

基于固态激光雷达的道路边沿与障碍物检测^{*}

王江金 永 姚慧栋

(中北大学信息与通信工程学院 太原 030051)

摘要: 为了有效获取前方道路信息,应用于低成本的固态激光雷达,提出一种道路边沿与障碍物检测方法。首先对原始点云数据进行地面滤波处理,提取地面与非地面点云数据;根据地面点云数据中路沿高度突变的特征,提出了一种动态滑动窗口的方法提取路沿特征点,后使用随机抽样一致算法(random sample consensus, RANSAC)进行路沿直线拟合;将路沿内障碍物点云作为感兴趣区域(region of interest, ROI),在 z 轴方向上对障碍物点云数据进行安全高度为 H 直通滤波处理,最后使用欧氏聚类算法完成了对路沿内障碍物的检测。通过在校园内实际采集数据与处理实验,验证了该方法的可行性。

关键词: 固态激光雷达; 三维点云; 路沿检测; 障碍物检测

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.20

Road edge and obstacle detection based on solid-state lidar

Wang Jiang Jin Yong Yao Huidong

(School of Information and Communication Engineering, North University of China, Taiyuan 030051, China)

Abstract: In order to effectively obtain the road information about the road ahead and apply it to the low-cost solid-state Lidar, a road edge and obstacle detection method is proposed in this paper. Firstly, ground filtering processes the original point cloud data to extract the ground and non-ground point cloud data. Based on the features of high mutation in the pastry cloud data, this paper proposes to extract the path feature points by dynamic sliding window, then uses random sampling consensus algorithm(RANSAC) to fit the inner obstacle point cloud as the region of interest(ROI), treats the obstacle point cloud data with H straight pass filter in the z -axis direction, and finally uses the European clustering algorithm. This paper verifies the feasibility of the method by conducting practical data acquisition and processing experiments on campus.

Keywords: solid-state lidar; 3D point cloud; road edge detection; obstacle detection

0 引言

准确完成对车道路沿信息与障碍物位置信息提取,对车辆的安全行驶具有重要意义^[1]。目前,对汽车周围环境进行感知,主要是依靠被动视觉相机和主动传感器激光雷达两种方式来完成^[2]。文献[3]通过单目相机获取图像,对图像进行滤波、分割等处理实现对目标物体的定位,该方法的缺点在于相机获取的数据结果受光照的影响较大,复杂环境下的效果不够精确。三维激光雷达获取数据过程则受光照影响较小,具有探测范围广,距离分辨率高,抗干扰能力强等优点,其被广泛应用于各种外界环境检测系

统之中^[4-5]。

为了获得密集的三维点云,当前主要是使用 Velodyne 公司生产的 32 线和 64 线以及更高线束的激光雷达对进行周围环境感知,每台雷达的售价高达几十万人民币,使用多线束激光雷达的成本往往是不能承受的^[6]。相较于传统机械式激光雷达,基于非重复性描方式的固态激光雷达具有明显的价格优势,每台售价不过万元,同时使用其扫描得到的点云更加密集,基于固态激光雷达的障碍物检测已成为热点研究方向^[7]。

文献[8]提出了一种基于 3D 激光雷达根据车道线反射强度特征提取车道点的方法,该方法局限性在于只适用

收稿日期:2022-10-09

^{*} 基金项目:山西省省筹资金资助回国留学人员科研项目(2022-145)资助

于车道线涂料反射特征较为明显的场景。文献[9]提出了一种基于机械式32线激光雷达的路沿点提取算法,实现过程只需对激光雷达发射出的扫描线进行遍历,提取每条扫描线上符合特征的路沿点,其缺点在于无法适用于使用非重复性扫描技术的固态激光雷达获取到的点云数据。文献[10]将点云数据投影到XOY平面,通过构建高度地图来实现地面、障碍物、悬挂物的分离,之后对障碍物进行聚类,最后采用SVM分类器对障碍物进行检测与分类。实验过程中无法自适应调整栅格大小,结果容易出现过分割和欠分割的现象。文献[11]利用了3D稀疏卷积的方法构建了基于局部特征感知的深度学习点云车辆目标检测网络,利用网络提取特征点,使用3D边界框来学习和估计准确的目标对象,其中对完成数据集的构建十分重要。

以上研究大多都是采用传统机械式激光雷达获取点云数据,考虑成本原因,本文对使用非重复扫描技术的固态激光雷达进行了研究。首先对原始点云数据进行地面分割,针对无法利用雷达扫描线特征提取路沿点的问题,本文提出了一种动态滑动窗口方法检测路沿特征点的方法,并进行直线拟合;通过先滤除掉大量无关点云去除干扰,后使用欧氏聚类算法完成了对目标障碍物的检测。

1 点云数据处理

1.1 地面滤波

激光雷达产生的点云数据,由点云数据的高程信息,可以将其分为地面点数据和非地面点数据。其中障碍物的检测主要是针对非地面点云数据进行聚类处理,路沿的检测主要是对地面点云数据进行处理,有效的地面与非地面点云数据分割关系着后续路沿检测与障碍物检测的准确性^[12]。

实测场景道路情况较为复杂,使用普通的地面分割方法容易产生分割不彻底或者过分割的问题。本文采用文献[13]提出的一种布料模拟滤波算法(cloth simulation filter,CSF)实现对地面与非地面点云数据的分割,该方法通过在点云数据中实现模拟布料这一物理过程,完成对点云数据的地面与非地面的分离。

1.2 路沿检测

获取地面点云数据中道路前方路沿信息,可以将车辆前方道路区域划分为可行驶区域与非可行驶区域,完成对非地面点云数据中道路外不相关点云的滤除,获得感兴趣区域ROI,同时也可以减少检测目标障碍物的工作量^[14]。结构化道路模型如图1所示,红色点为路沿点,蓝色点为路面点,可以看出路面点与路沿点之间存在明显的路沿高度差值。实验数据采集过程中,雷达距离路面有一定的高度,雷达坐标 x 轴沿着路沿方向向前, y 轴与路沿直线垂直, z 轴竖直向上。

传统机械式多线激光雷达扫描线特征如图2所示,提取路沿点过程只需对每条扫描线上符合特征的点进行筛

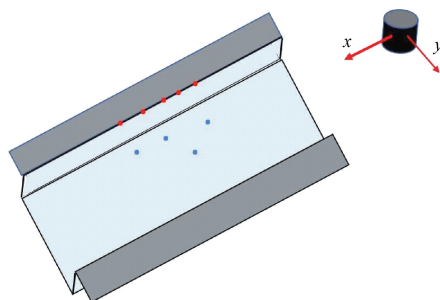


图1 结构化道路模型

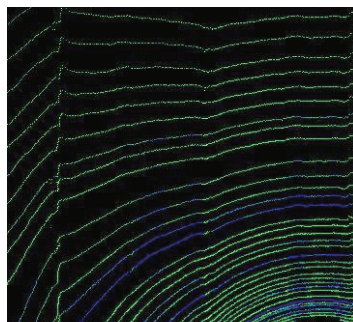


图2 机械式激光雷达扫描线特征

选。本文所使用的非重复性扫描技术的固态激光雷达并没有明显的扫描线特征,如图3所示,需设计新的方法提取路沿点。

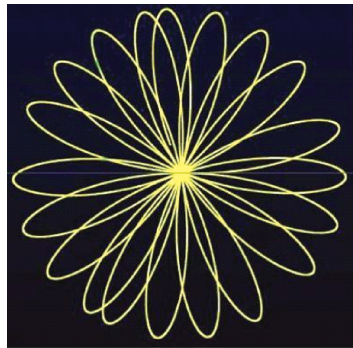


图3 固态激光雷达非重复扫描方式

根据地面点云数据中的路沿高度特征,本文提出了一种动态滑动窗口的方法来实现对道路边界路沿的检测,帮助完成后续路沿外障碍物点云的滤除。方法主要由两步构成,分别为路沿特征点的提取和随机抽样一致性(random sample consensus,RANSAC)算法拟合路沿直线。

首先,将地面点云数据投影到XOY平面,保留每个点的高度信息。在Y轴上将地面点云数据分割成 m 个宽度为 Δy 的点云数据子集 $\{P_1, P_2, \dots, P_m\}$,沿着X轴的正方向统计计算每个子集内的点云高度值,计算公式如下:

$$Z_m = \sum_{i=1}^n z_i \quad (1)$$

式中: Z_m 为第 m 个子集内点的高度之和。

以每个子集内的点云高度值 Z_m 为纵坐标, y 值为横坐标, 构建高度曲线图, 选取曲线图中左右两个峰值点 (y_p, z_p) 和 (y_q, z_q) , 则车道宽度 w 可以估计为:

$$w = |y_p - y_q| \quad (2)$$

将点 (y_p, x_1) 和点 (y_q, x_2) 作为滑动窗口中左右两条路沿检测的起点, 点 (y_p, x_1) 和 (y_q, x_2) 分别为坐标系中 y_p, y_q 列上 X 轴正方向上最小的点。根据车道宽度 w 设置搜索窗口的大小和步长, 令窗口沿着 X 轴正方向滑动。

为了解决单一特征边界提取鲁棒性差的问题, 本文通过分析两个路沿点的特征, 实现对路沿点的判定。首先在窗口滑动过程中计算每个窗格内 Z 值最大点与 Z 值最小点之间的高度差 $H = z_{\max} - z_{\min}$, 判断是否符合条件 $H_{th2} < H < H_{th1}$, 实测环境中路沿高度一般在 10~20 cm, 则 H_{th1} 和 H_{th2} 的取值一般为 25 和 5 cm, 提取符合条件的 z 值最大点作为路沿候选点。

现实中路沿具有连续性, 通过计算相邻路沿候选点之间的坡度特征, 实现对提取到的错误路沿点的去除, 坡度计算公式如下:

$$S_i = \arctan\left(\frac{|z_n - z_m|}{\sqrt{(x_n - x_m)^2 + (y_n - y_m)^2}}\right) \quad (3)$$

式中: (x_n, y_n, z_n) 和 (x_m, y_m, z_m) 分别表示前后窗格中候选路沿点坐标, 给定一个坡度阈值 S_{th} , 则当满足给定的条件 $S_i < S_{th}$ 时, 判断后一个路沿候选点为路沿点, 否则判断相邻窗格内无路沿点, 将后续窗格作为相邻窗格进一步判断, 滑动窗口模型如图 4 所示。

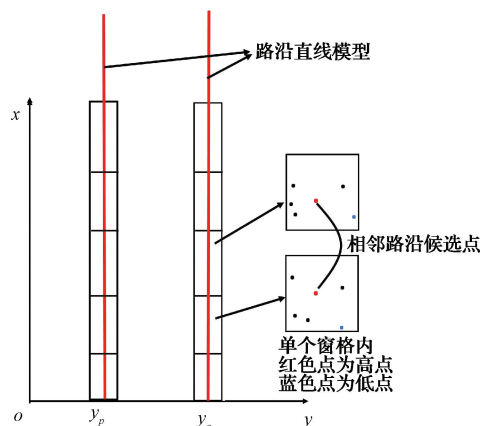


图4 滑动窗口模型

本文采用 RANSAC 算法来拟合路沿直线^[15], 拟合直线步骤如下。

1) 从路沿点中随机选择两个点, 计算 a, b 两个参数, 确定一个直线模型 $y = ax + b$ 。

2) 计算其余数据点与直线模型的匹配程度。通过计算其余数据点到直线模型的距离 d , 统计计算小于设定距离阈值 D_{th} 的点的个数 n , 并计算其所占全局所有点数 N 的

比例:

$$m = n/N \quad (4)$$

3) 重复步骤 1)~2), 达到一定的迭代次数之后, 选出比例 m 值最大时直线模型为最优直线模型。

1.3 障碍物检测

车在道路行驶过程中, 会有一个安全高度 H_{th} 。本文对 1.2 节得到的路沿内障碍物点云数据进行 z 轴方向上的直通滤波处理, 过滤掉高度大于 H_{th} 的无关点云, 过滤策略如下:

$$P_i = \begin{cases} P_b, & Z > \Delta H_{th} \\ P_c, & Z \leq \Delta H_{th} \end{cases} \quad (5)$$

式中: P_i 为输入点云数据; P_b 为剔除的点, P_c 为保留的点。

采用欧氏聚类^[16]的方法实现对目标障碍物的分割, 欧氏聚类是根据指定的阈值设置搜索半径 r , 并将半径内的所有点作为同一簇, 邻近点与选取点之间的三维距离计算公式如下:

$$d = \sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2 + (z_1 - z_2)^2} \quad (6)$$

整个算法中欧氏聚类过程如下: 首先对输入点云数据中任意一点 P_i , 将其作为种子点, 加入集合 C , 在半径为 r 的邻域范围内搜索其近邻点 $P_{i1}, \dots, P_{ik}$, 将种子点与近邻点划分为同一簇; 在簇 D 中选取近邻点为新的种子点, 加入种子集合 C , 重复执行上一步操作, 搜索新的近邻点; 当种子集合 C 中点数量不在增加时, 判断集合 C 中点数量是否满足阈值条件如下:

$$Num_{\min} \leq Num_c \leq Num_{\max} \quad (7)$$

式中: Num_c 为集合 C 中的点数量; $Num_{\min}$ 为最小点数阈值; $Num_{\max}$ 为最大点数阈值。将满足上述条件的每个种子集合 C 作为同一簇 D , 并加入队列 Q 中, 整个聚类完成后队列 Q 中包含 n 个点云簇 $D_1, \dots, D_n$ 。

2 实验结果分析

本文使用的固态激光雷达传感器型号为揽沃 Livox Mid-40, 其具有较高的视场覆盖率和较大的垂直视野, 雷达发射的激光波长为 905 nm, 最大探测距离为 260 m, 可以通过以太网线进行激光雷达点云数据与计算机的传输。实验针对校园内的某个场景进行了数据采集, 实验场景如图 5(a) 所示, 其中 1、2 号障碍物为停在平直道路路边两侧的车辆, 采集到的原始点云数据包含路面、植被和障碍物等信息, 原始点云数据如图 5(b) 所示。

2.1 地面滤波结果

地面与非地面点云的分割结果如图 6 所示, 本文将点与模型之间的距离设置为 0.2 m, 实现地面点云数据与非地面点云数据的准确分割。从图 6 可以看出, 原始点云数据中车辆、植被等附近的障碍物点云数据被完全滤除, 同时获得的地面点云数据具有明显的路沿高度跳变。



图5 障碍物场景检测实验

2.2 路沿检测结果

图7所示为高度曲线,经过测量,实际道路宽度为5.30 m,左右滑动窗口起点之间的水平距离为5.15 m,获取路宽准确率为97.2%。路沿线检测如图8所示,非地面点云数据中的大部分障碍物都被去除,减少了干扰,提高了检测精度,同时对相邻窗格内的路沿候选点加以坡度判定,进一步提高了路沿点检测的准确性。图8(a)中白色点为提取到的路沿点,表1为提取到的左右路沿点信息,其中准确率是指提取到的正确路沿点数与提取到的总路沿点数比值。对其进行直线拟合,结果如图8(b)所示,由此可以看出本文的方法正确提取出了路沿直线。利用提取到路沿直线信息,对非地面点云数据进行道路边界外障碍物滤除,获得感兴趣区域 ROI。

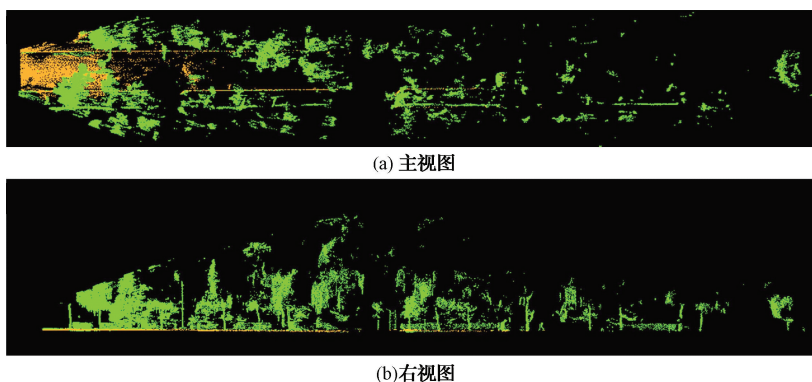


图6 点云地面滤波结果

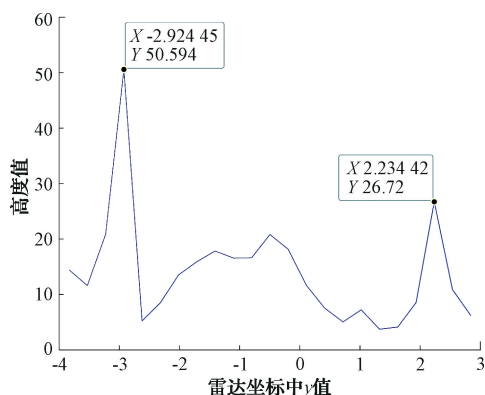


图7 高度曲线

2.3 障碍物检测结果

图9(a)所示为按高程信息对路沿内点云进行颜色渲染后的结果,可以明显看出地面障碍物点云与树木具有明显不同的高度特征,其中蓝色为地面障碍物点云,绿色的为伸进路面的过长树枝。本文将车辆正常行驶时的安全高度设定为1.7 m,创建滤波器对象,对路沿边界内的障碍物进行 z 轴方向上的直通滤波,并保留滤波范围内的点。

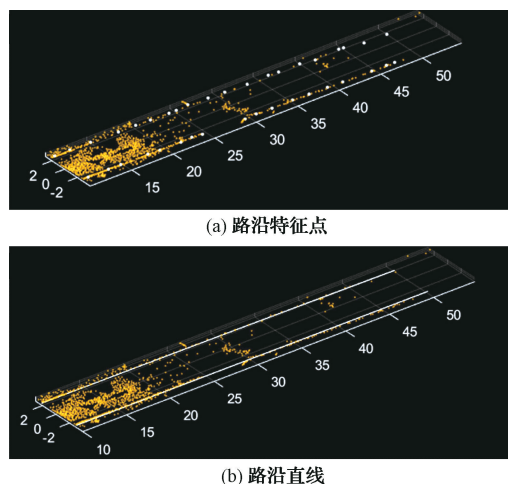


图8 路沿线检测

表1 路沿点信息统计

	检测数	正检数	检测率/%
左	20	17	85.0
右	18	16	88.9

接着对直通滤波后的障碍物点云进行欧氏聚类分割,

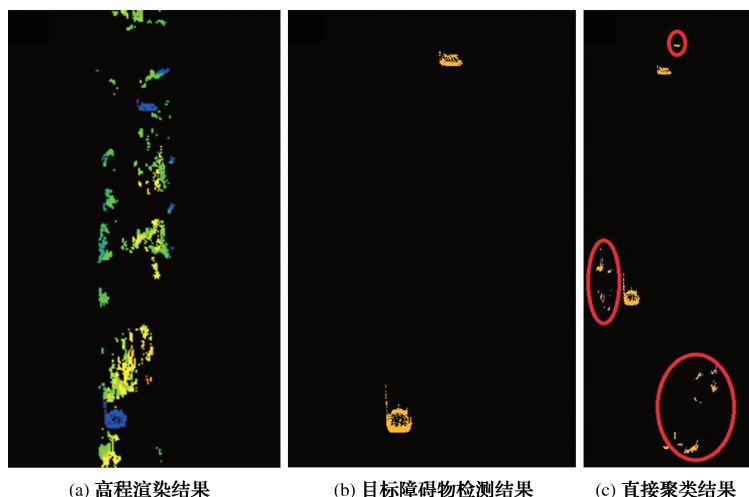


图9 障碍物检测结果

实验结果将障碍物分成两簇 D_1 、 D_2 ，如图 9(b) 所示，两簇点数分别为 2 389 和 265，分析造成两簇障碍物点数差距较大的原因为受雷达精度的影响，障碍物 1 离雷达较近，障碍物 2 离雷达较远。图 9(c) 为未进行可行驶区域划分直接进行聚类后的障碍物检测结果，可以明显看出会将树桩等其余无关障碍物检测出来，对目标障碍物造成了干扰。

本文实验还分别对两个点云簇 D_1 、 D_2 计算了其中心点和长宽高大小，利用这些信息可以测得目标障碍物距离雷达的距离，以及几何大小，获得到的信息如表 2 所示。

表 2 障碍物信息统计 (m)

	距离	长×宽×高
障碍物 1	35.6	1.9×1.8×1.13
障碍物 2	61.6	1.3×1.6×0.92

3 结 论

本文对具有明显价格优势的固态激光雷达进行了研究，针对传统路沿检测算法无法适用于固态激光雷达数据的问题，提出了一种动态滑动窗口提取路沿特征点并进行直线拟合的方法；通过滤除地面、车道外、安全高度外的无关点云，对感兴趣区域内障碍物点云聚类分割，完成对目标障碍物信息提取。实验结果表明，本文所提出的路沿检测算法在路沿高度明显的场景中能够高准确率提取出路沿点，准确拟合出路沿直线，同时得益于雷达传感器的优势，点云更加密集，获取到的目标障碍物信息更加准确丰富。在今后的研究中，主要通过改进路沿线检测算法，以满足适应更复杂的场景，同时针对单个雷达视角窄的问题，后续将安装多个雷达实现对更大范围的环境感知。

参 考 文 献

[1] 段建民, 李帅印, 王昶人, 等. 基于激光雷达的道路边

界与障碍物检测研究[J]. 应用激光, 2018, 38(6): 1000-1007.

[2] 李鹏, 张金艺, 韩国川, 等. 激光雷达移动机器人局部搜索跟踪算法[J]. 电子测量技术, 2018, 41(11): 6-9.

[3] 朱颖, 黎伟健, 郭国辉, 等. 单目视觉智能分拣搬运机器人的设计[J]. 国外电子测量技术, 2020, 39(10): 138-142.

[4] 周治国, 曹江微, 邸顺帆. 3D 激光雷达 SLAM 算法综述[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(9): 13-27.

[5] 叶一飞, 王建中. 基于点云的复杂环境下楼梯区域识别[J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(4): 124-133.

[6] 陈敬业, 时尧成. 固态激光雷达研究进展[J]. 光电工程, 2019, 46(7): 47-57.

[7] LIU Z, ZHANG F, HONG X. Low-cost retina-like robotic lidars based on incommensurable scanning[J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2021, 27(1): 58-68.

[8] 吴毅华, 梁华为, 王智灵, 等. 基于激光雷达回波信号的自适应阈值车道线检测[J]. 机器人, 2015, 37(4): 451-458.

[9] 孙朋朋, 赵祥模, 徐志刚, 等. 基于 3D 激光雷达城市道路边界鲁棒检测算法[J]. 浙江大学学报(工学版), 2018, 52(3): 504-514.

[10] 娄新雨, 王海, 蔡英凤, 等. 采用 64 线激光雷达的实时道路障碍物检测与分类算法的研究[J]. 汽车工程, 2019, 41(7): 779-784.

[11] 张维. 基于深度学习的点云车辆检测方法研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2022.

[12] 黄思源, 刘利民, 董健, 等. 车载激光雷达点云数据地面滤波算法综述[J]. 光电工程, 2020, 47(12): 3-14.

[13] ZHANG W, QI J, WAN P, et al. An easy-to-use airborne LiDAR data filtering method based on cloth simulation[J]. Remote Sensing, 2016, 8(6): 501.

- [14] ZHANG Y, WANG J, WANG X, et al. A real-time curb detection and tracking method for UGVs by using a 3D-LIDAR sensor[C]. Control Applications, IEEE, 2015.
- [15] XU Y, SHAN X, CHEN B Y, et al. A lane detection method combined fuzzy control with RANSAC algorithm[C]. 7th International Conference on Power Electronics Systems and Applications Smart Mobility, Power Transfer & Security(PESA), 2018.
- [16] 范晶晶, 王力, 褚文博, 等. 基于 KDTree 树和欧氏聚类的越野环境下行人识别的研究[J]. 汽车工程,

2019, 41(12):1410-1415.

作者简介

王江, 硕士研究生, 主要研究方向为激光雷达点云数据处理。

E-mail: wangjiang4636@163.com

金永(通信作者), 博士, 教授, 主要研究方向为无损检测及机器视觉等。

E-mail: jiny@nuc.edu.cn