

DESOCULTATION DE NUAGE DE POINTS LIDAR EN TOPOLOGIE CAPTEUR

Pierre BIASUTTI^{1,2}, Jean-François AUJOL¹, Mathieu BRÉDIF³, Aurélie BUGEAU²

¹Université de Bordeaux, IMB, CNRS UMR 5251, INP, 33400 Talence, France.

²Université de Bordeaux, LaBRI, CNRS UMR 5800, 33400 Talence, France.

³Université Paris-Est, LASTIG MATIS, IGN, ENSG, F-94160 Saint-Mandé, France.

pierre.biasutti@labri.fr

Résumé – Ce travail présente une nouvelle méthode pour la désocultation d’objets mobiles dans des scènes 3D LIDAR acquises par des dispositifs de scan urbains. Ce problème est généralement traité directement dans l’espace 3D. Cet article propose une approche alternative qui repose sur une représentation 2D en topologie capteur du nuage de points 3D. Cette image est ensuite segmentée par une méthode basée histogramme afin d’extraire le masque des objets à supprimer. Enfin, une méthode d’inpainting variationnel est utilisée pour supprimer ces objets.

Abstract – This work proposes a novel approach for the disocultation of mobile objects in 3D LIDAR scenes acquired via MMS. Although this work is often treated in the 3D space, our method offers to deal with it using a simplified representation of the point cloud known as range image. The range image is segmented using histograms. Then, it is inpainted using a variational method with an horizontal prior in the scene.

1 Introduction

Les nouvelles méthodes de levé laser mobile ont rencontré un fort succès ces dernières années. En effet, les capteurs 3D embarqués permettent désormais l’acquisition de scènes urbaines complètes avec une très grande précision. Ces systèmes sont largement utilisés pour diverses applications (étude urbaine, modélisation urbaine) et permettent l’acquisition de l’environnement urbain. Cependant, ces systèmes font souvent l’acquisition d’objets mobiles de la scène (e.g. objets qui ne sont pas présents en permanence) comme les voitures, les piétons, etc. Ces objets mobiles masquent certaines structures urbaines du fait que le faisceau du capteur ne traverse pas les surfaces opaques. Ces artefacts peuvent s’avérer perturbants pour la visualisation et compromettent la fusion entre des données optiques et le nuage de points. De ce fait, la segmentation et la désocultation de ces objets permettent de résoudre ces problèmes.

La segmentation de nuage de points a fait le sujet de plusieurs travaux ces dernières années. Trois types de méthodes existent : basée-géométrie [12, 16, 15], statistiques [10, 18, 5] ou basée sur une représentation simplifiée du nuage de points [14, 1]. Bien que fonctionnelles, ces méthodes peinent à segmenter correctement des objets dont les échelles sont différentes.

Nous nous intéressons ici à une représentation simplifiée du nuage de points 3D en topologie capteur. Cette représentation permet d’associer une image 2D où chaque pixel correspond à un point du nuage de points et dont l’intensité représente un canal du LIDAR. Cette représentation permet d’aborder les pro-

blèmes de segmentation et de désocultation à partir des nombreux travaux effectués ces dernières années en traitement de l’image.

La désocultation de nuage de points 3D n’a été que partiellement étudiée [17, 2], pour des nuages de points complets. Pour les images 2D, les méthodes de désocultation classiques se découpent en deux catégories : l’inpainting basé exemples ([8] ainsi que [6, 13]) et l’inpainting variationnel ([7, 4]).

Cet article présente une nouvelle méthode pour la désocultation de nuage de points LIDAR. La première contribution de ce travail est une méthode de segmentation automatique basée histogramme de profondeur en topologie capteur. La seconde contribution est une méthode variationnelle pour la désocultation d’un nuage de points en s’appuyant sur la topologie capteur et sur un a priori d’horizontalité de la scène, sans informations de texture ou de couleur.

2 Méthodologie

Les étapes principales de ce travail, du nuage de points initial au résultat final, sont présentés dans la Figure 1. Chacune de ces étapes est détaillée dans la suite de cette section.

2.1 Image de profondeur et topologie capteur

Ce travail repose essentiellement sur une représentation simplifiée du nuage de points LIDAR appelée carte de profondeur. Les capteurs LIDAR 3D modernes produisent des nuages de points qui sont organisés selon une grille d’acquisition 2D im-



FIGURE 1. Vue d'ensemble de la méthode proposée.

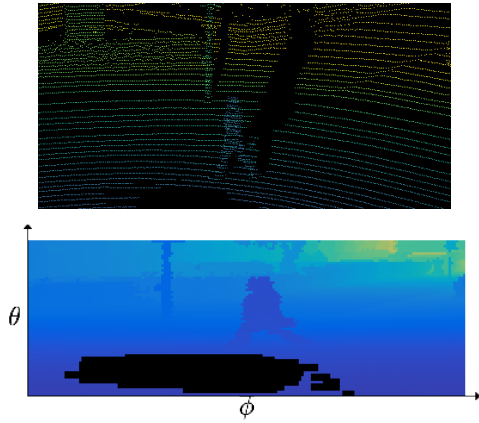


FIGURE 2. Exemple de nuage de points du jeu de données KITTI [11] (haut) transformé en carte de profondeur (bas). Les zones sombres correspondent à des pulsions sans retours du capteur LIDAR.

plicité. Cependant, la topologie capteur 2D qu'offrent ces capteurs est rarement utilisée. Les données LIDAR sont habituellement ordonnées le long de lignes d'acquisitions qui définissent la première dimension de la topologie capteur. Chaque point est alors lié au point précédent et au point suivant dans l'acquisition. La plupart des capteurs modernes ordonnent aussi chaque ligne d'acquisition les unes après les autres, ce qui définit la seconde dimension de la topologie capteur.

Les capteurs LIDAR émettent généralement un nombre constant H de pulsions par ligne d'acquisition (ou par tour pour les capteurs 360 degrés) ce qui permet d'organiser les mesures de profondeur dans une image de taille $W \times H$ où W est le nombre de lignes d'acquisitions consécutives. L'intensité en chaque pixel est ensuite définie comme une des modalités du LIDAR, ici la profondeur. Cette représentation est illustrée Figure 2.

Bien que les pulsions LIDAR soient émises de façon régulière, certaines pulsions n'enregistrent pas d'écho. Ce phénomène apparaît notamment sur les surfaces réfléchissantes ou lorsque qu'aucun objet ne fait obstacle (e.g. ciel). De ce fait, la topologie capteur permet de représenter le nuage de point sous la forme d'une image non-dense : certains pixels n'ont pas de mesure.

Dans les sections suivantes, la carte de profondeur en topologie capteur est notée u^R .

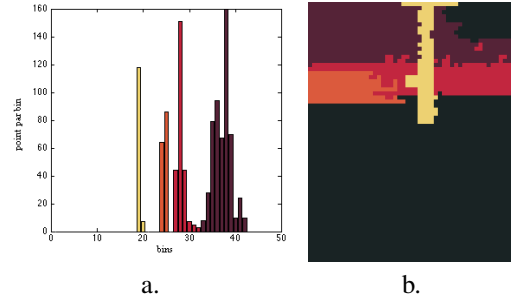


FIGURE 3. Résultat de la segmentation d'histogramme [9]. (a) l'histogramme segmenté (bins de 50cm), (b) le résultat dans la carte de profondeur avec les mêmes couleurs.

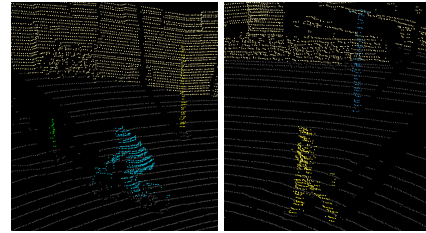


FIGURE 4. Exemple de segmentation de nuage de points par notre méthode sur différentes scènes.

2.2 Segmentation du nuage de points

Dans cette section, nous proposons une méthode de segmentation basée histogramme de profondeur. Pour simplifier le problème, nous considérons que le sol de la scène est relativement plat et nous retirons les points du sol par estimation de plan.

Au lieu de segmenter toute la carte de profondeur u^R directement, nous découpons premièrement celle-ci en S fenêtres $u_s^R, s = 1 \dots S$ de taille $W_s \times H$ le long de la dimension la plus grande. Pour chaque u_s^R , un histogramme de profondeur h_s avec B bins est calculé. Cet histogramme est ensuite segmenté automatiquement en classes C_s par la méthode a contrario présentée dans [9]. Cette technique présente l'avantage de segmenter un histogramme 1D sans aucun a priori sur la distribution des données ou sur le nombre d'objets. Un exemple de segmentation d'histogramme est montré Figure 3.

Une fois les histogrammes des fenêtres calculés, nous fusionnons les classes qui correspondent ensemble en mesurant la distance entre chacun de leurs centroïdes. Nous définissons C_s^i le centroïde de la $i^{\text{ème}}$ classe C_s^i de l'histogramme h_s de la fenêtre u_s^R . La distance entre les centroïdes de deux classes C_s^i et C_r^j de deux fenêtres consécutives est alors définie :

$$d(C_s^i, C_r^j) = |C_s^i - C_r^j|. \quad (1)$$

Enfin, un simple seuillage sur la distance entre les centroïdes permet de décider si deux classes doivent être fusionnées. Le résultat de cette segmentation est montré Figure 4.

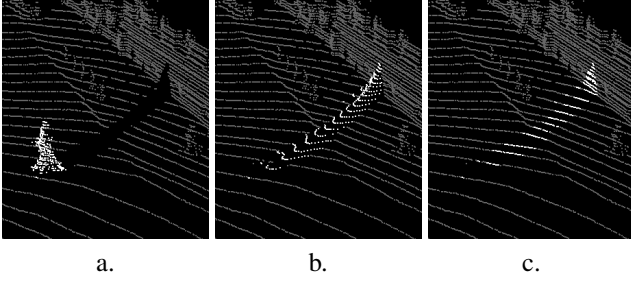


FIGURE 5. Comparaison entre différentes méthodes de désoccultation. (a) nuage de points initial (les points blancs sont à reconstruire), (b) désoccultation Gaussienne, (c) désoccultation avec notre méthode.

2.3 Désoccultation

La technique de segmentation présentée ci-dessus permet la sélection des objets et des zones à reconstruire. Différentes méthodes d’inpainting de carte de profondeur ont déjà été proposées par le passé [3]. Cependant, ces méthodes impliquent de coupler l’information de profondeur avec une autre modalité (i.e. : optique). La diffusion Gaussienne est une méthode d’inpainting simple basée sur la résolution d’une équation aux dérivées partielles (EDP) :

$$\begin{cases} \frac{\partial u}{\partial t} - \Delta u = 0 \text{ in } \Omega \times (0, T) \\ u(0, x) = u_0(x) \text{ in } \Omega, \end{cases} \quad (2)$$

avec u une image définie sur Ω , t le pas de temps et Δ l’opérateur Laplacien. Comme la diffusion est isotrope, le résultat produit par cette méthode est souvent très lisse et manque de cohérence comme montré Figure 5.b.

Dans le milieu urbain, les structures masquées par des objets mobiles ont tendances à évoluer de manière continue horizontalement. De ce fait, nous proposons une modification de l’équation (2) qui inclut cet a priori. Nous définissons le vecteur unitaire $\vec{\eta}$ en chaque pixel dont la direction suit le plan horizontal de la scène. Nous cherchons ensuite à étendre les courbes de niveau de u le long du vecteur $\vec{\eta}$. Ce problème peut être exprimé avec la contrainte suivante : $\langle \nabla u, \vec{\eta} \rangle = 0$. On peut en déduire l’énergie $F(u) = \frac{1}{2} (\langle \nabla u, \vec{\eta} \rangle)^2$. La désoccultation est donc calculée comme la solution du problème de minimisation $\inf_u F(u)$. Cette minimisation peut être calculée par descente de gradient. Dans un environnement continu, on peut donc définir le modèle suivant :

$$\begin{cases} \frac{\partial u}{\partial t} - u_{\vec{\eta}\vec{\eta}} = 0 \text{ in } \Omega \times (0, T) \\ u(0, x) = u_0(x) \text{ in } \Omega. \end{cases} \quad (3)$$

On rappelle que $\Delta u = u_{\vec{\eta}\vec{\eta}} + u_{\vec{\eta}^T \vec{\eta}^T}$, où $\vec{\eta}^T$ est un vecteur unitaire orthogonal à $\vec{\eta}$. De ce fait, l’équation (3) peut être perçue comme une adaptation de la diffusion Gaussienne (2) qui respecte l’a priori de diffusion dans la direction de $\vec{\eta}$.

La Figure 5 montre une comparaison entre le résultat de la diffusion Gaussienne et celui de notre modèle. La diffusion Gaussienne provoque un lissage trop fort alors que notre méthode donne un résultat plus plausible.

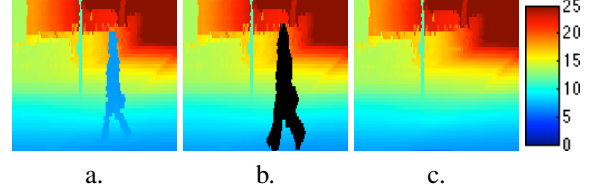


FIGURE 6. Résultat de la désoccultation d’un piéton dans une carte de profondeur. (a) la carte de profondeur initiale, (b) la segmentation du piéton (dark), (c) la désoccultation. L’échelle de profondeur est donnée en mètres.

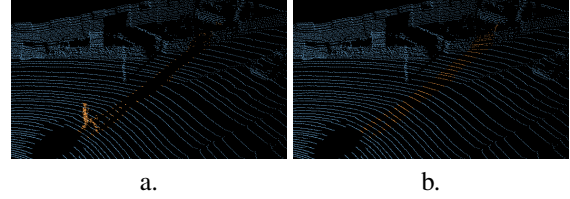


FIGURE 7. Résultat de la désoccultation d’un piéton visualisé en 3D. (a) le masque du piéton, (b) la reconstruction finale.

2.4 Re-projection 3D

Après la segmentation et la désoccultation, la carte de profondeur doit être reprojétée dans l’espace 3D. Pour chaque point p_i du nuage de points original, on définit p_i^o et p_i^e le point d’origine et le point d’écho de p_i respectivement. On note $d_{orig}(p_i)$ la profondeur initiale et $d_{rec}(p_i)$ la profondeur après désoccultation pour chaque point p_i . Les nouvelles coordonnées 3D de chaque point sont obtenues de la manière suivante :

$$p_i^{final} = p_i^o + (p_i^e - p_i^o) \times \frac{d_{rec}(p_i)}{d_{orig}(p_i)}. \quad (4)$$

3 Résultats

3.1 Analyse qualitative

Un premier résultat est montré Figure 6. Ce nuage de points provient du jeu de données KITTI [11] et correspond à $\approx 10^6$ points. La Figure 6.a montre la carte de profondeur initiale. Dans la Figure 6.b, la zone sombre correspond à la segmentation de l’objet (ici, piéton) dans la carte de profondeur. Cette segmentation sert de masque pour la procédure de désoccultation. La Figure 6.c montre la carte de profondeur après désoccultation. On constate que la désoccultation réussit très bien à reconstruire la zone segmentée de manière visuellement plausible.

Dans cette scène, $\vec{\eta}$ a une direction très proche de l’axe x de la carte de profondeur, et le nuage de point est acquis via un capteur panoramique. Ainsi, la cohérence de la reconstruction peut être vérifiée par la continuité des lignes d’acquisition à travers la zone à reconstruire. La Figure 7 montre une visualisation 3D du résultat de notre méthode sur la même scène que précédemment. On constate que les lignes d’acquisition sont bien connectées à travers l’occultation.

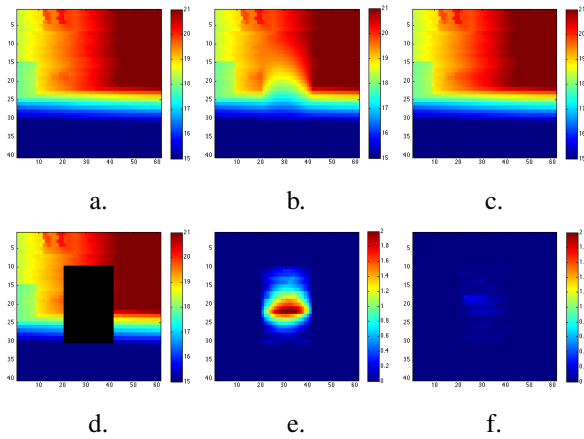


FIGURE 8. Exemple de résultat obtenu pour l’analyse quantitative. (a) vérité-terrain, (d) l’occultation simulée, (b) et (c) les résultats après diffusion Gaussienne et notre modèle respectivement, (e) et (f) les différences absolues de la vérité-terrain par rapport aux deux reconstructions respectivement.

TABLE 1. Comparaison des MAE (Mean Absolute Error) moyenne sur la reconstruction des zones occultées.

	Gaussienne	Modèle proposé
MAE moyenne (m)	0.591 ± 0.143	0.0279 ± 0.0232

3.2 Analyse quantitative

Nous proposons ici une analyse quantitative de notre modèle de désoccultation à partir du jeu de données KITTI. La procédure consiste en la suppression de différentes zones de plusieurs nuages de points afin de les reconstruire via notre modèle et via la diffusion Gaussienne. Ainsi, les nuages de points initiaux peuvent servir de vérités terrain. La taille des zones correspond à une approximation de la taille d’un piéton à 8 mètres du capteur ($20 \times 20px$ dans la carte de profondeur).

Ce test a été effectué sur 20 nuages de points dans lesquels des zones ont été retirée puis reconstruite. La MAE (Mean Absolute Error) a été calculée entre chaque reconstruction (Gaussienne et notre modèle) et la vérité-terrain. Le tableau 1 résume les résultats de cette expérimentation. On constate que notre méthode améliore sensiblement la qualité des résultats par rapport à la diffusion Gaussienne, avec une MAE moyenne inférieure à 3cm.

4 Conclusion

Cet article présente une nouvelle approche pour la segmentation et la désoccultation d’objets dans des nuages de points 3D acquis par système mobiles. Ce modèle tire parti d’une représentation simplifiée du nuage de points appelée carte de profondeur. Nous proposons aussi l’amélioration d’une méthode d’inpainting variationnelle classique qui intègre un a priori sur la nature des données à traiter. Différents résultats ont été pré-

sentés attestant de la validité de notre modèle.

Bien que la qualité générale des reconstructions soit largement acceptable, notre modèle peut faillir dans certains cas spécifiques. En effet, l’étape de segmentation nécessite le retrait du sol de la scène. Si cette étape échoue, la qualité de la reconstruction peut être affectée. D’autre part, la reconstruction de très grands objets (bâtiments, maisons) peut amener un trop fort lissage du nuage de points.

A l’avenir, nous souhaitons nous concentrer sur l’amélioration de notre modèle pour intégrer plus d’informations sur le voisinage de la structure à reconstruire en utilisant des méthodes variationnelles ou basées patch.

5 Remerciements

Ce travail a bénéficié d’une aide de l’état gérée par l’Agence Nationale de la Recherche au titre de l’ANR GOTMI (ANR-16-CE33-0010-01). J-F. Aujol est membre de l’institut Universitaire de France.

Références

- [1] R. Achanta, A. Shaji, K. Smith, A. Lucchi, P. Fua, and S. Süsstrunk. SLIC superpixels compared to state-of-the-art superpixel methods. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 34, 2012.
- [2] J. Becker, C. Stewart, and R. J. Radke. LIDAR inpainting from a single image. In *IEEE Int. Conf. on Computer Vision*, 2009.
- [3] M. Bevilacqua, J-F. Aujol, P. Biasutti, M. Brédif, and A. Bugeau. Joint inpainting of depth and reflectance with visibility estimation. *IJPRS*, 2017.
- [4] K. Bredies, K. Kunisch, and T. Pock. Total generalized variation. *SIAM Journal on Imaging Sciences*, 3, 2010.
- [5] M. Brédif, B. Vallet, and B. Ferrand. Distributed dimensionality-based rendering of LIDAR point clouds. *International Arch. of the Photogr., Remote Sens. and Spatial Inf. Sci.*, 40, 2015.
- [6] P. Buysens, M. Daisy, D. Tschumperlé, and O. Lézoray. Exemplar-based inpainting : Technical review and new heuristics for better geometric reconstructions. *IEEE Trans. on Image Processing*, 24, 2015.
- [7] A. Chambolle and T. Pock. A first-order primal-dual algorithm for convex problems with applications to imaging. *Jour. of Math. Imag. and Vis.*, 40(1), 2011.
- [8] A. Criminisi, P. Pérez, and K. Toyama. Region filling and object removal by exemplar-based image inpainting. *IEEE Trans. on Image Processing*, 13, 2004.
- [9] J. Delon, A. Desolneux, J-L. Lisani, and A. B. Petro. A nonparametric approach for histogram segmentation. *IEEE Trans. on Image Processing*, 16, 2007.
- [10] J. Demantke, C. Mallet, N. David, and B. Vallet. Dimensionality based scale selection in 3D LIDAR point clouds. *International Arch. of the Photogr., Remote Sens. and Spatial Inf. Sci.*, 38, 2011.
- [11] A. Geiger, P. Lenz, C. Stiller, and R. Urtasun. Vision meets robotics : The KITTI dataset. *International Journal of Robotics Research*, 2013.
- [12] J. Huang and C-H. Menq. Automatic data segmentation for geometric feature extraction from unorganized 3D coordinate points. *IEEE Trans. on Robotics and Automation*, 17, 2001.
- [13] L. Lorenzi, F. Melgani, and G. Mercier. Inpainting strategies for reconstruction of missing data in VHR images. *IEEE Trans. on Geo. and Remote Sens.*, 8, 2011.
- [14] J. Papon, A. Abramov, M. Schoeler, and F. Worgotter. Voxel cloud connectivity segmentation-supervoxels for point clouds. In *IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2013.
- [15] T. Rabbani, F. Van Den Heuvel, and G. Vosselmann. Segmentation of point clouds using smoothness constraint. *International Arch. of the Photogr., Remote Sens. and Spatial Inf. Sci.*, 36, 2006.
- [16] R. Schnabel, R. Wahl, and R. Klein. RANSAC based out-of-core point-cloud shape detection for city-modeling. *Proceedings of "Terrestrisches Laserscanning"*, 2007.
- [17] A. Sharf, M. Alexa, and D. Cohen-Or. Context-based surface completion. *ACM Trans. on Graphics*, 23, 2004.
- [18] M. Weinmann, B. Jutzi, S. Hinz, and C. Mallet. Semantic point cloud interpretation based on optimal neighborhoods, relevant features and efficient classifiers. *IJPRS*, 105, 2015.