

崔长胜, 朱菊香, 孙君峰, 等. 基于激光点云的障碍物检测方法[J]. 智能计算机与应用, 2024, 14(7): 111-119. DOI: 10.20169/j.issn.2095-2163.240717

## 基于激光点云的障碍物检测方法

崔长胜<sup>1</sup>, 朱菊香<sup>2</sup>, 孙君峰<sup>1</sup>, 李寅<sup>1</sup>

(1 南京信息工程大学 自动化学院, 南京 210002; 2 无锡学院 轨道交通学院, 无锡 214105)

**摘要:** 针对现有点云障碍物检测中存在复杂场景下地面欠分割和点云障碍物聚类不准确的问题, 本文提出了一种激光点云障碍物检测方法。首先, 对 50 m 范围内的原始数据进行下采样, 提高算法实时性的同时降低对后续聚类任务的负面影响; 其次, 使用同心圆极坐标网格将点云数据进行分段处理, 并通过激光雷达所处高度和不同路段地面点云的高度选取种子点来改进种子点选取方法, 分区域进行 RANSAC 地面拟合后拼接最终地平面, 并根据索引点去除地面点云, 完成地面点云分割; 最后, 根据激光点云存在近密远疏和分布不均的特性, 构建了随障碍物相邻点云间水平距离和垂直距离自适应半径阈值变化的欧氏聚类算法, 并构建 Kdtree 加速聚类, 完成对不同位置障碍物的聚类检测。通过对比实验验证了本文方法的准确性和有效性, 适用于激光点云场景下障碍物的检测。

**关键词:** 点云分割; RANSAC; 欧氏聚类; 障碍物检测

中图分类号: TP391.4

文献标志码: A

文章编号: 2095-2163(2024)07-0111-09

## Obstacle detection method based on laser point cloud

CUI Changsheng<sup>1</sup>, ZHU Juxiang<sup>2</sup>, SUN Junfeng<sup>1</sup>, LI Yin<sup>1</sup>

(1 School of Automation, Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing 210002, China;

2 School of Rail Transportation, Wuxi University, Wuxi 214105, China)

**Abstract:** Aiming at the problems of under-segmentation of ground and inaccurate clustering of point cloud obstacles in complex scenes, a laser point cloud obstacle detection method is proposed. Firstly, the original data within 50 m is downsampled to improve the real-time performance of the algorithm and reduce the negative impact on subsequent clustering tasks. Then, the concentric circle polar grid was used to segment the point cloud data, and seed points were selected according to the height of lidar and the height of ground point clouds in different sections to improve the seed point selection method. RANSAC was used to fit the plane regionally, and ground point clouds were removed according to the index points to complete the ground point cloud segmentation. Finally, according to the characteristics of close and distant laser point clouds and uneven distribution, a Euclidean clustering algorithm was constructed to adapt the radius threshold changes with the horizontal and vertical distances between the adjacent point clouds of obstacles, and Kdtree accelerated clustering was constructed to complete the clustering detection of obstacles at different locations. The accuracy and effectiveness of the proposed method are verified by comparative experiments, and it is suitable for obstacle detection in the laser point cloud scenario.

**Key words:** point cloud segmentation; RANSAC; euclidean clustering; obstacle detection

## 0 引言

智能驾驶汽车的关键技术包括 3 个模块, 感知、决策和控制<sup>[1]</sup>。环境感知技术作为智能车辆的基础, 是实现辅助驾驶和自动驾驶的前提条件。现有用于环境障碍物检测的传感器主要有视觉传感器和

激光雷达, 基于视觉的障碍物检测算法受环境影响大, 面对强光和逆光容易造成误检和漏检<sup>[2]</sup>。而激光雷达有抗干扰能力强、测量范围广、带有目标的深度信息等特点, 对道路环境下的障碍物检测有着先天的优势。但基于激光点云环境感知技术仍存在诸多亟需解决的问题。

**基金项目:** “太湖之光”科技攻关(K20221050); 红外成像与激光雷达融合的车辆避撞感知系统(550221034)。

**作者简介:** 崔长胜(1998-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 环境感知, 检测技术; 朱菊香(1979-), 女, 学士, 副教授, 硕士生导师, 主要研究方向: 自动化及控制技术, 检测技术; 孙君峰(1999-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 激光雷达点云处理; 李寅(1998-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 声源定位与信号处理。

收稿日期: 2023-08-12

在激光点云地面分割中,主要有基于网格、基于模型拟合、基于邻点局部特征和基于深度学习等方法。Meng X 等<sup>[3]</sup>提出了一种基于高程网格图的地形描述方法,生成高程网格后利用设置的高度阈值来分割地面与非地面点云,但该方法无法解决垂直空间表示方面的问题;Luo Z 等<sup>[4]</sup>提出了一种基于概率占用网格的方法,使用单个激光雷达传感器进行实时地面分割,但该方法无法解决悬挂障碍物;Lim H 等<sup>[5]</sup>使用一种基于同心圆模型的点云表示方法来解决点云稀疏分布的问题,通过主成分分析法来拟合点云地平面;杨建华等<sup>[6]</sup>采用多地面模型并通过 RANSAC(Random Sample Consensus)算法拟合地面,在拟合多平面时判断地面的连续性,改进了提前终止算法的条件,该方法提高了实时性,但在选取种子点时还存在不准确情况;Jiménez 等<sup>[7]</sup>先将点划分为小组并分小组之间的几何特征,将地面高度建模为马尔科夫随机场,并使用循环置信传播算法求解,最后将点云的高度与估计的高度图对比分类。基于网格和局部特征的方法实现较为简单,但是在复杂场景下易出现欠分割问题,基于模型拟合的方法分割效果优于前者,但是算法处理时间长。邱佳月等<sup>[8]</sup>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,实现对复杂环境面模型的准确估计及分割,但方法实时性较差;张佩翔等<sup>[9]</sup>先划分栅格点云空间,将种子点的选取规则与二维面的水平距离特征挂钩,在分割地面时根据路面波动加权幅值的变化建立分割阈值方程。

在激光雷达障碍物检测任务中,主要有基于点云聚类 and 基于深度学习方法。Zhao J 等<sup>[10]</sup>改进了传统的 DBSCAN(Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise)算法,优化固定半径为动态聚类半径,提高了点云聚类效率,但只考虑了水平方向的距离,出现欠分割问题;Wang C 等<sup>[11]</sup>提出自适应聚类半径的 DBSCAN 算法,加快聚类速度,但牺牲了精度;夏显召等<sup>[12]</sup>提出一种改进的 K-means 算法,可以合并相似性大的点云,避免了过度分割,但是  $K$  值需要提前设定;Wang X 等<sup>[13]</sup>提出了一种基于网格映射的改进方法,利用网格冲突系数和点云多帧之间的不一致性来描述移动障碍物,但此方法需要将三维转为二维,降低实时性;Yan 等<sup>[14]</sup>通过增加空间距离阈值对欧几里得聚类方法进行了优化,但是聚类精度提升不大;张浩等<sup>[15]</sup>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下障碍物的问题,不适用于全局

障碍物的检测;朱均超等<sup>[16]</sup>使用距离阈值和角度阈值作为阈值分割判断条件进行分段聚类,得到了明确的 3D 点云目标检测框;Qi 等<sup>[17]</sup>提出 PointNet++ 网络,通过增加网络层次来获取更精细的点云局部特征,提高了检测精度;Shi S 等<sup>[18]</sup>提出 PointRCNN 算法,通过自底向上的策略提取特征,提高了检测精度,但网络模型变复杂;张驰等<sup>[19]</sup>提出一种基于特征偏差值和注意力机制的点云分割模型,将 PointNet++ 的最大池化模块代替基于注意力机制的特征聚合模块,提升了检测精度。

本文针对无法准确分割复杂道路地平面和点云聚类不准确的问题,首先使用同心圆极坐标网络对激光点云进行分区域处理,区域大小的分配由点云位置决定;其次,在选取种子点时不再随机选取,通过激光雷达所处高度和地面点云所处路段选择种子点;最后,改进单一半径阈值为自适应阈值的欧氏聚类算法,通过计算障碍物相邻点云间水平和垂直方向大小共同决定不同位置点云的聚类半径,实现不同距离下障碍物目标的准确聚类。

## 1 点云数据预处理

本文中所有输入的点云表示为  $P = \{p_1, p_2, p_3, \dots, p_k\}$ , 其中  $k$  为点云数量,且对于每个点都有  $p_i = \{x_i, y_i, z_i\}$ , ( $i = 1, 2, 3, \dots, k$ ),  $p_i$  包含有笛卡尔坐标中的空间位置。

### 1.1 点云下采样

激光雷达采集道路数据时,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,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,需要对原始点云降采样处理。

点云位置比例如图 1 所示,绿色曲线可以看出,距离传感器 50 m 范围内包含了 93% 的点云,也就是说原始点云存在近密远疏的特性,但如果将所有点云都进行体素化处理,那在后续点云聚类任务中,远处的障碍物点云会因为点云数量的稀缺导致聚类失败,因此本文对 50 m 半径范围内的点云进行体素化处理,这样可降低对后续聚类算法的负面影响。

本文使用基于体素化的方法对原始点云进行降采样。将点云体素化分,设置体素网格的大小,体素大小决定了下采样后点云的稀疏程度计算方式。

首先,将全局点云进行体素化处理,确定体素网格边长分别为  $V_y$  和  $V_z$ , 将全局包围盒的边长  $L_x$ 、 $L_y$  和  $L_z$  分别对应除以体素网边长,将全局点云分为

$m \times n \times a$  个体素网格。

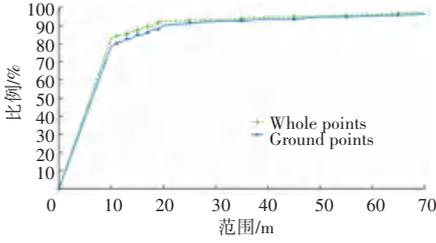


图1 点云位置比例

Fig. 1 Point cloud position ratio

其次,根据式(1)确定任意点云  $p(p_x, p_y, p_z)$  属于体素网格单元编号,遍历所有点进而确定属于同一体素网格的点云。

$$List_i = [(p_x - P_{\min x}) \times V_x^{-1}] + [(p_y - P_{\min y}) \times V_y^{-1}(m+1)] + [(p_z - P_{\min z}) \times V_z^{-1}(m+1)(n+1)] \quad (1)$$

其中,  $P_{\min x}$  为全局点云中最小点的  $x$  值。

最后,由式(2)计算出每个非空体素网格的质心点  $P_{\text{centroid}}$ 。

$$\begin{cases} \hat{x}_{\text{centroid}} = \sum_{i=1}^s x_i/s \\ \hat{y}_{\text{centroid}} = \sum_{i=1}^s y_i/s \\ \hat{z}_{\text{centroid}} = \sum_{i=1}^s z_i/s \end{cases} \quad (2)$$

其中,  $s$  为体素网格中点云数量。

算法处理每帧点云数据的平均耗时为 279 ms,在降低点云的密度的同时还保留原始点云的道路完整性,且满足实时性要求。

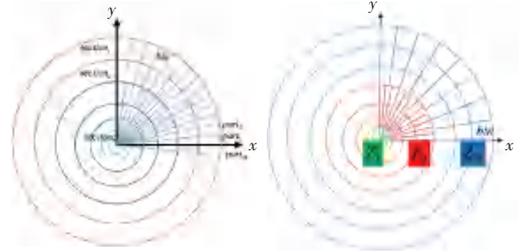
## 1.2 多分段地面点云分割

将  $P$  分为地面点集与非地面点集,即  $P = G \cup G^c$ ,因为一些非地面点可能被错误地估计为地面点,使用  $\hat{G}$  表示被估计为地面点集的点云,  $\hat{G}^c$  表示被估计为非地面点集的点云。

### 1.2.1 分区域模型建立

点云极坐标网络模型如图2所示。三维栅格模型通过划分空间栅格以保持点云有序性,但若将三维点云划分到如图2(a)所示的均匀极坐标网络中,将面临两个问题:其一,远距离栅格设置偏小时会导致算法在拟合该区域平面时,由于点云数量的稀疏而无法正确找到地平面;其二,靠近传感器范围内的地面点云数量非常的密集,如果把该区域设置很小很密集时,会导致对地平面进行法向量估计时估计失败,无法正确找到地平面。本文选取文献[3]所提出的同心圆极坐标网络,同心圆极坐标网络如图

2(b)所示,1 m之内是没有点云存在的,也就不需要划分区域,则1~10 m之内和60 m之外的区域设置的较前者偏大。



(a) 点云极坐标网络 (b) 同心圆极坐标网络

图2 极坐标网络

Fig. 2 Polar coordinate network

$P$  被划分为多个区域,每个区域由大小不同的栅格构成。设  $N = \{1, 2, 3, \dots\}$ , 则整个区域可表示为式(3):

$$P = \bigcup_{m \in N} Z_m \quad (3)$$

其中,  $Z_m$  为  $P$  的第  $m$  个区域,  $N$  代表划分的区域数量,本文设置为3。

本实验中将划分的不同区域用不同的颜色加以区分,不同区域之间的界限分别为 10 m 和 60 m,  $Z_m = \{p_k \in P \mid L_{\min, m} \leq \rho_k \leq L_{\max, m}\}$ ,  $L_{\min, m}$  和  $L_{\max, m}$  分别代表此  $Z_m$  区域的最小和最大径向边界。对  $Z_m$  进行更细致的划分,  $Z_m$  也可以表示为  $N_{r, m} \times N_{\theta, m}$ , 同一个区域的栅格大小一致,将激光点云按照式(4)分配到不同的栅格中:

$$S_{i, j, m} = \left\{ p_k \in Z_m \mid \frac{(i-1) \cdot \Delta L_m}{N_{r, m}} \leq \rho_k - L_{\min, m} < \frac{i \cdot \Delta L_m}{N_{r, m}}, \frac{(j-1) \cdot 2\pi}{N_{\theta, m}} - \pi \leq \theta_k < \frac{j \cdot 2\pi}{N_{\theta, m}} - \pi \right\} \quad (4)$$

在式(4)中,  $\rho_k = \sqrt{x_k^2 + y_k^2}$ ,  $\theta_k = \arctan2(x_k + y_k)$ ,  $\Delta L_m = L_{\max, m} - L_{\min, m}$ ,  $i, j$  可以确定当前的栅格在此  $Z_m$  区域当中的位置,且可以知道  $L_{\max, m} = L_{\min, m+1}$ , 本文中  $m = 1, 2, 3$ 。

本文根据距离的不同,将整个区域设置为  $Z_1$ 、 $Z_2$ 、 $Z_3$ , 将  $Z_1$  和  $Z_3$  设置的比之前大,以此解决因点云稀疏和点云过密集造成的错检问题,增强算法拟合复杂地平面的能力,且栅格的个数由 2 840 个减少 698 个,提高算法拟合平面的计算速度。

### 1.2.2 优化种子点选取方法

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,可加快模型拟合的速度,本文依据在栅格中最低点最有可能属于地面点云,且考虑坡度对选取种子点影响,提出了一种种子点选取方法,可以

提高地平面拟合效率。

计算同心圆极坐标网络中每个区域点云的高度,根据高度对点云排序,建立最原始的种子点集  $P_{\text{cloud}} = \{ \{ p_{Z_1, (1,1), 1}, \dots, p_{Z_1, (i,j), l} \}, \dots, \{ p_{Z_m, (1,1), 1}, \dots, p_{Z_m, (i,j), l} \} \}$ , 其中  $p_{Z_m, (i,j), l}$  代表第  $m$  个区域的  $i$  行  $j$  列栅格中第  $l$  个点云, 挑选出  $x$  个较低点云, 由式(5)计算出此栅格中的较低点云平均高度值:

$$\text{avg}_{Z_m, (i,j)} = \frac{\sum_{n=1}^x h_{Z_m, (i,j), n}}{x} \quad (5)$$

种子点选取范围示意图如图3所示。在每个区域中选择最低点 Nadir, 本文将激光雷达相对地面的高度作为最低点, 然后将处于  $\text{avg}_{Z_m, (i,j)}$  和 Nadir 这两个参数间的点云作为新的种子点集合。

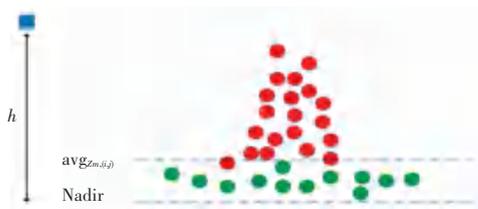


图3 种子点选取阈值

Fig. 3 Seed points select thresholds

为存在上坡路时的种子点选取方法如图4所示, 选取种子点的方式在平直道路上可以有良好的效果, 但存在上坡道路时效果不好。包括种子点在内的点云高度值都是相对激光雷达而言的, 当车辆即激光雷达行驶至有上坡路段路面时, 位于上坡路上的点云的高度值应该为  $z''$ , 而不是  $z'$ , 激光雷达相对地面的高度也不再是  $h$ 。

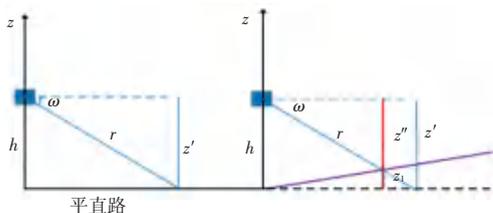


图4 种子点选取

Fig. 4 Seed point selection

因此, 在选取上坡路段的点云种子点时, 种子点的选取范围不在  $\text{avg}_{Z_m, (i,j)}$  和  $H_{\text{seed}}$  内。通过  $z'' = r \sin \omega$  计算得到激光雷达相对地面的高度; 进一步, 根据  $z_1 = (h - z'')$  可得到上坡路段地面点云相对于平直路面点云的高度值。综上, 在选取上坡路段的种子点时, 应选取  $\text{avg}_{Z_m, (i,j)}$  和  $(\text{Nadir} - z_1)$  范围内的点云, 可提高模型拟合速度。

### 1.2.3 地平面拟合拼接

选取种子点后, 分别对每个 bin 区域通过 RANSAC 算法进行平面拟合。在每个 bin 区域随机选取  $k$  个种子点, 计算出初始平面模型参数, 判断种子点中其他点到此模型的距离是否小于设定距离阈值  $D_{\text{value}}$ , 本文设定为 0.01 m, 将符合条件的点云加入  $P_{\text{inliner}}$  集合, 计算公式(6):

$$P_{\text{inliner}} = \begin{cases} 1, & \text{if } \frac{|Ax_i + By_i + Cz_i + D|}{\sqrt{A^2 + B^2 + C^2}} < D_{\text{value}} \\ 0, & \text{other} \end{cases} \quad (6)$$

RANSAC 算法拟合模型需要迭代多次, 即根据新加入  $P_{\text{inliner}}$  集合的点优化参数模型, 但不能一直迭代下去, 就需要设置迭代阈值, 迭代阈值参数见计算公式(7):

$$K = \frac{\log(1 - P)}{\log(1 - (1 - P^\eta)^\eta)} \quad (7)$$

其中,  $P$  为采集到正确数据的概率是先验值, 本文设置为 0.9,  $\eta$  为计算模型参数需要的点, 本文设置为 3。

在总数为  $T$  的样本中, 采集到正确数据  $N$  的概率为  $P$ , 设算法如果要得到正确的平面模型参数需要  $q$  个正确数据, 那么设定一次性得到全部正确数据的概率为  $P^q = \left(\frac{N}{T}\right)^q$ 。迭代完成后, 每个栅格拟合出最终的地平面。

分区域拟合方式如图5所示, 将不同栅格内的地面模型拟合出后, 根据平面点云索引将这些点云剔除, 保留下来的即为非地面点云集, 完成对地面点云分割。

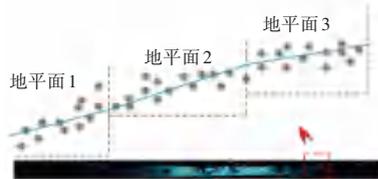


图5 分区域拟合地平面

Fig. 5 Ground plane is fitted regionally

## 2 自适应半径阈值的欧氏聚类算法

欧氏聚类算法是一种基于点云间欧氏距离进行聚类分割的算法, 计算相邻点云距离核心点的距离, 将处于距离阈值内的点归类为一簇。传统的欧氏聚类算法需提前设定参数阈值  $\varepsilon$ , 固定不变的参数在处理不同距离不同位置点云时, 效果并不理想, 而要得到好的聚类效果,  $\varepsilon$  就需要根据点云的位置和空

间分布来实时调整。为了实现行人车辆的准确聚类,本文采用自适应阈值参数解决点云聚类不准确问题。

### 2.1 构建 KDtree 索引

点云去除地面点云后还会存在大数量的点云,聚类算法需要计算每个点云之间的距离,并根据与选中的点距离来判断该点云是否属于这个簇,消耗大量的时间,影响算法实时性。为提高算法聚类速度,本文通过 KDtree 构建离散点云之间拓扑结构来

进行点云最近邻搜索,KDtree 是一棵带有约束条件的二叉搜索树,在需要计算距离的点云处理中很常用,可以极大地提高算法实时性。

### 2.2 邻域阈值自适应

点云空间分布特性如图 6 所示。激光雷达的竖直分辨率  $\omega$  和水平分辨率  $\alpha$  不同,会出现同一云层的点云距离较近,不同云层点云间距离较远的特性,从图 6 放大部分也可以看出车辆和行人点云具有近密远疏、分布不均的特性。

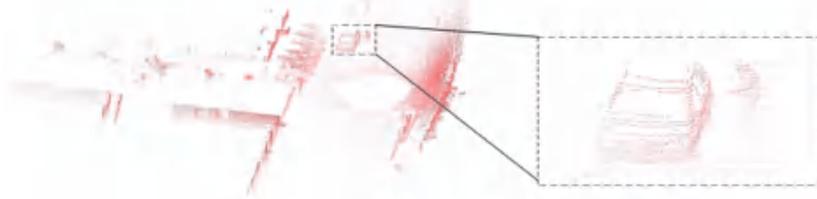


图 6 点云空间分布

Fig. 6 Spatial distribution of point clouds

随着点云与传感器距离变化,相邻点云在垂直、水平方向的间距也随之变化如图 7 所示,可以看出距离激光雷达越远,点云间水平距离和竖直距离也越大。而聚类阈值的大小直接影响了聚类效果,适当的选取  $\varepsilon$  可以取得良好的结果,否则会造成障碍物误检<sup>[20]</sup>。也就是说不同距离的点云密度相差很大的,如果  $\varepsilon$  设置的偏小,会导致属于同一障碍物的点云被分为不同的簇;  $\varepsilon$  设置的大,则会导致属于不同障碍物的点云分为同一簇。

都为固定激光雷达扫面角  $\omega$ , 所以由式(9)可得点云核心点  $P$  与  $A$  的水平距离,则任意相邻障碍物点云的水平距离可表示为式(10)。

$$\Delta d_1 = x_i \tan(\omega) \tag{8}$$

$$\Delta d_2 = x_i \tan(2\omega) \tag{9}$$

$$\Delta d = x_i \tan(k\omega) - x_i [\tan(k-1)\omega] = l_i \sin(k\omega) - l_{i-1} [\sin(k-1)\omega] \tag{10}$$

其中,  $k$  为同一层点云的不同线束,  $x_i$  为激光雷达与障碍物的水平距离,因为激光雷达发射线束会形成一个圆,  $l$  可表示为  $\sqrt{x_i^2 + y_i^2}$ 。

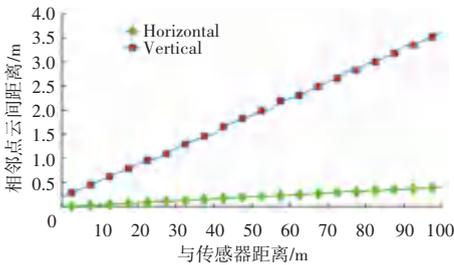
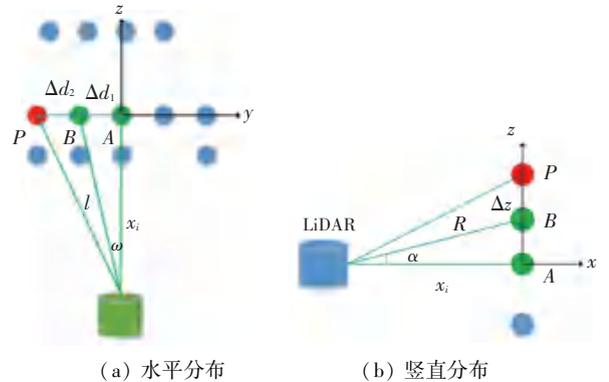


图 7 相邻点云距离

Fig. 7 Distance between adjacent point clouds

本文通过计算相邻点云的水平和竖直距离,将固定半径阈值  $\varepsilon$  构建为随障碍物位置变化而自适应改变的  $\varepsilon^*$ 。



(a) 水平分布 (b) 竖直分布

图 8 点云分布示意图

Fig. 8 Point cloud distribution diagram

(1)障碍物点云分布方式如图 8 所示。设两个相邻障碍物点云的竖直和水平距离分别为  $\Delta z$  和  $\Delta d$ 。图 8(a) 为点云在障碍物上水平分布示意图,以激光点  $A$  为激光雷达坐标系的映射原点。假设红色点为选中的核心点  $P$ , 且该点云在三维空间表示为  $(x_i, y_i, z_i)$ , 由式(8)可得点  $B$  与映射原点间的水平距离;而水平方向上同一层点云之间的角度相差

(2)图 8(b) 为竖直障碍物点云分布示意图,也就是不同点云层的间隔距离。从图 7 可知相邻点云竖直方向的距离大于水平方向的距离,所以在计算自适应阈值时,此竖直参数是不可忽略的,则类似的任意相邻障碍物点云在竖直方向的距离计算如公式(11)所示:

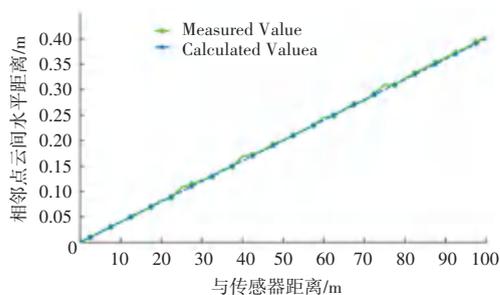
$$\Delta z = R_i \sin(h\alpha) - R_{i-1} [\sin(h-1)\alpha] \quad (11)$$

其中,  $h$  为不同点云层,  $R$  可表示为  $\sqrt{l_i^2 + z_i^2}$ 。

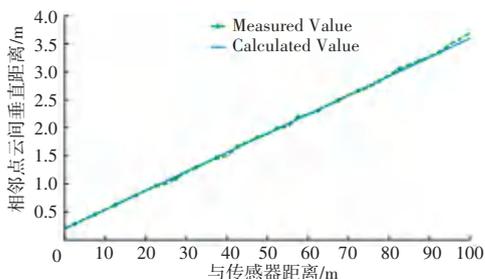
(3) 根据公式(12)初步计算出阈值参数, 此自适应参数不仅考虑了相邻水平距离, 而且加入了不同层点云的距离。但是此方式得到的只是理想情况下的结果。图9是计算得到的两点云水平垂直距离与测量得到的对比曲线, 还是存在误差的, 所以本文考虑此因素且为了降低点云分割错误的风险, 最终的自适应半径阈值计算方法加入了误差系数  $\Psi$ , 如式(13)。

$$\varepsilon^1 = \sqrt{\Delta d^2 + \Delta z^2} \quad (12)$$

$$\varepsilon^* = \sqrt{\Delta d^2 + \Delta z^2} + \Psi \quad (13)$$



(a) 水平方向对比



(b) 竖直方向对比

图9 实验对比图

Fig. 9 Experimental comparison diagram



图10 体素下采样对比

Fig. 10 Comparison of voxel subsampling

将分割出来的地面点云和非地面点云用不同颜色进行区分, 用红色框代表分割错误, 黑色框代表正确分割。对主干道场景而言, 该区域存在遮挡情况, 且相对复杂, RANSAC 算法与区域生长算法都不能正确分割, 局部出现欠分割情况, 而本文所提算法可以完整分割; 十字路口道路, 其下方区域是地形复杂

综上, 传统的欧氏聚类算法只是简单的设置聚类半径, 面对不同距离点云簇时, 就容易发生误检情况。仅考虑垂直  $\alpha$  方向间隔的半径阈值的方法还是存在欠分割问题, 因为属于同一障碍物的点云, 不同层点云间的距离大小不同, 如果计算的半径阈值恰好是根据垂直距离较小时得到的, 就会导致半径偏小而导致欠分割。本文加入  $\omega$  水平距离的因素, 根据垂直和水平共同计算半径, 选择合适的半径阈值, 不至于半径阈值过大或过小, 可减少错误分割的风险, 本文算法更适用于复杂环境下的障碍物检测, 且本算法对点云进行了 KDtree 预处理, 实时性更好。

### 3 实验结果分析

本实验使用开源的由 64 线 Velodyne 激光雷达采集的 KITTI 数据集, Ubuntu18.04 中 ROS 操作系统, 处理器为 Intel(R) Xeon(R) Platinum 8255C CPU @ 2.50 GHz。

#### 3.1 体素降采样结果分析

如图 10 所示, 本文中选取一张环境较复杂即点云数量大的数据进行下采样对比实验。体素网格边长设置为 0.3 m, 考虑到后续聚类算法, 只对 50 m 范围内的点云进行降采样, 点云数量由 118 635 下降到 19 105 个, 降采样后的点云数据密度明显下降, 而且还可以保持原数据的完整性, 极大提高了后续算法点云处理速度。

#### 3.2 地面分割结果与分析

为了验证本文所提改进地面分割算法的有效性, 选取 KITTI 公开数据集中的平直主干道、十字路口和丁字形道路场景, 分别运用 RANSAC 算法、区域生长算法与本文算法在 3 种场景中做对比实验, 结果如图 11 所示。

属于上坡路段, 对于其他平直区域, 3 种算法都可以正确分割, 但对于有坡度的区域, 前两者出现欠分割, 本文算法可完整应对; 对于丁字路口道路, 3 种算法分割效果主要区别在于上方一块区域, 这小块区域是有坡度的地带, 只有本文算法可以完整分割, 区域生长算法虽然比 RANSAC 算法分割效果好, 但

也是没有完整分割出地面。本文所提改进算法在存在上坡度地带的道路场景,可以完整的分割出地面点云,虽然在场景 3 中,本文算法对  $y$  轴方向 90 m

处的地面也出现小块欠分割的情况,但最终的分割效果相对前者提升效果很显著,验证本文改进算法的有效性。

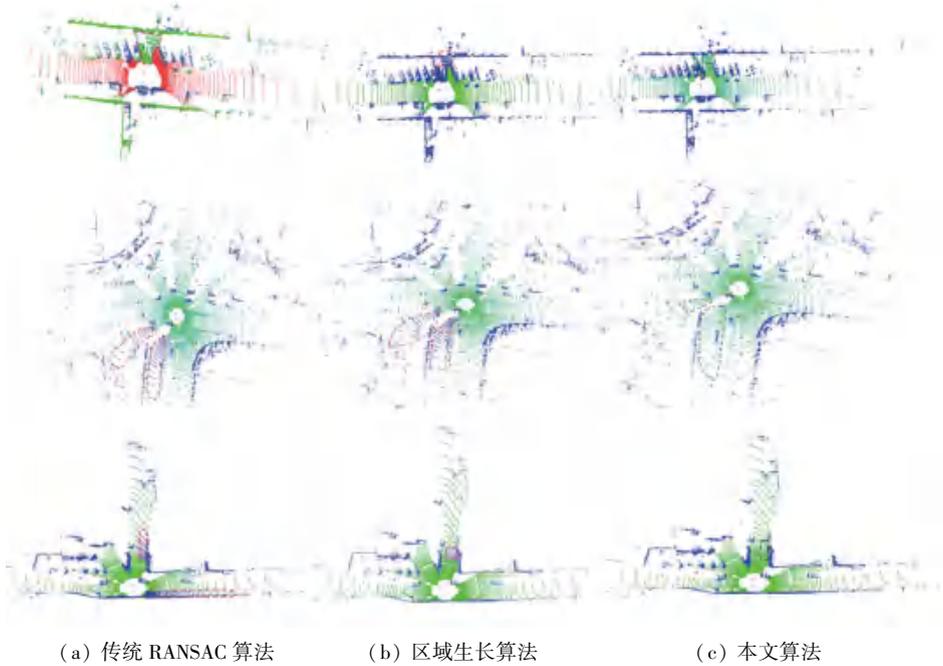


图 11 地面分割算法对比

Fig. 11 Comparison of ground segmentation algorithm

为进一步验证本文算法的优越性,运用本文算法选取不同场景进行分割,并将分割的效果以数字化的形式展现,以正确分割出的点云数量比上标注

出的点云得出算法分割准确率,选取不同道路场景进行对比,实验结果见表 1。

表 1 实验结果

Table 1 Experimental result

场景	标注数量/个	原算法分割/个	原算法准确率/%	本文算法分割/个	本文算法准确率/%
平直	9 687	7 772	80.2	8 248	85.1(+4.9)
十字上坡	12 487	8 054	64.4	9 612	77.0(+12.6)
丁字上坡	13 248	9 062	68.4	10 052	75.8(+7.4)

从表 1 可以看出,经过改进后的 RANSAC 算法,在平直路场景下的准确率达到 85% 以上,且在 RANSAC 算法无法应对存在长距离坡路地带时,本文算法准确率都达到了 75% 以上,比 RANSAC 算法分别多出了 12.6%、7.4%,说明本文算法在坡路的提升效果明显,验证了本文改进算法的有效性。

### 3.3 聚类结果与分析

分别用传统欧氏聚类、DBSCAN 算法、K-means 算法与本文算法作对比试验,为保证实验的公平性,本文选取同一道路场景。点云场景中的主要的障碍物为车辆、行人和树木等。本文为直观观测分割情况,将分割出的每一个障碍物都赋予了不同颜色,也就是不同的点云簇颜色不同。实验结果如图 12 所示。

图 12 中场景为十字路口场景,障碍物数量多且在多距离位置都存在障碍物点云,适合用来作对比实验。如图 12(a) 为去除地面点云后的数据,为方便对比本文在此数据中做了标注,图中 1~8 号为本次对比实验重点关注的障碍物点云,且 1~8 号距离激光传感器的距离逐渐减小,7 号为距离最远障碍物,6 号为中距离障碍物,8 号为距传感器最近障碍物。图 12(b) 是采用固定半径 0.5 m 的欧氏聚类算法的结果,距离近的障碍物点云可以很好地识别且分割正确,但对距离偏远的点云则全部漏检,检测效果很差;如图 12(c) 所示,固定半径 1.0 m 的欧氏算法检测漏检率较低,但却对 1~2 号检测错误,将其视为了同一个障碍物,造成点云过分割,对水平点云数量分布较少的 6 号没有检测到;如图 12(d) 为

DBSCAN 算法检测结果, 1~2 号、3~4 号、8 号都存在点云过分割, 且算法对点云较多的场景计算时间长; 如图 12(e) 所示为 K-means 算法检测结果, 检测效果并不理想, 1、6、7 号发生漏检, 将 2、3 号检测为

同一障碍物; 图 12(f) 为本文算法检测结果, 自适应半径阈值不仅将全部障碍物都检测到, 而且都分割正确不存在过分割情况, 对最难检测的 6 号也可正确检测, 验证了本文算法的有效性。

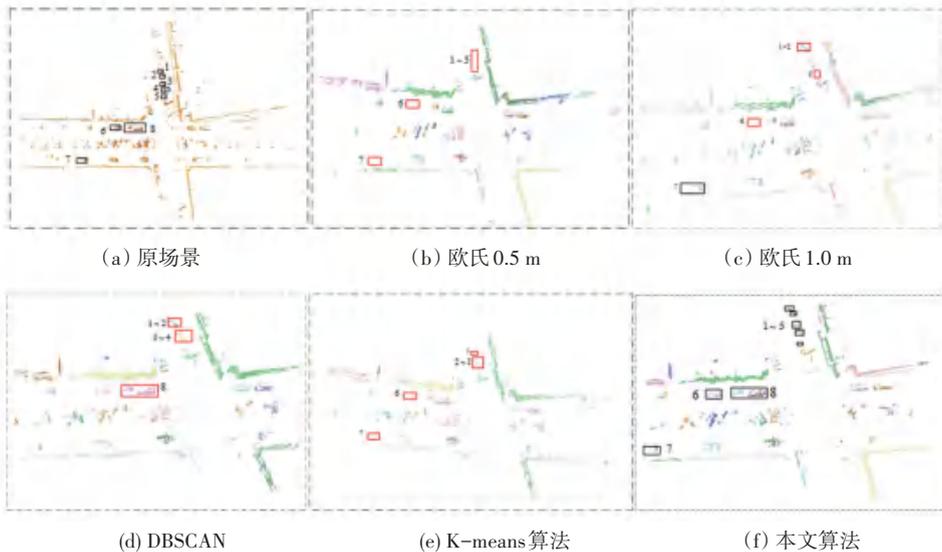


图 12 聚类算法对比

Fig. 12 Comparison of clustering algorithms

为验证本文算法的鲁棒性, 选取两种不同场景进行检验, 如图 13 所示, 图 13(a) 为狭窄道路, 且此地地形复杂, 车辆数量多, 摆放无序且彼此距离很近, 本文算法可以正确检测此场景下的障碍物且分割正确; 图 13(b) 为笔直的公路, 场景较简单, 但存

在距离本车很远的障碍物点云, 如图中绿色框, 此障碍物距离本车 80 m, 是一辆大型货车, 但是距离太远导致打在上方的点云寥寥无几, 但本文算法还是成功将其检测出来。

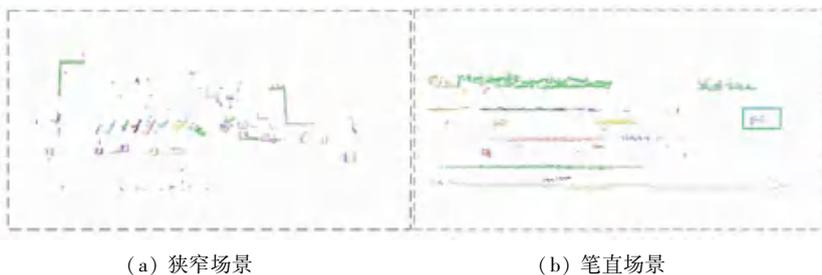


图 13 不同场景算法验证

Fig. 13 Algorithm verification in different scenarios

使用本文算法在随机挑选不同场景下的聚类结果见表 2, 聚类准确率是由检测出的各类障碍物的总数对比检测错误的比例。表 2 中检测出的障碍物不止包括车辆与行人, 还包括树木、路锥和绿化带等, 综合不同场景可以得出, 造成错检的主要原因是因为障碍物出现重合, 停靠的车辆与绿化池靠的太近, 另一个是对远距离的树木出现了欠分割, 但可以有效分割出大部分不同距离的车辆与行人等障碍物, 且准确率高, 进一步验证算法有效性。

表 2 聚类结果

Table 2 Clustering result

场景	聚类数量/个	准确率/%
平直路	19	85.9
十字路	21	84.2
丁字路	25	85.6

## 4 结束语

本文针对传统算法在检测障碍物时出现地面欠

分割和聚类错误的问题,提出了一种基于激光点云障碍物检测方法。首先,通过体素下采样减少点云密度,提高算法实时性;分割地面时,由点云所处位置的不同,将点云数据划分为多分段,优化种子点选取方法,后进行地平面分段拟合及拼接;其次,点云聚类时,根据相邻点云间的水平和垂直距离共同计算得到半径阈值的欧氏算法。经对比实验验证,本文算法可有效应对直路和上坡路段,在平直道路、十字上坡路段和丁字上坡路段的地面点云分割准确率,较原算法分别提高了4.9%、12.6%和7.4%,虽然对于一些远距离地面出现小块欠分割问题,但是相比于传统算法,提高效果显著;聚类障碍物时,本文算法相比于其他聚类算法效果提升明显,且在复杂场景障碍物数量众多的十字路场景下聚类效果优,准确率达84.2%,在相对简单的平直路和丁字路聚类准确率分别为85.9%和85.6%。实验结果表明: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,适用于在激光点云场景下障碍物的检测。

## 参考文献

- [1] 李欣然,李修贤,李莉.环境信息处理在无人驾驶中的发展与应用[J].自动化博览,2023,40(12):26-30.
- [2] 钱多,殷俊.基于俯视角融合的多模态三维目标检测[J].南京大学学报(自然科学),2023,59(6):996-1002.
- [3] MENG X, CAO Z, LIANG S, et al. A terrain description method for traversability analysis based on elevation grid map [J]. International Journal of Advanced Robotic Systems, 2018, 15(1): 1-12.
- [4] LUO Z, MOHRENSCHILDT M V, HABIBI S. A probability occupancy grid based approach for real-time LiDAR ground segmentation [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2019, 21(3): 998-1010.
- [5] LIM H, OH M, MYUNG H. 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.
- [6] 杨建华,赵轩,郭全民,等.基于路侧激光雷达的障碍物目标检测方法[J].国外电子测量技术,2023,42(1):13-19.
- [7] JIMÉNEZ V, GODOY J, ARTUÑEDO A, et al. Ground segmentation algorithm for sloped terrain and sparse LiDAR point cloud [J]. IEEE Access, 2021, 9: 132914-132927.
- [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] 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.
- [10] ZHAO J, XU H, LIU H, et al. Detection and tracking of pedestrians and vehicles using roadside LiDAR sensors [J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2019, 100: 68-87.
- [11] WANG C, JI M, WANG J, et al. An improved DBSCAN method for LiDAR data segmentation with automatic Eps estimation [J]. Sensors, 2019, 19(1): 172.
- [12] 夏显召,朱世贤,周意遥,等.基于阈值的激光雷达K均值聚类算法[J].北京航空航天大学学报,2020,46(1):115-121.
- [13] WANG X, WANG W, YIN X, et al. A new grid map construction method for autonomous vehicles [J]. IFAC - PapersOnLine, 2018, 51(31): 377-382.
- [14] YAN D, ZENG C, YAN S. Obstacle circumnavigation system based on Lidar sensing [C]//Proceedings of 2022 8<sup>th</sup> International Conference on Control, Automation and Robotics (ICCAR). IEEE, 2022: 317-322.
- [15] 张浩,左杭,刘宝华.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.
- [16] 朱均超,卞永鑫,韩芳芳,等.基于改进欧式聚类算法的双目主动视觉点云目标检测研究[J].光子·激光,2023,34(12):1288-1297.
- [17] QI C R, YI L, SU H, et al. Pointnet++: Deep hierarchical feature learning on point sets in a metricspace [J]. arXiv preprint arXiv: 1706.02413, 2017.
- [18] SHI S, WANG X, LI H. Pointretnn: 3D object proposal generation and detection from point cloud [C]//Proceedings of the IEEE CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2019: 770-779.
- [19] 张驰,王志杰,吴昊,等.基于改进PointNet++的Lidar点云分割模型[J].激光与光电子学进展,2024,61(4):121-128.
- [20] 黄瑞钦,梁洪波,李强,等.基于改进欧式聚类的锥桶检测方法[J].应用激光,2022,42(10):126-134.