

港口智能引导车的地面点云分割算法

董一鸣¹ 王华鲜¹ 黄旭东¹

DONG Yiming WANG Huaxian HUANG Xudong

摘要

为了提高港口智能引导车 (intelligent guided vehicle, IGV) 分割地面点云的能力, 提升环境感知系统的稳定性, 设计了一种基于增长同心圆的栅格地图点云分割算法。首先将原始激光点云划分为多个相同大小的栅格块和不同大小扇形区域, 并筛选出种子点集; 然后在同一栅格块中设定多个直线拟合条件拟合分段直线和整体直线, 得到分段直线集和整体直线; 最后遍历栅格块中的点, 依据分段直线集和整体直线判断点与直线的正交距离, 从而分割出地面点和非地面点。同时, 在公开点云数据集 Semantic KITTI 和自建港口数据集上进行验证。实验结果表明, 和其他地面分割算法相比, 所提出的方法在保持一定准确率的情况下, 召回率最多提升 2.0%, 准确率最多提升 2.3%, 且在港口环境下有效地分割出地面。

关键词

港口; 激光雷达; 智能引导车; 地面分割; IGV

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2024.11.045

0 引言

近年来, 随着无人驾驶技术发展日渐成熟, 港口集装箱的自动化运输效率也逐渐提升^[1]。激光雷达作为港口智能引导车环境感知系统的重要组成部分, 具有测量精度高、检测范围远、对光照条件敏感度低、抗电磁干扰等优点^[2]。但是采集到的激光点云中存在大量的地面点, 这些地面点可视为目标检测、分类和跟踪的冗余信息^[3]。因此, 在整个环境感知任务中地面分割算法发挥着至关重要的作用。

目前, 已有大量学者对地面点云分割领域进行研究。其中, 基于学习、平面拟合和线拟合的地面点云分割算法被广泛提出。文献[4]提出了 SectorGSnet, 该算法基于 BEV (Bird's-eye-view) 扇区将 3D 点云划分为不同的部分, 使用简化版本的 PointNet 编码器在聚合每个扇区的特征, 生成扇区特征图。最后, 使用 UNet CNN 预测扇区标签, 但此类方法需要大量高质量标注的数据进行训练。文献[5]通过拟合每帧点云的最低高程点来识别地平面, 并使用随机样本一致性 (random sample consensus, RANSAC) 算法来有效地估计平面的一些未知参数, 然后计算最大点到平面阈值, 将点分类为非地面点和平面点。但是现实环境中的地面存在一定起伏, 无法通过一个理想的平面模型表示出来。文献[6]通过设定的 z 坐标阈值选取初始种子点, 利用初始种子点解算平

面模型, 在设定的循环次数内, 利用点到平面距离提取的地面点, 并更新平面模型。蒋剑飞^[7]和李炯^[8]等人通过比较同一扫描线连续点之间的高度阈值实现分割。文献[9]将点云划分为不同半径的同心圆, 设定条件消除不太可能代表地面的较高点, 基于 RANSAC 的平面拟合算法拟合出每个切片的平面模型, 用于提取地面点云。文献[10]等通过划分极坐标栅格地图的形式, 在每个分割区域中设定拟合条件来拟合直线, 利用多段直线对地面进行建模, 随后计算点与线之间的距离, 以确定这些点是地面的还是非地面的。

以上技术提高了平面拟合的灵活性^[11], 但大多将点云平均划分为多个扇形区域。由于室外场景中激光点云密集的点存在于近的区域中, 而远的区域中的点是稀疏的, 因此平均划分的扇形区域在远处会出现没有点的情况。为了更加有效地划分扇形区域, 本文在文献[10]提出的地面分割算法的基础上, 提出增长同心圆的点云划分方法, 同时改进该算法的道路分段直线拟合模块和地面分割模块, 使用公开数据集 Semantic-KITTI 和自建港口数据集进行实验, 验证分割算法的有效性和普适性。

1 原理

本文提出的港口智能引导车的地面分割算法流程如图 1 所示, 主要包括原始点云输入、基于增长同心圆的点云栅格地图划分模块、改进的道路分段直线拟合模块和地面点云分割模块等部分。在点云栅格地图划分模块, 根据激光雷达的线数、垂直视场角和垂直分辨率来生成增长同心圆的点云栅格地图, 并用极坐标来表示原始点云, 随后在原有的道路分段直线拟合模块的基础上, 将整个扇区作为一个整体, 设定

1. 上海振华重工 (集团) 股份有限公司振华设计研究总院
上海 200125

[基金项目] 中国交通建设集团有限公司重点研发项目
“基于北斗及自动驾驶的第二代 IGV 导航控制系统研发”
(9908000297)

判断准则生成种子点集，根据种子点集利用最小二乘法拟合出整体直线。最后遍历栅格块里的点，依据分段直线和整体直线判断点与直线的正交距离分割地面点和非地面点。

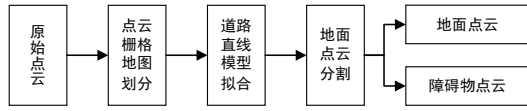


图1 点云地面分割算法模型示意图

1.1 基于增长同心圆模型的点云栅格地图划分模块

室外场景中激光雷达采集到的点多以环状方式自发分散，具体点云发散的程度是由激光雷达线数、垂直视场角和垂直分辨率决定的。根据以上特征，本文提出了一种基于增长同心圆模型的点云栅格地图划分方法，将点云在极坐标栅格地图上平均划分为 N 个极坐标栅格块 $S_n (0 < n < N)$ 划分个数为：

$$N = \frac{2\pi}{\Delta\alpha} \quad (1)$$

式中： $\Delta\alpha$ 为划分的角度。同时，在每个栅格块 S_n 中划分出 M 个扇形区域 $B_m (0 < m < M)$ ，如图2所示。

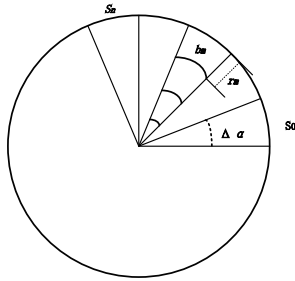


图2 点云栅格地图划分示意图

为了有效划分扇形区域，本文的扇形区域 B_m 的径向长度 r_m 会随着远离激光点的方向逐渐增大，具体 r_m 的计算过程为：

$$r_m = h \times \tan\left(\frac{\pi}{2} - m \times f\right) \quad (2)$$

式中： h 为激光雷达安装的高度， f 为激光雷达的垂直分辨率。

1.2 改进的道路直线拟合模块

原始的激光雷达点云数据由多个包含三维信息的点组成，每一个 S_n 存在 M 个 B_m ，形成点云集合表示为 P_s ，每个 B_m 存在 I 个点，从而得到 $p_m = \{(x_i, y_i, z_i)^T \mid 0 < i < I\}$ 。本文首先将三维点进行降维，将二维信息 (x, y) 通过公式 (3) ~ (5) 合并成一个维度信息 d_i ，得到映射后的点云 $\dot{p}_m$ ：

$$d_i = \sqrt{(x_i + y_i)^2} \quad (3)$$

$$\dot{p}_m = \{(d_i, z_i)^T \mid 0 < i < I\} \quad (4)$$

$$\dot{p}_s = \{\dot{p}_m \mid 0 < m < M\} \quad (5)$$

式中： $\dot{P}_s$ 为该栅格块 S_n 原始点云集合映射后 P_s 的点云集合。本文以种子点集的点作为原始点实现直线模型的拟合，其中

种子点集的合理性显得至关重要，选取的种子点尽量贴近真实的地面情况。本文将每个扇形区域 B_m 中的高度值最低点进行条件筛选形成种子点集。具体实现过程为：先沿着雷达照射方向遍历当前栅格块 S_n 中的扇形区域 B_m ，在每个 B_m 中选取最低点 b_i 作为加入到分段种子点集 B_{seed} 。当 B_{seed} 中的点数超过2时，利用最小二乘法进行直线模型拟合，从而得到直线模型，其公式为：

$$z = kd + b \quad (6)$$

式中： k 为直线斜率， b 为纵截距， d, z 表示点的坐标。由于真实的地面存在斜坡、起伏等情况^[12]，从图3可以看出 $R1$ 、 $R2$ 、 $R3$ 很难通过一条直线拟合出来一个栅格块 S_n 地面直线模型。

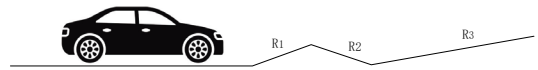


图3 车辆行驶路况图

因此，本文选用多段拟合与整体拟合结合的方法，保留两者拟合的地面直线模型用于后续地面点分割模块。满足直线拟合的种子点集条件如下。

(1) 直线初始点高度阈值。计算当前直线拟合点集中第一个点与前一个点的高度差值，判断是否满足直线初始点高度阈值，以此判断该点是否能作为直线的初始点，防止将具有一定高度平台的点误识别成地面点。

(2) 拟合直线误差阈值。判断种子点集中每个点与该种子点集拟合的直线模型之间的正交距离误差，取最大误差与拟合直线误差阈值对比，以此判断该种子点是否符合当前直线模型。

(3) 拟合直线斜率阈值。判断当前种子点集拟合的直线模型斜率是否大于斜率阈值，以此判断该种子点是否符合当前直线模型。

(4) 点的期望高度阈值。将当前种子点代入到前序拟合出的直线模型中，得到该种子点在前序直线模型上的期望高度，计算得到实际高度与期望高度的差值，对比差值和点的期望高度阈值，以判断该种子点是否符合当前直线模型^[13]。

根据以上条件，本文直线拟合算法流程包括以下几步。

(1) 种子点集 B_{seed} 为空的情况下，加入新的种子点 b_i 更新 B_{seed} ；种子点集 B_{seed} 不为空集时，直接进入步骤(2)。

(2) 若 B_{seed} 中点数小于2，则判断 b_{i+1} 是否满足直线初始点高度阈值。若满足，则将加入 b_{i+1} 更新分段种子点集 B_{seed} 和整体种子点集 $\dot{B}_{seed}$ ；若不满足，则去除 $\dot{B}_{seed}$ 后加入 b_i 更新种子点集 B_{seed} 和整体种子点集 $\dot{B}_{seed}$ 。

(3) 若 B_{seed} 中点数大于2，则加入 b_{i+1} 更新种子点集 B_{seed} 和整体种子点集 $\dot{B}_{seed}$ ，利用最小乘法拟合直线得到 B_{seed} 的地面直线模型，随后进行拟合直线误差阈值判断、拟合直线误差阈值判断和点的期望高度判断。若以上阈值均满足，

则保留种子点集 B_{seed} 和整体种子点集 $\dot{B}_{\text{seed}}$ ，重新进入步骤 (1)。若不满足，则去除 b_{i+1} 更新种子点集 B_{seed} 和整体种子点集 $\dot{B}_{\text{seed}}$ ；若 B_{seed} 中点数小于 3，则直接将 B_{seed} 清空，重新进入步骤 (1)。若不满足，则去除 b_{i+1} 更新种子点集 B_{seed} 后， B_{seed} 中点数大于等于 3，则利用最小乘法拟合直线拟合 B_{seed} 得到直线模型，并保存在直线模型集合 S_{line} 中，在将 B_{seed} 清空，重新进入步骤 (1)。

(4) 当顺序遍历完当前栅格块 S_n 中所有的种子点区域 B_m 后，基于整体种子点集 $\dot{B}_{\text{seed}}$ 拟合出一条直线模型 L ，作为当前栅格块 S_n 的整体地面直线估计。

1.3 地面点分割模块

文献 [10] 在地面点云分割模块中，通过判断栅格块 S_n 中点到地面直线模型的正交距离 D_n 和 Δx_{max} 的大小关系划分为地面点与非地面点，这种分割算法确实可以提高算法的准确度，减少将非地面点误分割成地面点的情况。但是理论上可能存在有些点所属的种子点区域未拟合出直线模型的情况，这些点无法返回有效的正交距离，通常会被置于 -1。这种情况会导致该种子点区域的点都被分割成非地面点，但是实际上该区域可能存在地面点，这样会导致算法的召回率与准确率降低很多。

针对以上问题，本文在地面点分割模块上，同时计算栅格块 S_n 中点到整体地面直线模型的正交距离 E_n 。算法流程如图 4 所示。

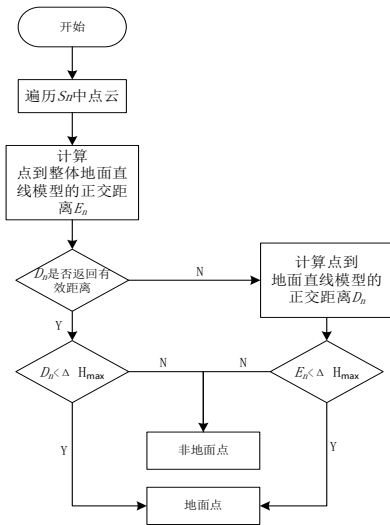


图 4 地面点分割流程

分割算法具体为：先判断 D_n 能否返回有效值的正交距离，若可以返回有效距离， D_n 小于 Δx_{max} 为地面点，反之为非地面点；若未能返回有效距离， E_n 小于 Δx_{max} 为地面点，反之为非地面点，从而完成点云的地面分割工作。

2 实验结果及验证

2.1 数据集

为了验证地面点云分割算法的普适性以及港口环境下

的有效性，本文同时选用公开数据集 Semantic KITTI 和自建港口数据集作为实验数据集。

(1) Semantic KITTI 数据集简介

Semantic KITTI 包含道路、树木、车辆等 28 个数据类别，如图 5 所示。考虑到本文仅仅分割地面点和非地面点，不需要过于精细分类，所以将道路、人行道、停车位和其他地面地形合并标注为地面点云，其余 24 个类别均标注为非地面点云，划分结果如图 6 所示。

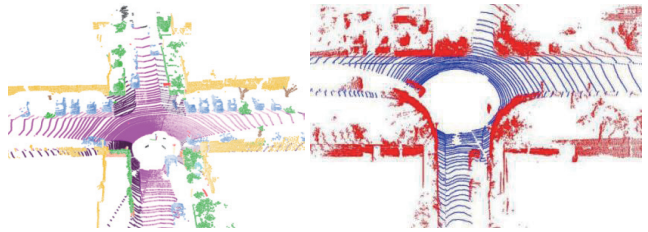


图 5 Semantic KITTI 数据集 图 6 Semantic KITTI 数据集地面点云划分结果

(2) 港口数据集

本文港口数据集选用广州港南沙四期全自动码头激光数据集，该数据集由无人驾驶智能导引车，在实际工况下两个速腾 16 线激光雷达录制的数据。本文选用智能引导车前侧的激光雷达数据作为实验数据。

2.2 评价指标

为了更加规范地评估各算法的分割精度，本文采用精确率 (Precision)、召回率 (Recall) 和准确率 (Accuracy) 这三个评价指标来共同评估：

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP} \quad (7)$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (8)$$

$$\text{Accuracy} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (9)$$

其中，精确率、召回率和准确率越高，代表分割算法精度越高。准确率与精确率和召回率不同之处在于，衡量了算法的整体分割准确性，即分类器在所有样本中正确分类的比例。

2.3 公开数据集算法测试及分析

实验在 i7-6700F CPU @ 2.90 GHz, 16 GB 内存的系统环境下进行，对 2761 帧点云的分割结果如表 1 所示。分析可以得出，文献 [6] 算法和文献 [9] 算法分割稳定性较差，存在几帧分割各项指标仅达到 20% ~ 50% 的情况，相比之下本文算法在稳定性上有明显优势，分割各项指标均保持在 65% ~ 95% 之间；由于本文算法是在文献 [10] 算法的基础上改进的，所以各个指标的变化趋势基本相同，结合表 1 可得本文在各指标上均有一定程度的提高。

表 1 Semantic KITTI 二分类数据集分割结果对比

分割算法	精确率 /%	召回率 /%	准确率 /%	运行时间 /ms
文献 [6]	93.72	92.18	94.38	15.81
文献 [9]	88.00	96.77	93.10	6.29
文献 [10]	96.44	90.24	94.86	7.45
本文算法	95.58	92.08	95.27	8.52

由表 1 分析可得,本文算法相较于文献 [6] 提出的算法,精确率提高了 1.9%,准确率提高了 0.09%;相较于文献 [9] 提出的算法,精确率提高了 8.6%,准确率提高了 0.09%;相对文献 [10] 召回率提高了 2.0%,准确率提高了 0.04%,基于以上实验结果,验证了本文算法在地面分割处理上的准确性。

2.4 港口数据集算法测试及分析

选用自建的港口数据集验证本文算法的地面分割效果,图 7 展示了 IGV、堆场和轨道吊等物体分割完整,地面点被准确识别出来。

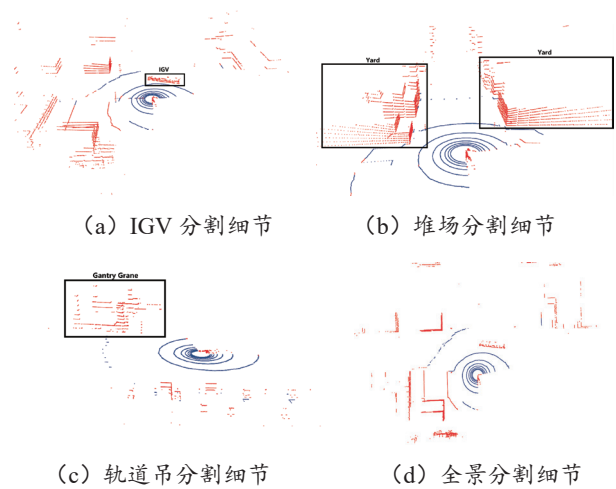


图 7 本文算法分割结果

3 结论

本文提出了一种港口智能引导车的地面分割算法。该算法通过增长同心圆模型的点云栅格地图将原始激光点云划分为多个不同大小扇形区域,并设定一定条件筛选出种子点集,随后采用多段拟合与整体拟合结合的方法,计算得到直线集,判断点与直线的正交距离分割地面点和非地面点。最后,本文在 Semantic KITTI 二分类数据集和广州港南沙四期全自动码头激光数据集上进行了算法验证。实验结果表明,本文对比多个地面分割算法,在保持一定准确率的情况下,召回率最多提升 2.0%,准确率最多提升 2.3%。同时,验证本文算法可以在港口环境下有效分割出地面。由于本文算法在进行点云栅格地图划分和整体直线拟合部分增加了一些计算,运行时间稍长,后续有待改进。

参考文献:

[1] 黄旭东,常奇,王华鲜.港口智能引导车的多激光雷达外参标定算法[J].港口科技,2022(11):6-10+19.

[2] 于慧娟,王玉冰,赵树华,等.基于 TDC 的自动驾驶激光雷达测距方法研究[J].中国激光,2024,51(8):204-213.

[3] 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.

[4] HE D, ABID F, KIM Y M, et al. SectorGSnet: sector learning for efficient ground segmentation of outdoor LiDAR point clouds[J]. IEEE access, 2022, 10:11938-11946.

[5] HU X, RODRIGUEZ F S A, GEPPERTH A. A multi-modal system for road detection and segmentation[C]//2014 IEEE Intelligent Vehicles Symposium Proceedings.Piscataway: IEEE, 2014: 1365-1370.

[6] ZERMAS D, IZZAT I, PAPANIKOLOPOULOS N. Fast segmentation of 3D point clouds: a paradigm on LiDAR data for autonomous vehicle applications[C]//2017 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA).Piscataway: IEEE, 2017: 5067-5073.

[7] 蒋剑飞,李其仲,黄妙华,等.基于三维激光雷达的障碍物及可通行区域实时检测[J].激光与光电子学进展,2019,56(24): 249-258.

[8] 李炯,赵凯,白睿,等.基于射线坡度阈值的城市地面分割算法[J].光学学报,2019,39(9):352-360.

[9] ASVADI A, PEIXOTO P, NUNES U. Detection and tracking of moving objects using 2.5D motion grids[C]//2015 IEEE 18th International Conference on Intelligent Transportation Systems. Piscataway:IEEE, 2015: 788-793.

[10] HIMMELSBACH M, HUNDELSHAUSEN F V, WUENSCHE H J. Fast segmentation of 3D point clouds for ground vehicles[C]//2010 IEEE Intelligent Vehicles Symposium.Piscataway: IEEE, 2010: 560-565.

[11] 徐沾林.激光雷达远距离目标检测方法研究[D].重庆:重庆邮电大学,2022.

[12] 张佩翔,王奇,高仁璟,等.局部阈值自适应的地面点云分割[J].光学精密工程,2023,31(17):2564-2572.

[13] 张佩翔.三维障碍物点云目标检测算法研究[D].大连:大连理工大学,2023.

【作者简介】

董一鸣(1997—),男,安徽合肥人,硕士研究生,初级工程师,研究方向:激光点云处理。

王华鲜(1994—),男,河南南阳人,硕士研究生,初级工程师,研究方向:机器人实时定位与地图构建。

黄旭东(1986—),男,浙江宁波人,硕士研究生,高级工程师,研究方向:无人驾驶。

(收稿日期:2024-07-17)