



基于深度投影的三维点云目标分割和碰撞检测

王张飞, 刘春阳, 隋新, 杨芳, 马喜强, 陈立海

引用本文:

王张飞, 刘春阳, 隋新, 等. 基于深度投影的三维点云目标分割和碰撞检测[J]. *光学精密工程*, 2020, 28(7): 1600–1608.

WANG Zhang-fei, LIU Chun-yang, SUI Xin, et al. Three-dimensional point cloud object segmentation and collision detection based on depth projection[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2020, 28(7): 1600–1608.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.37188/OPE.20202807.1600>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

采用深度级联卷积神经网络的三维点云识别与分割

Recognition and segmentation of three-dimensional point cloud based on deep cascade convolutional neural network

光学精密工程. 2020, 28(5): 1187–1199 <https://doi.org/10.3788/OPE.20202805.1187>

具有低漂移度的激光雷达同步定位和三维建图

Lidar simultaneous localization and mapping with low-drift

光学精密工程. 2017, 25(10s): 52–59 <https://doi.org/10.3788/OPE.20172513.0052>

单线激光雷达与GNSS/INS的空间重构

Space reconstruction using single-line LIDAR and GNSS/INS fused data

光学精密工程. 2020, 28(4): 851–858 <https://doi.org/10.3788/OPE.20202804.0851>

利用迁移学习的机载激光雷达点云分类

Airborne LiDAR point cloud classification using transfer learning

光学精密工程. 2019, 27(7): 1601–1612 <https://doi.org/10.3788/OPE.20192707.1601>

基于特征信息分类的三维点数据去噪

Denoising of three-dimensional point data based on classification of feature information

光学精密工程. 2016, 24(6): 1465–1473 <https://doi.org/10.3788/OPE.20162406.1465>

文章编号 1004-924X(2020)07-1600-09

基于深度投影的三维点云目标分割和碰撞检测

王张飞¹, 刘春阳^{1,2*}, 隋新³, 杨芳³, 马喜强³, 陈立海^{1,2}

- (1. 河南科技大学 机电工程学院, 河南 洛阳 471003;
2. 机械装备先进制造河南省协同创新中心, 河南 洛阳 471003;
3. 河南省机械设计及传动系统重点实验室, 河南 洛阳 471003)

摘要: 三维激光雷达被广泛应用在无人驾驶系统中对道路环境的检测和防碰撞检测。为增加激光雷达对扫描点云进行分割的准确性, 提出一种基于深度投影的点云目标实时分割方法。首先采用体素化滤波去除噪声点, 然后使用渐进式形态学滤波方法去除地面点, 最后将点云进行深度投影, 建立三维点云与深度投影图像的映射关系, 利用深度投影图像的自适应角度阈值对点云进行目标分割, 并将分割后的点云目标构造混合层次包围盒进行碰撞检测。实验结果表明该方法相对于传统聚类算法在时间效率上有明显提升, 并且能有效降低过分割问题, 实验数据目标分割准确率达到78.82%, 结合混合层次包围盒算法对分割后的点云目标进行碰撞检测, 可有效地识别并判断物体空间位置关系, 提升碰撞识别的准确性。

关键词: 无人驾驶; 激光雷达; 点云目标分割; 层次包围盒; 三维碰撞检测

中图分类号: TN958.98 **文献标识码:** A **doi:** 10.37188/OPE.20202807.1600

Three-dimensional point cloud object segmentation and collision detection based on depth projection

WANG Zhang-fei¹, LIU Chun-yang^{1,2*}, SUI Xin³, YANG Fang³, MA Xi-qiang³, CHEN Li-hai^{1,2}

- (1. School of Mechatronics Engineering, Henan University of Science and Technology, Luoyang 471003, China;
 2. Collaborative Innovation Center of Machinery Equipment Advanced Manufacturing of Henan Province, Luoyang 471003, China;
 3. Henan Key Laboratory for Machinery Design and Transmission System, Luoyang 471003, China)
- * Corresponding author, E-mail: chunyangliu@haust.edu.cn

Abstract: Three-dimensional LiDAR is widely used in unmanned driving systems, mainly to detect the road environment and for collision avoidance detection. A real-time method to segment the point cloud based on depth projection was proposed to increase the segmentation accuracy of a point cloud scanned

收稿日期: 2020-01-08; **修订日期:** 2020-03-08.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No. 51805151); 河南省科技攻关计划 (工业领域) 资助项目 (No. 192102210141); 河南省高等学校重点科研项目基础研究计划资助项目 (No. 18A460018); 河南省高等学校青年骨干教师培养计划资助项目 (No. 2019GGJS082).

by LiDAR. Voxel filtering was first used to remove noise points, after which progressive morphological filtering was used to remove ground points, and finally the point cloud was subjected to point depth projection. The adaptive angle threshold method for the depth projection image was used to segment the point cloud, and after segmentation of the point cloud target, a hybrid hierarchical bounding box was constructed for collision detection. The experimental results show that this method constitutes a significant improvement in time efficiency compared with traditional clustering algorithms, and can effectively reduce the problem of over-segmentation. The proposed method increased the segmentation accuracy rate in the experiment to 78.82%. The combined hierarchical bounding box algorithm is applied to the segmented points.

Key words: unmanned; LiDAR; point cloud target segmentation; hierarchical bounding box; 3D collision detection

1 引言

随着无人驾驶技术的兴起,三维激光雷达凭借其测距精度高、抗干扰能力强、全方位扫描等优点,越来越广泛的应用在无人驾驶车辆中,成为无人驾驶车辆地形测绘、环境感知、三维目标识别、防碰撞检测的重要传感器^[1-3]。

激光雷达采集的三维点云具有无序性和稀疏性特点^[4],对三维点云进行聚类分割是后续碰撞检测的关键。目前常用的基于特征对点云分割的方法,通常在三维空间中构建复杂的几何特征,然后根据聚类算法对点云进行分割,这类方法虽然可以取得较好的分割效果,但是计算时间过长,往往不能满足点云分割的实时性要求^[5-6]。DBSCAN (Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise)算法是经典的基于密度的聚类方法,通过指定邻域半径和最小数据点阈值对点云进行聚类,但在密度不均匀集上的聚类质量不高。为了提升点云目标分割的准确性,秦佳睿等^[7]提出一种自适应选择局部半径的密度聚类算法,通过确定密度峰值点,自适应选择聚类的局部邻域半径;Bogoslavskyi等^[8]利用深度图像角度值进行点云目标分割,通过扫描线中的角度差判断是否为同一物体;刘志青等^[9]提出信息向量机对LiDAR点云数据分类的方法,点云目标分割的准确度较高,但分割时间效率仍有提升空间。

在无人驾驶汽车的目标检测中,对物体间的碰撞检测是一项重要任务,其中,包围盒算法是一种较为常用的方法,用体积较大而几何特征简单的包围盒近似描述复杂的几何对象,只需对包围

盒重叠的对象进行进一步碰撞检测,该方法在满足测量精度要求的前提下,大大减少了运算时间^[10]。目前主要研究的三维点云包围盒包括轴对齐包围盒 (Axis-Aligned Bounding Box, AABB)和有向包围盒 (Oriented Bounding Box, OBB)等,然而这些包围盒在碰撞检测速度和精度上往往相互矛盾。

本文提出一种基于深度投影的点云目标实时分割方法,首先对原始点云进行预处理,去除噪声点和地面点,然后进行深度投影,采用广度优先搜索法搜索临近点,根据激光雷达和不同点云之间的角度对目标进行分割,利用自适应角度阈值的方法,根据不同的激光雷达扫描范围设定不同的角度阈值,提高点云目标分割的准确性和实时性。最后使用混合层次包围盒算法对分割后的点云目标进行碰撞检测,采用AABB包围盒算法快速滤除相距较远且不可能碰撞的对象,对于AABB包围盒存在相交的对象,则进一步采用紧密性较好的OBB包围盒检测碰撞状态,大大提高了碰撞检测的精度和效率。

2 点云处理方法

2.1 点云处理流程

图1为激光雷达点云目标分割和碰撞检测总体流程图。首先用激光雷达采集点云数据,然后使用体素化滤波去除外点和噪声点,采用渐进式形态学滤波方法对地面点进行移除,建立非地面点云与深度投影图像的映射关系,利用深度投影图像的自适应角度阈值的方法对非地面点云进行目标分割,最后使用混合层次包围盒算法进行碰撞检测。

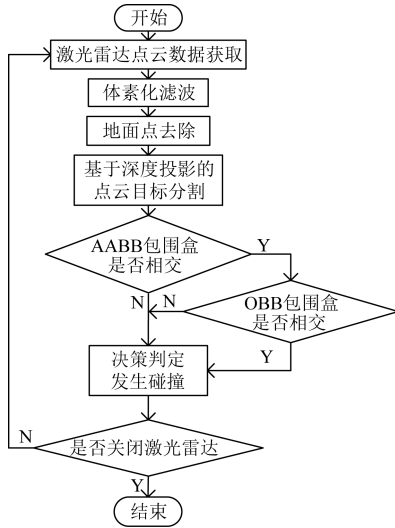


图 1 激光雷达数据处理流程图

Fig. 1 Flowchart of LiDAR data processing

2.2 点云滤波

在无人驾驶车辆行驶过程中,激光雷达采集的三维点云通常是密度非均匀、非结构化分布、包含有噪声和外点的无序点云。使用体素化滤波方法,不仅可以减少点云数量,而且可以保持点云数据的形状特征^[11]。进行体素化滤波首先需要确定点云数据的范围,求出点云数据集的最小三维长方体包围盒,将点云数据划分到三维体素栅格中^[12],用体素内所有点集 p_i 的坐标平均值替换当前体素内所有点集的坐标值。假设体素大小为 a ,则点云在三个坐标轴方向上的体素个数为:

$$\begin{cases} N_x = \text{floor}\left(\frac{x_{\max} - x_{\min}}{a}\right) \\ N_y = \text{floor}\left(\frac{y_{\max} - y_{\min}}{a}\right) \\ N_z = \text{floor}\left(\frac{z_{\max} - z_{\min}}{a}\right) \end{cases}, \quad (1)$$

式中: floor 函数为返回数字的下舍整数, x_{\max} , y_{\max} , z_{\max} 和 x_{\min} , y_{\min} , z_{\min} 分别表示点云在激光雷达坐标系中三个坐标轴方向扫描的最远和最近距离。

此外,无人驾驶车辆采集的点云数据需要对地面点和非地面点进行分类,采用渐进式形态学滤波方法可以有效去除地面点^[13-14],避免后续非地面点云目标分割和包围盒碰撞检测时发生干涉。

2.3 深度投影图像建立

点云数据进行体素化滤波和地面点去除后,

根据非地面点云的空间几何特征,基于深度投影图像的自适应角度阈值进行点云目标分割。首先将三维点云数据通过深度投影转化为深度投影图像^[15],通过激光雷达采集的点云数据可计算出每个激光束到目标的距离值,然后将三维点云进行深度投影,其中,深度投影图像的每个像素点存储了激光雷达与扫描对象之间的空间距离值,深度投影图像的行数 R_r 取决于垂直方向上激光器的数目,深度投影图像的列数 R_c 取决于激光雷达水平角度的分辨率^[8]。三维点云与深度投影图像之间的映射关系如图 2 所示。

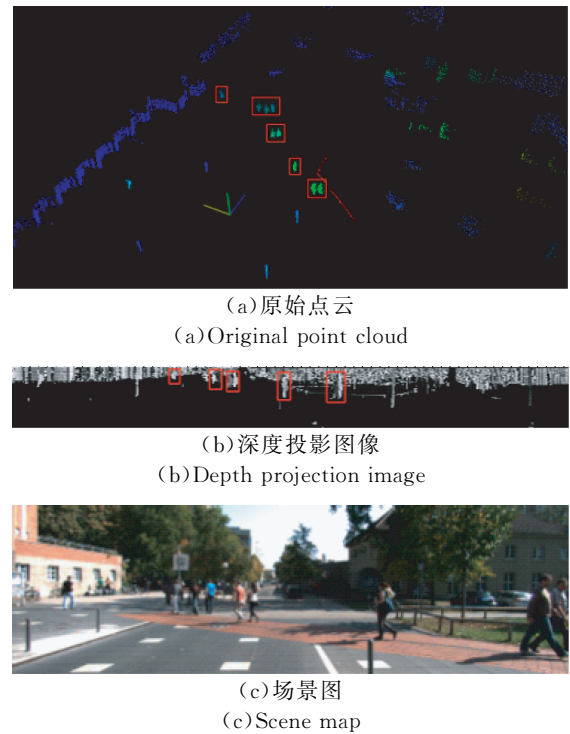


图 2 三维点云投影到深度图

Fig. 2 3D point cloud projection to depth map

三维点云空间直角坐标点 (x, y, z) 可通过坐标变换转化为深度投影图像二维坐标点 (R, C) , 转化公式为:

$$\begin{cases} R = \frac{1}{h} \arcsin(z/D) \\ C = \frac{1}{v} \arcsin(y/x) \end{cases}, \quad (2)$$

式中: x, y, z 为点云的三维空间坐标, $D = \sqrt{x^2 + y^2 + z^2}$, h 为激光雷达水平角度分辨率, v 为激光雷达垂直角度分辨率。

2.4 非地面点云目标分割

三维点云转化为深度投影图像后,根据深度投影图像计算激光雷达与不同点云之间的角度值。图 3(a)为激光雷达扫描线与不同点云之间的角度示意图,假设激光雷达位于 O 点,扫描线 OA,OB 表示激光束与物体相交于 A,B 两点, OA 和 AB 之间的夹角为 β ,点 A 和点 B 之间的连线可估计扫描对象的表面^[16]。如图 3(b)所示,两个相邻物体已被标注为不同的颜色(彩图见期刊电子版),当三维激光雷达扫描周围环境时,在同一物体上点云分布较为密集,两个相邻点 A 和 B 到激光雷达的距离差值较小,所以 β 角度较大,而相邻物体之间,由于存在间隔,两个相邻点 A 和 B (点 A 和 B 分别取自两个相邻物体)到激光雷达的距离差值较大,所以 β 角度较小。因此,基于激光雷达与不同点云之间的角度值 β 可以判断是否为同一物体。 OA 和 AB 之间夹角 β 的计算公式为:

$$\beta = \arctan(|BH|/|HA|) = \arctan((d_2 \sin \alpha)/(d_1 - d_2 \cos \alpha)), \quad (3)$$

式中: α 为扫描线 OA 和 OB 之间的夹角, d_2 和 d_1 分别为 OA 和 OB 的距离。

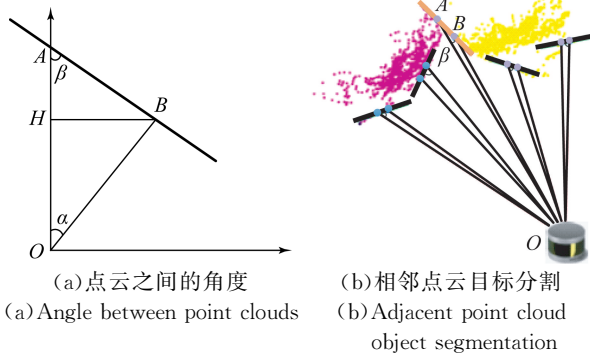


图 3 点云之间的角度和点云目标分割示意图

Fig. 3 Angle between point clouds and point cloud object segmentation

设定角度阈值为 θ ,当夹角 $\beta > \theta$ 时,认为两点代表同一物体,根据不同的应用场景选择不同的角度阈值 θ ,可以起到较好的分割效果。本文主要针对城市道路环境进行测试,使用激光雷达采集多组城市道路环境的点云数据,通过实验发现,设定最小角度阈值 $\theta_{\min} = 0.114$ rad 时具有较好的

点云分割效果。为了进一步提高点云目标分割的准确度,降低噪声点的干扰,在点云目标分割算法中设置最大和最小点云数量阈值,去除不满足数量要求的点云目标。

由于激光雷达点云数据的密度会随着扫描距离的变化而变化,扫描距离近的点云密度较高,扫描距离远的点云密度较低,所以在同一应用场景下,角度阈值 θ 不应是固定值,而应是随着扫描距离而变化的自适应参数。本文根据激光雷达扫描距离进行分段,如图 4 所示,根据不同的扫描距离设定不同的角度阈值,最终利用回归分析扫描距离和角度阈值的关系建立回归方程。通过回归方程,自适应角度阈值 θ 为:

$$\theta = \frac{\pi}{180} \left(\frac{33}{100} l + 6.5 \right), \quad (4)$$

式中: l 为激光雷达扫描距离,由于激光雷达扫描距离有效范围为 $0 \sim 100$ m,所以, $0 < l < 100$ 。

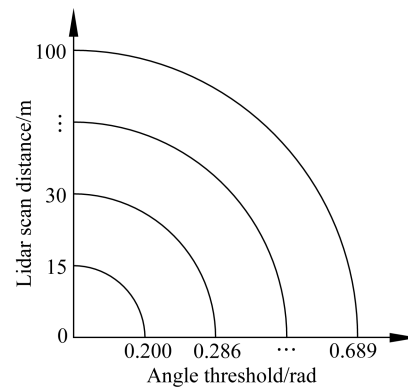


图 4 激光雷达扫描距离和角度阈值

Fig. 4 Lidar scan distances and angle thresholds

2.5 激光雷达和无人驾驶车辆的位置标定

激光雷达与无人驾驶车辆位置的标定过程,实际上是求解激光雷达坐标系与车辆坐标系之间的坐标变换矩阵^[17-18],本文将激光雷达安装在车辆的顶部位置,并标定激光雷达与车辆坐标系方向相一致,如图 5 所示,激光雷达的坐标系的 x 轴指向车头, z 轴垂直车身向上, y 轴与 x, z 轴相互垂直。因此,无人驾驶车辆只需要构建 AABB 包围盒。为起到预防碰撞的效果,可将无人驾驶汽车包围盒按一定比例进行放大,生成体积较大的包围盒。

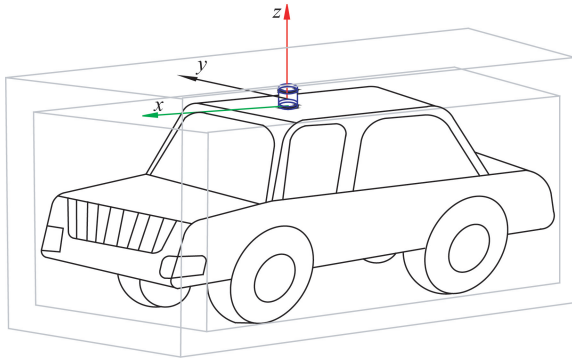


图 5 激光雷达与无人驾驶车辆位置标定

Fig. 5 Lidar and unmanned vehicle position calibration

3 点云数据混合层次包围盒算法描述

3.1 混合层次包围盒算法流程概述

在预处理阶段,采用自顶向下的方法为几何对象构建包围盒层次二叉树^[19],具体分为两层,分别是 X 层的 AABB 包围盒和 Y 层的 OBB 包围盒,三维激光雷达和无人驾驶车辆标定在同一坐标系下,且坐标轴方向相同,所以无人驾驶车辆只需构建 AABB 包围盒,对检测对象分别构建 AABB 和 OBB 包围盒。本文所采用的混合层次包围盒算法,在碰撞检测阶段,对同一物体最多进行两次包围盒检测:AABB 与 AABB 包围盒碰撞检测、AABB 与 OBB 包围盒碰撞检测。

3.2 AABB 与 AABB 包围盒碰撞检测

AABB 包围盒的各轴方向与坐标轴的方向平行,所以 AABB 碰撞检测只需要判断包围盒在三个坐标轴上投影是否相交,若三个轴上的投影都相交,则认为发生碰撞^[20]。否则,认为不发生碰撞,最多需要判断 3 次。碰撞检测效果如图 6 所示。

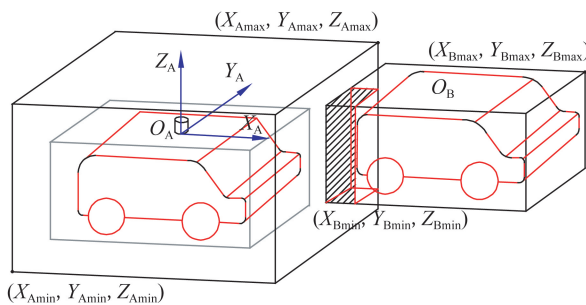


图 6 AABB 与 AABB 包围盒碰撞检测

Fig. 6 AABB and AABB bounding box collision detection

3.3 AABB 与 OBB 包围盒碰撞检测

AABB 和 OBB 包围盒采用分离轴定理进行碰撞检测^[21],假设存在包围盒 A 和 B,其中, $A_i, B_i (i=1, 2, 3)$ 分别是 A, B 两个包围盒长、宽、高的一半, $C_i, D_i (i=1, 2, 3)$ 分别是包围盒 A, B 长、宽、高的单位向量, T 是两包围盒中心的方向向量, L 是分离轴的方向向量^[22]。 φ_A 和 φ_B 分别是包围盒 A 和 B 长、宽、高的一半在 L 上投影距离相加的和。A, B 两个包围盒在分离轴上的投影距离为 $|T \cdot L|$ 。则有:

$$\varphi_A = \sum_{i=1}^3 |A_i C_i \cdot L|, \quad (5)$$

$$\varphi_B = \sum_{i=1}^3 |B_i D_i \cdot L|, \quad (6)$$

若 $|T \cdot L| > (\varphi_A + \varphi_B) = \sum_{i=1}^3 |A_i C_i \cdot L| + |B_i D_i \cdot L|$, 说明包围盒未发生碰撞,否则继续判断两个包围盒在其他 14 个分离轴上的投影是否重叠。

3.4 包围盒碰撞检测方法对比分析

如图 7 所示, A 表示无人驾驶车辆的 AABB 包围盒, B 表示道路转弯处物体的 OBB 包围盒, C 表示道路转弯处物体的 AABB 包围盒, D 表示无人驾驶车辆的运动轨迹。当包围盒 A 与包围盒 B 发生碰撞时,检测包围盒 A 与包围盒 C 是否碰撞,如果包围盒 A 与包围盒 B 未发生碰撞,则该区域是安全的。反之,两者发生碰撞。

4 实验与分析

实验环节使用的运算平台为 Jetson TX2, 搭载 NVIDIA 的 Tegra 处理器和 8 GB 内存, 算法采用 Python 编程实现, 并使用 OpenGL 进行显示。

为验证本文所提出的点云目标分割和碰撞检测算法的准确性和实时性, 实验中使用 KITTI 公开的 Velodyne-64 线激光雷达数据集作为算法测试样本, 从数据集中随机抽取 210 帧点云数据进行试验, 获取的原始点云数据如图 8(a) 所示。对点云数据进行预处理, 去除噪声点和地面点的效果如图 8(b) 所示, 地面点去除效果比较明显。

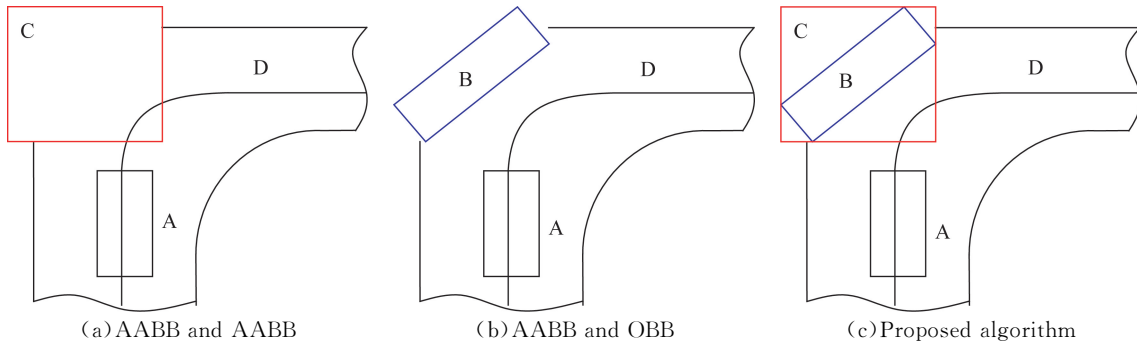
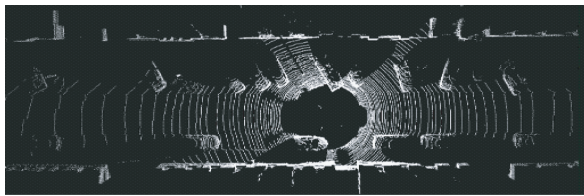


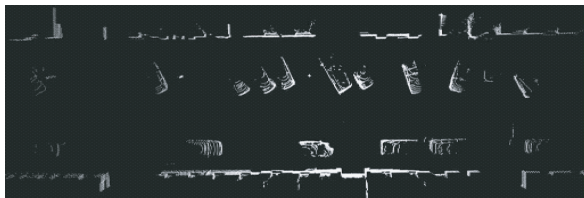
图 7 包围盒碰撞检测对比分析

Fig. 7 Contrast analysis of bounding box collision detection



(a)原始点云

(a)Original point cloud



(b)去除地面点和噪声点

(b)Ground point and noise point extraction

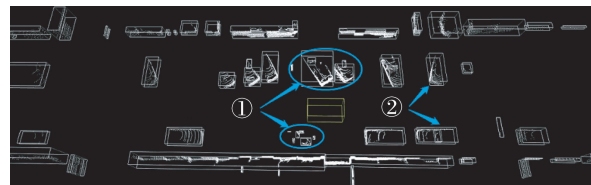
图 8 点云数据预处理

Fig. 8 Point cloud data preprocessing

目标分割中常用的区域增长算法是通过判断点云的法向量和曲率对点云进行聚类,欧式聚类算法是根据不同点云间的空间欧几里得距离对点云聚类。图 9 为区域增长算法、欧式聚类算法和本文所提出的基于深度投影图像的自适应角度阈值的点云目标分割方法进行检测的对比图。

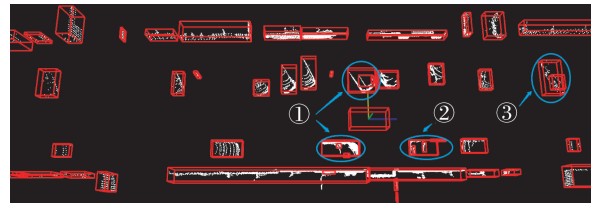
在点云目标分割过程中,区域增长算法和欧式聚类算法较为依赖参数值的设定,图 9(a)中将激光雷达附近的汽车分割成多个目标,出现过分割问题,如①所框选的目标所示;图 9(b)中将距离激光雷达较远的汽车分割成多个目标,并出现多处过分割问题,如①、②和③处所框选的目标所示;而本文所提出的方法较好地分割了周围点云目标,如图 9(c)所示,其中①为柱子、②为无人驾驶汽车包围盒、③为汽车。

选取区域增长算法、欧式聚类算法和本文所提出的算法对点云目标进行分割,并通过混合层次包围盒算法对分割后的点云目标进行碰撞检测,在实验数据中并未出现碰撞情况。



(a)区域增长点云目标分割算法

(a)Region growing point cloud object segmentation algorithm



(b)欧式聚类算法

(b)European clustering algorithm



(c)本文所提点云目标分割算法

(c)Point cloud object segmentation algorithm

图 9 点云目标分割和碰撞检测效果

Fig. 9 Point cloud target segmentation and collision detection effects

图 10 为欧式聚类算法、区域增长算法和本文提出的方法点云数据处理时间的对比图,欧式聚类算法和区域增长算法的平均运行时间分别为 992 ms 和 1 734 ms。本文所提出的基于深度投影图像的自适应角度阈值的点云目标分割方法平均运行时间为 73 ms,时间效率上约为区域增长算法的 23 倍,并且相对欧式聚类算法和区域增长算法,该方法处理单帧点云数据的时间效率稳定,可满足点云数据处理的实时性和稳定性要求。

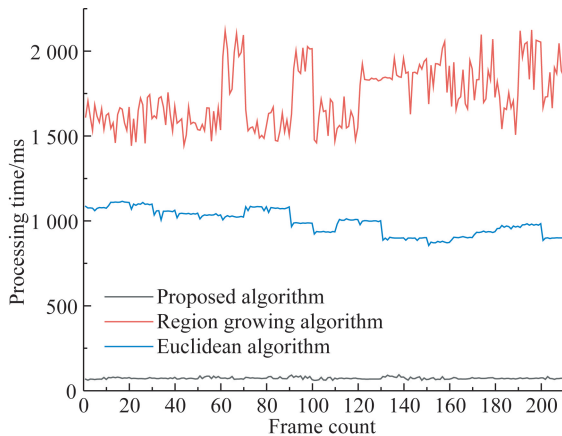


图 10 分割算法的时间效率对比

Fig. 10 Time efficiency comparison of segmentation algorithms

为了分析点云目标分割算法的准确度,实验中通过对激光雷达点云数据随机选取 442 个目标进行人为手动标记,以 P 作为目标分割的准确率,通过点云目标分割算法准确分割点云目标的数量 S_a 占总目标数量的比例为:

$$P = \frac{S_a}{S}. \quad (7)$$

对点云数据分别采用三种目标分割算法进行

处理,计算每种算法正确分割的目标数量 S_a ,最后分别计算三种算法目标分割的准确率。本文所提算法的准确率为 78.82%,欧式聚类算法的准确率为 72.62%,区域增长聚类算法的准确率为 75.11%,所提算法相对欧式聚类算法的准确率提高了约 6%,相对区域增长算法的准确率提高了约 4%,能够更准确地对点云目标进行分割,取得了较好的效果。

5 结 论

本文针对无人驾驶车载激光雷达的点云目标分割和碰撞检测算法进行研究,首先将采集的点云数据使用体素化滤波方法去除噪声点,减少点云数量的同时,保持点云的形状特征,再采用点云渐进式形态学滤波方法去除地面点云,然后使用基于深度投影图像的自适应角度阈值的方法对点云目标进行分割,根据不同的点云扫描距离设置不同的角度阈值,有效降低了点云目标的过分割问题,最后使用混合层次包围盒算法对分割之后的点云进行碰撞检测。通过实验发现,本文所提出的点云目标分割方法相对于区域增长算法,时间效率上提高了大约 23 倍,相对于欧式聚类算法,准确率提升了约 6%。通过混合层次包围盒算法对分割后的点云目标绘制包围盒,并进行碰撞检测,相较于传统包围盒算法,混合层次包围盒算法在满足准确度要求的前提下,大大提高了碰撞检测时间效率。

点云目标分割研究主要根据点云空间几何特征进行目标分割,绝大多数算法都是针对特定场景提出的,提高算法的自适应性将是未来研究的关键。

参考文献:

- [1] 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.
- [2] 崔鑫,闫秀天,李世鹏. 保持特征的散乱点云数据去噪 [J]. 光学精密工程, 2017, 25(12): 3169-3178.

- CUI X, YAN X T, LI SH P. Denoising of scattered point cloud data preserving features [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2017, 25 (12): 3169-3178. (in Chinese)
- [3] 陈华伟,袁小翠,吴禄慎,等. 基于曲率突变分析的点云特征线自动提取 [J]. 光学精密工程, 2019, 27(5): 1218-1228.
- CHEN H W, YUAN X C, WU L SH, *et al.*. Automatic extraction of point cloud feature lines based on curvature mutation analysis [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2019, 27 (5): 1218-1228. (in Chinese)
- [4] 赵传,张保明,余东行,等. 利用迁移学习的机载激

- 光雷达点云分类 [J]. 光学精密工程, 2019, 27(7): 1601-1612.
- ZHAO CH, ZHANG B M, YU D X, *et al.*. Airborne Lidar point cloud classification using transfer learning [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2019, 27 (7): 1601-1612. (in Chinese)
- [5] 姜新雨, 王海, 蔡英凤, 等. 采用 64 线激光雷达的实时道路障碍物检测与分类算法的研究 [J]. 汽车工程, 2019, 41(7): 779-754.
- LOU X Y, WANG H, CAI Y F, *et al.*. Research on real-time road obstacle detection and classification algorithm using 64-line LiDAR [J]. *Automotive Engineering*, 2019, 41 (7): 779-754. (in Chinese)
- [6] LU X, YAO J, TU J, *et al.*. Pairwise linkage for point cloud segmentation [J]. *ISPRS Annals of Photogrammetry, Remote Sensing & Spatial Information Sciences*, 2016, 3(3).
- [7] 秦佳睿, 徐蔚鸿, 马红华, 等. 自适应局部半径的 DBSCAN 聚类算法 [J]. 小型微型计算机系统, 2018, 39(10): 2186-2190.
- QIN J R, XU W H, MA H H, *et al.*. DBSCAN clustering algorithm with adaptive local radius [J]. *Small Microcomputer System*, 2018, 39 (10): 2186-2190. (in Chinese)
- [8] BOGOSLAVSKIY I, STACHNISS C. Efficient on-line segmentation for sparse 3D laser scans [J]. *PFG-Journal of Photogrammetry, Remote Sensing and Geoinformation Science*, 2017, 85(1): 41-52.
- [9] 刘志青, 李鹏程, 陈小卫, 等. 基于信息向量机的机载激光雷达点云数据分类 [J]. 光学精密工程, 2016, 24(1): 210-219.
- LIU ZH Q, LI P CH, CHEN X W, *et al.*. Classification of airborne LiDAR point cloud data based on information vector machine [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2016, 24 (1): 210-219. (in Chinese)
- [10] 王超, 张志利, 龙勇, 等. 改进的混合包围盒碰撞检测算法研究 [J]. 系统仿真学报, 2019, 30(11): 4236-4243.
- WANG CH, ZHANG ZH L, LONG Y, *et al.*. Research on improved hybrid bounding box collision detection algorithm [J]. *Journal of System Simulation*, 2019, 30 (11): 4236-4243. (in Chinese)
- [11] 常明, 潘荔君, 孟宪纲, 等. 基于三维激光扫描仪的边坡形变监测研究 [J]. 大地测量与地球动力学, 2019, 39(5): 533-537.
- CHANG M, PAN LI J, MENG X G, *et al.*. Research on slope deformation monitoring based on 3D laser scanner [J]. *Geodetics and Geodynamics*, 2019, 39 (5): 533-537. (in Chinese)
- [12] 袁华, 庞建铨, 莫建文. 基于体素化网格下采样的点云简化算法研究 [J]. 电视技术, 2015, 39(17): 43-47.
- YUAN H, PANG J K, MO J W. Research on simplified point cloud algorithm based on voxel grid sampling [J]. *Television technology*, 2015, 39 (17): 43-47. (in Chinese)
- [13] 李勇, 吴华意. 基于形态学梯度的机载激光扫描数据滤波方法 [J]. 遥感学报, 2008, 12(4): 633-639.
- LI Y, WU H Y. Airborne laser scanning data filtering method based on morphological gradient [J]. *Journal of Remote Sensing*, 2008, 12 (4): 633-639. (in Chinese)
- [14] 苗启广, 郭雪, 宋建锋, 等. 基于区域预测的 LiDAR 点云数据形态学滤波算法 [J]. 激光与光电子学进展, 2015, 52(1): 011003.
- MIAO Q G, GUO X, SONG J F, *et al.*. Morphological filtering algorithm of LiDAR point cloud data based on region prediction [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2015, 52 (1): 011003. (in Chinese)
- [15] 樊晶晶, 马骊群, 孙安斌, 等. 模式向量法提取点云数据轮廓点 [J]. 光学精密工程, 2019, 27(7): 1640-1648.
- FAN J J, MA Y Q, SUN A B, *et al.*. Extraction of contour points of point cloud data lines by pattern vector method [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2019, 27 (7): 1640-1648. (in Chinese)
- [16] BOGOSLAVSKIY 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 (IROS)*. *IEEE*, 2016: 163-169.
- [17] 程子阳, 任国全, 张银, 等. 三维激光雷达在地面无人平台中的外参数标定 [J]. 应用激光, 2019, 39(1): 113-118.
- CHENG Z Y, REN G Q, ZHANG Y, *et al.*. Calibration of external parameters of 3D LiDAR in ground unmanned platform [J]. *Applied Laser*, 2019, 39 (1): 113-118. (in Chinese)
- [18] 罗志锋, 张轲, 王志刚, 等. 激光测距传感器在自主导航小车中的位置标定 [J]. 激光与光电子学进展, 2017, 54(6): 062802.
- LUO ZH F, ZHANG Y, WANG ZH G, *et al.*. Position calibration of laser ranging sensors in autonomous navigation carts [J]. *Laser & Optoelectronics*

- Progress*, 2017, 54 (6): 062802. (in Chinese)
- [19] 李明磊, 刘少创, 杨欢, 等. 双层优化的激光雷达点云场景分割方法 [J]. 测绘学报, 2018, 47 (2): 269-274.
LI M L, LIU SH CH, YANG H, *et al.*. A bi-level optimized method for Lidar point cloud scene segmentation [J]. *Journal of Surveying and Mapping*, 2018, 47 (2): 269-274. (in Chinese)
- [20] 于瑞云, 赵金龙, 余龙, 等. 结合轴对齐包围盒和空间划分的碰撞检测算法 [J]. 中国图象图形学报, 2018, 23 (12): 1925-1937.
YU R Y, ZHAO J L, YU L, *et al.*. Collision detection algorithm combining axis-aligned bounding boxes and space division [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2018, 23 (12): 1925-1937. (in Chinese)
- [21] 唐源皓, 侯进, 吴婷婷, 等. 基于质点转换和包围盒的混合碰撞检测算法 [J]. 哈尔滨工程大学学报, 2018, 39 (10): 1695-1701.
TANG Y H, HOU J, WU T T, *et al.*. Hybrid collision detection algorithm based on particle transformation and bounding box [J]. *Journal of Harbin Engineering University*, 2018, 39 (10): 1695-1701. (in Chinese)
- [22] 刘超, 蒋夏军, 施慧彬. 一种快速的双重层次包围盒碰撞检测算法 [J]. 计算机与现代化, 2018 (5): 6-10.
LIU CH, JIANG X J, SHI H B. A fast double-layer bounding box collision detection algorithm [J]. *Computer and Modernization*, 2018 (5): 6-10. (in Chinese)

作者简介:



王张飞 (1995—), 男, 河南商丘人, 硕士, 2018 年于洛阳理工学院获得学士学位, 主要从事激光雷达对外部环境感知技术的研究。E-mail: wzfhk@126.com

通信作者:



刘春阳 (1982—), 男, 河北丰宁人, 副教授, 硕士生导师, 2005 年、2008 年和 2012 年于天津大学分别获得学士、硕士和博士学位, 主要从事精密测控技术、机械状态监测及故障诊断技术研究。E-mail: chunyangliu@haust.edu.cn

勘误声明

本刊对下述论文信息进行勘误:

1. 2020 年 28 卷 2 期 405 页, 三光束激光干涉诱导向后转移制备金纳米结构及其 SERS 特性一文, DOI:10.3788/OPE.20202802.0405

基金项目原为: 国家重点研发计划资助项目 (No. 2018YFB105400)

现更正为: 国家重点研发计划资助项目 (No. 2018YFB1105400)

2. 2020 年 28 卷 5 期 1012 页, 大视场并列型仿生复眼光学系统一文, DOI:10.3788/OPE.20202805.1012

基金项目原为: 国家重点研发计划资助项目 (No. 2018YFB1105400)

现更正为: 国家重点研发计划资助项目 (No. 2018YFB1105400)

特此更正并告知。

《光学 精密工程》编辑部 2020 年 7 月 15 日