

# 基于优化 DBSCAN 的激光雷达障碍物检测

张长勇, 韩梁\*

中国民航大学电子信息与自动化学院, 天津 300300

**摘要** 针对激光雷达在检测道路障碍物的过程中,由点云数据密度不均而导致障碍物检测准确率低和实时性差的问题,提出一种优化的密度噪声空间聚类(DBSCAN)算法以提高道路障碍物的聚类效果。首先依据点云数据的反射强度信息对车道线进行检测,提取感兴趣区域;然后使用射线坡度阈值地面分割算法进行地面分割,实现对斜坡地面的彻底分割;最后提出一种自适应的 DBSCAN 算法,选取代表性的核心点以及自适应聚类半径,实现对不同距离密集障碍物的快速准确聚类。实验结果表明:所提算法能够对不同距离的密集障碍物准确聚类;与传统算法相比,所提算法的正检率提高 24.07 个百分点,平均耗时减少 1.18 s。

**关键词** 遥感; 激光雷达; 优化基于密度的噪声空间聚类; 车道线检测; 地面分割; 障碍物聚类

中图分类号 TP227

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202259.1228008

## Obstacle Detection of LiDAR Based on Optimized DBSCAN

Zhang Changyong, Han Liang\*

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

**Abstract** Aiming at the problem of low accuracy and poor real-time performance of obstacle detection caused by uneven density of point cloud data in the process of obstacle detection by LiDAR, an optimized density noise spatial clustering (DBSCAN) algorithm is proposed to improve the clustering effect of road obstacles. First, lane lines are detected according to the reflection intensity information of point cloud data, and regions of interest are extracted. Then, the slope thresholding algorithm is used to segment the slope ground thoroughly. Finally, an adaptive DBSCAN algorithm is proposed, which selects representative core points and adaptive clustering radius to achieve fast and accurate clustering of dense obstacles with different distances. Experimental results show that the proposed algorithm can accurately cluster the dense obstacles at different distances. Compared with the traditional algorithm, the positive detection rate of the proposed algorithm is increased by 24.07 percentages, and the average time is reduced by 1.18 s.

**Key words** remote sensing; LiDAR; optimization of noise spatial clustering based on density; lane line detection; ground segmentation; obstacle clustering

## 1 引言

近年来,随着人工智能技术的快速发展,智能车作为其中一个重要分支成为了国内外该领域的研究热点<sup>[1]</sup>,快速、准确地检测车辆前方道路的障碍

物对智能车安全行驶具有重要意义<sup>[2]</sup>。目前,常用的障碍物检测方法主要有基于视觉传感器和基于雷达传感器两种。基于视觉传感器的障碍物检测方法容易受到外界环境的影响,比如强光照和阴影等,这会导致障碍物检测出现漏检和误检。雷达传

收稿日期: 2021-07-12; 修回日期: 2021-08-18; 录用日期: 2021-08-25

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

通信作者: \*15122707718@163.com

感器具有抗干扰性更强、测量范围更广的优点,能够稳定、准确地检测障碍物信息<sup>[3-5]</sup>。其中,三维激光雷达凭借其高精度、高实时性、高分辨率和高抗扰性的优点而广泛应用于智能车的环境感知系统<sup>[6]</sup>。

目前,基于激光雷达的障碍物检测方法主要有基于栅格地图和基于聚类分析两种<sup>[7]</sup>。基于栅格地图的方法虽然简单高效,但是栅格单元参数无法自适应调整,容易使检测结果出现过分割和欠分割的现象,故该方法不适合实际工程应用。基于聚类分析的密度噪声空间聚类(DBSCAN)虽然存在实时性较差且在点云数据不均的情况下易出现漏检和误检的现象,但是算法参数较少,易于改进,而且不受聚类数量的约束,可以聚类空间中任意形状的障碍物,因此利用改进的DBSCAN算法进行聚类成为了检测障碍物的主流方法。许多学者针对传统DBSCAN算法的准确率低和实时性差这两个问题,对算法进行了改进。文献[2]通过建立聚类半径 $\epsilon^*$ 表来查询不同距离所对应的 $\epsilon$ 值,但是该算法以雷达与障碍物的距离作为调整聚类阈值 $\epsilon$ 的主导因素,而且并未考虑障碍物在水平方向上存在的欠分割问题,同时 $\epsilon^*$ 表的建立耗费了大量时间。文献[8]通过激光雷达的水平、垂直分辨率及其与障碍物的距离来确定聚类阈值 $\epsilon$ ,虽然这种方法考虑了障碍物在水平方向上的欠分割,但是其仅仅以相邻激光束作为约束条件,所以导致水平方向的搜索速度大大降低。文献[9]通过雷达与障碍物之间的距离自适应调整 $\epsilon$ ,但障碍物在水平方向上存在欠分割问题,故加入K-D树索引来减少运算时间,但是建立K-D树也需要耗费大量时间。文献[10]提出一种结合深度图与自适应参数的DBSCAN算法,利用深度图的结构化形式来提高算法的搜索速度,但是该算法在聚类的过程中加入了角度约束,这会导致运算的复杂度提高。

针对激光点云目标检测中存在相邻目标分割不彻底和检测实时性差的问题,提出一种改进的DBSCAN算法,通过选取有代表性的核心点并设置自适应的聚类半径来完成相邻目标的准确分割,同时提高实时性。首先,对初始点云数据进行车道线的提取,进而提取出感兴趣区域(ROI);其次,采用射线坡度阈值地面分割算法分离地面点与障碍物点;最后,运用自适应DBSCAN算法完成障碍物点的聚类,并对检测到的障碍物进行标记。

## 2 点云预处理

道路障碍物的检测过程主要包括点云预处理、地面点去除和基于优化的DBSCAN算法的障碍物点聚类。由于原始激光雷达点云数据中包含大量的无关点,如道路区域外点云、地面点和噪声点等,如果不对原始数据进行预处理就会造成大量无用点所带来的算法冗余,降低了障碍物的检测效率,因此有必要对点云数据进行预处理,从而分离出道路区域以外的点云数据及地面点数据等。

### 2.1 车道线检测和感兴趣区域提取

道路边界检测是区分道路区域与周围环境的重要一环<sup>[11]</sup>。目前,利用三维激光雷达检测道路边界的方法主要有两种。第一种是对道路边沿进行检测<sup>[12]</sup>,利用道路边沿高度突变的特点来提取出路沿点,进而拟合直线来确定道路区域。但是这种检测方法只能应用于结构化道路,对于没有路缘石的道路该方法完全失效。第二种是对车道线进行检测<sup>[13]</sup>,车道线作为引导车辆前行的重要标志之一,几乎分布在所有可通行的道路上,因此通过对车道线的检测来区分道路区域是完全可行的。

车道线检测过程主要分为特征提取和最小二乘法拟合两部分。在道路环境中,车道线一般采用白色和黄色涂层,而道路地面则为沥青或者混凝土。这两种材质对激光有不同的反射强度<sup>[14]</sup>,如表1所示。点云数据可以较为清晰地呈现出车道线的走势,因此本文选择点云反射强度作为区分车道线和地面的特征。

表1 不同材质的反射强度

Table 1 Reflection intensity of different materials

Material	Reflectance / %
Asphalt	~7
Cement	~31
Concrete	~40
Fresh yellow paint	~55
Fresh white paint	~60

针对点云反射强度不同这一特点,采用局部自适应阈值法<sup>[15]</sup>来提取车道线特征点,具体做法如下:首先对点云数据集的反射强度进行统计,得到反射强度直方图;接着使用最大类间方差法或最小类间方差法,找到最佳的反射强度阈值;然后将提取出的特征点进行最小二乘法拟合,得出道路左、右车道线;最后根据提取的道路左、右车道线,保留

界线内部的点云数据,将车道线以外的无关点(草丛和建筑等)去除,即得到 ROI,这可以减少计算量。

### 2.2 地面分割

道路 ROI 内除了需检测的障碍物点云数据,还包含了大量的地面点云数据。障碍物检测的重点在于对地面上的点云进行聚类处理,因为大量的地面点会被当成噪声点而影响障碍物的聚类效果,增加算法的运行时间,因此有必要在对障碍物点进行聚类之前彻底分离地面点<sup>[16-18]</sup>。现实中的道路并非是一个没有坡度的平面,这就导致一些单一平面模型无法彻底分割地面,进而影响最终的障碍物聚类效果。因此,本文采用基于射线坡度阈值的平面分割算法<sup>[19]</sup>对地面进行分割,解决了地面存在坡度而导致分割不彻底的问题,具体步骤如下。

首先,对垂直方向上的激光雷达点云数据进行线序化处理,即按照从内到外的顺序重新排序,同时计算点云数据的水平方位角  $\theta$  以及每一点在水平圆周上的索引位置,表达式为

$$\theta_i = \arctan(y_i/x_i), \quad (1)$$

$$n = \theta_i/\beta, \quad (2)$$

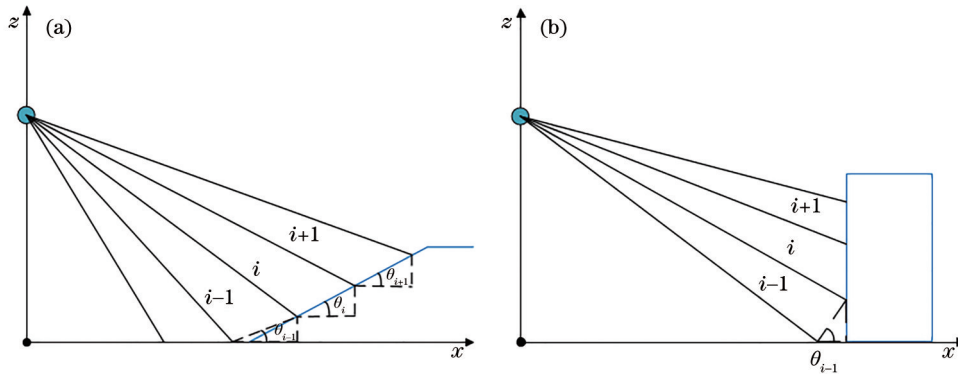


图 1 不同场景下地面点示意图。(a) 斜坡地面点判定示意图;(b) 非地面点判断示意图

Fig. 1 Schematic of ground points in different scenes. (a) Schematic of slope ground point determination; (b) schematic of non-ground point judgment

## 3 改进的 DBSCAN 算法

DBSCAN 算法是基于密度进行点云聚类的算法,主要思想是任选一点  $P$  作为初始聚类点,若该点的  $\epsilon$  领域内点的数量不小于邻域密度阈值  $\text{MinPts}$ ,则  $P$  点及其  $\epsilon$  领域内的点均定义为核心点,通过不断搜索核心点的  $\epsilon$  邻域内的点来完善该簇,直到没有新的点加入该簇。通过遍历数据集中未被处理的点来完成其他簇的聚类,直到所有点均被访问,则聚类结束。

式中:  $x_i$  和  $y_i$  表示第  $i$  点在激光雷达坐标系下的坐标值;  $\beta$  表示激光雷达的水平分辨率。

其次,根据线序化后的点云数据计算点云的局部坡度变化率  $\theta$ ,表达式为

$$\theta_i = \arctan\left(\frac{z_{i+1} - z_i}{x_{i+1} - x_i}\right), \quad (3)$$

式中:  $z_i$  表示第  $i$  点在激光雷达坐标系下的坐标值。当激光束扫描到斜坡或平面时,前后点云的局部坡度变化率是近似相等的,通过连续三点的局部坡度变化率来判断三点是否为地面点。若三点的坡度变化率相等或为 0,即

$$\begin{cases} \theta_{i-1} = \theta_i = \theta_{i+1} \\ \theta_i = 0 \end{cases}, \quad (4)$$

则三点为地面点;若只有两点相等,则对第三点进行进一步判断,判断其是否满足预先设定的高度阈值  $G_h$ ,若符合条件则都为地面点,否则第三点标记为待定点,如图 1(a) 所示;若有两点的坡度变化率不同或为无穷,则该两点为障碍物点,如图 1(b) 所示。

最后,依次遍历所有射线,完成对地面的分割。

### 3.1 自适应参数的改进

在对算法进行改进之前,需要分析激光点云数据的特点,找出传统 DBSCAN 算法存在的局限性。一是激光点云数据密度不均且与扫描距离呈负相关,即距离越近,点云越密集,距离越远,点云越稀疏。传统 DBSCAN 算法需要设定  $\epsilon$  和  $\text{MinPts}$  的阈值,两个参数固定不变会导致算法对于密度不均的点云数据聚类效果较差,阈值过大会使距离较近的两类物体合并为一类而造成欠分割,阈值过小会使同一类物体被分割而造成过分割,因此需要对阈值的选择进行改进。

二是,本文采用 Velodyne64 线激光雷达来检测障碍物,每帧激光点云数据集达十万个,样本数量巨大,DBSCAN 算法随着数据量的增加聚类速度呈现负增长的趋势,最终导致实时性变差。

基于上述分析,对传统 DBSCAN 算法进行如下改进。

1) 改进参数的输入方式

DBSCAN 算法对参数  $\epsilon$  敏感,所以应该对  $\epsilon$  值进行自适应调整。调整过程中,不仅要考虑障碍物与雷达之间的距离,也要加入水平距离的影响因素以防止欠分割,根据不同扫描距离采用不同的参数值。

2) 加快算法的搜索速度

当算法在邻域  $\epsilon$  中进行聚类时,往往只有边缘

点对簇的扩展起作用,如果选取全部邻域点会浪费大量时间,因此在聚类过程中选择邻域内的“代表点”来进行下一步的搜索,这大大节省了算法的运行时间。

三维激光雷达扫描示意图如图 2 所示。因激光雷达的水平分辨率和垂直分辨率一般不同,而本文所用的 Velodyne64 线激光雷达的垂直分辨率  $\alpha$  为  $1.33^\circ$ ,水平分辨率  $\beta$  为  $0.16^\circ$ ,所以激光束照射到障碍物上会呈现出垂直方向稀疏、水平方向密集的特点。当激光雷达的扫描距离变远时,水平和垂直方向的点云间距增大,由此可知激光雷达和障碍物之间的距离以及障碍物的水平距离是影响点云聚类半径的主要因素。

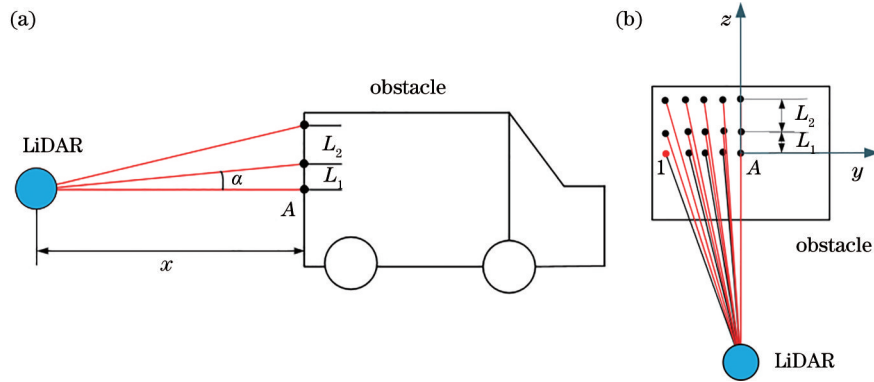


图 2 三维激光雷达扫描示意图。(a)三维激光雷达扫描的侧视图;(b)三维激光雷达扫描的正视图

Fig. 2 Schematic of 3D LiDAR scanning. (a) Side view of 3D LiDAR scanning; (b) front view of 3D LiDAR scanning

如图 2(b)所示,以激光垂直扫描点 A 为坐标原点作雷达坐标系的映射,映射为障碍物平面二维坐标系,计算任意点  $i$  到 A 点的距离  $d_i$ ,表达式为

$$d_i = \sqrt{y_i^2 + z_i^2} \quad (5)$$

同时以 A 点为圆心,计算每条激光线束落在障碍物所在的圆的半径  $r_k$ ,表达式为

$$r_k = x_i \tan(k\alpha) \quad (6)$$

式中: $k$ 表示激光束数。通过判断任意点云所处的半径区间来确定点云所跨越的激光束数  $k$ ,表达式为

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

图 2(a)中  $L_k$  为相邻两点间的竖直距离,  $x_i$  为障碍物与激光雷达坐标系之间的距离,两个相邻点的竖直距离可表示为

$$L_k = x_i \tan(k\alpha) - x_i \tan[(k-1)\alpha], \quad (8)$$

$$L_k^* = \tan(k\alpha) - \tan[(k-1)\alpha], \quad (9)$$

式中: $L_k^*$ 表示两个相邻点竖直距离的系数。假定点 1 为选定对象,则 1 点的自适应参数  $\epsilon^*$  定义为

$$\epsilon^* = \sqrt{(y_i/2)^2 + L_k^2} \times \left( \frac{r_{k+1}}{r_k} \right), \quad (10)$$

$$\epsilon^* = \sqrt{|x_i y_i L_k^*|} \left( \frac{r_{k+1}}{r_k} \right) \rho, \quad (11)$$

式中: $\rho$ 表示聚类半径系数。

改进后的 DBSCAN 算法的道路障碍物检测流程如图 3 所示,其中  $D$  为输入的点云集合,  $C$  为新的点云簇,  $N$  为聚类半径阈值的集合。

### 3.2 实时性优化

传统的 DBSCAN 算法中,对标记为核心点的点进行遍历搜索来扩大簇,但是实际起到完善簇的有用点往往是邻域的边缘点,对其余无用核心点进行遍历搜索会浪费算法的聚类时间。因此,为了提高 DBSCAN 算法的聚类效率,本文选择具有代表性的核心点作为“代表点”以实现算法的快速聚类。具体选取方法:如图 4 所示,建立以激光垂直扫描点 A 为坐标原点的直角坐标系,选择该平面内任一点 P 作为核心点并进行邻域搜索,利用自适应聚类半

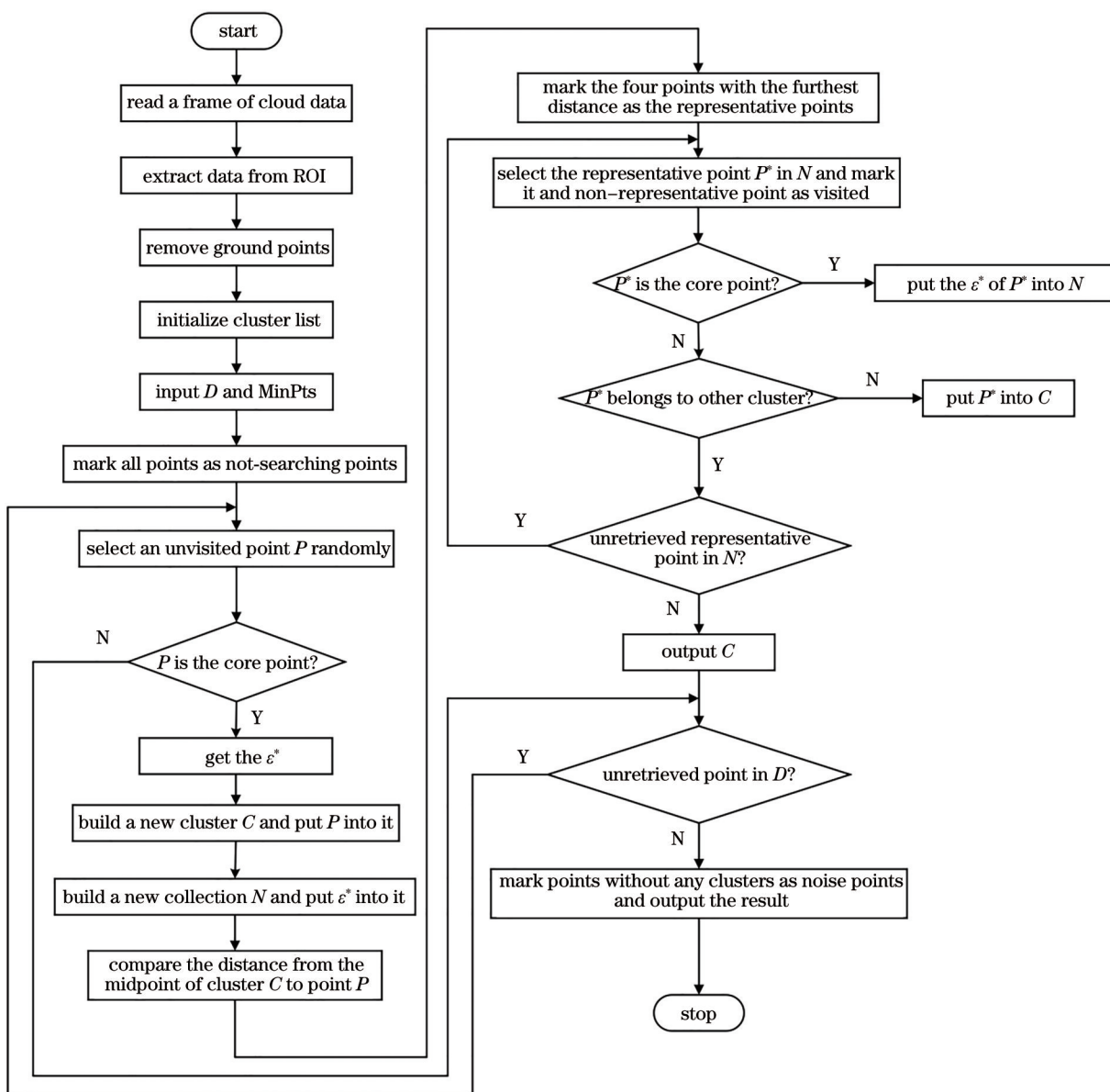


图 3 障碍物检测流程图

Fig. 3 Flowchart of obstacle detection

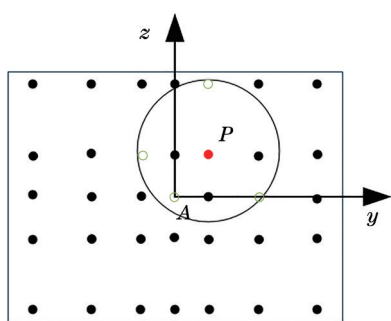


图 4 “代表点”选取示意图

Fig. 4 Selection of representative points

径  $\epsilon^*$  来搜索  $P$  点邻域内的核心点, 通过比较所有核心点到点  $P$  的距离, 确定距离点  $P$  最远的 4 个点作

为“代表点”, 如图 4 空心点所示, 被选为“代表点”的核心点不会被再次选择, 且作为下一次搜索的初始点进行邻域搜索。通过这种“代表点”的搜索方法, 任意核心点最多有 4 个“代表点”可以避免核心点的重复搜索, 从而大大减少遍历搜索时间, 提高聚类效率。

#### 4 实验结果与分析

为了验证本文算法的有效性, 采用 KITTI 数据集中的 Velodyne64 线激光雷达数据对算法的性能进行测试。KITTI 数据集是由德国卡尔斯鲁厄理工学院和丰田美国技术研究院联合采集的, 主要包

含市区、高速公路等场景下的真实图像和雷达数据,是目前国际上最大的自动驾驶算法性能评测数据集,可以充分验证算法的有效性。

实验所用的计算机配置为 Intel(R) Core(TM) i5-6300HQ CPU@2.30 GHz,内存为 8 GB。道路边界检测结果和 ROI 提取过程如图 5(a)和图 5(b)所

示,利用车道线雷达反射强度范围为 50~65 来提取特征点并用红色线进行拟合,提取出红色线区间内的点云可以减少后续处理的点云数据量。图 5(c)为平面场景的地面拟合结果,将平面点云数据分离出来可以避免影响障碍物聚类效果。地面点与非地面点分离的平均用时为 45 ms。

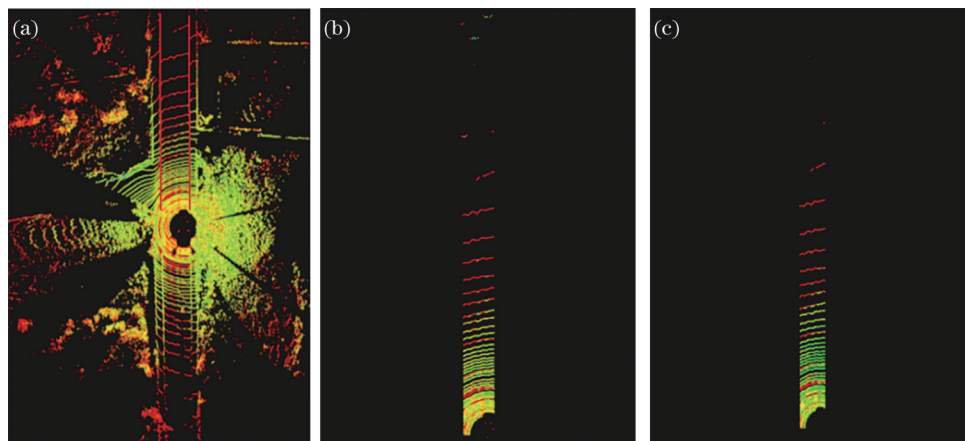


图 5 ROI 数据提取和地面分割结果。(a)车道线检测;(b) ROI 提取;(c)地面分割

Fig. 5 ROI data extraction and ground segmentation results. (a) Lane line detection; (b) ROI extraction; (c) ground segmentation

地面分割完成后,分别使用传统 DBSCAN 算法、文献[9]算法和所提算法对 KITTI 数据集中的 300 frame 数据进行处理,并与障碍物检测结果进行对比。实验中,针对不同距离、同一距离水平障碍物数量和是否为斜坡地面等条件分成两种场景数据,分别为多距离多障碍物平面场景和多距离多障碍物斜坡场景。

图 6 为多距离多障碍物平面场景的障碍物检测结果,其中 2~4 号障碍物基本处于同一水平面且地面为水平平面。从图 6 可以看到:传统 DBSCAN 算

法在聚类较远障碍物 1 号和 4 号以及点云稀疏障碍物 2 号的过程中会出现漏检;虽然文献[9]可以聚类较远距离的障碍物,但是当同一水平面出现多个障碍物时,无法将障碍物准确分割聚类,导致 2~4 号障碍物被错误地聚为一类,存在欠分割的问题,其根本原因是该算法的自适应聚类半径主要受到雷达与障碍物之间距离的影响,而水平距离对于聚类半径的影响较小;本文算法则是提高水平距离对自适应参数的影响,根据障碍物的具体位置信息可以准确聚类 1~4 号障碍物。

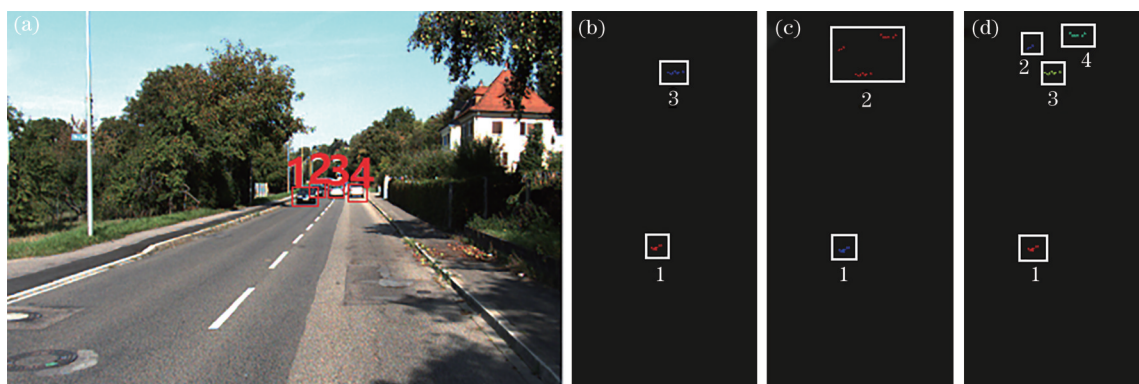


图 6 多距离多障碍物平面场景检测实验。(a)数据采集场景;(b)传统 DBSCAN 算法的效果;(c)文献[9]算法的效果;(d)所提算法的效果

Fig. 6 Multi-distance and multi-obstacle plane scene detection experiment. (a) Data acquisition scenarios; (b) effect of traditional DBSCAN algorithm; (c) effect of algorithm in Ref. [9]; (d) effect of proposed algorithm

图 7 为多距离多障碍物斜坡场景的障碍物检测结果,其中 2 号和 3 号障碍物位于同一水平面,4 号为远距离障碍物且地面为斜坡。从图 7 可以看到:传统 DBSCAN 算法对于地面分割较彻底,但是依然存在较远处 4 号障碍物漏检;采用文献[9]算法进

行地面分割和障碍物聚类,由地面分割不彻底而导致地面点被错误聚类为 G,同时位于同一水平面的 2 号和 3 号障碍物被聚为一类,未能准确分割;所提算法自适应选择了适当的聚类半径参数,并正确聚类出了所有障碍物。

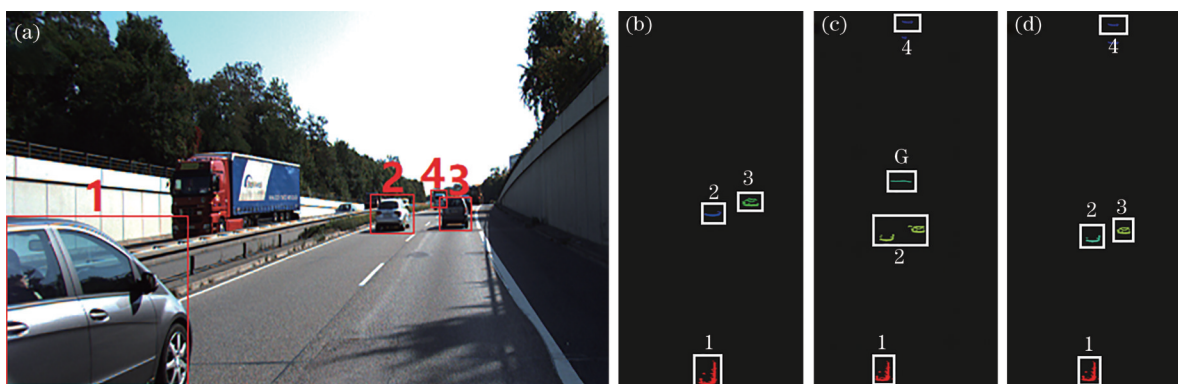


图 7 多距离多障碍物斜坡场景检测实验。(a)数据采集场景;(b)传统 DBSCAN 算法的效果;(c)文献[9]算法的效果;(d)所提算法的效果

Fig. 7 Multi-distance and multi-obstacle slope scene detection experiment. (a) Data acquisition scenarios; (b) effect of traditional DBSCAN algorithm; (c) effect of algorithm in Ref. [9]; (d) effect of proposed algorithm

本文实验还进行了 300 frame 点云数据包的算法测试,分别采用传统 DBSCAN 算法、文献[9]算

法和所提算法对同一数据包进行障碍物检测,检测结果和平均用时如表 2 所示。

表 2 传统 DBSCAN 算法、文献[9]算法和所提算法的性能对比

Table 2 Performance comparison of traditional DBSCAN algorithm, Ref. [9] algorithm, and proposed algorithm

Scene	Algorithm	Positive recognition	Error recognition	Missed recognition	Positive recognition rate /%	Average time /s
Straight road	Traditional DBSCAN algorithm	221	25	87	66.37	1.26
	Ref. [9]	275	48	12	82.09	0.12
	Improved DBSCAN algorithm	299	24	10	89.79	0.08
Sloping road	Traditional DBSCAN algorithm	195	31	84	62.90	1.29
	Ref. [9]	246	83	21	70.29	0.17
	Improved DBSCAN algorithm	297	29	13	87.61	0.11

由表 2 实验结果可知:在平直路面的检测场景中,相较于传统 DBSCAN 算法及文献[9]算法,所提算法的正检率分别提高了 23.42 个百分点和 7.7 个百分点,说明所提算法对距离较远以及密集障碍物具有更好的聚类效果;在斜坡路面的检测场景中,所提算法的正检率为 87.61%,相较于文献[9]算法正检率提高了 17.32 个百分点,这是由于本文算法对地面点分离得更彻底,减少了地面点对障碍物聚类的影响。综合所有检测场景:所提算法的正检率较传统 DBSCAN 算法及文献[9]算法分别提高了 24.07 个百分点和 12.51 个百分点;同时,所提算法通过采用代表点法从根本上减少了搜索点云数,加快了检索时间,平均用时较传统 DBSCAN 算法及文献[9]算法分别减少了

1.18 s 和 0.05 s,更适用于实际道路障碍物的检测。

## 5 结 论

所提的改进 DBSCAN 算法通过优化聚类半径自适应调整方式实现了对不同距离密集障碍物的准确聚类,并且综合考虑了平面和斜坡检测场景,利用射线坡度阈值地面分割算法避免了地面点对聚类结果的影响。同时通过车道线检测、ROI 提取、地面点分割以及选取代表点搜索,大大提高了算法的障碍物检测速度。然而部分车道线存在遮挡和模糊等情况,导致 ROI 提取不准确而造成误检率的上升。在今后的研究中,可提高 ROI 的检测准确性,进一步提高算法的鲁棒性和准确性。

## 参 考 文 献

- [1] 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]. 西南交通大学学报, 2021, 56(6): 1346-1354.  
Wang T, Zeng W H, Yu Q. Obstacle detection and tracking for driverless cars based on LiDAR[J]. Journal of Southwest Jiaotong University, 2021, 56(6): 1346-1354.
- [2] 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.  
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.
- [3] Wu J Q, Xu H, Zheng J Y, et al. Automatic vehicle detection with roadside LiDAR data under rainy and snowy conditions[J]. IEEE Intelligent Transportation Systems Magazine, 2021, 13(1): 197-209.
- [4] 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.  
Duan J M, Li S Y, Wang C R, et al. Detection of road boundaries and obstacles based on LiDAR[J]. Applied Laser, 2018, 38(6): 1000-1007.
- [5] 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.  
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.
- [6] 王灿, 孔斌, 杨静, 等. 基于三维激光雷达的道路边界提取和障碍物检测算法[J]. 模式识别与人工智能, 2020, 33(4): 353-362.  
Wang C, Kong B, Yang J, et al. An algorithm for road boundary extraction and obstacle detection based on 3D LiDAR[J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2020, 33(4): 353-362.
- [7] 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.
- [8] 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.  
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.
- [9] 张长勇, 陈治华, 韩梁. 基于改进 DBSCAN 的激光雷达障碍物检测[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(24): 2428005.  
Zhang C Y, Chen Z H, Han L. LiDAR obstacle detection based on improved DBSCAN[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2021, 58(24): 2428005.
- [10] 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.  
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.
- [11] 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.  
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.
- [12] 段建民, 郑凯华, 李龙杰, 等. 基于多层激光雷达的道路信息提取算法[J]. 控制工程, 2016, 23(4): 468-473.  
Duan J M, Zheng K H, Li L J, et al. Environmental perception of multi-layer laser radar in driverless car[J]. Control Engineering of China, 2016, 23(4): 468-473.
- [13] 洪伟, 王吉通, 刘宇, 等. 基于 DBSCAN 的复杂环境下车道线鲁棒检测及跟踪[J]. 吉林大学学报(工学版), 2020, 50(6): 2122-2130.  
Hong W, Wang J T, Liu Y, et al. Robust lane detection and tracking in complex environment based on DBSCAN[J]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition), 2020, 50(6): 2122-2130.
- [14] Guerrero J A, Chapuis R, Aufrère R, et al. Road curb detection using traversable ground segmentation: application to autonomous shuttle vehicle navigation [C]//2020 16th International Conference on Control, Automation, Robotics and Vision (ICARCV), December 13-15, 2020, Shenzhen, China. New York: IEEE Press, 2020: 266-272.
- [15] 常亮亮. 基于激光雷达的车道线检测方法研究[D]. 重庆: 重庆邮电大学, 2019.  
Chang L L. Research on lane line detection method based on LiDAR[D]. Chongqing: Chongqing University of Posts and Telecommunications, 2019.
- [16] 梅圣明, 黄妙华, 柳子晗, 等. 基于三维激光雷达的复杂场景中地面分割方法[J]. 激光与光电子学进展,



- 2022, 59(10): 1028003.
- Mei S M, Huang M H, Liu Z H, et al. Ground segmentation method in complex scene based on 3D LiDAR[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2022, 59(10): 1028003.
- [17] 刘畅, 赵津, 刘子豪, 等. 基于欧氏聚类的改进激光雷达障碍物检测方法[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(20): 201105.
- Liu C, Zhao J, Liu Z H, et al. Improved LiDAR obstacle detection method based on Euclidean clustering [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(20): 201105.
- [18] 杨梅洁, 刘俊. 距离因素对地面激光扫描精度影响分析[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(12): 122804.
- Yang M J, Liu J. Influence of distance factor on the scanning accuracy of terrestrial laser[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(12): 122804.
- [19] 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): 0928004.
- Li J, Zhao K, Bai R, et al. Urban ground segmentation algorithm based on ray slope threshold[J]. Acta Optica Sinica, 2019, 39(9): 0928004.