

基于改进角度约束的激光雷达障碍物检测方法

刘畅, 凌铭*, 王鑫, 翟树龙, 饶启鹏

上海工程技术大学电子电气工程学院, 上海 201620

摘要 在激光雷达障碍物检测方法中,传统的角度约束算法面对特殊角度的点云或者缺失点云时会导致过分割。针对这个问题,提出一种基于改进角度约束的三维激光雷达障碍物检测方法。将点云转换为深度图,使用新的断点检测器完成初阶分割并构造图结构,描述点云集合,通过搜索图节点对满足簇间距离的点云集合进行合并。与传统方法相比,断点检测器增强了分割的鲁棒性,图结构搜索解决了点云缺失造成的过分割问题,同时加快了聚类速度。与传统方法相比,所提方法的平均耗时缩短了 51.4%,平均正检率提高了 11.5 个百分点。

关键词 激光雷达; 深度图; 地面分割; 断点检测; 图结构

中图分类号 TP274+.2 **文献标志码** A

DOI: 10.3788/LOP221510

Improved Angle Constraint Lidar Obstacle Detection Method

Liu Chang, Ling Ming*, Wang Xing, Zhai Shulong, Rao Qipeng

*School of Electronics and Electrical Engineering, Shanghai University of Engineering Science,
Shanghai 201620, China*

Abstract The traditional angle constraint algorithm to detect lidar disorders can cause excessive cutting when facing the point cloud with a special angle or lack of point clouds. Therefore, an improved angle constraint three-dimensional lidar obstacle detection method is proposed. In this study, the point cloud is converted to a deep map, a new breakpoint detector is used to complete the initial segmentation and construct the chart structure, a point cloud collection is described, and the point cloud set that meets the cluster distance is combined by searching the graph node. Compared with traditional methods, the breakpoint detector enhances segmentation robustness. Also, the graph structure search solves overcutting caused by the lack of point clouds and accelerates clustering speed. Moreover, compared with traditional methods, the average time consumption of the proposed method is reduced by 51.4% while the average positive detection rate is increased by 11.5 percentage points.

Key words lidar; depth map; ground segmentation; breakpoint detection; graph structure

1 引言

三维激光雷达凭借不受光照影响、低空探测性能好、检测精度高等特点在无人驾驶和移动机器人领域得到广泛使用。无人车在移动过程中需要准确地、实时地检测周围环境的目标并规划路径躲避障碍物,算法单帧耗时过长或者检测结果有偏差都会对行车安全造成极大影响。面对三维激光雷达生成的大量无序的点云数据,需要一种高效的、精准的障碍物检测方法。

目前三维激光雷达障碍物检测方法包含基于层

次的方法^[1]、基于距离的方法^[2]、基于深度图的检测方法^[3-4]等。凝聚式聚类算法是一种基于层次的聚类算法^[5],采用自底向上的策略,从单个点开始,迭代多次合并成簇。该算法可以处理复杂空间的点云簇,但随着迭代次数的增加,计算复杂度也随之增加,效率不高。欧氏聚类是一种基于距离的聚类方法^[6],根据邻近点之间的欧氏距离进行聚类,运行速度较快,但对阈值的设定较为敏感,容易造成过分割或者欠分割,需要根据远近设置自适应距离阈值。Bogoslavskyi 等^[7]提出一种基于启发式的分割算法,该算法使用角

收稿日期: 2022-05-05; 修回日期: 2022-05-30; 录用日期: 2022-07-05; 网络首发日期: 2022-07-15

基金项目: 上海市技术标准项目基金(21DZ2204300)

通信作者: *Lingming200093@hotmail.com

度阈值作为分割依据,实时性强,但由于判断依据较为单一,对特殊点和缺失点较为敏感。Zhou等^[8]通过建立Kd-Tree加快搜索速度,同时考虑角度和欧氏距离,但方法建树耗时较长,点与点之间的夹角不固定,角度约束作用不明显。Moosmann等^[9]提出基于深度图的点云几何特征的分割方法,构建局部凸性特征,但局部凸性特征对点云法向量的精度要求较高,算法复杂度高。

针对以上检测方法存在的不足,本文提出一种基于改进角度约束的激光雷达障碍物检测方法。为避免直接处理海量三维点云数据,所提方法以深度图为基础,按照层次聚类的思路在水平和垂直方向上设置不同聚类标准。新的断点检测器同时考虑了欧氏距离和角度,减小了运算成本的同时解决特殊点的分割问题。通过将缺失点云视为图结构中的节点,在节点搜索阶段作为媒介索引至邻近有效点云,所提方法解决了点云缺失造成的过分割问题。

2 点云预处理

2.1 深度图的建立

进行障碍物检测的步骤分别为深度图建立^[10]、地面点分割、非地面点聚类,需要对获取的点云数据进行预处理。机械式激光雷达的竖直方向上排列着多束激光发射器,发射器呈不同角度对外发射光信号,通过匀速旋转发射器,再由接收器接收光信号,实现水平角度为360°的实时勘测。深度图,类似于展开的圆柱形状的图片,是一种将点云平面化、像素化的方式,每一个像素储存了对应点到雷达的空间距离。以美国Velodyne公司某型号64线激光雷达为例,发射器的垂直角分辨率为0.4°,理论水平角分辨率为0.3°。匀速工况下,按照0.3°的水平角分辨率可以计算得出一个发射器单圈理论返回点数为1200个,竖直方向上有64个发射器,因此理论上可以构造出1200×64大小的深度图。读取到一帧点云数据后,根据点三维坐标 (x, y, z) ,计算其相应的深度图二维坐标 (w, h) ,公式为

$$w = \text{int} \left[\frac{\arctan \frac{x}{y}}{\pi} \times N \right], \quad (1)$$

$$h = F \left(\arctan \frac{z}{\sqrt{x^2 + y^2}} \right), \quad (2)$$

式中: N 为单圈理论返回点数; F 为将当前点的垂直角度对应到通道数的映射函数。投影关系如图1所示,图1(a)为一帧原始点云数据,图1(b)为转换后的深度图。

2.2 地面点分割

在障碍物检测过程中,工作重心是对非地面点云进行聚类,对地面点进行分割可以减少地面点对聚类

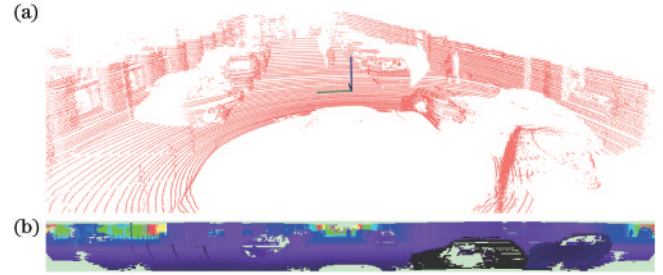


图1 点云投影至深度图。(a)点云数据;(b)深度图
Fig. 1 Point cloud and its corresponding depth map. (a) Point cloud data; (b) depth map

效果的干扰,减轻运行负担。RANSAC算法^[11]通过不断迭代拟合的方式得到平面模型,拟合精度高,但稳定性和实时性差。基于栅格地图的地面分割算法^[12]通过分区域实现对地面点的快速分离,但是精度差,且在已经建立深度图的基础上再额外建立栅格地图时效率不高。因此根据深度图的特点,本文采用ray ground filter(RGF)算法^[13],该算法以射线的概念来组织点云,通过对处于同一水平夹角下的点云按照在平面距离的近远进行排序,按照近到远的顺序,对待测点与前一个点的高度差和该点高度值分别与局部、全局高度阈值进行比较,来判断当前点是否为地面点,公式为

$$L_{h_i} = S_G \times D_i, \quad (3)$$

$$G_{h_i} = S_L \times (D_i - D_{i-1}), \quad (4)$$

式中: S_L 、 S_G 分别表示局部、全局坡度阈值; L_{h_i} 、 G_{h_i} 分别为第 i 点的局部高度阈值、全局高度阈值; D_i 、 D_{i-1} 分别为第 i 、 $i-1$ 点在 $x-y$ 平面下到激光雷达的距离。

由于在深度图中已经对点云进行了有序的组织,深度图中的一列代表了处于同一水平角度的点云,因此只需对深度图的每一列使用以上算法便可完成对地面点的分割。图2为RGF算法在激光雷达上剖面的示意图,在已知激光雷达的安装高度的情况下,通过设置合理的坡度阈值来判断地面点云。效果如图3所示,图3(a)为一帧点云数据,图3(b)为地面点分割后的结果。

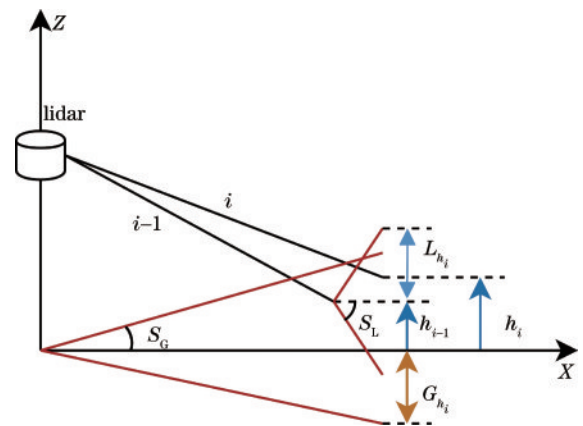


图2 RGF算法示意图

Fig. 2 Schematic of RGF algorithm

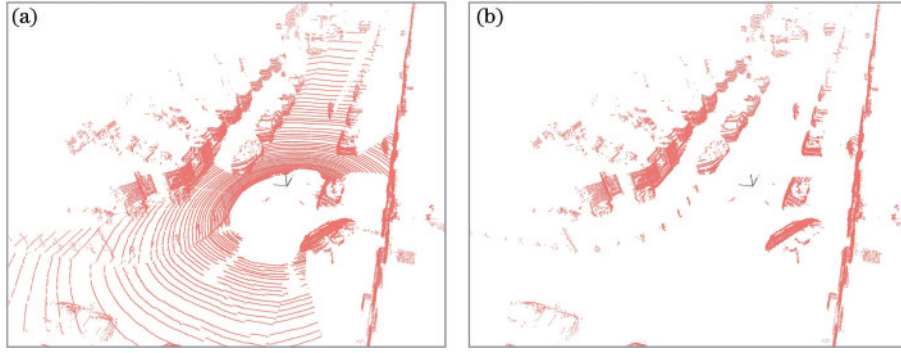


图 3 地面点分割。(a)点云数据;(b)地面分割后的点云数据

Fig. 3 Ground point segmentation. (a) Point cloud data; (b) point cloud data after ground segmentation

3 改进角度约束算法

3.1 水平方向的分割

传统角度约束算法在深度图中采用四邻域的搜索方式完成点云合并,但是仅靠四邻域搜索在面对缺失点云时会造成搜索的停止,并没有考虑到邻域以外的相关点云,并且垂直方向和水平方向的点云密度相差过大,不适合使用同一分割标准。因此所提方法在不同方向设置不同标准,先在深度图的水平方向完成初次分割,再根据图结构进行垂直方向点云的合并,提高分割精度和效率。

对于水平方向的分割,传统角度约束算法利用角度区分两点是否属于同一物体,示意图如图 4(a)所示。具体来说就是激光雷达扫描时处在同一个物体上相邻两点之间的角度 β 较大,不在同一物体上的两点之间的角度 β 较小,根据这一特性可以设置角度阈值分割点云,即使较近的物体也能得到很好区分。但该算法存在一些缺陷,即对于近似平行或者垂直于雷达射线的物体,其 β 小于设置的角度阈值,会导致点云被错误划分。Borges 等^[14]曾提出一种自适应断点检测器,通过设置角度阈值 θ ,由 θ 的辅助线与待测点射线

的交点确定距离阈值 D_a ,再根据距离来分割点云,该方法计算量小且适用于处理两点角度较小的情况。该算法的本质也是基于角度约束原理的,但是仅凭角度约束作为分割依据,算法的鲁棒性不高,对特殊点(例如不是同一物体的两点满足角度阈值)的分割不够稳定。结合欧氏聚类的原理,本文在断点检测器的基础上添加一个判定条件距离阈值 D_e ,当两点之间的距离小于 D_a 和 D_e 时即可判定为来自同一物体。新的断点检测器示意图如图 4(b)所示。由于激光雷达点云近密远疏的特点,需要根据点的距离设置自适应的距离阈值 D_e 。 D_a 和 D_e 的计算公式分别为

$$D_a = R_i \frac{\sin \alpha}{\sin(\theta - \alpha)} + 3\delta, \quad (5)$$

$$D_e = 2bR_{i+1} \times \tan \frac{\alpha}{2}, \quad (6)$$

式中: R_i, R_{i+1} 为点 $i, i+1$ 到激光雷达的距离; α 为水平角分辨率,为 0.3° ; 计算与激光雷达距离较近的点时可能噪声会影响到结果准确性,导致分割失败,因此在距离阈值中增加噪声参数 δ ,一般由雷达厂商提供, 3δ 在此作为经验值; b 为阈值放大系数,一般大于等于 1。

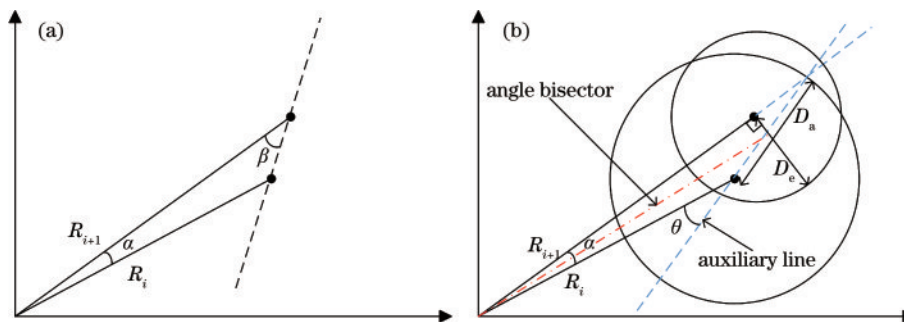


图 4 算法示意图。(a)传统角度约束算法;(b)新的断点检测器

Fig. 4 Schematic of algorithms. (a) Traditional angle constraint algorithm; (b) new breakpoint detector

3.2 垂直方向的合并

通过水平方向的分割,深度图中每一行中属于不同物体的点云被分为多个点云片段,需要把不同通道中属于同一物体的点云片段合并起来。Yang

等^[15]提出一种基于图结构的搜索合并思路,将图中的点云片段视为节点,为在深度图中有像素邻接的点云片段之间构建节点连接线,形成一张无向关系网。该图结构中的缺失点可以作为媒介索引至周围

邻近节点,提供了有效的搜索信息,跳出传统算法中的邻域搜索盲区。图 5 为深度图对应的图结构,其中

未填充部分代表缺失点云,不同颜色代表不同点云片段。

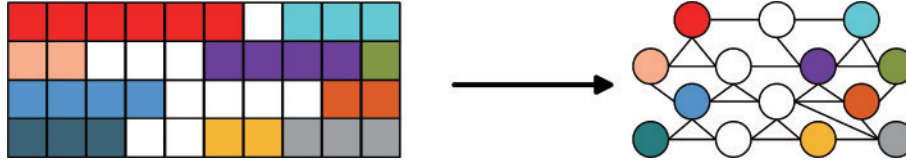


图 5 图结构示意图

Fig. 5 Diagram of graph structure

根据节点连接关系,使用广度优先搜索算法搜索合并节点,图 6 为搜索流程。首先选择一个起始点作为父节点,将其相连的子节点加入到搜索队列,将没被标记且满足距离阈值的子节点归为同类。图 6 中 queue1 用于记录父节点,queue2 用于记录子节点,父节点只与隶属的子节点进行距离比较,当 queue1 和 queue2 都清空时,搜索结束。其中父节点只添加不同通道下相连的子节点到队列中,如果加入的子节点中包含缺失点,则弹出此缺失节点并将所有与缺失节点相连的子节点加入队列 queue2 中,扩大了搜索的有效

范围。采用 $x-y$ 平面下的距离来判断节点之间合并情况,原方法采用全链接的方式计算簇间距离,需要计算两个簇间所有样本之间的距离,算法时间复杂度高。考虑到点云形状的不确定性和代码运行实时性,这里采用层次聚类中的重心法计算簇间距离,因为重心法抗噪能力好且能一定程度上反映点云分布情况。该方法中点云簇之间的距离以重心之间的距离来表示,公式为

$$D_{dis} = \sqrt{(\bar{x}_i - \bar{x}_j)^2 + (\bar{y}_i - \bar{y}_j)^2}, \quad (7)$$

式中: (\bar{x}_i, \bar{y}_i) 、 (\bar{x}_j, \bar{y}_j) 分别为第 i 、第 j 类节点在 $x-y$ 平面下的重心坐标。当重心距离大于阈值则表示这两点不属于同一类,若小于阈值则认为属于同类。

Algorithm 1: search merge node algorithm

Input: Figure structure G , Distance threshold Dis

Output: Figure structure G

```

1 label=0;
2 for each & node in G do
3     if node.visited==TRUE then
4         continue;
5     else
6         label++;
7         queue1.push(node);
8         node.visited=TRUE;
9         while (!queue1.empty) do
10            queue2.push(neighbor(queue1.front()));
11            while(!queue2.empty) do
12                if queue2.front().visited==FALSE then
13                    if queue2.front().label==-1 then
14                        // add nodes around the missing node
15                        queue2.push(neighbor(queue2.front()));
16                        queue2.pop();
17                        continue;
18                    if Dist(queue1.front(), queue2.front())<Dis then
19                        queue2.front().visited=TRUE;
20                        queue2.front().label=label;
21                        queue1.push(queue2.front());
22                queue2.pop();
            queue1.pop();

```

图 6 搜索合并流程

Fig. 6 Flowchart of search merging

4 实验结果与分析

为验证所提算法的有效性和通用性,采用KITTI公开的HDL-64型激光雷达点云数据集和实验室某型号电动车搭载的RS-LiDAR-16型激光雷达采集的点云数据集作为实验数据。图 7 为实车实验平台,实车数据采集于上海某高校路段,路面无较大起伏,行车速度为 20 km/h 左右,激光雷达的扫描频率为 10 Hz。其中对于公开数据集,使用其官方标签文件获得对象三维包围框,确定对象的位置和大小,以此作为精度实验的验证集。对于实验室自建数据集,使用点云软件手动标注并导出对象对应的三维包围框,作为精度实验的验证集。实验电脑配置为 Intel i5-8300H 2.3 GHz, 8 GB 内存,代码语言为 C++, 使用 VTK 进行可视化。



图 7 实验平台

Fig. 7 Experimental platform

从公开数据集和实车采集的数据集中各随机抽取 200 帧作为实验数据,对实验数据完成点云的预处理之后,比较欧氏聚类算法、传统角度约束算法、文献[15]中的算法以及所提改进角度约束算法的分割速度。经多次实验,将传统角度约束算法及所提算法中的角度阈值参数设置为 10° 。图 8 为不同算法在不同数据集的运行耗时,在 RS-LiDAR-16 数据集和 HDL-64 数据集下,欧氏聚类算法的平均耗时分别为 174 ms 和 435 ms,传统角度约束算法分别为 20 ms 和 39 ms,文献[15]中的算法分别为 61 ms 和 33 ms,所提算法分别为 11 ms 和 24 ms。在时间效率方面,所提算法约为欧氏聚类算法的 0.06 且算法的耗时稳定性好。由于所提算法的计算量的减少,相比传统角度约束算法,所提算法的平均

速度提升了 51.4%。所提算法由于采用重心法降低了计算复杂度,相比文献[15]中的全链接法,平均速度提升了 65.2%。所提算法在运行 64 线激光雷达点云数据时的理论帧数可达 41 左右,算法的实时性和稳定性均满足正常行车的需求。图 9 为两种数据集下传统角度约束算法和所提算法的检测目标对比图,其中图 9(a)和图 9(b)为 HDL-64 数据集下两种算法的检测效果对比图,图 9(c)和图 9(d)为 RS-LiDAR-16 数据集下两种算法的检测效果对比图。图 9(a)和图 9(c)中使用的是传统角度约束算法,由于墙面的点云之间的夹角较小和车辆点云的缺失,出现点云过分割现象。图 9(b)和图 9(d)为所提方法效果图,通过自适应断点检测器和图结构搜索,解决了过分割问题。

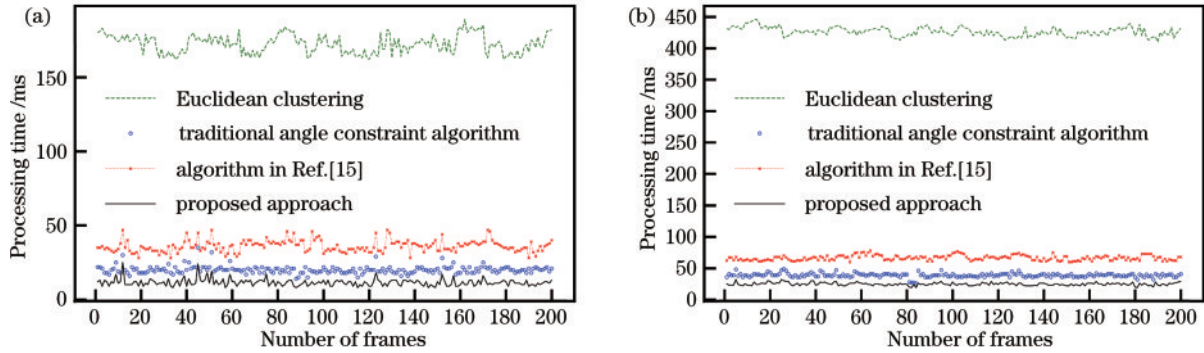


图 8 运行耗时。(a)RS-LiDAR-16 数据集;(b)HDL-64 数据集
Fig. 8 Running time consumption. (a) RS-LiDAR-16 dataset; (b) HDL-64 dataset

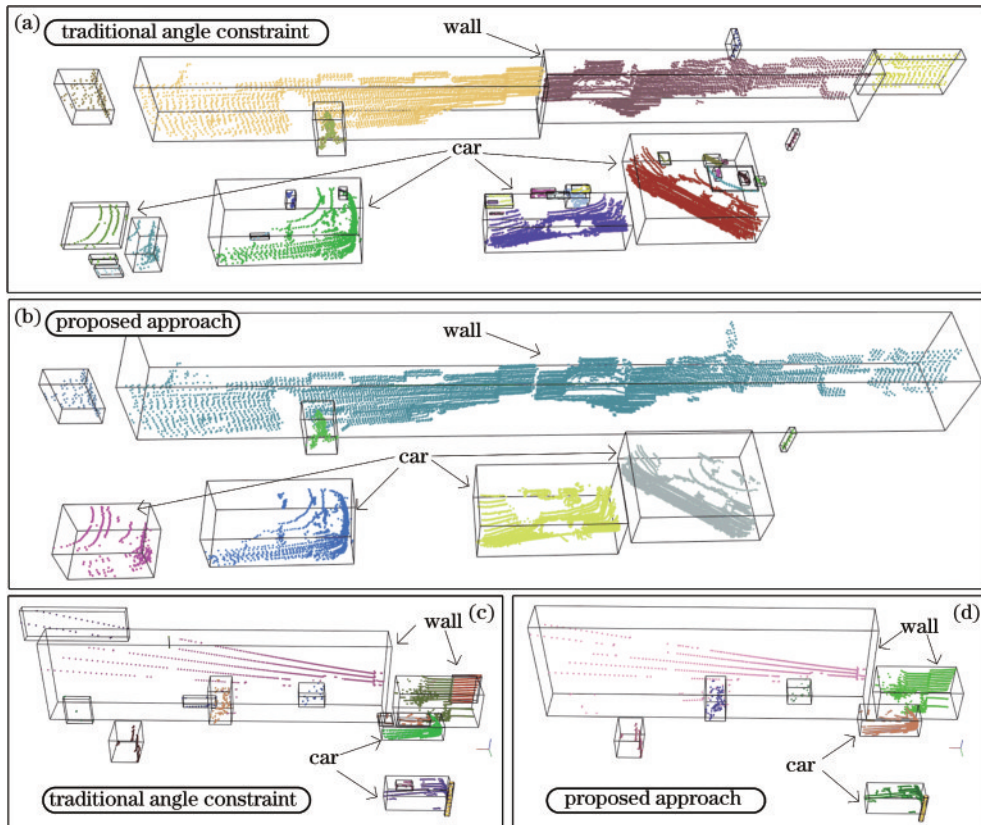


图 9 障碍物检测结果。(a)(b)HDL-64 数据集;(c)(d)RS-LiDAR-16 数据集
Fig. 9 Obstacle detection results. (a) (b) HDL-64 data set; (c) (d) RS-LiDAR-16 dataset

为验证算法的准确度,对结果采用正检率和误检率等参数进行评估,公式为

$$P_P = \frac{S_P}{S_{sum}}, P_E = \frac{S_E}{S_{sum}}, \quad (8)$$

式中: P_P 、 P_E 分别为正检率、误检率; S_{sum} 为实际障碍物数量; S_P 为检测正确的障碍物数量; S_E 为出现欠分割或者过分割的障碍物数量。从两个数据集各抽取 200 帧计算准确率,其中对于 KITTI 数据集,使用官方的标注文件确定 400 个障碍物目标,主要为车辆、货车和行人。RS-LiDAR-16 数据集通过人工标注 300 个障碍

物目标。结果分别如表 1 和表 2 所示,与传统角度约束算法相比,所提算法聚类效果良好,平均正检率提高了 11.5 个百分点,平均误检率减小了 12.7 个百分点,提高了检测精度,减少了过分割现象。在不同线束的激光雷达下,所提算法的准确率较高,不受点云稀疏情况干扰,适用性强。由于全链接法的可靠性大于重心法,所提算法的准确率略低于文献[15]中的全链接法,平均正检率减小了 2.0 个百分点,平均误检率增加了 3.5 个百分点,但在实际使用中差异不明显,且所提算法的运行速度要远快于文献[15]中的全链接法。

表 1 HDL-64 数据集下不同算法效果对比

Table 1 Comparison of different algorithms on HDL-64 dataset

Algorithm	Number of positive detection samples	Number of error detection samples	Positive detection rate %	Error detection rate %
Traditional angle constraint algorithm	305	75	76.3	18.8
Algorithm in Ref. [15]	354	15	88.5	3.8
Proposed approach	348	26	87.0	6.5

表 2 RS-LiDAR-16 数据集下不同算法效果对比

Table 2 Comparison of different algorithms on RS-LiDAR-16 dataset

Algorithm	Number of positive detection samples	Number of error detection samples	Positive detection rate %	Error detection rate %
Traditional angle constraint algorithm	216	70	72.0	23.3
Algorithm in Ref. [15]	260	18	86.7	6.0
Proposed approach	253	31	84.3	10.3

5 结 论

提出了一种改进角度约束的激光雷达障碍物检测方法,断点检测器结合自适应欧氏聚类的分割判断提高了分割精度,创建的图结构解决了缺失点云的干扰,减少了过分割现象,优化的聚类方法减少了计算量,加快了算法速度。然而,由于所提方法需要构建深度图和图结构,内存需求较大,对资源有限的工控机不够友好;同时地面分割算法由于地面坡度的影响,会导致地面点分割不彻底,影响后续的聚类效果。在今后研究中,将尝试优化代码的内存开销问题和地面分割算法,同时使用多传感器融合的方式提高算法准确性,保证无人车拥有一定的安全冗余。

参 考 文 献

- [1] Tahereh S, Gholamreza A. LIDAR image segmentation using hierarchical clustering[J]. American Journal of Computing Research Repository, 2016, 4(1): 21-29.
- [2] 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.
Xia X Z, Zhu S X, Zhou Y Y, et al. LiDAR K-means clustering algorithm based on threshold[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2020, 46(1): 115-121.
- [3] 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.
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.
- [4] 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.
- [5] 王风帆, 吴云帆, 孔敏. 基于凝聚聚类算法的重力异常区域划分[J]. 海洋测绘, 2021, 41(6): 18-22.
Wang F F, Wu Y F, Kong M. Region segmentation of gravity anomaly based on agglomerative clustering algorithm [J]. Hydrographic Surveying and Charting, 2021, 41(6): 18-22.
- [6] 宗长富, 文龙, 何磊. 基于欧几里得聚类算法的三维激光雷达障碍物检测技术[J]. 吉林大学学报(工学版), 2020, 50(1): 107-113.
Zong C F, Wen L, He L. Object detection based on Euclidean clustering algorithm with 3D laser scanner[J]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition), 2020, 50(1): 107-113.
- [7] Bogoslavskyi I, Stachniss C. Fast range image-based segmentation of sparse 3D laser scans for online operation

- [C]//2016 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, October 9-14, 2016, Daejeon, Korea. New York: IEEE Press, 2016: 163-169.
- [8] Zhou B, Huang R. Segmentation algorithm for 3D LiDAR point cloud based on region clustering[C]//2020 7th International Conference on Information, Cybernetics, and Computational Social Systems (ICCSS), November 13-15, 2020, Guangzhou, China. New York: IEEE Press, 2020: 52-57.
- [9] 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.
- [10] Kim H K, Yoo K Y, Jung H Y. Color image generation from range and reflection data of LiDAR[J]. *Sensors*, 2020, 20(18): 5414.
- [11] 李佳佳, 李永强, 杨亚伦. 基于改进 RANSAC 算法的车载 LiDAR 地面点云提取[J]. *河南工程学院学报(自然科学版)*, 2022, 34(1): 49-54.
- Li J J, Li Y Q, Yang Y L. Ground point cloud extraction of vehicle-borne LiDAR based on improved RANSAC algorithm[J]. *Journal of Henan University of Engineering (Natural Science Edition)*, 2022, 34(1): 49-54.
- [12] 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.
- [13] 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.
- [14] Borges G A, Aldon M J. Line extraction in 2D range images for mobile robotics[J]. *Journal of Intelligent and Robotic Systems*, 2004, 40(3): 267-297.
- [15] Yang H Z, Wang Z L, Lin L L, et al. Two-layer-graph clustering for real-time 3D LiDAR point cloud segmentation[J]. *Applied Sciences*, 2020, 10(23): 8534.