HAL
open science

RECALAGE RIGIDE DE RELEVÉS LASER PAR MISE EN CORRESPONDANCE ROBUSTE BASÉE SUR DES SEGMENTS

Martyna Poreba, Francois Goulette

To cite this version:

Martyna Poreba, Francois Goulette. RECALAGE RIGIDE DE RELEVÉS LASER PAR MISE EN CORRESPONDANCE ROBUSTE BASÉE SUR DES SEGMENTS. Revue Française de Photogrammétrie et de Télédétection, 2014, 207, pp.3-17. hal-01259273

HAL Id: hal-01259273

https://minesparis-psl.hal.science/hal-01259273v1

Submitted on 20 Jan 2016

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.

RECALAGE RIGIDE DE RELEVÉS LASER PAR MISE EN CORRESPONDANCE ROBUSTE BASÉE SUR DES SEGMENTS

Martyna Poreba[1], François Goulette[1]
1: CAOR Centre de Robotique, Mathématiques et Systèmes, MINES ParisTech, 60, Bd Saint Michel, 75272 Paris
(martyna.poreba,francois.goulette@mines-paristech.fr)

Résumé

Le recalage de relevés laser se révèle indispensable pour assembler des données précises devant servir à l'analyse, à la documentation et à la reconstruction tridimensionnelle d'environnements. Ce problème apparaît lorsqu'une zone d'intérêt est numérisée, au fil de temps, deux ou plusieurs fois, ou quand sa complexité nécessite un accroissement du nombre de stations de scanner laser fixe. Aussi, en raison de la variété des techniques disponibles d'acquisition, l'intégration multi-données devient une question importante puisqu'elle permet de mettre en cohérence des données contenant souvent une information complémentaire. La vaste majorité des algorithmes existants s'appuient sur les éléments ponctuels. C'est pourquoi les approches basées sur l'ICP demeurent actuellement les plus répandues. Cet article propose l'utilisation des arêtes sous forme d'intersections entre les plans modelés, pour le recalage rigide des nuages de points mobiles avec d'autres données, qu'elles soient 2D ou 3D. Ces primitives peuvent être aisément extraites, même si les données laser sont peu denses. Quelques méthodes de recalage basées sur les entités linéaires ont été examinées afin de vérifier leur précision et robustesse au bruit. Définie en tant que distance modifiée de Hausdorff entre deux jeux de segments, le critère d'exactitude a été employé pour les besoins d'une analyse quantitative. Au vu de ces éléments, la transformation rigide décrivant le meilleur alignement peut être déterminée avec l'algorithme FMII. Étant donné que la mise en correspondance automatique d'entités linéaires est ardue et influence l'estimation des paramètres de passage, une méthode d'appariement étudiant la similitude relative a été suggérée. Tous ces composants ont été ensuite intégrés pour créer une approche combinée RANSAC-FMII. Enfin, la précision de cette méthode de recalage avec appariements explicites itérés basant sur les segments a été évaluée et discutée.

Mots-clés : nuage de points, mise en correspondance, recalage, segment de droite, distance

Abstract

In the processes of analyzing, documenting and modelling the surrounding environment, an accurate registration of point clouds is necessary in order to obtain high-quality data. This procedure arises whenever a particular area is scanned by a laser more than once or from several different positions. Due to the variety of surveying techniques available, fusing the multi-source, complementary information data into one model is a very important matter. The vast majority of existing registration algorithms operate on feature points, hence ICP-like methods are the prevalent approach. This article proposes the use of edges obtained from intersecting planes modelled within individual point clouds for the accurate registration of mobile laser scans with other data, whether 2D or 3D. This type of primitives can be easily extracted, even from low-density point clouds. Using simulated data, several existing line-based registration algorithms have been evaluated in terms of reliability and robustness to noise. For the purpose of quantitative assessment, an accuracy criterion taking advantage of a modified Hausdorff distance between two sets of lines has been employed. Having regard to these elements, the rigid body transformation that gives the best alignment can be calculated with FMII algorithm. Since the automatic pairing of line segments is a challenging task influencing the accuracy of the estimated transformation parameters, a method that considers the relative similarity is proposed. All these components are used to form an approach combining RANSAC-FMII algorithms. Finally, the accuracy of this line-based registration method with an explicit iterative matching is evaluated and discussed.

Keywords: *point cloud, matching, registration, line segment, distance metric*

1. Introduction

Au cours de ces dernières années, le progrès de la technique d'arpentage est devenu de plus en plus perceptible. Cette évolution trouve son origine dans les besoins croissants d'information tridimensionnelle sur l'environnement mais aussi dans la mise à jour des cartes existantes. Cependant, la réalisation de levés topographiques détaillés à l'aide de station totale, de scanner fixe, de récepteur GNNS ou bien encore de photogrammétrie terrestre, montre ses points faibles lorsqu'il s'agit de numériser des scènes à grande échelle. Ainsi, un objet ne peut être quasiment jamais mesuré à partir d'une seule station. Cette difficulté doit être alors contournée par une augmentation de stations (avec différents points de vue). Plusieurs raisons peuvent en être la cause. Ce sont principalement les artefacts tels que les voitures stationnées et les piétons cachant les objets situés juste derrière ou sous eux.

Mais, la limitation du champ de vision, l'architecture complexe des objets et enfin leur dimension importante demeurent également des facteurs déterminants. De ce fait, les systèmes laser mobiles - terrestres et aériens - semblent indispensables pour répondre aux exigences de la cartographie des corridors et des applications de cartographie urbaine. Ils fournissent, dans un laps de temps très court, des données géo-référencées ayant, selon le mode d'acquisition choisi, un niveau de détail congruent. Néanmoins, toutes les plateformes mobiles se localisant grâce à des systèmes hybrides IMU/GNSS souffrent d'un biais observable entre les nuages de points redondants. Or, les pertes du signal GNSS dues aux masques créés par les bâtiments s'avèrent être la cause d'un « shift » d'estimation de trajectoire du système terrestre. Pareillement, les données laser récoltées avec un scanner aéroporté sont encombrées par des écarts planimétriques et altimétriques résultant, cette fois-ci, de la dérivée de centrale inertielle. Bien que rapide lors de la phase d'acquisition, les scans nécessitent toujours une consolidation pouvant les affiner dans un référentiel commun.

Le cœur de nos préoccupations, dans le cadre de ce travail, est le recalage rigide de relevés laser issus du système de cartographie mobile. C'est pourquoi deux tâches principales vont être effectuées. D'une part, on procédera à l'intégration de multi-données visant à améliorer le géo-référencement absolu mais on y incorporera aussi différents types de données, externes au système d'acquisition et fournissant des informations complémentaires. De surcroît, on réalisera un co-recalage en cherchant à assembler de manière relative les nuages de points acquis lors de plusieurs passages du système. Vu que les données mobiles se caractérisent par une densité relativement faible, un recalage basé sur les entités linéaires sera avancé. En outre, comme la nature hétérogène des nuages de points ne permet pas de garantir que la ligne extraite corresponde fidèlement à l'arête réelle, des droites sous forme d'intersections de plans principaux seront employées afin de diminuer l'influence de la résolution des données.

La consolidation s'opèrent en quatre étapes cruciales : 1) une sélection des primitives appropriées ; 2) une mise en correspondance via un algorithme robuste d'appariement ; 3) une estimation des paramètres les plus probables de la transformation; 4) une évaluation de la qualité d'assemblage effectué. Cet article présente ainsi une chaîne complète permettant un recalage rigide de relevés laser. De ce fait, une solution à chaque problème susmentionné est proposée. La distance modifiée de Haudsorff définie entre deux ensembles de segments servira à évaluer la qualité du recalage. Le couplage de segments est fait en deux pas : d'abord avec un appariement initial suivi par la mise en correspondance explicite, rendue possible grâce au recalage grossier réalisée préalablement avec l'algorithme combiné RANSAC – FMII. En définitive, les tests effectués avec des données simulées et réelles, discutés dans le paragraphe 4, confirment que cette approche est fiable mais aussi robuste au bruit environnant.

2. État de l'art

La consolidation, inextricablement liée à la lasergrammétrie terrestre, revient à procéder un recalage relatif entre les relevés laser. Elle se réalise par une identification des éléments correspondants sous forme soit des cibles aux caractéristiques bien identifiables, soit des points ou des entités géométriques homologues, observables dans les deux nuages à consolider (Landes et al., 2011). La classification des méthodes de recalage dans (Gressin et al., 2013) peut être une démarche introductive intéressante pour les algorithmes existants. En effet, trois familles d'approches sont considérées : 1) les méthodes basées sur les primitives géométriques telles que les sphères, plans, cylindres, cônes ou droites (arêtes) ; 2) les algorithmes employant un modèle de surface (ordinairement un maillage) à la place des nuages; 3) les techniques focalisées sur les points homologues et ne nécessitant ni extraction préalable de primitives, ni de phase de modélisation. Ces dernières, bénéficiant de l'algorithme ICP (Iterative Closest Point) proposé par (Besl et McKay, 1992), sont probablement les plus fréquemment employées. Néanmoins, leur inconvénient majeur réside dans le fait qu'elles exigent des valeurs approchées pour initialiser le calcul des paramètres de transformation liant les deux nuages. Cette opération laisse la main libre à l'opérateur pour sélectionner trois points correspondants, rendant, de ce fait, semi-automatique l'utilisation de ces algorithmes. Cependant, une telle situation ne se présente pas quand les méthodes basées sur la recherche d'entités géométriques sont employées. Ainsi, lorsque les appariements exacts sont connus, les paramètres les plus probables de transformation peuvent être déterminés. Ces méthodes étant dépendantes de détails proéminents dans le nuage, leur handicap se dévoile lors du manque d'éléments géométriques pouvant être extraits et par un temps de traitement adéquat. La tendance actuelle est ainsi à la combinaison des deux. Or, le premier recalage – grossier fournit les paramètres d'initialisation, demandés par le calcul itératif réalisé désormais avec l'ICP visant à affiner des relevés laser.

Les éléments linéaires sont omniprésents dans les scènes urbaines aménagées par l'homme. Les droites sous forme d'intersections (arêtes de pli) peuvent être facilement extraites et décrites, même si les nuages de points sont peu denses et assez bruités. Dès lors, le recalage rigide fondé sur les entités linéaires paraît une solution appropriée. Quant au nombre de paires de droites indispensables pour estimer les paramètres de transformation, on note que seules deux lignes non-coplanaires sont suffisantes à cette étape (Alshawa, 2006), (Yao et al., 2010). Toutefois, compte tenu des bruits affectant les données, il est souhaitable d'avoir un nombre plus élevé de paires de segments pour assurer la redondance des observations et la fiabilité du résultat.

2.1 Estimation de la transformation rigide

Dans l'objectif de l'estimation des paramètres optimaux de la transformation (trois rotations et trois translations) à partir de lignes, (Zhang et Faugeras, 1991) analysent

plusieurs approches de minimisation, y compris le filtre de Kalman étendu (FKE), la minimisation au sens des moindres carrés et la décomposition en valeurs singulières (SVD). Différents scénarios sont étudiés. On suppose à cet effet que l'appariement explicite des segments est déjà connu, afin de juger la façon optimale de représenter la matrice de rotation et d'estimer la transformation. En conséquence, la forme axe-angle de rotation avec l'utilisation simultanée du filtre de Kalman garantit la solution la plus précise. En revanche, dès qu'on considère le temps de calcul, c'est l'approche EIGEN basée sur la rotation exprimée en tant que quaternion et estimée par la SVD qui paraît la plus prometteuse.
Dans le même contexte, (Alshawa, 2006) propose deux variantes de la méthode ICL (Iterative Closest Line) permettant, en dehors de ce procédée, une mise en correspondance approximative. La première – ICL(forme ICP) - est identique à l'ICP de base si l'on envisage uniquement l'estimation de rotation. Mais, elle présente un regard différent sur le moyen de calculer la translation. La seconde solution inspirée de (Habib et al., 2004), étant une approche itérative fondée sur les moindres carrés, requiert une approximation initiale des paramètres recherchés. Son principe consiste à décrire, à l'aide de la transformation de similitude 3D dont : R – rotation, T – translation et s – facteur d'échelle (égal à l'unité puisque les scanners laser produisent les données à l'échelle réelle), une relation entre les points homologues d'une paire de segments. Nonobstant, cette procédure suppose que les segments appariés ont la même longueur et que leurs extrémités se conjuguent. Pour surmonter cet inconvénient, (Alshawa, 2006) suggère d'unifier la longueur de segments, ce qui permettra désormais de démarrer l'algorithme.

Une autre amélioration de l'algorithme de (Habib et al., 2004) est également apportée par (Renaudin et al., 2011). Elle consiste à enrichir le modèle mathématique de base en prenant en compte un vecteur des écarts défini entre les extrémités de segments. De ce fait, une nouvelle définition des poids associés au vecteur d'erreurs est introduite pour éliminer cette inconnue. L'évaluation qualitative et quantitative d'une telle méthode de recalage est performée par (Canaz et Habib, 2013). À cet effet, les paramètres de la transformation calculés ont été comparés avec ceux fournis par des méthodes différentes, notamment par la consolidation basée sur les plans (Ghanma, 2006) mais aussi par l'algorithme ICPP (Iterative Closest Projected Point) de (Al-Durgham et al., 2011) étant l'une des variantes d'ICP. Cependant, certains problèmes au niveau d'alignement vertical ont été observés. L'une des causes de cette imprécision peut provenir de la nature des lignes elles-mêmes. Subséquemment, la droite extraite des données image et associée à l'arête reconstruite du nuage, comme c'était le cas, peut être sensiblement différente.

Avec un point de vue différent, (Guerra et Pascucci, 1999) suggèrent de s'appuyer uniquement sur un triplet de paires tiré aléatoirement parmi toutes les combinaisons possibles. L'objectif à atteindre est celui de tester un très large nombre de transformation et de garder, par la suite, celle assurant le recalage optimal. Toutefois, cette approche suppose implicitement que les milieux des segments correspondent les uns aux autres, ce qu'il n'y a pas lieu d'être vrai dans un cas général.

Enfin, les méthodes de (Kamgar-Parsi et Kamgar-Parsi, 2004), applicables quelles que soient les entités linéaires, méritent d'être mentionnées. La solution adaptée à des éléments linéaires de même longueur est présentée par (Kamger-Parsi et Kamgar-Parsi, 1997). Cependant, lorsque les segments de longueur différente sont traités, trois cas doivent être dissociés : 1) FMFI (Finite Model, Finite Image) conçu pour dériver la transformation à partir de deux ensembles de segments ; 2) IMII (Infinite Model, Inifinite Image) destiné aux lignes infinies ; 3) FMII (Finite Model, Infinite Image) approprié à des cas mixtes. Quant aux notations utilisées, l'ensemble Model contient des entités linéaires de référence (fixe) par rapport auxquelles se déplaceront celles de l'ensemble Image. En revanche, tous les calculs, indépendamment de la variante envisagée, s'appuient sur le schéma développé pour les segments égaux. Mais à une différence près, cette fois-ci, la transformation se calcule itérativement à partir des points homologues établis par le paramètre « shift ».

Pour résumer, quelle que soit la méthode choisie, la procédure d'estimation des paramètres cherche à résoudre séparément deux tâches : le problème non-linéaire de rotation et celui linéaire de translation.

2.2 Mise en correspondance

La raison principale pour laquelle le recalage automatique est ardu vient du fait que les appariements, c'est-à-dire les vraies associations entre les primitives géométriques, sont inconnus. Puisque la mise en correspondance sert ensuite à établir un système de contraintes à minimiser, la convergence de l'algorithme en dépendra directement. Comme l'explique (Latulippe, 2013), le développement de méthodes précises permettant de reconnaître des régions semblables est notable. Une des façons d'y parvenir est d'effectuer des correspondances avec des descripteurs, à savoir, un ensemble de valeurs caractéristiques, attribuées à un point et décrivant la géométrie locale autour de celui-ci. Dans le sujet de notre controverse sur l'estimation des correspondances entre les entités linéaires, un certain nombre de travaux peut être cité. Une étude montre que la distance euclidienne peut ne pas être suffisante pour créer un appariement relativement correct (Douadi, 2007). Dès lors, l'une des manières d'apparier des segments amène à prendre en compte des autres attributs de lignes tels que la longueur, la direction, la position ou le taux de chevauchement (Wang et al., 2012). En dépit de tout, les algorithmes disponibles se heurtent aux difficultés suivantes : la sur – segmentation des segments et le bruit entachant ses extrémités.

La plupart des approches existantes bénéficient de rigidité de droites lors de la transformation, ce qui revient à dire que les écartement et les angles entre les entités linéaires restent toujours les mêmes. D'après (Yao et al., 2010), le couplage des segments peut se réaliser par la comparaison des angles et des distances

calculés, au sein de chaque ensemble, entre toutes les paires possibles. Les deux segments seront appariés à condition que les différences de ces valeurs soient inferieures à des seuils fixes.
De même, l'esprit de la méthode de (Li et al., 2012) cherche à appliquer, à chaque ligne de l'ensemble, deux vecteurs décrivant sa relation angulaire et son éloignement vis-à-vis des autres éléments. Un tel vecteur comprend, indépendamment de la grandeur mesurée, quatre composants : le maximum, le minimum, l'écart-type et la moyenne. Afin d'estimer les correspondances, il faut définir une mesure de distance entre les différentes combinaisons de vecteurs. Deux droites, les plus semblables peuvent être ainsi obtenues par une recherche de la droite voisine, selon cette métrique.
L'algorithme de (Jaw et Chuang, 2008) suit le même principe, mais il s'applique en deux étapes. D'abord, les angles spatiaux entre un segment et son voisin successif sont déterminés. Se référant à ces valeurs, un appariement approximatif est créé, si et seulement si la différence angulaire notée pour cette paire ne dépasse pas un certain seuil. Se reportant à ces associations, un recalage préliminaire est réalisé dans le but de rapprocher les deux jeux de droites. La dernière phase nous amènera donc à calculer les distances spatiales servant, à leur tour, à retrouver les correspondances explicites.

Un regard tout à fait différent est énoncé avec des approches cherchant à apparier des points à la place des lignes. L'une de possibilité est de discrétiser chaque droite en un certain nombre de points et de s'en servir pendant le couplage réalisé souvent avec l'ICP. On peut aussi évoquer à ce sujet le travail de (Belton et al., 2011) qui font appel à des vertex créés à travers des intersections de lignes. Ainsi, la technique mise en œuvre consiste à étudier, au sein de chaque ensemble, des distances entre toutes les combinaisons possibles de points. Finalement, la technique de vote permet d'indiquer, avec une certaine tolérance, des distances semblables.
De même, (Huh et al., 2013) cherchent à appairer des polygones. Cette problématique est similaire à la nôtre, puisqu'un polygone est considéré comme la réunion de segments étant appelés côtés. À cet effet, des sommets ainsi que des « vertex virtuels » sont extraits. Un algorithme de recherche de sous-chaîne est ensuite employé afin de déterminer des points homologues.

3. Méthode de recalage proposé

Dans le dessein de développer une méthode de recalage résistant au bruit, aux paires aberrantes et à l'initialisation, une approche itérative est proposée. L'organigramme de la Figure 1 présente, de façon schématique, les étapes successives devant être mises en place pour déterminer simultanément l'appariement et les paramètres les plus probables de transformation. De manière générale, les démarches suivantes seront à réaliser : 1) un appariement approximatif de primitives linéaires ; 2) un recalage grossier à partir d'un triplet de paires ; 3) un appariement fin ; 4) un raffinement du recalage. Or, l'idée consiste à rapprocher, dans un premier temps, des segments afin d'améliorer et de faciliter leur appariement réalisé conformément à la procédure développée. Celle-ci, n'utilisant aucune information a priori, devient de plus en plus performante lorsque la distance réciproque des segments est plus petite. Afin de diminuer le nombre de paires erronées (Faux Positifs) et de garantir un bon appariement approximatif A_{ini}, les entités linéaires sont initialement couplées en relation 1 à 1 tout au plus. Cependant, cette contrainte n'est pas valable avec l'appariement explicite A_f.

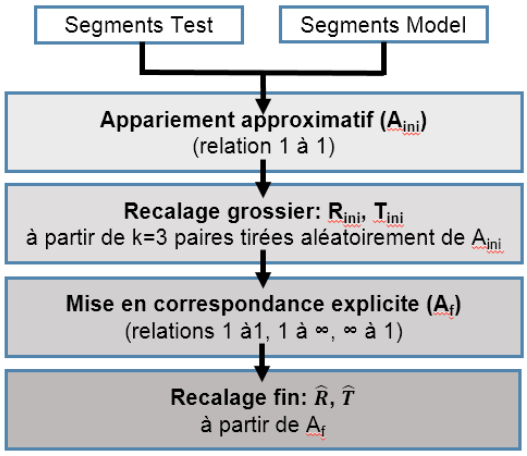

Figure 1 : Schéma général de l'algorithme.

Grâce aux analyses effectuées, dont les résultats seront présentés ultérieurement, l'approche itérative FMII est choisie comme l'algorithme de base. Conséquemment, les deux recalages - grossier et fin, sont calculés de la même façon. La seule différence réside dans le fait que la consolidation initiale est atteinte à partir d'un nombre minimal de sous-ensemble de pairs, considéré comme « le meilleur » possible. Une technique de tirage aléatoire (RANSAC) de k paires de l'ensemble A_{ini} amène à assurer un échantillon optimal, ne contenant plus de mauvaises associations. L'approche combinée RANSAC-FMII fournit ainsi une estimation initiale des paramètres de la transformation. Pourtant, on note que la position des segments, après un recalage grossier, est suffisamment proche de la solution optimale pour constituer une mise en correspondance explicite A_f servant, à son tour, au recalage fin.

3.1 Appariement de deux jeux de segments

La mise en correspondance précise de deux ensembles de segments s'avère une tache ardue. La solution examinée dans ce paragraphe se base sur la similitude et des contraintes géométriques. De cette manière, la comparaison des segments a pour finalité de repérer les entités linéaires de l'ensemble de référence (Model) identiques ou très proches de celles étudiées (Test). Étant donné que seuls les segments quasi-parallèles peuvent être appariés, on se devra de prendre en compte l'orientation et la position des segments. La dissemblance entre toutes les combinaisons possibles de droites est notée sous forme d'un score. On mémorisera uniquement ainsi les paires dont les scores sont jugés négligeables, c'est-à-dire, inférieurs au égaux à un seuil que l'on s'est fixé automatiquement en fonction de valeurs calculées. Toutes les paires

retenues forme ensuite la matrice binaire de correspondance, systématisant les relations entre les éléments linaires de deux ensembles (Figure 2). Une fois l'appariement créé, on calcule la distance de Hausdorff pour mesurer l'écartement des données traitées.

3.1.1 Méthodologie

L'étape cruciale de l'algorithme d'appariement consiste à créer une matrice de similarité, dont chaque coefficient (i,j) indiquera un score (une distance) attribué à cette paire.

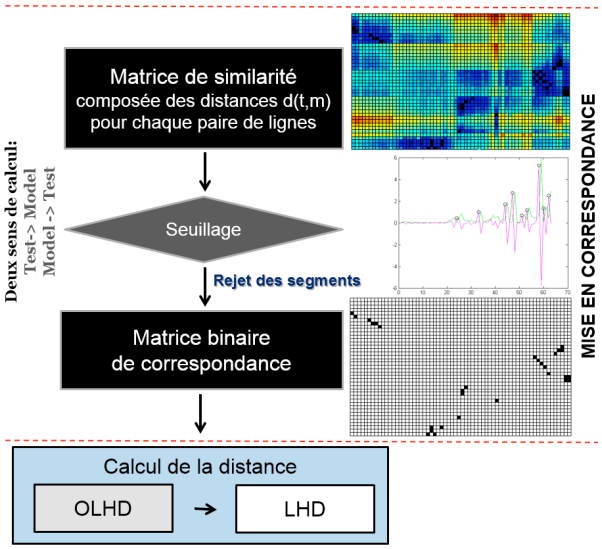

Figure 2 : Mise en correspondance des segments avec le calcul de distance.

La solution, dédiée originalement à la comparaison des segments 2D extraits à partir des logos, proposée par (Gao et Leung, 2002) et (Chen et al., 2003) a été adoptée pour un espace tridimensionnelle. Ainsi, la matrice de similarité de taille (i,j) déterminée par le nombre d'éléments dans l'ensemble Test et Model respectivement, est obtenue selon la formule (1).

$$d(t_i,m_j)=\sqrt{W\cdot\left(d^{\alpha}(t_i,m_j)\right)^2+\left(d^{\parallel}(t_i,m_j)\right)^2+\left(d^{\perp}(t_i,m_j)\right)^2} \qquad (1)$$

Le score d(t,m) étant la mesure de similitude, représente, en pratique, « l'effort » nécessaire pour superposer deux segments quelconques. Sa valeur intègre la distance angulaire $d^{\alpha}(t,m)$, la distance parallèle $d^{\parallel}(t,m)$ et la distance perpendiculaire $d^{\perp}(t,m)$. La constante W, étant choisie empiriquement, équivaut à 10 et permet de mieux mettre en évidence l'éventuelle divergence d'orientation de droites. Pour plus d'information quant au sujet du calcul et de la définition des distances élémentaires, le lecteur pourra se référer au travail de (Poreba et Goulette, 2013).

Dès que la matrice de similarité est déterminée, l'analyse de celle-ci est performée pour fixer un seuil δ, indispensable dans le processus du rejet des paires erronées. Bien entendu, les correspondances recherchées ne seront quasiment jamais de 1 à 1, mais plutôt de 1 à plusieurs, de plusieurs à 1 ou voire de 1 à nul. Afin de fixer la valeur de seuil appropriée, on commence par un appariement préliminaire des segments. Cette opération revient à attribuer à chaque segment de l'ensemble Test un homologue le plus semblable, c'est-à-dire le segment le plus proche au sens de la distance d(t,m) (Figure3b). Cette tâche est aisée à remplir, puisque l'on peut toujours relier deux segments entre eux, même si le score calculé est significatif et même si la paire formée de cette manière n'existe pas en réalité.

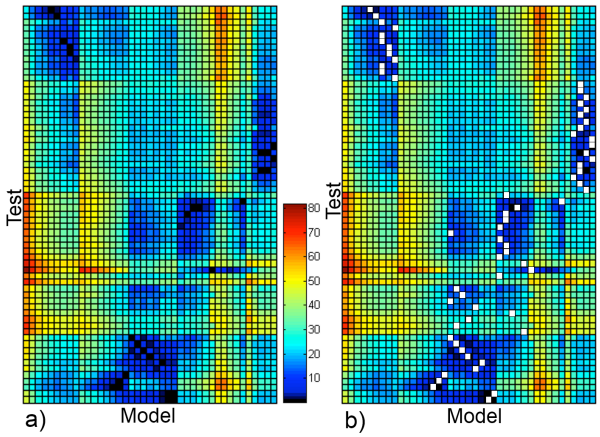

Figure 3 : Estimation des correspondances: a) Matrice de similarité ; b) Appariement préliminaire (carrés blancs).

Se fondant sur cet appariement grossier, la recherche d'un seuil optimal se limite à l'analyse des différences entre les distances successives et associées aux paires sélectionnées. Or, la soustraction des valeurs d(t,m) d'une telle suite est exécutée deux fois (Figure 4), en partant d'abord des distances classées selon un ordre ascendant. Le premier pic, dont la hauteur est supérieure à la sensibilité admise, détecté à l'aide d'une fonction localisant des maxima locaux indique le seuil de couplage δ.

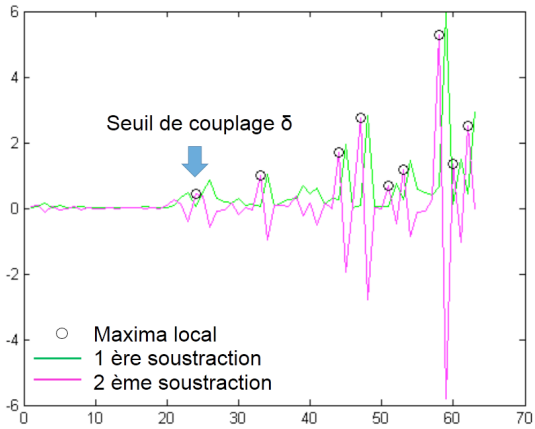

Figure 4 : Recherche du seuil optimal δ.

Finalement, la matrice de correspondance (Cor) est générée comme suit:

$$Cor=\left\{(i,j)\in\aleph^2:\forall\left(t_i\in T,m_j\in M\right),d\left(t_i,m_j\right)\le\delta\right\} \qquad (2)$$

En d'autres termes, le seuillage de la matrice de similarité fournit un appariement définitif. Il convient, toutefois, de mentionner que la procédure décrite est

menée dans deux sens, surtout pour des raisons de contrôle. Ainsi, deux matrices de correspondance sont indépendamment déterminées, en supposant pour la seconde fois que l'ensemble Test est la référence. L'appariement final contiendra alors les éléments appartenant, à la fois, aux deux opérandes (intersection).

3.1.2 Métrique de Hausdorff comme mesure d'écartement entre deux jeux de segments

Dès que l'on retrouve les vraies associations entre les segments, on procède à la dernière phase – le calcul de l'éloignement. Cette opération est conçue pour mesurer la distance résiduelle entre les segments recalés. La métrique de Hausdorff, perçue comme un indicateur de similarité, est proposée. Considérant deux ensembles T et M, la distance de Hausdorff est le maximum de deux quantités - la première h(T,M) étant le maximum des plus courtes distances des éléments de T à l'ensemble M, et la seconde h(M,T) étant définie pareillement mais en direction de calcul opposée. Quant à ces deux dernières, ce sont généralement les distances euclidiennes mais rien n'empêche l'utilisation de métriques différentes.

La définition classique de la distance Hausdorff n'est pas appropriée pour les besoins de comparaison des entités linéaires. À cet effet, en se référant à (Gao et Leung, 2002), la distance modifiée de Hausdorff peut être déterminée entre les paires de segments, mais cette fois-ci, ordonnées par la matrice Cor. Ainsi, la distance directe, nommée OLHD (Oriented Line Hausdorff Distance) se calcule de la manière suivante:

$$OLHD(T,M) = \frac{1}{\sum_{m_j \in M} L_{m_j}} \sum_{(i,j)\in Cor} L_{m_j} d\left(t_i, m_j\right) \qquad (3)$$

où :

L_{m_j} - longueur du segment de l'ensemble Model ;

$d\left(t_i, m_j\right)$ - distance obtenue selon la formule (1).

Une telle solution, fondée sur la moyenne pondérée, semble plus robuste lorsque les segments plus longs sont privilégiés. En tout état de cause, la distance indirecte de Hausdorff, LHD (Line Hausdorff Distance) est finalement retrouvée avec l'équation (4).

$$LHD(T,M) = \max\left(OLHD(T,M), OLHD(M,T)\right) \qquad (4)$$

3.1.3 Propriétés de la distance OLHD

La définition de l'écartement entre deux ensembles de segments, selon les formules évoquées, a permis de déduire une propriété intéressante de la distance de Hausdorff utilisée. Il s'agit de la relation entre la valeur OLHD et l'écart type de bruit gaussien σ entachant les extrémités de segments. Or, une forte proportionnalité OLHD ∝ σ peut être notée, pour laquelle le coefficient de proportionnalité est égal à 5.8±0.17. C'est pourquoi, si la distance de Hausdorff entre deux ensembles de segments est connue, l'écart type de bruit associé à ces données peut être estimée et vice versa. Cette remarque sera encore évoquée par la suite, lors du recalage grossier.

3.2 Algorithme FMII – recalage fin

L'estimation des paramètres de la transformation se réalise à l'aide de l'algorithme FMII. Comme pour (Kamgar–Parsi et Kamgar-Parsi, 2004), ce choix peut s'expliquer par le fait que la variante FMFI, conçue pour les droites finies, risque de ne pas convenir si le segment plus court d'une paire ne se trouve pas complètement inclus dans son homologue. L'alternative proposée serait plutôt de remplacer provisoirement des segments Test par des droites et de suivre, par la suite, les démarches envisagées par l'approche FMII.

3.2.1 Principe générale

Étant donné deux ensembles d'entités linéaires, de tel sort que M= {M_1,…,M_i,…M_n} comprenne des segments de référence (Model) et que les X= {X_1,…,X_i,…X_n} se déplacent (Test), leur représentation peut être la suivante :

$$M = \left(a_i, v_i, L_i\right) \quad et \quad X = \left(x_i, v_i^{'}\right) \qquad (5)$$

où :

a_i, x_i - milieu du segment ;

$v_i, v_i^{'}$ - vecteur directeur normalisé de la droite ;

L_i - longueur du segment Model.

Sachant que, quel que soit $a_i \in M_i$, il existe sur la ligne X_i son homologue $x_i + s_i v_i^{'}$ pour $s_i \in \Re$, la distance $D(M, TX)$ entre les points correspondants se calcule de la manière suivante:

$$D(M,TX) = \sum_{i=1}^{n}\left[L_i \left\| a_i - T - R\left(x_i + s_i v_i^{'}\right)\right\|^2 + L_i^3\left(1 - v_i^t R v_i^{'}\right)/6\right] \qquad (6)$$

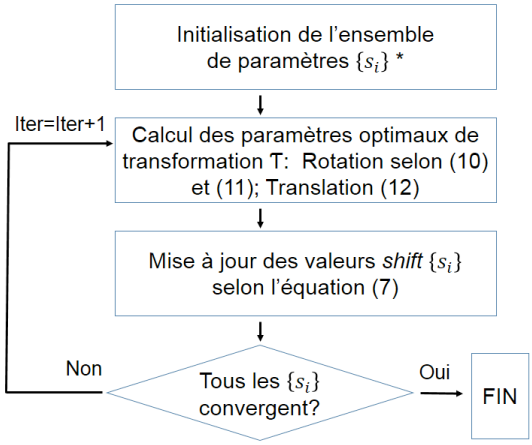

Figure 5 : Schéma de l'approche FMII.

* Valeurs initiales recommandées pour tous les s_i sont des zéros

L'estimation de la transformation rigide consiste ainsi à minimiser la distance réciproque $D(M,TX)$ sur tous les T et $\{s_i\}$ envisageables. La solution s'échafaude autour du problème d'optimisation non-linéaire, résolu grâce à la technique itérative, d'un système à (6+n) inconnus, dont six paramètres de transformation (trois rotations et trois translations) et n variables nécessaires pour identifier les points homologues. Or, les calculs de paramètres optimaux T seront répétés jusqu'à ce que le changement de valeurs $\{s_i\}$ ne dépasse pas un

certain seuil. La Figure 5 illustre les démarches à suivre.

Quant aux paramètres $\{s_i\}$ - inconnus lors de la première itération, leurs valeurs doivent être successivement actualisées selon la formule ci-dessous :

$$s_i = \left(a_i - T - Rx_i\right)^t Rv_i \tag{7}$$

Cependant, afin de déterminer la rotation, la matrice de covariance croisée $\Sigma_{M,X}$ est créée pour les segments correspondants de la manière suivante :

$$\Sigma_{M,X} = \sum_{i=1}^{n}\left[L_i\left(a_i - \bar{a}\right)\left(x_i + s_i v_i^{'} - \bar{x}\right)^t + L_i^3 v_i\left(v_i^{'}\right)^t / 12\right] \tag{8}$$

où $\bar{a}$ et $\bar{x}$ sont donnés par l'équation (9).

$$\bar{a} = \frac{1}{P}\sum_{i=1}^{n} L_i a_i \;\; ; \;\; \bar{x} = \frac{1}{P}\sum_{i=1}^{n} L_i\left(x_i + s_i v_i^{'}\right) \quad \text{et } P = \sum_{i=1}^{n} L_i \tag{9}$$

La matrice de rotation est représentée par un quaternion unitaire nécessitant, dans un premier temps, l'élaboration d'une matrice symétrique C_{4x4} (équation 10) dont les éléments sont définis à partir de $\Sigma_{M,X}$.

$$\begin{aligned}
&C_{11} = \Sigma_{11} + \Sigma_{22} + \Sigma_{33} && C_{12} = C_{21} = \Sigma_{23} - \Sigma_{32} \\
&C_{13} = C_{31} = \Sigma_{31} - \Sigma_{13} && C_{14} = C_{41} = \Sigma_{12} - \Sigma_{21} \\
&C_{22} = \Sigma_{11} - \Sigma_{22} - \Sigma_{33} && C_{23} = C_{32} = \Sigma_{12} + \Sigma_{21} \\
&C_{24} = C_{42} = \Sigma_{31} + \Sigma_{13} && C_{33} = \Sigma_{22} - \Sigma_{33} - \Sigma_{11} \\
&C_{34} = C_{43} = \Sigma_{23} + \Sigma_{32} && C_{44} = \Sigma_{33} - \Sigma_{11} - \Sigma_{22}
\end{aligned} \tag{10}$$

Finalement, le vecteur propre, correspondant à la plus grande valeur propre, représente la rotation optimale R exprimé en quaternion unité $q = \left[\lambda_0, \lambda_1, \lambda_2, \lambda_3\right]^t$. Cependant, le passage entre le quaternion et la matrice de rotation classique se réalise selon la formule (11).

$$R = \begin{bmatrix} \lambda_0^2 + \lambda_1^2 - \lambda_2^2 - \lambda_3^2 & 2\left(\lambda_1\lambda_2 - \lambda_0\lambda_3\right) & 2\left(\lambda_1\lambda_3 + \lambda_0\lambda_2\right) \\ 2\left(\lambda_1\lambda_2 + \lambda_0\lambda_3\right) & \lambda_0^2 - \lambda_1^2 + \lambda_2^2 - \lambda_3^2 & 2\left(\lambda_2\lambda_3 - \lambda_0\lambda_1\right) \\ 2\left(\lambda_1\lambda_3 - \lambda_0\lambda_2\right) & 2\left(\lambda_2\lambda_3 + \lambda_0\lambda_1\right) & \lambda_0^2 - \lambda_1^2 - \lambda_2^2 + \lambda_3^2 \end{bmatrix} \tag{11}$$

Une fois la rotation estimée, le vecteur de translation T peut être retrouvé en minimisant l'équation (6), amenant à résoudre l'équation linéaire :

$$T = \bar{a} - R\bar{x} \tag{12}$$

3.3 Méthode combinée RANSAC et FMII – recalage grossier

La finalité du recalage grossier cherche à rapprocher deux ensembles de segments afin d'améliorer leur couplage. En présumant l'existence de mauvaises paires au sein de l'appariement A_{ini} croissant avec l'augmentation de l'éloignement mutuel des nuages, l'alignement initial semble alors indispensable. Ceci est dû au fait que l'appariement des segments peut s'effectuer alors incorrectement car la méthode employée, basée entièrement sur la distance réciproque, se heurte à un seuil trop grand. Cependant, les paramètres de la transformation préliminaire, étant l'objectif du recalage grossier, se déterminent avec l'approche FMII à partir de trois paires représentatives. Mais ces derniers ont été fixés conformément à l'étude menée par (Yao et al., 2010). Par conséquent, plusieurs tirages aléatoires doivent être effectués avec l'algorithme de RANSAC afin de découvrir le meilleur triplet parmi ceux recueillis avec l'appariement initial A_{ini}. Le nombre d'itération N_{iter}, choisi dynamiquement en fonction du nombre d' « inliers », se calcule comme suit :

$$N_{iter} = \frac{\log(\varepsilon)}{\log(1-q)} \tag{13}$$

$$q = \frac{\binom{N_I}{k}}{\binom{N}{k}} = \frac{N_I!(N-k)!}{N!(N_I-k)!} = \prod_{i=1}^{k-1}\frac{N_I - i}{N - i} \approx \left(\frac{N_I}{N}\right)^k \tag{14}$$

où :
N =card(A_{ini}) – nombre de paires dans l'appariement initial A_{ini} ;
NI=card(EC)=N-N_A – nombre d'inliers ;
k – nombre de paires de segments demandé pour estimer la transformation (la valeur adoptée k=3) ;
ε – taux de fausse alertes (la valeur prise ε = 1 e-6) ;

Pour chaque échantillon, la transformation optimale est calculée. Cette dernière sera suivie par un recalage correspondant. Dès lors, les distances $d(t_i,m_j)$ sont recalculées (équation 1) entre toutes les paires recalées et listées par A_{ini}. Ainsi, le nombre de valeurs aberrantes (N_A) est désormais défini de la manière suivante :

$$N_A = \left|\left\{(i,j) \in A_{ini} : \forall\left(t_i \in T, m_j \in M\right), d\left(t_i, m_j\right) > \gamma\right\}\right| \tag{15}$$

Autrement dit, le meilleur échantillon retenu sera celui, pour lequel le nombre de segments ayant la distance réciproque inférieure au seuil prédéfini γ, le plus grand. Quant au seuil mentionné, il est fixé par le fait que la distance directe de Hausdorff (OLHD), étant corrélée avec l'écart type de bruit σ, n'est jamais inférieure à 5.8σ.

4. Résultats et évaluation

L'algorithme du recalage et de la mise en correspondance des segments ont été vérifiés avec des données simulées et réelles dans une zone de test se situant à Paris à proximité du croisement des rues du Vieux – Colombier et Madame. Des relevés laser y ont été collectés par le système mobile Stéréopolis II d'IGN dans la configuration décrite par (Paparoditis et al., 2012). Trois passages de la plateforme ont été réalisés (S1, S2, S3) dans ce périmètre. En outre, un nuage statique (F) a été acquis avec un scanner Leica ScanStation 10 et ensuite géo-référencé dans le système Lambert-93. Ces deux types de données laser

nous ont permis une extraction des arêtes de pli (Figure 6).

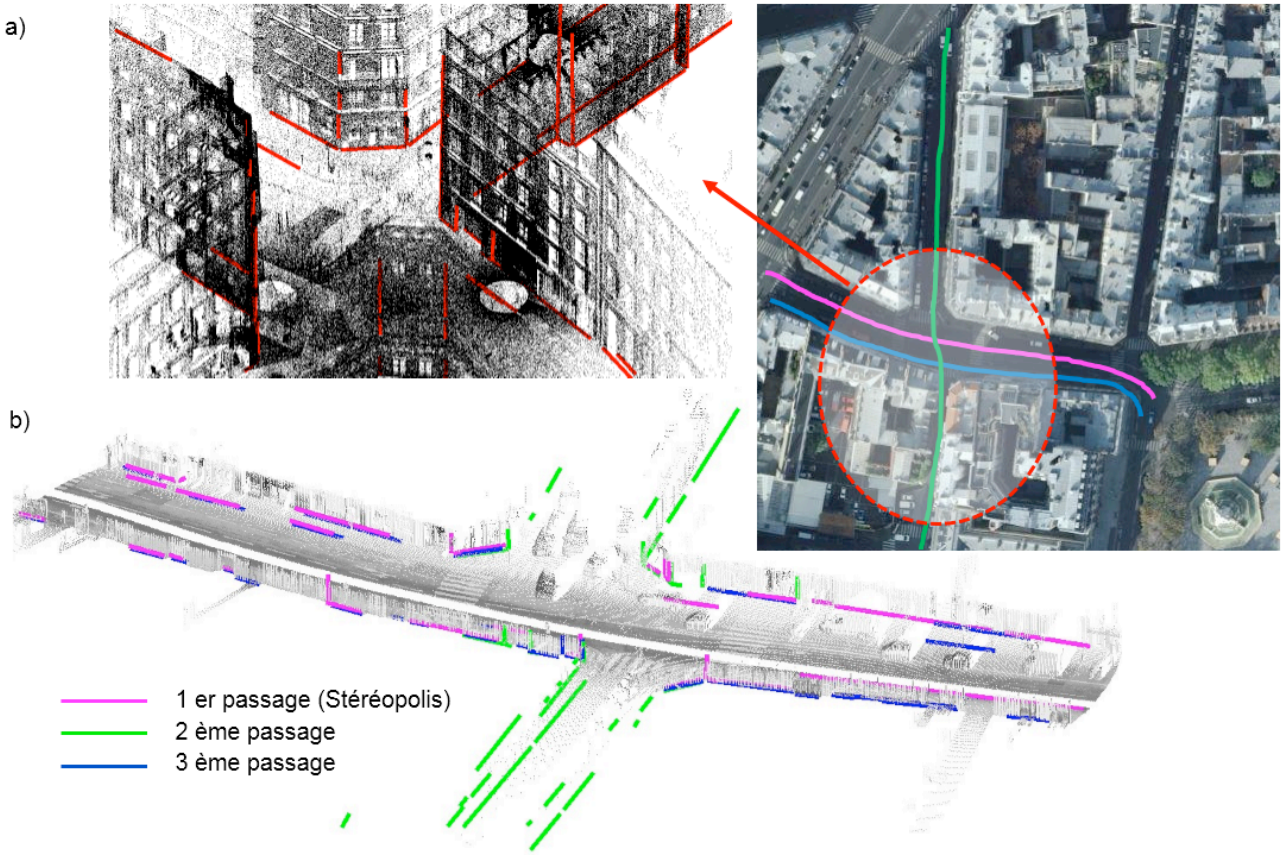

Figure 6 : Arêtes extraites au sein de la zone de test à partir de : a) Nuage de points fixe; b) Relevés laser mobiles.

Les données simulées, quant à elles, étaient obtenues par la modification de 64 arêtes provenant des relevés laser fixe. Ainsi, les extrémités de ces segments ont été dégénérées en leurs ajoutant, selon le cas, un bruit blanc gaussien dont l'écart type σ changeait avec un intervalle de 0.001m, en partant de σ=0.000m et en finissant sur σ=0.050m. D'autre part, la position des points a été modifiée en appliquant les paramètres prédéfinis de transformation rigide : la rotation R exprimée avec ses angles d'Euler [1 ; -1 ; 1] degrés et la translation T= [-1.000 ; 0.500 ; 1.000] mètres. Il en résulte que le nouvel ensemble de segments (Test) était moyennement éloigné du Model à 2.7m (distance LHD). Mais, il faut aussi noté que dans ce cas précis l'appariement des segments était connu.

4.1 Recalage grossier et fin – évaluation

L'exactitude des paramètres de transformation obtenus avec des algorithmes FMII et RANSAC-FMII a été évaluée et juxtaposée avec celle fournie par différentes méthodes de l'état de l'art, notamment l'approche EIGEN de (Zhang et Faugeras, 1991) et ICL(forme ICP) de (Alshawa, 2006). Grâce aux données simulées, les erreur e_R et e_T d'évaluation de la rotation et translation ont été calculées par rapport aux valeurs réelles selon les équations (16) et (17).

$$e_R = 100\% \left\| r - \hat{r} \right\| / \left\| r \right\| \tag{16}$$

$$e_T = 100\% \left\| T - \hat{T} \right\| / \left\| T \right\| \tag{17}$$

où :

r,T - rotation et translation réelle (introduite) ;

$\hat{r},\hat{T}$ - rotation et translation estimée ;

La formule (16) est valable pour la forme axe-angle de rotation définie conséquemment par un angle θ et un axe orienté par un vecteur unitaire r=[ex,ey,ez]^t. Il est donc obligatoire de modifier la rotation classique R en une représentation demandée r (équation 18 et 19).

$$\theta = \arccos\left(\frac{trace(R) - 1}{2} \right) \tag{18}$$

$$r = \frac{1}{2\sin\theta} \begin{pmatrix} R_{32} - R_{23} \\ R_{13} - R_{31} \\ R_{21} - R_{12} \end{pmatrix} \tag{19}$$

La Figure 7 illustrant parfaitement les erreurs des paramètres $\hat{R}$ et $\hat{T}$ permet de constater que les algorithmes ICL(forme ICP) et EIGEN présentent une faible robustesse au bruit. En effet, l'estimation de la rotation atteint une précision de l'ordre de 5% pour un écart-type de bruit σ ne dépassant pas ou à peine 0.015m. L'erreur de la translation e_T est cependant plus importante et peut atteindre 100%.

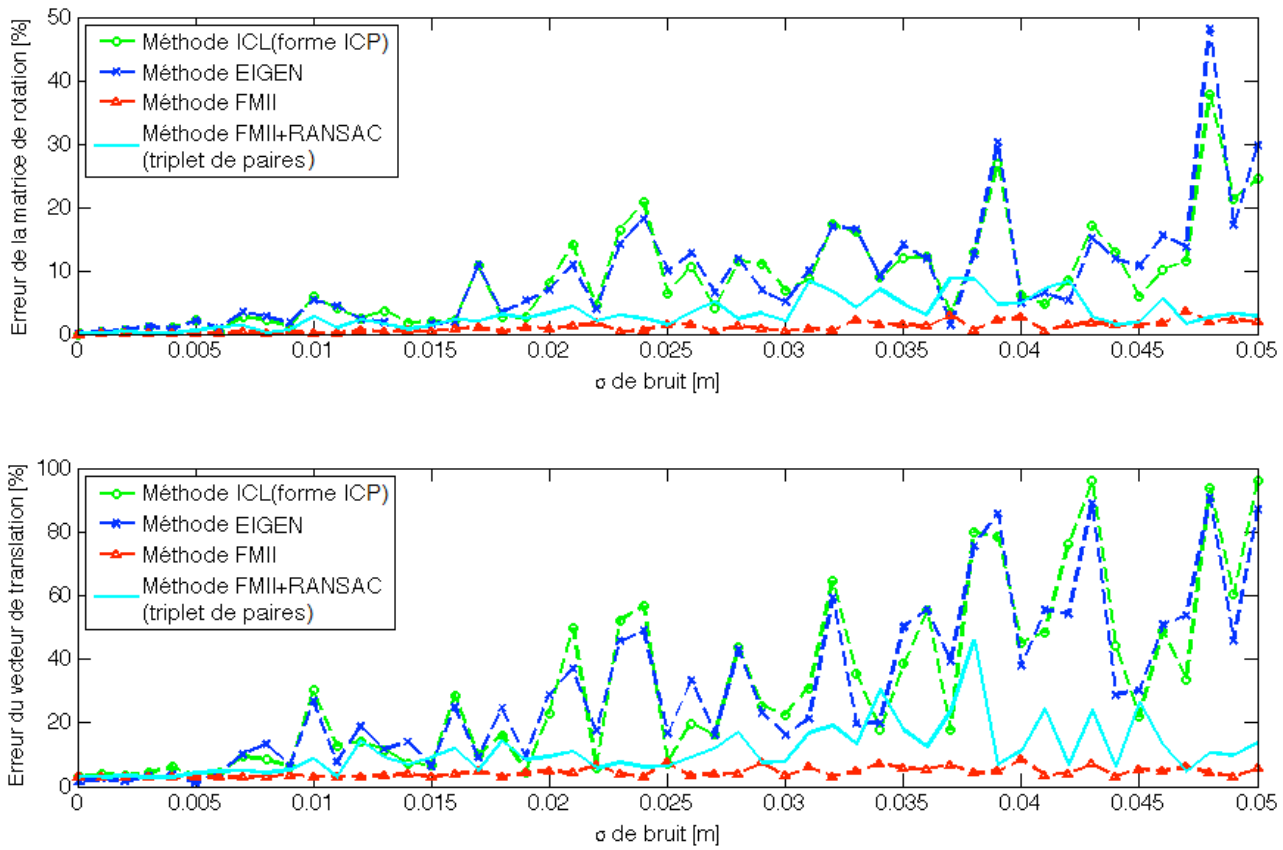

Figure 7 : Comparaison de l'algorithme FMII et RANSAC-FMII avec l'état de l'art.

Or, l'approche FMII donne, quel que soit le bruit introduit, des résultats précis. Ainsi, l'erreur de la matrice de rotation e_R est inférieure à 0.5% pour un $\sigma < 0.02$m. Cette dernière oscille entre 0.5% et 3.6% pour les autres valeurs de σ, afin d'atteindre son maximum en σ=0.047m. L'erreur de la translation e_T, quant à elle, est supérieure à e_R et reste inclue dans un intervalle de 2.9% à 8.5%.

Cependant, la méthode combinée RANSAC-FMII, employée lors du recalage grossier basé, par défaut, sur trois paires de segments est moins précise que l'algorithme FMII seul. Cet état de fait n'est guère surprenant puisque la qualité de la solution reçue avec le FMII augmente toujours, quand nous y ajoutons d'autres couples. Néanmoins, ce recalage garantit la qualité de l'estimation initiale si les angles de rotation nécessaires pour aligner les deux ensembles ne sont pas très importants.

4.2 Mise en correspondance des segments

Concurremment, la mise en correspondance des segments réels a été réalisée et comparée avec la vérité-terrain. De ce fait, la capacité de l'algorithme à prédire si une paire existe a été mesurée. À chaque fois, une matrice de confusion a été créée afin d'observer le nombre de paires de segments : 1) correctement appariées VP (Vrais Positif) ; 2) correctement rejetées VN (Vrais Négatifs) ; 3) mal identifiées FP (Faux Positifs) ; 4) omises FN (Faux Négatifs). La Figure 8, visualise un exemple de résultats de la mise en correspondance de segments.

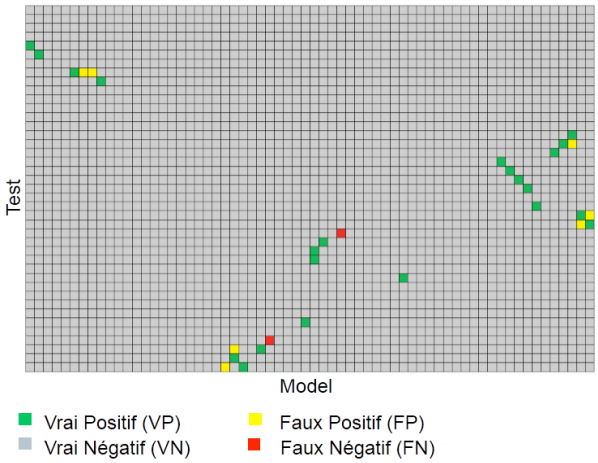

Figure 8 : Exemple de résultats – comparaison avec la vérité terrain.

Sur cette base, trois critères permettant de noter l'algorithme ont été définis de la manière suivante :

$$Exactitude = (VP + VN) / (n \cdot m) \quad (20)$$

$$Sensibilite = VP / (VP + FN) \quad (21)$$

$$Specificite = VN / (VN + FP) \quad (22)$$

	Nombre de segments		Nombre de paires (N)	Exactitude [%]		Sensibilité [%]		Spécificité [%]		OLHD[m]	
	Test (n)	Model (m)		T→M	M→T	T→M	M→T	T→M	M→T	T→M	M→T
S1-S2	36	28	11	99.8	99.8	100.0	91.7	99.9	99.8	0.518	0.472
S1-S3	36	41	29	99.5	99.5	93.1	93.1	99.7	99.7	0.302	0.297
S2-S3	28	41	12	99.7	99.7	91.7	91.7	99.8	99.8	0.481	0.560
S1-F	36	64	21	99.6	99.6	85.7	95.2	99.7	99.6	0.671	0.656
S2-F	28	64	22	99.3	98.9	90.9	90.9	99.4	99.0	1.104	1.257
S3-F	41	64	24	99.7	99.5	91.7	91.7	99.7	99.6	0.563	0.657

Tableau 1 : Validation de l'algorithme (M-Model, T-Test).

Le Tableau 1 résume les valeurs obtenues, séparément pour chaque direction de calcul, et accompagnées par les distances OLHD. Il en ressort que l'appariement réalisé entre les segments quelconques est assez exact. Aussi, la probabilité que l'algorithme dissocie correctement les vraies paires parmi toutes les combinaisons possibles est élevée et oscille autour de 99%. À chaque fois, environ 92% des paires ont été retrouvées, indépendamment de l'éloignement de deux ensembles traités. La probabilité de dénombrer les appariements erronés (FP) est faible. En effet, on atteint un niveau de 0.3%. Quant au nombre de FP, il dépend, comme susmentionné, de la distance réciproque entre les segments. En réalité, cet impact sur l'écartement se traduit par une augmentation du nombre de segments couplés qui, dans le cas étudié, monte jusqu'à 73% de paires de plus pour une distance OLHD égale à 1.257m. La source de cette erreur réside dans l'adaptation du seuil dont la valeur augmente de manière continue lorsque la distance mutuelle des segments devient importante. D'un point de vue pratique, les segments très proches de l'ensemble seront appariés à un même élément, puisque leur distance réciproque est suffisamment petite. Pour y remédier deux solutions peuvent être imaginées : introduire une contrainte de couplage (uniquement avec une relation de 1 à 1 autorisé), ou bien encore rapprocher des segments avant de démarrer l'algorithme.

4.3 Méthode proposée

L'approche développée, suivant le schéma présenté dans la Figure 1, a été vérifiée, tout d'abord, à l'aide des données simulées. Pareillement, les erreurs e_R et e_T, calculées selon les formules (16) et (17), ont été analysées. Puis, une comparaison de ces valeurs, par rapport à celles obtenues par l'algorithme FMII seul basé sur un appariement a priori précis, a été entreprise.

4.3.1 Données simulées

La Figure 9 illustre le résultat d'une telle expérimentation. Nous pouvons alors constater que plus l'écart-type de bruit σ est petit, plus l'appariement est précis et donc que les erreurs d'estimation sont du même ordre de grandeur. Autrement dit, la mise en correspondance dépend également du taux de bruit, moyennant quoi, les faux appariements peuvent toujours être présents. Subséquemment, la méthode discutée paraît donner des résultats légèrement moins précis, surtout lorsque le σ est supérieur à 0.025m. La distance OLHD a été donc calculée pour mieux comprendre l'impact de cette imprécision de l'estimation des paramètres sur la position réciproque des segments recalés. La Figure 10 présente parfaitement les différences entre la distance mesurable après avoir employé l'algorithme FMII et celle résultant du recalage avec l'algorithme proposé. Ainsi, ces valeurs sont négligeables et ne dépassent pas 0.004m, même si la présence de quelques appariements erronés avait été constatée. Ce constat confirme la robustesse de cette approche, étant capable, à la fois, d'apparier des entités linéaires et d'estimer les paramètres de transformation les plus probables.

4.3.2 Données réelles

En dernier lieu, l'évaluation avec des données réelles a été performée. À cet effet, les relevés laser mobiles de différents passages ont été recalés entre eux, ainsi qu'avec le nuage de points statique.

À chaque fois, une amélioration importante de l'appariement initiale A_{ini} a été relevée. Conséquemment, l'utilisation simultanément de l'algorithme de RANSAC, habituellement très coûteux en temps de calcul, est compensée par la mise en correspondance explicite des segments. Le Tableau 2 contient des résultats intermédiaires et finaux obtenus avec l'algorithme envisagé. La vérification de l'alignement des nuages de points après les deux recalages successifs grossier et fin, a été réalisée à l'aide de la distance LHD introduite à cette intention.

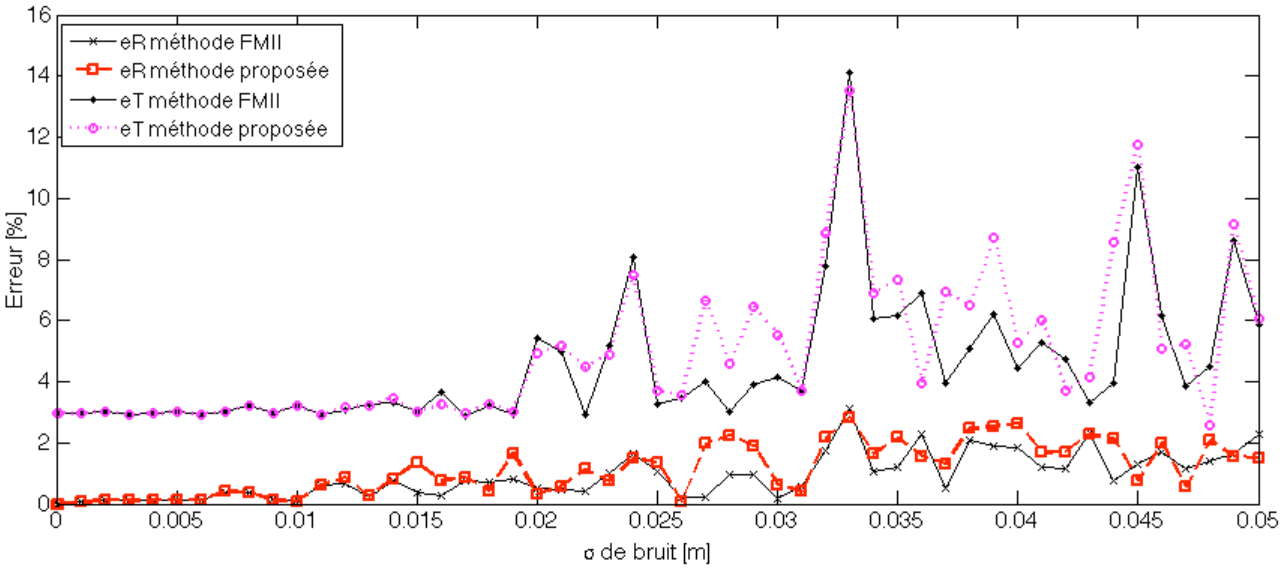

Figure 9 : Approche proposée vs. Approche FMII (exécutée à partir d'appariement connu a priori).

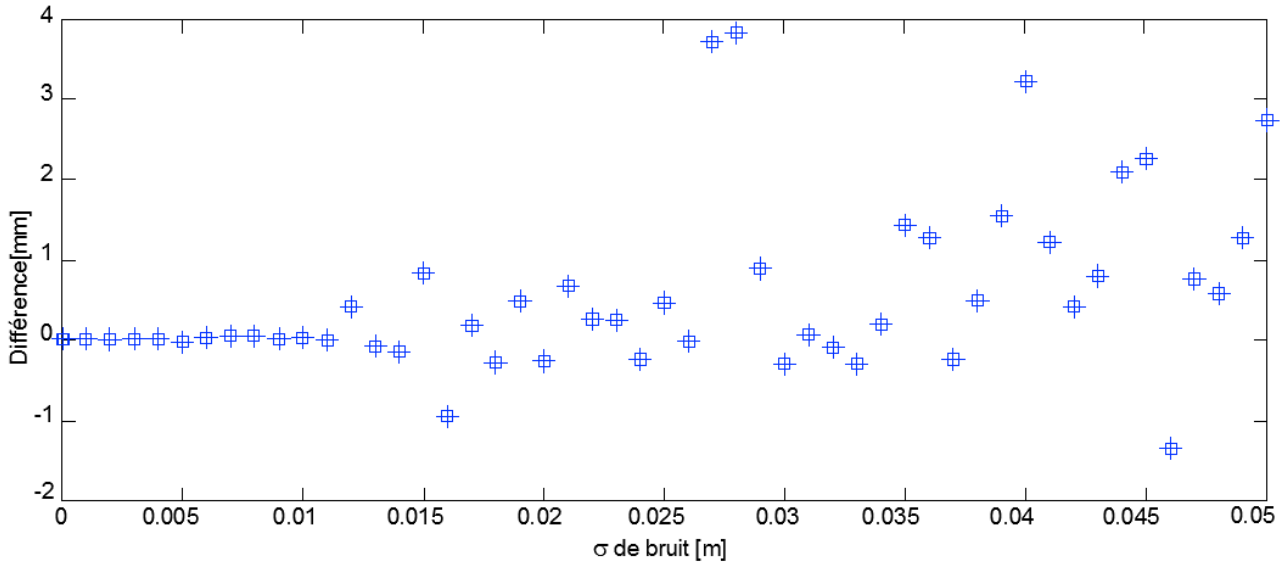

Figure 10 : Vérification des différences de distances OLHD.

Jeu de données	S1_S2	S1_S3	S2_S3	S1_F	S2_F	S3_F
Distance initiale [m]	0.518	0.297	0.560	0.671	1.257	0.657
Nombre d'itérations N_{iter}	248	58	563	88	1640	109
Distance après le recalage grossier [m]	0.346	0.233	0.481	0.266	0.451	0.320
Distance FINALE [m]	**0.304**	**0.213**	**0.377**	**0.189**	**0.220**	**0.140**
Angles d'Euler [°]						
ω	0.35196	-0.15530	0.68971	0.30821	-0.00763	0.03841
ϕ	-0.12854	-0.00760	-0.19781	-0.17301	-0.14627	-0.08465
K	-0.43047	-0.21210	0.28428	-0.01031	0.09351	0.18708
Translation [m]						
X	0.950	-0.205	1.172	-0.646	-0.331	-0.205
Y	-0.833	0.108	-1.048	0.014	-0.525	-0.461
Z	0.189	0.177	-0.708	-0.494	-0.285	-0.507

Tableau 2 : Résultats obtenus avec l'approche proposée (données réelles).

5. Conclusion

Dans cet article, un algorithme permettant un recalage rigide par mise en correspondance de segments est proposé et examiné. Faisant appel à la similitude des entités linéaires, celle-ci donne un meilleur résultat si les deux nuages sont relativement proches. Pour cette raison, il est recommandé de rapprocher, dans un premier temps, des droites pour faciliter et améliorer

leur couplage. Cette opération est réalisée à l'aide d'un algorithme combinée RANSAC-FMII ayant pour objectif de faciliter la recherche d'une transformation initiale idéale. Finalement, l'appariement explicite des segments servira au recalage fin, effectué grâce à l'algorithme FMII.

Les tests effectués confirment qu'une telle approche est fiable et robuste au bruit. En outre, rien n'empêche pas d'obtenir une solution précise même en présence de quelques faux positifs. Au contraire, ces paires seront traitées comme des observations supplémentaires dans le processus de minimisation. Par contre, seuls les petits angles de rotation sont autorisés afin de recaler les deux ensembles de segments. Cette restriction, du point de vue des applications prévues, n'est pas pertinente puisque les données traitées sont déjà géo-référencées dans un référentiel commun et doivent être seulement affinées.
Néanmoins, il faut souligner que le bruit affectant les extrémités de segments 3D peut provoquer des difficultés de convergence lors de l'optimisation de contraintes sur ces lignes. Ainsi, en l'absence de précision requise, le recalage basé sur les segments peut toujours servir à initialiser certains algorithmes de recalage.

Références

Al-Durgham M., Detchev I., Habib, A., 2011. *Analysis of Two Triangle-Based Multi-Surface Registration Algorithms of Irregular Point Clouds*. International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, XXXVIII-5/W12:61-66.

Alshawa M., 2006. *Consolidation des nuages de points en Lasergrammétrie Terrestre*. Thèse de doctorat, École Nationale Supérieure d'Architecture de Nancy.

Belton D., Mooney B., Snow T., Kwang-Ho B., 2011. *Automated Matching of Segmented Point Clouds to As-built Plans*. Proceedings of the Surveying & Spatial Sciences Biennial Conference, Wellington, New Zeland.

Besl P.J., McKay N.D., 1992. *A method for registration of 3-D shapes*. IEEE Transactions of Pattern Analysis and Machine Intelligence, 14(2):239-256.

Canaz S., Habib A., 2013.*Planar and linear feature-based registration of terrestrial laser scans with minimum overlap using photogrammetric data*. Proceedings of the 8th International Symposium on Mobile Mapping Technology, Tainan, Taiwan.

Chen J., Leung M.K., Gao Y., 2003. *Noisy logo recognition using line segment Hausdorff distance*. The Journal of the Pattern Recognition Society, 36:943-955.

Douadi L., 2006. *Contribution à l'étude du recalage de données 3D/couleur*. Thèse de doctorat, Université Montpellier II.

Gao Y., Leung M.K., 2002. *Line segment Hausdorff distance on face matching*. The Journal of the Pattern Recognition Society, 35:361-371.

Ghanma M., 2004. *Integration of Photogrammetry and LIDAR*. Thèse de doctorat, Université de Calagary, Canada.

Gressin A., Mallet C., Damantké J., David N., 2013. *Towards 3D lidar point cloud registration improvement using optimal neighborhood knowledge*. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 79:240-251.

Guerra C., Pascucci V., 1999. *On matching Sets of 3D Segments*. Proceedings of SPIE, 3811:157-167.

Habib A.F., Ghanma M.S., Tait M., 2004. *Integration of LIDAR and photogrammetry for close range applications*. Proceedings of the XXth ISPRS Congress, Istanbul, Turkey.

Huh Y., Yang S., Ga Ch., Yu K., Shi W., 2013. *Line segment confidence region-based string matching method for map conflation*. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 78:69-84.

Jaw J-J., Chuang T-Y., 2008. *Registration of ground-based LIDAR point clouds by means of 3D line features*. Journal of the Chinese Institute of Engineers, 31(6):1031-1045.

Kamgar-Parsi B., Kamgar-Parsi B., 1997. *Matching Sets of 3D Line Segments with Application to Polygonal Arc Matching*. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 19(10).

Kamgar-Parsi B., Kamgar-Parsi B., 2004. *Algorithms for Matching 3D Line Sets*. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 26(5):361-371.

Landes T., Grussenmeyer P., Boulaassal, H., 2011. *Les principes fondamentaux de la lasergrammétrie terrestre: acquisition, traitement des données* et applications. Revue XYZ, 129(4):25-38.

Latulippe M., 2013. *Calage robuste et accéléré de nuages de points en environnements naturels via l'apprentissage automatique*. Thèse de master, Université Laval, Québec, Canada.

Li W., Li X., Bian Y., Zhao H., 2012. *Multiple View Point Cloud Registration Based on 3D Lines*. Proceedings of the International Conference on Image Processing, Computer Vision & Pattern Recognition, Las Vegas, USA.

Paparoditis N., Papelard J-P., Cannelle B., Devaux A., Soheilian B., Nicolas N., Houzay E., 2012. *Stéréopolis II: A multi-purpose and multi-sensor 3D mobile mapping system for street visualization and 3D metrology*. Revue Française de Photogrammétrie et de Télédetection, 69-79 .

Poreba M., Goulette F., 2013. *Line segment-based approach for Accuracy Assessment of MLS point clouds in urban areas*. Proceedings of the 8th International Symposium on Mobile Mapping Technology, Tainan, Taiwan.

Renaudin E., Habib E., Kersting A.P., 2011.Feature-Based Registration of Terrestrial Laser Scans with Minimum Overlap Using Photogrammetric Data. ETRI Journal, 33(4):517-527.

Wang W., Lou A., Wang J., 2012. *The research of line matching algorithm under the improved homograph matrix constraint condition*. International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, XXXIX-B3:345-350.

Yao J., Ruggeri M.R., Taddei P., Sequeira V., 2010. *Robust range image registration using 3D lines*. Proceedings of the 17th International Conference on Image Processing, Hong Kong, China, 4321-4324.

Zhang Z., Faugeras O.D., 1991. *Determining motion from 3D Line Segment Matches: a comparative Study*. Journal Image and Vision Computing, 9(1):10-19.