

基于路侧激光雷达的障碍物目标检测方法^{*}

杨建华 赵 轩 郭全民 方园园 吴萍萍

(西安工业大学电子信息工程学院 西安 710021)

摘 要:针对现有障碍物检测方法在复杂道路场景下存在地面分割欠精准、计算量大以及不同距离下的目标聚类困难问题,提出了一种基于路侧激光雷达的障碍物检测方法。在地平面分割方面,提出基于圆柱坐标系的改进扇形栅格模型以及最低点代表法优化种子点的选取,采用多地平面模型并通过随机采样一致性算法(RANSAC)实现地面拟合及分割。在障碍物聚类方面,构建 KDTree 加速聚类过程,提出划分区域及阈值自适应的方式改进欧氏聚类算法。实验结果表明,该方法在 4 种典型道路场景下对地面点的分割准确率均达到 86% 以上,且针对不同距离下的障碍物目标聚类准确率提升明显。

关键词:路侧激光雷达;障碍物检测;地平面分割;目标聚类;栅格模型

中图分类号: TN249;TN958.98 **文献标识码:**A **国家标准学科分类代码:** 510.20

Obstacle target detection method based on roadside LiDAR

Yang Jianhua Zhao Xuan Guo Quanmin Fang Yuanyuan Wu Pingping

(Electronic Information Engineering, Xi'an Technological University, Xi'an 710021, China)

Abstract: Aiming at the problems of the existing obstacle detection methods in complex road scenes, such as inaccurate ground segmentation, large amount of calculation and difficult target clustering at different distances, a roadside LiDAR based obstacle detection method was proposed. In the aspect of ground plane segmentation, the improved fan-shaped grid map based on cylindrical coordinate system and the lowest point representation method are proposed to optimize the selection of seed points. The ground fitting and segmentation are realized by using multi-plane model and random sample consensus algorithm (RANSAC). In the aspect of obstacle clustering, KDTree is constructed to accelerate the clustering process, and the Euclidean clustering algorithm is improved by dividing the region and threshold adaptive. The experimental results show that the segmentation accuracy of this method for ground points in four typical road scenes is more than 86%, and the clustering accuracy of obstacle targets at different distances is significantly improved.

Keywords: roadside LiDAR; obstacle detection; ground plane segmentation; target clustering; raster model

0 引言

在自动驾驶及智慧交通领域中,障碍物目标检测的准确性直接关系到行车安全以及路况精确感知^[1]。近年来,国内外学者围绕基于机器视觉与毫米波雷达的障碍物检测方法展开了广泛的研究。但视觉传感器容易受到外部环境光的干扰,毫米波雷达针对静止障碍物目标的检测效果较差。三维激光雷达则凭借其感知范围广、抗干扰能力强,且携带有目标的深度信息等特点,对复杂道路环境下的障碍物检测有着先天的优势。

通常地,基于激光雷达的障碍物目标检测可分为激光点云预处理、地平面分割以及障碍物聚类 3 个步骤。由于原始点云中存在大量无关目标的冗余地面点会影响障碍物检测的准确性,需要将其进行分割及滤除。目前针对地平面分割方法的研究主要分为基于几何特征^[2]、基于模型拟合^[3]、基于栅格地图^[4]以及基于深度学习^[5]等方面。汪世财等^[6]通过将点云投影至栅格地图中,采用几何特征设定固定高度阈值的方法实现地面点的滤除,算法简单但容易造成实际地面点云的欠分割。李青云等^[7]采用单一平面模型的方法在原始点云中选取种子点进而拟合地平面,

收稿日期:2022-11-09

^{*} 基金项目:陕西省重点研发计划项目(2022GY-112)资助

但该方法针对复杂道路平面时计算量大、分割精度不高。邱佳月等^[8]提出了一种基于先验信息采样一致性拟合及小型障碍物剔除的方法实现对复杂环境地面模型的准确估计及分割,但方法实时性较差。孔维迪等^[9]提出了一种基于单边雅可比变换的点云平面拟合方法,但该方法不适用于复杂道路平面的拟合。Paigwar 等^[10]提出了一种 GndNet 的深度神经网络架构,通过端对端的方式直接对地平面进行分割,但过于依赖训练集环境导致算法鲁棒性较差。

障碍物检测方法主要包括有 K-means 聚类算法^[11]、DBSCAN 聚类算法以及欧氏聚类算法等。其中,K-means 聚类算法需要先验的确定聚类个数,而道路中的实时障碍物数量无从提前得知。李研芳等^[12]通过 DBSCAN 聚类算法对四线激光雷达采集到的点云数据进行聚类,但该方法未能考虑到较远处目标的聚类效果,且算法实时性不高。张浩等^[13]采用欧氏聚类算法对目标进行聚类,但该方法存在单一阈值无法准确聚类不同距离下障碍物的问题,不适用于全局障碍物的检测。

本文针对复杂道路场景下的地平面分割欠精准以及单一距离阈值难以适应不同距离的障碍物目标聚类问题,提出一种基于路侧激光雷达的障碍物检测方法。利用激光雷达点云数据的三维特征信息,将其投影至依据点云分布特性所改进的扇形栅格模型中,设计最低点代表法(LPR)优化种子点的选取,采用多地平面模型拟合以实现复杂道路地平面的准确分割;根据点云近密远疏的特性划分聚类区域以及自适应阈值,实现不同距离下障碍物目标的准确聚类。

1 激光雷达点云降采样

经过多线激光雷达回波产生的原始点云数据中存储着大量道路及周边环境信息,如图1所示。原始点云保留的道路信息完整,但在三维条件下冗余点云数据量过大,对目标的快速感知造成干扰。由于障碍物目标检测的实时性要求,需要对原始点云进行降采样处理。

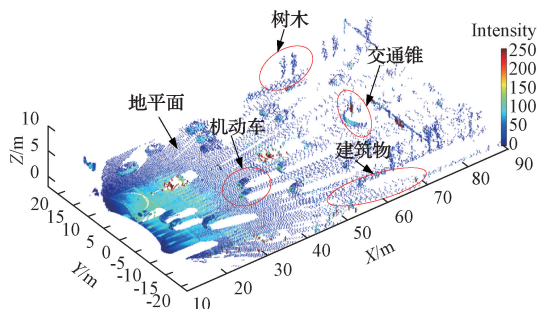


图1 道路点云数据示意图

传统网格降采样算法将原始点云所处的空间划分为一系列均匀大小的网格,通过从各网格内随机选择一个点来近似体素内的其他点。该方法在降低点云密度的同时

能保留障碍物目标的部分结构特征,但针对数据量巨大的道路场景,依据每个网格随机获取数据会损失较多原始点云的局部形状特征。基于此本文采用基于 VoxelGrid 的方法对原始点云进行降采样,计算所有非空网格中的质心 P_{center} ,可表示为:

$$\begin{cases} x_{center} = \frac{\sum_{i=1}^m x_i}{m} \\ y_{center} = \frac{\sum_{i=1}^m y_i}{m} \\ z_{center} = \frac{\sum_{i=1}^m z_i}{m} \end{cases} \quad (1)$$

式中: m 为三维体素中的点云数量。通过计算质心来代替体素中的其他点,以保持原始点云的形状特征。均等体素的边长表示为 R_{voxel} ,如图2所示。

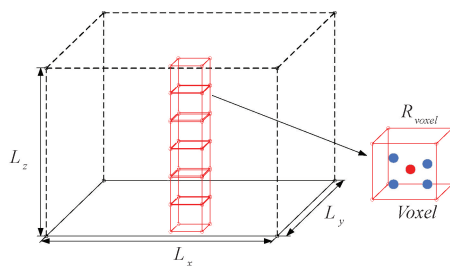


图2 VoxelGrid 示意图

VoxelGrid 降采样算法对原始点云的处理结果如图3(b)所示。降采样前平均每帧点云的数量为 56 638,取均等体素网格的边长 $R_{voxel} = 0.5$ m,降采样后每帧点云的数量为 8 251,对比图3(a)与(b)可知,算法大幅降低了冗余点云的数量,并且较好保留了障碍物目标的形状特征;同时算法处理每帧点云数据的平均耗时为 208.43 ms,符合障碍物检测的实时性要求。

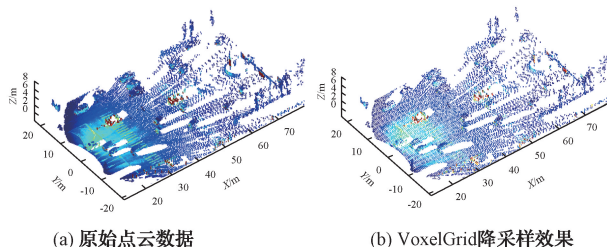


图3 降采样前后效果对比

2 改进的地平面分割方法

提出的改进地平面分割方法主要由3个模块组成:1)改进栅格模型;2)种子点集选取;3)多地平面拟合及分割。流程如图4所示。

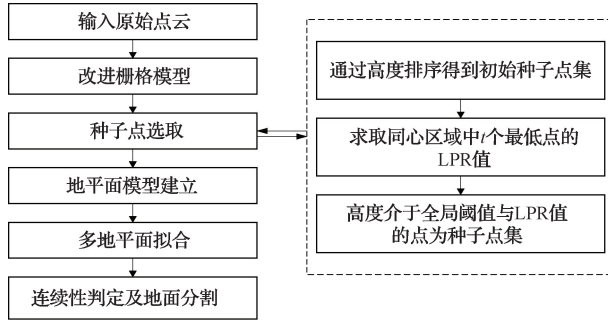


图4 改进的地平面分割方法流程

2.1 三维栅格模型建立

三维栅格模型通过划分空间栅格以保持点云的有序性。但随着距离增大、目标点云稀疏造成栅格空置率升高,使得传统栅格模型效率随之降低。因此,依据点云分布符合累积分布函数描述的特点^[4],结合扇形盒模型^[14]以及极坐标栅格方法,提出一种基于圆柱坐标系的改进扇形栅格模型优化点云配置,如图5所示。

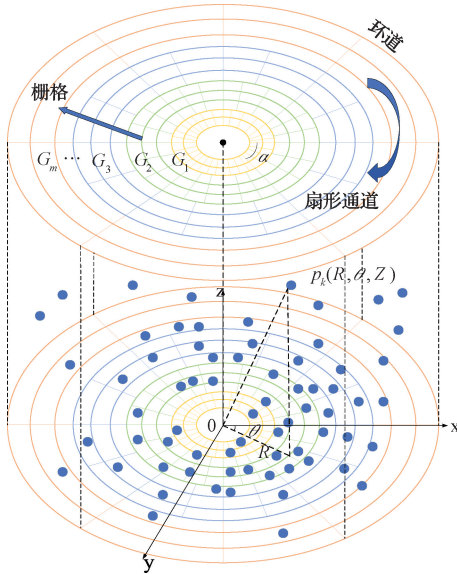


图5 基于圆柱坐标系的改进扇形栅格模型

将降采样后的点云映射到以激光雷达为中心、改进扇形栅格模型所覆盖的 (R, θ, Z) 坐标系中。其中, R 所指的是点云在 X - Y 平面上的投影点与中心点间的距离, θ 所指的是该投影点与 X 轴的夹角, Z 为点云数据在原三维笛卡尔坐标系中的高度值。表达式为:

$$\begin{cases} R = \sqrt{x^2 + y^2} \\ \theta = \arctan \frac{y}{x} \end{cases} \quad (2)$$

由于点云近密远疏的特性,设计了基于圆柱坐标系的改进扇形栅格模型,可定义为:

$$G = \bigcup_{m \in \{1, 2, \dots, M\}} G_m \quad (3)$$

式中: G 表示改进扇形栅格模型,由角度 α 所划分的 n 个扇形通道 C (channels)组成。

$$n = \frac{2\pi}{\alpha} \quad (4)$$

依据径向长度 R 的不同可进一步地将 G 划分为 m 个同心区域和 S 个环道(Loop),每个区域都存在有若干个规律径向长度和方位角大小的栅格bin,使得点云有序分布在其中。bin定义如下:

$$b_{n,m,i,j} = \left\{ \frac{m(i-1) \cdot \Delta R_m}{S} \leq R_{n,m,i,j} - \Delta R_{m-1} < \frac{m(i+1) \cdot \Delta R_m}{S}, \frac{(u-m+1) \cdot 2\pi}{\alpha} \leq \alpha_{n,m,i,j} < 2\pi \right\} \quad (5)$$

考虑到激光雷达检测近距离障碍物时存在的“空洞”现象以及检测过远距离目标时点云的稀疏特性,根据先验分别设置全局最小径向与最大径向长度为1和80 m。同时根据激光雷达的水平角分辨率取 α 为 6° ,同心区域 m 为4,每个同心区域的最大径向长度分别为20、40、60 m,根据激光雷达的线数取 $S=16$,每个区域所包含的环道个数为4。

2.2 基于LPR的种子点选取

种子点的选取对于平面模型拟合的准确性起到了重要作用。为了消除孤立噪点对地平面拟合过程的影响,本文依据bin内部的最低点最有可能归属为地面点云这一先验条件,设计LPR法优化种子点的选取,执行步骤如下。

1)遍历改进栅格模型中的点云数据,并对各扇形通道的每个同心区域内部的点云高度值从低到高进行排序,构建初始种子点集合:

$$P_{seed} = \{ \{ p_{c_1, G_1, l}, \dots, p_{c_1, G_1, h} \}, \dots, \{ p_{c_n, G_m, l}, \dots, p_{c_n, G_m, h} \} \} \quad (6)$$

2)根据初始种子点对高度特征的排序结果选出各同心区域内的 t 个较低点,计算出每个区域内部较低点的高度平均值,可表示为:

$$H_{c_n, G_m} = \frac{\sum_{i=1}^t h_{c_n, G_m, i}}{t} \quad (7)$$

3)依据所部署的路端激光雷达距离地面高度设置全局高度阈值 H_{thseed} ,选取高度值介于 H_{thseed} 与 H_{c_n, G_m} 之间的点云数据作为种子点并更新种子点集合 P_{seed} ,如图6所示。最终完成种子点集的选取。

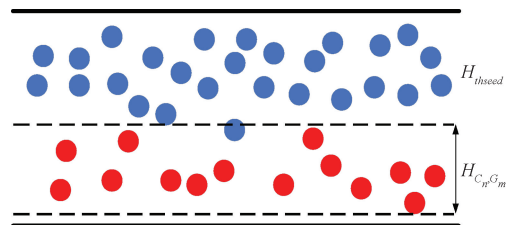


图6 高度阈值设定及种子点选取

2.3 多地平面拟合及连续性判断

随机采样一致性算法(RANSAC)通过迭代拟合的方式从包含离群的被观测数据中估算出平面模型参数,可较好地排除噪点的影响,提升地平面拟合的精度。首先,建立地平面模型方程为:

$$Ax + By + Cz + D = 0 \quad (8)$$

由先验信息可知,实现对地平面的拟合至少需要3个点。从种子点集 P_{seed} 中选取点并求得地平面模型参数,计算 P_{seed} 中剩余点云数据与该模型间的误差 D_{error} :

$$D_{error} = \frac{|Ax_i + By_i + Cz_i + D|}{\sqrt{A^2 + B^2 + C^2}} \quad (9)$$

比较误差 D_{error} 与设定阈值 $D_{threshold}$,当误差小于阈值时确定该点所属为内点,并统计该参数模型下的内点个数 $N_{inliner}$ 。同时确定迭代阈值 K ,表达式为:

$$K = \frac{\log(1-P)}{\log(1-(1-e)^\tau)} \quad (10)$$

其中, e 表示所选取数据为外点的概率,一般为先验值; τ 为每次计算模型所选取的点数, P 是预期计算出最优平面模型的概率。通过多次迭代不断优化地平面模型,当达到最大迭代阈值 K 时算法停止。为优化算法的实时性,改进提前终止算法的迭代条件,即:

$$N_{inliner} \geq (1-e)N_{seed} \quad (11)$$

由于现实中的路面并非“完美”平面,且激光雷达距离较远时会存在测量噪声,所以单一平面模型并不足以描述现实中的路面。本文方法将实际道路平面近似视为多个平面模型间的组合,通过 RANSAC 算法分别对各同心区域内的地平面模型进行拟合,并在各区域交界处设置阈值 ΔH 判定平面模型间是否连续,如图 7 所示。

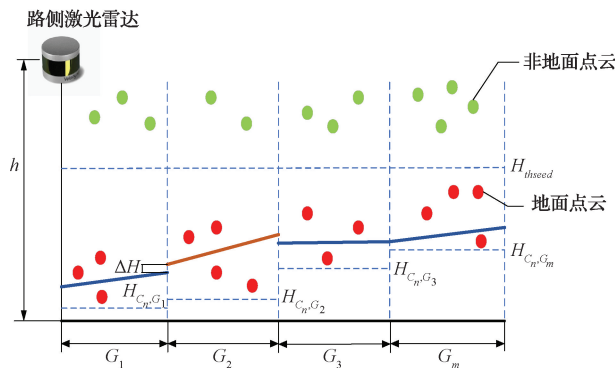


图 7 多地平面拟合及连续性判定

坡度理论认为,地平面可视为平缓光滑的连续曲面,且局部区域内地形发生急剧变化的可能性较低^[15]。为简化算法执行的复杂度,规定若不满足连续性判定的平面则采用上一区域的平面模型参数。拟合得到的多地平面模型通过帧差法最终实现地面点云的准确分割。在地平面分割实验中,取外点概率为 0.5,模型所需点数 τ 为 3,预期概率 P 为 0.9,阈值 ΔH 为 0.2 m。

3 基于分区阈值自适应的欧氏聚类算法

3.1 基于 KDTree 的最近邻搜索

为了高效地实现对聚类过程的加速,本文通过构建 KDTree 进行点云数据间的最近邻搜索。KD 树是二叉查找树的多维结构形式,通过建立离散点间的拓扑结构以实现邻域范围内点云数据的快速检索。KD 树采用分而治之的思想,即垂直于坐标轴的超平面将整个空间划分为两个不同的子空间,每个节点对应一个分割超平面,直到节点中不存在数据则停止划分。由于激光点云本身的三维属性,需要建立三维 KD 树。但为了提升聚类算法的实时性,本文忽略目标点云在高程方向上的搜索顺序,即当多个障碍物在 Z 轴方向上重叠可将其视为单一目标。建立二维 KD 树。

3.2 聚类区域划分及阈值自适应

传统欧氏聚类通过 KDTree 快速搜索距离阈值内的数据点并将其组合聚集起来,实现对障碍物目标的检测。这就对距离阈值的设定提出了较高的要求。由于点云存在近密远疏的特性,单纯依靠经验调节全局阈值参数时,阈值设置过大会导致距离较近的多类目标点云被错误归为了同一簇,阈值设置过小则会导致远处目标的部分点云被当作离群点滤除,使得本该属于同一障碍物目标的点云未完全聚类。这就造成了点云分割不足或着分割过当的问题。

为了解决传统欧氏聚类算法在阈值设定时对不同距离下的障碍物点云难以有通用性问题,同时也为了避免手动调参对距离阈值反复设置的问题,本文提出了划分聚类区域及阈值自适应的方法。根据点云距离分布特征将聚类区域划分为多个区域,分别在每个区域范围内自适应距离阈值从而对不同距离下的目标进行聚类,执行流程如下。

1) 将经过地平面分割后的剩余点云作为数据 P 输入,同时创建空的聚类集合 C 以及最近邻点集合 D ,并针对输入点云数据建立 KDTree 数据结构。

2) 在数据 P 中选取种子点 p_i ,通过 KDTree 最近邻搜索得到 k 个离 p_i 最近的点后,将搜索到的点存入集合 D_i^k ($K=4$) 中,分别计算 D_i^k 中各近邻点 p_i^k 与核心点 p_i 之间的欧氏距离,并求得 p_i 的欧氏距离均值 E_i :

$$E_i = \frac{\sum_{k=1}^k \sqrt{(x_i - x_i^k)^2 + (y_i - y_i^k)^2}}{k} \quad (12)$$

3) 区别于传统聚类算法,本文所改进的欧氏聚类算法将点云空间划分为 m 个聚类区域,划分方式与同心区域的选取规则一致,如图 8 所示。

假设第 m 个区域内包含有 s 个种子点,计算该区域内所有核心点与其最近邻点的距离均值 E_m :

$$E_m = \frac{\sum_{i=1}^s E_i}{s} \quad (13)$$

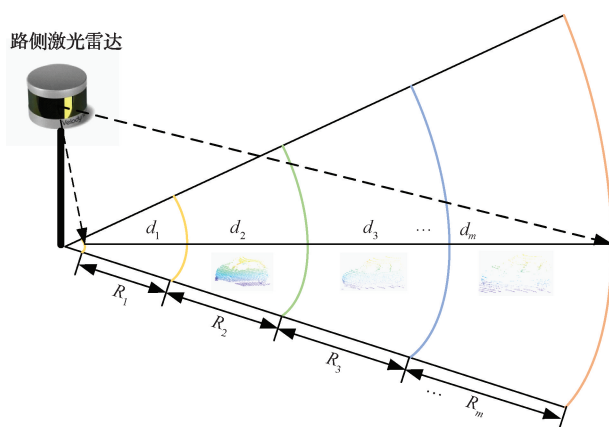


图8 聚类区域划分及阈值自适应

通过对各聚类区域内距离均值的解算,可实现分区距离阈值 d_m 的自适应,表达式如下:

$$d_m = \phi \cdot E_m + \zeta \quad (14)$$

式中: ϕ 和 ζ 为阈值调节参数,主要根据所使用激光雷达的水平角分辨率确定。当角分辨率越小时检测效果越好,对应阈值调节参数的值越小。

4) 将 D_i^* 中欧氏距离小于核心点所在区域阈值 d_m 的最近邻点存入 C_i 中,当聚类集合 C_i 中的点数不再增加,则 C_i 聚类完成;在剩余点云中选取新的种子点并执行以上步骤,直至遍历完 P 中的所有数据,算法终止。

由于部分噪点会对聚类过程产生影响,为了提升障碍物聚类的准确性,在聚类完之后分别设置最小及最大阈值对点云簇进行约束,最终实现障碍物目标的表征。在障碍物聚类实验中,取聚类区域 $m = 4$,划分聚类区域距离 R 同上述各同心区域的最大径向长度取值一致,同时设置最小及最大阈值分别为 20 和 1 000。

4 实验验证与分析

本文实验所采用的真实道路数据均来源于自采数据集与公开数据集。通过将路侧激光雷达采集到的 bag 格式的点云文件转换为 pcd 格式,实现自采数据的获取。所提出的障碍物目标检测方法均通过 MATLAB 软件实现,硬件部分使用 10 代 i7 处理器、GTX1660Ti 显卡以及 16 G 运行内存的高性能笔记本作为数据处理的终端。

4.1 地面点云分割结果与分析

为了衡量本文提出的地平面分割算法在实际道路环境中的准确性与适用性,分别对比传统 RANSAC 算法与本文算法在各种道路场景下的地面分割效果。本文实验选择场景有主干道、交叉路口、T 型路口和上坡路这 4 种典型道路场景分别进行算法验证,如图 9 所示。

原始点云数据如图 9(a)所示,图 9(b)~(d)分别为 3 种地平面分割算法的实际分割效果。传统 RANSAC 算法在拟合地平面时由于缺乏局部性的考虑,导致交叉路口中存在坡度变化区域的地面点未能实现有效分割,且在 T 型

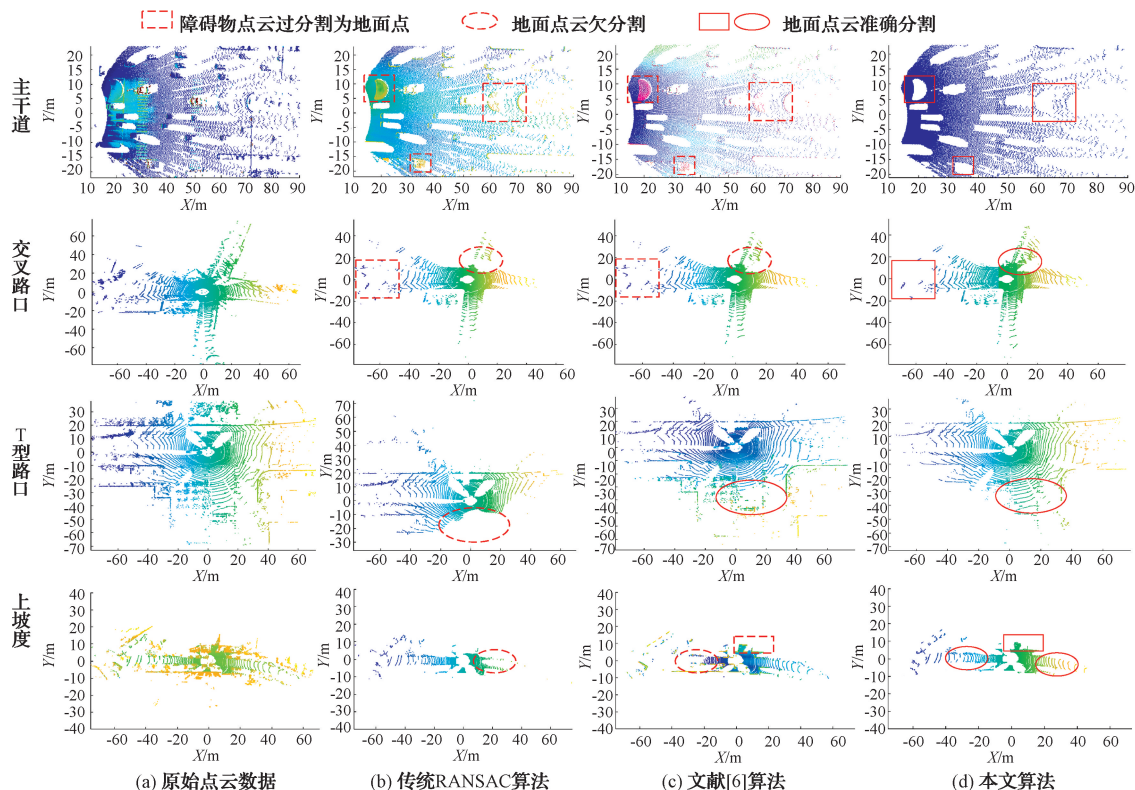


图9 4种典型道路场景下的地面分割算法效果对比

路口的转角区域与上坡路场景中的缓坡区域也同样存在地面点欠分割的问题;同时从主干道场景中的地面分割情况可以看出,传统 RANSAC 算法在路面存在大量障碍物的情况下,容易将部分障碍物点云识别为地面点从而进行误分割;文献[6]算法相较于传统算法分割准确性有所提升,实现了交叉及 T 型路口中转角区域地面点的部分分割,但仅采用人工设定阈值无法更准确的对复杂道路中的路面层与障碍物层进行分割,如主干道场景中的交通锥被识别为地平面,而且在上坡路中存在远处路面欠分割的问题,这是由于算法所采用的传统栅格未能考虑到点云的近

密远疏特性,导致远处的地面点未能完全分割;本文算法考虑到点云分布特性和实际路面存在坡度变化等情况,通过改进扇形栅格模型以及采用多地平面模型进行拟合,可以在上述 4 种典型道路场景下实现地平面的准确分割。

表 1 分别对上述 3 种算法在各个典型道路场景下进行地平面分割的准确率进行了定量评价,通过算法拟合地面点数量与实际标注地面点数量的比值可以得到地面分割的准确率。根据表 1 结果可知,相比于传统算法与文献[6]算法,本文方法在不同道路场景下对地面点云的分割准确率均能达到 86% 以上,且分割准确率提升明显。

表 1 各地平面分割算法准确率对比

场景	标注地面点云数量	传统算法数量	文献[6]算法数量	本文算法数量	传统算法准确率/%	文献[6]算法准确率/%	本文算法准确率/%
主干道	4 998	4 387	4 478	4 508	87.8	89.6	90.2
交叉路口	6 436	4 652	5 297	5 702	72.3	82.3	88.6
T 型路口	8 430	3 672	5 791	7 258	43.6	68.7	86.1
上坡路	5 372	2 514	4 324	4 738	46.8	80.5	88.2

4.2 障碍物聚类结果与分析

障碍物聚类效果关系到目标检测的准确性。本文分别选择不同距离阈值的传统欧氏聚类算法、文献[16]的 3D-DBSCAN 算法以及本文方法对障碍物点云进行聚类,实验效果如图 10 所示。

图 10(a)为地面分割后的点云数据,其中包含着机动车、交通设施及绿化带等障碍物目标。图 10(b)为传统欧氏聚类算法在距离阈值 $d=0.5$ m 时的聚类效果,可以看到在该阈值条件下较近处(10~35 m)的障碍物如机动车目标可实现较为完整的聚类,但远处(50~80 m)的障碍物目标如交通信号灯以及交通锥筒则未能实现聚类。图 10(c)为传统欧氏聚类算法在阈值 $d=3.0$ m 的聚类效果,相较于图 10(b)可实现远处障碍物的准确聚类,但该阈值的选取会导致将相对距离较近的 4 辆机动车(60~70 m)误聚为 2 类,并且将绿化带与信号灯目标(60~80 m)误识别为 1 类。图 10(d)为采用文献[16]算法所得到的聚类效果,在点云密度分布均匀处(40 m)可准确聚类多个机动车目标,但随着点云逐渐稀疏,绿化带被分成了多类,且部分机动车目标点云未能实现聚类。

本文算法的聚类效果如图 10(e)所示。算法对于近处的机动车以及远处的绿化带及信号灯等目标都能实现完整聚类,并且准确检测出了区域内所有的障碍物目标。通过特定帧数据的聚类结果验证,本文算法很好的解决了单一阈值在不同距离下难以通用的问题,通过自适应的方式避免了距离阈值的反复设置,实现了不同距离下障碍物目标的准确聚类。

为进一步量化说明本文所改进聚类算法的准确性,实验每隔 20 帧选取 1 帧作为连续帧数据包,共选取 100 帧的点云数据对各聚类方法进行检测率的计算,结果如表 2

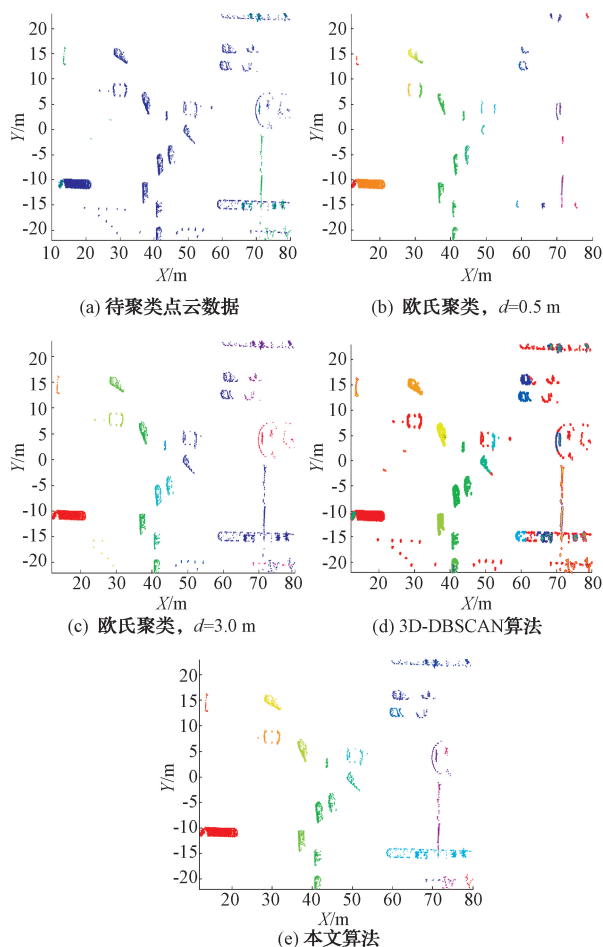


图 10 障碍物点云聚类算法效果对比

所示。对比传统算法,本文改进聚类算法的障碍物聚类效

果良好,且不同距离下的聚类准确率提升明显。

表2 各聚类算法准确率对比

目标距离 /m	传统欧氏 聚类算法 (0.5 m)/%	传统欧氏 聚类算法 (3.0 m)/%	文献[16] 算法/%	本文算 法/%
1~40	86.4	66.7	92.1	91.7
40~60	42.7	51.2	76.4	82.0
60~80	23.5	42.9	38.6	66.5

5 结 论

本文针对传统障碍物检测算法在复杂道路场景下存在的地平面分割欠精准、不同距离下的目标聚类困难问题,提出一种基于路侧激光雷达的障碍物目标检测方法。在地平面分割过程中,通过改进扇形栅格模型、设计LPR法以及多地平面模型拟合方式以适应不同道路场景的地平面,有效提升了不同场景中地面点分割的准确率。在障碍物聚类过程中,构建KDTree加速聚类过程,采用划分聚类区域及阈值自适应的方法,提高了障碍物聚类的准确性。结果表明,本文方法准确性高、鲁棒性强,针对各典型道路场景及不同距离下的障碍物目标可实现较为准确的聚类检测,但对于路面小障碍物的检测效果欠佳,因此后续将侧重于多传感器信息融合的方式来进一步提升障碍物目标检测的准确率。

参 考 文 献

- [1] 王俊. 无人驾驶车辆环境感知系统关键技术研究[D]. 合肥:中国科学技术大学,2016.
- [2] 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.
- [3] DIMITRIS Z, IZZAT I, NIKOLAOS P. 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), 2017: 5067-5073.
- [4] LIM H, OH M, MYUNG H. Patchwork: Concentric zone-based region-wise ground segmentation with ground likelihood estimation using a 3D LiDAR sensor[C]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2021: 6458-6465.
- [5] MILIOTO A, VIZZO I, BEHLEY J, et al. RangeNet++: Fast and accurate LiDAR semantic segmentation [C]. 2019 IEEE/RSJ International

Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), 2019: 4213-4220.

- [6] 汪世财,谈东奎,谢有浩,等. 基于激光雷达点云密度特征的智能车障碍物检测与跟踪[J]. 合肥工业大学学报, 2019,42(10):1311-1317.
- [7] 李青云,曾钢,伍翼. 校正坡度地面点云分割研究[J]. 国外电子测量技术,2022,41(2):117-121.
- [8] 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.
- [9] 孔维迪,张海涛,郑建杰,等. 基于单边雅可比方法的点云平面拟合[J]. 国外电子测量技术, 2021,40(3): 51-54.
- [10] PAIGWAR A, ERKENT Ö, GONZALEZ D S. GndNet: Fast ground plane estimation and point cloud segmentation for autonomous vehicles[C]. 2020 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), 2021: 2150-2156.
- [11] 王建强,樊彦国,李国胜,等. 基于多参数k-Means聚类的自适应点云精简[J]. 激光与光电子学进展, 2021,58(6):175-183.
- [12] 李研芳,黄影平. 基于激光雷达和相机融合的目标检测[J]. 电子测量技术, 2021,44(5):112-117.
- [13] 张浩,左杭,刘宝华,等. 视觉与二维激光雷达的目标检测方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2022,36(3): 79-86.
- [14] 胡杰,刘汉,徐文才. 基于三维激光雷达的道路障碍物目标位姿检测算法[J]. 中国激光,2021,48(24): 164-174.
- [15] 何珊. 坡度理论分布与分辨率的关系[D]. 西安:西北大学,2017.
- [16] 杨思远,郑建颖. 基于路侧三维激光雷达的车辆目标分类算法[J]. 传感器与微系统, 2020,39(7): 123-126.

作 者 简 介

杨建华,副教授,硕士生导师,主要研究方向为智能交通感知及智能检测技术、嵌入式系统。

E-mail:35385699@qq.com

赵轩,硕士研究生,主要研究方向为三维激光雷达的目标检测与追踪。

E-mail:578133792@qq.com