

优化球查询算法的点云分割

王爱兵, 杨晓文, 韩 燮, 郭晓东, 彭志斌, 郭子军, 贾彩琴
(中北大学 大数据学院, 山西 太原 030051)

摘要:为丰富 PointNet++ 网络局部特征的表征能力、加强细节特征的表达效果、提高点云模型的分割精度, 针对 PointNet++ 中多尺度和多分辨率算法都采用的点集重叠划分方法—球查询算法进行了研究。在 PointNet++ 中, 球查询算法随机选取球形邻域内的特征点提取局部特征, 导致局部特征表达效果欠佳。为加强局部特征表征能力, 引入 K-近邻优化策略, 将球邻域内的特征点按照与中心点的距离由近及远排序。在局部特征提取过程中, 当球邻域内的点数超过需要的特征点时选取距中心点相对较近的一批点作为局部特征提取点; 当球邻域中的点数少于需要的特征点时, 选取距中心点最近的特征点复制多次, 补齐特征表示。将优化的球查询算法应用于 PointNet++ 分割网络, 利用 S3DIS 和 ShapeNetPart 作为数据集验证算法的有效性。实验结果表明, 优化的球查询算法丰富了网络的局部特征表征能力, 强化了细节特征的表达效果, 提高了分割精度。

关键词:球查询; 多尺度; 多分辨率; PointNet++; K-近邻; 局部特征

中图分类号: TP391.41

文献标识码: A

文章编号: 1673-629X(2022)08-0055-05

doi: 10.3969/j.issn.1673-629X.2022.08.009

Point Cloud Segmentation of Optimized Ball Query Algorithm

WANG Ai-bing, YANG Xiao-wen, HAN Xie, GUO Xin-dong, PENG Zhi-bin,
GUO Zi-jun, JIA Cai-qin
(School of Big Data, North University of China, Taiyuan 030051, China)

Abstract: In order to enrich the representation ability of the local features of the PointNet++ network, strengthen the expression effect of the detailed features and improve the segmentation accuracy of point cloud models, we study the sphere query algorithm, which is the point set overlap division method used in the multi-scale and multi-resolution algorithms in PointNet++. In PointNet++, the ball query algorithm randomly selects feature points in the spherical neighborhood to extract local features, which leads to poor local feature expression. In order to strengthen the local feature representation ability, we introduce the K-nearest neighbor optimization strategy, and the feature points in the spherical neighborhood are sorted from near to far according to the distance from the center point. During local feature extraction, when the number of points in the neighborhood of the ball exceeds the required feature points, select a group of points relatively close to the center point as the local feature extraction points. When the number of points in the neighborhood of the ball is less than the required feature points, the feature points closest to the center point are selected and copied multiple times to complement the feature representation. The optimized ball query algorithm is applied to the PointNet++ segmentation network, and S3DIS and ShapeNetPart are used as a data set to verify the effectiveness of the algorithm. The experiment shows that the optimized ball query algorithm enriches the local feature representation ability of the network, strengthens the expression effect of detailed features, and improves the segmentation accuracy.

Key words: ball query; multi-scale; multi-resolution; PointNet++; K-nearest neighbor; local features

0 引言

3D 传感器技术^[1]的发展使得人们能够方便地获取大规模点云数据。例如, 激光雷达传感器每秒钟可以产生数百万个点, 提供所需物体的点云数据。点云数据作为一种 3D 数据表达形式已成为众多科学领域

诸如计算机视觉^[2]、自动驾驶^[3]和机器人领域^[4]的重要数据资料, 是许多场景理解相关应用程序的首选格式, 为三维场景分割、多元化视觉、卡通制作、三维模型构建和大众传播工具应用提供多方面的用途。在三维场景分割中, 典型的卷积架构需要高度规则的输入数

收稿日期: 2021-08-11

修回日期: 2021-12-15

基金项目: 山西省回国留学人员科研资助项目(2020-113); 山西省重点研发计划(201903D121147); 山西省自然科学基金(201901D111150)

作者简介: 王爱兵(1996-), 男, 硕士研究生, CCF 会员(D7933G), 从事深度学习点云分割方面的研究; 杨晓文, 博士, 副教授, CCF 会员(48953M), 从事三维信息处理、虚拟仿真、人机交互。

据格式,如 2D 图像或 3D 体素的格式,以便执行权重共享和其他内核优化,然而 2D 图像丢失了现实世界中两个或多个物体之间的深度信息和相对位置,使得它不适合深度和定位信息的应用;3D 体素模型^[5]是一组将点云转移到空间量化的体素网格并使用体积卷积在网格空间中执行计算的模型,利用网格作为数据结构化方法,将点与网格中的位置相关联,3D 卷积核从相邻体素收集信息。尽管网格数据结构是有效的,但仍需要高体素分辨率来保持数据的粒度。由于计算和内存使用量随体素分辨率呈三次方增长,因此处理大型点云的成本很高。此外,由于大多数体素结构中大约 90% 的体素是没有点云的,因此不处理任何信息但可能会消耗大量的计算能力。这种数据表示会使结果数据量变得不必要的庞大,同时还会引入量化噪声,影响数据模型的鲁棒性。

点云数据处理的另一类模型是基于点的模型。与体素模型相比,它将原始几何信息保留在 3D 空间中,避免了点云数据体素化过程中的特征损失。例如,2017 年 Charles 团队提出了点云分类和分割网络 PointNet^[6],它直接处理点云数据,无需量化,利用多层感知器(Multilayer Perceptron, MLP)^[7]提取全局特征向量,并利用对称函数解决无序的问题,取得了不错的目标识别效果和较高的分割精度。然而该网络只能学习到点云全局特征,不能捕捉由点所在的度量空间引起的局部结构,限制了识别细粒度模式的能力和对复杂场景的概括能力,因此该网络对于场景细节的分割精度欠佳。2020 年 J. Zhao 提出了一种基于改进 PointNet 的端到端自动分割方法^[8],根据不同室内结构元素强度差异较大的特点,将 3D 坐标、颜色和强度的点云信息输入到点的特征空间中,提高了对墙、门等结构元素的分割精度。2020 年东华大学刘训华提出对图像和激光雷达点云数据进行 3D 目标检测的改进 F-PointNet^[9],使用宽阈值掩模处理,增加注意力机制并更换损失函数为 Focal Loss 可以获得较优的结果,但准确率还有提升的空间。

针对该问题,Charles 团队借鉴 CNN^[10]多层感受野的思想对 PointNet 进行改进,提出了 PointNet++^[11],它在整个点云局部采样并划定范围,用 PointNet 进行特征提取,并以此方式多次迭代提取,将特征提取集中到少数点上,而每个点都包含上一层点通过 PointNet 提取出的局部特征。基于此,PointNet++ 将局部区域划分为多个分区,每个分区被定义为底层欧氏空间中的一个查询球,其参数包括球心位置和距离。为了均匀覆盖整个集合,球心通过最远点采样算法(farthest point sampling, FPS)^[12]从输入点集中选择,对于密度不均匀的点云数据,球形邻域范围内局部特征点的选

取是具有挑战性的。实验结果表明,采用 K-近邻算法^[13]对球邻域中局部特征点的选取做进一步的优化,将优化后的算法应用到 PointNet++ 分割网络,丰富了网络的局部特征表征能力,强化了细节特征的表达效果。2020 年上海理工大学孙红提出融合 MKF 的 PointNet++ 优化算法^[14],采用基于深度学习的方法处理点云数据,实现障碍物的识别分类和环境的局部分割,在点云低密度的环境下仍有良好的效果,但 MKF PointNet++ 算法在每一分层结构中都需要判断是否满足点云密度需求,如果不满足需要重新进行采样,这样会大大增加算法的时间。2021 年武汉大学陈阳提出了一种改进的 PointNet++ 网络结构^[15],该结构将单个点的特征和全局特征集中在质心点上,以便于分类。这些改进 PointNet++ 网络结构的出现为之后基于深度学习的点云分割方法指引了方向,具有重要的理论研究价值。

该文在 PointNet++ 研究的基础上,引入 K-近邻优化球查询算法,选取球邻域中特征联系更为紧密的点作为局部特征提取点,加强了局部特征的表达效果。

1 优化球查询算法

1.1 球查询算法

PointNet++ 采用球查询作为点集重叠划分的方法。球查询算法首先获取局部邻域中重要中心点作为球心,为尽可能覆盖局部邻域中的所有点,PointNet++ 采用最远点采样的方法。最远点采样方法作为点云数据处理常用的采样方法之一,它的核心思想是:首先在输入的点云数据集中随机抽取一个数据点作为起始点,将起始点归入采样点集合,计算所有点到起始点的欧氏距离,从中选择距离最大值对应的点归入采样点集合,依次迭代,直至达到所需数量要求。

将最远点采样获取到的点设为球心划定球形邻域 N ,在球形邻域中实施球查询算法,选取球形邻域的半径 r 以及选取的特征点数 m ,用公式(1)表示为:

$$q(r, m) = \{ \|s - s_0\| \leq r, \text{count}(s) \leq m, \forall s \in N \} \quad (1)$$

其中, $\text{count}(s) \leq m$ 表示在球邻域中选取前 m 个距离小于半径 r 的点。在分割网络中,记录球邻域中的点到中心点的欧氏距离,找到所有距离小于 r 的点,将这些点根据数据输入时的索引下标排序,选取前 m 个点作为局部特征提取点。对于特征点 m 的选取,存在以下两种情况:

(1) 如图 1 所示,在球形邻域 a 中,当与球形邻域中心点距离小于 r 的点不足 m 个时,将索引下标最小的点复制多次,凑足 m 个点进行局部特征提取;

(2) 在球形邻域 b 中,当与球形邻域中心点距离小

于 r 的点超过 m 个时,根据索引下标对其切片,选取索引下标最小的前 m 个点提取局部特征。

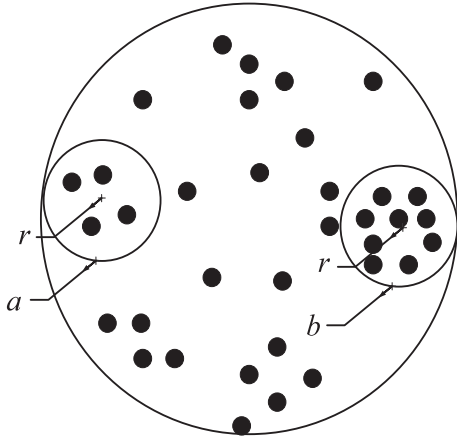


图 1 球查询算法示意图

球查询对于 m 个特征点的选取通过索引下标排序,具有随机性,没有选取距离球形邻域中心点最近的 m 个点提取特征,因此获取到的局部特征表征能力较差,导致网络的分割精度仍存在较大的提升空间。为了丰富局部特征的表征能力,提高分割精度,采用 K -近邻优化球查询算法。

1.2 K -近邻优化球查询算法

K -近邻算法是一种出现较早的经典机器学习算法。该算法的核心思想是:在给定的样本特征空间中,如果待预测样本附近的 k 个样本多数属于某一个样本类别,则该样本也属于该类别。该算法不需要初始训练,仅仅在待预测样本分类时进行预测,如此可以减少模型训练的开销,是一种惰性学习算法,也是分类数据简单并且有效的算法,算法中 k 值的选择、距离度量 and 分类决策规则是 K -近邻算法的三要素。

为合理优化球查询算法,将 K -近邻中的 k 值作为待测特征点的个数 m ,设置球邻域中的特征点与中心点距离升序排序函数 $K(s)$, K -近邻优化后的球查询算法用公式(2)表示为:

$$q(r, k) = \{ \|s - s_0\| \leq r, \text{count}(K(s)) \leq k, \forall s \in N \} \quad (2)$$

其中, $K(s)$ 表示对球邻域的点与中心点的距离进行升序排序,从距离小于 r 的点选取前 k 个点作为局部特征的提取点,对于特征点 k 的选取,存在以下两种情况:

(1) 当球邻域中与中心点距离小于 r 的点不足 k 个时,将距离中心点最近的点复制多次,凑足 k 个,提取局部特征。

(2) 当球邻域中与中心点的距离小于 r 的点超过 k 个时,选取距离最小的前 k 个点提取局部特征。

将 K -近邻优化的球查询算法应用于 PointNet++ 分割网络并进行对比实验,验证算法的有效性。

2 优化球查询算法应用于 PointNet++ 网络

PointNet 网络模型将所有特征点最大池化为一个全局特征,整个网络模型没有考虑局部特征的提取,因此该网络模型对于局部邻域点云特征的描述能力较弱,在分类或单个物体的分割中,缺少的局部特征可以通过中心化物体的坐标轴缓解,但在场景分割中,由于缺乏局部特征细节描述能力,导致点云数据的分割效果较差。

PointNet++ 通过引入了多尺度分组和多分辨率分组对局部区域采用 PointNet 提取局部区域的全局特征作为局部特征,最后将不同尺度的特征拼接起来。由于多尺度分组的方法计算量大,PointNet++ 采用了多分辨率的方法。如图 2(a) 所示,外围圆代表局部区域,在局部区域中采用最远点采样的方法获取多个重要的中心点 s_0 。将 K -近邻优化的球查询算法应用到局部特征点选取,以中心点 s_0 为球心, r 为半径划定球形邻域,根据特征点距离中心点的距离,选取最近的 k 个点提取其局部邻域特征,当某球形邻域中的点少于 k 个,则复制最近的点进行特征提取。如图 2(b) 所示,将提取到的局部特征再次提取并与包围这几个交叉球形邻域的局部区域的局部特征连接形成多分辨率局部特征。

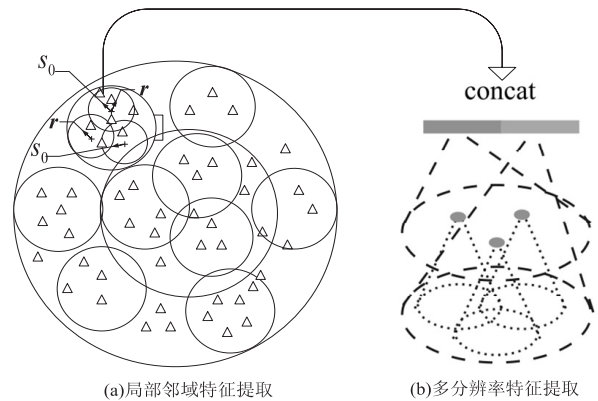


图 2 局部邻域多分辨率特征提取示意图

3 实验结果与分析

3.1 实验一

将斯坦福大学开发的带有像素级语义标注的语义数据集 S3DIS^[16] 输入优化球查询算法的分割网络和原分割网络进行对比。实验是在处理器为 Intel (R) Core (TM) i7-9700 CPU @ 3.00 GHz, 内存为 64 GB, 显卡为 TITAN RTX 的工作站上完成的。

S3DIS 数据集由 6 个大型室内区域组成, 总共包括 544 个房间, 超过了 2.15 亿个点, 包括办公区域、教育和展览空间, 以及会议室、个人办公室、卫生间、开放空间、大堂、楼梯和走廊。每个点包含坐标信息 XYZ、归一化坐标和颜色信息 RGB, 同时还附加了所属的 13

个语义标签类别信息(桌子、椅子、沙发、书架和木板等)。

S3DIS 数据集常用的数据形式有三种:原数据集、Stanford3dDataset_v1.2_Aligned_Version 和 indoor3d_sem_seg_hdf5_data。该文选取 indoor3d_sem_seg_hdf5_data 作为研究对象,该数据集格式是对原始数据场景的切割,把大场景切割成 1mx1m 的 block,完整数据集被切割成了 23 585 个 block,每个 block 是 4 096 个点,每个点对应 9 个维度,具体表达为 $\{X, Y, Z, R, G, B, X^0, Y^0, Z^0\}$ 。其中 X, Y, Z 为目标物表面点云的空间坐标信息,是用来描述点云信息必不可少的特征, R, G, B 为目标物体影像在点云上的颜色纹理映射, X^0, Y^0, Z^0 为输入点云的归一化坐标。

为了验证 K-近邻优化球查询算法 k 值对分割结果的影响,将每个 block 的 4 096 个点作为一个局部领域样本数 N ,设置训练次数 epoch 为 300,邻域点数 k 分别取 64、128、256、512、1 024 情况下,获取场景分割 mIoU 的评估结果。如图 3 所示,经过多次实验得出,当 k 为 512 时得到了较好的分割评估结果。

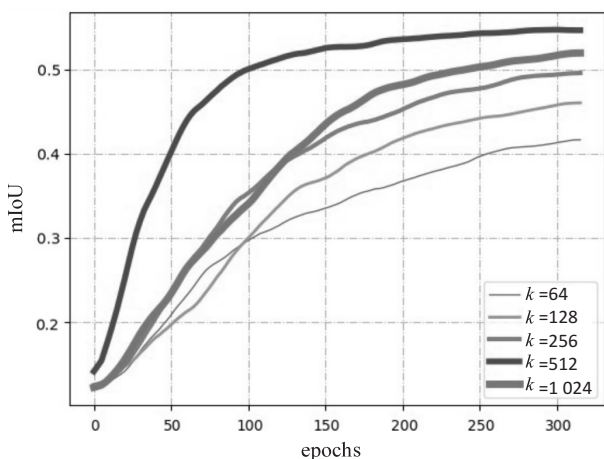


图 3 原网络与优化球查询算法网络分割精度对比

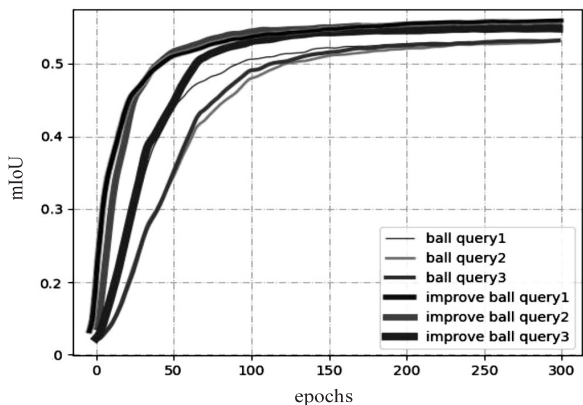


图 4 原网络与优化球查询算法网络分割精度对比

如图 4 所示,为验证优化球查询算法的 PointNet++ 分割网络可以获得比原分割网络更高的交并比,同时为去除偶然性将 k 为 512 的优化球查询分割网络与原

分割网络执行三次对比实验。将优化球查询算法 PointNet++ 分割网络得出的训练结果命名为 improve ball query1、improve ball query2 和 improve ball query3;另外 ball query1、ball query2 和 ball query3 为原 PointNet++ 分割网络的三次训练结果。三次对比实验均证实采用优化球查询算法具有更加丰富的局部特征表征能力。

为进一步验证优化算法的鲁棒性,从三次实验结果中选取 improve ball query1 与原网络实验结果 ball query1 损失函数(loss function)^[17]进行对比。在机器学习中,损失函数是用来估量模型的预测值 $f(x)$ 与真实值 Y 的不一致程度,损失函数越小,一般代表模型的鲁棒性越好。如图 5 所示,优化球查询算法 PointNet++ 分割网络的实验结果 improve ball query1 在相同训练次数的情况下损失函数低于原分割网络结果 ball query1。

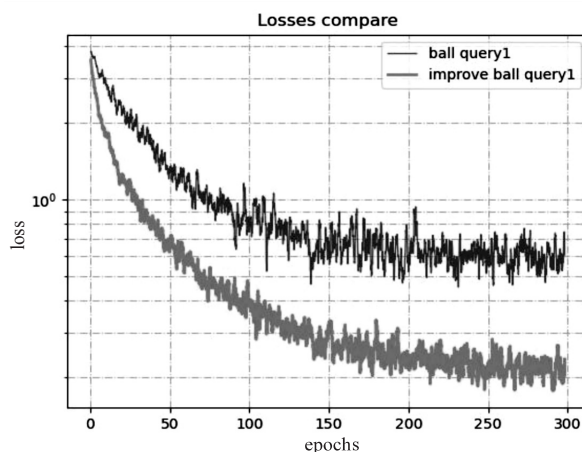


图 5 原网络与优化球查询算法网络损失函数对比

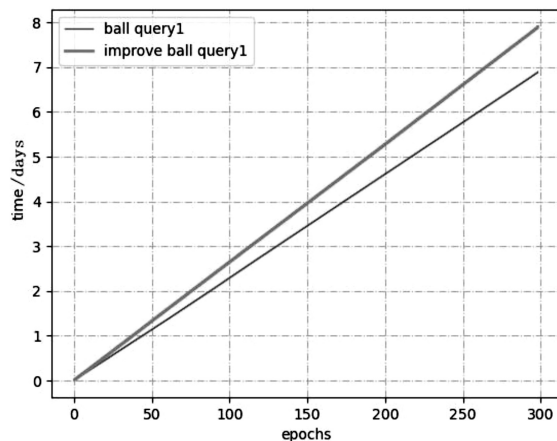


图 6 原网络与优化球查询算法网络训练所需时间对比

优化球查询算法的 PointNet++ 分割网络虽然在分割精度和损失函数上取得了不错的成效,但在每次球查询时需要将球邻域中的特征点根据欧氏距离进行排序,因此相比于原分割网络时间复杂度更高。如图 6

所示,优化球查询算法 PointNet++分割网络的实验结果 improve ball query1 比原网络实验结果 ball query1 在相同训练批次的情况下所需时间更多。

选取 S3DIS 数据集 Area_5,将优化球查询算法 PointNet++分割网络在测试时所需时间与原分割网络进行对比,如图 7 所示,优化球查询算法 PointNet++分割网络实验结果 improve ball query 与原网络测试结果 ball query 在相同测试数据集的情况下,所需时间相差很小。

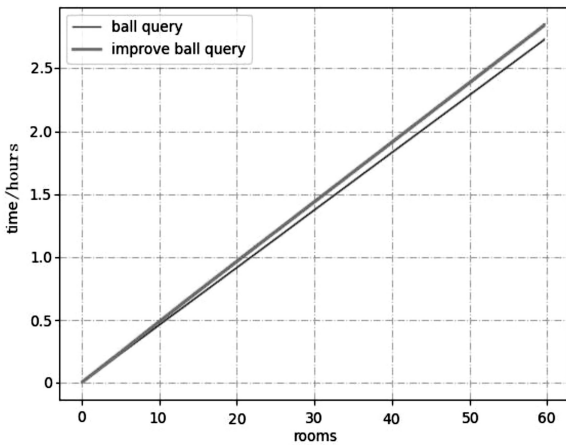


图 7 原网络与优化球查询算法网络测试所需时间对比

3.2 实验二

将优化球查询算法后的分割网络应用到 ShapeNetPart 数据集^[18]作为可视化分割样本与原网络对比。ShapeNet 是普林斯顿大学、斯坦福大学进行计算机图形学^[19],计算机视觉,机器人技术和其他相关学科的研究开发的数据集。它由 16 种对象类型的 16 881 个计算机辅助设计模型组成,对象中的每个点对应一个零件标签,共有 50 个类别,每个对象类型有 2 到 6 个零件类别。从每个 3D 模型中抽取 1 024 个点进行训练和测试。

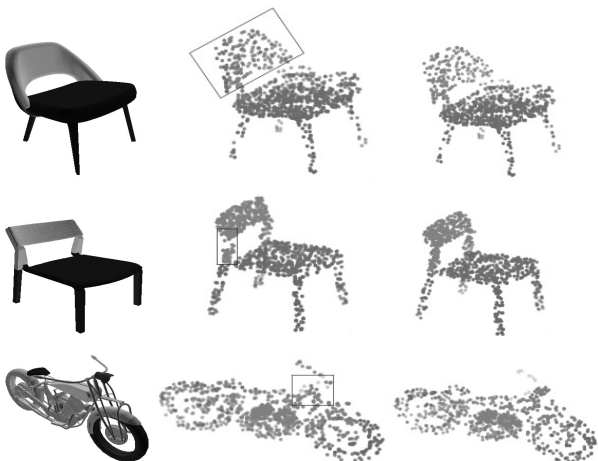


图 8 ShapeNetPart 可视化分割结果
如图 8 所示,左边为点云数据对应的图像类型,中

间为原 PointNet++对点云数据的可视化分割结果,右边为优化球查询算法后 PointNet++分割网络获取的可视化分割结果,框选部分为原分割网络与优化球查询算法分割网络可视化结果对比区域。实验结果表明,优化后的球查询算法更易捕捉精细几何结构的局部特征,强化了局部特征的表征能力,对细节特征的表达展示了更好的效果。

4 结束语

采用 K-近邻优化球查询算法,选取球邻域中特征联系更为紧密的点作为局部特征提取点,加强了局部特征的表达效果。将优化后的球查询算法应用于 PointNet++分割网络,通过多次实验表明优化后球查询算法更加丰富了网络局部特征的表征能力,强化了细节特征的表达效果,获得了更高的分割精度;但是增加了球邻域选取局部特征点的时间复杂度,因此在丰富局部特征表征能力的情况下,降低算法的时间复杂度是需要进一步研究的内容。

参考文献:

- [1] 左超,张晓磊,胡岩,等. 3D 真的来了吗?——三维结构光传感器漫谈[J]. 红外与激光工程,2020,49(3):9-53.
- [2] 孙厚权,张其亮,吴越,等. 基于机器视觉的运动检测与超车策略的研究[J]. 计算机技术与发展,2019,29(8):53-57.
- [3] 朱向雷,王海弛,尤翰墨,等. 自动驾驶智能系统测试研究综述[J]. 软件学报,2021,32(7):2056-2077.
- [4] 丛明,王亚辉,杜宇,等. 基于点云聚类与 PCA 的机器人猪腹剖切方法[J]. 华中科技大学学报:自然科学版,2020,48(11):54-59.
- [5] 张满圉,燕明晓,马英石,等. 基于八叉树结构的三维像素模型检索[J]. 计算机学报,2021,44(2):334-346.
- [6] QI C R,HAO S,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. Honolulu:IEEE,2017:77-85.
- [7] 方伟,江金光,谢东鹏. 基于 MLP 神经网络改进组合导航算法[J]. 计算机工程与设计,2021,42(1):65-69.
- [8] ZHAO J,ZHANG X,WANG Y. Indoor 3d point clouds semantic segmentation bases on modified pointnet network[J]. International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2020, XLIII B2-2020:369-380.
- [9] 刘训华,孙韶媛,顾立鹏,等. 基于改进 Frustum PointNet 的 3D 目标检测[J]. 激光与光电子学进展,2020,57(20):320-326.
- [10] QI C R,YI L,SU H,et al. Pointnet++:deep hierarchical fea-

(下转第 65 页)