

一种两阶段路面三维点云目标检测算法*

高扬 宋增峰 何朝洪 栾洪刚

(长安大学,西安 710000)

【摘要】针对基于深度学习的三维点云目标检测算法在更换场景或设备的情况下容易出现网络性能无法维持、可迁移性较差的问题,提出一种准确、灵活且迁移性较好的两阶段三维点云目标检测算法(AF3D):在第一阶段,对采集到的激光点云使用分段拟合法去除路面,并使用具有噪声应用的基于密度的空间聚类(DBSCAN)算法对非地面点云进行聚类,得到若干个聚类簇;在第二阶段,搭建点云全连接网络(PFC-Net)对聚类簇提取特征并进行分类。试验结果表明:该算法在KITTI数据集上可实现良好的检测性能,且在实车数据集上对汽车、行人、骑行者的检测精度分别为69.74%、41.25%、54.33%,具有较好的可迁移性。

关键词:智能交通 无人驾驶 深度学习 目标检测 激光点云

中图分类号:U461.91 **文献标志码:**A **DOI:** 10.19620/j.cnki.1000-3703.20230550

A Two-Stage 3D Point Cloud Object Detection Algorithm for Road Surfaces

Gao Yang, Song Zengfeng, He Chaohong, Luan Honggang

(Chang'an University, Xi'an 710000)

【Abstract】The 3D point cloud object detection algorithm based on deep learning is prone to issues such as inability to maintain network performance and poor transferability when changing scenes or devices. To address this issue, this article proposes an Accurate, Flexible, and highly transferable two-stage 3D point cloud object detection algorithm (AF3D). In the first stage of the AF3D detection algorithm, a segmented fitting algorithm is used to remove the road surface from the collected laser point cloud, then DBSCAN algorithm is used to cluster non-ground point clouds and obtain several clustering clusters. In the second stage of the AF3D detection algorithm, a point cloud fully connected network PFC-Net is established, and features are extracted and classified. Through experiments, it has been proven that this algorithm can achieve good detection performance on public KITTI datasets, and the detection accuracy for cars, pedestrians, and cyclists on real vehicle datasets is 69.74%, 41.25%, and 54.33%, respectively, indicating good transferability.

Key words: Intelligent transportation, Unmanned vehicle, Deep learning, Object detection, Laser point cloud

【引用格式】高扬,宋增峰,何朝洪,等.一种两阶段路面三维点云目标检测算法[J].汽车技术,2024(8):7-13.

GAO Y, SONG Z F, HE C H, et al. A Two-Stage 3D Point Cloud Object Detection Algorithm for Road Surfaces[J]. Automobile Technology, 2024(8): 7-13.

1 前言

传统三维点云目标检测算法整体具有不错的检测效果,但难以获得障碍物的语义信息^[1]。范小辉等^[2]采用自适应具有噪声应用的基于密度的空间聚类(Density-Based Spatial Clustering of Application with

Noise, DBSCAN)算法耗时较长,且难以获得语义信息。范晶晶等^[3]引入KD-Tree(K-Dimensional Tree)方法,缩短了运行时间,但难以获取行人的语义信息。杨思远等^[4]使用DBSCAN算法实现了车辆等动态障碍物聚类。万佳等^[5]提出一种多密度自适应DBSCAN算法,聚类效果较好,但时间较长,难以获取语义信息。

*基金项目:陕西省自然科学基金项目(2019JLP-07, 2019JM-309);西安市科技局支持项目(21RGZN0005)。

通信作者:高扬(1982—),男,陕西西安人,教授,博士生导师,研究方向为移动机器人导航技术、机器人学、人工智能技术、机器视觉技术、计算机控制技术、运动控制技术、物流工程技术等,nchygy@126.com。

近年来,深度学习^[6]技术广泛应用于三维目标检测领域。如YOLO系列算法及其变体^[7-8],计算速度较快,但存在一定的漏检及误检。Zhou等^[9]提出的体素网络(VoxelNet)准确率较好,但无法满足实时性要求。Lang等^[10]提出的Pointpillars算法可预测目标的空间位置和朝向等信息,但迁移性较差。Chen等^[11]提出的多视点三维目标检测网络(Multi-View 3D object detection Network, MV3D-Net)算法将融合后的图像通过VGG16(Visual Geometry Group 16)^[12]提取二维图像特征,结果更加准确,但受模型深度及复杂度影响,迁移性较差。Qi等^[13]提出Frustum PointNet对图片进行目标检测,同样,其在陌生场景下的检测准确率将会下降。Qi^[14]提出的PointNet直接以点云数据作为网络输入,该网络可完成点云分类、分割等任务。Anshul Paigwar等^[15]将视觉注意力机制扩展到三维点云,结合PointNet进行车辆识别,该方法检测速度较快,但识别准确率不高。Shi等^[16]将图像分割网络区域卷积神经网络(Region-based Convolutional Neural Networks, RCNN)迁移到点云数据,提出一种两阶段三维目标检测网络,但该方法的深度学习模型较为复杂,限制了其泛化能力。

基于深度学习的检测算法通常效果更优,但由于其更加依赖数据集,造成在大范围内场景信息变化极大的陌生场景下应用时存在性能突然下降的现象。另外,由于点

云标注成本高,算法的可迁移性显得尤为重要。事实上,场景的变化对目标点簇的特征影响较小,利用该特征,本文提出一种准确、灵活且迁移性较好的两阶段三维点云目标检测算法(Accurate, Flexible and highly transferable 3D object detection algorithm, AF3D),通过经典聚类方法提取目标点簇,以缩小识别的感兴趣区域,利用深度学习直接识别点簇,可提升对陌生场景的适应能力。

2 两阶段三维点云目标检测算法

本文结合传统障碍物检测算法,搭建基于PointNet的点云分类网络并命名为点云全连接网络(Point cloud Fully Connected Network, PFC-Net),提出一种灵活准确的三维目标检测算法,如图1所示,算法主要由2个阶段组成:在第一阶段中,首先通过分段拟合算法进行地面分割,然后将剩余点云通过DBSCAN算法进行聚类,得到若干个点云聚类簇 $\{C_1, C_2, C_3, \dots, C_{k-1}, C_k\}$;在第二阶段,首先搭建点云分类网络PFC-Net,基于KITTI 3D Object重构数据集进行训练,得到权重文件,其次,将第一阶段得到的每个聚类簇的点云数量通过最远点采样或零填充的方式统一设置为1 024个,并行输入到训练好的PFC-Net中进行点云聚类簇的分类,得到属于汽车、行人、骑行者类别的目标,最终通过最小外接矩形的方法生成三维边界框。

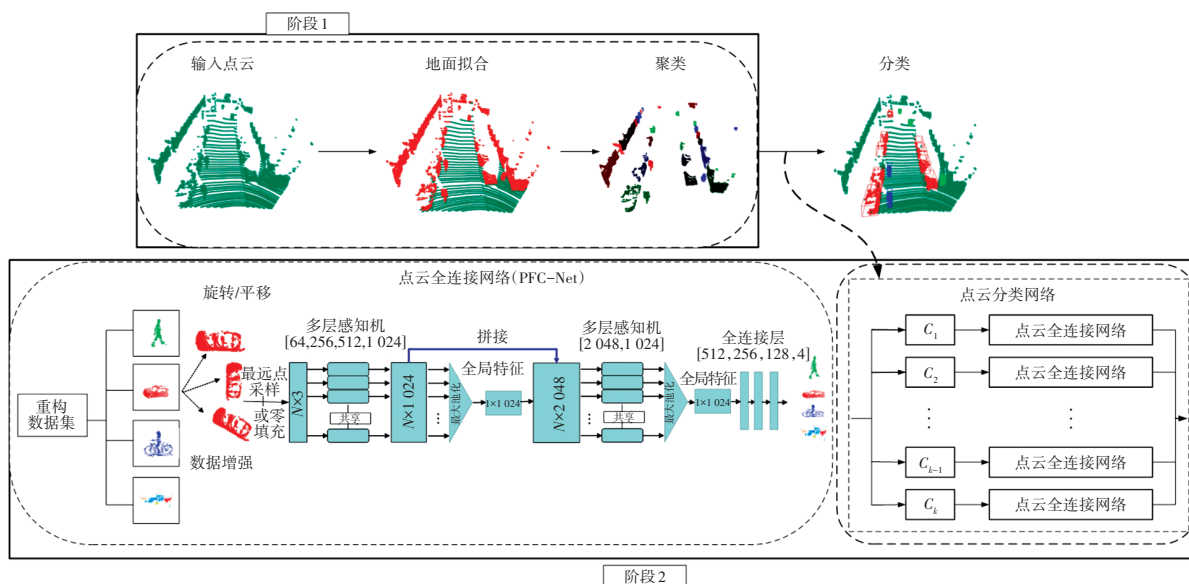


图1 两阶段三维点云目标检测(AF3D)算法示意

2.1 基于分段拟合的路面滤除

在原始激光雷达点云数据中,地面点云数量占比约为40%~50%^[17],地面点云的存在会对点云聚类、分类过程造成严重干扰,因此有效去除地面有利于减少后续非地面点云聚类中的噪声及其计算量,提高障碍物检测的

准确率。基于分段拟合的点云地面分割算法主要思想为:沿汽车前进方向(激光雷达X坐标轴方向)将激光点云分割为若干子区域,对各子区域提取高度最低的种子点集,拟合得到初始平面模型;判断点到初始平面模型的距离是否小于设定阈值,将满足条件的点作为新的种

子点拟合得到新的平面,循环数次后得到每个子区域地面的平面表示。图2所示为基于KITTI数据集的点云地面分割算法分割效果。

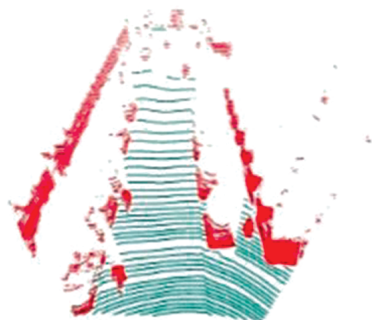


图2 点云地面分割算法效果

2.2 点云聚类

去除地面点云后,需对非地面点云进行分割处理。DBSCAN算法可以从有噪声的空间数据库中通过分割获得任意形状的簇,连接密度足够大的相邻区域,不需要提前指定聚类数量。因此,本文针对去除地面后的点云通过KD-Tree的方法建立点云拓扑关系,采用DBSCAN算法进行非地面点云聚类。基于DBSCAN的点云聚类算法流程如图3所示。根据可视化结果,将基于KD-Tree的DBSCAN点云聚类算法聚类邻域半径 E_{ps} 设置为0.45 m,簇的最小点集中点云数量设置为10个,基于DBSCAN的点云聚类效果如图4所示,分割出的点云较为接近实际情况,未出现明显的欠分割或过分割现象。本文采用原理简单、计算量较小的基于最小外接矩形的包围框拟合方法获得三维边界框。

2.3 PFC-Net点簇分类网络

采用DBSCAN算法完成自动驾驶场景中非地面点云的聚类后需对聚类生成的簇进行分类,识别点云场景中的目标。首先搭建PFC-Net,该网络主要负责对DBSCAN算法生成的聚类簇进行分类,获得每个簇类的语义信息。

PFC-Net网络结构如图5所示,该网络以 $(N,3)$ 大小的张量作为输入,其中 N 为点云数量,3为点云通道信息,使用多个权重共享的多层感知机(Multi-Layer Perceptron, MLP)对每个点云进行特征提取,依次经过64个 3×1 、256个 4×1 、512个 256×1 、1 024个 512×1 大小的卷积核,得到 $(N,1 024)$ 大小的张量,这时对于卷积后的每一个点云,都有1 024维的向量特征,经过最大池化得到点云的全局特征。将点云的全局特征与每个点云的特征进行拼接,得到 $(N,2 048)$ 大小的张量,该张量既包含每个点云的多维特征,又包含点云的全局特征。然后依次经过2 048个 $2 048 \times 1$ 大小的卷积核、1 024个

$2 048 \times 1$ 大小的卷积核,得到 $(N,1 024)$ 大小的张量。将该张量展平,经3层全连接层后得到分类预测结果。

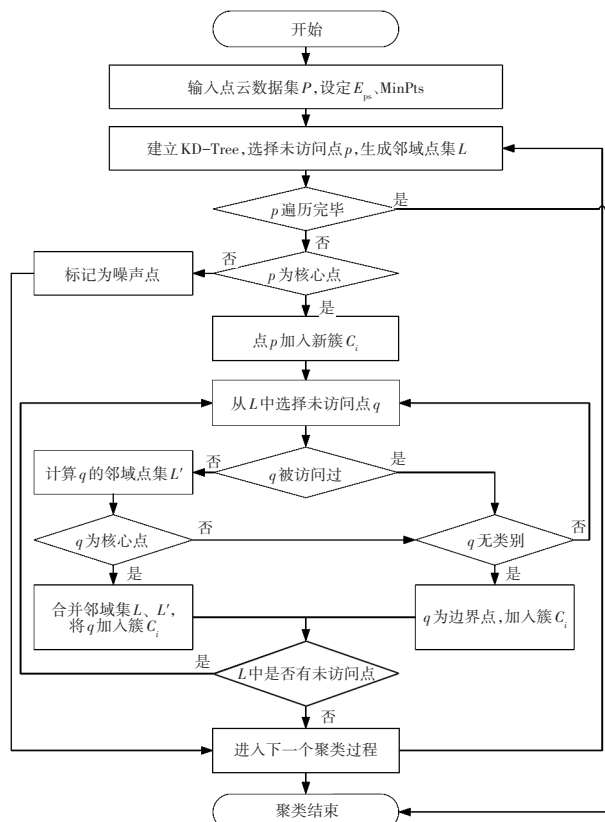


图3 基于DBSCAN的点云聚类算法流程

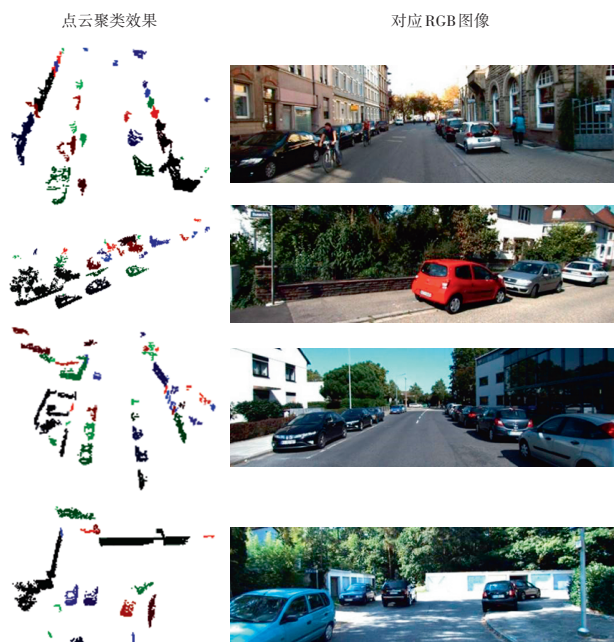


图4 基于DBSCAN算法的点云聚类结果

3 基于KITTI数据集的试验

3.1 数据处理

KITTI 3D Object 数据集是目前国际上最大的自动

驾驶场景下的计算机视觉算法评测数据集。由于其目标种类与本文的目标种类不同,无法直接用于本文网络的训练过程,因此首先对该数据集进行重构,提取属于汽车、行人、骑行者3种类别的点云数据并赋予相应的

类别标签。其次,针对因各类别样本数量不均衡易导致模型泛化能力差的问题,采用数据增强方法均衡各类别样本的数量。KITTI 3D Object数据集的重构主要包括目标点云提取、数据增强2个部分。

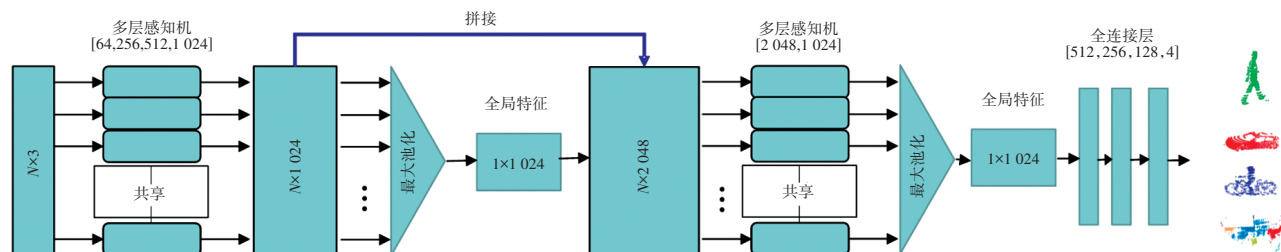


图5 点云全连接网络结构示意图

3.1.1 目标点云提取

针对KITTI训练集的每一帧点云文件,将其对应的标签文件中类别为“厢式货车(Van)”“汽车(Car)”“卡车(Truck)”“有轨电车(Tram)”的统一转换为“汽车(Car)”,只保留“汽车(Car)”“行人(Pedestrian)”“骑行者(Cyclist)”3种类别。KITTI 3D Object数据集只对相机视角下的点云进行了标注,因此本文只对相机视角中的点云进行处理。如图6所示,根据相机坐标系与激光雷达坐标系之间的转换关系,将类别为汽车、骑行者、行人的三维边界框中的点云逐一提取保存至文件夹并赋予类别标签,提取后的点云可视化结果如图7所示。此外,由于激光雷达“近密远疏”的成像特点,远处的目标点云空间信息严重缺失,影响网络分类性能,因此规定类别为汽车的目标点云数量不能少于200个,类别为行人的目标点云数量不能少于50个,类别为骑行者的目标点云数量不能少于50个。



(a)相机视角下的原始点云 (b)提取目标后的剩余点云

图6 目标点云提取过程



(a)汽车 (b)行人 (c)骑行者

图7 KITTI数据集各类别点云提取可视化结果

此外,将目标提取后的剩余点云依次进行地面去除(如图8所示)、DBSCAN聚类(如图9所示),保存通过DBSCAN聚类生成的其他目标簇并将该类别命名为“其

他目标(Otherobjects)”。至此,本文从KITTI 3D Object数据集提取了“汽车”“行人”“骑行者”“其他目标”4种类别的数据集进行点云分类网络的训练。



图8 点云地面分割



图9 点云聚类生成

3.1.2 数据增强

KITTI 3D Object重构数据集中4种类别的样本数量所占比例相差较大,会导致网络模型泛化能力较差。本文一方面通过对点云进行平移、绕激光雷达坐标系的轴随机旋转某个角度等经典数据增强方法对样本数量较少的类别进行扩充,另一方面采用加权随机采样的方法,有效解决各类别样本数量比例不均衡的问题。采用数据增强方法、加权随机采样后样本数量所占比例如表1所示。因提取的各种类别的点云数量不同,输入网络前需统一对点云数据进行预处理:若目标簇点云数量少于1024个,则通过零填充的方式补充至1024个;若该目标簇点云数量多于1024个,则采用最远点采样法将点云数量下采样至1024个,尽可能完整地保留点云的空间几何信息。

表1 各类别目标进行数据增强前、后所占比例 %

类别	汽车	行人	骑行者	其他目标
增强前占比	46.92	13.41	5.24	44.91
增强后占比	37.45	23.67	18.33	20.55
加权随机采样后占比	25.46	24.67	24.36	25.51

3.2 基于KITTI数据集的试验

本文试验在Unbutu 18.04 LTS系统上运行,涉及的软件有Cuda 11.1、Cudnn 8.0.5、Python 3.7等。将重构后的KITTI 3D Object数据集按照8:2的比例划分为训练集、测试集作为试验数据集。

云分类网络PFC-Net采用交叉熵损失作为损失函数:

$$L = -\frac{1}{N} \sum_i \sum_{c=1}^M y_{ic} \log(p_{ic}) \quad (1)$$

式中: N 为样本数量; M 为类别数量; y_{ic} 为样本 i 属于类别 c 的符号函数,若网络预测类别与标签一致,则取 $y_{ic}=1$,否则取 $y_{ic}=0$; p_{ic} 为样本 i 属于类别 c 的预测概率。

本文将重构后的KITTI 3D Object数据集特征标准化(Feature Standardization)后作为网络输入,以真实类别信息作为标签,使用初始学习速率为 1×10^{-3} 的Adam优化器,最大迭代次数(Epoch)设置为150,批量处理尺寸(Batch Size)设置为128。由于激光雷达点云数据具有“近密远疏”的特点,远处的目标点云数量较少,不再具有完整的轮廓,根据文献[18],车速为80 km/h的车辆应具有检测前方40~50 m距离内目标的能力,以较低速度行驶的车辆(车速 ≤ 40 km/h)应至少具有30 m的检测距离。因此,本文仅对车辆行驶方向上40 m距离内的障碍物进行感知。

为了验证本文AF3D算法的可迁移性,引入Pointpillars^[14]算法进行对比。2种三维目标检测算法基于公开数据集的试验对比结果如表2所示。

表2 2种算法基于KITTI 3D Object数据集的检测精度 %

方法	车辆检测精度		行人检测精度		骑行者检测精度	
	中等	困难	中等	困难	中等	困难
Pointpillars(复现)	74.58	71.55	44.08	40.97	59.35	56.38
AF3D	70.87	62.41	41.52	38.83	61.76	51.42

采用AF3D算法对KITTI数据集进行推理,可视化结果如图10所示。

由图10可以看出,AF3D算法可有效识别地面,以及近距离的汽车、行人与骑行者,但该方法依靠聚类得到目标轮廓,通过PFC-Net进行分类获得每个聚类簇的语义信息,在识别过程中无法获得点云场景的

上下文信息,导致某些因存在严重遮挡或距离较远造成点云数量稀疏而无法保留其轮廓的目标识别效果较差。

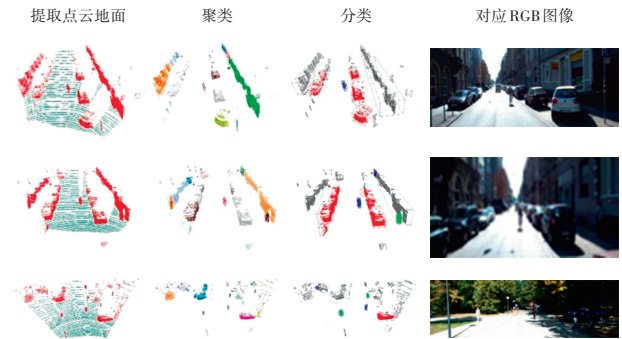


图10 AF3D算法检测结果可视化

4 实车试验

4.1 实车数据采集平台

本文搭建如图11所示的实车数据采集平台,数据采集车基于长安奔奔改装获得,该车搭载的硬件设备包括激光雷达安装支架、禾赛科技Pandar 64线激光雷达、单目相机、差分GPS以及一台笔记本电脑。其中,禾赛科技Pandar 64线激光雷达传感器安装于汽车纵向对称平面处的激光雷达支架上,距离地面高度约为1.90 m。雷达参数和计算机配置如表3、表4所示。



图11 实车数据采集平台

表3 Pandar 64线激光雷达设备参数

类别	数值
线束数量/线	64
激光波长/nm	905
测距能力/m	0.3~200(10%反射率)
出点数量/点·s ⁻¹	~1 152 000(单回波模式)/~2 304 000(双回波模式)
水平视场角/(°)	360
垂直视场角/(°)	40(-25°~15°)
水平角分辨率/(°)	0.2(10 Hz)/0.4(20 Hz)
垂直角分辨率/(°)	0.167°/1°/2°/3°/4°/5°/6°
帧率/Hz	10(600 r/min)/20(1 200 r/min)

表4 笔记本电脑参数

类别	参数
系统	Ubuntu16.04 LTS
运行内存/GB	8
处理器	Inter Core i7-6500U @2.50 GHz 双核
内存/GB	500

4.2 激光雷达点云数据采集及处理

本文基于机器人操作系统(Robot Operating System, ROS)建立计算机端与禾赛科技 Pandar 64线激光雷达间的通信,激光雷达的工作频率默认为10 Hz,部分场景如图12所示。



图12 实车数据集部分场景示例

激光雷达在采集数据的过程中因障碍物材质、自身精度等会产生少量的非数(Not a Number, NaN)点、噪声点、离群点,需对每帧激光雷达点云进行预处理,处理过程如图13所示。首先去除激光点云数据中的NaN点,其次,通过直通滤波截取感兴趣区域,相应阈值为:

$$\begin{cases} -40 \leq x \leq 40 \\ -20 \leq y \leq 20 \end{cases} \quad (2)$$

式中: (x,y) 为点的坐标。

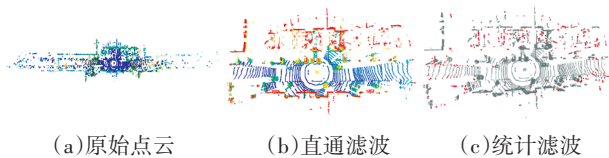


图13 点云预处理

最后,对感兴趣区域中的点云通过统计滤波进行噪声点、离群点的滤除,完成数据预处理。本文借助开源软件PCAT依次对挑选出的200帧点云数据使用三维边界框进行标注,包括“汽车”“行人”“骑行者”3种类别。

4.3 实车试验

由于点云数据标注难度大、耗时长、成本高,且算法在陌生场景下的迁移性十分重要。因此对2种三维目标检测算法Pointpillars、AF3D在未重新训练的情况下进行测试,2种算法在实车数据集上的检测精度如

表5所示。

表5 2种算法基于实车数据集的检测精度 %

方法	汽车检测精度	行人检测精度	骑行者检测精度
Pointpillars	52.24	31.73	39.46
AF3D算法	69.74	41.25	54.33

本文采用经KITTI 3D Object数据集训练后的Pointpillars、AF3D算法直接推理实车数据集,表2、表5数据对比表明:Pointpillars在陌生场景中的检测精度下降幅度较大,而AF3D算法检测精度波动相对较小。这一方面可能是因为标注后的真实值与实际场景的真值存在一定误差,另一方面可能是由于PFC-Net对实际场景中的某些车型(如洒水车、敞篷电动车等)无法准确识别导致。AF3D算法的目标检测结果如图14所示,AF3D算法在陌生场景中依旧可以准确地检测出目标所在的位置以及类别。由此可见,相比于Pointpillars,AF3D算法对陌生场景的适用性较强,具有良好的场景迁移性。

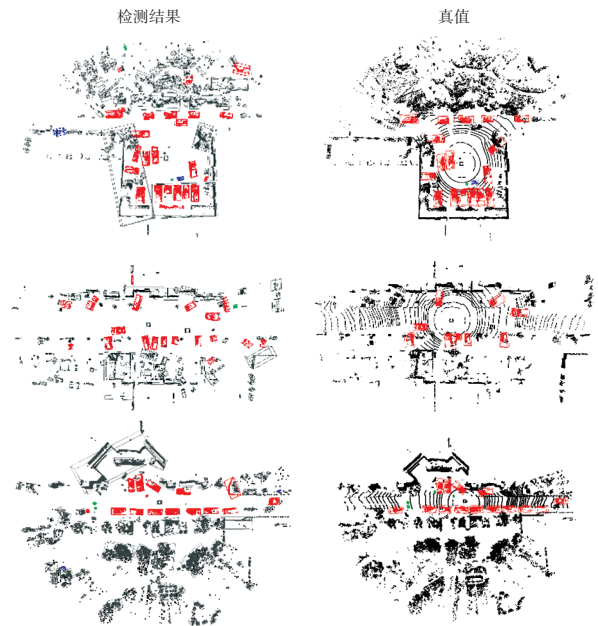


图14 AF3D算法在实车数据集上的检测结果

5 结束语

本文提出一种较为灵活、准确且迁移性好的两阶段三维点云目标检测算法框架AD3F:在第一阶段,采用基于分段拟合的地面点云分割方法完成地面点云分割,选用DBSCAN算法对非地面点进行聚类,获得聚类结果;在第二阶段,搭建PFC-Net进行特征识别,准确完成点云聚类簇分类任务。分别对Pointpillars、AF3D算法在KITTI 3D Object数据集以及实车数据集上进行了算法对比验证,结果表明:在KITTI 3D Object数据集上,经训

练后的Pointpillars网络模型检测精度整体优于AF3D算法;在实车数据集上,AF3D算法的检测精度优于Pointpillars;Pointpillars在陌生场景中的检测精度下降幅度较大,而AF3D算法依靠聚类获得障碍物的轮廓,使得该算法可以更好地适应陌生场景,算法性能可以较好地保持,具有高度可迁移性。

参 考 文 献

- [1] MAO J G, SHI S S, WANG X G, et al. 3D Object Detection for Autonomous Driving: A Comprehensive Survey[EB/OL]. (2023-04-04) [2023-09-10]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2206.09474>.
- [2] 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): 292-299.
FAN X H, XU G L, LI W L, et al. A 3D LiDAR Point Cloud Target Segmentation Method Based on Depth Maps[J]. China Laser, 2019, 46(7): 292-299.
- [3] 范晶晶, 王力, 褚文博, 等. 基于KD-Tree树和欧式聚类的越野环境下车行人识别的研究[J]. 汽车工程, 2019, 41(12): 1410-1415.
FAN J J, WANG L, CHU W B, et al. Research on Pedestrian Recognition in off-Road Environments Based on KDTree and Euclidean Clustering[J]. Automotive Engineering, 2019, 41(12): 1410-1415.
- [4] 杨思远, 郑建颖. 基于路侧三维激光雷达的车辆目标分类算法[J]. 传感器与微系统, 2020, 39(7): 123-126.
YANG S Y, ZHENG J Y. Vehicle Target Classification Algorithm Based on Roadside 3D LiDAR[J]. Sensors and Microsystems, 2020, 39(7): 123-126.
- [5] 万佳, 胡大裘, 蒋玉明. 多密度自适应确定DBSCAN算法参数的算法研究[J]. 计算机工程与应用, 2022, 58(2): 78-85.
WAN J, HU D X, JIANG Y M. Research on Algorithm for Multidensity Adaptive Determination of DBSCAN Algorithm Parameters[J]. Computer Engineering and Applications, 2022, 58(2): 78-85.
- [6] GUO Y L, WANG H Y, HU Q Y, et al. Deep Learning for 3D Point Clouds: A Survey[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2020, 43(12): 4338-4364.
- [7] ALI W, ABDELKARIM S, ZIDAN M, et al. Yolo3D: End-to-End Real-Time 3D Oriented Object Bounding Box Detection from LiDAR Point Cloud[C]// 2018 European Conference on Computer Vision (ECCV) Workshops. Munich, Germany: Springer, 2018: 716-728.
- [8] MARTIN S, STEFAN M, KARL A. Complex-YOLO: An Euler-Region-Proposal for Real-Time 3D Object Detection on Point Clouds[C]// 2018 European Conference on Computer Vision (ECCV) Workshops. Munich, Germany: Springer, 2018: 197-209.
- [9] ZHOU Y, TUZEL O. VoxelNet: End-to-End Learning for Point Cloud Based 3D Object Detection[C]// 2018 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Salt Lake City, UT, USA: IEEE, 2018: 4490-4499.
- [10] LANG A H, VORA S, CAESAR H, et al. Pointpillars: Fast Encoders for Object Detection from Point Clouds[C]// 2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Long Beach, CA, USA: IEEE, 2019: 12697-12705.
- [11] CHEN X Z, MA H M, WAN J, et al. Multi-View 3D Object Detection Network for Autonomous Driving[C]// 2017 IEEE/CVF Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Honolulu, HI, USA: IEEE, 2017: 1907-1915.
- [12] SIMONYAN K, ZISSERMAN A. Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition[EB/OL]. (2015-04-10) [2023-07-24]. <https://arxiv.org/abs/1409.1556>.
- [13] QI C R, LIU W, WU C X, et al. Frustum Pointnets for 3D Object Detection from RGB-D Data[C]// 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Salt Lake City, UT, USA: IEEE, 2018: 918-927.
- [14] QI C R, SU H, MO K, et al. PointNet: Deep Learning on Point Sets for 3D Classification and Segmentation[C]// 2017 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Honolulu, HI, USA: IEEE, 2017: 652-660.
- [15] PAIGWAR A, ERKENT O, WOLF C, et al. Attentional PointNet for 3D-Object Detection in Point Clouds[C]// 2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPRW). Long Beach, CA, USA: IEEE, 2019: 1297-1306.
- [16] SHI S S, WANG X G, LI H S. PointRCNN: 3D Object Proposal Generation and Detection from Point Cloud[C]// 2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Long Beach, CA, USA: IEEE, 2019: 770-779.
- [17] 王肖. 复杂环境下智能车辆动态目标三维感知方法研究[D]. 北京: 清华大学, 2016.
WANG X. Research on 3D Perception Method for Dynamic Targets of Intelligent Vehicles in Complex Environments [D]. Beijing: Tsinghua University, 2016.
- [18] LI B. On Enhancing Ground Surface Detection from Sparse Lidar Point Cloud[C]// 2019 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). Macau, China: IEEE, 2019: 4524-4529.

(责任编辑 斛 畔)

修改稿收到日期为2023年7月24日。