

Détection et vectorisation automatique d'objets linéaires dans des nuages de points de voirie

■ Étienne BARÇON

Les techniques de cartographie mobile sont de plus en plus populaires car elles permettent d'effectuer des levés étendus et de qualité de manière rapide. Si la phase d'acquisition est considérablement réduite par rapport à des techniques conventionnelles, les données brutes sont volumineuses et longues à traiter. L'interprétation et la digitalisation des nuages de points sont en effet encore très manuelles et donc coûteuses en temps humain. L'objectif de cette étude est de proposer des outils automatisés qui permettent de réduire la durée nécessaire à la réalisation de ces tâches fastidieuses.

Contexte et objectifs de l'étude

Le recours aux dispositifs de cartographie mobile (*mobile mapping*) est de plus en plus courant, afin d'effectuer des levés étendus en très peu de temps. Ces méthodes permettent d'obtenir des nuages de points de qualité avec une précision de l'ordre de quelques centimètres. Dans le contexte routier de cette étude, l'utilisation d'un capteur embarqué sur un véhicule permet notamment d'acquérir les données de manière sécurisée en comparaison avec des techniques de levé plus classiques. Comme le scanner effectue un relevé systématique de l'ensemble de l'environnement dans lequel il évolue, les données sont cependant massives et peu ciblées. Les traitements à effectuer par rapport à un levé topographique conventionnel sont donc beaucoup plus importants.

L'interprétation et la digitalisation des données brutes que constitue le nuage de points sont encore très manuelles. Dans le contexte de cette étude par exemple, effectuer un inventaire de la signalisation horizontale et verticale nécessite de longues heures de travail pour un dessinateur.

Les outils, libres ou commerciaux, permettant de faciliter les étapes d'interprétation et de digitalisation sont

MOTS-CLÉS

Cartographie mobile, automatisation, nuage de points, vectorisation

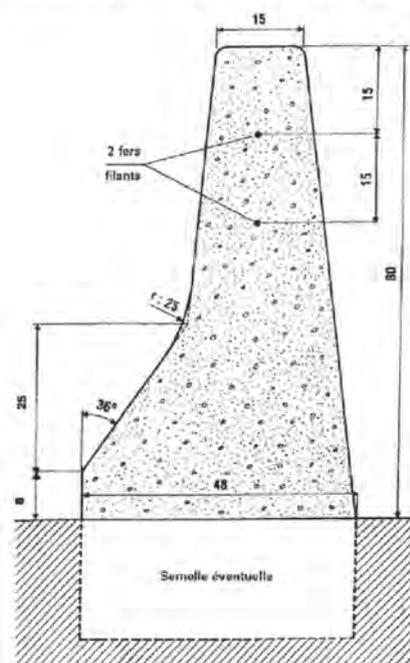
peu nombreux et peu automatisés. Les logiciels en question proposent des outils semi-automatisés d'aide au DAO qui nécessitent toujours l'initiative et le contrôle de l'utilisateur. En cela, ces derniers sont jugés insuffisamment automatisés.

Face à ce constat, cette étude a pour but de proposer des outils permettant de vectoriser de manière automa-

tique, certains objets présents dans des nuages de points autoroutiers. Il s'agit avant tout de remplacer le temps humain par du temps machine. L'objectif de cette étude est de détecter et de positionner les marquages au sol et les glissières de sécurité afin de les reporter ensuite sur un plan de manière automatique. Ces objets sont qualifiés de linéaires car ils sont présents de manière quasi continue sur toute la longueur de la chaussée. Les profils des glissières de sécurité les plus souvent rencontrées sur les autoroutes françaises sont montrés sur la *figure 1*.

La méthode doit notamment s'exécuter sans l'intervention d'un utilisateur et dans un temps raisonnable. La vectorisation doit permettre d'obtenir des polygones 3D décrivant les objets avec la même précision que celle obtenue par un dessinateur.

Glissière en Béton Armé (GBA)



Glissière métallique

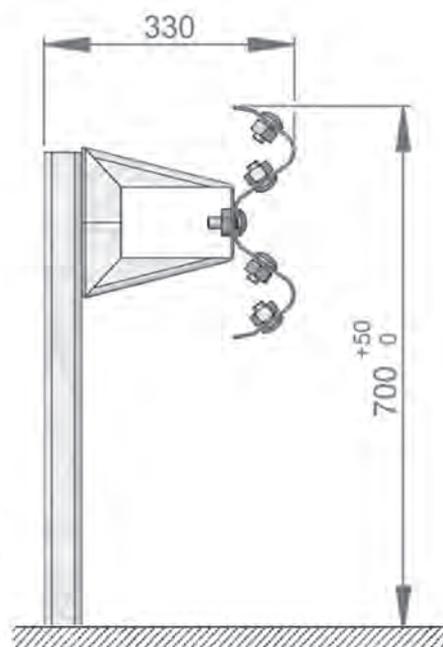


Figure 1. Profils des glissières de sécurité les plus courantes.

Données disponibles

Les nuages de points utilisés dans le cadre de cette étude ont été acquis par un dispositif de *mobile mapping* Riegl VMX-450 embarqué sur un véhicule. La densité moyenne de points obtenue est d'environ 2 300 points/m² au niveau des voies de circulation. Les nuages de points sont intégrés dans une base de données indexée spatialement. Ce choix permet notamment de pouvoir interroger des parties localisées du nuage de points sans avoir à ouvrir de volumineux fichiers. Les images panoramiques réalisées par le dispositif d'acquisition n'ont pas été exploitées.

Choix d'une approche

Afin de réaliser des traitements automatisés sur des nuages de points, il convient tout d'abord de structurer les données. En effet, un nuage de points brut se présente sous la forme d'une liste non ordonnée de points. On entend par là qu'il n'est pas possible d'établir d'hypothèse sur la position relative de deux entrées consécutives de la liste. Afin de pouvoir réaliser des traitements et être capable de reconnaître et segmenter des objets, il est pourtant nécessaire d'établir de telles relations. Cette opération de structuration consiste à définir des relations de proximité et de voisinage entre les points afin d'être à même d'appréhender la géométrie des objets décrits. Différentes approches sont proposées dans la littérature : structuration sous forme de graphes, de voxels (abréviation de *volume element*), d'images ou encore sous forme d'arbres hiérarchiques (*k-d-tree*). Ces différentes techniques présentent chacune leurs avantages et leurs inconvénients. À l'issue de cette étape, différentes approches sont également possibles. On distingue les approches dites "classiques", qui cherchent à extraire un type d'objet particulier dans le nuage de points : la chaussée, les bordures de trottoirs, les rails... et les approches systématiques qui consistent à attribuer une classe sémantique à chaque point du nuage. Ces dernières ont notamment recours aux techniques d'apprentissage automatique ou à

l'intelligence artificielle (IA). Le recours à l'IA s'effectue souvent par la mise en place de réseaux de neurones. Si l'emploi de ces derniers sur des images est une technique maintenant assez répandue, le traitement de nuages de points est quant à lui plus délicat. Comme déjà évoqué, le problème de structuration du nuage constitue un obstacle majeur. En effet, la structure régulière et la taille fixée d'une image permettent de définir aisément des relations de voisinage et des opérations de convolution permettant d'extraire des indices images. Dans le cas d'un nuage de points, ces assertions ne sont pas vérifiées. L'inhomogénéité de la densité de points complique également l'adaptation de l'opération de convolution à ce type de données. Même si de nombreux travaux de recherches sont menés à ce sujet, cette approche n'a pas été privilégiée.

Le choix s'est orienté vers une structuration des données sous forme d'images et l'utilisation d'outils de traitements dits classiques. Il s'agit de la structure la plus simple et pour laquelle les outils dédiés sont nombreux et éprouvés. Les nuages de points de voirie ne présentent pas de complexité particulière qui nécessiterait l'utilisation d'une structure plus complexe et calculatoire. En effet, les superpositions verticales d'objets sont très peu nombreuses dans le contexte autoroutier de cette étude. La conversion du nuage de points en

une image d'élévation n'altère pas de manière regrettable les données. Le choix d'une approche dite classique permet de pouvoir avoir la main sur les paramètres et la possibilité d'introduire des connaissances *a priori* sur les objets recherchés ce qui n'est pas vraiment possible en utilisant des réseaux de neurones.

Chaîne de traitement proposée

Le choix d'une approche image nécessite une discrétisation du nuage de points en différentes images contiguës. Cette opération est la seule qui doit être effectuée de manière manuelle avant de lancer le programme de détection automatique. L'utilisateur est invité dans un environnement AutoCAD, à visualiser le nuage de points, vue de haut et à définir les contours des images qui seront ensuite traitées automatiquement. Une fonction AutoCAD permet ensuite d'exporter les contours fermés obtenus afin de les rendre disponibles pour le programme de détection automatique. Cette opération permet à l'utilisateur d'optimiser la position et l'étendue des traitements à effectuer.

Les images doivent mesurer environ 100 m de longueur. Il s'agit de la longueur jugée optimale permettant de minimiser le nombre des images et le temps total de calculs d'après les tests effectués.

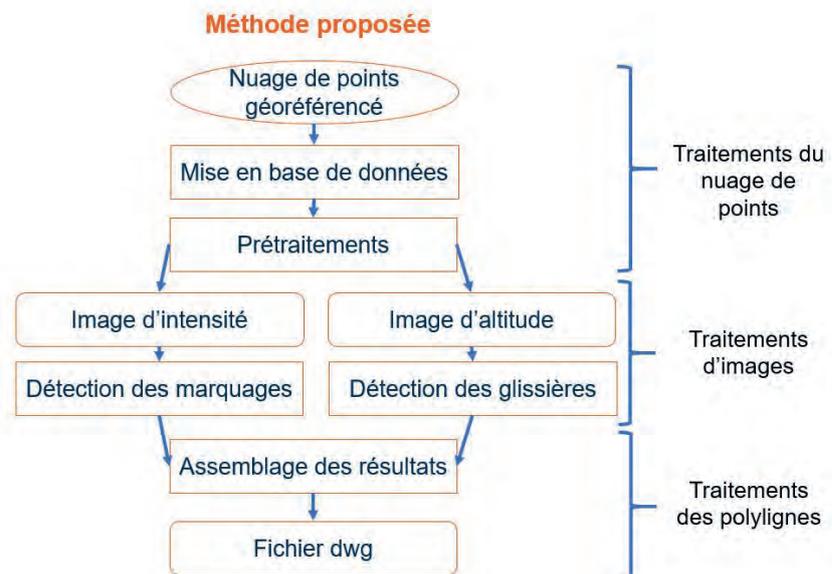


Figure 2. Schéma synthétique des traitements effectués.



La chaîne de traitement mise en place, telle que présentée *figure 2*, débute par une phase de prétraitement. Celle-ci a pour mission de discrétiser le nuage de points à partir des contours définis par l'utilisateur et de créer des images permettant ensuite d'effectuer la détection des objets.

Prétraitements : du nuage de points à des images

Cette première étape consiste à effectuer une requête spatiale dans la base de données de nuage de points. En réponse, le nuage de points correspondant aux contours préalablement définis est obtenu. Ce dernier est tout d'abord classifié à l'aide de l'algorithme *Cloth Simulation Filter* (Zhang et al., 2016). Cette technique permet de modéliser le niveau du sol. À partir de cette modélisation, les points se voient attribuer la classe sol, sursol ou sont supprimés. Les points du sol sont ceux présents au plus près de la modélisation obtenue. Les points attribués au sursol, parmi les points restants, sont ceux présentant une hauteur inférieure à 1,5 m par rapport au sol. Enfin, les points ayant une hauteur supérieure, qui par conséquent ne décrivent pas les objets recherchés, sont simplement supprimés.

Le nuage de points subit également une réorientation. Afin que l'axe de la route soit parallèle à la largeur de l'image, une rotation autour de l'axe Z est réalisée. L'orientation initiale de la route est déterminée à l'aide d'une analyse en composantes principales (ACP). À l'issue de cette opération, le nuage de points est orienté de manière à réduire au maximum la taille des futures images et par là même, la quantité de calculs.

La conversion du nuage de points en images s'effectue en projetant les deux sous-ensembles du nuage de points sur un plan par une projection verticale.

Les points de la classe sol sont convertis en une image d'intensité qui permettra dans la suite des traitements d'effectuer la détection et la vectorisation des marquages. La taille des pixels est de 2 cm. Les valeurs correspondent à la

valeur d'intensité retour, enregistrée par le scanner lors de l'acquisition.

Les points de la classe sursol sont quant à eux convertis en une image d'altitude, qui permettra la détection et la vectorisation des glissières de sécurité. La taille du pixel est de 1 cm. Les valeurs des pixels correspondent aux valeurs d'altitude minimales et maximales observées pour chaque position. Ces valeurs sont enregistrées dans deux canaux distincts.

Le choix d'une taille de pixel plus petite pour l'image d'altitude permet de limiter l'altération de la forme des objets liée à la discrétisation du nuage de points. En effet, plus la taille du pixel choisie est élevée, plus le profil des objets subit une généralisation. Ce phénomène n'a en revanche que très peu d'impact sur les formes des marquages, car ce sont des objets plans.

Ces deux images sont sauvegardées sous forme de fichiers à la fin de l'étape de prétraitement. Les traitements effectués ultérieurement sur celles-ci sont distincts et sont donc réalisés de manière indépendante. Les deux sections suivantes les décrivent.

Détection des marquages au sol

L'image d'intensité obtenue à l'issue des prétraitements contient un certain nombre de pixels sans données, car le nuage de points ne contenait pas d'information pour cette localisation. Une étape d'interpolation est effectuée afin de limiter le nombre de ces pixels. La technique du plus proche voisin est utilisée. Afin de limiter les calculs et ne pas trop extrapoler, un rayon maximal de recherche est fixé à 2 pixels (soit 4 cm). Les pixels ne possédant encore aucune valeur à l'issue de cette étape se voient attribuer une valeur par défaut. Cette valeur, obtenue de manière automatique à partir de l'histogramme de l'image, correspond à l'intensité du bitume. Ceci signifie qu'en l'absence de données, les pixels ne peuvent décrire un marquage au sol.

À l'issue de ces étapes préliminaires, tous les pixels de l'image d'intensité possèdent une valeur comme montré

en A sur la *figure 3*. Afin d'extraire la position des marquages, un seuillage de l'image est réalisé. L'intensité retour des marquages est en effet toujours supérieure à celle de l'enrobé. Comme la couleur de la chaussée n'est pas uniforme (différence de matériaux, d'exposition à la lumière...), la méthode employée est une méthode de seuillage adaptative (Bradley and Roth, 2007).

Cette opération terminée, une image binaire est obtenue. Les composantes connexes (CC), c'est-à-dire les ensembles contigus de pixels positifs obtenus sur cette image, décrivent majoritairement les pixels correspondant aux marquages. Différents traitements sont effectués pour réduire les faux positifs. Tout d'abord un filtrage basé sur des critères géométriques permet de supprimer les objets dont la forme est incompatible avec celle d'un marquage. Les critères utilisés sont génériques et ne consistent pas simplement à discriminer les objets par leur longueur ou largeur. En effet, différents types de marquages, tels que définis par la réglementation routière, peuvent être rencontrés. Ces différents types d'objets possèdent des géométries et des significations différentes. Les critères choisis sont donc plus généraux, basés sur la forme générale des objets, leur surface ou encore la régularité de leur contour. Des opérateurs de morphologie mathématique sont ensuite employés afin d'améliorer les contours des objets sélectionnés. Enfin, les composantes de grandes tailles (largeur supérieure à 50 cm et/ou longueur supérieure à 4 m) sont découpées en éléments dont la longueur maximale est de 1 m. Cette opération permet de mieux appréhender ces grands objets lors de la phase suivante de vectorisation. Dans l'hypothèse où une partie d'une composante connexe ne décrirait pas correctement un marquage, le fait de découper celle-ci va permettre de mieux appréhender les parties non altérées. Cette approche est inspirée de la stratégie "diviser pour mieux régner". L'image ainsi améliorée est présentée en B sur la *figure 3*.

Suite à ces opérations, les composantes connexes sont considérées comme définitives. Chacune est supposée décrire un marquage.



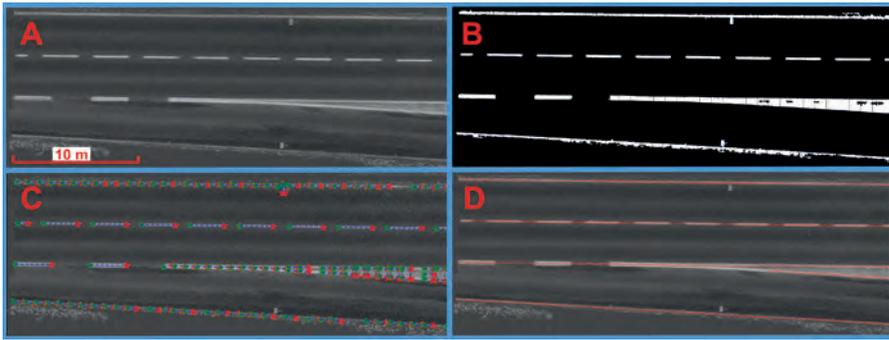


Figure 3. Différentes phases durant l'extraction et la vectorisation des marquages. A : Image d'intensité mise en forme pour le seuillage, B : Image seuillée après filtrages, C : Vectorisation des marquages détectés, D : Vectorisation finale des voies de circulation.

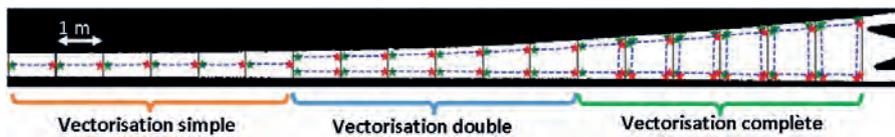


Figure 4. La vectorisation s'adapte à la forme des composantes connexes.

La vectorisation consiste ensuite, dans la majorité des cas, à modéliser les CC (composante connexe) par des droites (vectorisation simple sur la *figure 4*). Cette opération s'effectue en considérant chacun des pixels d'une CC comme une observation, un point avec des coordonnées x et y dans le plan. La modélisation s'effectue en ajustant ces points avec l'équation d'une droite. L'ajustement s'effectue par les moindres carrés ou par la méthode RANSAC¹ lorsque la forme des CC est irrégulière. L'ajustement robuste RANSAC permet en effet de détecter les éventuels éléments aberrants et ainsi d'obtenir une modélisation plus satisfaisante. Un exemple de résultat est montré en C sur

¹ RANdom SAmples Consensus

la *figure 3*. Les segments vectorisés en bleu débutent par une étoile verte et se terminent par une étoile rouge.

La vectorisation des marquages ayant une largeur supérieure à 50 cm est différente. Elle consiste à modéliser les contours extérieurs du marquage et non son axe. Cette procédure spécifique permet à l'algorithme d'être à même de vectoriser par exemple, et comme présenté sur la *figure 4* (vectorisation double et complète), les marquages séparant la voie principale des voies d'insertion et de décélération.

Les lignes décrivant les marquages individuels sont ensuite reliées afin de reconstruire les voies de circulation comme montré en D sur la *figure 3*. Cette opération est effectuée à l'aide

d'un algorithme d'assemblage basé sur des critères géométriques. Ces critères sont principalement basés sur la position et l'orientation relative entre les lignes. Des valeurs limites permettent de réduire le nombre de combinaisons possibles. Une fonction de coût permet ensuite de classer l'ensemble des associations encore possibles. C'est lors de cette étape que les lignes inutiles de la vectorisation complète (*figure 4*) sont supprimées.

Une dernière étape consiste à effectuer des vérifications géométriques. Il s'agit notamment de vérifier que les différentes lignes obtenues ne se superposent pas et, le cas échéant, de résoudre le conflit entre les lignes.

Enfin, les polygones obtenues sont sauvegardées dans des fichiers temporaires en attendant la phase finale d'assemblage des résultats.

Détection des glissières métalliques

La première étape consiste à effectuer une première vectorisation 2D (dans le plan XOY) des objets linéaires présentant une amplitude verticale.

Pour ce faire, on exploite le fait que les points qui décrivent des surfaces verticales dans le nuage de points vont générer, après avoir projeté le nuage sur une image, des zones de densité plus élevée sur l'image (*figure 6*). Ces zones sont ensuite vectorisées sous forme de polygones, de manière similaire à celle présentée pour les composantes connexes des marquages.

Ensuite, afin de gérer les éventuelles occlusions et différences de densité présentes dans le nuage de points, un algorithme tente de prolonger les fragments de lignes obtenus afin d'augmenter l'exhaustivité de la détection. Ce programme fonctionne de manière séquentielle, de proche en proche et est inspiré de l'algorithme de croissance de région.

Le long des polygones obtenues et comme présenté de manière schématique sur la *figure 5*, des profils sont extraits de manière régulière. Ceux-ci sont ensuite utilisés afin de détermi-

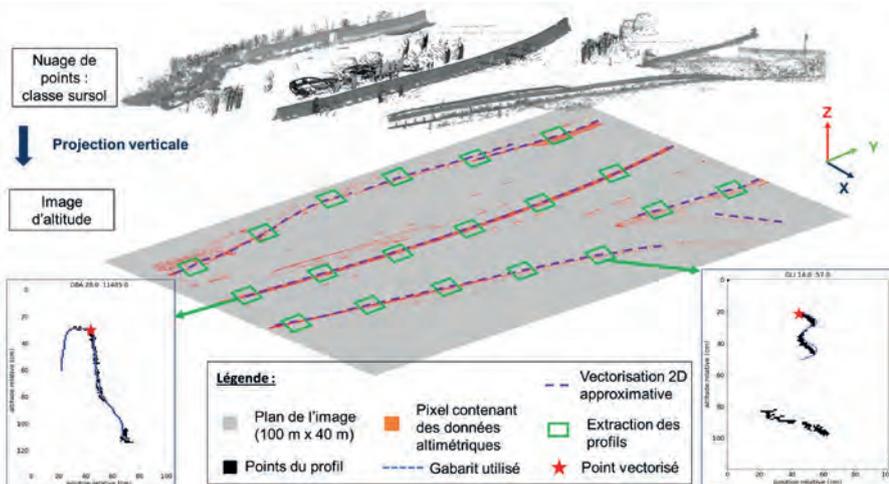


Figure 5. Représentation schématique de la projection du nuage de points sur un plan.

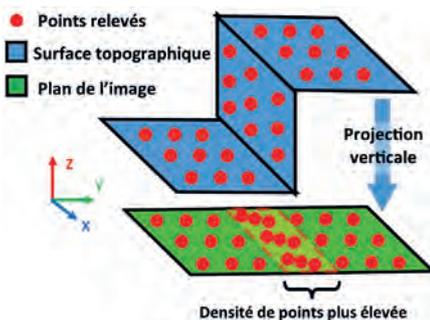


Figure 6. Représentation schématique des traitements effectués pour extraire et vectoriser les glissières de sécurité sur une image d'altitude.

ner la nature de l'objet en question et d'effectuer une vectorisation 3D. L'extraction des profils s'effectue sur plusieurs lignes de pixels voisines afin de disposer de suffisamment de points pour appréhender la géométrie de l'objet.

L'identification et la vectorisation des profils sont réalisées à l'aide d'une opération de corrélation croisée normalisée. Une bibliothèque de profils connus est exploitée afin de reconnaître la nature de l'objet présent sur le profil. Une fois la nature de l'objet identifiée, la position d'un point précis est identifiée sur le profil, ce point est donc vectorisé en 3D. L'utilisation de la corrélation croisée permet notamment d'effectuer la vectorisation sur un profil même incomplet de l'objet rendant ainsi le programme plus robuste.

Comme les profils sont réalisés de manière régulière sur l'image, le fait de relier les différents points obtenus permet d'obtenir des polygones 3D décrivant les objets recherchés.

Comme pour les marquages au sol, des vérifications géométriques sont opérées afin de gérer les éventuelles superpositions de lignes obtenues. Les polygones sont sauvegardés dans des fichiers temporaires avant l'étape d'assemblage finale.

Assemblage des résultats

La phase finale de l'algorithme s'effectue une fois que l'ensemble des images créées lors de la phase de prétraitement ont été traitées. Elle consiste à assembler les résultats partiels obtenus

sur les différentes images. Il s'agit concrètement de joindre les différentes polygones partielles obtenues sur les images de 100 m de longueur afin d'obtenir des polygones globales pour l'ensemble du nuage de points traité. Cet assemblage géométrique s'effectue de manière similaire à celle présentée pour l'assemblage des marquages. L'export s'effectue ensuite au format dxf afin de pouvoir poursuivre le dessin dans un logiciel de DAO.

Résultats obtenus

Les polygones obtenues de manière automatique sont comparées à une vectorisation manuelle effectuée par un dessinateur. Ces données, considérées comme des données de référence sont disponibles uniquement en 2D. Afin d'évaluer les résultats de l'algorithme, une première étude quantitative a été réalisée.

Pour ce faire, chaque polygone à évaluer est décomposée en éléments de longueur infinitésimale. Pour chacun d'entre eux, la distance avec la polygone de référence est calculée. Chaque élément unitaire est ensuite classé dans les différentes classes de précision comme présenté dans le *tableau 1*. Pour chaque classe de tolérance (T), il est ensuite possible de calculer les valeurs de rappel (R), précision (P) et le F-Score (FS) utilisés de manière usuelle pour décrire les résultats d'un algorithme de détection automatique. Le rappel quantifie l'exhaustivité de la détection et la précision décrit la capacité à ne détecter

que les objets recherchés. Le F-Score, combine les deux notions. Les résultats obtenus sont présentés dans le *tableau 1*. Les valeurs renseignées dans ce tableau correspondent à des valeurs moyennes obtenues pour différents jeux de données test pour une longueur linéaire totale de 14 km pour les marquages et de 10 km pour les glissières de sécurité. Les nuages de points utilisés correspondent à des autoroutes 2x2 voies, 2x3 voies, en lignes droites comme en courbe. La détection des marquages a également été effectuée dans un tunnel d'une longueur d'un kilomètre.

On observe une diminution des scores pour des faibles valeurs de tolérance. Ceci signifie que les objets sont correctement détectés, mais que la vectorisation de ces objets ne correspond pas aux données de référence. Les valeurs de rappel sont supérieures à 80 % pour l'ensemble des objets pour une tolérance supérieure ou égale à 10 cm. Ces valeurs diminuent fortement pour une valeur de tolérance de 3 cm. Seulement 66 % des marquages et 49 % des glissières de sécurité sont vectorisés avec une précision inférieure à 3 cm par rapport aux données de référence sur les jeux de données test.

L'étape de vectorisation des objets doit donc être améliorée afin de pouvoir prétendre égaler la vectorisation manuelle d'un dessinateur. La vectorisation peut échouer ou s'avérer imprécise lorsque les objets ne correspondent pas exactement aux gabarits connus.

Concernant les glissières, les zones de transition entre une glissière métallique et une glissière en béton sont difficilement gérées par le programme, notamment les zones où les deux types sont présents de manière simultanée.

Une seconde étape d'évaluation, qualitative cette fois, a consisté à visualiser le nuage de points et les polygones obtenus afin d'évaluer l'altitude des polygones. Les polygones observés ont une position altimétrique satisfaisante lorsque la position planimétrique l'est également. Ce constat n'est pas étonnant car la digitalisation s'effectue

Objet	T (cm)	35	25	10	5	3
Marquages	R (%)	97	96	92	84	67
	P (%)	94	94	90	82	66
	FS (%)	95	95	91	83	66
Glissières Métalliques	R (%)	83	82	78	69	53
	P (%)	73	72	68	60	46
	FS (%)	77	76	73	64	49
Glissières béton armé	R (%)	92	91	88	74	50
	P (%)	86	86	83	70	48
	FS (%)	89	82	85	72	49

Tableau 1. Résultats quantitatifs.

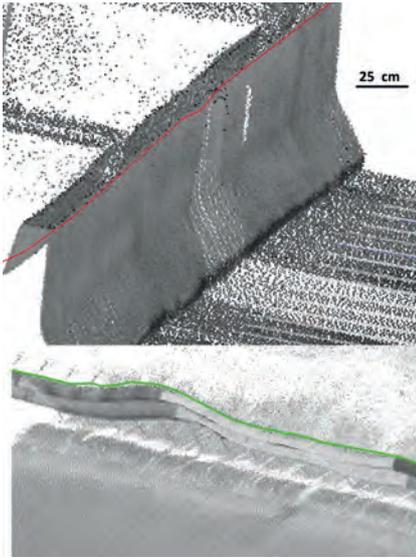


Figure 7. Visualisation 3D des résultats
En haut : glissière en béton armé, vectorisation automatique en rouge.
En bas : Glissière métallique accidentée, vectorisation automatique en vert.



en 3D en une seule étape. La position altimétrique des polygones est conforme, à une erreur correspondante au bruit de mesure (inférieur à 2 cm), dans la grande majorité des situations. Cette étude permet également de montrer que le programme parvient à vectoriser assez finement les glissières de sécurité, même lorsqu'elles ont été accidentées et présentent donc des trajectoires "chaotiques" (figure 7). Ce phénomène est même préjudiciable vis-à-vis de l'évaluation quantitative. En effet, le dessinateur lisse et simplifie ces variations parasites et inutiles lorsqu'il vectorise le nuage de points, ce qui n'est pas le cas du programme.

Concernant la vitesse de traitement, la vitesse d'exécution de bout en bout est comprise entre 0,5 et 1 km/h. Les vitesses d'exécution des différentes étapes sont présentées dans le tableau 2. La phase de prétraitement, initialement la plus coûteuse a fait l'objet d'une optimisation en parallélisant certains processus. Les autres étapes n'ont pas été optimisées.

Perspectives d'amélioration

Les perspectives sont nombreuses concernant ce travail. Des améliorations doivent être apportées durant les

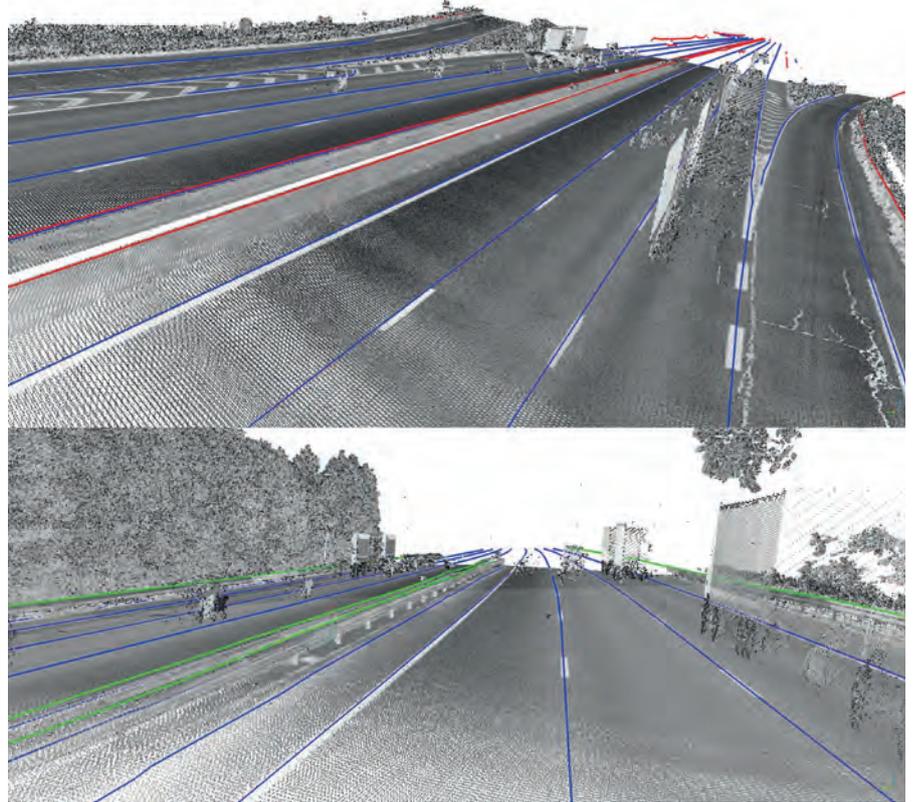


Figure 8. Visualisation 3D des résultats.

Opération	Mise en base BD	Prétraitements	Dét. Marquages	Dét. Glissières
Vitesse estimée (km/h)	1,5	3,4	1,9	2,6

Tableau 2. Vitesses d'exécution des calculs.

étapes de reconnaissance des objets et de vectorisation. La gestion automatique des conflits et intersections de lignes est délicate et nécessiterait des améliorations.

Le programme pourrait être généralisé à d'autres objets comme les murs et les bordures de trottoirs, en ajoutant ceux-ci à la bibliothèque d'objets connus. Pour l'instant, ces objets sont considérés comme de faux positifs par l'algorithme.

À plus long terme, une généralisation de l'algorithme dans un environnement urbain pourrait être réalisée. ●

Contact

Étienne BARÇON
etienne.barcon@gmail.com

Bibliographie

Bradley, D. and Roth, G. (2007) 'Adaptive Thresholding using the Integral Image', Journal of Graphics Tools, 12(2), pp. 13-21. doi: 10.1080/2151237x.2007.10129236.

Zhang, W. et al. (2016) 'An easy-to-use airborne LiDAR data filtering method based on cloth simulation', Remote Sensing, 8(6), p. 501. doi: 10.3390/rs8060501.

ABSTRACT

This paper presents an automatic detection and vectorization method for markings and guardrails in a highway environment from point cloud data. The presented method relies primarily on image processing tools. The point cloud is rasterized into intensity and elevation images by a vertical projection. Ground markings detection is performed by thresholding the intensity images. Guardrail detection is performed in two steps, a research of linear objects in 2D and then a 3D vectorization from profiles is achieved using the altitude images. The results are already convincing but can be improved. The described method can be generalized to other objects, like walls or curbs.