

基于改进 DBSCAN 的激光雷达障碍物检测

张长勇, 陈治华*, 韩梁

中国民航大学电子信息与自动化学院, 天津 300300

摘要 为了解决激光雷达障碍物检测中点云密度不均和分割不彻底导致的误检、漏检和实时性差等问题, 提出了一种改进的 DBSCAN (Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise) 算法以提高障碍物聚类效果。首先利用散乱点云数据建立 k 维树 (kD tree) 索引, 在完成数据预处理的基础上, 使用射线地面分离 (RGF) 算法进行地面分割。然后对传统的 DBSCAN 算法进行了改进, 聚类半径随扫描距离的变化自适应地改变, 远距离障碍物点云聚类效果得到提高。实验结果表明, 所提方法对不同距离的障碍物都能实现良好的聚类, 与传统方法相比, 平均耗时减少了 1.18 s, 正检率提高了 19.60 个百分点。

关键词 遥感; 激光雷达; 改进 DBSCAN; 障碍物聚类; 地面分割

中图分类号 TP277

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202158.2428005

Obstacle Detection of Lidar Based on Improved DBSCAN Algorithm

Zhang Changyong, Chen Zhihua*, Han Liang

College of Electronic Information and Automation, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China

Abstract In order to solve the problems of false detection, missing detection and poor real-time performance caused by uneven density and incomplete segmentation of point cloud in lidar obstacle detection, an improved DBSCAN (Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise) algorithm is proposed to improve the effect of obstacle clustering. Firstly, the k dimensional tree (kD tree) index is established with scattered point cloud data, and the RGF (Ray Ground Filter) algorithm is used to segment the ground points after the raw data is preprocessed. Then, the traditional DBSCAN algorithm is improved to change the clustering radius of obstacles adaptively with scanning distance, and the clustering effect of long-distance obstacle point clouds is improved. The experimental results show that the proposed method can achieve good clustering for obstacles with different distances, its average time consumption is reduced by 1.18 s and its positive detection rate is increased by 19.60 percentage points compared with those of the traditional method.

Key words remote sensing; lidar; improved DBSCAN; obstacle clustering; ground segment

OCIS codes 280.3640; 280.4750; 140.3615

1 引言

障碍物检测是无人驾驶环境感知系统的重要环节^[1], 快速、精准、稳定地检测车辆行进前方的障碍物信息对无人车的安全驾驶有着重要的意义^[2]。障碍物检测可根据传感器的不同分为基于视觉传感

器、基于毫米波雷达传感器和基于激光雷达传感器等几大类^[3]。目前主流的检测方法^[4]为基于相机和激光雷达的障碍物检测, 前者可获得丰富的障碍物语义信息, 该信息是实现交通信号灯和道路标识读取等功能的基本要素^[5], 但易受光照影响, 进而出现漏检和误检现象; 后者不受光照影响, 可稳定、精确

收稿日期: 2021-01-21; 修回日期: 2021-02-27; 录用日期: 2021-03-03

基金项目: 国家自然科学基金青年基金(51707195)、中央高校基本科研业务费专项基金(3122016A009)

通信作者: *ChenZhihuaCAUC@163.com

地获取障碍物的深度信息,具有测量范围广、精度高、检测稳定等优点,被广泛应用于无人车的环境感知中^[6]。

在激光雷达障碍物检测方面,目前主要有两类检测方式。第一类是基于栅格地图的检测方法^[7]。邵靖滔等^[8]将三维点云投影到扇形栅格中进行连通域聚类,然后计算每一簇的特征值,最后对三次 B 样条曲线进行平滑拟合,实现地面点与非地面点的分割。Chen 等^[9]将一维高斯过程回归和栅格地图结合,提出了一种地面分割算法,利用霍夫变换检测栅格中的直线,实现了动态的车辆目标检测。第二类是基于聚类的检测方法。陈龙等^[10]通过在点云数据上建立自适应的八叉树索引,给出了初始化的聚类中心和聚类数目 k 的值,加快了障碍物的聚类速度。魏硕等^[11]先对原始点云数据进行粗去噪处理,再结合 DBSCAN 算法和统计滤波算法进行精去噪处理,并进行了理论分析。于亚飞等^[12]对影响 DBSCAN 算法聚类精确度的因素进行了分析,优化了全局聚类邻域的半径值,改善了聚类质量恶化的问题,聚类结果更加准确。

对比两种检测方法,基于栅格地图的方法虽然会加快障碍物检测速度,但会丢失尺寸和速度等信息,且栅格过程是不可逆的;基于聚类的方法如 DBSCAN 算法对障碍物的检测效果好,但在数据量较大时实时性较差,且在数据密度不均时容易出现误检和漏检。因此,针对激光点云数据量大和分布不均的问题,本文提出了一种基于改进 DBSCAN 算法的障碍物检测方法。先对原始点云数据进行路沿拟合和感兴趣区域(Region of Interest, ROI)提取,剔除不相关点并对 ROI 的点云数据进行降采样和统计滤波,在此基础上使用射线地面分离算法实现地面点与非地面点的分割,最后运用改进 DBSCAN 算法对非地面点进行聚类处理,完成障碍物的检测并用不同颜色对聚类后的障碍物点进行簇标记。

2 点云预处理与分割

2.1 感兴趣区域的提取

障碍物检测主要包括三部分:点云预处理、地面点去除和基于改进 DBSCAN 的点云聚类。由于三维激光雷达采集的点云数据量较大,直接进行地面分割和障碍物聚类会导致实时性变差,因此要预处理原始点云,减少明显的噪声点和离群点并提取 ROI。

ROI 提取主要包括道路边界拟合和不相关点剔除。在进行道路边界拟合时,先通过单线点云获取道路横截面的轮廓信息,然后利用双窗口法,根据路沿的几何分布特征,在轮廓中提取路沿点,在此基础上通过随机抽样一致性(RANSAC)算法优化边界点的参数信息并拟合道路左、右两路沿^[13]。在进行不相关点剔除时,根据上文提取的左、右两路沿,保留边界线内部的点,即车辆行驶区域内的点,将边界线外的树木、建筑等以及车辆后方的不相关点剔除,然后采用体素化网格实现数据下采样,在减少点云数据的同时最大限度地保留点云原始的几何信息,最后使用统计滤波器统计分析每一个点的邻域,找到离群点和明显的噪声点并将其剔除,进而实现 ROI 的提取和点云数据的精简。

2.2 地面点与非地面点的分离

三维激光雷达感知周围环境信息时,除了采集车辆、行人等障碍物信息,还会无差别地采集地面信息,而这些信息对接下来的基于改进 DBSCAN 算法的障碍物聚类的影响很大,如果分离不彻底,非地面点数据中会含有很多噪声点,导致算法聚类时间延长^[14],所以在障碍物检测前需要快速精确地分离地面点和非地面点^[15-17]。现有的地面点与非地面点分离方法主要有两大类^[18],分别是基于栅格地图的地面分割算法^[19]和基于图的地面分割算法^[20]。基于图的地面分割算法分离精度较高,但不能满足实时性需求;基于栅格地图的地面分割算法虽然精度略差,但能实现目标点的快速分离。故本文采用基于栅格地图的射线地面分离(RGF)算法进行地面点与非地面点的分离,具体步骤如下。首先栅格化点云数据,建立激光雷达坐标系,以设备几何中心 o 为坐标原点,以水平向前为 x 轴,水平向左为 y 轴,垂直向上为 z 轴建立右手坐标系。设置弧度参数 $\Delta\alpha$,建立地平面坐标系 XOY ,其中水平向前为 X 轴,水平向左为 Y 轴,将 XOY 平面视为半径无穷长的圆面,则可将 XOY 平面划分为 M 个扇形区域:

$$M = \frac{360^\circ}{\Delta\alpha} \quad (1)$$

任意点 p_i ($i = 1, 2, \dots, n$) 对应唯一扇形区域 $S(p_i)$,如图 1 所示,通过计算可定位点 p_i 所在的扇形区域:

$$S(p_i) = \frac{\arg\left(\frac{y_i}{x_i}\right) - \pi}{\Delta\alpha} \quad (2)$$

式中: x_i, y_i 为点 p_i 的坐标。

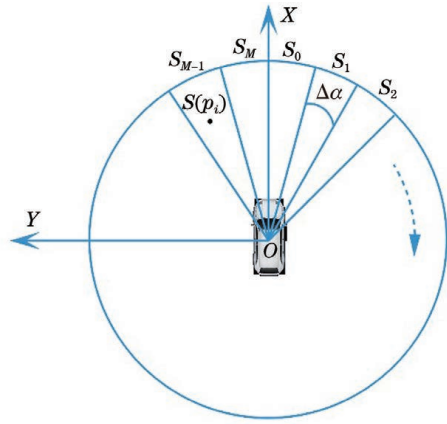


图 1 XOY 平面的分区图

Fig. 1 Division diagram of XOY plane

在此基础上针对每一个扇形区域内的点云,进一步划分子区域 $b_j (j = 1, 2, \dots, n)$, 如图 2 所示, 任意一点到原点的径向距离 d_i 为

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

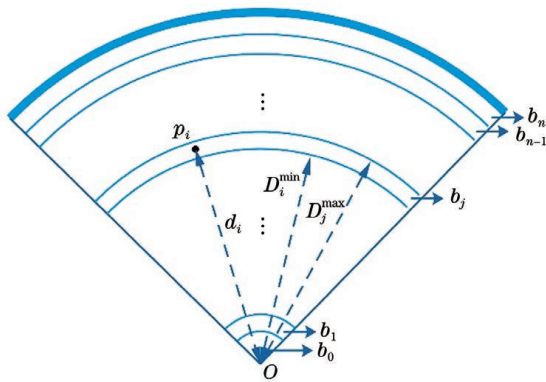


图 2 扇形区域的划分图

Fig. 2 Division diagram of sector region

设置子区域 b_j 的下阈值 D_j^{\min} 和上阈值 D_j^{\max} , 即

$$D_j^{\min} \leq d_i < D_j^{\max} \quad (4)$$

得到每个点所在的子区域, 用 $b_j^{S(p_i)}$ 表示点 p_i 在 $S(p_i)$ 扇形区域内的 b_j 子区域中。同时, 将每个点的三维坐标信息 (x, y, z) 降维成二维坐标信息 (d, z) 保存, 降维后的数据既保留了 z 维度的信息, 又保留了水平维度的信息。

在完成点云数据有序化和降维处理后, 通过设置直线的斜率阈值、截距、拟合误差和直线的连接条件, 对二维的离散点云进行直线拟合, 通过计算拟合直线在 z 轴的截距, 即可求得点云的高度信息并设置地面高度阈值, 若点云高度的正负值在高度阈值内, 则可判断为地面点, 实现地面点与非地面点的分离。

3 改进 DBSCAN 算法

3.1 传统 DBSCAN 算法

DBSCAN 算法是一种基于密度的聚类方法, 由于可以抵抗噪声且能识别任意形状和大小的簇, 被广泛应用于三维点云的聚类中^[21], 算法的中心思想就是找到密度相连点的最大集合^[22], 主要涉及以下概念。

- 1) 聚类邻域半径 ϵ : 给定任意对象点 p 的邻域半径值 $\epsilon > 0$;
- 2) 邻域密度阈值 (MinPts): 任意对象点 p 的 ϵ 内最小样本点的数量;
- 3) 核心对象: 若给定对象 ϵ 内样本点数量大于等于 MinPts, 则称该对象为核心对象;
- 4) 直接密度可达: 若对象点 q 在 p 的 ϵ 内, 则称 q 是从 p 直接密度可达的;
- 5) 密度可达: 对于给定样本集合 D , 若存在样本序列 $p_1, p_2, \dots, p_{i'}, \dots, \dots, p_{n'}$, 且 $p_{i'+1}$ 到 $p_{i'}$ 是直接密度可达的, 则 $p_{n'}$ 到 p_1 是密度可达的;
- 6) 密度相连: 若存在对象点 $q \in D$, 使得对象 p_1 和 p_2 都是从 q 关于 ϵ 和 MinPts 密度可达的, 则对象 p_1 和 p_2 是关于 ϵ 和 MinPts 密度相连的;
- 7) 核心点: 在 ϵ 内, 含有超过 MinPts 的点;
- 8) 边界点: 不是核心点但从核心点密度可达的点;
- 9) 噪声点: 既不是核心点也不是边界点的点。

在聚类过程中, DBSCAN 算法通过遍历每个数据点的 ϵ 来进行簇的搜索, 如果某一点的 ϵ 内包含的点数大于等于 MinPts, 则以该点为核心点创建一个簇, 然后通过搜索与核心点直接密度可达的点来扩大和完善该簇, 当没有新点添加到任何簇时, 聚类结束^[23]。

3.2 改进 DBSCAN 算法

在算法改进前, 需要分析激光点云特点, 找出算法聚类效果的影响因素。首先, 一帧激光点云数据通常包含几万到几十万个无序点, 样本数量较大, DBSCAN 算法在数据量较小时聚类速度快, 但随着数据量的增大, 聚类的收敛速度减小, 内存消耗也会增加, 最坏情况下的时间复杂度为 $O(N^2)$ (其中 N 为数据规模的大小), 这会导致实时性变差。其次, 激光点云数据密度与扫描距离呈负相关, 扫描距离越近, 点云数据越稠密, 扫描距离越远, 点云数据越稀疏, DBSCAN 算法对数据密度和聚类间距差较敏感, 主要依赖对 ϵ 和 MinPts 参数的调试, 在数据分

布均匀时聚类效果良好,但在数据分布不均匀时聚类效果较差,不同的参数对最后的聚类效果有很大影响。

针对激光点云数据量大和分布不均的问题,对传统 DBSCAN 算法进行了以下改进。

1) 加快算法搜索速度。在点云数据聚类过程中,算法找到一个核心点后会以该点为中心向内遍历搜索,绝大部分时间都用在搜索上,随着数据量的增大,搜索时间也会增加,这对算法的实时性有很大影响。因此,使用 k 维树 (kD tree) 构建索引,快速查询与排除相关度不高的数据,实现点云的快速空间索引。

2) 改进参数输入方式。DBSCAN 算法对参数 ϵ 和 MinPts 非常敏感,当点云数据分布不均匀且聚类间距相差较大时,很难选取一个恰当的参数值使得在不同距离上都能实现良好聚类。为了解决该问题,提出了一种改进的 DBSCAN 算法,该算法优化了参数 ϵ 的输入方式。

如图 3 所示,设三维激光雷达共有 m 条扫描线,安装位置到地面的高度为 h ,最下端扫描线与 z 轴的负半轴夹角为 θ ,扫描垂直角度分辨率为 β ,扫描线投射到地面后,第一条与 z 轴负半轴的间距为 L_1 ,第二条与第一条的间距为 L_2 ,以此类推,第 $k'-1$ 条与第 k' 条的间距为 $L_{k'}$ ($k'=1,2,\dots,m$):

$$L_{k'} = h \times \tan(k'\beta + \theta) - h \times \tan[(k'-1)\beta + \theta] = \frac{h \times \tan \beta \times [\tan^2(k'\beta + \theta) + 1]}{\tan \beta \times \tan(k'\beta + \theta) + 1} \quad (5)$$

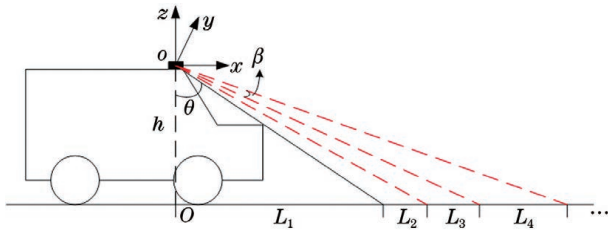


图 3 三维激光雷达的扫描示意图

Fig. 3 Scan diagram of 3D lidar

同时以 2.2 小节中建立的地平面坐标系 XOY 的原点 O 为圆心,计算出每条扫描线落在地面上的圆的半径 $r_{k'}$ 为

$$r_{k'} = h \times \tan(k'\beta + \theta) \quad (6)$$

根据上文中计算得到的每个点的径向距离 d_i ,判断点所处的半径区间:

$$r_{k'} \leq d_i < r_{k'+1} \quad (7)$$

随着激光雷达扫描距离的增大,点云数据变稀疏,为了得到良好的聚类效果,参数 ϵ 值应随距离的变大而自适应地变大,因此将任意点的自适应参数 ϵ^* 定义为

$$\epsilon^* = \rho \left[\frac{d_i (r_{k'+1} - r_{k'})}{L_{k'}} + 1 \right] \quad (8)$$

式中: ρ 为聚类半径系数。

利用改进 DBSCAN 算法检测障碍物的流程如图 4 所示,其中 p^* 为未检索的点, H 为新建集合。

4 实验结果与分析

为了验证本文所提算法的有效性,采用 KITTI 数据集的 HDL-64E 激光雷达数据对算法性能进行

测试,检验其实时性和准确性。KITTI 数据集是目前国际上最大的自动驾驶场景下的算法测试评估数据集。实验所用的计算机配置为: Intel (R) Core (TM) i7-7500U CPU@3.0 GHz,内存为 8 GB。

ROI 提取过程如图 5 所示,其中图 5 (a) 为道路边界检测图,图 5 (b) 为 ROI 提取图。使用 RANSAC 算法检测道路边界点并用红色线进行拟合,剔除车辆行驶区域外的环境点和车辆后方的点,在此基础上对剩余点进行降采样和统计滤波处理,进一步精简点云数据。经过上述处理,剔除了大量不相关点并提取出 ROI,减小了数据量和噪声点。

使用 RGF 算法进行地面点与非地面点的分离,如图 6 所示,其中图 6 (a) 为使用 RGF 算法分离后的地面点,图 6 (b) 为障碍物点。经过上述处理,地面点云数据被分离出来并被剔除,避免了其对后续障碍物聚类效果的影响。地面点与非地面点的分离平均用时为 0.106 s。

分割完成后,使用传统 DBSCAN 算法和改进 DBSCAN 算法对数据进行处理,对比聚类的实时性和准确性。改进 DBSCAN 算法的参数设置如下: $h=1.73$ m, $\theta=65.2^\circ$, $\beta=0.4^\circ$ 。传统 DBSCAN 算法的参数 ϵ 选择固定值 1.5 m。图 7 为多目标的障碍物检测实验图,其中多个车辆目标分布在不同距离处。实验结果表明,传统 DBSCAN 算法漏检了距离较远的 4 号障碍物和点云密度较稀疏的 3 号障碍物,且在聚类 2 号障碍物时,车体后方较稀疏的点导致不完全聚类,部分障碍物信息丢失;改进 DBSCAN

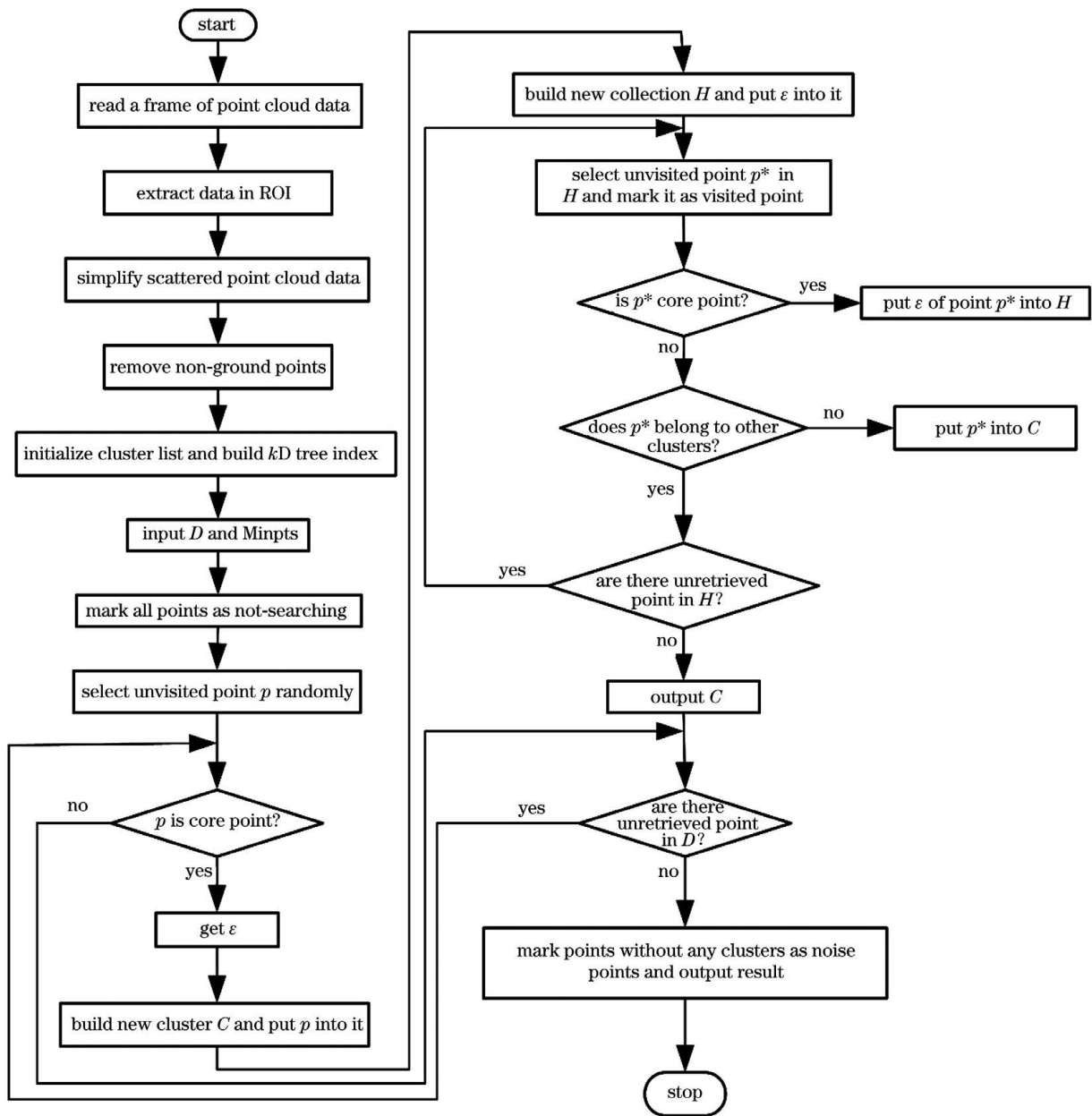


图 4 障碍物检测流程图

Fig. 4 Flow chart of obstacle detection

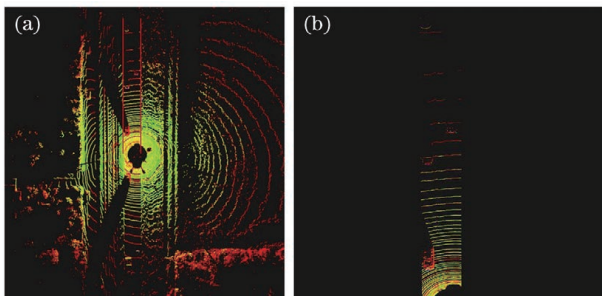


图 5 ROI 提取过程。(a)道路边界检测;(b)ROI 数据的提取
Fig. 5 Extraction process of ROI. (a) Road-boundary detection; (b) data extraction of ROI

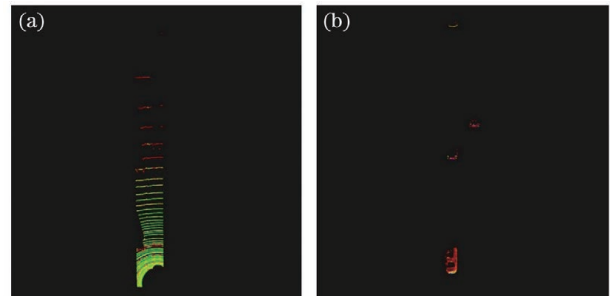


图 6 地面点与非地面点的分离。(a)地面点;(b)非地面点
Fig. 6 Separation between ground points and non-ground points. (a) Ground points; (b) non-ground points

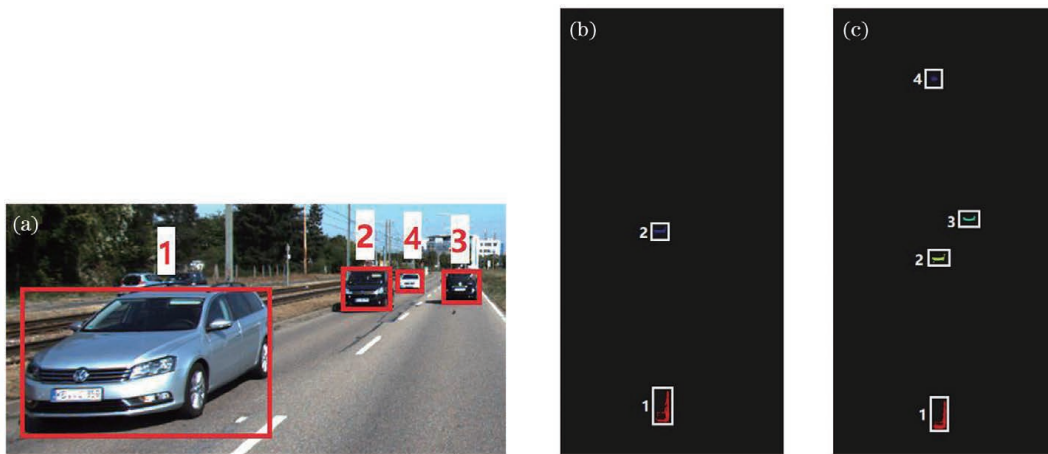


图 7 多目标障碍物检测实验。(a)数据采集场景;(b)传统算法的效果图;(c)改进算法的效果图

Fig. 7 Experiment of multi-target obstacle detection. (a) Data collection scene; (b) effect diagram of traditional algorithm; (c) effect diagram of improved algorithm

算法的 ϵ 值能根据半径区间的变化自适应地找到合适的取值,并能正确地找到所有障碍物。

对 300 frame 激光点云数据进行算法测试,分

别记录传统 DBSCAN 算法和本文算法的检测结果和平均用时,如表 1 所示。

表 1 传统和改进的 DBSCAN 算法的性能对比

Table 1 Performance comparison between traditional and improved DBSCAN algorithms

Algorithm	Positive recognition	Error recognition	Missed recognition	Positive recognition rate /%	Average time /s
Traditional DBSCAN algorithm	537	43	216	67.46	1.32
Improved DBSCAN algorithm	693	82	21	87.06	0.14

由表 1 可知,与传统方法相比,本文算法对距离较远、密度稀疏的障碍物的聚类效果良好,正检率提高了 19.60 个百分点。同时,本文算法通过建立 kD tree 索引,对散乱点云进行了有序化处理,加快了检索时间,平均用时减少了 1.18 s。

5 结 论

提出了改进 DBSCAN 算法,对散乱点云数据进行了有序化处理,增大了核心点邻域半径内的搜索速度,且优化的聚类邻域半径的取值方式使得算法对近距离和远距离障碍物的聚类效果较好。值得注意的是,在正检数量增加的同时,误检的数量也在增加。经分析,在存在误检情况的点云数据中,扫描距离较远的路面存在一定坡度,导致地面点分割不彻底,聚类时这部分地面点也被标记成障碍物,造成误检数量有所提高。在今后的研究中,将优化地面点分割算法,并使用多种传感器对障碍物进行联合检测,进一步提高算法的准确性和鲁棒性。

参 考 文 献

[1] Wang T, Zeng W H, Yu Q. Obstacle detection and tracking for driverless cars based on LiDAR[J/OL]. Journal of Southwest Jiaotong University: 1-9 [2021-01-15]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/51.1277.U.20210105.1305.002.html>.
王涛,曾文浩,于琪.基于激光雷达的无人驾驶障碍物检测和跟踪[J/OL].西南交通大学学报:1-9 [2021-01-15]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/51.1277.U.20210105.1305.002.html>.

[2] Kong D, Sun L, Wang J Q, et al. Road boundary identification algorithm based on 3D LIDAR point cloud[J]. Journal of Guangxi University (Natural Science Edition), 2017, 42(3): 855-863.
孔栋,孙亮,王建强,等.基于3D激光雷达点云的道路边界识别算法[J].广西大学学报(自然科学版),2017,42(3):855-863.

[3] Hui Z Y, Cheng P G, Guan Y L, et al. Review on airborne LiDAR point cloud filtering[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2018, 55(6): 060001.
惠振阳,程朋根,官云兰,等.机载LiDAR点云滤波综述[J].激光与光电子学进展,2018,55(6):

- 060001.
- [4] Hu Y Z, Liu J S, He J, et al. Vehicle object detection method based on data fusion of LADAR points and image[J]. *Journal of Automotive Safety and Energy*, 2019, 10(4): 451-458.
胡远志, 刘俊生, 何佳, 等. 基于激光雷达点云与图像融合的车辆目标检测方法[J]. *汽车安全与节能学报*, 2019, 10(4): 451-458.
- [5] Gong M Q, Ji J, Chong Y F, et al. Sensor fusion of LiDAR and vision for vehicle detection and tracking[J]. *Automobile Technology*, 2020(11): 8-15.
宫铭钱, 冀杰, 种一帆, 等. 基于激光雷达和视觉信息融合的车辆识别与跟踪[J]. *汽车技术*, 2020(11): 8-15.
- [6] Jiang H B, Yang J, Sun J, et al. Research on data processing method of three-dimensional lidar for different ranges[J]. *Journal of Chongqing University of Technology (Natural Science)*, 2020, 34(8): 22-28.
江浩斌, 羊杰, 孙军, 等. 适应不同距离的三维激光雷达数据处理方法[J]. *重庆理工大学学报(自然科学)*, 2020, 34(8): 22-28.
- [7] Douillard B, Underwood J, Melkumyan N, et al. Hybrid elevation maps: 3D surface models for segmentation[C]//2010 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, October 18-22, 2010, Taipei, Taiwan, China. New York: IEEE Press, 2010: 1532-1538.
- [8] Shao J T, Du C Q, Zou B. LIDAR ground segmentation method based on point cloud cluster combination feature[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2021, 58(4): 0428001.
邵靖滔, 杜常清, 邹斌. 基于点云簇组合特征的激光雷达地面分割方法[J]. *激光与光电子学进展*, 2021, 58(4): 0428001.
- [9] Chen T T, Dai B, Liu D X, et al. LIDAR-based long range road intersection detection[C]//2011 Sixth International Conference on Image and Graphics, August 12-15, 2011, Hefei, China. New York: IEEE Press, 2011: 754-759.
- [10] Chen L, Cai Y, Zhang J S. Adaptive K-means clustering simplification of scattered point cloud[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2017, 22(8): 1089-1097.
陈龙, 蔡勇, 张建生. 自适应 K-means 聚类的散乱点云精简[J]. *中国图象图形学报*, 2017, 22(8): 1089-1097.
- [11] Wei S, Zhao N X, Li M L, et al. Single photon denoising algorithm based on improved DBSCAN and statistical filtering[J]. *Laser Technology*, 2021, 45(5): 601-606.
魏硕, 赵楠翔, 李敏乐, 等. 结合改进 DBSCAN 和统计滤波的单光子去噪算法[J]. *激光技术*, 2021, 45(5): 601-606.
- [12] Yu Y F, Zhou A W. An improved algorithm of DBSCAN[J]. *Computer Technology and Development*, 2011, 21(2): 30-33, 38.
于亚飞, 周爱武. 一种改进的 DBSCAN 密度算法[J]. *计算机技术与发展*, 2011, 21(2): 30-33, 38.
- [13] Li H B, Shi Y, Zhang W L, et al. Road boundary detection based on vehicle LiDAR[J]. *Engineering of Surveying and Mapping*, 2018, 27(12): 37-43.
李会宾, 史云, 张文利, 等. 基于车载 LiDAR 的道路边界检测[J]. *测绘工程*, 2018, 27(12): 37-43.
- [14] Häselich M, Bing R, Paulus D. Calibration of multiple cameras to a 3D laser range finder[C]//2012 IEEE International Conference on Emerging Signal Processing Applications, January 12-14, 2012, Las Vegas, NV, USA. New York: IEEE Press, 2012: 25-28.
- [15] Cheng Z Y, Ren G Q, Zhang Y. Obstacle recognition in vegetation environment based on Markov random field[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2019, 56(3): 031010.
程子阳, 任国全, 张银. 基于马尔可夫随机场的植被环境中的障碍物识别[J]. *激光与光电子学进展*, 2019, 56(3): 031010.
- [16] Fan X H, Xu G L, Li W L, et al. Target segmentation method for three-dimensional LiDAR point cloud based on depth image[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2019, 46(7): 0710002.
范小辉, 许国良, 李万林, 等. 基于深度图的三维激光雷达点云目标分割方法[J]. *中国激光*, 2019, 46(7): 0710002.
- [17] Wang K, Lü Y M, Yuan F, et al. Research on laser measurement point cloud data compensation and pose matching[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2020, 57(6): 062802.
王康, 吕彦明, 袁飞, 等. 激光测量点云数据补偿和位姿匹配的研究[J]. *激光与光电子学进展*, 2020, 57(6): 062802.
- [18] Wang X Z, Li J, Li H J, et al. Obstacle detection based on 3D laser scanner and range image for intelligent vehicle[J]. *Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition)*, 2016, 46(2): 360-365.
王新竹, 李骏, 李红建, 等. 基于三维激光雷达和深度图像的自动驾驶汽车障碍物检测方法[J]. *吉林大学学报(工学版)*, 2016, 46(2): 360-365.
- [19] Himmelsbach M, Hundelshausen F V, Wuensche H J. Fast segmentation of 3D point clouds for ground vehicles[C]//2010 IEEE Intelligent Vehicles

- Symposium, June 21-24, 2010, La Jolla, CA, USA.
New York: IEEE Press, 2010: 560-565.
- [20] Moosmann F, Pink O, Stiller C. Segmentation of 3D lidar data in non-flat urban environments using a local convexity criterion[C]//2009 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, June 3-5, 2009, Xi'an, China. New York: IEEE Press, 2009: 215-220.
- [21] Deng D S. Application of improved DBSCAN algorithm on spark platform[J]. Computer Science, 2020, 47(S2): 425-429, 443.
邓定胜. 一种改进的 DBSCAN 算法在 Spark 平台上的应用[J]. 计算机科学, 2020, 47(S2): 425-429, 443.
- [22] Cai H Y, Chen Y Z, Zhuo L R, et al. LiDAR object detection based on optimized DBSCAN algorithm[J]. Opto-Electronic Engineering, 2019, 46(7): 83-90.
蔡怀宇, 陈延真, 卓励然, 等. 基于优化 DBSCAN 算法的激光雷达障碍物检测[J]. 光电工程, 2019, 46(7): 83-90.
- [23] Wang G, Lin G Y. Improved adaptive parameter DBSCAN clustering algorithm[J]. Computer Engineering and Applications, 2020, 56(14): 45-51.
王光, 林国宇. 改进的自适应参数 DBSCAN 聚类算法[J]. 计算机工程与应用, 2020, 56(14): 45-51.