

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2211895

基于凹包算法的点云地面分割方法*

贾继阳 黄振峰 梁巍

(广西大学机械工程学院 广西 530000)

摘要:为了解决现有的地面分割方法在路面复杂、点云稀疏场景下存在的地面分割不准确的问题,提出一种基于凹包算法的地面分割算法。该方法首先根据激光雷达点云生成凹包,然后根据粗滤提取的三角面内点的分布和三角面法向量的扫描特性,将地面三角面选取出来,之后再精确提取地面三角面的内点,根据内点到三角面的距离即可精确地完成地面分割。实验结果表明,该方法可以充分考虑点云周围的几何特征,对物体的几何边界敏感,可以在地面倾斜的场景下精细的将小凸起、路牙石等小型障碍物分割出来。

关键词:激光雷达;地面分割;凹包算法;复杂道路

中图分类号: TN958.98 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4030

Method of point cloud ground segmentation based on concave hull

Jia Jiyang Huang Zhenfeng Liang Wei

(School of Mechanical Engineering, Guangxi University, Guangxi 530000, China)

Abstract: In order to solve the problem that the existing ground segmentation methods are inaccurate in the complex road surface and sparse point cloud scene, proposes a ground segmentation algorithm based on concave bag algorithm. This method first generates concave packets according to the lidar point cloud, then selects the ground triangle according to the difference of the points in the triangle surface extracted by rough filtering and the scanning characteristics of the normal vector of the triangle surface, and then accurately extracts the interior points of the ground triangle surface. The ground segmentation can be completed accurately according to the distance from the interior point to the triangle surface. The experimental results show that this method can fully consider the geometric characteristics around the point cloud, and is sensitive to the geometric boundary of the object. It can finely segment small bumps, kerbstones and other small obstacles in the scene with sloping ground.

Keywords: lidar; ground segmentation; concave hull; complex road

0 引言

随着科学技术的不断发展,无人驾驶技术也逐步应用在各个领域,展示着其巨大的商业价值和社会价值。激光雷达凭借着准确的距离信息、低光照环境下的正常使用以及较广的扫描视角等优点,从众多传感器中脱颖而出,广泛的应用于无人驾驶的环境感知中去。在激光雷达产生的点云信息中,不仅包含了周围物体的点云信息,还有地面的点云信息。这些地面点云会影响后续目标识别、目标跟踪等一系列算法的效果,所以地面分割被视为点云预处理中非常重要的一环。目前的地面分割算法主要有基于栅格的地面分割方法,基于扫描线的地面分割方法,基于局部特征的地面分割方法,基于模型的地面分割方法、基于深度学习的点云滤波方法等5种点云滤波方法。

基于栅格的地面分割首先将点云按照一定规则划分到对应栅格内,通过计算栅格内高程差^[1]或栅格内的方差和平均高度^[2]来划分地面和非地面点云。此类方法计算简单,但栅格划分的大小对划分效果的影响很大,对于即包含地面点云又包含非地面点云的栅格无法进行进一步分割。

基于扫描线的地面分割方法是根据激光雷达的扫描特性来进行分割。通过计算扫描线之间的距离^[3-5]或对扫描线进行窗口滤波,对窗口内点云计算高度差,窗口长度和累计斜率^[6-7]来判断是否为地面。此类方法对于明显障碍物有较好的分割效果,但对于点云稀疏的小障碍物不敏感,难以将其从地面点云中分割出来。

基于平面拟合的地面分割,先将点云划分扇区扇面^[8-9],在扇区内选取较低的点为种子点云来拟合平面,根

收稿日期:2022-10-31

* 基金项目:广西自然科学基金(2018GXNSFAA281312)项目资助

据点到拟合平面的距离来判断是否为地面点。后续研究有加入先验信息^[10]提高算法效率,也有在平面拟合前先通过计算环间距先找出较为明显的非地面点^[11],提高分割的准确率。

基于深度学习的平面分割方法,是将深度学习应用到点云的地面分割中^[12]。Zhu 等^[13]设计了柱面分割在非对称三维卷积网络去处理点云。Liu 等^[14]通过融合点分支和体素分支提取的特征分割地面。但神经网络的训练需要大量的标记数据,并且调试神经网络也非常困难。

基于模型的地面分割通过抽象出地面的数学模型来分割。Hyungtae 等^[15]根据法向量,高度和平面度构造概率密度函数,进行似然估计,来确定每个点是否为地面点云。

为了让无人车辆可以更加平稳的行驶,在复杂场景下对地面小障碍物的精细分割是非常重要的环节。为了提高地面分割的精确度和鲁棒性,本文提出了一种基于凹包检测的地面分割算法。本文算法利用计算凹包来完成对三维点云的曲面重建,利用凹包的三角面来划分点云。采用这种方式来划分点云,充分考虑了点云的周围几何特征,对边界更敏感,可以准确划分出地面和障碍物的边界。计算凹包时设置凹包最大边的大小可以充分考虑物体的大小信息,使得其不会将面积过小的平面或斜坡看做地面,并且凹包最大边大小的差异不会影响其划分地面和障碍物边界的精度,可以将倾斜地面和小坡度的障碍物以及可通行的大平台和不可通行的小平台区分开来。将本文算法在各公开数据集上进行测试,并与其他优秀算法进行对比,本文算法将在保证鲁棒性的同时更出色的完成高精度分割。

1 算法概述

如图 1 所示本文地面分割算法主要分为计算整体点云凹包、选取部分凹包平面以及凹包平面内点提取与计算 3 部分组成。

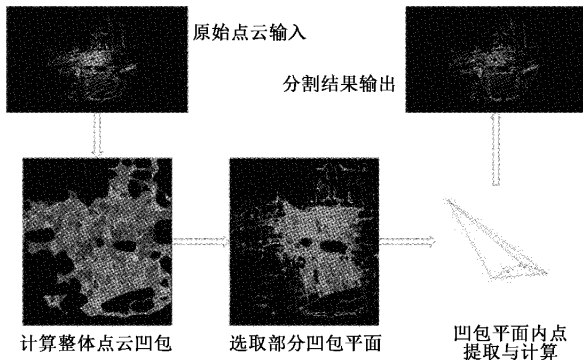


图 1 算法整体流程示意图

1.1 计算整体点云凹包

使用滚圆算法(alpha-shape, AS)^[16]来计算凹包,计算凹包需要设置 a 值,则凹包为所有包含全部点云的半径为 $1/a$ 球体补集的交集。

原始点云 $P = \{p_0, p_1, \dots, p_k, \dots, p_m\}$ 中的每一个点

p_k 都包含其三维位置信息 $p_k = \{x_k, y_k, z_k\}$, 先将三维点云 P 进行德劳内三角剖分(delaunay triangulation, DT),即将点云剖分为相互临接且不相互重叠四面体的集合,每一个四面体的外接球内不包含其他点。再按照最小内角最大化等优化原则对其进行优化。生成 DT 的对偶图维诺图(Voronoi diagram, VD)。计算点云临近的三角剖分生成四面体外接球球心,连接四面体外接球球心,即可得到 Voronoi 图。通过 VD 构造点云凹包,效果如图 2 所示。得到构成凹包的每个三角面的顶点坐标 $a_i = \{a_x^i, a_y^i, a_z^i\}$, $b_i = \{b_x^i, b_y^i, b_z^i\}$, $c_i = \{c_x^i, c_y^i, c_z^i\}$ 以及所在平面的方程 $L_i: ax + by + cz + d = 0$ 。

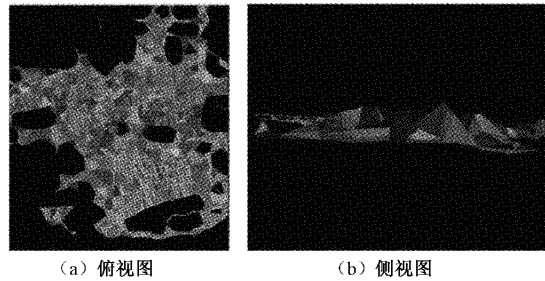


图 2 整体点云凹包

1.2 选取地面三角面

1) 因为凹包包裹住全部点云,所有的三角面可分为两类,如图 3 所示,一类是在点云内侧的内三角面 L_{in} 和一类是在点云外侧的外三角面 L_{out} 。

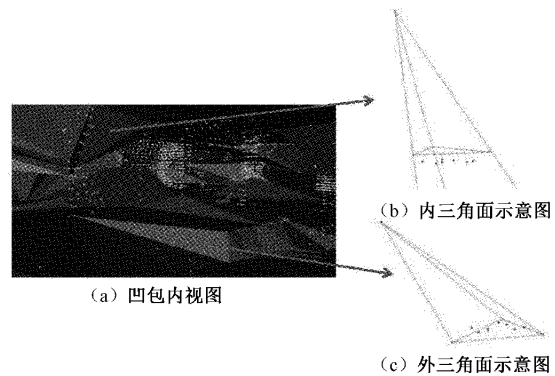


图 3 内外三角面说明图

首先粗滤提取每个平面的部分内点来完成地面三角面的选取。计算每个三角面内接圆圆心 $O_i = \{x_o^i, y_o^i, z_o^i\}$ 和半径 r , 如式(1)所示,通过 k 临域的方式查询 O_i 在 r 临域内的点作为每个三角面的内点,如式(2)所示,判断这些内点和原点是否在三角面同一侧来判断该三角面是否为外三角面。

$$d = \sqrt{(x_k - x_o^i)^2 + (y_k - y_o^i)^2 + (z_k - z_o^i)^2} \quad (1)$$

$$\{p_k \in L_i \mid d < r\}$$

$$\begin{cases} \{L_i \subset L_{out} \mid (ax_k + by_k + cz_k + d) \cdot d > 0\} \\ \{L_i \subset L_{in} \mid (ax_k + by_k + cz_k + d) \cdot d < 0\} \end{cases} \quad (2)$$

式中: d 为点到三角面内接圆心的欧氏距离; L_{in} 表示该三角面为内三角面; L_{out} 表示该三角面为外三角面。

2) 点云外侧的三角面又分为法向量与地面基准向量夹角小于阈值的地面三角面和法向量与地面基准向量夹角大于阈值非地面三角面。

计算外三角面的平面法向量和地面基准向量的夹角, 小于阈值的外三角面为地面三角面。

$$\theta_i = \frac{|\vec{v}_i \times \vec{v}_{ground}|}{|\vec{v}_i| \times |\vec{v}_{ground}|} \quad (3)$$

$$\begin{cases} \theta_i < \theta_0, & L_i \subset L_{ground} \\ \theta_i \geq \theta_0, & L_i \subset L_{no_ground} \end{cases} \quad (4)$$

式中: L_i 是第 i 个三角面; L_{ground} 表示该三角面为地面三角面; L_{no_ground} 表示该三角面为非地面三角面; \vec{v}_i 是第 i 个三角面的法向量; \vec{v}_{ground} 是地面基准向量, 一般设为 $(0, 0, 1)$; θ_i 是第 i 个三角面的法向量和地面基准向量的夹角; θ_0 为判断是否为地面三角面的角度阈值。

1.3 基于凹包平面的地面分割

精确提取地面三角面的内点。地面三角面就是拟合处理的地面平面, 远离地面三角面的点云为非地面, 不需要提取, 所以计算地面三角面的外接圆圆心 O_j 和半径 d , 该三角面内点在点 O_j 的 d 邻域内。三角面 3 个顶点和原点的连线两两不平行且相交于一点, 可以组成三角面坐标系。如式(5)、(6)所示, 将该邻域内的点云进行坐标变换, 从当前坐标系转换到以三角面坐标系, 3 个坐标值全为正数即为该地面三角面内点。

$$p' = \begin{bmatrix} a_x^i & b_x^i & c_x^i \\ a_y^i & b_y^i & c_y^i \\ a_z^i & b_z^i & c_z^i \end{bmatrix}^{-1} \times p \quad (5)$$

$$\{p \in L_i \mid x' > 0, y' > 0, z' > 0\} \quad (6)$$

式中: p 为点云的原始三维坐标 $\{x, y, z\}$; p' 为坐标转换后的三维坐标 $\{x', y', z'\}$ 。

如图 4 所示, 若存在内点到三角面距离大于阈值, 则该三角面内点为非地面点, 若所有内点到三角面的距离均小于阈值, 则该三角面内点为地面点。

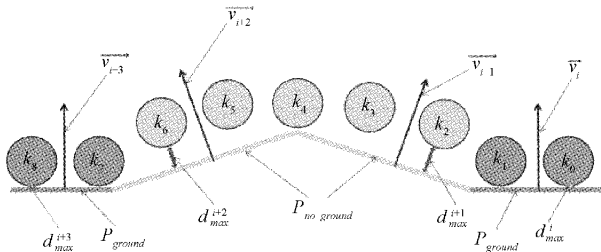


图 4 根据内点到三角面的距离来分割地面

$$\begin{cases} d_{max}^i < d_0, & P_i \subset P_{ground} \\ d_{max}^i \geq d_0, & P_i \subset P_{no_ground} \end{cases} \quad (7)$$

式中: P_i 是第 i 个三角面的内点; P_{plane} 表示该内点为地面点云; P_{no_ground} 表示该内点为非地面点云; d_{max}^i 是第 i 个三

角面所有内点到凹包平面距离的最大值; d_0 为判断是否是地面点的距离阈值。

2 实验结果和分析

2.1 定性分析

为了验证本文算法在复杂道路上鲁棒性以及对小平台和小坡度障碍物的准确分割, 本文在日本名古屋大学周边地区采集的公开数据集和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的公开数据集中较复杂的场景下进行了充分的实验验证。场景中的存在倾斜道路, 许多现有的地面分割方法会倾向于将其分割为非地面。场景中有小面积平台, 其上表面和地面平行, 与地面高度差小于 5 cm。场景中还有小坡度障碍物, 有树木周围的小土坡, 其坡度小于 5° 。这些地形非常具有挑战性, 但也十分常见。如图 5 所示, 为了展示本文所提出算法的性能, 将本文方法的分割结果与分割效果较好的文献[11]和[15]中所描述方法的分割结果进行比较。

如图 5 所示, 1、2 场景的地面较为平坦, 但存在小型的障碍物, 如路牙石和小平台, 以及坡度较小的地面凸起。3、4 场景为路边植被, 在地面垂直障碍物之间存在坡度较小的地面凸起。这些都是常见地形, 但非常有挑战性。

从场景 1 的分割结果可以看出, 文献[15]的方法虽然可以分割出大部分的地面, 但对高度较小的路牙石, 小平台地面小凸起等无法完成分割, 存在大量过分割现象, 分割不够精细。文献[11]的方法在分割出大部分地面的同时, 对那些法向量和地面法向量夹角过大的障碍物较敏感, 比如与地面垂直的平面可以被正常分割出来, 但面积较小的路面小平台与地面基本平行, 并且高度相差较小, 文献[11]的方法无法对其正确分割, 并且对坡度较小的路面凸起也无法正确分割。本文算法在正确分割大部分地面点云的同时, 仍然可以完成对路边小平台和坡度较小的路面凸起的分割。

从场景 2 的分割结果可以看出, 文献[15]的方法依然无法对高度较小的障碍物进行分割。因为路牙石的平面和地面垂直, 所以文献[11]的方法可以分割地面与路牙石, 但从场景 2 可以看出, 在点云稠密的近处, 路牙石的分割效果良好, 但在点云稀疏的远处, 其对路牙石的分割效果会变差, 并且无法分割出不可通行的小平台。本文算法无论点云是否稀疏都可以准确完成对路牙石的分割, 并且在场景中同时存在高度基本相同的可通行的大平台不可通行的小平台的时候, 可以将可通行的大平台视为地面, 将不可通行的小平台视为障碍物, 将两者区分开来。

场景 3 的远处有较为明显的倾斜地面, 文献[15]的分割方法会存在比较多的过分割和欠分割, 分割也不够精细。文献[11]的方法可以分割倾斜的地面, 但无法坡度较小的障碍物。本文方法可以在保留足够分割倾斜地面的余量的同时, 可根据大小完成对小坡度障碍物的分割。使得分割效果更精细。

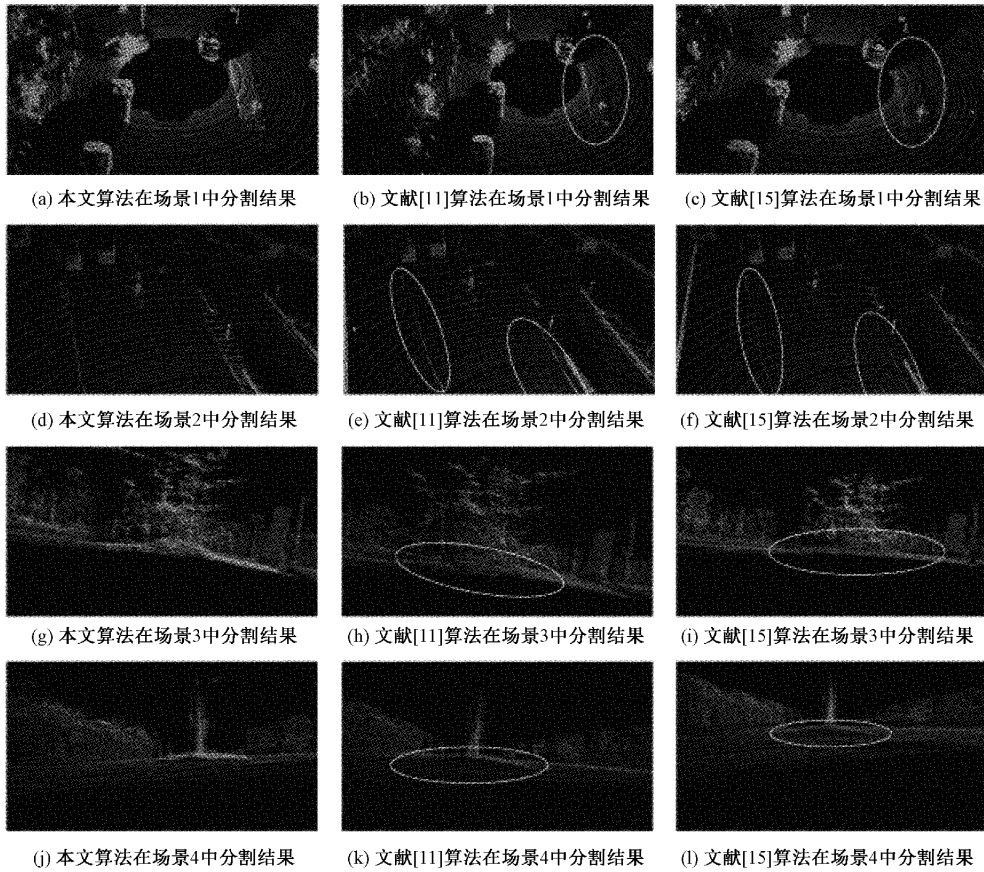


图 5 本文算法和文献[11],文献[15]中方法在复杂地形中的分割结果

2.2 定量分析

为了增大数据量和多样性,又在数据集中选择了一个与定性分析中 4 个场景不同的复杂场景作为场景 5,场景 5 存在倾斜路面的情况下还存在小角度的路面分界线,将场景 5 和定性分析中的场景 1~4 一起进行定量分析。

为了进一步验证本文算法分割地面的能力,采用精确率(Accuracy),准确率(Precision)和召回率(Recall)作为定量评价指标,将本文算法和其他算法进行定量评估。

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FN + FP + TN} \quad (8)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (9)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (10)$$

式中:TP 为正确分割的地面点的数量;TN 为正确分割的非地面点的数量;FP 为误非分割的地面点的数量;FN 为误分割的非地面的数量。Accuracy 越大,地面点云正

确分割的概率越大,分割效果越好。Precision 越大,地面分割的欠分割越小,分割效果越好。Recall 越大,地面分割的过分割越小,分割效果越好。具体计算结果如表 1 所示。

精确率反应了算法的可行性,从表 1 可以看出,本文所提算法在大多数场景中都达到了相对较高的精确率,高于其它两种算法,在场景 2 中达到最高精确度为 97.44%,所以本文算法的可行性较高。准确率和召回率反应了算法的适应性,从表中可以看出,文献[11]的方法在准确率和召回率上均低于本文算法,文献[15]的方法虽然在准确率上略高于本文算法,但其召回率明显小于其他两种算法,这说明其算法将过多的非地面点错分为地面点,过分割现象严重,故不能很好的完成地面分割的工作。本文算法准确率和召回率相差不大,且都保持较高的水平,所以本文算法的适应性较强。综合可知,本文算法在地面分割任务中表现更出色。

表1 各算法在不同场景下的精确率

场景	精确率/%	准确率/%	召回率/%
1	本文算法	96.78	95.42
	文献[11]	90.95	91.22
	文献[15]	91.69	87.32
2	本文算法	97.44	97.83
	文献[11]	94.31	94.03
	文献[15]	92.62	90.78
3	本文算法	97.22	95.59
	文献[11]	97.78	97.59
	文献[15]	89.72	84.21
4	本文算法	97.27	95.45
	文献[11]	94.03	93.94
	文献[15]	95.31	91.32
5	本文算法	96.58	97.99
	文献[11]	95.97	95.87
	文献[15]	94.37	89.93
平均值	本文算法	97.058	96.46
	文献[11]	94.608	94.53
	文献[15]	92.742	88.71

3 结 论

本文提出了一种基于凹包算法的地面分割算法。该算法旨在从具有挑战性的地形中完成精细的地面分割,例如在存在小型障碍物的非平坦道路中准确的分割出地面点云。本文对所提出算法进行了定量和定性的分析,实验结果表明,本文算法平均准确率为97.058%,与文献[11]和文献[15]中的方法相比较,分割准确率得到了提高。

参考文献

- [1] ZHAO G Q, YUAN J S. Curb detection and tracking using 3D-LIDAR scanner [C]. 2012 19th IEEE International Conference on Image Processing, Orlando, FL, USA, 2012: 437-440.
- [2] BASVADI A, PEIXOTO P, NUNES U. Detection and tracking of moving objects using 2.5D motion grids [C]. IEEE International Conference on Intelligent Transportation Systems, September 15-18, 2015, Gran Canaria, Spain. New York: IEEE, 2015, 978:788-793.
- [3] 程子阳,任国全,张银.扫描线段特征用于三维点云地面分割[J].光电工程,2019,46(7):111-120.
- [4] 冯绍权,花向红,段成文,等.一种自适应的坡度阈值地面点云分割方法[J].测绘科学,2021,46(1):156-161.
- [5] 梅圣明,黄妙华,柳子晗,等.基于三维激光雷达的复杂场景中地面分割方法[J].激光与光电子学进展,2022,59(10):422-429.
- [6] YANG B S, FANG L N, LI J. Semi-automated extraction and delineation of 3D roads of street scene from mobile laser scanning point clouds[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2013, 79: 80-93.
- [7] HU X Y, LI X K, ZHANG Y J. Fast filtering of LiDAR point cloud in urban areas based on scan line segmentation and GPU acceleration [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2013, 10(2): 308-312.
- [8] ZERMAS D, IZZAT I, PAPANIKOLOPOULOS N. Fast segmentation of 3D point clouds: A paradigm on LiDAR data for autonomous vehicle applications[C]. International Conference on Robotics and Automation, 2017.
- [9] LIM H, HWANG S, MYUNG H. ERASOR: Egocentric ratio of pseudo occupancy-based dynamic object removal for static 3D point cloud map building[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2021, 6(2): 2272-2279.
- [10] 邱佳月,赖际舟,李志敏,等.面向复杂场景的激光雷达地面分割算法[J].仪器仪表学报,2020,41(11):244-251.
- [11] NARKSRI P, TAKEUCHI E, NINOMIYA Y, et al. A slope-robust cascaded ground segmentation in 3D point cloud for autonomous vehicles [C]. 2018 21st International Conference on Intelligent Transportation

- Systems (ITSC), November 4-7, 2018, Maui, HI, USA. New York: IEEE, 2018, 978:497-504.
- [12] VELAS M, SPANEL M, HRADIS M, et al. CNN for very fast ground segmentation in velodyne LiDAR data [C]. 2018 IEEE International Conference on Autonomous Robot Systems and Competitions (ICARSC), IEEE, 2018, 978:97-103.
- [13] ZHU X, ZHOU H, WANG T, et al. Cylindrical and asymmetrical 3D convolution networks for LiDAR-based perception [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2022, 44(10):6807-6822.
- [14] LIU Z J, TANG H T, ZHAO S Y, et al. PVNAS: 3D neural architecture search with point-voxel convolution [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2022, 44(11):8552-85678.
- [15] HYUNGTAE L, MINHO O, HYUN M. Patchwork: Concentric zone-based region-wise ground segmentation with ground likelihood estimation using a 3D LiDAR sensor [J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2021, 6(4): 6458-6465.
- [16] DOS SANTOS R C, GALO M, CARRILHO A C. Extraction of building roof boundaries from LiDAR data using an adaptive alpha-shape algorithm [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2019, 16(8): 1289-1293.

作者简介

贾继阳, 硕士, 主要研究方向为激光雷达点云处理。

E-mail: 1577732035@qq.com

黄振峰(通信作者), 博士, 教授, 主要研究方向为有机电产品开发、故障诊断方面。

E-mail: zfhuang@gxu.edu.cn