



计算机科学

COMPUTER SCIENCE

三维激光雷达点云空间多特征分割

杨文坤, 原晓佩, 陈小锋, 郭睿

引用本文

杨文坤, 原晓佩, 陈小锋, 郭睿. [三维激光雷达点云空间多特征分割](#)[J]. 计算机科学, 2022, 49(8): 143-149.

YANG Wen-kun, YUAN Xiao-pei, CHEN Xiao-feng, GUO Rui. [Spatial Multi-feature Segmentation of 3D Lidar Point Cloud](#)[J]. Computer Science, 2022, 49(8): 143-149.

相似文章推荐 (请使用火狐或 IE 浏览器查看文章)

Similar articles recommended (Please use Firefox or IE to view the article)

[室内移动机器人的 SLAM 算法综述](#)

Overview of SLAM Algorithms for Mobile Robots

计算机科学, 2021, 48(9): 223-234. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.200700152>

[一种基于 3D 激光雷达的实时道路边缘提取算法](#)

Real-time Road Edge Extraction Algorithm Based on 3D-Lidar

计算机科学, 2018, 45(9): 294-298. <https://doi.org/10.11896/j.issn.1002-137X.2018.09.049>

[结构光视觉三维点云逐层三角网格化算法](#)

Layer by Layer Triangulation Algorithm for 3D Point Clouds from Structured Light Vision

计算机科学, 2016, 43(Z11): 383-387. <https://doi.org/10.11896/j.issn.1002-137X.2016.11A.088>

[基于激光扫描技术的行人检测方法研究](#)

Research on Pedestrian Detection Method Based on Laser Scanning

计算机科学, 2016, 43(7): 328-330. <https://doi.org/10.11896/j.issn.1002-137X.2016.07.061>

[基于加权欧氏距离的空间 Co-location 模式挖掘算法研究](#)

Algorithm of Mining Spatial Co-location Patterns Based on Weighted Euclidean Distance

计算机科学, 2014, 41(Z6): 425-428.

三维激光雷达点云空间多特征分割

杨文坤 原晓佩 陈小锋 郭睿

西北工业大学自动化学院 西安 710129

(ywknpu@163.com)

摘要 多线固态激光雷达已成为无人平台环境感知的重要工具,在车载环境建模中得到大量应用。但由于激光雷达分辨率较低、环境噪声敏感、场景复杂等问题,造成场景分割困难。针对实测车载多线激光雷达数据中建筑体点云及植被点云的曲率差异,提出了一种改进的多线激光雷达三维点云的快速分割方法。在曲率分割的基础上,采用加权欧聚类进行二次迭代分割,减少迭代的同时避免陷入局部最优。通过无人平台实测数据采集处理实验和公共数据实验,验证了空间多特征分割方法在激光雷达点云分割方面的有效性;针对场景最终的分割结果,在场景过分割率、欠分割率及正确分割率方面进行了统计,并与传统区域生长分割算法进行了对比分析,结果表明空间多特征分割算法在不同场景的分割中具有较强的适用性及分割准确度。

关键词: 三维点云;激光雷达;曲率分割;加权欧氏距离;建筑体

中图分类号 TP79

Spatial Multi-feature Segmentation of 3D Lidar Point Cloud

YANG Wen-kun, YUAN Xiao-pei, CHEN Xiao-feng and GUO Rui

School of Automation, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710129, China

Abstract Multi-layer solid-state lidar has become an important tool for environment perception of unmanned platform, and has been widely used in vehicle-mounted environment modeling. Due to the low resolution of lidar, the sensitivity of environmental noise, and the complexity of the scene, the fast and effective segmentation of the scene becomes a key problem in the real-time environment modeling. In view of the obvious curvature difference between buildings and vegetation in the actual collected point cloud data, this paper proposes an improved fast segmentation method of 3D point cloud based on multi-layer lidar. After the initial segmentation of building facade is realized based on curvature segmentation, the weighted Euclidean clustering is used for the second iterative segmentation of the initial segmented point cloud, which can reduce the iterative process and avoid falling into local optimum. Through the unmanned platform data acquisition and processing experiments and public data experiments, the effectiveness of this method in the segmentation of building and vegetation is verified. According to the final segmentation results of the scene, the over segmentation rate, under segmentation rate and correct segmentation rate of the scene are counted, and compared with the traditional region growing segmentation algorithm. The results show that the algorithm has strong applicability and segmentation accuracy in different scenes.

Keywords 3D point cloud, Lidar, Curvature segmentation, Weighted Euclidean distance, Building

1 引言

随着激光雷达技术的发展,基于固态激光雷达进行三维模型重建在数字化城市、无人驾驶、虚拟现实等领域展现出了广阔的应用前景^[1]。特别是搭载在地面移动平台上的三维激光雷达,除了具有探测范围广、受光照影响小等优点,因其点云数据采集的便捷性及特征全面性,非常适合通过三维数据的采集处理来实现无人平台对城市环境的感知及三维城市

模型重建。但由于城市中车道环境复杂,目标种类繁多,对三维点云数据进行快速准确的分割(如建筑体和植被体)成为三维城市环境感知和模型重建的关键^[2]。

目前常用的点云数据分类方法大致分为两类:一种是基于栅格的方法^[3-5],将三维点云投影到平面的同时保留部分三维信息,通过平面的栅格处理后实现三维空间的反演,因此一般被称为2.5维栅格处理,采用2.5维栅格处理在投影时会损失部分三维信息,进而影响最终的分割结果;另一种方法是

到稿日期:2021-03-29 返修日期:2021-08-04

基金项目:装备预先研究领域基金(61404130125,61404130118);陕西省自然科学基金(2019JQ-418)

This work was supported by the Equipment Pre-research Field Fund (61404130125,61404130118) and Natural Science Foundation of Shaanxi Province, China(2019JQ-418).

通信作者:陈小锋(chenxf@nwpu.edu.cn)

基于现有的基础分割算法直接在三维空间进行处理,常用的方法包括基于边缘检测算法的分割^[6]、基于区域生长的分割^[7]、基于特征聚类的分割^[8]以及基于深度学习的分割^[9-11]。边缘检测分割以检测到的边缘点作为分割依据,边缘检测算法对噪声点较为敏感,适用于低噪声点的场景。区域生长分割将指定种子点作为生长的起点,按照指定的准则向外生长,直至不再有符合该准则的点,完成一个区域的分割。该类方法的分割效果取决于初始种子点和生长准则的选择,同时,在分割中一种通用的生长准则往往只对某一特定场景有效,对复杂环境单一准则并不能完成场景的有效分割。特征聚类分割则是按照一定距离测度对点云特征进行比较,将同一类的点云聚为一类。其中,常用的算法有K均值、DBSCAN(Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise)及欧氏距离等。K均值算法^[12-14]在聚类前需要指定类别数,收敛速度较慢,不适合大规模的复杂场景。DBSCAN算法^[15]通过近邻搜索创建一个核心簇,对聚类密度间距依赖较大,常用于二维聚类,对三维数据则存在“维数灾难”。基于欧氏距离的聚类算法^[16]可以快速对大场景的点云进行分割,但固定的阈值难以完成对复杂场景中不同间隔距离的物体的分割。在深度学习方面^[17],基于图像的处理已经较为成熟;在三维点云的处理方面,因点云离散化、立体化等特点导致无法直接使用全卷积神经网络,大多是基于投影算法将点云数据转化为图像进行卷积神经网络的处理。但三维数据映射到二维数据时会丢失一些信息,无法提供高度等信息,因此无法保证整个场景的完整性。

综上所述,各类方法均有其优点和局限性,但都是针对点云的某一特征进行处理。本文在对实际无人车载动态激光雷达点云进行处理时,结合了所采集点云数据的多个特征对复杂场景进行处理。扫描线固态激光雷达获取数据时逐列、逐点的扫描方式决定了点云的内在有序性,同时,不同扫描系统获取的点云数据稀疏程度不同,且目标体的体量越大,扫描线点云的间隔距离也越大。考虑到以上实测点云数据结构的特性,本文提出了一种改进的多线激光雷达三维点云的分割方法,该方法基于曲率分割实现建筑立面的提取后,采用加权欧氏聚类进行建筑体及植被体的分割。基于的建筑体及植被的曲率差异,曲率分割可以得到有效的初始分割结果,对初始分割结果进行加权欧氏迭代分割,可以减少迭代过程,同时避免陷入局部最优。最后通过无人平台实测数据采集处理实验和公开数据集实验,验证本文方法在扫描线激光雷达三维点云分割方面的有效性,通过多个场景下的验证说明本文方法的适用性。

2 点云环境分割方法

2.1 车载平台三维激光雷达数据说明及方法概述

基于车载平台的三维固态激光雷达能够实现对周围环境包括建筑体和植被体等数据的采集。一般三维固态激光雷达主要采用多线束扫描方式,在垂直方向上形成相应线数的激光束,电机则以固定的频率360°旋转进行全景扫描,采集到的

三维点云数据中包含当前的旋转角度、距离位置、目标反射强度以及当前帧数等,在数据解析过程中将旋转角度、线束角度以及距离值信息转换为三维坐标XYZ,同时保留其他信息。随着测量距离的增大,竖直方向上的分辨率降低,导致点云数据在分割过程中间隙过大,采用常规聚类算法存在过分割和欠分割等问题。

本文在进行点云分割时,结合实测三维激光雷达点云数据特点,减少属于同一目标体的点云间隔,保证不同目标体之间的点云间隔距离明显,从而实现对空间距离接近但曲率变化较大的点云的有效分割。方法简易流程如图1所示,先对不同类物体(建筑和植被体)进行分割,再对同一类物体进行内部分割,从而实现对环境场景的分割。对实测数据基于曲率进行初分割后,因建筑体与植被之间的差异明显,所以大部分植被和建筑体可以得到有效的分割,但在部分建筑体立面连接处,曲率变化较为明显,会导致错误分割。基于这一考虑,本文以初始曲率分割结果作为迭代的初始结果,以点云相似度量的加权欧氏聚类作为迭代条件,进行点云迭代二次分割。基于曲率的初分割可以提供较好的初始分割结果,有效的初始分割可以减少迭代过程同时避免分割陷入局部最优,基于加权的欧氏聚类可以更准确地描述点云之间的相似特征,最终实现无人平台环境中对建筑体与植被个体的有效分割。

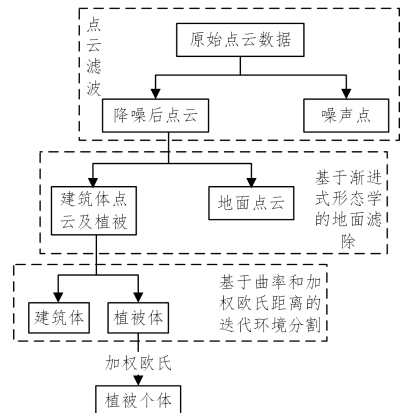


图1 分割方法流程图

Fig. 1 Flow chart of segmentation method

在基于曲率及加权欧氏距离的分割中,以提取到的非地面点云作为分割目标,基于建筑体及植被的明显曲率差异,根据曲率这一特征对点云曲率阈值区间进行判定,将非地面点云划分为建筑体、植被及其他类。通过对初始分割结果进行分析发现,因在建筑体连接处的曲率变化剧烈,存在将该处点云划分为植被类点云的误分割现象。但同时这类点云在空间距离上距植被点云主体较远,处于建筑体点云的环绕中。针对这一特征,本文以初始分割结果作为初始聚类中心,以空间距离特征作为聚类条件,进行多次迭代分割,最终完成整个场景的分割。相比单一的特征分割,该方法可以实现对整个场景更全面的特征考量,同时提供的初始分割类也可避免整个场景在迭代分割中陷入局部最优。具体的算法流程图如图2所示。

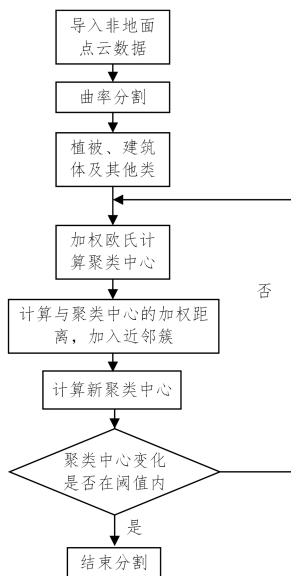


图2 曲率及加权欧氏二次分割算法流程图

Fig. 2 Flow chart of curvature and weighted quadratic segmentation algorithm

2.2 点云数据滤波及地面分割

进行点云分割前,对噪声点和地面点等的滤除是必不可少的预处理阶段。

为了实现非点云的有效提取,本文结合数据特点提出适用于车载点云的渐进式形态学滤波算法。首先对车载点云数据进行构造,使之满足形态学滤波的数据结构,接着采用渐进式形态学滤波完成非地面点云提取。具体的数据结构构造如下:

(1)对地面激光点云进行水平方向投影,提取所有的水平坐标至集合 $P(P_1, P_2, \dots, P_n)$, P_i 中包含有第 i 个点的水平坐标 (X_i, Y_i) 。

(2)对原始场景中的三维点云集合 $q(q_1, q_2, \dots, q_m)(q_i(x_i, y_i, z_i))$ 进行多次遍历,提取出与集合 P 中某一点的水平坐标相同且 Z 值最小的点,存入三维集合 $h(h_1, h_2, \dots, h_r)$,同时,将水平坐标相同的其他点从集合 q 中移除,加入三维集合 k 中。

(3)遍历直至集合 P 中的点均找到与之对应的满足上述条件的点,搜索结束,最终得到的集合 h 为所有满足条件的点,且集合满足 $q=h+k$ 。

最终将得到的集合 h 作为渐进式形态学滤波的输入点云,完成非地面点的提取。

实际数据测量存在的误差会导致噪声点的产生,而噪声点在点云几何特征的运算中会造成数据处理误差过大,进而导致点云分割等后续处理出错。为了更好地保持环境目标(建筑体和植被体)点云的形状特征,采用稀疏噪声点移除方法对点云进行下采样,按照下述步骤对每个点的邻域进行统计分析,实现对噪声点的滤除。

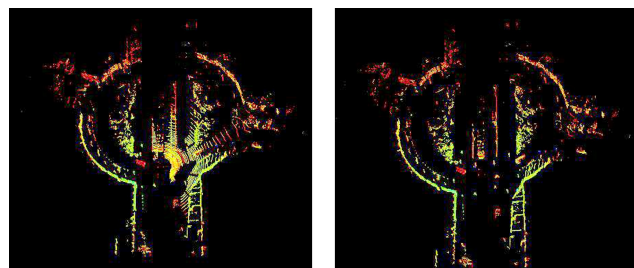
(1)计算实测数据中每个点到邻域内其他点的距离;

(2)计算该点与邻域内其他点之间的平均距离,并将其作为全局距离;

(3)分析全局距离的统计分布并计算在该统计分布下的滤波阈值;

(4)判定所有点中与该点距离大于滤波阈值的点为噪声点。

除噪声点外,地面点的存在也会造成点云分割的错误,被误分为属于邻近的建筑或植被体。常用的基于点云高程信息的地面点滤除方法,在实测环境存在斜坡等情况下,会将建筑体的点云误判为地面点,造成过滤除。因此,本文使用基于渐进式形态学的地面点滤除方法。在地面点的滤除过程中,采用蒙特卡罗法设置初始高度值及坡度值,从高程上实现地面点的滤除。以公开 KITTI 点云数据集¹⁾为例(KITTI 数据集由德国卡尔斯鲁厄理工学院和丰田美国技术研究院联合创办,是目前国际上最大的自动驾驶场景下的计算机视觉算法评测数据集)进行了高程向和渐进滤波的对比,高程向选用 $[-1.5, 20]$ 得到如图 3(a)所示的结果,较多地面点云未能滤除,渐进式斜坡滤除时初始预估地面高度为 -2.0 m,斜坡为 0.05° ,得到如图 3(b)所示的结果,在完整滤除地面点云的同时,保留了完整建筑体及植被。



(a)不考虑坡度的高程向滤波

(b)渐进式形态学滤除结果

图3 KITTI点云数据的地面滤除结果

Fig. 3 Ground filtering results of KITTI point cloud data

2.3 曲率计算

曲率^[18]是描述曲面凹凸性质的量,曲率越大,曲面的光滑程度越低(量变化程度越大时,表明曲面内部变化也比较大)。激光雷达点云中,任意一点都存在某曲面逼近该点的邻域点云,该点处的曲率可用该点及其邻域点拟合的局部曲面曲率来表征。

点云的法向量和曲率通常采用离散曲面的微分几何理论来计算,离散曲面一般分为网格和点集两类,其曲率计算也分为基于散点和基于网格的计算两类。基于网格拟合曲面表征的点云几何信息效果较差,因此采用基于散点的点云几何信息计算方法,通过最小二乘算法进行曲面拟合。由于已进行滤波降噪,边缘点及噪声点对曲面生成的影响大大减小,曲率计算精度提高,点云分割的准确度也相应提高。具体的曲率分割流程如算法 1 所示。

算法 1 曲率分割算法

输入:样本集 $A=(P_1, P_2, \dots, P_n)$, 阈值 E , 邻域 r 和 R
输出:曲率分割簇 D

1. 开始
2. While 1 to m do
3. 拟合点 P_i 在 r 邻域曲面、计算 r 邻域法向量
4. 拟合点 P_i 在 R 邻域曲面、计算 R 邻域法向量
5. 计算点 P_i 曲率 C_i
6. if $C_i < E$

¹⁾ http://www.cvlibs.net/datasets/kitti/eval_object.php?obj_benchmark=3d

7. 保存点 P_i 曲率, 将点 P_i 加入簇 D_1 ;
8. 更新簇 D_1
9. else
保存点 P_i 曲率, 将点 P_i 加入簇 D_2 ;
更新簇 D_2
- end
10. end
11. Return D
12. 结束

对于点云中的任意点 $p(x_i, y_i, z_i)$, 选取指定半径的邻域 r , 对指定邻域 r 内的散乱点进行最小二乘拟合, 得到拟合曲面:

$$F(x, y, z) = Ax^2 + By^2 + Cz^2 + Dxy + Eyz + Gxz + Hx + Jy + Kz + m \quad (1)$$

其中, 各参数为标准曲面方程系数, 由拟合曲面得到 $p(x_i, y_i, z_i)$ 点在邻域 r 的法向量 $\vec{n}_r = (F_{x_i}, F_{y_i}, F_{z_i})$, 接着选取 P 另一指定半径 R 的领域, 曲面拟合后得到 P 点在领域 R 的法向量, 通过做差得到 P 的曲率张量为:

$$C = |\vec{n}_R - \vec{n}_r| \quad (2)$$

根据得到的曲率张量设置固定的分割阈值, 分割出建筑物点云簇 D_1 和植被体点云簇 D_2 。

在实测实验中, 曲面半径的选择结合实测数据给定范围, 通过实验分析后选择精确度较高的领域半径。

2.4 加权欧氏距离计算

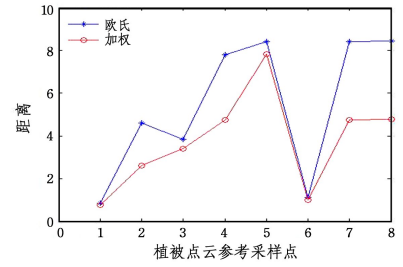
多线混合固态激光雷达采用脉冲式测距方式^[19], 最大测程可达 150m, 每秒获取数据在 320000 点, 海量点云数据对数据处理效率提出了更高的要求。传统欧氏聚类以指定的阈值作为搜索半径, 采用八叉树近邻搜索加速数据遍历, 提高数据处理效率。但点云具有近密远疏、各维度分辨率不同的特性, 对整个复杂场景而言, 等价价值不能保证完整、有效地分割整个大范围场景。

为了实现点对云数据的有效分割, 本文对曲率分割后的植被点云进行二次加权欧氏分割, 以降低分割复杂度。考虑到扫描线点云近密远疏、竖直方向间隔较大的特性, 为达到更好的聚类效果, 采用加权欧氏分割, 用“相对距离”代替“绝对距离”。加权欧氏距离对所有维度分别进行处理, 使得各个维度对结果的影响均衡, 且满足标准正态分布, 则任意点之间的距离可以表示为:

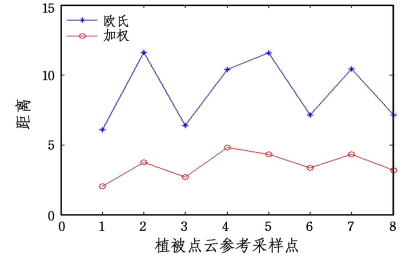
$$d(m, n) = \sqrt{\omega_1 (x_m - x_n)^2 + \omega_2 (y_m - y_n)^2 + \omega_3 (z_m - z_n)^2} \quad (3)$$

其中, x_m 和 x_n 为点 m 和 n 在地面坐标系下 X 维度的坐标, ω_1 为 X 维度点云数据坐标方差的倒数; y_m 和 y_n 为点在地面坐标系 Y 维度的坐标, ω_2 为 Y 维度方差的倒数; z_m 和 z_n 为点在地面坐标系 Z 维度的坐标, ω_3 为 Z 维度方差的倒数。

选用场景中建筑物及植被体的部分点云数据, 计算这些点与参考植被点云的距离度量, 得到欧氏距离与加权欧氏距离的结果如图 4 所示。可以看出, 采用加权欧氏距离的同类点云之间的距离更近, 可以更有效地表征数据间的空间距离。



(a) 建筑物点云与参考植被点云的距离度量



(b) 植被点云与参考植被点云的距离度量

图 4 欧氏距离与加权欧氏距离度量比较

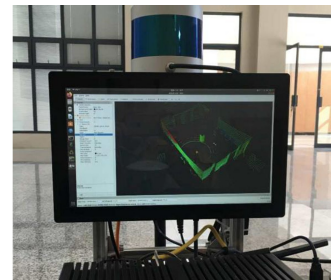
Fig. 4 Comparison of Euclidean distance and weighted Euclidean distance

3 实验结果及分析

本文采用图 5(a) 所示的无人车载激光雷达实验平台获取点云数据, 其中三维固态激光雷达为镭神智能 16 线激光雷达, 搭载平台为智能无人车平台, 相比汽车搭载平台, 其可以降低扫描盲区, 整个平台的高度为 1.2m, 其中数据采集显示如图 5(b) 所示。



(a) 无人车载激光雷达实验平台



(b) 激光雷达及数据采集显示界面

图 5 激光雷达扫描系统

Fig. 5 Lidar scanning system

3.1 实验平台及实测数据说明

C16 多线混合固态激光雷达在垂直方向具有 16 线的激光束, 发射波长 905nm 的脉冲, 内部电机以 10Hz 的频率旋转

进行360°的全景扫描,在垂直方向上视角在±15°范围内,相邻线束之间的角度即角分辨率为2°,能测得的最远距离为120m。测量过程中,雷达在水平方向和垂直方向的分辨率均存在一定限制,即在采集到的数据中水平和垂直方向上均会产生较大间隙。本文针对校园场景进行了采集,实验测得的初始数据包含路面、建筑、树木等在内共39395点,原始场景如图6所示。图中扫描线点云的颜色越亮,表示反射强度越大。可以看出,随着物体距离激光雷达平台越远,反射强度越弱,扫描线间隔就越大。

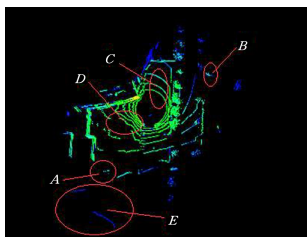


图6 原始点云图

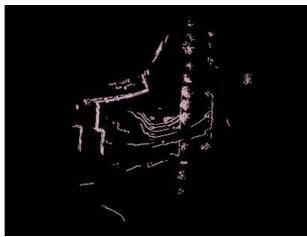
Fig. 6 Original point cloud image

3.2 点云预滤波结果

噪声及地面点滤除预处理结果如图6所示,可以看出,图6中的噪声点(如标记区域A,B)和地面点(如标记区域C,D,E)基本被滤除。在渐进式斜坡滤波方面,本文以实测数据集进行实验,验证渐进式斜坡滤波的滤除效果;在参数选择方面,本文通过多次实验,确保在滤除地面点的同时完整地保留非地面点。图7(b)为不考虑斜坡等直接基于高程向信息对地面点进行滤除的结果,在固定阈值为0.6m(以地面为参考水平面)的设置下,建筑体附近的地面点云被完全滤除,但植被附近的地面点云依然存在,若要继续滤除植被附近的地面点云,必然会损失部分建筑体点云。图7(a)为考虑坡度后,阈值设置随坡度变化,滤除的地面点云最大高度为1.64m,验证了本文考虑到斜坡存在而使用渐进式形态学滤除地面点云的必要性。



(a)本文预滤波处理结果



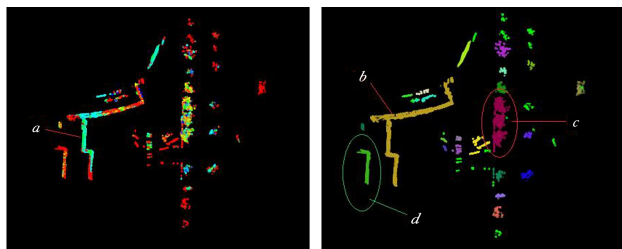
(b)未考虑坡度时基于高程向的滤除结果

图7 噪声及地面点滤除比较

Fig. 7 Noise and ground point filtering comparison

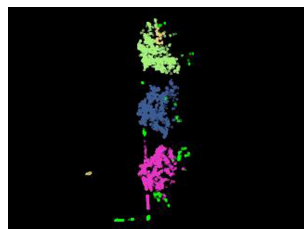
3.3 建筑植被体分割结果

对噪声及地面点滤除后进行曲率分割得到如图8(a)所示的结果,根据曲率阈值将整个场景分为平面和曲面两部分。通过实验验证,确定邻域半径分别为10m和15m。图中建筑体部分墙面因墙体表面变化较大,被误判为曲面簇(如标记a所示),其余建筑墙体与植被分割准确。之后采用加权欧氏分割进行曲率合并,得到如图8(b)所示的结果,实现了建筑体和植被体的有效分割。其中标记b代表整个建筑体,标记区域c代表植被体,标记以外区域为游离在主体建筑体及植被体之外的单面建筑体和单棵植被,直接被分割成单个个体。针对植被体进行二次加权欧氏聚类,对不同植被个体进行结果提取,结果如图8(c)所示。



(a)曲率分割结果

(b)迭代分割结果



(c)植被个体分割结果

图8 场景1本文方法分割结果(电子版为彩图)

Fig. 8 Scenario 1 segmentation results of the method in this paper

点云的加权欧氏分割的搜索半径决定着场景的分割效果,本文选用不同的邻域半径对场景分割效果进行了对比,并采用人工分割及统计的方法作为分割标准。如图9所示,随着搜索邻域的增大,场景的正确分割率也随之提高,在邻域半径达到20m时,搜索半径增大,正确分割率随之下降,在最终的分割中,本文选用20m作为加权欧氏分割的搜索半径,完成最终的分割。

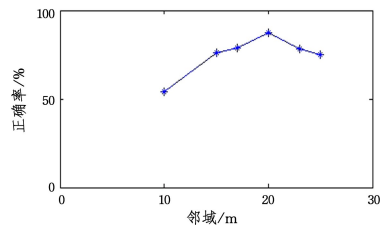


图9 不同邻域下分割效果对比

Fig. 9 Comparison of segmentation effects in different neighborhoods

区域生长算法^[20]是基于曲率的生长算法,在建筑体立面检测方面有较好的效果,本文选用基于区域生长的算法进行实验对比,分割结果如图10所示。区域生长的分割算法虽然在建筑立面检测方面效果较好,但大场景中往往不仅有建筑

体,还包含有各种植被体,因此该算法在区分混杂有其他扫描物体的点云时会产生较大误差。在图 10 的分割结果中,整个建筑体的 6 个立面被完整地检测出来,如标记 1—6 所示,并用不同的颜色进行标记,但对植被体的提取存在明显问题,如同一植被体被分割成多类,存在严重的过分割。在图 8(b)中,本文算法在建筑体与植被的分割中,将相连的整个建筑面完整地分割出来,但未能将建筑体附近的杆状物体完整地分割出来;在植被的提取中,部分植被作为单个物体被分割出来。相对整个场景而言,本文算法在实测场景分割方面做到了有效分割。针对整个实测场景而言,为了更加精确直观地观测本文分割方法的准确性,对本文采集数据中的点云进行人工分割统计。在图 8(a)的分割结果中,采用人工识别的方法,对整个场景的最终分割结果采用不同颜色的圆圈进行了圈注,其中红色圆圈所在区域为欠分割场景,绿色圈圈所在的区域为过分割场景。最终将传统区域生长算法与本文算法的分割效果进行对比。

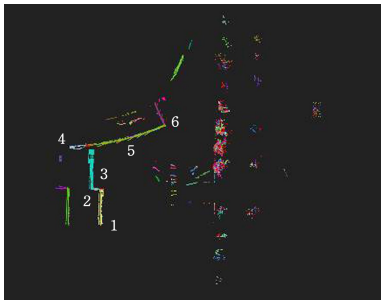


图 10 场景 1 区域生长分类结果(电子版为彩图)

Fig. 10 Scenario 1 regional growth classification result

表 1 为分割结果的比较,以实测数据采集时无人平台的室外实际环境作为依据,对本文方法与传统建筑物立面提取中常用的区域生长分割算法进行对比。

表 1 场景 1 分割结果比较

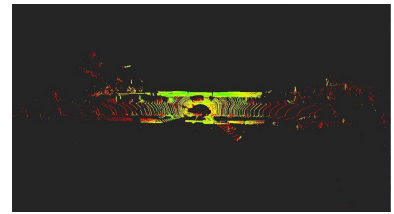
	正确率	过分割率	欠分割率
本文方法	87.3	7.6	5.1
区域生长法	72.8	21.1	6.1

(单位:%)

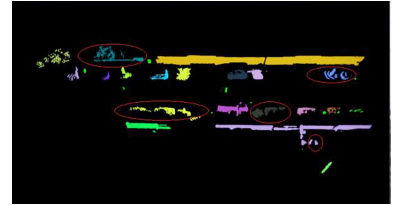
由表 1 可以看出,本文针对实测环境中建筑体和植被体分割的正确率在 85% 以上,明显高于传统的区域生长分割算法,同时过分割率和欠分割率也优于传统区域生长算法。

3.4 公开数据集 KITTI 场景分割结果

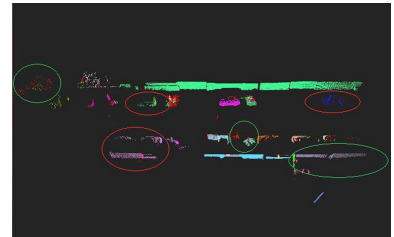
为验证本文算法的适用性,本文对国际通用数据集 KITTI^[16] 中场景 2(见图 11(a))进行分割并对结果进行了统计,图 11(a)为原始点云数据集。在统计过程中针对欠分割及过分割区域进行了标记,如图 11(b)和图 11(c)所示。在通用数据集场景中,数据是由 64 线激光雷达采集得到,相比 16 线激光雷达密集了许多,区域生长算法与本文算法的分割准确度都有了很大的提升,在场景 2 中本文算法的准确度达到了 90% 以上(见表 2),依然高于区域生长算法,证明了本文算法的适用性。



(a) 场景 2 的原始点云(来自于 KITTI 公共数据集)



(b) 场景 2 的本文方法分割结果



(c) 场景 2 的区域生长分割结果

图 11 场景 2 的点云数据及其分割结果(电子版为彩图)

Fig. 11 Point cloud data of scene 2 and its segmentation results

在场景 2 中,本文算法和区域生长算法均对建筑物一侧立面进行了有效提取,但在对另一侧立面进行提取的过程中,本文算法进行了更为有效的分割。在实验中其他场景分割大致相同的情况下,在另一侧立面的提取中,如图 11(c)中标记的绿色区域,区域生长算法将属于同一立面的墙体分割为两个立面,造成了场景的过分割,而本文算法则有效规避了这一问题。具体分割统计如表 2 所列。

表 2 场景 2 分割结果比较

	正确率	过分割率	欠分割率
本文方法	92.1	7.9	—
区域生长法	88.3	1.8	9.9

(单位:%)

表 2 中,本文算法在对场景 2 的分割中不存在欠分割现象,相比实测场景 1,分割正确率的提升也较为显著,这主要是因为标准数据集中采集到的场景信息更全面。同时,相比区域生长算法,本文多特征相似性分割算法在场景 2 中的分割效果仍得到了一定的提升,在减少欠分割及提升场景分割率方面具有一定的优势。

结束语 本文在进行实测点云离群点移除、降噪的基础上,结合数据特征及数据处理效率,采用曲率和加权欧氏距离分步聚类的方式对大场景海量点云数据进行分割,最终实现了对墙体与树木及树木个体之间的有效分类。结果表明,本文提出的方法可以实现对复杂环境中的建筑体与植被以及植被个体之间的有效分割,但是在基于曲率对建筑体、植被进行分割的过程中,对整个建筑体本身而言存在过分割的现象,

一方面是因为建筑体连接处点云较为稀疏,另一方面是由于本文的算法仍存在不足,在今后的工作中须加以改进。

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] HE Y R, ZHENG Y M, PAN H P, et al. Real Three-dimensional Modeling and Application of Complex Construction based on the Point Cloud Data [J]. Remote Sensing Technology and Application, 2016, 31(6):1091-1099.
- [3] ZHANG P Z, ZHANG H Y. A Review of Features and Labels Dimensionality Reduction Methods of Multi Label Data [J]. Journal of Chongqing Technology and Business University(Natural Science Edition), 2020, 37(5):23-29.
- [4] HONG S X, WANG J X. Geomatics S O. Aerial LiDAR Building Point-cloud Extraction Algorithm Combining OTSU and Iterative TIN[J]. Remote Sensing Information, 2018, 33(6):79-85.
- [5] YANG Y, YANG G, ZHENG T, et al. Feature extraction method based on 2. 5-dimensions lidar platform for indoor mobile robots localization[C]//2017 IEEE International Conference on Cybernetics and Intelligent Systems(CIS) and Automation and Mechatronics(RAM). 2017:28-34.
- [6] WEI Z, YANG B Q, LI Q Q. Automated extraction of building footprints from mobile LIDAR point clouds[J]. Journal of Remote Sensing, 2012, 16(2):286-296.
- [7] ZHU J T, WANG L, ZHAO Z. Point cloud segmentation of complex building roof based on region growing algorithm[J]. Remote Sensing of Land and Resources, 2019, 31(4):20-25.
- [8] HU H L, LI Z, JIN X G, et al. Curve Skeleton Extraction From 3D Point Clouds Through Hybrid Feature Point Shifting and Clustering[J]. Computer Graphics Forum, 2020, 39(6):111-132.
- [9] AHMED M, RAIHAN SERAJ R, ISLAM S M S. The k-means Algorithm; A Comprehensive Survey and Performance Evaluation [J]. Electronics, 2020, 9(8):1295.
- [10] SUN S L, YANG Q, ZHANG Y M. A Parameter Simplification Convolutional Neural Network Model for Image Segmentation [J]. Journal of Chongqing University of Technology (Natural Science), 2021, 35(3):145-151.
- [11] WU Y L, LI Y Q. Convolutional Network Based Pathological Nucleus Segmentation[J]. Journal of Chongqing Technology and Business University(Natural Science Edition), 2019, 36(3):67-71.
- [12] QIU Z, ZHUANG Y, YAN F, et al. RGB-DI images and full convolution neural network-based outdoor scene understanding for mobile robots[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2018, 68(1):27-37.
- [13] KHAN I, LUO Z, HUANG J Z, et al. Variable Weighting in Fuzzy K-means Clustering To Determine the Number of Clusters[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2020, 32(9):1938-1853.
- [14] HE Y B, CHEN R L, WU K, et al. Point cloud simplification method based on K-means clustering[J]. Progress in Laser and Optoelectronics, 2019, 56(9):96-99.
- [15] DENG D S. Application of DBSCAN Algorithm in Data Sampling[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2020, 1617(1):012088.
- [16] CUI Z. Extracting facade information of the side hall of the Forbidden City by European clustering [J]. Science and Technology Innovation, 2020(18):75-78.
- [17] BORCS A, NAGY B, BENEDEK C. Instant Object Detection in Lidar Point Clouds[J]. IEEE Geoscience & Remote Sensing Letters, 2017, 14(7):992-996.
- [18] SHI H E, SUN X Y, HUANG J H. Dehazing Algorithm for Remote Sensing Image Optimization Based on Curvature Filtering [J]. Acta Photonica Sinica, 2021, 50(2):0210003.
- [19] LI S L. Research of Pulsed Laser Ranging system[D]. Guilin: Guilin University of Electronic Technology, 2015.
- [20] ZHANG X S, HUA S G. Surface Reconstruction from Point Cloud Combining Plane Projection and Region-growing [J]. Mechanical&Electrical Engineering Technology, 2020, 49(6):23-24, 153.



YANG Wen-kun, born in 1996, post-graduate. His main research interests include image processing and lidar remote sensing.



CHEN Xiao-feng, born in 1974, Ph. D., associate professor. His main research interests include traffic information engineering and control, machine vision and embedded system application.

(责任编辑:李亚辉)