

一种大场景有序点云的快速、准确分割方法

朱晓鑫¹, 谢 翔¹, 李国林²

(1 清华大学 微电子与纳电子学系, 北京 100084; 2 清华大学 电子工程系, 北京 100084)

摘 要: 针对复杂大场景的点云分割问题, 提出了一种快速、准确的分割方法. 采用基于扫描线的分割算法, 利用点云的有序性和地面几何特征提取地面点, 在坡路等复杂地面情况下也能正确分割地面; 基于扫描系统的性能确定初始阈值, 实现了对非地面点的逐点快速分割; 提出了基于体量的自适应算法对过分割的点云进行合并. 实验结果表明, 在复杂场景下, 该分割方法的准确率在 90% 以上, 并且运算复杂度低, 逐点处理速度为平均每个点用时 14.5 μ s, 可在点云数据采集过程中进行实时处理.

关键词: 点云分割; 激光扫描; 大场景; 聚类

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1000—7180(2016)11—0045—05

A Fast and Accurate Segmentation Method for Ordered Point Cloud of Large-Scale Scenes

ZHU Xiao-xin¹, XIE Xiang¹, LI Guo-lin²

(1 Institute of Microelectronics, Tsinghua University, Beijing 100084, China;

2 Department of Electronic Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

Abstract: A fast and accurate segmentation method for point cloud of large-scale scenes is proposed. A scan-line-based ground filter algorithm is designed based on the ordering of point cloud and the geometrical characteristic of the ground, complex ground conditions such as slopes can be handled. Non-ground points are fast segmented point-by-point based on the initial threshold which takes the performance of the scanning system into consideration. Then over-segmented points are merged through the volume-based adaptive algorithm. The accuracy rate of the proposed method is over 90% and the point-by-point processing speed is 14.5 μ s per point, real-time processing can be achieved.

Key words: point cloud segmentation; laser scanning; large-scale scene; cluster

1 引言

大场景的三维模型在数字地图、城市规划、虚拟现实等领域具有广阔的应用前景, 利用点云数据进行场景的三维建模受到了广泛关注和研究^[1]. 其中, 点云分割是点云建模的必要前提^[2]. 然而, 由于大场景中包含各种不同种类的物体, 物体间的空间关系复杂, 难以对点云进行准确分割; 并且大场景的点云数据量巨大^[3]. 因此, 准确、快速地对大场景点云进行分割仍存在挑战.

现有的分割方法中, 基于边缘的分割算法^[4]通过检测边界点, 将边界点所包围的区域作为最终的分割结果. 该类方法容易受到噪声点的影响, 使得边界点检测的精度变差. 基于区域生长的分割算法^[5]由所选定的种子点开始, 按照一定的准则逐渐向外生长, 将满足生长准则的点放到同一个区域. 该类方法的分割结果依赖于初始种子点和生长准则的选择, 在复杂大场景中难以找到一种通用的生长准则来正确分割各种不同种类的物体. 基于模型的分割算法^[6]认为场景中的物体由平面、圆柱、球等基本几

何形状构成,通过在点云中拟合基本形状进行分割,而对于场景中不符合基本形状的物体,该类方法难以实现准确分割.基于聚类的分割算法^[7]按照一定的特征将同一类的点云聚到一类.考虑到大场景中不同物体的空间分布,基于欧式距离的聚类算法^[7]被广泛用于大场景的点云分割,但固定的距离阈值难以准确分割复杂场景中各种不同间隔距离的物体.

考虑到不同的扫描系统获取的点云数据稀疏程度不同^[8],并且通常物体的体量越大间隔距离也越大,本文基于扫描系统的性能和物体的体量信息,提出一种自适应的分割算法,实现了对复杂场景点云数据的准确分割.同时,激光雷达逐列、逐点的扫描方式决定了点云的内在有序性,本文充分利用了点云的有序性使得分割算法高效而快速,适用于实时在线分割点云.

2 分割算法

2.1 算法总体框架

本文分割算法的总体框架如图 1 所示.首先采用基于扫描线的地面分割算法提取地面点,然后进一步对非地面点进行分割.非地面分割中,算法首先根据扫描系统的性能确定初始的分割阈值,利用该保守的初始阈值进行非地面点分割并有效避免了欠分割问题;之后针对由于遮挡和物体表面变化剧烈等原因造成的过分割问题,利用物体的体量信息对过分割的点云进行合并处理.由于算法充分利用了点云的有序性,地面分割以及非地面分割中的基于初始阈值的分割可以在点云数据采集的过程中进行实时的在线处理.

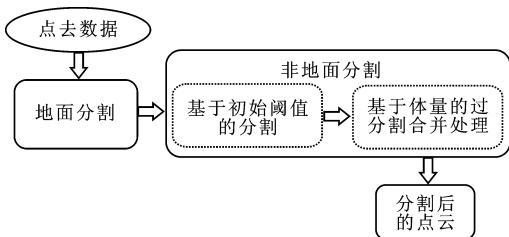


图 1 算法总体框架

2.2 地面分割

考虑到地面上不同的物体通过地面相连,需要首先提取出地面点,进而使得不同物体在空间上孤立.如图 2 所示,由于地面的连续性和地面上物体的遮挡,一系列扫描线上的地面点一般分段且段内连续(如图 2 中两段地面点 $\{p_1, \dots, p_5\}$ 和 $\{p_{10}, \dots, p_{12}\}$

所示),并且相邻的地面点对应的局部区域起伏较小.基于上述特点,本文提出一种基于扫描线的分割算法,利用地面的几何特征逐点地提取地面点.以图 2 所示的一系列扫描线为例,逐点提取地面点的关键步骤如下.

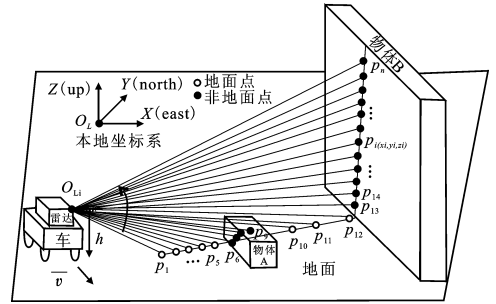


图 2 一系列扫描线上的点

(1) 提取第一段地面点的初始点

一系列扫描线上的第一个点不一定是地面点,为了保证后续地面点提取的准确性,第一个地面点(也即第一段地面点的初始点)需要准确检测.利用激光雷达的实时位置信息(可由 GPS/IMU 获得)以及激光雷达到地面的高度参数 h ,可以得到系统所在位置的地面点坐标.如果扫描线上的点 $p_i (i = 1, 2, \dots, n)$ 为扫描系统附近的第一个地面点(如图 2 中的点 p_1),则需满足约束: $|z_i - (z_{Li} - h)| < z_{th}$. 其中 z_i 和 z_{Li} 分别是点 p_i 和雷达所在位置的 z 坐标. z_{th} 是扫描线上相邻的地面点的最大高程差.利用上述高程约束依次判断一系列扫描线上的点,第一个满足该高程约束的点则判定为该列的第一个地面点(也即第一段地面点的初始点).考虑容忍地面局部起伏(如减速带)以及噪声, z_{th} 设定为 15 cm 以保证足够裕量.

(2) 提取一段地面点中初始点之后的点

一系列扫描线上,地面点与系统所在位置的高程差由于地面起伏等原因会发生变化,如果只用每一点与系统所在位置的高程差检测一系列上所有的地面点,无法保证分割的准确性.因此,检测出一段地面点的初始点之后,本文利用相邻点的坡度信息进一步提取初始点之后的点(如图 2 中初始点 p_1 之后的点 $\{p_2, \dots, p_5\}$).扫描线上的不同两点 p_i 和 p_j 对应的坡度定义为:

$$\theta_{i,j} = \arcsin[|\overrightarrow{p_i p_j} \cdot \overrightarrow{n_{XOY}}| / (|\overrightarrow{p_i p_j}| \cdot |\overrightarrow{n_{XOY}}|)] \quad (1)$$

式中 $\theta_{i,j} \in [0, \pi/2]$, $\overrightarrow{n_{XOY}}$ 为本地坐标系下 XOY 平面的单位法向量.

考虑到地面上相邻两点对应的局部区域起伏较小,一段地面点中任意的相邻两点需满足坡度约束: $\theta_{i,i+1} < \theta_{th}$. 利用该坡度约束,可以逐点地提取初始点之后的地面点. 对于当前的地面点 p_i ,如果 $\theta_{i,i+1}$ 不满足上述坡度约束,则 p_i 为当前一段地面点的截止点(如图2中的点 p_5), p_{i+1} 判定为非地面点(如图2中的点 p_6);反之则认为 p_{i+1} 为地面点并继续判断之后的点. 参数 θ_{th} 取决于地面的起伏以及扫描系统的噪声,考虑上述两个因素并保留足够的裕量,本文设置 θ_{th} 为 17° .

(3) 提取下一段地面点的初始点

为了检测下一段地面点的初始点(如图2中点 p_{10}),将前一段地面点之后的点依次与前一段地面点的截止点(如图2中的点 p_5)进行比较,利用高程和坡度信息进行判断. 如果点 p_i 是下一段地面点的初始点,则 p_i 需满足: $|z_i - z_{last}| < z_{th}$ 且 $\theta_{last,i} < \theta_{th}$,其中 z_{last} 为前一段地面点的截止点的 z 坐标.

通过上述步骤,一列扫描线上的每一段地面点都可以依次被提取出来,算法运算复杂度低,逐点提取的处理方式可以在点云数据采集过程中实时在线进行. 即使当车在坡路上行驶时,该算法也能准确提取地面点.

2.3 非地面分割

地面点提取之后,同时也就完成了对非地面点云的初步分割,非地面点云被分割成了空间上孤立的簇,需要进行进一步精细分割. 基于欧式距离的聚类算法可以将空间上孤立的不同物体按照一定的距离阈值进行聚类. 但是,对于复杂场景的点云分割,由于场景中不同物体的空间关系复杂,采用固定的距离阈值进行聚类会导致严重的过分割或欠分割. 针对上述问题,本文提出了一种适用于复杂大场景的自适应分割算法,利用扫描系统的性能和物体的体量信息进一步准确分割非地面点.

由于点云数据的稀疏程度与被扫描物体表面的起伏度、系统所采用的激光雷达的扫描频率和分辨率、以及车速度有关,算法保守地假设被扫描的物体表面上临近的扫描点所在的局部区域为一个理想平面,并且车行驶方向与该平面平行,根据系统所采用的激光雷达的性能和平均车速(如 30 km/h),确定了初始的非地面分割阈值(如阈值为 22 cm). 基于该初始分割阈值,算法利用点云的有序性,通过判断当前扫描点与其临近点(也即同一列扫描线上的相邻点和相邻扫描线上的相邻点)的间隔距离和初始阈值的关系,实现了对非地面点的逐点快速聚类. 由

于初始阈值表征的是同一物体上临近点的距离约束,实际不同物体的间隔距离通常大于该初始阈值,因此可以有效避免欠分割的情况. 后续只需要对由于遮挡和物体表面变化剧烈等情况造成的过分割问题进行处理.

考虑到实际场景中大体量的物体(比如建筑物)间隔距离较大,而小体量的物体(比如汽车等)间隔距离较小,本文利用物体体量与物体最小间隔距离之间的关系,提出一种基于体量的自适应算法对过分割的聚类进行合并. 物体的体量与最小间隔距离之间的关系可以近似用经验公式(2)表示.

$$d_{th} = \frac{e^{\frac{S-a}{b}} \cdot \min\{\sqrt{S}, d_{amp}\} + e^{-\frac{S-a}{b}} \cdot \frac{L}{k_L}}{e^{\frac{S-a}{b}} + e^{-\frac{S-a}{b}}} \quad (2)$$

其中 S 为聚类的投影面积,表征对应物体的体量大小. 通过将一个聚类的点往平均法向量方向投影,投影面上包含所有投影点的最小矩形的面积即为该聚类的投影面积 S ;最小矩形的短边长度为 L ,表征对应物体的最短边长. 对于小体量的物体($S < (a - 2.3b)$),近似认为物体的最小间隔距离与物体的最短边长成正比,也即 d_{th} 等于 L/k_L (k_L 为比例系数),对应的权重系数 $e^{-(S-a)/b} / (e^{-(S-a)/b} + e^{-(S-a)/b})$ 大于 0.99 . 对于大体量的物体($S > (a + 2.3b)$),近似认为物体的最小间隔距离为 $\sqrt{S}$,对应的权重系数 $e^{(S-a)/b} / (e^{(S-a)/b} + e^{-(S-a)/b})$ 大于 0.99 ;并且随着物体体量的增大,物体的最小间隔距离趋于饱和值 d_{amp} ,比如实际中相邻的建筑物体量越大,最小间隔距离不会一直增大. 考虑常见的小体量的物体(如汽车、路灯、道路标志等)以及建筑物等大体量的物体的体量,设定 S 小于 15 m^2 的物体为小体量, S 大于 40 m^2 的物体为大体量,进而得出参数 a 为 27.5 , b 为 5.4 . 对于小体量的物体,基于体量的自适应阈值近似认为是其最小边长的 $1/3$,也即参数 k_L 设置为 3 ;参数 d_{amp} 的取值参考建筑设计规范中关于建筑物间距的规定设置为 10 m .

基于初始阈值分割之后,如果两个聚类的间隔距离小于根据公式(2)得出的基于体量的自适应阈值 d_{th} (以两个聚类中较小体量的聚类对应的 d_{th} 为准),则判定两个聚类为过分割的聚类并将其合并;反之则认为分割正确,不进行合并.

通过上述基于体量的自适应算法,可以正确地合并不同体量的过分割聚类. 实际情况中,过分割的聚类还包括悬浮的(也即与地面不相连的)聚类,比如树木由于自身的遮挡,细小的枝叶会被过度分割而悬浮

在空中,与非悬浮的树干分开.由于该类过分割的悬浮聚类体量小、间隔距离比基于体量的阈值大,上述合并过程可能无法处理.考虑到实际场景中不存在悬浮的、与地面不相连的物体,悬浮的聚类需要合并到非悬浮(与地面相连)的聚类.分析实际情况中导致悬浮聚类的原因(如遮挡和物体表面起伏剧烈等),可以认为悬浮的聚类通常与邻近的非悬浮聚类属于同一个物体.根据上述特点,本文采用基于最小生成森林^[9]的合并算法完成对部分悬浮聚类的合并处理.



图 3 车载激光雷达扫描系统

3 实验结果及分析

本文采用如图 3 所示的车载激光雷达扫描系统获取点云数据,其中激光雷达为 SICK 公司的 LMS291-S14, GPS/IMU 为 NovAtel 公司的 SPAN-CPT. 实验中给出两组数据的分割结果:数据 1 (图 4) 为包含斜坡路面的广场场景,共 626 599 个点;数据 2 (图 5) 为街道场景,包含汽车、自行车、树木、建筑等,共 1 128 085 个点. 计算所用电脑配置为 Intel i5, 3.20 GHz 处理器, 8 GB 内存, 编程环境为 C++ . 采用 Point Cloud Library (PCL) ^[10] 的点云显示模块进行 3D 显示, 分割结果中不同聚类的点云随机地用不同的颜色表示.

数据 1 的分割结果如图 4 所示. 当车行驶在斜坡上时, 本文的分割方法也能准确提取对应的斜坡地面点, 场景中的路灯、旗杆、临近停靠的汽车等物体都能被正确分割 (图 4 (c)); 而文献 [7] 中 RANSAC 拟合算法提取最大平面为地面, 斜坡地面被错误地判断为非地面部分, 且采用固定的距离阈值分割非地面点导致汽车、树木等存在严重欠分割, 而表面起伏较大、存在遮挡的建筑物则会被过分割 (图 4 (d)). 数据 2 的分割结果如图 5 所示. 可见本文对街道旁的建筑, 以及不同体量和间隔距离的汽车、树木、自行车、路灯等都可以准确分割 (图 5 (c)); 而文献 [7] 基于固定阈值的方法导致汽车、树木、建筑等存在严重的欠分割 (图 5 (d)).

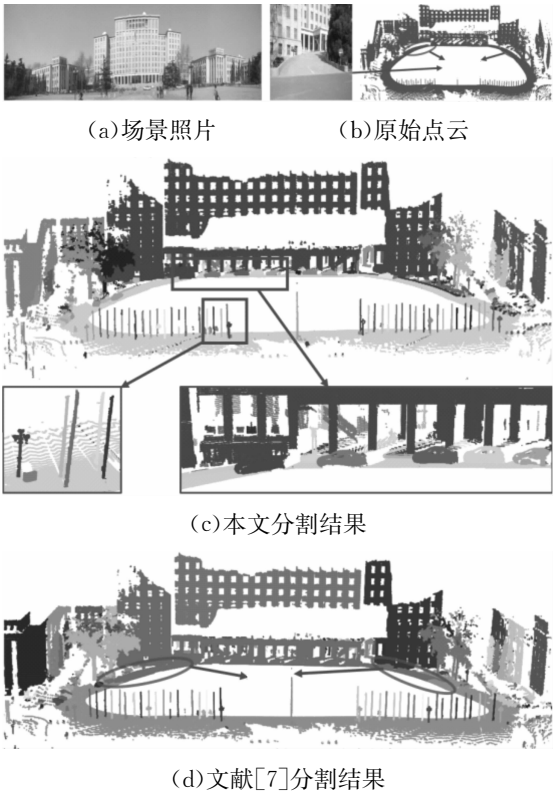


图 4 数据 1 分割结果

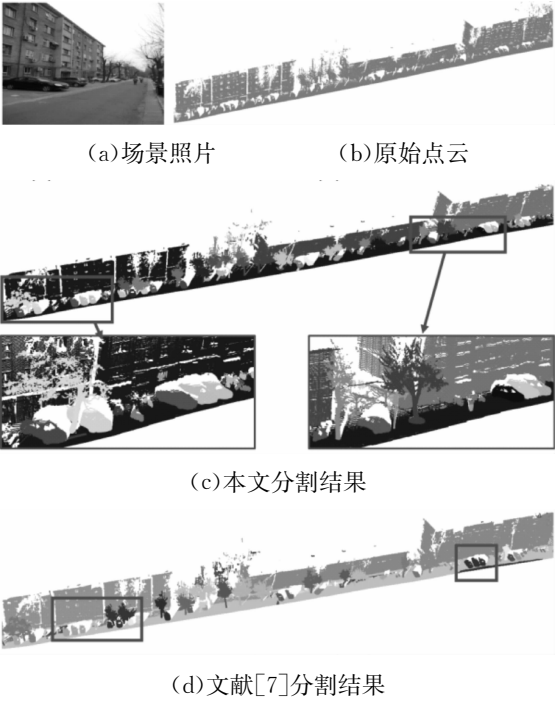


图 5 数据 2 分割结果

为了定量分析本文分割方法的准确度,对两组数据中不同物体的点云进行人工的分割并统计物体个数,以此为参考计算分割结果中被正确分割的物体的比例,也即正确率.表 1 为两种方法的正确率统计.可以看出,本文分割方法的正确率均在 90% 以上,明显高于文献 [7] 基于固定阈值的聚类算法的正

确率. 由于本文方法基于激光雷达扫描系统的性能利用保守的较小初始阈值进行非地面点分割,有效避免了欠分割问题;基于体量的自适应合并则有效解决了过分割问题. 而文献[7]的聚类算法对于距离近的树木、汽车等会出现严重的欠分割,而对于大体量建筑等则容易出现过分割,难以对复杂场景取得较高的分割正确率.

表 1 分割结果比较				
方法		正确率 /%	过分割率 /%	欠分割率 /%
数据 1	本文方法	91.3	2.9	5.8
	文献[7]	74.0	5.8	20.2
数据 2	本文方法	91.5	5.1	3.4
	文献[7]	50.1	0	49.9

表 2 给出了算法的处理速度的对比. 由于本文的分割方法充分利用了点云的有序性,实现了对点云数据的逐点快速处理,地面分割部分逐列逐点地提取地面,基于初始阈值的分割只需要利用到当前列和相邻列的临近点信息,因此算法具有很高的运行效率. 本文的分割方法在地面分割和基于初始阈值的分割两部分处理速度为平均每个点 14.5 微秒,可以在数据采集的过程中在线实时地处理点云. 整体上本文的分割方法处理速度是文献[7]的分割方法处理速度的 15.5 倍. 并且由于本文的分割方法中需要线下进行的仅是过分割合并部分,而文献[7]的所有步骤都需要在线下完成且线下所需时间接近本文线下处理时间的 20 倍,因此本文方法可以大量节省数据采集后所需要的线下处理时间.

表 2 算法速度比较				
地面分割 /(微秒/点)		非地面分割 /(微秒/点)		合计 /(微秒/点)
		初始分割	过分割合并	
本文方法	0.6	13.9	54.6	69.1
文献[7]	142.2	926.5		1 068.7

4 结束语

本文提出了一种针对大场景有序点云数据的快速、准确的分割方法. 利用扫描系统的性能和物体的体量信息,实现了对点云数据的准确分割,有效解决了复杂场景下点云分割存在的欠分割和过分割问题. 实验表明该方法对复杂大场景的分割正确率可达 90%以上. 基于点云的有序性,通过利用临近点的信息进行逐点快速地分割,算法具有很高的效率. 地面分割和非地面分割中基于初始阈值的分割两部分逐点处理速度为平均每个点用时 14.5 μ s,可在点

云数据采集过程中实时分割点云.

参考文献:

[1] Musialski P, Wonka P, Aliaga D G, et al. A survey of urban reconstruction[J]. Computer graphics forum, 2013, 32(6): 146-177.

[2] Lin H, Gao J, Zhou Y, et al. Semantic decomposition and reconstruction of residential scenes from lidar data[J]. ACM Transactions on Graphics (TOG), 2013, 32(4): 66-68.

[3] Robert J Roy. Mobile lidar for urban streetscapes[EB/OL]. [2016-02-20]. http://www.gim-international.com/issues/articles/id1865-Mobile_Lidar__for_Urban_Streetscapes.html.

[4] Huang J, Menq C H. Automatic data segmentation for geometric feature extraction from unorganized 3-D coordinate points[J]. Robotics and Automation, IEEE Transactions on, 2001, 17(3): 268-279.

[5] Chen J, Chen B. Architectural modeling from sparsely scanned range data[J]. International Journal of Computer Vision, 2008, 78(2/3): 223-236.

[6] Schnabel R, Wahl R, Klein R. Efficient RANSAC for point-cloud shape detection[C]//Computer graphics forum. Blackwell Publishing Ltd, 2007, 26(2): 214-226.

[7] Rusu R B. Semantic 3D object maps for everyday manipulation in human living environments[J]. KI-Künstliche Intelligenz, 2010, 24(4): 345-348.

[8] Anguelov D, Taskarf B, Chatablashv, et al. Discriminative learning of markov random fields for segmentation of 3d scan data[C]//CVPR 2005, USA, San Diego, IEEE, 2005, DDI:10. 1109/CVPR 2005, 133.

[9] Tarabalka Y, Benediktsson J A, Chanussot J, et al. Multiple spectral-spatial classification approach for hyperspectral data[J]. Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on, 2010, 48(11): 4122-4132.

[10] Rusu R B, Cousins S. 3D is here: point cloud library (pcl)[C]//Robotics and Automation (ICRA), 2011 IEEE International Conference on. China, Shanghai, IEEE, 2011: 1-4.

作者简介:

朱晓鑫 男,(1991-),硕士研究生.研究方向为图像处理、数字集成电路设计. E-mail:forestzxx@163.com.

谢翔 男,(1971-),副研究员.研究方向包括集成电路设计、图像处理、生物医学电子等.

李国林 男,(1970-),副教授.研究方向包括集成电路设计、互连分析以及 RFIC 设计.