for true orthophoto generation. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 11(2):443–457, 2018. 101, 106

H. C. de OLIVEIRA, M. GALO et A. P. DAL POZ : Height-gradient-based method for occlusion detection in true orthophoto generation. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 12(11):2222–2226, 2015. 100, 106

M. P. DESEILLIGNY, E. RUPNIK *et al.* : Micmac, apero, pastis and other beverages in a nutshell. *MicMac Documentation*, 4, 2015. 34, 35

T.-C. DONG-SI et A. I. MOURIKIS : Motion tracking with fixed-lag smoothing : Algorithm and consistency analysis. *In IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, p. 5655–5662. IEEE, 2011. 73

C. B. DUANE : Close-range camera calibration. *Photogramm. Eng*, 37(8):855–866, 1971. 8, 17, 34

V.-F. DUMA et A. SCHITEA : Laser scanners with rotational risley prisms : exact scan patterns. *In Proc. Rom. Acad. Ser. A*, vol. 19, p. 53–60, 2018. 11

R. FIETE : Lens aberrations. *Manual of Photogrammetry*, p. 346–349, 2004. 8

M. A. FISCHLER et R. C. BOLLES : Random sample consensus : a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography. *Communications of the ACM*, 24(6):381–395, 1981. 17, 68

M. FLOOD : Commercial implications of topographic terrain mapping using scanning airborne laser radar. *Photogramm. Eng. Remote Sens*, 63:327–366, 1997. xi, 2

W. FÖRSTNER et B. P. WROBEL : *Photogrammetric computer vision.* Springer, 2016. 35

C. S. FRASER : Digital camera self-calibration. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote sensing*, 52(4):149–159, 1997. 17, 34

V. FREMONT, P. BONNIFAIT *et al.* : Extrinsic calibration between a multi-layer lidar and a camera. *In IEEE International Conference on Multisensor Fusion and Integration for Intelligent Systems (MFI)*, p. 214–219. IEEE, 2008. 65

P. FRIESS : Toward a rigorous methodology for airborne laser mapping. *Proceedings EuroCOW*, p. 25–27, 2006. 71

Y. FURUKAWA et J. PONCE : Accurate, dense, and robust multiview stereopsis. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 32(8):1362–1376, 2009. 16, 17

A. GEIGER, F. MOOSMANN, Ö. CAR et B. SCHUSTER : Automatic camera and range sensor calibration using a single shot. *In IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, p. 3936–3943. IEEE, 2012. 65

H. GHARIBI et A. HABIB : True orthophoto generation from aerial frame images and lidar data : An update. *Remote Sensing*, 10(4):581, 2018. 96, 106, 107, 110

C. GLENNIE : Rigorous 3d error analysis of kinematic scanning lidar systems. *Journal of Applied Geodesy*, 1(3):147–157, 2007. 42, 46, 47

P. GLIRA : *Hybrid Orientation of LiDAR Point Clouds and Aerial Images.* Thèse de doctorat, Dissertation, Technische Universität Wien, 2018. 72, 75, 78

P. GLIRA, N. PFEIFER et G. MANDLBURGER : Rigorous strip adjustment of uav-based laser-scanning data including time-dependent correction of trajectory errors. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 82(12):945–954, 2016. 45, 71, 77, 78

S. GODHA et M. CANNON : Gps/mems ins integrated system for navigation in urban areas. *Gps Solutions*, 11(3):193–203, 2007. 14

M. GONG, S. ZHAO, L. JIAO, D. TIAN et S. WANG : A novel coarse-to-fine scheme for automatic image registration based on sift and mutual information. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 52(7):4328–4338, 2013. 68

D. GONZÁLEZ-AGUILERA, P. RODRÍGUEZ-GONZÁLVEZ, D. HERNÁNDEZ-LÓPEZ et J. L. LERMA : A robust and hierarchical approach for the automatic co-registration of intensity and visible images. *Optics & Laser Technology*, 44(6):1915–1923, 2012. 68

T. GOULDEN et C. HOPKINSON : The forward propagation of integrated system component errors within airborne lidar data. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 76 (5):589–601, 2010. 42, 45, 46, 53

J. GRAETER, A. WILCZYNSKI et M. LAUER : Limo : Lidar-monocular visual odometry. *In 2018 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, p. 7872–7879. IEEE, 2018. 93

M. GUISLAIN : *Traitement joint de nuage de points et d'images pour l'analyse et la visualisation des formes 3D*. Thèse de doctorat, 2017. 107, 122

M. GUISLAIN, J. DIGNE, R. CHAINE et G. MONNIER : Fine scale image registration in large-scale urban lidar point sets. *Computer Vision and Image Understanding*, 157:90–102, 2017. 70

A. HABIB, K. I. BANG, A. P. KERSTING et J. CHOW : Alternative methodologies for lidar system calibration. *Remote Sensing*, 2(3):874–907, 2010. 45, 70, 71

A. F. HABIB, K.-I. BANG, C. KIM et S. SHIN : True ortho-photo generation from high resolution satellite imagery. *In Innovations in 3D Geo Information Systems*, p. 641–656. Springer, 2006. 99

A. F. HABIB, E.-M. KIM et C.-J. KIM : New methodologies for true orthophoto generation. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 73(1):25–36, 2007. 99, 100

R. I. HARTLEY : In defense of the eight-point algorithm. *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 19(6):580–593, 1997. 17

M. HEBEL et U. STILLA : Simultaneous calibration of als systems and alignment of multiview lidar scans of urban areas. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 50 (6):2364–2379, 2011. 71

J. HEIKKILA, O. SILVEN *et al.* : A four-step camera calibration procedure with implicit image correction. *In cvpr*, vol. 97, p. 1106. Citeseer, 1997. 8

J. HELLER, M. HAVLENA, A. SUGIMOTO et T. PAJDLA : Structure-from-motion based hand-eye calibration using l• minimization. *In IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, p. 3497–3503. IEEE, 2011. 67

H. HIRSCHMULLER : Stereo processing by semiglobal matching and mutual information. *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 30(2):328–341, 2007. 17

Z. HU, Y. LI, N. LI et B. ZHAO : Extrinsic calibration of 2-d laser rangefinder and camera from single shot based on minimal solution. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 65(4):915–929, 2016. 65

P. J. HUBER : *Robust statistics*. Springer, 2011. 81

R. ISHIKAWA, T. OISHI et K. IKEUCHI : Lidar and camera calibration using motions estimated by sensor fusion odometry. *In IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, p. 7342–7349. IEEE, 2018. 67

A. JAAKKOLA, J. HYYPPÄ, A. KUKKO, X. YU, H. KAARTINEN, M. LEHTOMÄKI et Y. LIN : A low-cost multi-sensoral mobile mapping system and its feasibility for tree measurements. *ISPRS journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 65(6):514–522, 2010. xi, 2, 4

K. JACOBSEN : Geometric handling of large size digital airborne frame camera images. *Optical 3D Measurement Techniques VIII, Zürich*, 2007:164–171, 2007. 17, 34

J. C. F. G. I. M. JCGM : Evaluation of measurement data — Guide to the expression of uncertainty in measurement. *International Organization for Standardization Geneva ISBN*, 50:134, 2008. 38, 40, 43, 44

Y. H. JO et S. HONG : Three-dimensional digital documentation of cultural heritage site based on the convergence of terrestrial laser scanning and unmanned aerial vehicle photogrammetry. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 8(2):53, 2019. 94

E. S. JONES et S. SOATTO : Visual-inertial navigation, mapping and localization : A scalable real-time causal approach. *The International Journal of Robotics Research*, 30(4):407–430, 2011. 73

T. JULLIAND, V. NOZICK et H. TALBOT : Image noise and digital image forensics. *In International Workshop on Digital Watermarking*, p. 3–17. Springer, 2015. 7

R. E. KALMAN : A new approach to linear filtering and prediction problems. *Journal of basic Engineering*, 82(1):35–45, 1960. 15

A. KASSIR et T. PEYNOT : Reliable automatic camera-laser calibration. *In Australasian Conference on Robotics & Automation*. ARAA, 2010. 65

S. KATZ et A. TAL : On the visibility of point clouds. *In IEEE international conference on computer vision (ICCV)*, p. 1350–1358, 2015. 102, 105

S. KATZ, A. TAL et R. BASRI : Direct visibility of point sets. 26(3):24, 2007. 102

A. P. KERSTING, A. HABIB, K.-I. BANG et J. SKALOUD : Automated approach for rigorous light detection and ranging system calibration without preprocessing and strict terrain coverage requirements. *Optical Engineering*, 51(7):076201, 2012. xiii, 71, 72, 73, 76, 83

A. P. KERSTING, A. HABIB et K. I. BANG : Mounting parameters calibration of gps/ins-assisted photogrammetric systems. *In 2011 International Workshop on Multi-Platform/Multi-Sensor Remote Sensing and Mapping (M2RSM)*, p. 1–6. IEEE, 2011. xiii, 72, 73, 76, 82, 83, 90, 126

R. KEYETIEU et N. SEUBE : Automatic data selection and boresight adjustment of lidar systems. *Remote Sensing*, 11(9):1087, 2019. 125

H. KIM, C. D. CORREA et N. MAX : Automatic registration of lidar and optical imagery using depth map stereo. *In IEEE International Conference on Computational Photography (ICCP)*, p. 1–8. IEEE, 2014. 68

J. J. KOENDERINK et A. J. VAN DOORN : Affine structure from motion. *JOSA*, 8(2):377–385, 1991. 16

M. KORN, M. HOLZKOTHEN et J. PAULI : Color supported generalized-icp. *In 2014 International Conference on Computer Vision Theory and Applications (VISAPP)*, vol. 3, p. 592–599. IEEE, 2014. 93

L. LEE : The nomenclature and classification of map projections. *Empire Survey Review*, 7 (51):190–200, 1944. 31

S. LEUTENEGGER, M. CHLI et R. SIEGWART : Brisk : Binary robust invariant scalable keypoints. *In IEEE international conference on computer vision (ICCV)*, p. 2548–2555. IEEE, 2011. 16

J. LEVINSON et S. THRUN : Automatic online calibration of cameras and lasers. *In Robotics : Science and Systems (RSS)*, vol. 2, 2013. 70

J. LI, Y. BI, M. LAN, H. QIN, M. SHAN, F. LIN et B. M. CHEN : Real-time simultaneous localization and mapping for uav : a survey. *In Proc. of International micro air vehicle competition and conference*, p. 237–242, 2016. 19

Q. LI et X. CHENG : Comparison of different feature sets for tls point cloud classification. *Sensors*, 18(12):4206, 2018. 22, 93

D. D. LICHTI et S. J. GORDON : Error propagation in directly georeferenced terrestrial laser scanner point clouds for cultural heritage recording. *Proceedings of the FIG Working Week*, p. 22–27, 2004. 42

H. C. LONGUET-HIGGINS : A computer algorithm for reconstructing a scene from two projections. *Nature*, 293(5828):133, 1981. 17

D. G. LOWE : Distinctive image features from scale-invariant keypoints. *International journal of computer vision*, 60(2):91–110, 2004. 16, 80

F. LV et K. REN : Automatic registration of airborne lidar point cloud data and optical imagery depth map based on line and points features. *Infrared Physics & Technology*, 71:457–463, 2015. 68

P. C. MAHALANOBIS : On the generalized distance in statistics. National Institute of Science of India, 1936. 53

G. MANDLBURGER, K. WENZEL, A. SPITZER, N. HAALA, P. GLIRA et N. PFEIFER : Improved topographic models via concurrent airborne lidar and dense image matching. *ISPRS Annals of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 4, 2017. 18, 20

A. MASTIN, J. KEPNER et J. FISHER : Automatic registration of lidar and optical images of urban scenes. *In IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, p. 2639–2646. IEEE, 2009. 69

R. MEHRA, P. TRIPATHI, A. SHEFFER et N. J. MITRA : Visibility of noisy point cloud data. *Computers & Graphics*, 34(3):219–230, 2010. 102

K. MORIN et N. EL-SHEIMY : Post-mission adjustment methods of airborne laser scanning data. *In FIG XXII International Congress, Washington, DC USA*, 2002. 45

K. W. MORIN : Calibration of airborne laser scanners. *University of Calgary*, 2002. 70, 71

E. D. NERURKAR, K. J. WU et S. I. ROUMELIOTIS : C-klam : Constrained keyframe-based localization and mapping. *In IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, p. 3638–3643. IEEE, 2014. 73

J. NIKOLIC, J. REHDER, M. BURRI, P. GOHL, S. LEUTENEGGER, P. T. FURGALE et R. SIEGWART : A synchronized visual-inertial sensor system with fpga pre-processing for accurate real-time slam. *In IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, p. 431–437. IEEE, 2014. 73

P. NÚÑEZ, P. DREWS JR, R. P. ROCHA et J. DIAS : Data fusion calibration for a 3d laser range finder and a camera using inertial data. *In European Conference on Mobile Robots (ECMR)*, p. 31–36, 2009. 65

G. PANDEY, J. R. MCBRIDE, S. SAVARESE et R. M. EUSTICE : Automatic extrinsic calibration of vision and lidar by maximizing mutual information. *Journal of Field Robotics*, 32 (5):696–722, 2015. 69

E. G. PARMEHR, C. S. FRASER, C. ZHANG et J. LEACH : Automatic registration of optical imagery with 3d lidar data using statistical similarity. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 88:28–40, 2014. 69

K. PAVELKA, J. ŘEZNÍČEK et M. FALTÝNOVÁ : Use of airborne laser scanning for historical mining documentation. *In International Multidisciplinary Scientific GeoConference Surveying Geology and Mining Ecology Management, SGEM*, vol. 2, p. 653–660. SGEM, 2014. 3

Q. PÉNTEK, T. ALLOUIS, O. STRAUSS et C. FIORIO : Developing and validating a predictive model of measurement uncertainty for multi-beam lidars : Application to the velodyne vlp-16. *In 2018 Eighth International Conference on Image Processing Theory, Tools and Applications (IPTA)*, p. 1–5. IEEE, 2018. 26, 51

M. PEREIRA, D. SILVA, V. SANTOS et P. DIAS : Self calibration of multiple lidars and cameras on autonomous vehicles. *Robotics and Autonomous Systems*, 83:326–337, 2016. 65

T. K. PEUCKER, R. J. FOWLER, J. J. LITTLE et D. M. MARK : The triangulated irregular network. *In Amer. Soc. Photogrammetry Proc. Digital Terrain Models Symposium*, vol. 516, p. 532, 1978. 102

L. PINTO et G. FORLANI : A single step calibration procedure for imu/gps in aerial photogrammetry. *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, 34(B3):210–213, 2002. 73

R. PINTUS, E. GOBBETTI et M. AGUS : Real-time rendering of massive unstructured raw point clouds using screen-space operators. *In Proceedings of the 12th International conference on Virtual Reality, Archaeology and Cultural Heritage*, p. 105–112. Eurographics Association, 2011. xiv, 102, 104

M. RADWAN et B. MAKAROVIC : Digital mono-plotting system-improvements and tests. *ITC-Journal*, 1980. 101

R. RAVI, Y.-J. LIN, M. ELBAHNASAWY, T. SHAMSELDIN et A. HABIB : Simultaneous system calibration of a multi-lidar multicamera mobile mapping platform. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 11(5):1694–1714, 2018. 72, 73, 75, 76, 78

M. REISS : The cos 4 law of illumination. *JOSA*, 35(4):283–288, 1945. 8

F. REMONDINO, M. G. SPERA, E. NOCERINO, F. MENNA et F. NEX : State of the art in high density image matching. *The photogrammetric record*, 29(146):144–166, 2014. 17

C. RIZOS : Trends in gps technology & applications. *In 2nd International LBS Workshop*. Citeseer, 2003. xi, 2

P. RÖNNHOLM : *Registration quality-towards integration of laser scanning and photogrammetry*. EuroSDR, 2011. 68

P. RÖNNHOLM, M. KARJALAINEN, H. KAARTINEN, K. NURMINEN et J. HYYPPÄ : Relative orientation between a single frame image and lidar point cloud using linear features. *Photogrammetric Journal of Finland*, 23(2), 2013. 68

P. RÖNNHOLM, X. LIANG, A. KUKKO, A. JAAKKOLA et J. HYYPPÄ : Quality analysis and correction of mobile backpack laser scanning data. *ISPRS Annals of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 3(1), 2016. 19

E. RUBLEE, V. RABAUD, K. KONOLIGE et G. R. BRADSKI : Orb : An efficient alternative to sift or surf. *In IEEE international conference on computer vision (ICCV)*, vol. 11, p. 2. IEEE, 2011. 16

E. RUPNIK, M. DAAKIR et M. P. DESEILLIGNY : Micmac–a free, open-source solution for photogrammetry. *Open Geospatial Data, Software and Standards*, 2(1):14, 2017. 34

S. RUSINKIEWICZ et M. LEVOY : Efficient variants of the icp algorithm. *In International Conference on 3-D Digital Imaging and Modeling (3DIM)*, vol. 1, p. 145–152, 2001. 66

J. SALVI, C. MATABOSCH, D. FOFI et J. FOREST : A review of recent range image registration methods with accuracy evaluation. *Image and Vision computing*, 25(5):578–596, 2007. 19

D. SCARAMUZZA, A. HARATI et R. SIEGWART : Extrinsic self calibration of a camera and a 3d laser range finder from natural scenes. *In IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, p. 4164–4169. IEEE, 2007. 68

P. SCHAER, J. SKALOUD, S. LANDTWING et K. LEGAT : Accuracy estimation for laser point cloud including scanning geometry. *In Mobile Mapping Symposium 2007*, 2007. 42, 46, 47, 48, 60

T. SCHENK : Modeling and analyzing systematic errors in airborne laser scanners. *Technical Notes in Photogrammetry*, 19(46), 2001. 41

J. SCHMIDT, F. VOGT et H. NIEMANN : Calibration–free hand–eye calibration : a structure–from–motion approach. *In Joint Pattern Recognition Symposium*, p. 67–74. Springer, 2005. 67

S. SCHNEIDER, T. LUETTEL et H.-J. WUENSCHE : Odometry-based online extrinsic sensor calibration. *In IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, p. 1287–1292. IEEE, 2013. 67

S. SCHUHMACHER et J. BÖHM : Georeferencing of terrestrial laserscanner data for applications in architectural modeling. 2005. 19

S. SEEGER et X. LABOUREUX : Feature extraction and registration : An overview. *Principles of 3D image analysis and synthesis*, p. 153–166, 2002. 19

J. SHAO et D. TU : *The jackknife and bootstrap*. Springer Science & Business Media, 2012. 45

Y. SHENG : Quantifying the size of a lidar footprint : A set of generalized equations. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 5(3):419–422, 2008. 41

Y. C. SHIU et S. AHMAD : Calibration of wrist-mounted robotic sensors by solving homogeneous transform equations of the form ax= xb. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, 5(1):16–29, 1989. 67

C. SIYING, M. HONGCHAO, Z. YINCHAO, Z. LIANG, X. JIXIAN et C. HE : Boresight calibration of airborne lidar system without ground control points. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 9(1):85–89, 2011. 73, 74

J. SKALOUD et P. SCHAER : Towards a more rigorous boresight calibration. *In ISPRS International Workshop on Theory Technology and Realities of Inertial/GPS/Sensor Orientation*, 2003. 73

J. SKALOUD et D. LICHTI : Rigorous approach to bore-sight self-calibration in airborne laser scanning. *ISPRS journal of photogrammetry and remote sensing*, 61(1):47–59, 2006. 45, 71

J. SKALOUD et P. SCHAER : Towards automated lidar boresight self-calibration. *International Symposium on Mobile Mapping Technology*, 2007. 71

R. TANG, D. FRITSCH et M. CRAMER : New rigorous and flexible fourier self-calibration models for airborne camera calibration. *ISPRS journal of photogrammetry and remote sensing*, 71:76–85, 2012. 17

S. A. K. TAREEN et Z. SALEEM : A comparative analysis of sift, surf, kaze, akaze, orb, and brisk. *In International Conference on Computing, Mathematics and Engineering Technologies (iCoMET)*, p. 1–10. IEEE, 2018. 17, 80

Z. TAYLOR et J. NIETO : Automatic calibration of lidar and camera images using normalized mutual information. *In IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, 2013. 69

Z. TAYLOR et J. NIETO : Motion-based calibration of multimodal sensor arrays. *In IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, p. 4843–4850. IEEE, 2015. 74

Z. TAYLOR, J. NIETO et D. JOHNSON : Automatic calibration of multi-modal sensor systems using a gradient orientation measure. *In IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, p. 1293–1300. IEEE, 2013. 70

Z. J. TAYLOR : *Automatic Markerless Calibration of Multi-Modal Sensor Arrays.* Thèse de doctorat, 2015. xiii, 67

P. W. THEILER, J. D. WEGNER et K. SCHINDLER : Keypoint-based 4-points congruent sets–automated marker-less registration of laser scans. *ISPRS journal of photogrammetry and remote sensing*, 96:149–163, 2014. 19

V. TOURNADRE : *Métrologie par photogrammétrie aéroportée légère : application au suivi d'évolution de digues.* Thèse de doctorat, 2015. 9, 16

B. TRIGGS, P. F. MCLAUCHLAN, R. I. HARTLEY et A. W. FITZGIBBON : Bundle adjustment—a modern synthesis. p. 298–372, 1999. 17, 73, 81

R. Y. TSAI : An efficient and accurate camera calibration technique for 3d machine vision. *Proc. of Comp. Vis. Patt. Recog.*, p. 364–374, 1986. 9

R. Y. TSAI et R. K. LENZ : A new technique for fully autonomous and efficient 3d robotics hand/eye calibration. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, 5(3):345–358, 1989. 67

R. UNNIKRISHNAN et M. HEBERT : Fast extrinsic calibration of a laser rangefinder to a camera. *Robotics*, 2005. 65

P. VECHERSKY, M. COX, P. BORGES et T. LOWE : Colourising point clouds using independent cameras. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 3(4):3575–3582, 2018. 105

I. VIM : International vocabulary of basic and general terms in metrology (vim). *International Organization*, 2004:09–14, 2004. 38

H.-H. VU, P. LABATUT, J.-P. PONS et R. KERIVEN : High accuracy and visibility-consistent dense multiview stereo. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 34(5):889–901, 2011. 17

M. WAECHTER, N. MOEHRLE et M. GOESELE : Let there be color! large-scale texturing of 3d reconstructions. *In European Conference on Computer Vision*, p. 836–850. Springer, 2014. 126

C.-C. WANG : Extrinsic calibration of a vision sensor mounted on a robot. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, 8(2):161–175, 1992. 67

L. WANG et U. NEUMANN : A robust approach for automatic registration of aerial images with untextured aerial lidar data. *In IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, p. 2623–2630. IEEE, 2009. 68

R. WANG, F. P. FERRIE et J. MACFARLANE : Automatic registration of mobile lidar and spherical panoramas. *In IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW)*, p. 33–40. IEEE, 2012. 69

S. WASIELEWSKI et O. STRAUSS : Calibration of a multi-sensor system laser rangefinder/camera. *In IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, p. 472–477. IEEE, 1995. 65

N. WILLIAMS, K.-L. LOW, C. HANTAK, M. POLLEFEYS et A. LASTRA : Automatic image alignment for 3d environment modeling. *In Brazilian Symposium on Computer Graphics and Image Processing (SIBGRAPI)*, p. 388–395. IEEE, 2004. 69

D. WUJANZ, M. BURGER, M. METTENLEITER et F. NEITZEL : An intensity-based stochastic model for terrestrial laser scanners. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 125:146–155, 2017. 42

D. WUJANZ, M. BURGER, F. TSCHIRSCHWITZ, T. NIETZSCHMANN, F. NEITZEL et T. KERSTEN : Determination of intensity-based stochastic models for terrestrial laser scanners utilising 3d-point clouds. *Sensors*, 18(7):2187, 2018. 42

Y. XIE, R. SHAO, P. GULI, B. LI et L. WANG : Infrastructure based calibration of a multi-camera and multi-lidar system using apriltags. *In IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, p. 605–610. IEEE, 2018. 66

B. YANG et C. CHEN : Automatic registration of uav-borne sequent images and lidar data. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 101:262–274, 2015. 66

N. YASTIKLI : Documentation of cultural heritage using digital photogrammetry and laser scanning. *Journal of Cultural Heritage*, 8(4):423–427, 2007. 94

N. YASTIKLI et K. JACOBSEN : Direct sensor orientation for large scale mapping—potential, problems, solutions. *The Photogrammetric Record*, 20(111):274–284, 2005. 73

W. YU : Practical anti-vignetting methods for digital cameras. *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, 50(4):975–983, 2004. 8

F. ZENG et R. ZHONG : The algorithm to generate color point-cloud with the registration between panoramic image and laser point-cloud. *In IOP Conference Series : Earth and Environmental Science*, vol. 17, p. 012160. IOP Publishing, 2014. 106, 110

Q. ZHAN, Y. LIANG et Y. XIAO : Color-based segmentation of point clouds. *Laser scanning*, 38(3):155–161, 2009. 93

J. ZHANG et S. SINGH : Visual-lidar odometry and mapping : Low-drift, robust, and fast. *In IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, p. 2174–2181. IEEE, 2015. 93

J. ZHANG et X. LIN : Advances in fusion of optical imagery and lidar point cloud applied to photogrammetry and remote sensing. *International Journal of Image and Data Fusion*, 8(1):1–31, 2017. 75

Q. ZHANG et R. PLESS : Extrinsic calibration of a camera and laser range finder (improves camera calibration). *In IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, vol. 3, p. 2301–2306. IEEE, 2004. 65

Y. ZHANG et X. SHEN : Direct georeferencing of airborne lidar data in national coordinates. *ISPRS journal of photogrammetry and remote sensing*, 84:43–51, 2013a. 31

Y. ZHANG et X. SHEN : Quantitative analysis on geometric size of lidar footprint. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 11(3):701–705, 2013b. 41

Z. ZHANG : A flexible new technique for camera calibration. *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 22, 2000. 9

W. ZHAO, D. NISTER, S. HSU *et al.* : Alignment of continuous video onto 3d point clouds. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, (8):1305–1306, 2005. 66

L. ZHOU, Z. LI et M. KAESS : Automatic extrinsic calibration of a camera and a 3d lidar using line and plane correspondences. *In IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, p. 5562–5569. IEEE, 2018. 65

R. ZLOT, M. BOSSE, K. GREENOP, Z. JARZAB, E. JUCKES et J. ROBERTS : Efficiently capturing large, complex cultural heritage sites with a handheld mobile 3d laser mapping system. *Journal of Cultural Heritage*, 15(6):670–678, 2014. 19

Annexe A

Brevet

Description

Titre de l'invention : Procédé de détermination de paramètres d'étalonnage extrinseques d'un système de mesure

Domaine technique

[0001] La présente invention concerne un procédé de détermination de paramètres d'étalonnage extrinsèques d'un système de mesure comprenant un dispositif de prise de vue et un scanner laser.

ARRIERE PLAN TECHNOLOGIQUE DE L'INVENTION

[0002] Un scanner laser (parfois également désignée par le terme « LIDAR ») est un dispositif de télémétrie permettant de fournir, sous la forme d'un nuage de points 3D, le profil ou le contour d'objets constituant une scène. Le scanner laser émet un faisceau lumineux qui est réfléchi par un objet de la scène. La distance séparant le centre optique d'émission du scanner au point de réflexion sur l'objet illuminé est déterminée à partir du temps de vol, c'est-à-dire du temps séparant l'émission du faisceau de la réception du faisceau réfléchi.

[0003] Le scanner laser et parfois muni de moyens permettant d'orienter le faisceau selon une direction déterminée, par exemple un miroir tournant, dont le mouvement permet de balayer une partie de la scène avec le faisceau. Par ailleurs, le scanner laser peut être porté par exemple par un véhicule, tel qu'un véhicule automobile ou un engin volant, qui est susceptible de se déplacer. On peut collecter de la sorte les informations de distance séparant le scanner laser des objets de la scène, même lorsque cette scène est géographiquement étendue.

[0004] Dans un tel système de mesure, le scanner laser est associé à une unité de positionnement permettant de le géolocaliser et d'en déterminer l'attitude. On peut alors combiner les informations de distance fournies par le scanner laser à celles fournies par l'unité (position, attitude) pour élaborer le nuage de points 3D. Chaque point du nuage peut être placé dans un repère géoréférencé. On reconstitue de la sorte le contour et/ou le profil des objets de la scène.

[0005] Comme cela est documenté dans l'article « About the calibration of LIDAR sensors », de R. Katzenbeisser, ISPRS Workshop "3-D Reconstruction form Airborne Laser-Scanner and InSAR data », 2003 cette combinaison d'information requiert un étalonnage très précis du système de mesure. Cet étalonnage précis impose notamment de déterminer la pose relative entre l'unité de géolocalisation et le scanner laser. Il existe de nombreuses méthodes permettant de réaliser cet étalonnage, et l'on pourra à ce propos se référer à l'article « Synchronisation et calibrage d'un LIDAR 3D et d'une centrale inertielle pour la localisation précise d'un véhicule autonome » de P.

MERRIAUX et al, Journées scientifiques d'URSI-France (Géolocalisation et Navigation dans l'Espace et le Temps), Mars 2018, Meudon, France.

[0006] Certains systèmes de mesures comprennent également, outre le scanner laser et l'unité de positionnement, un dispositif de prise de vue (par exemple un appareil photo, un capteur d'image, une caméra). D'une manière générale un tel dispositif de prise de vue capte un rayonnement lumineux en provenance de la scène dans un domaine spectral donné pour former une image 2D. Le domaine spectral peut être celui du visible et on peut ainsi collecter des informations de couleur et/ou de texture de la scène. Il est possible que le domaine spectral soit autre, par exemple dans le domaine de l'infrarouge pour collecter des informations de température.

[0007] Quelle que soit la nature des images 2D fournies par le dispositif de prise de vue embarqué dans le système de mesure, on cherche généralement à fusionner les informations comprises dans les images à celle du nuage de points 3D élaboré à partir des données fournies par le scanner laser, pour associer une information, par exemple de couleur ou de température, aux points du nuage 3D.

[0008] Pour permettre la fusion de ces données, il est nécessaire de déterminer la position relative entre le dispositif de prise de vue et le scanner laser, c'est-à-dire la position et l'orientation de l'un de ces éléments dans un repère associé à l'autre élément.

[0009] Le document US2018315214 propose une solution visant à résoudre ce problème d'étalonnage qui n'est toutefois pas entièrement satisfaisante. Cette solution nécessite tout d'abord d'élaborer des images dites « de rémission » formées à partir de l'intensité du faisceau de retour du scanner laser et de mettre directement en correspondance les images de rémission avec celles fournies par le dispositif de prise de vue. Or, ces informations d'intensité ne sont pas toujours disponibles et/ou d'une qualité suffisante. De plus, pour rendre la solution suffisamment précise, les images de rémission doivent présenter une résolution spatiale élevée. Dans la pratique, le procédé de détermination de paramètres d'étalonnage proposé par ce document est réservé à des systèmes de mesure comprenant un scanner laser très spécifique.

OBJET DE L'INVENTION

[0010] Un but de l'invention est de proposer une méthode alternative à celle proposée dans l'état de la technique, qui ne nécessite pas l'élaboration d'images de rémission. D'une manière plus générale, l'invention propose un procédé d'étalonnage d'un système de mesure qui soit simple à mettre en œuvre et qui puisse s'appliquer à un système de mesure intégrant une grande variété de scanners laser.

BREVE DESCRIPTION DE L'INVENTION

[0011] En vue de la réalisation de ce but, l'objet de l'invention propose un procédé d'étalonnage d'un système comprenant un dispositif de prise de vue, un scanner laser

et une unité de positionnement, le procédé comprenant :
- la préparation d'au moins deux images fournies par le dispositif de prise de vue, les images représentant au moins une scène commune prise de points de vue différents et la préparation d'un nuage de points 3D de la scène commune établi à l'aide des données fournies par le scanner laser et par l'unité de positionnement ;
- l'identification d'au moins un point homologue dans les images, le point homologue formant un même point de la scène commune ;
- une séquence d'optimisation pour déterminer au moins un paramètre d'étalonnage.

[0012] La séquence d'optimisation comprend au moins une itération des étapes suivantes :
- pour chaque image, identifier dans le nuage de point 3D au moins un point proche se projetant dans un voisinage du point homologue de l'image ;
- élaborer une mesure de la distance séparant les points proches respectivement associés aux images ;

[0013] - ajuster le paramètre d'étalonnage selon la mesure élaborée.

[0014] Un point du nuage de points 3D est censé se projeter, en l'absence de toute erreur de mesure, dans les différentes images fournies par le dispositif de prise de vue, en un même point commun d'une scène. L'invention tire astucieusement profit de cette observation pour déterminer, par l'intermédiaire d'une séquence d'optimisation mettant en œuvre un traitement numérique des images et du nuage de points 3D, au moins un paramètre d'étalonnage du dispositif de prise de vue assurant au mieux ce résultat.

[0015] Selon d'autres caractéristiques avantageuses et non limitatives de l'invention, prises seules ou selon toute combinaison techniquement réalisable :

[0016]
- au cours d'une première itération de la séquence d'optimisation, on utilise une valeur estimée en laboratoire des paramètres d'étalonnage ;
- on dispose des paramètres d'étalonnage du dispositif scanner vis-à-vis de l'unité de positionnement et le paramètre d'étalonnage est une matrice de rotation et/ou un vecteur de translation reliant un repère associé au dispositif de prise de vue à un repère associé à l'unité de positionnement ;
- le paramètre d'étalonnage est une matrice de rotation et/ou un vecteur de translation reliant un repère associé au dispositif de prise de vue à un repère associé au scanner laser ;
- les deux images ont été acquises alors que le dispositif de mesure réalisait une trajectoire comportant une portion aller et une portion retour qui se correspondent ;
- la préparation des images comprend la détermination de la localisation et de l'attitude du système de mesure à un instant de prise de vue de chaque image ;
- l'étape d'identification d'au moins un point homologue comprend la détermination de points caractéristiques et de descripteurs de points caracté-

ristiques ;

- la séquence d'optimisation met en œuvre une méthode du simplexe, du gradient ou une méthode stochastique ;
- l'identification d'au moins un point proche se projetant dans le voisinage du point homologue est réalisé en sélectionnant dans le nuage de points 3D celui se projetant au plus proche du point homologue ;
- l'identification d'au moins un point proche se projetant dans le voisinage du point homologue est réalisé en sélectionnant dans le nuage de points 3D ceux se projetant dans un périmètre de R pixels autour du point homologue ;
- l'élaboration de la mesure de la distance met en œuvre un calcul de barycentre des points proches associés à chaque image ;
- l'élaboration de la mesure de la distance met en œuvre un calcul met en œuvre le calcul de la distance de Hausdorff entre les points proches des images.

Brève description des dessins

[0017] D'autres caractéristiques et avantages de l'invention ressortiront de la description détaillée de l'invention qui va suivre en référence aux figures annexées sur lesquels :

[0018] [fig.1] La figure 1 représente un système de mesure pouvant tirer profit d'un procédé conforme à l'invention ;

[0019] [fig.2] La figure 2 représente un système de mesure porté par un véhicule au cours d'une campagne de mesure ;

[0020] [fig.3] La figure 3 représente schématiquement les paramètres d'étalonnage extrinsèque du système de mesure ;

[0021] [fig.4a]

[0022] [fig.4b] Les figures 4a et 4b représentent schématiquement les principes sous-jacents d'un procédé conforme à l'invention ;

[0023] [fig.5] La figure 5 représente les principales étapes d'un procédé conforme à l'invention.

[0024] [fig.6] La figure 6 représente des images d'une scène commune prise de points de vue différents, au cours d'une campagne de mesure.

Description des modes de réalisation

[0025] <u>Système de mesure</u>

[0026] La figure 1 représente un système de mesure 5 pouvant tirer profit d'un procédé conforme à l'invention. Ce système 5 comprend un scanner laser 2 et un dispositif de prise de vues 3. Le scanner laser 2 intègre ici une unité de positionnement 6 (désignée INS dans la suite de cet exposé, par souci de simplicité), apte à fournir des données de localisation (altitude, latitude, longitude) et d'attitude (cap, roulis et tangage) horodatées. A ce titre l'unité INS combine un dispositif de géolocalisation (de type

GNSS) et un système de navigation inertiel. L'unité INS peut être associée à une antenne, par exemple portée par un véhicule sur lequel le système de mesure 5 repose. Les données de localisation et d'attitude peuvent être fournies de manière régulière dans le temps, par exemple toutes les 10 à 20 millisecondes. Le scanner laser 2, l'INS 6 et le dispositif de prise de vue 3 sont assemblés ensemble sans aucun degré de liberté, par l'intermédiaire d'un châssis 4 dans l'exemple représenté. Ils constituent ensemble un système de mesure 5 qui peut être placé sur un véhicule 1, par exemple par l'aide du châssis 4. Ils sont par ailleurs fonctionnellement reliés entre eux de manière à pouvoir échanger les informations nécessaires à leur fonctionnement. Le système de mesure 5 peut comprendre une source d'énergie, tel qu'une batterie, ou être lié à une telle source, par exemple lorsque celle-ci est portée par un véhicule.

[0027] En référence à la figure 2, le système de mesure 5 peut être associé un véhicule 1 tel qu'un engin volant pour mener une campagne de mesure. Le véhicule 1 se déplace selon une trajectoire t, au cours de laquelle le dispositif de prise de vue 3 peut être actionné pour réaliser des images J1, J2 d'une scène.

[0028] Au cours du déplacement du véhicule 1 le long de la trajectoire t, le scanner laser 2 collecte des données de distance en balayant la scène à l'aide d'un faisceau lumineux dont on collecte également l'orientation. Dans le même temps, l'unité INS 6 collecte les données de localisation et d'attitude du système de mesure 5.

[0029] Les données collectées par les différents dispositifs constituant le système de mesure 5 (images, distances et orientation du faisceau, localisation, attitude) sont toutes repérées dans le temps, grâce à des informations d'horodatage qui peuvent être par exemple fournies par l'horloge atomique GNSS de l'INS 6. Ces données peuvent être stockées dans le système 5 ou téléversées vers une station de base disposée à proximité de la scène. À ce titre, le système de mesure 5 peut comprendre ou être relié à une unité de télécommunication apte à échanger, téléverser ou télécharger, tout type de données avec cette station de base.

[0030] Les images J1, J2 sont référencées dans un premier repère 3' associé au dispositif de prise de vue 3 et dont le centre est placé au centre optique de ce dispositif 3. On dispose des paramètres intrinsèques du dispositif de prise de vue 3, de sorte qu'il est possible de relier un point disposé dans le premier repère 3' aux coordonnées d'un point ou d'un pixel d'une image.

[0031] Similairement, les données de distances collectées par le scanner laser 2 sont référencées dans un deuxième repère 2' dont le centre est placé au centre optique du scanner 2. On dispose également des paramètres intrinsèques du scanner laser 2 de sorte qu'il est possible de relier les données de distance et d'orientation du faisceau de mesure à un point disposé dans le deuxième repère 2'.

[0032] Enfin, l'unité INS 6 est associée à un troisième repère dont elle forme le centre. Les

données de localisation et d'attitude fournies par l'unité 6 permettent de repérer en position et en angle le système de mesure 5 dans un repère géoréférencé G.

[0033] Sur la figure 3, on a schématiquement représenté les paramètres extrinsèques d'étalonnage du système de mesure 5, c'est-à-dire les paramètres déterminant la transformation existante entre un repère 2', 3' associé à un dispositif 2, 3 du système et un repère absolu, formé ici du troisième repère 6' associé à l'unité INS 6. Ainsi, le deuxième repère 2' associé au scanner laser 2 est relié au troisième repère 6' de l'unité INS 6 par un vecteur de translation T26 et une matrice de rotation R26. Similairement, le premier repère 3' associé au dispositif de prise de vue 3 est relié au troisième repère 6' par un vecteur de translation T36 et une matrice de rotation R36. Enfin, le premier repère 3' est associé au deuxième repère 2' par un vecteur de translation T32 et une matrice de rotation R32. Chaque couple (matrice de rotation, vecteur de translation) définit une pose relative entre deux éléments et forme des paramètres d'étalonnage extrinsèques du système de mesure 5.

[0034] L'exploitation des données collectées par l'ensemble des dispositifs 2, 3, 6 composant le système de mesure 5, fait appel aux paramètres d'étalonnage.

[0035] Ainsi, les données collectées par le scanner laser 2 sont d'abord repérées dans le deuxième repère 2', puis projetées dans le troisième repère 6' à l'aide des paramètres extrinsèques R26, T26 du scanner laser 2. On exploite ensuite les données fournies par l'INS pour repérer ces données dans le repère géoréférencé G. Comme on l'a indiqué en introduction de cette demande, les paramètres d'étalonnage R26, T26 du scanner laser 2 peuvent être établies avec précision à l'aide de l'une des méthodes connues de l'état de la technique.

[0036] Pour projeter les données, par exemple des données de couleur ou de température, fournies par les images J1, J2 sur le nuage de points 3D, on doit similairement disposer des paramètres d'étalonnage R32 T32 du dispositif de prise de vue 3. Ces paramètres d'étalonnage peuvent être estimés par mesure en laboratoire, par exemple en mesurant les distances et les angles séparant les différents éléments du système 5. Cette estimation n'offre toutefois pas la précision requise.

[0037] La suite de la présente description expose un procédé permettant d'établir simplement ces paramètres d'étalonnage.

[0038] On note en préambule que le système de mesure 5 étant constitué de l'assemblage rigide des dispositifs de mesure 2, 3, 6, on dispose de la relation suivante :

[0039] $R36 = R32.R26^*$

[0040] $T36 = T32+R32.T26$

[0041] En conséquence, on pourra indifféremment choisir d'établir les paramètres d'étalonnage R36, T36 ou les paramètres d'étalonnage T32, R32, ces paramètres étant liés entre eux par les paramètres R26 et T26.

[0042] Procédé d'étalonnage

[0043] Les figures 4a et 4b représentent schématiquement les principes sous-jacents à ce procédé. Sur la figure 4a, on a représenté deux images J1, J2 d'une scène commune C. Ces images J1, J2 ont été établies par le dispositif de prise de vue 3, au cours du parcours d'une trajectoire t du système de mesure 5. La scène commune est donc représentée sur ces images selon des points de vue différents. Les projections de la scène commune C sur le nuage de points 3D à partir des images J1, J2 et à l'aide des paramètres d'étalonnage T36, R36 estimés du dispositif de prise de vue 3 fournissent respectivement deux ensembles de points 3D X, Y distincts les uns des autres. Or une même scène C devrait se projeter sur un même ensemble de points 3D du nuage de points, ou pour le moins sur un ensemble de points très proches les uns des autres. Un procédé conforme à l'invention met en œuvre une séquence d'optimisation visant à établir les paramètres d'étalonnage T36, R36 optimaux du dispositif de prise de vue 3, c'est-à-dire ceux permettant aux ensembles de points 3D X, Y de se recouvrir au mieux. Cette situation « optimale » est représentée sur la figure 4b.

[0044] En prérequis à la mise en œuvre de ce procédé, on a établi et on dispose des paramètres extrinsèques d'étalonnage R26, T26 du scanner laser 2 et des paramètres d'étalonnage intrinsèque du dispositif de prise de vue 3. Pour rappel, les paramètres intrinsèques du dispositif de prise de vue 3 permettent de relier ou projeter un point défini dans le premier repère 3' dans un point ou un pixel d'une image fournie par ce dispositif 3.

[0045] On peut également disposer d'une première estimation, par exemple par mesure en laboratoire, des paramètres d'étalonnage R36, T36 du dispositif de prise de vue 3, bien que cette première estimation ne soit pas impérativement nécessaire.

[0046] *Etape S1 de préparation des données*

[0047] En référence à la figure 5, le procédé d'étalonnage comprend une première étape S1 de préparation de données.

[0048] Ces données peuvent avoir été collectées au cours d'une campagne préliminaire de mesure, par exemple en faisant décrire une trajectoire au véhicule 1 monté du système de mesure 5, comme on l'a présenté en référence à la figure 2.

[0049] Lors de la planification de cette campagne de mesure, on visera à choisir une trajectoire t permettant de collecter des données suffisamment riches et peu susceptibles de comporter des biais. Par exemple, on pourra choisir une trajectoire composée d'une portion aller et d'une portion retour qui se correspondent.

[0050] Au cours de cette campagne de mesure, on procède à l'acquisition d'images à l'aide du dispositif de prise de vue 2. On fait en sorte que certaines de ces images se chevauchent entre elles, c'est-à-dire qu'elles comprennent une scène commune. On planifiera la trajectoire et les instants de prise de vue de la campagne de mesure pour

favoriser un tel chevauchement, comme c'est naturellement le cas lorsque la trajectoire est composée d'une portion aller et d'une portion retour qui se correspondent.

[0051] Il n'est pas nécessaire que le chevauchement des images résulte d'images prises consécutivement dans le temps. Par exemple, une première image prise au cours de la portion aller peut se chevaucher avec une image prise au cours de la portion retour du parcours.

[0052] Mais on cherche pour le moins à obtenir, parmi toutes les images réalisées pendant la campagne, une pluralité d'images représentant une scène commune prise de points de vue différents. Par « point de vue » on désigne la localisation du centre optique du dispositif de prise de vue dans le repère géoréférencé G, et/ou l'angle de visée de ce dispositif dans ce même repère. Au cours de la campagne de mesures, on procède également concomitamment à la réalisation des images, au relevé des mesures de distance à l'aide du scanner laser 2 et des informations de localisation et d'attitude à l'aide de l'unité INS 6.

[0053] A titre d'illustration, on a représenté sur la figure 6 un exemple de campagne de mesure. Au cours de cette campagne, l'engin volant 1 de la figure 2 équipé du système de mesure 5 se déplace le long de la trajectoire t. Ce parcours comprend une portion aller et une portion retour qui se correspondent et au cours desquels on a réalisé des images I à l'aide du dispositif de prise de vue 3. Parmi ces images, on a retenu 8 images J1-8 comportant toute une scène commune C. On a également relevé au cours de ce parcours les données fournies par le scanner laser 2 et l'unité INS 6.

[0054] Les données collectées pendant la campagne de mesure sont traitées au cours de la première étape S1 de préparation de données. Cette préparation comprend la sélection d'un jeu d'images (J1-I8 dans l'exemple de la figure 6) représentant une scène commune C prise de points de vue différents. Ce jeu d'images peut être formé d'un nombre N d'images, ce nombre étant supérieur à 2. Typiquement, on choisira un nombre N d'images compris entre 4 et 20.

[0055] Pour permettre de repérer précisément les images retenues dans le repère géo-référencé G, l'étape de préparation des données comprend la détermination des informations de localisation (altitude, latitude, longitude) et d'attitude (cap, roulis et tangage) du système de mesure 5 à l'instant de prise de vue de chaque image sélectionnée. On rappelle à ce propos que chaque image fournie par le dispositif de prise de vue 3 est horodatée, de sorte que l'on dispose de son instant de prise de vue. Pour établir une information très précise du positionnement et de l'attitude d'une image, on pourra établir une valeur de ces informations par interpolation entre deux données fournies par l'unité INS 6, respectivement celles positionnées dans le temps juste avant et juste après l'instant de prise de vue.

[0056] L'étape S1 de préparation des données comprend également l'élaboration du nuage

de point 3D de la scène à partir des mesures fournies par le scanner laser 2. On exploite pour cela les paramètres extrinsèques T26, R26 du scanner laser 2 pour projeter les mesures réalisées dans le repère 6' associé à l'unité INS 6. On utilise les données fournies par cette unité pour positionner les points du nuage 3D dans le repère géo-référencé G. Pour simplifier la suite des traitements, on peut traiter le nuage de points 3D pour en éliminer les points ne correspondant pas à la scène commune ou qui en sont très éloignés.

[0057] À l'issue de l'étape S1 de préparation, on dispose donc d'un nuage de points 3D comprenant au moins la scène commune. On dispose également d'un jeu d'images, formé d'un nombre N d'images, représentant la scène commune de points de vue différents. Chaque point de vue est identifié en position et en attitude.

[0058] *Etape S2 d'identification de points homologues*

[0059] L'étape S1 de préparation de données est suivie d'une étape S2 d'identification de points homologues dans les images du jeu d'images. Par « point homologue », on désigne un point de la scène commune qui apparait dans chaque image composant le jeu d'images. Un point homologue k est repéré dans chaque image i du jeu de N images par ses coordonnées (x^k_i, y^k_i) dans l'image i. On note que ces coordonnées peuvent être « subpixelaire », c'est à dire qu'un point homologue peut être placé dans un repère lié à l'image avec un résolution de placement supérieure à celle des pixels de l'image.

[0060] Par souci de simplicité d'expression, on désignera par « point homologue » indifféremment le point de la scène commune ou le point d'une image correspondant à ce point de la scène commune.

[0061] La recherche des points homologues dans un jeu d'images est une problématique bien connue du domaine du traitement d'images. Et la personne du métier dispose de nombreux algorithmes permettant de résoudre numériquement ce problème. Il peut ainsi s'agir des méthodes SIFT (« Scale Invariant Feature Transform »), SURF (« Speed Up Robust Feature »), ORB (« Oriented FAST and rotated BRIEF ») ou de tout autre méthode similaire. On pourra trouver une description détaillée de ces méthodes dans le document de Karami, Ebrahim & Prasad, Siva & Shehata, Mohamed. (2015). "Image Matching Using SIFT, SURF, BRIEF and ORB: Performance Comparison for Distorted Images". Ces méthodes peuvent être mises en œuvre par ordinateur à l'aide de bibliothèques informatiques librement disponibles.

[0062] D'une manière générale, ces méthodes prévoient de relever, au cours d'une première étape, des points caractéristiques au sein des images et d'élaborer un descripteur de point caractéristique pour chacun des points relevés. Dans une étape suivante, les descripteurs des points caractéristiques d'une image sont mis en correspondance avec les descripteurs des points caractéristiques d'une autre image. Ainsi, pour chaque couple

d'images Ii, Ij, du jeu de N images, on peut élaborer une structure de données comprenant, pour chaque correspondance identifiée entre ces deux images, un enregistrement $\{(x^k_i, y^k_i), (x^k_j, y^k_j)\}$ des coordonnées du point k mis en correspondance. Typiquement, pour des images bien structurées, comme celles prises en milieu naturel, k peut être supérieur à 100, par exemple compris entre 100 à 5000.

[0063] Ces structures de données sont établies pour tous les couples possibles d'images. Pour améliorer la qualité de la mise en correspondance des points caractéristiques de chaque paire d'image, on peut appliquer un algorithme visant à éliminer les points aberrants de la structure de données et ne conserver qu'une structure réduite. Cet algorithme peut être du type RANSAC (« Random Sample Consensus »).

[0064] Elles peuvent être ensuite combinées entre elles pour former une structure de données combinées. Cette structure de donnée comprend une pluralité d'enregistrements, chaque enregistrement $\{\{(x^l_1, y^l_1), \ldots,(x^l_N, y^l_N)\}$ recensant les coordonnées respectives des points des N images qui sont mutuellement en correspondance. Si une image ne comprend pas de point en correspondance, le champ correspondant dans l'enregistrement de la structure combinée peut être laissé vierge ou porter une marque permettant de repérer cette situation.

[0065] Pour obtenir au moins un point homologue, on sélectionne dans la structure de données combinées les enregistrements suffisamment renseignés, c'est-à-dire les enregistrements décrivant des points respectivement en correspondance dans M images du jeu de N images, M étant compris entre 2 et N. En d'autres termes, on sélectionne les enregistrements décrivant des points dans au moins 2 images du jeu d'images.

[0066] A l'issue de cette étape S2 d'identification, on dispose donc d'au moins un point homologue présent dans les images d'un jeu d'images formé d'au moins deux images. Ce point homologue correspond à un même point de la scène commune.

[0067] Typiquement, on disposera d'un jeu d'image formé d'une dizaine d'images, par exemple entre 4 et 20. La variable M pourra être choisie de l'ordre de 3. La structure de donnée de points homologues recense quant à elle typiquement plusieurs centaines de tels points, par exemple entre 50 et 500.

[0068] *Etape S3 d'optimisation*

[0069] Un procédé d'étalonnage du dispositif de prise de vue 3 exploite les informations précédentes au cours d'une étape S3 suivante d'optimisation.

[0070] Comme cela a déjà été énoncé en relation avec la description des figures 4a, 4b, l'idée sous-jacente à cette optimisation est que, en absence de toute erreur de mesure, les points homologues doivent par principe se projeter dans un même voisinage du nuage de point 3D. Comme on l'a vu, cette projection met en œuvre les paramètres d'étalonnage R36, T36 du dispositif de prise de vue 3. Dans un procédé conforme à l'invention, on cherche à déterminer par optimisation les paramètres d'étalonnage ex-

trinsèques du dispositif de prise de vue 3 assurant au mieux ce résultat.

[0071] Cette optimisation peut être fondée sur toute approche numérique connue qui convient. Il peut s'agir d'une méthode d'optimisation dite « du simplex », d'une méthode à base de gradient, ou d'une méthode stochastique, par exemple par recuit simulé ou par algorithme génétique. Dans tous les cas, la méthode prévoit l'élaboration d'une fonction de coût calculée à partir d'une estimation du paramètre que l'on cherche à déterminer, ici au moins un paramètre d'étalonnage du système de mesure 5, et que l'on fait ensuite évoluer selon la valeur de coût calculée. On réitère cette séquence d'opérations pour converger vers une valeur de paramètre qui optimise la fonction de coût.

[0072] Dans un procédé conforme à l'invention, la séquence d'optimisation comprend au moins une itération d'étapes qui font l'objet de la description qui suit.

[0073] Au cours d'une première étape S31 de la séquence d'optimisation, on projette tout d'abord le nuage 3D dans chacune des images formant le jeu d'images retenues. Dans la pratique, on positionne en premier lieu chaque point du nuage de points 3D dans le premier repère 3' associé au dispositif de prise de vue 3 et on utilise les paramètres intrinsèques du dispositif de prise de vue 3 pour projeter les points du nuage 3D dans ce repère sur chacune des images. Pour repérer les points du nuage 3D dans le premier repère 3' on s'appuie sur les données de localisation et d'attitude associées à l'image en question et sur une valeur estimée des paramètres extrinsèques T36, R36 du dispositif de prise de vue 3. Cette valeur peut être celle estimée à l'issue de l'itération précédente. Pour la première itération, on pourra choisir une valeur estimée de ces paramètres telle qu'elle a pu être établie au cours d'une mesure préalable réalisée en laboratoire. Dans certains cas, par exemple lorsque l'optimisation met en œuvre une méthode stochastique, on peut choisir pour la première itération une valeur estimée aléatoire ou arbitraire.

[0074] Dans une étape suivante S32 de la séquence d'optimisation, on traite successivement les images pour identifier les points du nuage 3D qui se projettent dans le voisinage d'au moins un point homologue de l'image traitée. On constitue de la sorte, et pour chaque image, une liste de points du nuage 3D, ces points étant désignés « proches ». Dit autrement, on repère dans le nuage 3D des points proches qui se projettent à proximité immédiate des points homologues de l'image.

[0075] Il existe de multiples manières pour déterminer, pour chaque image, cette liste de points proches.

[0076] Ainsi et selon une première approche, on recherche parmi tous les points projetés du nuage de points 3D, celui qui se trouve le plus proche d'un point homologue choisi de l'image traitée. On place ensuite dans la liste des points proches le point du nuage 3D qui lui correspond, et on réitère cette opération pour tous les points homologues de

l'image. Cette séquence est répétée pour toutes les images afin d'établir autant de listes de points proches que d'images.

[0077] Selon une approche alternative, on recherche parmi tous les points projetés du nuage de points 3D, tous ceux qui se trouvent dans un périmètre de R pixels autour d'un point homologue choisi de l'image traitée. Ce nombre de pixels R est typiquement compris entre 5 et 30, selon la densité spatiale du nuage de points 3D. On place ensuite dans la liste des points proches, les points retenus du nuage 3D, et on réitère cette opération comme dans la première approche pour tous les points homologues et pour toutes les images.

[0078] De préférence, et selon un mode de mise en œuvre préféré de cette approche alternative, on placera dans la liste des points proches les points retenus du nuage 3D uniquement si le nombre de points projetés dans le voisinage de R pixels d'un point homologue excède un seuil K prédéterminé (K pouvant être compris entre 5 et 30). On évite de cette manière de sélectionner dans la liste des points proches des points du nuage 3D isolés ou qui pourraient être du bruit, ou ne pas être représentatifs de la scène.

[0079] Quelle que soit l'approche retenue, on dispose à l'issue de cette étape et pour chaque image, d'une liste de points proches. Les points proches du nuage 3D correspondent approximativement à la projection des points homologues de l'image à laquelle la liste est associée, pour les paramètres d'étalonnage estimés.

[0080] Dans une étape suivante S33 de la séquence d'optimisation, on élabore une mesure de la distance séparant les listes de points proches entre elles. Il est entendu que dans un cadre purement théorique et idéal, en l'absence de toute erreur de mesure, cette distance devrait être réduite et rendue minimale lorsque la projection est opérée avec les paramètres d'étalonnage optimaux.

[0081] La mesure de la distance, qui forme la fonction de coût de la séquence d'optimisation, peut être élaborée de multiples manières. Il peut par exemple s'agir de calculer le barycentre des points proches de chaque liste. La fonction de coût peut alors correspondre à la combinaison (par exemple la somme) des distances euclidiennes séparant tous les couples possibles de barycentres. D'une manière générale, il s'agit de combiner (par exemple en faisant la somme ou le produit) la distance existante entre 2 listes de points proches, pour toutes les combinaisons possibles de couples de listes. La distance entre 2 listes de points proches peut être notamment définie comme une distance de Hausdorff. Dans le cas où la liste de points proches est composée d'un unique élément, la distance euclidienne peut être directement utilisée.

[0082] Dans une étape suivante S34 de la séquence d'optimisation, on ajuste les paramètres d'étalonnage selon la valeur de la mesure de distance qui vient d'être établie, en vue de l'optimiser. Cet ajustement peut dépendre de la méthode d'optimisation qui a été

choisie. Elle peut correspondre l'établissement d'un gradient, d'une projection ou peut être aléatoire lorsque la méthode optimisations est fondée sur une approche stochastique.

[0083] Comment on l'a vue, la séquence d'optimisation est répétée de manière à déterminer les paramètres d'étalonnage du système de mesure 5, et notamment ceux du dispositif de prise de vue 3. On prévoit généralement un critère de fin CF qu'il faut satisfaire pour mettre fin à la répétition de la séquence d'optimisation. Ce critère peut correspondre à un nombre prédéterminé d'itérations, mais plus généralement, on cherchera à poursuivre ces itérations jusqu'à atteindre une valeur cible de coût (ici la valeur de distance) ou jusqu'à ce que l'évolution du coût et/ou des paramètres estimés n'évolue plus significativement entre deux itérations.

[0084] A l'issue du procédé, on dispose des paramètres extrinsèques d'étalonnage du dispositif de prise de vue 3.

[0085] Dans une variante de mise en œuvre du procédé d'étalonnage, on procède à une pluralité d'optimisations pour déterminer à chaque fois une partie seulement des paramètres d'étalonnage.

[0086] A titre d'exemple, on peut uniquement établir, au cours d'une première optimisation, la matrice de rotation R36 tout en maintenant fixe le vecteur de translation T36 au cours de l'étape S34 d'ajustement. On peut fixer ce vecteur à l'estimation grossière qui peut en être fait en laboratoire. Au cours d'une deuxième optimisation, on optimise uniquement la valeur du vecteur de translation T36, et on maintient fixe la valeur de la matrice de rotation R36, à la valeur obtenue à l'issue de la première séquence.

[0087] Quel que soit le nombre d'optimisations déployées au cours du procédé, les paramètres d'étalonnage obtenus peuvent être employés pour fusionner les données du système de mesure 5, lors des campagnes futures de mesure. On peut de la sorte fournir des nuages de points 3D, les points étant précisément associés à des informations, par exemple de couleur ou de température, extraites des images 2D fournies par le système de prise de vue 3.

[0088] On note que le procédé conforme à l'invention ne requiert pas de disposer d'une scène commune particulière (telle qu'une cible) et que n'importe quel objet ou repère identifiable dans les images peut être exploité. On note également que le procédé ne requiert pas d'établir des images de rémission à partir du scanner laser 2, et peut de ce point de vue être exploité pour une grande variété de scanners laser 2. On notera aussi que cette méthode ne nécessite pas de mettre directement en correspondance des points, formes ou objets caractéristiques entre les données fournies du scanner et celles des images 2D, un tel procédé étant particulièrement difficile à mettre en œuvre et peu fiable à cause de la nature hétérogènes des données manipulées.

[0089] Bien entendu l'invention n'est pas limitée au mode de mise en œuvre décrit et on peut

y apporter des variantes de réalisation sans sortir du cadre de l'invention tel que défini par les revendications.

Revendications

[Revendication 1] Procédé d'étalonnage d'un système de mesure (5) comprenant un dispositif de prise de vue (3), un scanner laser(2) et une unité de positionnement (6) le procédé comprenant :

- la préparation d'au moins deux images fournies par le dispositif de prise de vue (3), les images représentant au moins une scène commune prise de points de vue différents et la préparation d'un nuage de point 3D de la scène commune établi à l'aide des données fournies par le scanner laser (2) et par l'unité de positionnement (6) ;
- l'identification d'au moins un point homologue dans les images, le point homologue correspondant à un même point de la scène commune ;
- une séquence d'optimisation pour déterminer au moins un paramètre d'étalonnage, la séquence comprenant au moins une itération des étapes suivantes :

* pour chaque image, identifier dans le nuage de point 3D au moins un point proche se projetant dans un voisinage du point homologue de l'image ;
* élaborer une mesure de la distance séparant les points proches respectivement associés au point homologue des images ;
* ajuster le paramètre d'étalonnage selon la mesure élaborée.

[Revendication 2] Procédé d'étalonnage selon la revendication précédent dans lequel au cours d'une première itération de la séquence d'optimisation, on utilise une valeur estimée en laboratoire des paramètres d'étalonnage.

[Revendication 3] Procédé d'étalonnage selon l'une des revendications précédentes dans lequel on dispose des paramètres d'étalonnage du dispositif scanner (2) vis-à-vis de l'unité de positionnement (6) et pour lequel le paramètre d'étalonnage à déterminer est une matrice de rotation et/ou un vecteur de translation reliant un repère associé au dispositif de prise de vue à un repère associé à l'unité de positionnement.

[Revendication 4] Procédé d'étalonnage selon l'une des revendications 1 et 2, dans lequel le paramètre d'étalonnage est une matrice de rotation et/ou un vecteur de translation reliant un repère associé au dispositif de prise de vue à un repère associé au scanner laser.

[Revendication 5] Procédé d'étalonnage selon l'une des revendications précédentes dans lequel les deux images ont été acquise alors que le dispositif de mesure (5) réalise une trajectoire comportant une portion aller et une portion retour qui se correspondent.

[Revendication 6] Procédé d'étalonnage selon l'une des revendications précédentes dans lequel la préparation des images comprend la détermination de la localisation et de l'attitude du système de mesure (5) à un instant de prise de vue de chaque image.

[Revendication 7] Procédé d'étalonnage selon l'une des revendications précédentes dans lequel l'étape d'identification d'au moins un point homologue comprend la détermination de points caractéristiques et de descripteurs de points caractéristiques.

[Revendication 8] Procédé d'étalonnage selon l'une des revendications précédentes dans lequel la séquence d'optimisation met en œuvre une méthode du simplexe, du gradient ou une méthode stochastique.

[Revendication 9] Procédé d'étalonnage selon l'une des revendications précédentes dans lequel l'identification d'au moins un point proche se projetant dans le voisinage du point homologue est réalisé en sélectionnant dans le nuage de points 3D celui se projetant au plus proche du point homologue.

[Revendication 10] Procédé d'étalonnage selon l'une des revendications 1 à 8 dans lequel l'identification d'au moins un point proche se projetant dans le voisinage du point homologue est réalisé en sélectionnant dans le nuage de points 3D ceux se projetant dans un périmètre de R pixels autour du point homologue.

[Revendication 11] Procédé d'étalonnage selon l'une des revendications précédentes dans lequel l'élaboration de la mesure de la distance met en œuvre un calcul de barycentre des points proches associés à chaque image.

[Revendication 12] Procédé d'étalonnage selon l'une des revendications 1 à 10 dans lequel l'élaboration de la mesure de la distance met en œuvre un calcul de la distance de Hausdorff entre les points proches des images.

Abrégé

L'invention porte sur un procédé d'étalonnage d'un système de mesure (5) comprenant un dispositif de prise de vue (3), un scanner laser(2) et une unité de positionnement (6). Le procédé comprend la préparation d'au moins deux images fournies par le dispositif de prise de vue (3) et la préparation d'un nuage de point 3D ; l'identification d'au moins un point homologue dans les images et une séquence d'optimisation pour déterminer au moins un paramètre d'étalonnage du système de mesure (5).

La séquence comprend au moins une itération des étapes suivantes :

* pour chaque image, identifier dans le nuage de point 3D au moins un point proche se projetant dans un voisinage du point homologue de l'image ;

* élaborer une mesure de la distance séparant les points proches respectivement associés aux images ;

* ajuster le paramètre d'étalonnage selon la mesure élaborée.

Figure à publier avec l'abrégé : Fig. 4b

[Fig. 1]

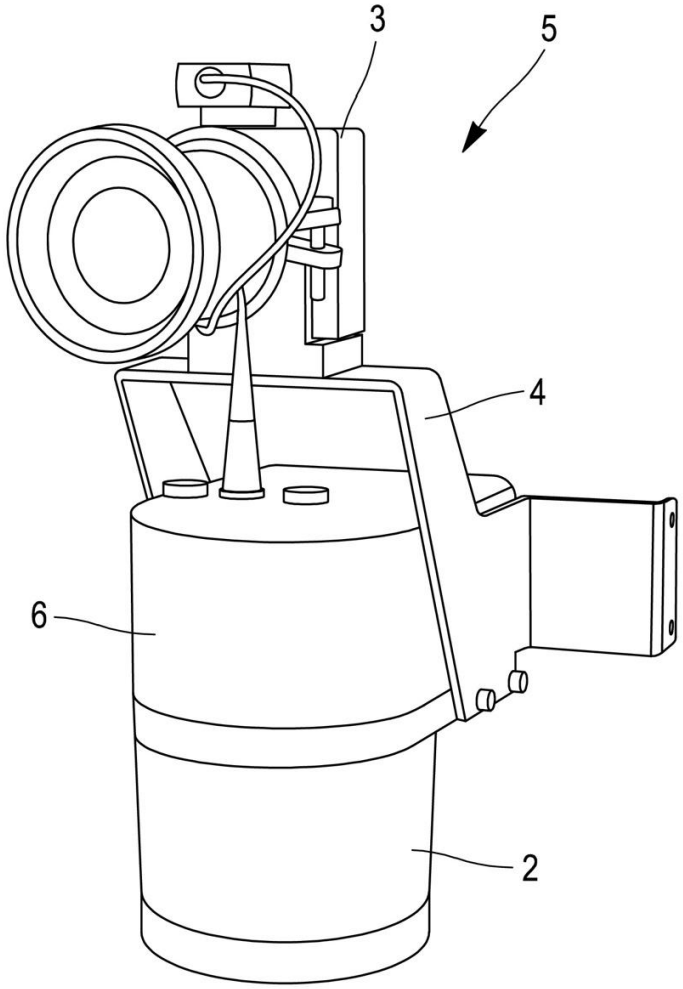


FIG. 1

[Fig. 2]

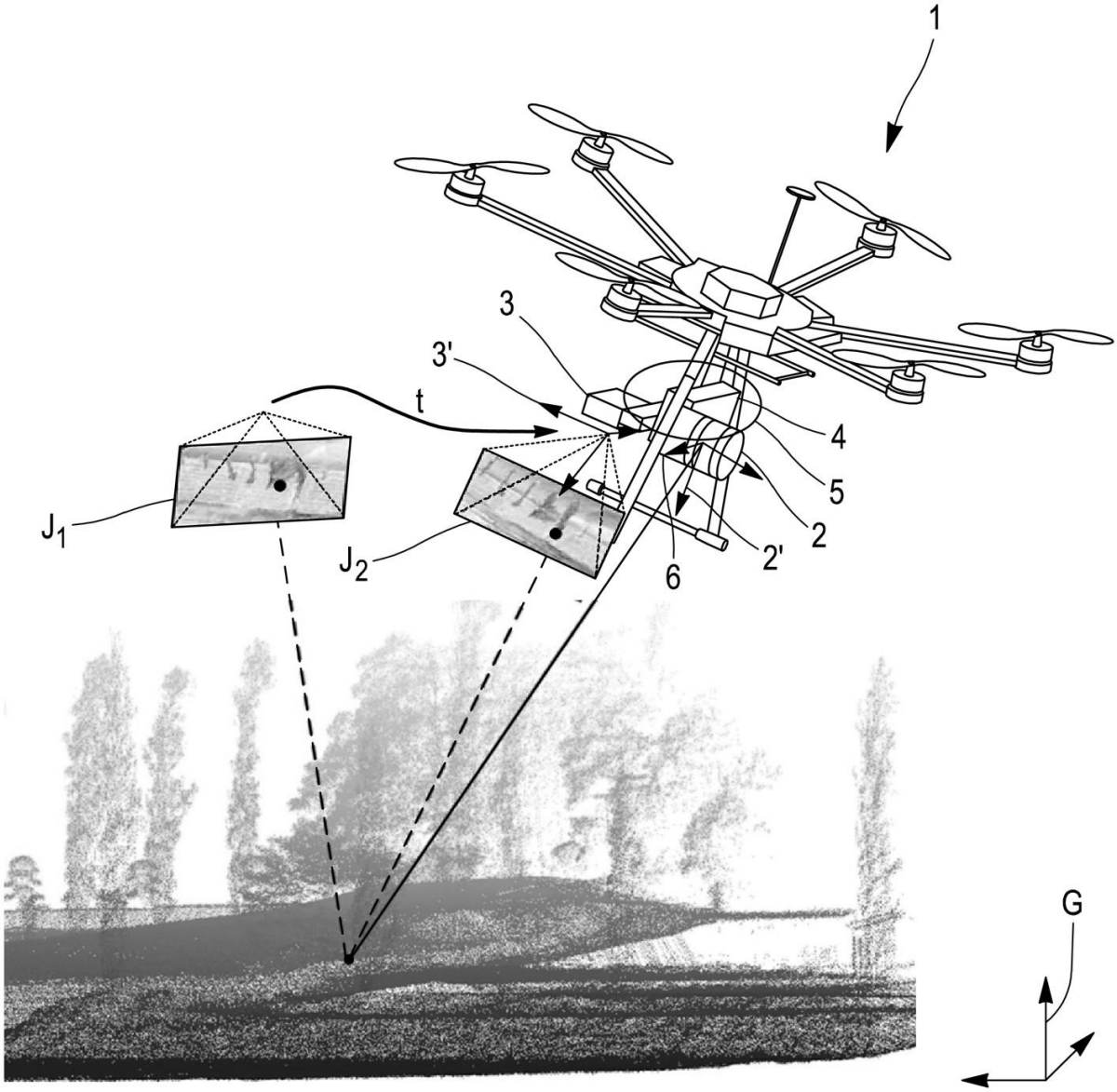


FIG. 2

[Fig. 3]

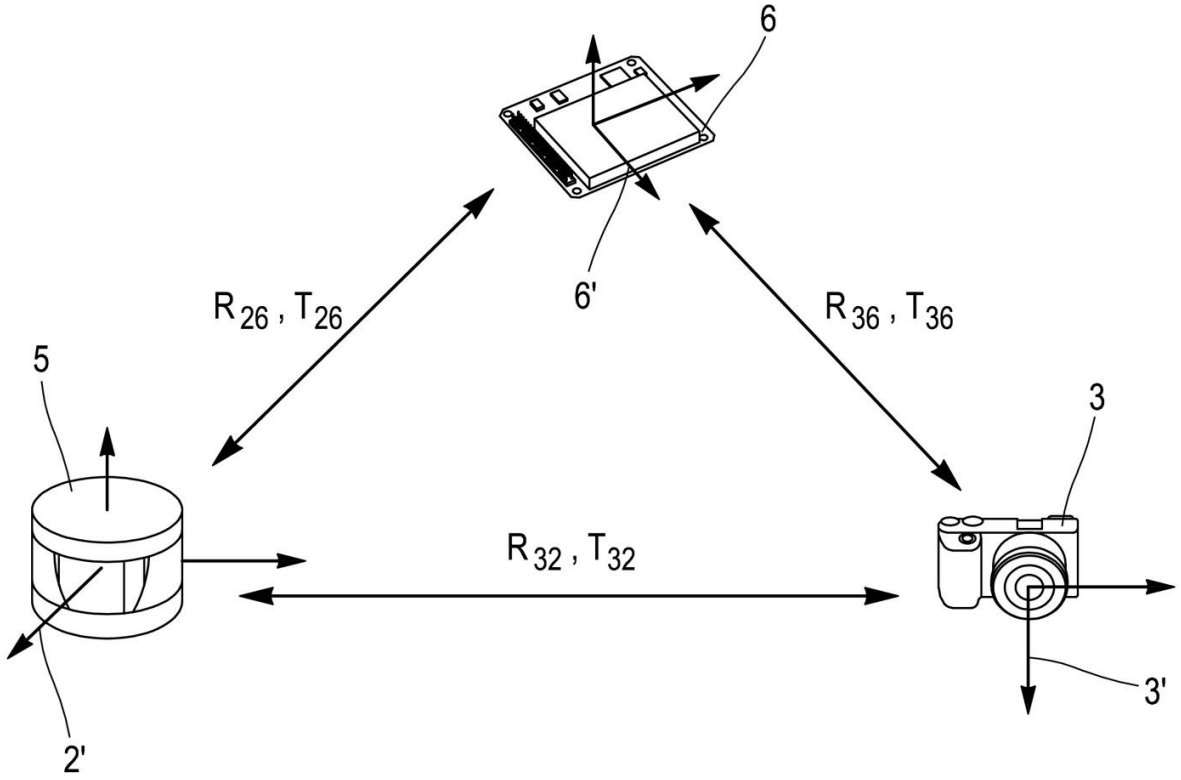


FIG. 3

[Fig. 4a]

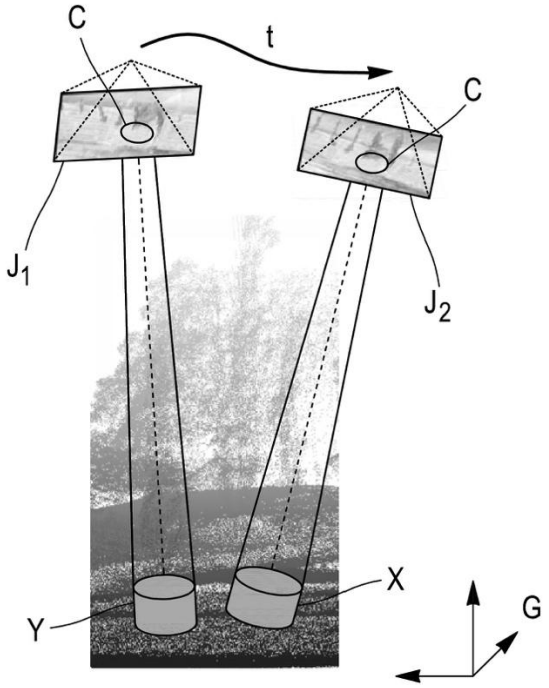


FIG. 4a

[Fig. 4b]

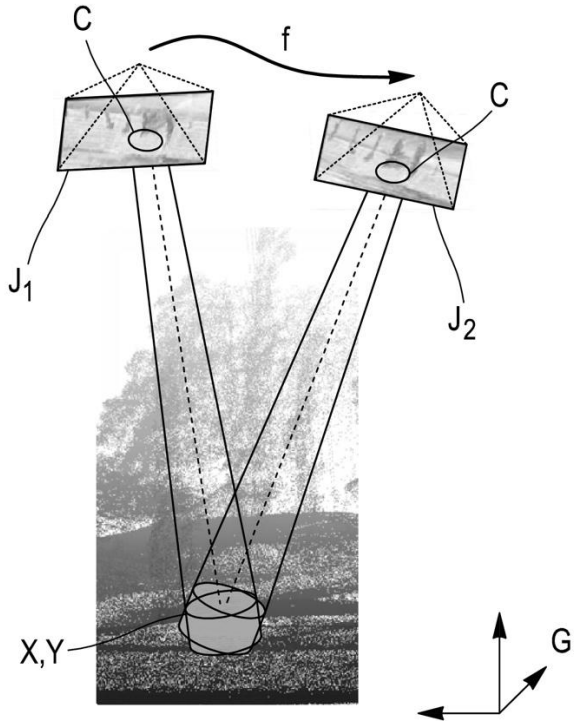


FIG. 4b

[Fig. 5]

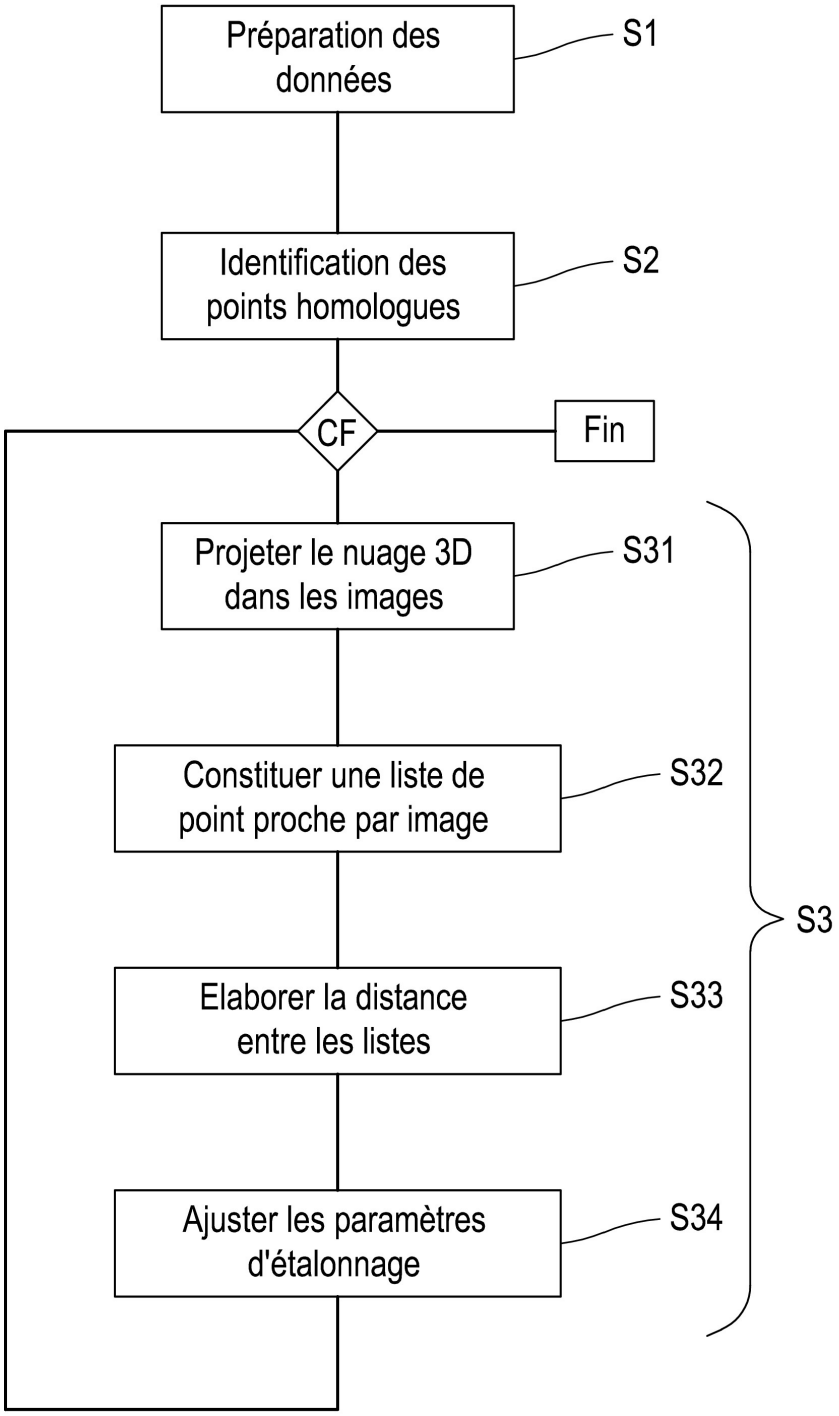

Préparation des données
S1
Identification des points homologues
S2
CF
Fin
Projeter le nuage 3D dans les images
S31
Constituer une liste de point proche par image
S32
S3
Elaborer la distance entre les listes
S33
Ajuster les paramètres d'étalonnage
S34

FIG. 5

[Fig. 6]

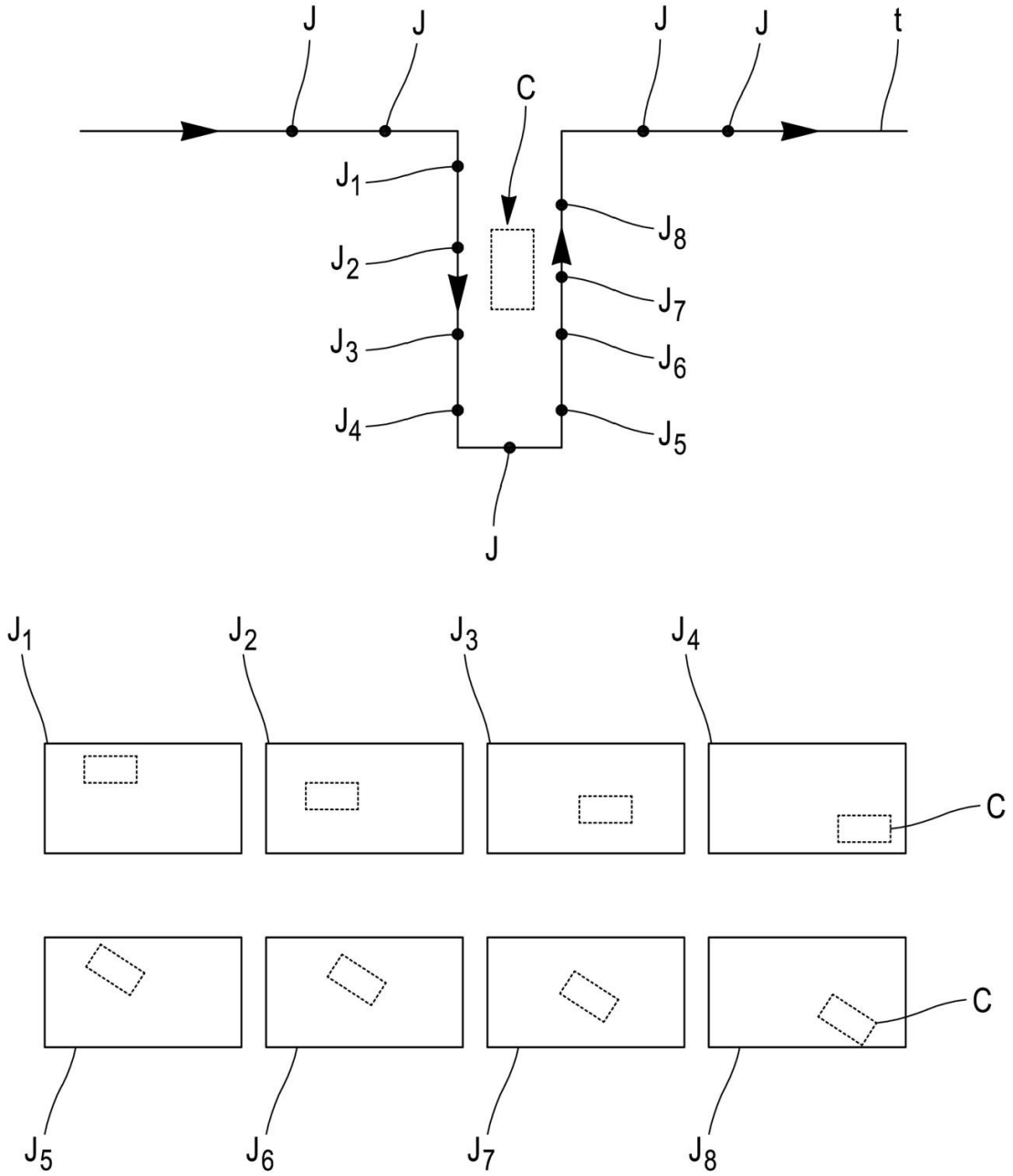


FIG. 6

Résumé – Ces travaux de thèse sont des travaux préliminaires à la construction de cartes 3D-couleur. Ils visent à résoudre la problématique de fusion des données LiDAR et de l'imagerie optique acquises depuis un drone. Deux prérequis sont identifiés. Ceux-ci consistent, d'une part, à caractériser les erreurs de mesure des données hétérogènes issues des capteurs, et d'autre part, à aligner géométriquement ces-dernières. Dans un premier temps, nous proposons le développement d'un modèle de prédiction de l'incertitude de mesure LiDAR prenant en compte l'influence de l'empreinte laser. Une nouvelle méthode sans référence est introduite dans le but de valider ce modèle de prédiction. Une deuxième méthode utilisant un plan de référence valide l'adéquation de l'utilisation de la méthode sans référence. Dans un second temps, nous proposons une nouvelle méthode d'étalonnage du système multicapteur composé d'un LiDAR, d'une caméra, d'un système de navigation inertielle et d'un système de positionnement par satellites. La performance de cette méthode est évaluée sur des données synthétiques et réelles. Elle présente l'avantage d'être entièrement automatique, ne nécessite pas de mire d'étalonnage ou de point de contrôle au sol et peut opérer indifféremment en milieu naturel ou urbain. La flexibilité de cette méthode lui permet d'être mise en œuvre rapidement avant chaque acquisition. Finalement, nous proposons une méthode permettant de générer des cartes 3D-couleur sous forme de nuages de points colorisés. Nos expériences montrent que l'alignement géométrique des données permet d'améliorer fortement la qualité des cartes 3D-couleurs. Si on regarde plus attentivement ces cartes 3D-couleur, il persiste des erreurs de colorisation dues principalement à la non prise en compte des erreurs de mesure. L'exploitation du modèle de prédiction de l'incertitude de mesure LiDAR proposé pour la construction des cartes 3D-couleur serait donc la suite logique de ces travaux.

Mots-clés : colorisation de nuage de points LiDAR, données mutlimodales, étalonnage de capteurs, prédiction de l'incertitude de mesure LiDAR

Abstract – These thesis works are preliminary works to the construction of 3D-colour maps. They aim to solve the problem of combining LiDAR data and optical imagery acquired from a drone. Two prerequisites are identified. These consist, on the one hand, in characterizing the measurement errors of heterogeneous data from the sensors and, on the other hand, in geometrically aligning the latter. First, we propose the development of a LiDAR measurement uncertainty prediction model that takes into account the influence of the laser footprint. A new method without reference is introduced to validate this prediction model. A second method using a reference plane validates the adequacy of the use of the method without reference. In a second step, we propose a new method for calibrating the multi-sensor system consisting of a LiDAR, a camera, an inertial navigation system and a global satellite navigation system. The performance of this method is evaluated on synthetic and real data. It has the advantage of being fully automatic, does not require a calibration object or ground control point and can operate in either natural or urban environments. The flexibility of this method allows it to be implemented quickly before each acquisition. Finally, we propose a method to generate 3D-color maps in the form of colored point clouds. Our experiments show that geometric data alignment significantly improves the quality of 3D-color maps. If we look more closely at these 3D-colour maps, there are still colorization errors due mainly to the failure to take into account measurement errors. The use of the proposed LiDAR measurement uncertainty prediction model in the construction of 3D-color maps would therefore be the logical continuation of this work.

Keywords : point cloud colorization, mutlimodal data, sensor calibration, LiDAR measurement incertainty prediction