



**HAL**  
open science

## Segmentation de nuages de points par octrees et analyse en composantes principales

Joris Ravaglia, Alexandra Bac, Richard A Fournier

► **To cite this version:**

Joris Ravaglia, Alexandra Bac, Richard A Fournier. Segmentation de nuages de points par octrees et analyse en composantes principales. GTMG 2014, Mar 2014, Lyon, France. hal-01376473

**HAL Id: hal-01376473**

**<https://hal.science/hal-01376473v1>**

Submitted on 4 Oct 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.

# Segmentation de nuages de points par octrees et analyse en composantes principales

Joris Ravaglia<sup>1,2</sup>, Alexandra Bac<sup>1</sup> et Richard Fournier<sup>2</sup>

<sup>1</sup>LSIS, Université d'Aix-Marseille, France

<sup>2</sup>CARTEL, Université de Sherbrooke, Canada

---

## Résumé

*L'amélioration des capacités des scanners laser, de leur précision et de leurs temps d'acquisition a rendu ces instruments très populaires dans des domaines comme l'urbanisme, l'archéologie ou encore la foresterie. Ces instruments permettent d'échantillonner rapidement et avec précision les surfaces scannées sous la forme de nuages de points tridimensionnels contenant plusieurs dizaines de millions de points. Avec l'utilisation croissante de ces capteurs LiDAR (Light Detection And Ranging), le traitement de nuages de points est devenu un domaine d'étude important. En effet, l'utilisation efficace de cette technologie implique le développement de traitements rapides et automatiques en vue d'explicitier les informations contenues par les données brutes. Dans cet article, nous présentons une méthode de segmentation de nuages de points tridimensionnels pour en extraire les surfaces sans arêtes vives. Nous abordons cette problématique avec une approche de type split-and-merge basée sur la planéité locale des surfaces ainsi que sur la cohérence de la direction de leurs normales. Des contraintes additionnelles ont été mise en place pour améliorer la qualité des résultats. Un ensemble de solides de base et de combinaison de ces derniers a été utilisé pour valider cette méthodologie. Nous exposons aussi plusieurs applications de ces travaux à des données réelles et simulées. Dans de tels cas, le traitement présenté permet de segmenter efficacement les toits, murs et routes des scènes urbaines, ainsi que le sol et les branches principales des arbres présents sur des données forestières.*

---

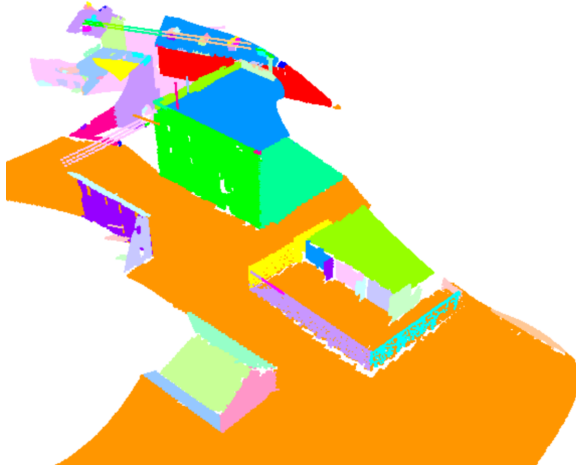
**Mots-clés :** Nuage de points, Segmentation, Octree, Normales, Analyse en composantes principales

## 1. Introduction

Durant les dernières décennies les scanners laser, et plus particulièrement les capteurs LiDAR terrestres, sont devenus des outils fiables et porteurs d'innovations. Leur capacité à échantillonner de manière précise leur environnement dans un petit intervalle de temps a grandement popularisé ces instruments. Aussi prennent-ils une part croissante dans différents domaines d'études. Les données issues de ces capteurs se présentent sous la forme de nuages de points tridimensionnels constitués de plusieurs dizaines de millions de points. Les nuages doivent ensuite être traités pour en extraire différentes informations utiles (mesures géodésiques, reconnaissance d'objet, suivi temporel, etc). Ces traitements doivent faire face aux difficultés inhérentes aux capteurs LiDAR comme l'effet d'occlusion ou encore la variation de la densité d'échantillonnage. Le manque de topologie explicite

entre les points du nuage et la taille conséquente des données viennent s'ajouter à ces difficultés et engendrent des temps de traitement importants. C'est pourquoi, le développement de méthodologies adaptées, rapides et robustes aux occlusions est devenu un élément clef du traitement de données LiDAR.

Dans ce contexte, la segmentation automatique de nuages de points représente un prétraitement essentiel à diverses applications [?, ?]. Outre qu'elle permette d'explicitier les relations spatiales entre les points du nuage et facilite les reconnaissances de formes, il a été démontré qu'elle améliorerait la qualité des classifications ultérieures [?]. Ce processus partitionne un nuage de points en un ensemble de segments caractérisés par une cohérence spatiale et/ou géométrique. La définition de cette cohérence forme la partie critique d'une segmentation. Elle doit tenir compte des résultats escomptés, du niveau de détail attendu et des propriétés géométriques des segments espérés.



**Figure 1:** Segmentation d'un nuage de points représentant une scène urbaine. Les points sont colorés selon le segment auquel ils appartiennent.

Dans cet article, nous présentons une méthode de segmentation afin d'extraire les surfaces sans arêtes vives présentes dans un nuage de points (fig. ??). Cette approche a pour but de constituer un pré-traitement rapide et utilisable sur tout type de données. C'est pourquoi l'accent n'est pas mis seulement sur la qualité des résultats, mais sur un compromis entre qualité, temps de calcul et ressources nécessaires. La segmentation que nous proposons est basée sur une approche de type *split-and-merge*. Elle se base principalement sur la détection rapide de plans au sein des données et utilise une partition binaire de l'espace. La phase de division, régie par l'utilisation d'un indice de planéité locale, découpe le nuage de points en régions planes. Ensuite ces régions sont fusionnées en tenant compte de leurs normales et de leur cohérence spatiale.

Cet article est organisé comme suit : la section ?? offre un aperçu des méthodes de segmentation existantes. Plusieurs approches de segmentation utilisant les normales en chaque point du nuage, la section ?? passe en revue les méthodes d'estimation de ces normales. La suite met en relief les grands types d'approches de segmentation de nuages de points (section ??) avant de s'attarder sur les méthodologies proches de celles que nous présentons (section ??). Les détails de la segmentation que nous proposons ici sont développés dans la section ?? tandis que les résultats expérimentaux seront présentés en section ?? . Pour finir, la section ?? conclura cet article avant d'exposer les directions que prendront les travaux à venir.

## 2. Travaux connexes

Dans cette partie, nous présentons les différents groupes d'approches d'estimation de normales et de segmentation de

nuages de points tridimensionnels avant de nous attarder sur les techniques de segmentation similaires à celle que nous présentons.

### 2.1. Estimation de normales

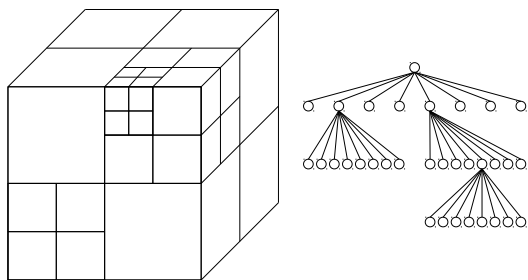
Les normales aux surfaces échantillonnées sont des éléments clés pour un large panel d'algorithmes d'analyse et de traitement de nuages de points []. L'estimation des normales en chaque point d'un nuage a donc fait l'objet de plusieurs études durant les dernières années [?]. On retrouve plusieurs groupes d'approches dont les principaux sont les approches par optimisation, les approches basées sur des graphes et celles basées sur les cellules de Voronoï.

Les approches par optimisation approximent le plus souvent un nuage de points local par un modèle prédéfini en utilisant la méthode des moindres carrés. Dans ces cas, les modèles les plus utilisés sont les plans [?] et les surfaces quadratiques [?]. Il est possible de démontrer qu'une analyse en composantes principales (ACP) d'un nuage de points est équivalente à un ajustement de plan aux moindres carrés [?]. L'ACP et ses variantes pondérées sont alors considérées comme des techniques d'optimisation. Les approches de cette famille sont simples et rapides mais présentent le désavantage de lisser les résultats.

Les méthodes orientées graphes utilisent les graphes issus d'une triangulation locale du nuage de point (triangulation de Delaunay) ou encore les graphes de Reinmann. À partir de ces graphes, la normale à un point  $p_i$  peut être calculée comme une combinaison de l'ensemble des normales données par les triplets de points contenant  $p_i$  [?]. Plusieurs combinaisons de pondération différentes peuvent être utilisées [?]. Du fait du calcul des graphes au sein d'un nuage de points, cette famille d'approche reste coûteuse en temps de traitement.

Finalement, les diagrammes de Voronoï constituent la base de différents travaux depuis qu'Amenta et Bern (1999) ont montré que les directions normales pouvaient être estimées à partir des pôles des cellules de Voronoï. Malgré les améliorations apportées qui ont rendu ces techniques robustes au bruit, leur usage n'est conseillé que sur des petits jeux de données [?].

Pour une revue plus détaillée et des comparaisons de ces méthodes, le lecteur pourra se référer à la revue présentée par Klasing et al. (2009). Après analyse des résultats qui y sont présentés, les approches par approximation ressortent comme étant les meilleurs compromis entre qualité d'estimation et rapidité d'exécution. L'ACP étant sensiblement plus rapide que l'ajustement classique de plan, elle semble plus à même de traiter efficacement des gros volumes de données.



**Figure 2:** Gauche : partitionnement d'un espace par octree. Droite : structure de donnée associée.

## 2.2. Principales approches de segmentation

Les approches mises en place pour segmenter un nuage de points peuvent elles aussi être classées en différents groupes selon qu'elles soient basées sur des graphes, sur les lignes de scan, sur la détection de contours ou la détection de région.

À partir d'une triangulation de Delaunay ou des graphes de Reinmann auxquels on associe une pondération, il est possible d'utiliser des algorithmes de type *graph-cut* pour segmenter le nuage de points [?, ?]. Ces méthodes donnent de bons résultats, mais les algorithmes de ce type présentent une trop grande complexité pour être utilisés efficacement sur des nuages de points volumineux.

D'autres auteurs ont préféré profiter de l'ordonnement des données acquises [?, ?]. Dans ce cas une segmentation rapide est effectuée en analysant les lignes de scan individuellement avant de les fusionner. Difficilement applicable sur des nuages de points recalés, la dépendance à l'ordonnement des données rend ce processus très spécifique au capteur utilisé et non pérenne si les spécifications de stockage sont amenées à changer.

Les approches par détection de contours extraient les arêtes vives d'un nuage grâce à ses propriétés géométriques tandis que les approches par région forment des segments sur la base de critères d'homogénéité [?]. On notera aussi la possibilité d'utiliser l'application de Gauss pour segmenter des surfaces au sein d'un nuage de points ([?]). Ces techniques offrent des résultats fins mais l'estimation des propriétés géométriques en chaque point du nuage restreint leur utilisation à des données peu volumineuses.

## 2.3. Segmentations par partitionnement binaire de l'espace

Comme la méthode que nous proposons, plusieurs segmentation basées sur l'utilisation de partitionnements bi-

naires de l'espace (*kd-tree*, *octree*, *etc*) ont été présentées (fig. ??). Ce faisant, ces approches tirent parti d'une analyse multi-échelle qui évite le calcul de propriétés géométriques en chaque points, et permet un accès rapide au voisinage des points.

Douillard et al. par exemple (2011), ont utilisé un octree afin d'extraire chacun des objets présents dans une scène échantillonnée. Leur travail repose entièrement sur la qualité de l'extraction des points sols, ce qui représente une limite forte à l'applicabilité de cette méthode. En effet, dans plusieurs contextes, dont la foresterie, l'extraction de ces points n'est pas toujours fiable.

Une méthode alternative utilisant les octrees analyse la cohérence des directions des normales. L'octree est construit en étudiant la moyenne et l'écart-type des directions normales du nuage et sert à identifier les lieux de courbure élevée [?]. Cette méthode introduit une définition des zones courbes relative à la taille des cellules de l'octree alors qu'elle devrait être directement basée sur les points du nuage.

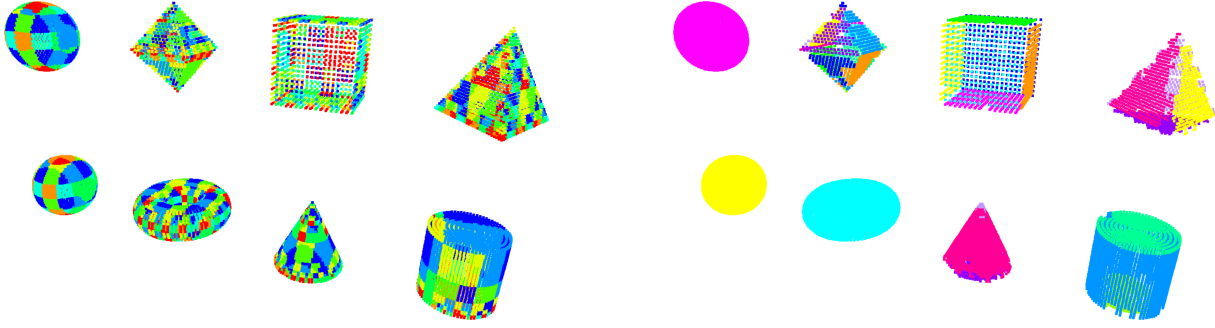
Lors de la reconstruction de surfaces, Mederos et al. (2003) partitionnent le nuage de points en patchs plans en utilisant un indice de planéité. Dans la même optique, une série de travaux reposent sur l'estimation de planéité locale et sur la cohérence des normales au sein d'un octree [?, ?, ?, ?].

Plus récemment, Aijazi et al. ont présenté une approche similaire [?, ?]. Toutefois, cette méthode repose sur l'utilisation de super-voxels et non sur les nœuds classiques d'un octree. Grâce à ces supers-voxels, la division de l'espace est plus homogène, mais la taille et la position des voxels ne sont plus fixes, entraînant des difficultés dans la recherche de voisinage entre voxels.

## 3. Matériel et méthode

Dans cette section, nous détaillons l'algorithme de segmentation de type *split-and-merge* que nous proposons. Comme mentionné précédemment, ce travail est basé sur la cohérence spatiale des points et sur celle de leurs directions normales.

Afin de traiter efficacement des nuages de points de grande taille et de faciliter l'évaluation de la cohérence spatiale des points, il est nécessaire d'utiliser une structure de données adaptée. Une telle structure doit être capable de fournir un accès et une manipulation rapide des points du nuage. En outre, elle doit permettre d'obtenir efficacement le voisinage d'un point ou d'un ensemble de points. C'est pourquoi nous avons choisi d'utiliser une structure d'octree dans nos travaux. Un octree est un partitionnement binaire de l'espace sous forme d'arbre au sein duquel chaque nœud interne possède huit fils (fig. ??). Cette structure permet de retrouver rapidement les relations de voisinage entre ses nœuds. Dans



**Figure 3:** Segmentation des solides usuels (icosphère, octaèdre, cube, tétraèdre, sphère, tore, cône et cylindre). Gauche : visualisation de l'octree. Chaque feuille de l'octree est colorée selon la position relative à son nœud parent. Droite : résultat de la segmentation. Les points sont colorés selon le segment auquel ils appartiennent.

nos travaux, compte tenu des volumes de données manipulés, nous avons choisi une implémentation qui minimise les besoins en mémoire vive de cette structure [?].

Contrairement aux approches classiques, lors de la phase de division, l'octree est récursivement subdivisée en fonction de la planéité des points contenus afin d'obtenir une structure anisotrope. Par conséquent, l'octree sera récursivement subdivisée jusqu'à ce que toutes ses feuilles décrivent une surface localement plane dont la normale est déduite. Puis, dans la phase de fusion, la même structure sera utilisée afin de retrouver le voisinage de chacune des feuilles et de fusionner au sein d'un même segment les feuilles voisines et de normales proches.

### 3.1. Indice de planéité

Le partitionnement du nuage de points en régions localement planes nécessite une mesure de la planéité d'une surface. Nous introduisons ici l'indice de planéité  $\sigma$  utilisé lors de cette estimation dans [?].

Soient un ensemble de points  $S = \{p_i | i \in [1, n]\}$  et  $\bar{p}$  son barycentre. Il a été montré que l'ajustement sur  $S$  d'un plan  $P$ , de normale  $n$  et passant par  $\bar{p}$  est équivalent à effectuer une ACP du nuage de points [?]. En effet, un tel ajustement revient à minimiser l'erreur au moindres carrés suivante :

$$\begin{aligned} \sum_{i=0}^n d(p_i, P)^2 &= \sum_{i=0}^n \left( \frac{\langle (p_i - \bar{p}), n \rangle}{\|n\|} \right)^2 \\ &= \frac{1}{\|n\|^2} n^t \left( \sum_{i=0}^n (p_i - \bar{p})(p_i - \bar{p})^t \right) n \\ &= \frac{1}{\|n\|^2} n^t Cov(p_i) n \end{aligned}$$

avec  $Cov(p_i)$  la matrice de covariance des points  $p_i$ . En imposant la contrainte  $\|n\| = n^t n = 1$  et en utilisant la méthode des multiplicateurs de Lagrange, on obtient le lagrangien :

$$L(n, \lambda) = n^t Cov(p_i) n + \lambda (n^t n - 1)$$

dont le gradient  $\Delta L(n, \lambda)$  s'annule lorsque  $Cov(p_i) n = \lambda n$ . On en déduit que la direction de la normale  $n$  minimisant l'erreur aux moindres carrés est donnée par le vecteur propre de la matrice de covariance associée à sa plus petite valeur propre. On notera aussi que cette valeur propre est égale au résidu au moindre carrés de l'ajustement du plan  $P$ . Notons  $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \lambda_3$  les valeurs propres de la matrice de covariance et  $\vec{v}_1, \vec{v}_2, \vec{v}_3$  les directions propres qui leur sont associées. Le plan  $P$  ajusté aux points  $p_i$  est alors défini comme le plan de normale  $\vec{v}_3$  passant par  $\bar{p}$ , et l'erreur de cet ajustement est donnée par  $\lambda_3$ .

L'erreur aux moindres carrés  $\lambda_3$  étant dépendante du nombre de points dans le nuage, elle ne constitue pas un bon indice de planéité. Ainsi nous préférons utiliser un indice homogène, indépendant de l'orientation, de la taille et l'échelle de la surface à analyser. Cet indice  $\sigma$  est défini comme suit :

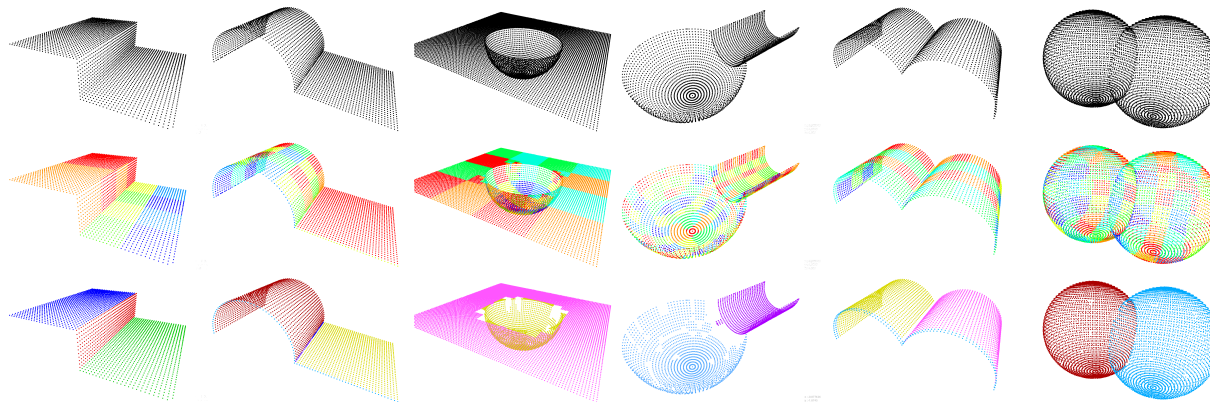
$$\sigma = \frac{\lambda_3}{\lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_3}$$

D'après les propriétés de l'ACP,  $\lambda_i$  représente l'inertie du nuage expliquée par le plan orthogonal à  $v_i$  :

$$\lambda_i = \sum_{j=0}^n \left( \frac{\langle (p_j - \bar{p}), v_i \rangle}{\|v_i\|} \right)^2$$

et la somme  $\lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_3$  représente l'inertie totale du nuage :

$$\lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_3 = \sum_{i=0}^n \|p_i - \bar{p}\|^2$$



**Figure 4:** Segmentation des principaux types de combinaisons de solides. Haut : nuage de points initial. Centre : visualisation de l'octree correspondant. Bas : résultat de la segmentation.

Sémantiquement,  $\sigma$  s'interprète donc comme la part d'inertie expliquée par la distance des points  $p_i$  au plan  $P$  ajusté par rapport à l'inertie totale du nuage. En normalisant  $\lambda_3$  par l'inertie totale du nuage, on obtient un indice borné  $\sigma \in [0, \frac{1}{3}]$  indépendant du nombre de points et de l'échelle de  $S$  : plus la valeur de  $\sigma$  est élevée, plus la surface analysée s'éloigne d'un plan.

### 3.2. Phase de division

Afin d'éviter un sur-partitionnement du nuage de points, la planéité locale des surfaces est estimée à différentes échelles, de la plus grossière à la plus fine, jusqu'à obtenir des surfaces proches d'un plan : dans un premier temps, le nuage de points est plongé dans un octree. Puis une série de règles est utilisée pour décider de la subdivision de chaque nœud. Cette phase de division s'arrête lorsque toutes les feuilles de l'octree ont été atteintes. Dans cette étude, les critères de subdivision utilisés sont au nombre de quatre, et un nœud  $n$  est considéré comme une feuille si il vérifie une des conditions suivantes :

1. la profondeur de  $n$  atteint la profondeur maximum autorisée  $p_{max}$
2.  $n$  contient moins de points qu'un seuil  $n_{min}$
3. les points contenus dans  $n$  décrivent une surface dont l'indice de planéité  $\sigma$  est inférieur ou égal au seuil  $\sigma_{division}$
4.  $n$  ne contient que peu d'outliers

La première condition, évite d'obtenir des feuilles trop petites. En effet, à certaines échelles critiques il arrive que l'échantillonnage des surfaces ne soit plus assez fiable ni assez dense pour contenir une information pertinente. La deuxième condition assure que chaque nœud contient assez de points pour que les résultats d'une analyse statistique

soient fiable et robustes. La troisième condition est la clef de voûte de cette méthode : c'est elle qui contrôle la planéité locale des patches créés en introduisant l'indice de planéité présenté précédemment. Le calcul de cet indice permet aussi d'estimer la normale locale du patch comme la normale du plan  $P$ . Finalement, la quatrième règle, testée uniquement si le troisième critère est vérifié, vient raffiner la planéité des patches en détectant la présence potentielle d'outliers lors de l'ajustement.

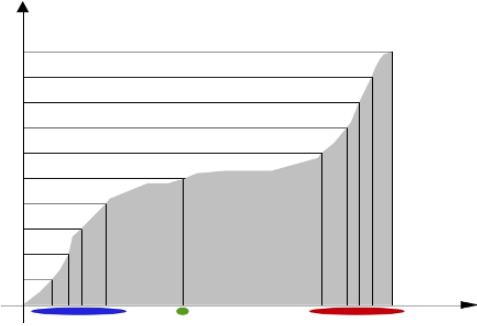
La présence d'outliers est testée de manière simple en utilisant les distances signées entre les points  $p_i$  et le plan  $P$ . Sur l'histogramme cumulé de cette distance signée, les centiles sont calculés puis segmentés en fonction de leurs écarts consécutifs (fig. ??). Si plusieurs segments sont détectés, on considère que qu'un nombre suffisant d'outliers est présent au sein des  $p_i$  pour justifier la subdivision du nœud.

À la fin de cette phase de division, les feuilles de l'octree ont soit atteint les seuils de taille ou de densité minimale, soit décrivent un nuage de points localement plan auquel sont associés un indice de planéité ainsi qu'une direction normale (fig. ??).

### 3.3. Phase de fusion

Les feuilles de l'octree de normales similaires sont ensuite fusionnées au sein de segments représentant des surfaces sans arêtes vives (i.e. sans changement brusque de direction des normales).

Les processus de fusion sont généralement achevés par des algorithmes de croissance de région. Toutefois, dans ces algorithmes, les propriétés de l'ensemble des nœuds d'une région vont influencer les conditions de sa croissance. La décision d'ajout d'un nœud  $n_i$  à une région va en effet dépendre de tous les nœuds constituant cette région et non seulement des nœuds directement voisins de  $n_i$ . Dans notre cas, une



**Figure 5:** Segmentation des déciles sur un histogramme cumulé. Plusieurs segments ont été détectés signifiant la présence de plusieurs pics dans l'histogramme initial.

feuille ne pouvant être fusionnée qu'avec une feuille directement voisine, les croissances de région classiques paraissent dès lors inappropriées. En effet, deux feuilles de l'octree seront fusionnées au sein d'un même segment si :

1. elles sont voisines au sein de l'octree
2. leur planéité est suffisamment élevée ( $\sigma \leq \sigma_{fusion}$ )
3. l'angle entre les directions de leurs normales est faible ( $\alpha \leq \alpha_{max}$ )
4. leur boîtes englobantes sont suffisamment proches ( $d \leq \epsilon_{max}$ )

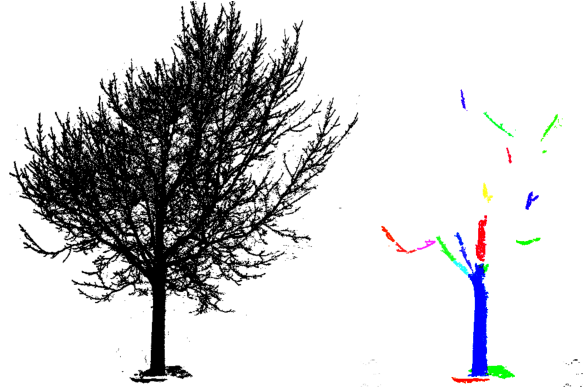
Notre préférence s'est alors portée vers un algorithme similaire à un parcours en largeur sous contrainte. Nous avons ainsi inséré les contraintes (2), (3) et (4) précédentes dans l'algorithme bien connu de parcours en largeur : parmi les voisines d'une feuille, seules sont ajoutées dans la liste des feuilles à traiter celles qui vérifient ces trois conditions.

Le test de la deuxième condition est immédiat grâce à l'indice de planéité calculé lors de la phase de division. Les normales aux différentes feuilles de l'octree n'étant pas orientées, la troisième condition porte sur l'angle non orienté  $\alpha$  entre les normales :

$$\alpha = \arccos \left( \frac{|n_1 \cdot n_2|}{\|n_1\| \|n_2\|} \right)$$

tandis que la dernière condition est facilement vérifiée en introduisant le terme  $\epsilon_{max}$  dans les inégalités du test d'intersection de deux boîtes en 3D.

Tant que toutes les feuilles de l'octree n'ont pas été attribuées à un segment, une nouvelle feuille est sélectionnée comme graine de l'algorithme de parcours en largeur sous contraintes. Contrairement aux algorithmes de croissance de région, cette approche assure le même résultat quelle que soit les graines choisies et l'ordre de leur choix. Finalement, les segments contenant trop peu de points pour être considérés comme représentatifs d'une surface sont filtrés.



**Figure 6:** Résultat de la segmentation d'un arbre isolé (après filtrage des segments non pertinents). Gauche : nuage de points initial. Droite : résultat filtré de la segmentation.

#### 4. Résultats expérimentaux

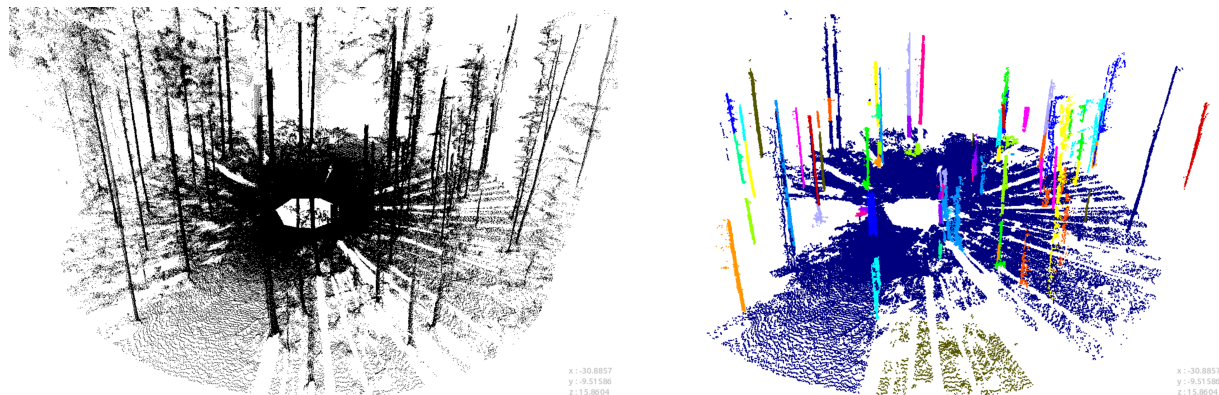
Afin de donner un large aperçu des résultats expérimentaux de notre méthodologie, nous avons testé cet algorithme sur différents nuages de points. Pour valider le processus, nous avons dans un premier temps généré à partir d'un modèle géométrique un nuage de points composé d'un ensemble de solides de base (fig. ??). Dans le même ordre d'idée, pour évaluer le comportement de la méthodologie face à différents types d'arêtes vives, nous avons généré un jeu de données comprenant différentes combinaisons de ces solides de base (fig. ??). Des résultats issus de données urbaines simulées (disponibles en ligne à l'adresse <http://www.math.sc.edu/hielsber/MOUT.htm>) sont aussi présentés (fig. ??). Pour illustrer l'applicabilité de cette segmentation aux données forestières, les segments extraits d'un arbre isolé sont présentés en figure ??.

Finalement, deux autres jeux de données acquis en environnement forestier ont servi pour tester cette méthode : un premier issu d'une acquisition simple, et un deuxième issu d'une acquisition multiple (fig. ?? et ??).

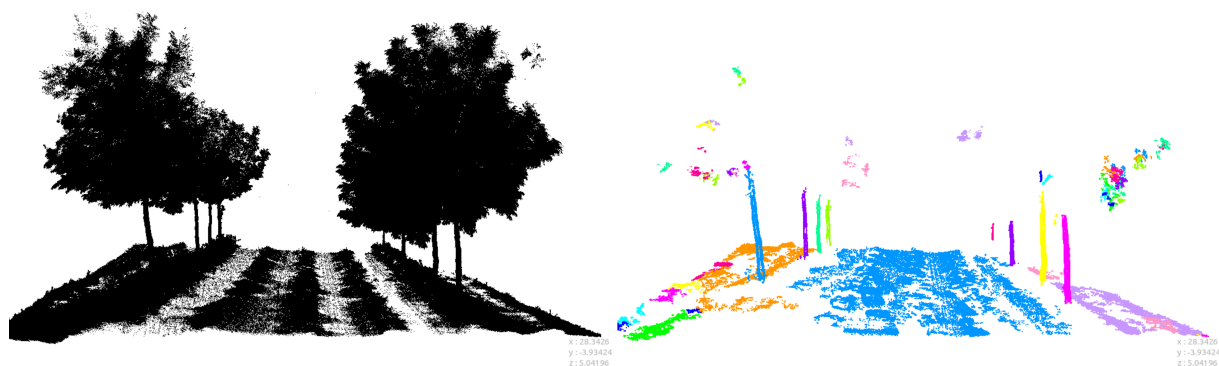
Le premier jeu de données est constitué d'un ensemble de solides de Platon, et de solides de révolution contenant ou non des arêtes vives. Comme illustré en figure ??, chaque face des solides platoniques a été isolée comme un unique segment. Les sphères et le tore ont été identifiés comme une surface unique tandis que les surfaces de révolution comme le cône et le cylindre ont vu leurs bases séparées de leur corps. On observe sur cette figure que les arêtes vives ne sont pas prises en compte par notre algorithme, générant des trous dans le nuage de points. Toutefois, la taille de ces trous est faible par rapport à la taille des segments, et chaque segment contient tout de même assez de points pour extraire l'information pertinente des surfaces qu'ils décrivent.

Une deuxième validation a été faite sur des combinaisons de ces solides de bases afin de déterminer la qualité de la





**Figure 7:** Segmentation d'une placette forestière scannée par une acquisition simple (après filtrage des segments non pertinents).



**Figure 8:** Segmentation d'une scène forestière contenant plusieurs nuages de points recalés (après filtrage des segments non pertinents).

segmentation face aux différents types d'arêtes rencontrés sur des acquisitions réelles. La figure ?? illustre les six principaux types de crêtes rencontrées dans les domaines industriels, urbains et forestiers. Les sous-figures (b) et (e) présentent toutefois un aspect inhérent à l'utilisation d'un partitionnement de l'espace : dans ces deux cas, la subdivision de l'octree était telle que la base des cylindres et du plan ont été isolés au sein d'un même nœud. Ces sous nuages de points étant très plans de par leur faible épaisseur, et l'histogramme des distances ne comportant qu'une valeur, ils ont été considérés comme des surfaces planes de normales similaires et ont été fusionnés en un unique segment. Toutefois, de telles situations se présentent trop rarement sur des données réelles pour être considérées comme des freins à l'applicabilité de cette segmentation.

Les scènes urbaines comprenant pour la majorité des surfaces planes, leur traitement profite pleinement de l'approche multi échelle envisagée par l'utilisation de l'octree et de l'indice de planéité. Le troisième exemple montre une

application à des données simulées de LiDAR terrestre embarqué (monté sur un véhicule) en scène urbaine. On observe ainsi sur la figure ?? l'isolation de chacun des éléments urbains tels les murs, les toits et le sol.

D'autres résultats d'exemples applicatifs dans le domaine de la foresterie sont aussi présentés. Appliquée sur un arbre isolé, la segmentation extrait son tronc et ses branches principales (fig. ??). Des acquisitions plus larges de placettes forestières offrent une qualité de résultat sensiblement identiques jusqu'à un certain degré d'occlusion et de complexité du peuplement forestier (fig. ?? et ??). La grande majorité des arbres d'un peuplement sont alors segmentés et sont assez conséquents pour retrouver des informations utiles aux opérateurs forestiers comme leur position ou leurs diamètres à hauteur de poitrine. Ces tests sur des données réelles illustrent aussi le potentiel de ce type de segmentation pour en extraire un modèle numérique de terrain.

L'algorithme développé dans cette étude comporte plusieurs seuils dont les valeurs influencent grandement la qua-



lité des résultats. Il existe plusieurs façon de guider la valeur de ces paramètres et, tout en gardant à l'esprit qu'ils doivent être légèrement adaptés aux données, nous motivons ici un choix de plage de valeurs de référence. Plusieurs paramètres comme la profondeur maximale autorisée dans l'octree ou la taille minimale de ses feuilles sont facilement estimés en fonction du protocole d'acquisition et de la résolution de l'échantillonnage. Le seuil  $\varepsilon_{dist}$  de distance entre boîtes englobantes lors de l'étape de fusion dépend aussi des paramètres d'acquisition (espacement entre deux points, niveau d'occlusion, etc). L'ACP étant une méthode statistique, le nombre minimal de points à l'intérieur d'une feuille de l'octree ne peut descendre en dessous d'un seuil critique que nous avons évalué à 20 points. Expérimentalement, les valeurs de  $\sigma_{division}$  (resp.  $\sigma_{fusion}$ ) ont été fixées à 0.009 (resp. 0.015), ce qui représente une inertie expliquée par l'ajustement du plan de 3% (resp. 5%) par rapport à l'inertie totale du nuage. La valeur de  $\sigma_{fusion}$  est volontairement plus élevée que celle de  $\sigma_{division}$ . En effet, lors de la phase de division, la planéité locale d'une surface est plus importante puisqu'elle indique le degré de fiabilité de la direction de sa normale. Lors de la phase de fusion par contre, il est préférable d'introduire une certaine souplesse afin d'éviter une sur segmentation. Finalement la valeur  $\alpha_{max}$  peut être aisément ajustée au type de données d'entrée et au but de la segmentation : pour des surfaces très planes coupées par des arêtes vives, une valeur de 10 degrés, adaptée à la présence potentielle de bruit est suffisante. Une valeur entre 15 et 17 degrés semble plus adaptée à un usage général (i.e. sans connaissances *a priori* sur les données) alors qu'un seuil plus élevé, autour de 23 degrés, paraît plus approprié aux scènes forestières comprenant des éléments complexes.

## 5. Conclusion

Nous avons présenté ici une extension des segmentations de nuages de points tridimensionnels utilisant un octree. Cet exercice a pour but principal d'obtenir une segmentation moins précise que certaines méthodes existantes, mais plus rapide et applicable à tout type et toute taille de données. Pour une segmentation fine et détaillée, des traitements ultérieurs pourront être mis en place afin de raffiner les résultats obtenus.

Basée sur la planéité locale des surfaces échantillonnées, notre procédure extrait les surfaces sans arêtes vives présentes dans les nuages de points initiaux. Nous avons utilisé pour cette étude une structure d'octree optimisée en mémoire et qui permet un accès simple aux voisinage de chaque nœud. L'utilisation de cet octree accélère les traitements grâce à la mise en place d'une analyse multi-échelle du nuage de points. Par ailleurs, nous avons enrichi cette approche par octree en guidant la subdivision par un critère géométrique, évitant ainsi le calcul des propriétés géométriques en chaque point du nuage. Nous avons aussi intégré un indice de planéité indépendant de l'orientation, de la taille

et du nombre de points qu'il décrit. La robustesse de la segmentation a été renforcée par l'introduction d'un processus simple et rapide de détection de présence d'outliers et un critère de proximité de boîte englobantes.

Notre méthodologie est capable de segmenter correctement les différentes faces des solides usuels ainsi que des combinaisons de ces derniers. Elle est particulièrement adaptée aux scènes urbaines qui sont majoritairement composées de surfaces planes. D'autre part, son application en foresterie n'est pas dénuée d'intérêt puisqu'elle permet l'extraction de la surface du sol et des troncs d'arbres en tant qu'objets isolés dans les placettes échantillonnées.

La segmentation de nuages de points constitue souvent un préambule à des traitements plus complexes. Dans de tels cas, la structure d'octree utilisée ici et les propriétés géométriques associées pourront être efficacement réutilisées par la suite. En particulier, notre approche de segmentation semble être un bon point de départ pour des processus de classification ou de reconnaissance de forme.

Dans la suite de ces travaux, nous nous efforceront de mettre au point une méthodologie au sein d'un octree qui permette d'estimer de manière rapide la courbure locale et les directions de courbure principales de chaque feuille.