

Filtrage et classification de nuage de points sur la base d'attributs morphologiques

Florent Guiotte¹

Sébastien Lefèvre²

Thomas Corpetti³

¹ LETG-Rennes, IRISA — Univ. Rennes 2

² IRISA — Univ. Bretagne Sud

³ LETG-Rennes — CNRS

florent.guiotte@uhb.fr

Résumé

Cet article traite de l'analyse de données LiDAR via la caractérisation morphologique des nuages de points qui en résultent. Tandis que la majorité de travaux effectuent en premier lieu une «rasterisation» (transformation du nuage de point en données 2D structurées en pixels) et utilisent ensuite des outils d'analyse d'images, nous proposons ici de garder le plus longtemps possible la structure 3D (en y calculant des caractéristiques) et de structurer les données le plus tard possible. En pratique, une étape de voxelisation des données brutes est opérée afin d'utiliser des outils mathématiques définis sur des volumes réguliers. Ensuite, nous utilisons des représentations hiérarchiques pour caractériser ces voxels. Pour illustrer les intérêts d'une telle approche, plusieurs applications sont proposées, notamment le débruitage, le filtrage et la classification des nuages de points.

Mots Clef

Nuage de points, Max-tree, Rasterisation, Voxel, Classification, Filtrage par attribut.

Abstract

This paper deals with morphological characterization of unstructured 3D point clouds issued from LiDAR data. A large majority of studies first rasterize 3D point clouds onto regular 2D grids and then use standard 2D image processing tools for characterizing data. In this paper, we suggest instead to keep the 3D structure as long as possible in the process. To this end, as raw LiDAR point clouds are unstructured, we first propose some voxelization strategies and then extract some morphological features on voxel data. The results obtained with attribute filtering show the ability of this process to efficiently extract useful information.

Keywords

Point clouds, Max-tree, Rasterization, Voxel, Classification, Attribute filtering.

1 Introduction

Les données LiDAR sont depuis quelques années très populaires en géographie et observation de la terre. Ces scanners au laser permettent en effet d'obtenir des nuages de points 3D très précis sur la géométrie de la scène observée. Par exemple, dans un contexte urbain (qui nous intéresse ici), ils fournissent une information 3D bien plus riche que celles extraites à l'aide de photographies aériennes et/ou terrestres.

Malgré cette richesse d'information, peu d'études ont exploité le potentiel offert par de tels nuages de points, notamment dans l'analyse des différentes échelles observées [2, 12]. L'approche habituelle consiste en effet à «rasteriser» le nuage de points pour obtenir une image 2D sur laquelle les opérateurs morphologiques standards sont appliqués [17].

Malgré des performances intéressantes, cette première étape de rasterisation du nuage de points simplifie d'entrée de jeu la richesse des données et cela diminue ainsi leur potentiel. Dans cette étude, nous proposons donc de garder le plus longtemps possible la structure 3D des données et nous appliquons en premier lieu une transformation du nuage de points en une image 3D composée de voxels (tel qu'illustré dans la figure 1) sur laquelle un certain nombre d'opérations sont appliquées. Une telle approche nous permet de bénéficier d'algorithmes performants (notamment les opérateurs hiérarchiques morphologiques), tout en conservant l'information 3D. Le rendu du résultat en 2D (s'il est souhaité) est ainsi effectué en dernière étape.

Nous illustrons les intérêts d'une telle approche sur plusieurs applications : filtrage d'attributs, débruitage et classification.

L'article est organisé de la manière suivante : dans la section 2 nous passons en revue les approches morpho-

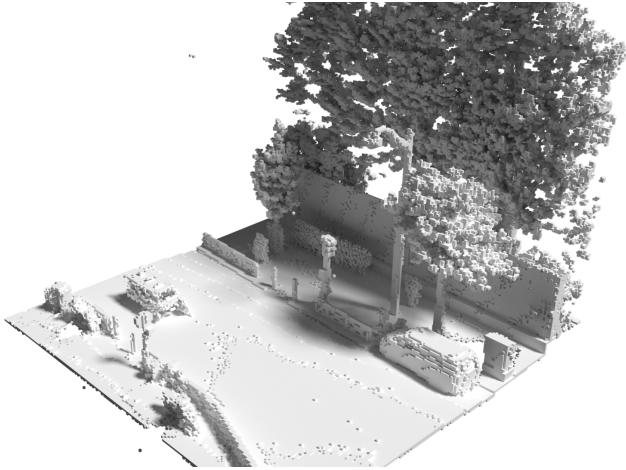


FIGURE 1 – Données LiDAR projetées dans un espace de voxels.

logiques (notamment celles basées sur les hiérarchies) pour les nuages de points. Nous expliquons ensuite les différentes étapes de notre méthode dans la section 3, avant de l’illustrer dans le contexte de la télédétection urbaine dans la partie 4. La section 5 conclut cet article et fournit quelques perspectives.

2 État de l’art

2.1 Morphologie mathématique et nuages de points

Contrairement aux images définies sur une grille 2D structurée, le LiDAR fournit un ensemble de points répartis dans l’espace avec des coordonnées continues. La manipulation de telles données soulève de nombreux problèmes et il n’existe notamment pas d’algorithmes efficaces/standards qui traitent directement ce type de données. Le principal soucis vient de la notion de voisinage où la définition et le calcul rapide du voisinage d’un point, concept fondamental en analyse d’images et en morphologie, n’est pas triviale dans ce cas.

Ainsi, comme mentionné plus haut, l’approche habituelle consiste à projeter le nuage de points 3D dans une grille discrète (2D ou 3D) où cette notion de voisinage devient aisée. Plusieurs études ont utilisé cette démarche, comme par exemple [7] où les auteurs utilisent la densité de points pour définir les valeurs des voxel, qui sont par la suite traités par des opérateurs morphologiques définis en 3D. Dans un contexte d’astronomie, la discrétisation proposée par [5] repose également sur l’estimation de la densité. Un max-tree est ensuite utilisé pour trouver les maxima locaux qui permettent l’identification des sous-espaces pertinents pour regrouper les données.

En lien plus étroit avec le milieu urbain qui nous intéresse, plusieurs travaux ont été réalisés pour traiter

des nuages de points LiDAR. Dans [1], la segmentation et la classification sont réalisées par des super-voxels créés à l’aide de propriétés extraites sur le nuage de points (comme la moyenne ou la variance des valeurs spectrales – intensité ou couleur). Ensuite, une étape de reprojexion depuis le voxel jusqu’aux points initiaux est nécessaire pour labéliser chaque point. Une approche similaire est présentée dans [17], mais cette fois le nuage de points est projeté sur un modèle numérique de terrain (MNT) avant d’appliquer des opérateurs de morphologie et de classification 2D. Les résultats 2D sont ensuite reprojétés en nuage de points 3D. Plus récemment, les mêmes auteurs se sont penchés sur les questions de segmentation des façades avec des profils d’attributs [18]. La combinaison d’opérateurs morphologiques sur des MNT et de filtres d’attributs (élongation notamment) a été prise en compte sur des images 3D binaires représentant des grilles d’occupation de l’espace (1 : présence ; 0 : absence de point). Au-delà de ces travaux sur les images 2D et 3D, quelques travaux ont été réalisés directement sur l’espace continu du nuage de points 3D, tel que [2, 12]. Toutefois, les méthodes morphologiques qui nous intéressent ici ne peuvent pas être appliquées dans ce cas puisqu’elles supposent l’arrangement du nuage de point comme décrivant une surface. Dans le cas de données LiDAR les points peuvent se trouver à l’intérieur d’objets (ex. dans la couronne des arbres).

2.2 Morphologie mathématique et images 3D

L’extension des méthodes hiérarchiques (ex. : max-tree), définies initialement sur des données 2D, à un volume 3D est assez simple. Plusieurs travaux ont déjà utilisé de tels outils sur des voxels, en particulier dans le domaine médical. En effet, les premières études [22] utilisaient déjà des max-tree pour filtrer des images médicales en fonction du volume et du moment d’inertie. Par la suite, le max-tree a été utilisé pour le filtrage et la visualisation d’images dans [21], où trois nouveaux attributs géométriques 3D basés sur les moments ont été introduits (élongation, planéité et espacement). D’autres attributs 3D ont été proposés dans [9, 10] pour estimer la sphéricité des objets, basés à la fois sur le calcul de la surface et sur celui du volume. Dans ce domaine, le filtrage d’images médicales a fait l’objet de beaucoup d’attention jusqu’à récemment [4, 8, 20, 11]. On peut enfin mentionner le travail de [6] pour calculer des arbres sur des données nD .

3 Représentations hiérarchiques pour les nuages de points

Pour filtrer les nuages de points à l’aide de représentations hiérarchiques, nous proposons une étape préalable de voxélisation du nuage de points 3D. Cette représentation intermédiaire nous permettra d’utiliser

directement des outils de morphologie mathématique car les données deviennent structurées avec une notion précise de voisinage. Nous reprojets ensuite les résultats du filtrage morphologique des voxels au nuage de points initial.

3.1 Du nuage de points à la grille de voxels

L'ensemble de données brutes \mathbf{X} provenant d'acquisitions LiDAR vit dans $\mathbb{R}^3 \times \mathbb{R}$ où chaque donnée \mathbf{x} est un vecteur $\{x, y, z, \mathcal{I}\} \in \mathbf{X}$ et où l'intensité prise à l'emplacement (x, y, z) est \mathcal{I} . Bien que riches d'informations, la non régularité des emplacements disponibles (x, y, z) empêche l'utilisation d'outils dédiés aux données structurées comme les images 2D ou volumes 3D. Pour faire face à cette difficulté, nous suggérons de transformer cet ensemble de données \mathbf{X} dans un volume structuré. Cette étape de «voxélisation» vise à définir les données sur une grille 3D régulière $\mathbf{E}_h \subset \mathbb{N}^3$ avec une résolution spatiale donnée h limité par la densité de point D du nuage. Une bonne résolution doit respecter $h \geq \sqrt{D}^{-1}$. Pour des raisons de simplicité, nous considérons ici les résolutions isotropes mais la méthode peut être appliquée avec des méthodes anisotropes. La valeur prise en tout point $(i, j, k) \in \mathbf{E}_h$ représente une information sur les données d'origine. Cette information peut être soit un booléen (lié à la présence ou à l'absence de points dans le voxel), le nombre de points LiDAR présent dans le voxel, la moyenne ou l'écart-type de l'élévation associée, la moyenne ou l'écart-type des intensités associées, la classe majoritaire (pour les nuages de point classifiés), etc.

Plus formellement, nous appliquons une transformation $\mathcal{PV}_{h,f}$ (pour «points vers voxels»), associée à un pas de discrétisation h et une fonction f , définie tel que :

$$\begin{aligned} \mathcal{PV}_{h,f} : \mathbb{R}^3 \times \mathbb{R} &\longrightarrow \mathbf{E}_h \times \mathbb{R} \\ \{x, y, z, \mathcal{I}\} &\longmapsto \{i, j, k, \mathbf{I}\} \text{ avec :} \\ \begin{cases} i & \text{t.q. } x_m + ih \leq x < x_m + (i+1)h \\ j & \text{t.q. } y_m + jh \leq y < y_m + (j+1)h \\ k & \text{t.q. } z_m + kh \leq z < z_m + (k+1)h \\ \mathbf{I} & = f(i, j, k, x, y, z, \mathcal{I}) \end{cases} \end{aligned} \quad (1)$$

avec x_m (resp. (y_m, z_m)) la valeur minimale de tous les points x (resp. y, z) dans l'ensemble de données \mathbf{X} . Le but de la fonction f est d'associer à chaque emplacement de voxel (i, j, k) une information relative aux points \mathbf{x} contenus dans ce voxel. Nous notons $\mathcal{I}_{i,j,k}$ l'ensemble des intensités \mathcal{I} des points (x, y, z) à l'intérieur d'un voxel (i, j, k) (c.-à-d. remplissant les 3 premières conditions de (1)). Son cardinal est noté $|\mathcal{I}_{i,j,k}|$.

De nombreuses fonctions f peuvent être définies, comme par exemple :

— **Booléen** (notée f_b) :

$$f_b(i, j, k, x, y, z, \mathcal{I}) = \begin{cases} 1 & \text{si } |\mathcal{I}_{i,j,k}| \geq 1 \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (2)$$

— **Densité** (notée f_d , similaire à [5]) :

$$f_d(i, j, k, x, y, z, \mathcal{I}) = |\mathcal{I}_{i,j,k}| \quad (3)$$

— **Intensité moyenne empirique** (notée f_a) :

$$f_a(i, j, k, x, y, z, \mathcal{I}) = \frac{1}{|\mathcal{I}_{i,j,k}|} \sum \mathcal{I}_{i,j,k} \quad (4)$$

— **Écart-type empirique de l'intensité** (notée f_s) :

$$f_s(i, j, k, x, y, z, \mathcal{I}) = \sqrt{\frac{1}{|\mathcal{I}_{i,j,k}|} \sum (\mathcal{I}_{i,j,k} - f_a(i, j, k, x, y, z, \mathcal{I}))^2} \quad (5)$$

avec f_a et f_s définis seulement si $f_b \neq 0$. En fonction des applications recherchées, de nombreuses autres fonctions peuvent être utilisées, par exemple des fonctions liées à la géométrie (surface normale, orientation principale, ...) ou tout autre caractéristique de $\mathcal{I}_{i,j,k}$. Notons que des cellules vides peuvent survenir dans deux situations : 1) des espaces vides dans la scène ou 2) des données manquantes en raison de la densité du nuage ou d'occultations. Plusieurs approches sont possibles pour faire face à ces voxels vides (donner la valeur 0, interpolation linéaire, ...). Dans cette étude, nous avons choisi de leur attribuer une valeur nulle. Une fois la transformation de voxélisation \mathcal{PV} réalisée, nos données $(i, j, k, \mathbf{I}) \in \mathbf{E}_h \times \mathbb{R}$ peuvent être représentées par un volume V tel que :

$$\begin{aligned} V : \mathbf{E}_h &\longrightarrow \mathbb{R} \\ (i, j, k) &\longmapsto \mathbf{I}. \end{aligned} \quad (6)$$

3.2 Filtrage basé attributs avec le max-tree

Max-tree. Le filtrage basé attributs est un outil largement utilisé en morphologie mathématique. Il fonctionne sur les composantes connexes d'une image (si binaire) ou par ensemble de niveaux (si niveaux de gris). Contrairement à des filtres génériques liés à une fonction de convolution, les filtrages d'attributs procèdent par «enlèvement» des composants qui ne remplissent pas certaines conditions données (liées à un certain attribut). Simples d'implémentation, ils permettent une représentation de l'image via un max-tree très intéressante pour l'analyse de son contenu.

Comme mentionné plus haut, l'extension du max-tree à des volumes 3D est assez aisée. Seule la question de

la connectivité doit être précisée (la connectivité 4 et 8 en 2D devient 6, 18 et 26 en 3D). Les ensembles de niveaux supérieurs du volume V sont obtenus à partir des seuils successifs des niveaux de gris $l \in \mathbb{R}$ et notés

$$\mathcal{L}_l = \{(i, j, k) \in \mathbf{E}_h \mid V(i, j, k) \geq l\}. \quad (7)$$

Nous indexons par c les composantes connexes à l'intérieur d'un ensemble de niveaux, c'est-à-dire $\mathcal{L}_{l,c}$. Ces composantes sont imbriquées et forment une hiérarchie appelée max-tree. Les feuilles de l'arbre correspondent aux maxima régionaux tandis que la racine contient tout le volume.

Filtrage. La structure du max-tree fournit un moyen efficace de filtrer ses nœuds (c'est-à-dire les composantes connexes des ensembles de niveaux). Un tel filtrage repose sur des critères prédéfinis appelés attributs, dont les valeurs sont généralement calculées pour chaque nœud pendant l'étape de construction de l'arbre.

Nous distinguons ici deux types d'attributs qui dépendent ou non de l'échelle. Dans la première catégorie, on peut mentionner le volume et la surface (c'est-à-dire respectivement les équivalents 3D de la surface 2D et du périmètre), ainsi que les dimensions de la boîte englobante ou de l'enveloppe convexe. Les critères liés à la distribution de niveaux de gris (écart-type, entropie, ...), les mesures calculées avec les moments d'inertie (compacité, sphéricité, ...) ou celles invariables au moment (élongation, planéité) sont des exemples d'attributs qui ne varient pas avec l'échelle. Le lecteur intéressé est invité à consulter [16] pour plus de détails. Nous donnons ci-dessous une définition formelle des trois attributs qui ont été utilisés dans les expériences de cet article :

— **Hauteur** (notée A_h) :

$$A_h(\mathcal{L}_{l,c}) = \max_{i,j,k}(k) - \min_{i,j,k}(k) \quad (8)$$

— **Volume** (notée A_v) :

$$A_v(\mathcal{L}_{l,c}) = |(i, j, k)| \quad (9)$$

— **Étendue** (notée A_e) :

$$A_e(\mathcal{L}_{l,c}) = \frac{A_v(\mathcal{L}_{l,c})}{A_v(\mathcal{B}(\mathcal{L}_{l,c}))} \quad (10)$$

avec $\mathcal{B}(\cdot)$ la boîte englobante considérée. Notons que, pour ne pas alourdir les notations, la condition $(i, j, k) \in \mathcal{L}_{l,c}$ a été systématiquement omise dans la partie droite des équations précédentes.

Les attributs mentionnés sont soit croissants, soit non croissants, selon le fait que leur valeur augmente des feuilles à la racine ou non. Le filtrage consiste simplement à évaluer chaque composante connexe en comparant sa valeur d'attribut à un seuil donné T , et en ne conservant que le jeu filtré $\mathcal{L}' \subseteq \mathcal{L}$ défini comme

$$\mathcal{L}' = \{\mathcal{L}_{l,c} \mid A(\mathcal{L}_{l,c}) \geq T\}. \quad (11)$$

Alors que le filtrage avec un attribut croissant est réalisé en élaguant l'arbre (c'est-à-dire en supprimant tous les nœuds descendants de $\mathcal{L}_{l,c}$ si $A(\mathcal{L}_{l,c}) < T$), un attribut non croissant conduit à des stratégies d'élagage ou de non élagage [15, 19] qui suppriment respectivement un ensemble de branches ou des nœuds isolés.

L'étape finale du filtrage consiste à reconstruire le volume filtré F sur la base des nœuds restants du max-tree, c'est-à-dire :

$$F : \mathbf{E}_h \longrightarrow \mathbb{R} \\ (i, j, k) \longmapsto \max_{l \in \mathbb{R}} ((i, j, k) \in \mathcal{L}'_l). \quad (12)$$

3.3 Reprojection sur le nuage de points 3D

Après avoir effectué un filtrage d'attributs (ou tout autre traitement morphologique) sur le volume 3D, le volume filtré $F(i, j, k)$ doit être reprojété dans l'espace de coordonnées continues original pour produire un ensemble de données $\{x, y, z, \mathcal{F}\} \in \mathbb{R}^3 \times \mathbb{R}$. A cette fin, nous attribuons à tous les points contenus dans chaque voxel (i, j, k) la valeur $F(i, j, k)$. Notons que des fonctions plus complexes auraient pu être considérées ici (ex. interpolation prenant en compte la position de (x, y, z) en (i, j, k) et l'intensité des voxels voisins). La fonction de transformation inverse \mathcal{VP} (pour «voxels vers points») se formalise par :

$$\mathcal{VP} : \mathbf{E}_h \times \mathbb{R} \longrightarrow \mathbb{R}^3 \times \mathbb{R} \\ \{(i, j, k, F(i, j, k))\} \longmapsto \{x, y, z, \mathcal{F}\} \text{ avec :} \\ \left\{ \begin{array}{l} (x, y, z) = (x_e, y_e, z_e) \in \mathbf{X} \text{ t.q.} \\ \left\{ \begin{array}{l} x_m + ih \leq x_e < x_m + (i+1)h \\ y_m + jh \leq y_e < y_m + (j+1)h \\ z_m + kh \leq z_e < z_m + (k+1)h \end{array} \right. \\ \mathcal{F} = F(i, j, k) \end{array} \right. \quad (13)$$

La démarche proposée dans cette section nous permet ainsi de prendre en compte les informations 3D contenues dans le nuage de points en traitant le volume associé et en y appliquant des opérateurs morphologiques. Dans la section suivante, nous illustrons ceci sur trois applications.

4 Résultats expérimentaux

Dans cette partie, nous illustrons le procédé présenté dans cet article sur trois applications : filtrage d'objets, débruitage du nuage de points et classification. Avant cela, nous présentons le jeu de données dans le paragraphe suivant.

4.1 Jeu de données

Les expérimentations ont été menées sur le jeu de données «Paris Lille 3D» disponible sur internet [14]. Les

données ont été acquises par un scanner laser mobile (MLS) dans une rue de Paris. La source d’acquisition étant proche du sol, la densité de points varie fortement en fonction de la distance de l’objet scanné. Malgré cela, la densité du nuage reste très élevée (entre 1000 et 2000 points par mètre carré), ce qui donne une flexibilité dans le choix de la résolution spatiale h dans le processus de voxélisation. En plus des positions des points, des données supplémentaires sont disponibles comme l’intensité du retour d’onde LiDAR et le label correspondant à chaque point du nuage.

4.2 Mise en place expérimentale

Filtrage d’objets basé attributs. Pour cette première expérience, nous avons choisi de filtrer le nuage de points labélisé, illustré en Figure 2a. Nous avons fixé le pas de la grille de voxels à $h = 10$ cm. Les labels sont fournis avec le jeu de données et représentent les classes suivantes : vide (0), non classé (1), sol (2), signalisation routière et feu de circulation (4), poteau (5), poubelle (6), barrière (7), piéton (8), voiture (9) et végétation (10). Nous avons représenté pour chaque cellule de la grille la classe majoritaire des points (Figure 2b).

Nous avons construit le max-tree en considérant une connectivité de 26 (c’est-à-dire que deux voxels (i, j, k) et (i', j', k') sont voisins si $\max(|i-i'|, |j-j'|, |k-k'|) = 1$). L’arbre est complété par des caractéristiques spectrales telles que le niveau moyen et l’écart-type de l’intensité, ainsi que par des caractéristiques spatiales telles que le volume ou la boîte englobante. Pendant le processus de filtrage, nous avons utilisé la stratégie de non-élagage directe pour récupérer tous les objets correspondant à la description requise sur des critères non croissants. Le max-tree filtré est ensuite transformé de nouveau en volume 3D et reprojété en nuage de points. Nous avons ainsi pu filtrer de manière interactive les objets du max-tree avec des attributs géométriques (le volume, la hauteur, la compacité) afin de choisir les valeurs des seuils appropriées. L’illustration donnée dans la Figure 2c montre le résultat d’un filtrage de la grille de voxels avec un critère de volume fixé à $1000 < A_v \leq 5000$. La projection de ce volume filtré dans le nuage de points initial est visible dans la figure 2d.

Un exemple supplémentaire de filtrage des attributs est donné dans la Figure 3. On peut observer la pertinence de l’attribut hauteur pour extraire des objets hauts (par exemple, le lampadaire est le seul objet ayant une hauteur comprise entre 10 et 13 mètres, cf. Figure 3a). En prenant en compte l’attribut d’étendue et en fixant une valeur entre 0,14 et 0,16, on peut mettre en évidence les panneaux routiers, les voitures et quelques branches, comme le montre la Figure 3b. Enfin, il est possible de combiner plusieurs attributs pour un filtrage plus précis, par exemple des objets

d’une hauteur comprise entre 1,5 et 3 mètres, d’un volume supérieur à 1000 et d’une étendue comprise entre 0,14 et 0,16 correspondant aux voitures (cf. Figure 3c).

Tout ceci illustre des propriétés très intéressantes de cette représentation. Parmi les limites actuelles de l’approche proposée, nous avons remarqué que de petits artefacts (effet de bloc notamment) apparaissent à la frontière entre deux objets dans le nuage de points (cf. zoom en Figure 4). Ces artefacts sont directement liés à la méthode de discrétisation de la grille et sont dépendants de la taille des voxels. Dans nos expériences, nous avons observé que les artefacts restent faibles avec $h = 10$ cm.

Débruitage du nuage de points. Les expériences précédentes ont montré que le filtrage basé attributs est utile pour filtrer un nuage de points étiqueté (les labels pouvant être définis par analyse visuelle d’experts ou par classification automatique des données brutes). Il est également possible de filtrer directement ces données brutes. Nous illustrons ici quelques résultats d’expériences préliminaires dans la Figure 5. Cela permet de visualiser la pertinence des filtres d’attributs pour supprimer le bruit dans le nuage de points. En effet, le bruit peut être facilement caractérisé par des attributs géométriques (par exemple, les noeuds possédant un petit volume correspondent à des points isolés spatialement ou spectralement du reste de la scène, voir Figure 5a). Il est également intéressant de supprimer les valeurs extrêmes d’intensité (c’est-à-dire les valeurs aberrantes) avec le max-tree.

Classification du nuage de points. Nous proposons également de classer le nuage de points à l’aide des profils d’attributs (AP). Les AP sont de puissants outils de caractérisation qui allient les informations spatiales et spectrales. L’idée consiste à appliquer successivement des filtres d’attributs avec des valeurs d’attributs croissantes, permettant ainsi d’isoler les objets aux différentes échelles (pour plus de détails, voir [3]). Par ailleurs, en explorant l’arborescence du max-tree et en traitant ainsi les noeuds de l’arbre au lieu des voxels bruts, les coûts de calcul sont fortement diminués, ce qui rend les approches par AP pertinentes pour traiter de gros volumes de données. Depuis leur introduction, les profils d’attributs ont été largement utilisés et plusieurs extensions récentes ont été proposées pour renforcer leur expressivité [13]. Nous avons utilisé ces descriptions pour effectuer une classification automatique du nuage de points en utilisant la technique des forêts aléatoires. Un résultat de classification est visible en Figure 6 et montre une grande efficacité pour retrouver les différents objets (arbres, voitures, ...).

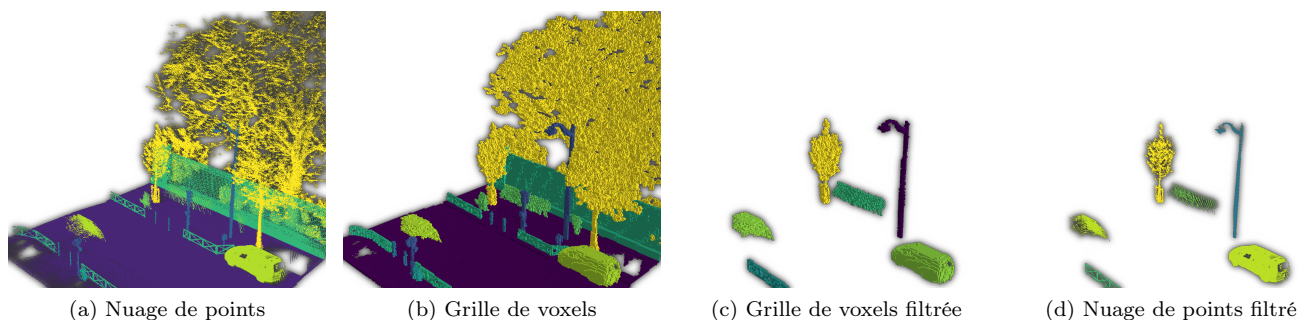


FIGURE 2 – Visualisation du nuage de points et de sa projection dans la grille de voxels, le filtrage des voxels et la reprojection dans le nuage de points.

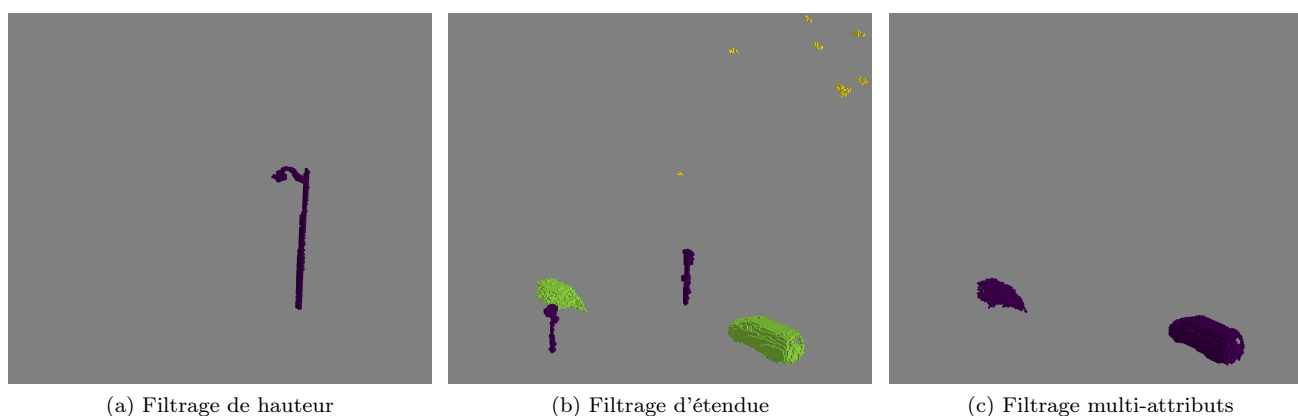


FIGURE 3 – Différents filtres d'attributs sur V : composantes connexes caractérisées par (a) $A_h \in [100, 130]$, (b) $A_e \in [0, 14, 0, 16]$, (c) $A_h \in [15, 30]$, $A_v > 1000$, et $A_e \in [0, 14, 0, 16]$.

5 Conclusion

Dans cet article, le traitement de nuages de points a été abordé sous l'angle de la morphologie mathématique. Tandis que la plupart des approches s'appuient sur une étape de rasterisation pour traiter une image 2D, nous explorons ici une stratégie alternative qui vise à représenter les données en voxels via la construction d'un volume 3D. Ce choix est motivé car l'extension des opérateurs morphologiques aux données nD en considérant une connectivité de dimension supérieure est effectuée aisément. Nous avons donc construit des maxtree sur les volumes de données pour bénéficier d'une représentation hiérarchique plus riche où chaque nœud contient un ensemble de voxels à partir desquels des attributs avancés peuvent être calculés. Nous avons illustré la pertinence d'un tel cadre avec des filtres d'attributs, qui ont été appliqués dans différents contextes (extraction d'objets, débruitage, classification). Les résultats obtenus sur un nuage de points en milieu urbain ont montré la performance de la stratégie proposée, qui va bien au-delà du traitement 2D standard habituellement considéré dans la littérature.

Les travaux futurs viseront à exploiter d'autres modèles hiérarchiques (ex. le tree-of-shapes) et d'aller au-

delà du filtrage classique par attributs. Par ailleurs, les artefacts liés à l'effet de bloc de l'étape de voxelisation nécessitent de plus amples investigations.

Références

- [1] Aijazi, A., Checchin, P., Trassoudaine, L. : Segmentation based classification of 3D urban point clouds : A super-voxel based approach with evaluation. *Remote Sensing* **5**(4), 1624–1650 (2013)
- [2] Calderon, S., Boubekour, T. : Point Morphology. *ACM Transactions on Graphics* **33**(44) (2014)
- [3] Dalla Mura, M., Benediktsson, J.A., Waske, B., Bruzzone, L. : Morphological attribute profiles for the analysis of very high resolution images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* **48**(10), 3747–3762 (2010)
- [4] Dufour, A., Tankyevych, O., Naegel, B., Talbot, H., Ronse, C., Baruthio, J., Dokládál, P., Passat, N. : Filtering and segmentation of 3D angiographic data : Advances based on mathematical morphology. *Medical Image Analysis* **17**(2), 147–164 (2013)

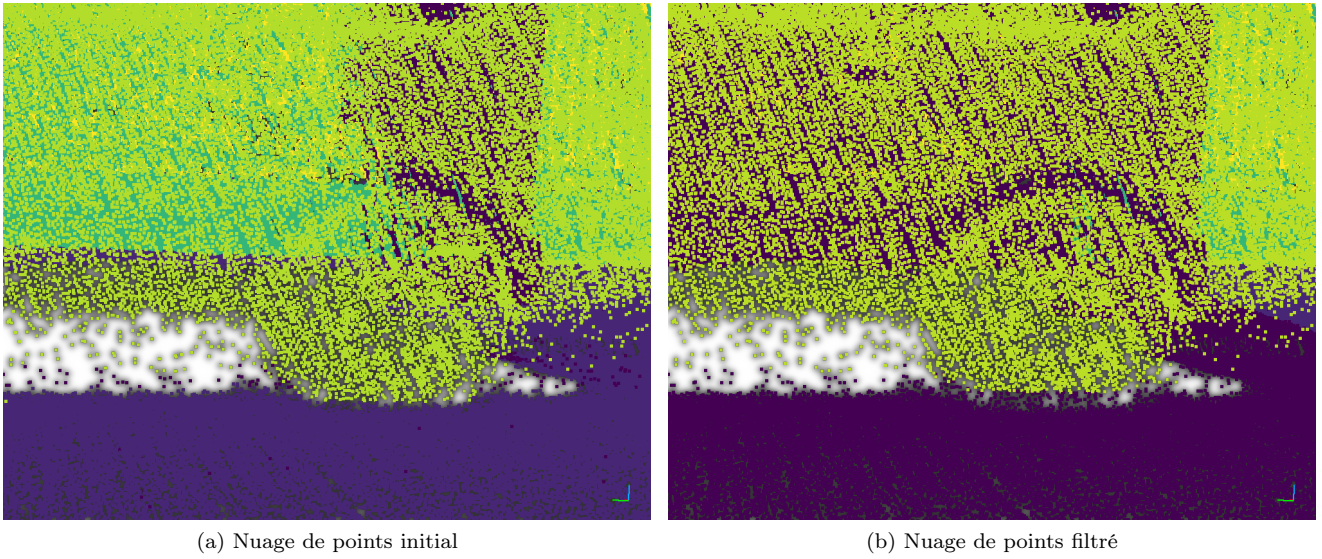


FIGURE 4 – Agrandissement de la zone où un objet est en contact avec le sol. Dans le nuage de points filtré (b), des artefacts d’effet de blocs peuvent apparaître à la limite entre les objets.

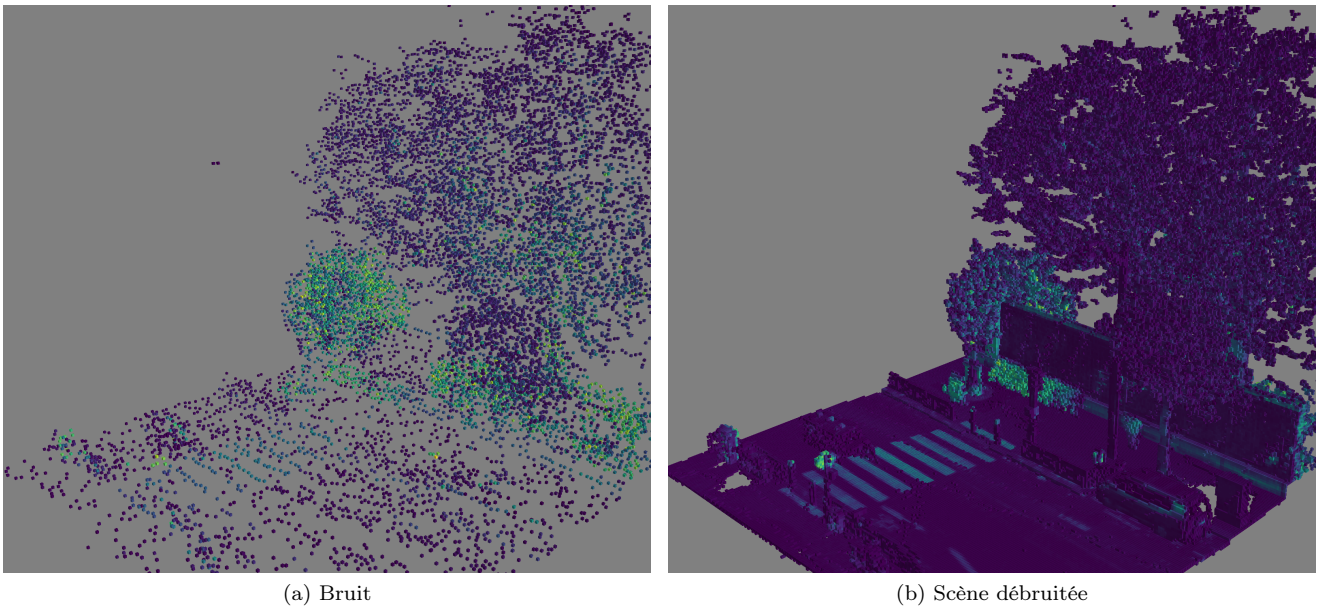


FIGURE 5 – Débruitage de donnée LiDAR brutes : les valeurs aberrantes et les points isolés sont retirés de la scène en se basant sur l’attribut volume, (a) $A_v < 2$ identifie le bruit (b) $A_v \geq 2$ réalise le débruitage.

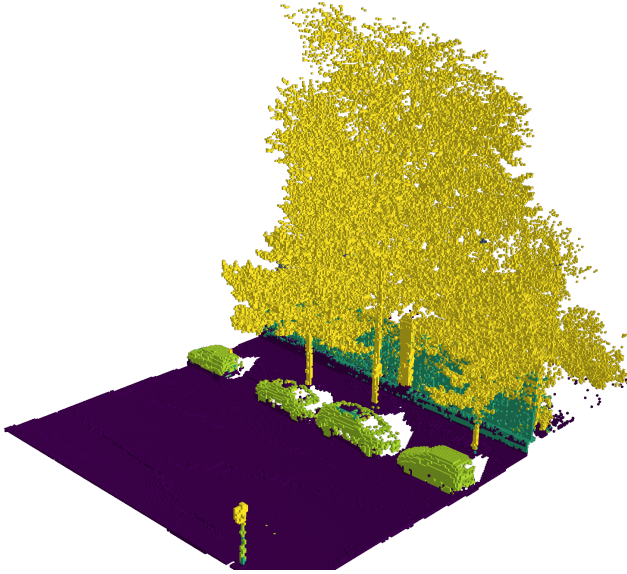


FIGURE 6 – Classification des voxels à l'aides des AP.

- [5] Ferdosi, B.J., Buddelmeijer, H., Trager, S., Wilkinson, M.H.F., Roerdink, J.B.T.M. : Finding and visualizing relevant subspaces for clustering high-dimensional astronomical data using connected morphological operators. In : IEEE Symposium on Visual Analytics Science and Technology. pp. 35–42 (2010)
- [6] Géraud, T., Carlinet, E., Crozet, S., Najman, L. : A quasi-linear algorithm to compute the tree of shapes of nD images. In : International Symposium on Mathematical Morphology and Its Applications to Signal and Image Processing. pp. 98–110. Springer (2013)
- [7] Gorte, B., Pfeifer, N. : Structuring laser-scanned trees using 3D mathematical morphology. International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing **35**(B5), 929–933 (2004)
- [8] Grossiord, E., Talbot, H., Passat, N., Meignan, M., Terve, P., Najman, L. : Hierarchies and shape-space for PET image segmentation. In : IEEE International Symposium on Biomedical Imaging. pp. 1118–1121 (2015)
- [9] Kiwanuka, F.N., Ouzounis, G.K., Wilkinson, M.H. : Surface-area-based attribute filtering in 3D. In : International Symposium on Mathematical Morphology and Its Applications to Signal and Image Processing. pp. 70–81. Springer (2009)
- [10] Kiwanuka, F.N., Wilkinson, M.H.F. : Radial moment invariants for attribute filtering in 3D. In : Applications of Discrete Geometry and Mathematical Morphology. pp. 68–81. Springer (2012)
- [11] Padilla, F.J.A., Romaniuk, B., Naegel, B., Servagi-Vernat, S., Morland, D., Papathanassiou, D., Passat, N. : Hierarchical forest attributes for multimodal tumor segmentation on FDG-PET/contrast-enhanced CT. In : IEEE International Symposium on Biomedical Imaging. pp. 163–167 (2018)
- [12] Peternell, M., Steiner, T. : Minkowski sum boundary surfaces of 3D-objects. Graphical Models **69**(3-4), 180–190 (2007)
- [13] Pham, M.T., Aptoula, E., Lefevre, S., Bruzzone, L. : Recent Developments from Attribute Profiles for Remote Sensing Image Classification p. 6 (2018)
- [14] Roynard, X., Deschaud, J.E., Goulette, F. : Paris-Lille-3D : a large and high-quality ground truth urban point cloud dataset for automatic segmentation and classification. ArXiv e-prints (2017)
- [15] Salembier, P., Oliveras, A., Garrido, L. : Anti-extensive connected operators for image and sequence processing. IEEE Transactions on Image Processing **7**(4), 555–570 (1998)
- [16] Salembier, P., Wilkinson, M. : Connected operators. IEEE Signal Processing Magazine **26**(6), 136–157 (2009)
- [17] Serna, A., Marcotegui, B. : Detection, segmentation and classification of 3D urban objects using mathematical morphology and supervised learning. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing **93**, 243–255 (2014)
- [18] Serna, A., Marcotegui, B., Hernández, J. : Segmentation of façades from urban 3d point clouds using geometrical and morphological attribute-based operators. ISPRS International Journal of Geo-Information **5**(1), 6 (2016)
- [19] Urbach, E., Wilkinson, M. : Shape-only granulometries and grey-scale shape filters. In : International Symposium on Mathematical Morphology. pp. 305–314 (2002)
- [20] Urien, H., Buvat, I., Rougon, N., Soussan, M., Bloch, I. : Brain lesion detection in 3D PET images using max-trees and a new spatial context criterion. In : Mathematical Morphology and Its Applications to Signal and Image Processing. pp. 455–466. Springer (2017)
- [21] Westenberg, M.A., Roerdink, J.B.T.M., Wilkinson, M.H.F. : Volumetric attribute filtering and interactive visualization using the max-tree representation. IEEE Transactions on Image Processing **16**(12), 2943–2952 (2007)
- [22] Wilkinson, M.H.F., Westenberg, M.A. : Shape preserving filament enhancement filtering. In : Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention. pp. 770–777. Springer (2001)