

基于点云多帧融合的相邻障碍物聚类分割方法

彭罗曼 张海洋 王文鑫 白莎莎 刘炫 赵长明

Segmentation method of adjacent obstacles based on multi-frame fusion point clouds

PENG Luoman, ZHANG Haiyang, WANG Wenxin, BAI Shasha, LIU Xuan, ZHAO Changming

引用本文:

彭罗曼, 张海洋, 王文鑫, 等. 基于点云多帧融合的相邻障碍物聚类分割方法[J]. 应用光学, 2023, 44(6): 1324–1331. DOI: 10.5768/JAO202344.0602002

PENG Luoman, ZHANG Haiyang, WANG Wenxin, et al. Segmentation method of adjacent obstacles based on multi-frame fusion point clouds[J]. Journal of Applied Optics, 2023, 44(6): 1324–1331. DOI: 10.5768/JAO202344.0602002

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.5768/JAO202344.0602002>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于FPGA的自适应阈值运动目标检测

Moving object detection with adaptive threshold based on FPGA

应用光学. 2017, 38(6): 903–909 <https://doi.org/10.5768/JAO201738.0602001>

改进GSO与二维OTSU融合的红外图像多阈值分割方法

Multi-threshold segmentation method of infrared images based on improved fusion of GSO and 2D OTSU

应用光学. 2021, 42(4): 671–677 <https://doi.org/10.5768/JAO202142.0402006>

基于机载激光雷达点云的雪道坡度提取算法

Slope extraction algorithm of ski tracks based on airborne LIDAR point cloud

应用光学. 2021, 42(3): 481–487 <https://doi.org/10.5768/JAO202142.0302005>

融合改进直方图PDE和二维Tsallis熵多阈值SAR分割

Multi-threshold SAR segmentation based on improved histogram PDE and two-dimensional Tsallis entropy

应用光学. 2018, 39(6): 839–848 <https://doi.org/10.5768/JAO201839.0602002>

基于结构光的植保无人机障碍物在线检测系统

Obstacle detection system of plant protection UAVs based on structural light

应用光学. 2018, 39(3): 343–348 <https://doi.org/10.5768/JAO201839.0301008>

基于局部图像分割与多特征滤波的自适应桥梁露筋检测算法

Self-adaptive bridge bare rebar detection algorithm based on local image segmentation and multi-feature filtering

应用光学. 2020, 41(3): 508–515 <https://doi.org/10.5768/JAO202041.0302004>



关注微信公众号, 获得更多资讯信息

文章编号: 1002-2082 (2023) 06-1324-08

基于点云多帧融合的相邻障碍物聚类分割方法

彭罗曼^{1,2,3}, 张海洋^{1,2,3}, 王文鑫^{1,2,3}, 白莎莎^{1,2,3}, 刘炫^{1,2,3}, 赵长明^{1,2,3}

(1. 光电成像技术与系统教育部重点实验室, 北京 100081; 2. 信息光子技术工业和信息化部重点实验室, 北京 100081; 3. 北京理工大学光电学院, 北京 100081)

摘要: 相邻障碍物的分割是无人驾驶领域的技术难点, 低线激光雷达点云稀疏, 无法聚类远距离物体, 但激光雷达线束越多越昂贵。为了实现低成本聚类分割相邻障碍物, 实验场景选取常用交通场景对象相邻的人/人、人/车, 提出了一种基于多帧融合的相邻障碍物分割方法。基于惯性测量单元、激光雷达融合多帧点云, 解决了低线激光雷达因分辨率低而无法聚类远距离相邻行人的问题。提出改进的欧式聚类, 加入自适应阈值和向量角度约束两个新的分割标准, 提高相邻障碍物的分割效果。实验结果表明, 该方法具有成本低、聚类精准等特点, 与单帧传统欧式聚类算法相比, 该方法针对相邻障碍物分割的准确度提升约 30.7%, 对低线激光雷达在障碍物聚类以及后续的检测具有一定参考意义。

关键词: 多帧融合; 自适应阈值; 相邻障碍物分割; 稀疏点云聚类

中图分类号: TN249

文献标志码: A

DOI: 10.5768/JAO202344.0602002

Segmentation method of adjacent obstacles based on multi-frame fusion point clouds

PENG Luoman^{1,2,3}, ZHANG Haiyang^{1,2,3}, WANG Wenxin^{1,2,3}, BAI Shasha^{1,2,3},
LIU Xuan^{1,2,3}, ZHAO Changming^{1,2,3}

(1. Key Laboratory of Optoelectronic Imaging Technology and System (Ministry of Education), Beijing 100081, China; 2. School of Optoelectronics, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China; 3. School of Optoelectronics, Beijing University of Technology, Beijing 100081, China)

Abstract: The segmentation of adjacent obstacles is a technical difficulty in the field of driverless vehicles. The low-line light detection and ranging (LIDAR) point clouds are sparse, and they can't cluster long-distance objects. However, the more LIDAR wire beams, the more expensive. In order to realize low-cost clustering segmentation of adjacent obstacles, the adjacent people and vehicles of common traffic scene objects were selected as the experimental scenes, and a adjacent-obstacle segmentation method based on multi-frame fusion was proposed. Based on the inertial measurement unit (IMU) and LIDAR fusion of multi-frame point cloud, it could solve the problem that low-line LIDAR is unable to cluster long-distance adjacent pedestrians due to its low resolution. The improved Euclidean clustering was proposed, and two new segmentation criteria of adaptive threshold and vector angle constraint were applied into this algorithm to improve the segmentation effect of adjacent obstacles. The experimental results show that this method has the characteristics of low cost and accurate clustering. Compared with the single-frame Euclidean cluster, the accuracy of this method for segmenting adjacent obstacles improves by about 30.7%, which has certain reference significance for the clustering and detection of low-line LIDAR in obstacles.

收稿日期: 2022-12-26; 修回日期: 2023-06-20

基金项目: “科技冬奥”重点专项国家科学化训练基地建设关键技术与示范基金资助项目 (2018YFF0300800)

作者简介: 彭罗曼 (1999—), 女, 硕士研究生, 主要从事激光点云数据处理研究。E-mail: 412102554@qq.com

通信作者: 张海洋 (1981—), 男, 博士, 副教授, 主要从事激光探测与成像、目标识别技术、激光无线能量传输研究。

E-mail: ocean@bit.edu.cn

Key words: multi-frame fusion; adaptive threshold; segmentation of adjacent obstacles; sparse point cloud clustering

引言

随着 5G 技术与无人驾驶技术的快速发展, 对周围环境的可靠感知是无人驾驶领域的重要任务^[1-3], 环境感知分为地面滤除^[4]、ROI 提取^[5]、聚类分割^[6,7]、检测识别^[8]四大模块, 其中物体的精准聚类是后续障碍物检测良好效果的基础保障^[9-11]。单独分割相邻障碍物是环境感知的重要问题, 车辆和行人作为园区送货车等低速无人驾驶感知的主要对象, 激光雷达数据空间分布不均匀^[12], 稀疏点云的相邻障碍物聚类分割效果不佳, 无法区分靠近车的行人以及相近的远距离行人, 会给驾驶带来安全隐患。

国内外关于激光雷达点云的分割主要有深度学习和基于聚类两种方法^[13-14]。PointNet++虽然相比 PointNet 对点云的局部特征提取性能有所提升, 但实时性方面仍然欠缺^[15]。基于深度学习的点云分割虽然检测精度高, 但存在训练数据集难以获取、对计算单元性能要求高等问题, 且对稀疏点云适用性有限^[16-17]。而基于聚类的分割则避免了上述问题, 具有稳定、快速等优点。文献[18]基于点云射线角度约束改进欧式聚类实现对一定范围内障碍物的分割与聚类, 但其聚类半径阈值是根据不同区域划分, 没有实现自适应, 不够灵活。文献[19]基于 KD-Tree 和欧式聚类结合行人几何约束实现越野环境下的多人行人点云聚类提取, 但能够聚类的行人相距很远。文献[20]基于 64 线激光雷达和 RTK-GPS(real-time kinematic global positioning system)、INS(inertial navigation system)多帧融合后的数据进行障碍物的聚类检测, 但不同障碍物相近时, 存在被聚类成一个簇的问题。文献[21]通过点云去畸变和距离阈值自适应的欧式聚类, 实现较近和较远障碍物的聚类, 但去畸变方法使得该算法的实时性较差。文献[22]二次多项式拟合获取不同距离下的欧式聚类半径, 但该方法用于聚类低线激光雷达采集的远处障碍物时, 存在纵向过分割的问题。

为了解决上述问题, 基于 16 线激光雷达获取道路上人/人、人/车相邻场景的稀疏点云数据, 提出了基于多帧融合的相邻障碍物聚类分割方法, 在提高远距离人/人、人/车点云密度的同时, 提高相邻人/人、人/车聚类分割效果。

1 多帧融合

低线激光雷达点云数据稀疏, 随着物体和传感器之间距离的增加, 相邻点之间的欧式距离增加, 导致远距离物体聚类困难, 相邻物体变得更加难以分割。因此, 提出将多帧融合应用于聚类前的数据处理, 增加远距离物体点云密度, 便于后续聚类分割。

基于 IMU 获取 LIDAR 的位姿变化, 实现多帧点云数据融合。LIDAR 和 IMU 频率均设为 10 Hz, 根据 ROS 多传感器时间同步机制实现两者时间同步。LIDAR 和 IMU 都有自身的坐标系, 在进行数据融合前, 需要将两者输出的信息统一到同一坐标系下, 实现空间同步。由于 LIDAR 和 IMU 在安装完成后保持固定, 所以对 LIDAR 和 IMU 进行联合标定, 得到两者之间的外参关系, 将点云数据统一到 IMU 坐标系进行多帧融合。

联合标定需要确定 LIDAR 和 IMU 之间的 6 自由度的转换关系, 即 $T_{LIDAR}^{IMU} = \{R, t\}$, R 为旋转参数, t 为平移参数。LIDAR/IMU 的联合标定具体原理步骤如下:

- 1) 将 LIDAR 数据根据当前假设的状态变量变换到 IMU 坐标系下;
- 2) 构建 KD-Tree 结构, 对每一次扫描时的数据, 在下一次扫描中寻找最近邻的点并计算距离, 将每个点的邻近误差作为优化目标进行优化;
- 3) 当总距离最小时, 可认为完全匹配。最终得到的转换矩阵如式(1):

$$T_{LIDAR}^{IMU} = \begin{bmatrix} 0.766 & 0.643 & 1.51e-4 & -8.15e-4 \\ -0.643 & 0.766 & -5.31e-5 & 9.04e-5 \\ -1.49e-5 & -5.63e-5 & 1 & 2.23e-4 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (1)$$

完成 IMU 和 LIDAR 的外参标定后, 通过上述的外参转换矩阵将点云数据由 LIDAR 坐标系转换到 IMU 坐标系下。

$$P_{LIDAR} \times T_{LIDAR}^{IMU} = P_{IMU} \quad (2)$$

读取的 IMU 数据为 GPFPD 格式, 解析出前后两帧的偏航角 (heading)、俯仰角 (pitch)、横滚角 (roll)、东向速度 (V_e)、北向速度 (V_n)、天向速度 (V_u), 得到各方向的角速度和加速度变化量, 记为 Δg_x 、 Δg_y 、 Δg_z 、 Δa_x 、 Δa_y 、 Δa_z 。通过 IMU 得到前后两

帧旋转矩阵、平移矩阵, 分别为 M 、 T , f 为雷达频率 10 Hz。

$$M_x = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos \Delta g_x & -\sin \Delta g_x \\ 0 & \sin \Delta g_x & \cos \Delta g_x \end{bmatrix} \quad (3)$$

$$M_y = \begin{bmatrix} \cos \Delta g_y & 0 & \sin \Delta g_y \\ 0 & 1 & 0 \\ -\sin \Delta g_y & 0 & \cos \Delta g_y \end{bmatrix} \quad (4)$$

$$M_z = \begin{bmatrix} \cos \Delta g_z & -\sin \Delta g_z & 0 \\ -\sin \Delta g_z & 0 & \cos \Delta g_z \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (5)$$

$$M = M_x \times M_y \times M_z \quad (6)$$

$$T = \begin{bmatrix} \frac{a_x}{2f} + \frac{a_y}{2f} + \frac{a_z}{2f} \end{bmatrix} \quad (7)$$

通过上述旋转平移矩阵得到两帧点云的位姿变换, 建立多帧点云融合模型如下, 实现多帧融合。

$$P_{\text{fusion}} = [M \times P_{N-1} + T] + P_N \quad (8)$$

2 改进的欧式聚类

多帧融合一定程度弥补了低线激光雷达分辨率低的缺点, 但针对道路环境中并排行走的行人以及靠近车辆的行人等相邻障碍物场景, 传统聚类分割效果欠佳。因此, 结合上述问题对传统欧式聚类提出以下分割指标的改进, 实现针对相邻人/车、人/人的聚类分割。

激光雷达点云具有近密远稀的特点, 传统欧式聚类依赖固定阈值^[23], 对不同距离的扫描范围采用固定的聚类阈值, 阈值设置过小会使近距离的同一目标被过度划分为多个点簇, 过大会使远距离的不同物体聚类到同一簇。传统的欧式聚类无法针对相邻人/车、人/人场景精准分割。

提出自适应聚类半径阈值的分割指标, 分割原理如下: 考虑到实际中处在相同水平位置而不同高度的点云一般属于同一物体, 因此将点云投影到 XOY 水平面, 避免同一物体因不同高度聚类阈值不同而过分割的情况。

$$[x_i, y_i, z_i] \Rightarrow [x_i, y_i] \quad (9)$$

$\sqrt{x_i^2 + y_i^2}$ 为点 i 到激光雷达的水平直线距离, 由于激光点云密度随点到激光雷达的距离变化显著, 激光雷达水平方向点云密度高于垂直方向, 因此根据水平欧式距离和水平角分辨率自适应调整聚类阈值, 如式 (10) 所示。

$$r_i = \lambda \cdot \Delta \theta \cdot \sqrt{x_i^2 + y_i^2} \quad (10)$$

式中: λ 为阈值系数, 本文取 0.32; $\Delta \theta$ 为水平角分辨率。

建立 KD-Tree 结构, 对点 i 进行 K 邻域搜索, 计算近邻点 j 与点 i 的欧式距离 $\text{dis}(i, j)$ 。当 $\text{dis}(i, j) < r_i$ 时, j 与 i 在同一类; $\text{dis}(i, j) > r_i$ 时, j 与 i 不在同一类。

$$\text{dis}(i, j) = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2} \quad (11)$$

采用上述自适应聚类阈值分割标准, 能分割水平投影欧式距离较大的物体, 以及部分近距离相邻障碍物, 但仅靠自适应聚类阈值这一个分割标准并不能准确分割远距离相邻障碍物。因此针对上述问题, 加入向量夹角这一约束条件, 提出进一步的欧式聚类改进, 具体实现原理如下: 障碍物表面点云分布一般成凸状, 而相邻障碍物交界处点云分布为凹状, 通过计算某一点与两侧点的矢量和向量与该点到激光雷达原点向量的夹角来描述该特性。如图 1, 蓝点、绿点分别代表两个相邻障碍物, 假设激光雷达为原点 O , OB 、 OC 分别为打在障碍物的两条激光束。选择 B 点两侧相邻两点 A 、 C , 计算单位向量 V_{BA} 、 V_{BC} :

$$V_{BA} = \left(\frac{x_B - x_A}{\text{dis}(A, B)}, \frac{y_B - y_A}{\text{dis}(A, B)} \right) \quad (12)$$

$$V_{BC} = \left(\frac{x_B - x_C}{\text{dis}(B, C)}, \frac{y_B - y_C}{\text{dis}(B, C)} \right) \quad (13)$$

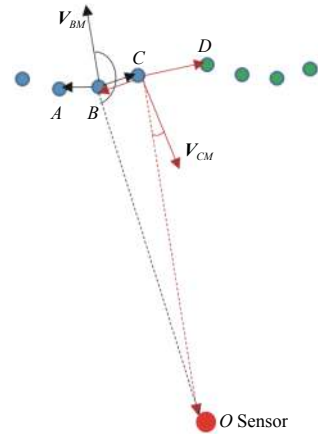


图1 向量角度约束

Fig. 1 Vector angle constraints

通过 V_{BA} 、 V_{BC} 矢量和的单位向量 V_{BM} 与 B 点指向激光雷达原点坐标的向量 V_{BO} 的向量积来区分 A 、 B 、 C 3 点属于同一障碍物还是不同障碍物, 表示如下:

$$V_{BM} = \frac{V_{BA} + V_{BC}}{\|V_{BA} + V_{BC}\|} \quad (14)$$

当向量积 $V_{BM} V_{BO} < 0$, 点 C 与点 B 属于同一类; $V_{BM} V_{BO} > 0$, 将点 C 标记为不同类。图 1 中, $V_{BM} V_{BO} < 0$, 点 C 与点 B 属于同一类; $V_{CM} V_{CO} > 0$, 则点 D 属于不同类。

整体算法流程见下文, 流程图如图2所示。

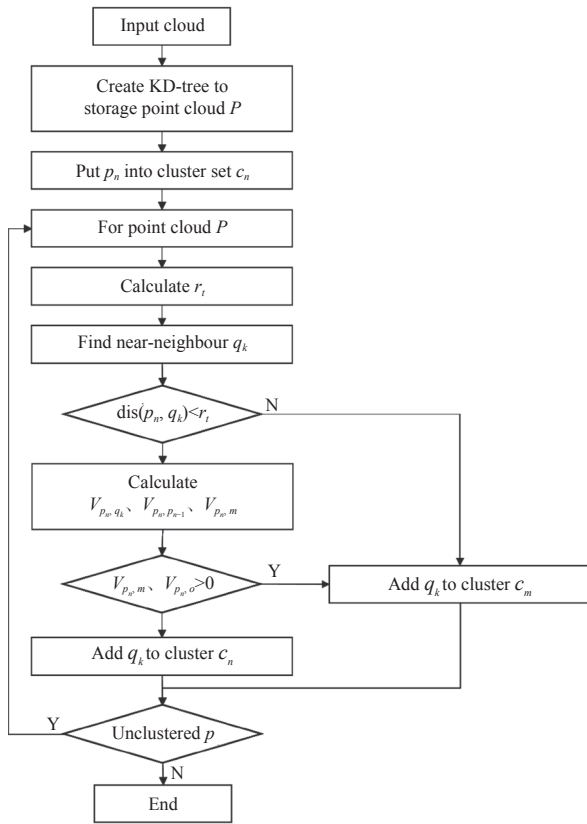


图2 改进欧式聚类算法

Fig. 2 Improved Euclidean clustering algorithm

- 1) 建立 KD-Tree 数据结构存放点云数据 $P(p_1, p_2, \dots, p_n)$;
- 2) 聚类集合 $C(c_1, c_2, \dots, c_m)$, 随机选择 p_n 点放入 c_n ;
- 3) 遍历 $P(p_1, p_2, \dots, p_n)$
 - a) 计算 p_n 点的自适应聚类阈值;
 - b) 寻找 p_n 点的 k 个近邻点 $Q(q_1, q_2, \dots, q_k)$, 计算近邻点到 p_n 点的欧式距离;
 - c) $\text{dis}(p_n, q_k) > r_i$, 将 q_k 聚类到不同点集 c_m ; $\text{dis}(p_n, q_k) < r_i$, 计算 $V_{p_n q_k}, V_{p_n p_{n-1}}$;
 - d) $V_{p_n m} V_{p_n o} < 0$, 将 q_k 聚类到不同点集 c_m ; $V_{p_n m} V_{p_n o} > 0$, 将 q_k 聚类到 p_n 同一点集 c_n ;
- 4) 判断 P 中是否还有未聚类的 p , 有就重复步骤 (3), 没有则进行下一步;
- 5) 当点云遍历完毕, 算法结束, 完成聚类分割。

3 实验结果与分析

3.1 实验环境及准备

本研究选用无人实验车作为移动平台在复杂环境下进行数据采集, 该实验车配备的传感器包

括星网宇达 XW-GI5651 惯性导航系统(图3左)和 Velodyne VLP-16 LIDAR(图3右)。另外, 为验证算法可行性及优化效果, 不同聚类方法及本文所提出的基于多帧融合的相邻障碍物聚类分割方法将在 Intel Core-i7, 8 GB 内存的 Ubuntu18.04 操作系统利用 C++ 编程语言进行算法开发, 算法开发过程中运用多种开源软件库, 如点云处理库 pcl 等, 在提高运行效率的同时简化代码架构并减少代码量。



图3 惯性导航系统和激光雷达

Fig. 3 IMU and LIDAR

3.2 数据采集及分析方法

基于上述实验平台, 在校园等复杂环境(场景中包含多个车辆、行人等)下采集了多组点云数据集进行测试验证实验, 不同复杂场景点云数据集如图4所示。

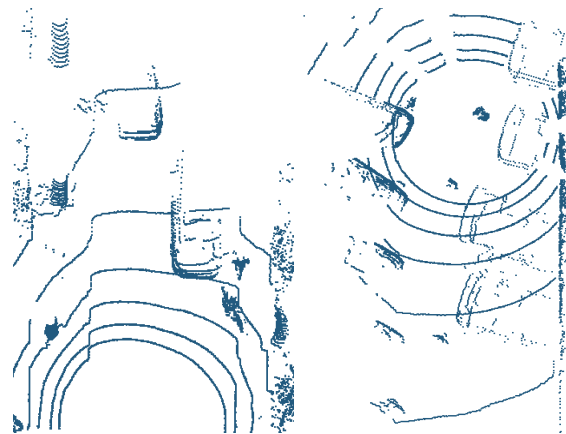


图4 部分不同复杂场景点云数据集

Fig. 4 Some cloud data sets of different complex scenarios

由于 IMU 积分时间越长, 误差越大, 根据每隔 0.1 s 的 IMU 数据信息融合多帧点云。实验中分别选取不同距离场景将单帧传统欧式聚类、多帧传统欧式聚类与本方法对比, 聚类完成以后, 得到以点云簇为单位的聚类结果, 使用包围盒将聚类结果包裹起来呈现最终的障碍物聚类分割效果。

3.3 结果与讨论

选用如下 VLP-16 录制的复杂场景点云对比了

本文方法相较于欧式聚类的优越性, 图 5(a) 为示例场景图, 其中地面分割标记为紫色。如图 5(b), 传统欧式聚类虽然对部分物体也能提供正确的分割, 但对近处的物体则存在分割不足的情况和对远处稀疏的车辆点云没法聚类的问题。图 5(c) 中, 本文的方法能够对相邻的车辆行人以及相邻行人实现很好的分割, 对点云车辆聚类也更为完整。

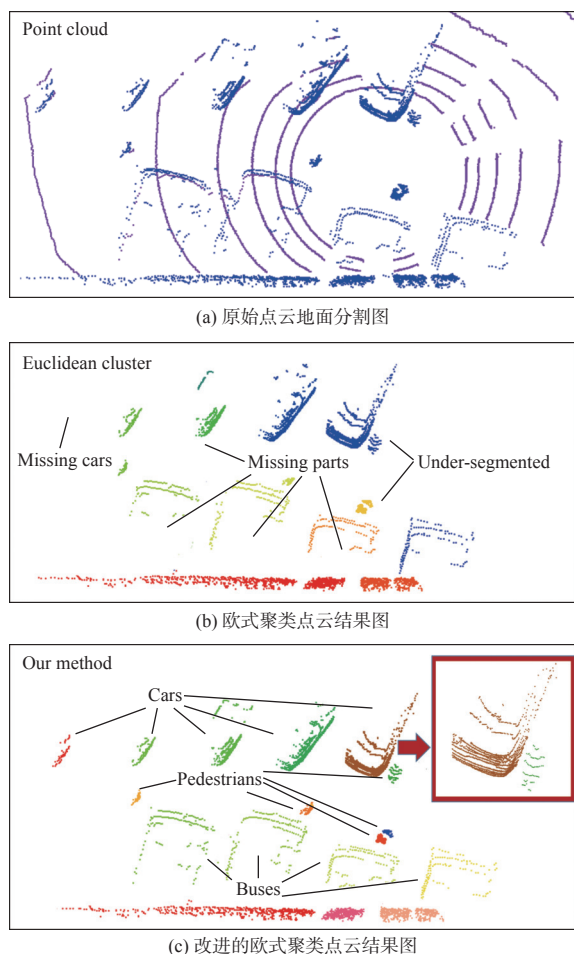


图 5 复杂场景下不同聚类方法对比图

Fig. 5 Comparison diagram of different clustering methods in complex scenarios

由于近距离的相邻人/车点云密集, 这里对比单帧传统聚类和本文改进的欧式聚类效果。借助激光测距仪实现精准测距, 我们分别对 7 m、11 m、15 m 和 19 m 处的人车目标进行聚类分割测试。在传统欧式聚类处理过程中, 如果固定阈值过小会出现过分割的情况, 如图 6(a) 所示; 而如果固定阈值过大会出现欠分割的情况, 如图 6(b) 所示。另外, 图 6(d)、图 6(e)、图 6(f) 分别对应图 6(a)、图 6(b)、图 6(c) 中目标 (车辆和人) 的聚类结果图。结合图 7 所展现的不同距离下的人体外形, 可

直观发现, 在图 6(d) 中将同一车辆目标误分割为 3 个目标, 出现过分割, 在图 6(e) 中将车辆和人员归类为同一目标, 出现欠分割, 而在图 6(f) 中, 本文所提方法可正确区分出车辆和人员两种不同目标, 实现准确分割相邻人/车的目的。

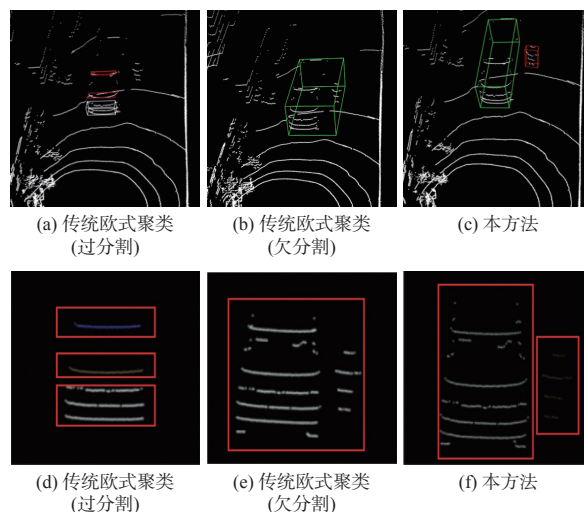


图 6 相邻人/车 (7 m 单帧) 聚类效果对比

Fig. 6 Clustering effect comparison of adjacent pedestrian\ car (7 m single frame)

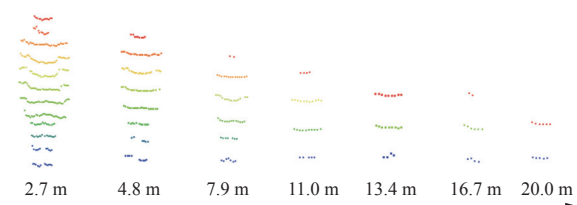
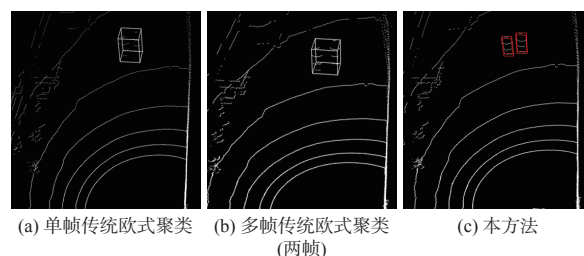


图 7 不同距离下 VLP-16 扫描的人点云示例

Fig. 7 Example of human point cloud for VLP-16 scans at different distances

如图 7 所示, 行人离传感器越远, 相对点云就越稀疏。如图 8 中 (a)、(b)、(c) 和图 9 中 (a)、(b)、(c) 所示, 在距离激光雷达 11 m、15 m 处, 单帧传统欧式聚类、多帧传统欧式聚类均能聚类相邻人\人, 但是欠分割。图 8 和图 9 中的 (d)、(e)、(f) 分别为 (a)、(b)、(c) 中目标的聚类结果图。由图可知, 本文方法能够实现相邻人/人的聚类分割。



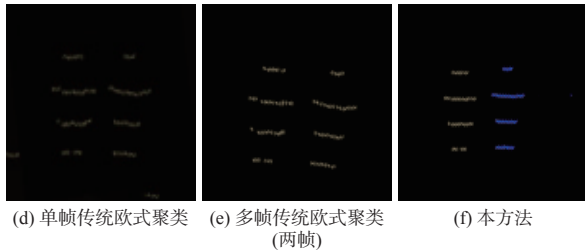


图 8 相邻人\人 (11 m) 聚类效果对比

Fig. 8 Clustering effect comparison of adjacent pedestrian\pedestrian (11 m)

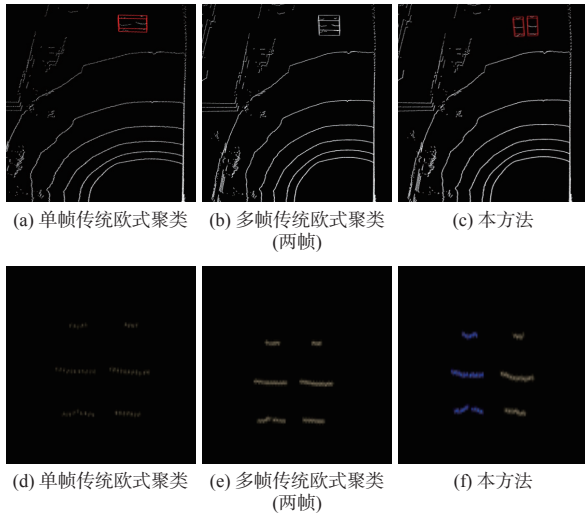


图 9 相邻人\人 (15 m 两帧) 聚类效果对比

Fig. 9 Clustering effect comparison of adjacent pedestrian\pedestrian (15 m)

如图 10 所示, 在距离激光雷达 19 m 处, 由于单帧远距离相邻人/人点云稀疏, 传统欧式聚类无法聚类。数据采集小车低速前进, 两帧融合后环境轮廓基本重合, 但远距离行人点云密度显著提高, 能很好地补充单帧远距离物体稀疏的点云。两帧融合后传统方法能够聚类相邻人/人, 但依旧欠分割。对比本方法在两帧融合与三帧融合后的相邻障碍物分割效果, 本文方法均能对较远距离的并排行人有很好的聚类分割效果。表 1 对图 10 中不同帧数的耗时以及分割效果进行了对比, 三帧融合点云数据量增加, 但分割效果没有明显优于两帧融合, 计算耗时显著增加。结合实际

测试结果, 为平衡算法算力需求与聚类分割效果, 选择两帧融合输入聚类分割为最佳。

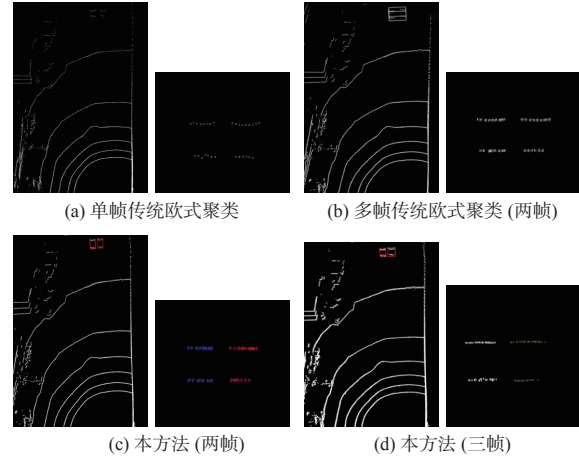


图 10 相邻人\人 (19 m 两帧) 聚类效果对比

Fig. 10 Clustering effect comparison of adjacent pedestrian\pedestrian (19 m)

表 1 本方法帧数优化选择

Table 1 Frame number selection optimized by our method

Frame number	1	2	3
Average time/ms	105	132	167
Cluster segmentation effect(Y\N)	N	Y	Y

采用 F 度量指标来量化评估本方法对相邻障碍物的分割效果。小于 1 m 界定为两障碍物相邻, 选取 1200 帧点云数据, 共有障碍物 1020 个, 其中相邻障碍物占 580 个。 F 度量指标计算公式如下, a 结合实际情况取 1。

$$F = \frac{a^2 + 1}{a^2} \times \frac{P \times R}{P + R} \quad (15)$$

式中: P = 正确分割数目/聚类但错误分割的相邻障碍物数目; R = 正确分割数目/实际总的相邻障碍物数数目(580)。

由式(15)可知, F 越高证明分割效果越好。考虑到激光雷达对于太近物体存在盲区, 从 4 m 外的障碍物开始, 每 3 m 记录相邻障碍物, 对比单帧传统欧式聚类、多帧传统欧式聚类、本文方法 3 种情况, 结果如表 2、图 11、图 12 所示。

表 2 相邻障碍物在不同距离的分割效果

Table 2 Segmentation effect of adjacent obstacles at different distances

Algorithm	4 m~7 m	7 m~10 m	10 m~13 m	13 m~16 m	16 m~19 m
Euclidean cluster (single frame)	0.932	0.851	0.723	0.428	0.116
Euclidean cluster (multi-frame)	0.963	0.925	0.811	0.637	0.302
This method	0.986	0.962	0.884	0.739	0.416

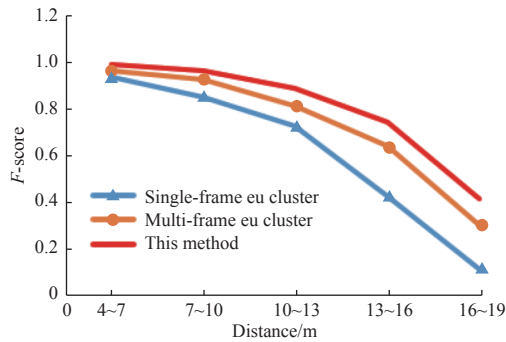


图 11 3种方法对比

Fig. 11 Comparison of three methods

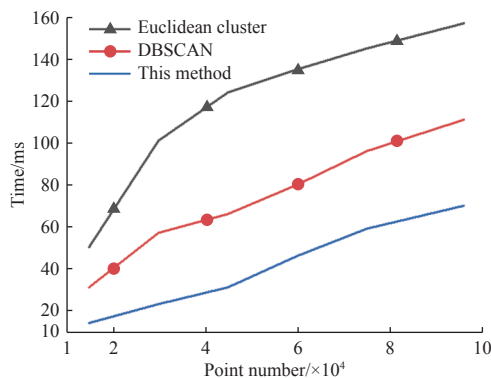


图 12 不同聚类方法耗时对比图

Fig. 12 Time-consuming comparison plots of different clustering methods

由上述图表可知,多帧融合在提高聚类效果上有一定作用,本文提出的方法在远距离的相邻障碍物聚类分割上优化效果更明显,且耗时相对更短,在实时性也具有一定优势。 F 度量相比单帧传统欧式聚类方法提升 30.7%,对于 VLP-16 等低分辨率激光雷达在后续障碍物检测等方面有很大的用途。

4 结论

本文针对稀疏点云中相邻障碍物分割效果不佳的问题,提出了一种高效有用的相邻障碍物聚类分割方法,设计了基于自适应阈值和向量角度约束的改进欧式聚类算法,在基于 IMU 和 LIDAR 传感器多帧融合后的数据里实现聚类分割。实验结果证明本文提出的基于多帧融合的相邻障碍物聚类分割方法具有较大的提升和较高的准确度,可以应用于低线激光雷达的相邻障碍物聚类分割中,为园区送货车等低速无人驾驶车辆的低成本化提供一种可行性方案。

参考文献:

- [1] 张迎春,黄志红.智能交通系统(ITS)的发展[J].科技信息,2009(26):494-495.
ZHANG Yingchun, HUANG Zhihong. The development of intelligent transportation systems (ITS) [J]. Science & Technology Information, 2009(26): 494-495.
- [2] WANG G J, WU J, HE R. A point cloud-based robust road curb detection and tracking method[J]. IEEE Access, 2019, 7: 24611-24625.
- [3] 黄志强,李军.无人驾驶汽车环境感知技术研究[J].装备制造,2021(1):1-6.
HUANG Zhiqiang, LI Jun. Research on environment perception technology of driverless car[J]. The Magazine on Equipment Machinery, 2021(1): 1-6.
- [4] 赵凯,朱愿,王任栋.基于均值高程图的城市环境三维LIDAR点云地面分割方法[J].军事交通学院学报,2018,20(9):80-84.
ZHAO Kai, ZHU Yuan, WANG Rendong. Mean elevation map-based ground segmentation method for 3D LIDAR point cloud under urban environment[J]. Journal of Military Transportation University, 2018, 20(9): 80-84.
- [5] 盛君,孙晨辉,王杰,等.基于车载激光点云的城市道路提取方法研究[J].地理信息世界,2022,29(3):114-118.
SHENG Jun, SUN Chenhui, WANG Jie, et al. Research on urban road extraction method based on vehicle mounted laser point cloud[J]. Geomatics World, 2022, 29(3): 114-118.
- [6] 伍锡如,薛其威.基于激光雷达的无人驾驶系统三维车辆检测[J].光学精密工程,2022,30(4):489-497.
WU Xiru, XIE Qiwei. 3D vehicle detection for unmanned driving system based on lidar[J]. Optics and Precision Engineering, 2022, 30(4): 489-497.
- [7] WANG W, ZHAO C, ZHANG H. A new method of ski tracks extraction based on laser intensity information[J]. Applied Sciences, 2022, 12(11): 5678.
- [8] 王东生.一种结构化道路环境的障碍物检测方法[J].计算机与数字工程,2022,50(7):1494-1498.
WANG Dongsheng. A method of obstacle detection on structured road environment[J]. Computer & Digital Engineering, 2022, 50(7): 1494-1498.
- [9] LI Y, JAVIER I. LIDAR for autonomous driving: the principles, challenges, and trends for automotive lidar and perception systems [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2020, 37(4): 50-61.

- [10] 李留昭, 皇攀凌, 周军, 等. 多区域分割的三维激光点云障碍物检测与应用[J]. 激光杂志, 2022, 43(8): 66-70.
LI Liuzhao, HUANG Panling, ZHOU Jun, et al. Multi-region segmentation 3D laser point cloud obstacle detection and application[J]. Laser Journal, 2022, 43(8): 66-70.
- [11] 陈耀祖, 谷玉海, 成霞, 等. 基于优化YOLOv4算法的行驶车辆要素检测方法[J]. 应用光学, 2022, 43(2): 248-256.
CHEN Yaozu, GU Yuhai, CHENG Xia, et al. Driving vehicle elements detection method based on optimized YOLOv4 algorithm[J]. Journal of Applied Optics, 2022, 43(2): 248-256.
- [12] 白莎莎, 张海洋, 许世东, 等. 基于机载激光雷达点云的雪道坡度提取算法[J]. 应用光学, 2021, 42(3): 481-487.
BAI Shasha, ZHANG Haiyang, XU Shidong, et al. Slope extraction algorithm of ski tracks based on airborne LIDAR point cloud[J]. Journal of Applied Optics, 2021, 42(3): 481-487.
- [13] QI C R, SU H, MO K, et al. Pointnet: deep learning on point sets for 3d classification and segmentation[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. New York: IEEE, 2017: 652-660.
- [14] YIAKOPOULOS C T, GRYLLIAS K C, ANTONIADIS I A. Rolling element bearing fault detection in industrial environments based on a K-means clustering approach[J]. Expert Systems with Applications, 2011, 38(3): 2888-2911.
- [15] CHEN Y, LIU G, XU Y, et al. PointNet++ network architecture with individual point level and global features on centroid for ALS point cloud classification[J]. Remote Sensing, 2021, 13(3): 472.
- [16] 王振燕, 孙红岩, 孙晓鹏. 基于深度学习的大规模三维点云处理综述[J]. 计算机系统应用, 2023, 32(2): 1-12.
WANG Zhenyan, SUN Hongyan, SUN Xiaopeng. Survey on large scale 3D point cloud processing using deep learning[J]. Computer Systems & Applications, 2023, 32(2): 1-12.
- [17] 张幸. 基于深度信息与多特征向量的自动驾驶目标检测与识别[D]. 成都: 西南交通大学, 2021.
ZHANG Xing. Object detection and recognition of autonomous driving based on depth information and multiple feature vectors [D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2021.
- [18] 刘畅, 赵津, 刘子豪, 等. 基于欧式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): 254-260.
LIU Chang, ZHAO Jin, LIU Zihao, et al. Improved LIDAR obstacle detection method based on euclidean clustering[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(20): 254-260.
- [19] 范晶晶, 王力, 褚文博, 等. 基于KDTree树和欧式聚类的越野环境下行人识别的研究[J]. 汽车工程, 2019, 41(12): 1410-1415.
FAN Jingjing, WANG Li, CHU Shijian, et al. Research on pedestrian recognition in cross-country environment based on KDTree and Euclidean clustering[J]. Automotive Engineering, 2019, 41(12): 1410-1415.
- [20] 谢德胜, 徐友春, 王任栋, 等. 基于三维激光雷达的无人车障碍物检测与跟踪[J]. 汽车工程, 2018, 40(8): 952-959.
XIE Desheng, XU Youchun, WANG Rendong, et al. Obstacle detection and tracking for unmanned vehicles based on 3D laser radar[J]. Automotive Engineering, 2018, 40(8): 952-959.
- [21] 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 Changfu, WEN Long, HE Lei. 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.
- [22] WEN L, HE L, GAO Z, et al. Research on 3D point cloud de-distortion algorithm and its application on Euclidean clustering [J]. IEEE Access. 2019, 7: 86041-86053.
- [23] SAHA R, KUMAR G, RAI M K, et al. Adaptive classifier-based intrusion detection system using logistic regression and Euclidean distance on network probe vectors in resource constrained networks[J]. International Journal of Information and Computer Security, 2021, 16(3/4): 226-229.