

基于PointNet++的煤场点云分割与识别方法

乐 英, 杨冰雁

(华北电力大学 能源动力与机械工程学院, 河北 保定 071000)

摘要: 为了实现煤场环境下的实时监控与安全监测, 对煤场环境应用了一种基于PointNet++的目标分割与识别的方法。利用二维激光扫描仪做直线运动的装置采集三维点云数据, 通过设置目标安全距离, 采用基于欧氏距离的点云分割算法对原始点云进行分割, 调用训练好的PointNet++网络对分割后的目标点云进行识别, 对识别结果进行判断, 并分析目标物体的工作状态是否安全。实验结果表明: 煤场环境典型物体点云的分割精确率与召回率均大于90%, 目标识别准确率达到98%, 验证了基于PointNet++点云分割与识别方法的可行性。

关键词: 三维点云; PointNet++; 分割与识别

中图分类号: TP 181; F 407.21

文献标志码: A

文章编号: 1672-5581(2023)03-0199-05

DOI:10.15999/j.cnki.311926.2023.03.017

Point cloud segmentation and recognition method of coal yards based on PointNet++

YUE Ying, YANG Bingyan

(School of Energy, Power and Mechanics Engineering, North China Electric Power University, Baoding 071000, Hebei, China)

Abstract: In order to achieve real-time monitoring and safety monitoring in the coal yard environment, a target segmentation and classification identification method based on PointNet++ is applied to the coal yard environment. First of all, the use of two-dimensional lidar to do linear motion to collect three-dimensional point cloud data, by setting the target safety distance, the use of Euclidean distance-based point cloud segmentation algorithm to split the original point cloud, and then, through the trained PointNet++ network to identify the split target point cloud, and finally the target monitoring results to determine whether the target working state is safe. Experimental results show that the segmentation accuracy and recall rate of typical objects in the coal yard environment are greater than 90%, and the final classification recognition accuracy reaches 98%, which verifies the feasibility of the PointNet++ segmentation and recognition method.

Key words: 3D point cloud; PointNet++; segmentation and recognition

煤场管理是火力发电厂管理的重要组成部分, 在煤场日常管理工作中, 需要对生产设备的状态等进行实时的监视与控制, 以便及时发现各种突发异常状况, 实现防护预警及控制。传统的人工管理模式不能及时更新煤场管理信息, 给煤场管理带来了困难。激光扫描仪获得的三维数据, 可以反映目标的基本结构信息。经过10多年的发展, 三维激光成像系统已被广泛用于获取物体的空间信息^[1]。随着深度学习的发展, 这项技术越来越受到各行各

业的关注。PointNet++网络模型结合了三维点云的空间特点, 能够很好地与激光扫描仪相结合。因此, 将PointNet++网络模型与激光扫描仪技术相结合, 在煤场管理识别方面有广阔的应用前景。在煤场激光扫描仪应用方面, 董建伟等^[2]将多视图三维重建技术与无人机结合, 根据运动恢复结构和稠密立体匹配的重建原理, 实现煤场三维重建。在点云分割方法的研究中, 王新竹等^[3]通过对点云深度数据的聚类, 成功完成汽车障碍物的检测。范小辉

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51607067)

作者简介: 乐 英(1971—), 女, 副教授, 博士。E-mail: yueying71@163.com

等^[4]提出了一种基于深度图的点云目标分割方法,解决了目前三维点云目标分割算法实时性和准确性低的问题。在点云分类识别方面,陈尚伟等^[5]采用深度学习理论对 PointNet++ 点云网络进行改进,将其用在船体点云数据分段合拢面识别上并取得一定效果。郭保青等^[6]提出了一种基于法线方向一致性的区域生长分割算法,完成了点云目标的分类识别,并且成功监测了铁路场景下的异物侵入。

为了实现煤场环境下的目标识别与安全监测,本文利用激光扫描仪采集煤场三维数据,结合点云分割与 PointNet++ 网络分类识别算法,对监测煤场目标物体工作状态的方法进行研究。

1 基本原理

1.1 整体框架

煤场点云目标分割与识别方法主要分为3步,包括点云目标分割、点云目标识别、安全监测。对激光扫描仪采集得到的原始点云数据进行预处理,去除地面点云,同时去除噪声点;再采用欧式聚类算法对点云进行目标分割;调用经煤场目标训练数据集训练完成的 PointNet++ 的网络模型,对完成分割的点云目标进行识别;通过目标识别的结果对目标的工作状态进行判断,并完成防碰撞和安全预警操作。其整体框架如图1所示。

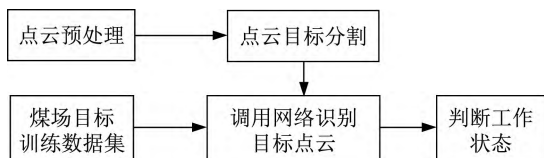


图1 整体框架

Fig.1 Overall framework

1.2 数据预处理

数据预处理包括地面与非地面点的分割。因煤场地面与激光扫描仪的距离是固定的,所以本文选择直通滤波器过滤地面点云。直通滤波器的实现原理为:选定一个维度并设置值域;遍历点云中的每一个点,判断该维度下点的坐标值是否在值域内,删除不在值域内的点,遍历结束,留下的点即构成滤波后的点云。地面点云滤波如式(1)所示。设定距离阈值 h ,其中 groundpoints 代表地面点云, nongroundpoints 代表非地面点云:

$$\begin{cases} \text{地面点云, } d \geq h \\ \text{非地面点云, } d < h \end{cases} \quad (1)$$

1.3 欧式聚类分割算法

对三维点云进行聚类分割,目的是使拥有相似空间和几何特征点云被划分为同一类。欧式聚类分割算法定义的相似性关系为欧氏距离,即当两点云间的欧式距离小于给定值时,则被划分到同一簇。两个点云之间的欧氏距离为

$$d(p_i, q_i) = \sqrt{\sum_{k=1}^n (p_{ik} - q_{ik})^2} \quad (2)$$

式中: p_i, q_i 为2个任意点云数据点; n 为点云数据点的维度, $n=3$ 。

1.4 PointNet++ 网络模型

PointNet 是第一个可以直接处理点云数据的网络,针对三维点云数据集的无序性问题,通过使用对称函数,来适应三维点云的置换不变性等特点,并使用 T-net 小卷积网络生成仿射变换矩阵,使网络可以对点云集进行旋转变换、平移和其他变换操作。网络结构对应的函数映射为

$$f(\{P_1, P_2, \dots, P_n\}) \approx g(h(P_1), h(P_2), \dots, h(P_n)) \quad (3)$$

式中: $\{P_1, P_2, \dots, P_n\}$ 为煤场目标点云集;函数映射 g 为最大池化函数;函数映射 h 为特征提取函数。

PointNet 只使用了多层感知机和最大池化层,无法捕获局部结构,因此,它在处理细节和推广到复杂场景上能力非常有限。PointNet++ 是 PointNet 的改进版本^[7],在一定程度上弥补了 PointNet 的不足。如图2所示,网络模型含有2个抽象层,每个抽象层都包含3个子层,分别是采样层、分组层和 PointNet 特征提取层。经过2次抽象处理后,原始点云可以用高维非线性表示,这样网络可以在越来越大的区域内提供更高层次的特征。在网络模型的全连接层中加入了 dropout 层,可以防止模型过度拟合,提高网络模型的泛化能力。最后,根据任务目标的不同要求,将获得的高维点云数据输入点云分类网络,得到最终的分类结果。

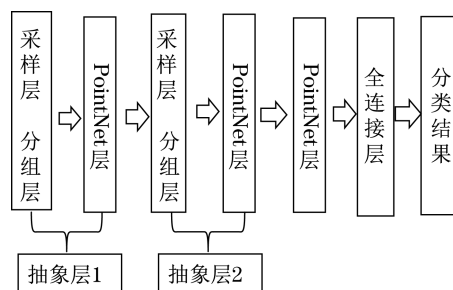


图2 PointNet++ 网络分类模型

Fig.2 PointNet++ network classification model

2 实验验证与分析

2.1 实验平台

采集系统硬件包括二维激光扫描仪和移动载体,采集系统实物如图3所示。激光扫描仪单次扫描返回一组二维的坐标点,将扫描仪安装在扫描平台上,驱动电机使其水平移动,完成对煤场的三维扫描。利用上述方法获得了极坐标系下的点云数据,通过如下公式将极坐标系下的三维点云数据转换到直角坐标系下:

$$\begin{cases} x = r \cos \alpha \\ y = r \sin \alpha \\ z = vt \end{cases} \quad (4)$$

式中: r 为激光扫描仪中心点到目标点的距离; α 为扫描角度; v 为前进速度; t 为行进时间。



图3 采集系统实物

Fig.3 Picture of acquisition system

通过控制电机的前进速度和二维激光扫描仪的扫描频率,获得不同密度的三维点云。图4、图5是在该系统下采集的煤场环境和点云数据示例。实例中的物体种类有如下5种:推土机、煤堆、大小不同的长方体和圆柱体。



图4 煤场环境实例

Fig.4 Example of coal yard environment

2.2 分割算法实现

已知实验设备激光扫描仪与煤场地面的距离为1.1 m,激光扫描仪的分辨率为0.001 m,并将其作为聚类安全距离。对原始点云进行预处理,去除地面点云,然后给定聚类的阈值,并将其设置为激

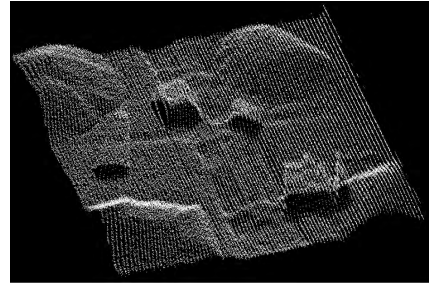


图5 原始点云

Fig.5 Raw point cloud

光扫描仪分辨率,进行分割处理并得到目标点云。欧式聚类分割后的目标点云数据分为2类:第1类点云中,各个目标物体之间的距离均大于安全距离,因此只包含1个目标物体;第2类点云中,存在某2个或者几个目标物体之间的距离小于安全距离,因此包含多个目标物体。把第1类点云称为单目标点云,把第2类点云称为复合目标点云。

以上述煤场环境为例,本文所用方法的分割效果如图6所示。由图6可知,在该煤场环境下总共分割出7个目标点云,其中右下角的目标点云属于推土机和煤堆多目标类别,即复合目标点云,其余目标点云均为单目标点云。对比煤场环境实物图,可以观察到,该煤场环境下的复合目标点云和单目标点云都被完整分割。

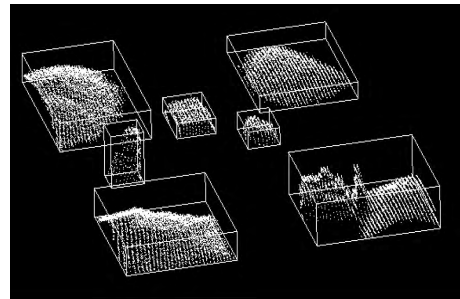


图6 目标物体分割结果

Fig.6 Target object segmentation result

为进一步分析分割方法的效果,引入精确率(precision)和召回率(recall)评价体系来评估分割算法。计算方法如下:

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad (5)$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \quad (6)$$

式中:FP为被错误分割的正样本;TP为被正确分割的正样本;FN为被错误分割的负样本。

实验中通过应用Cloud Compare软件操作标记点云数据类别,人工添加标签作为评估的正样本。以上述实验数据为例,本文分割方法对其中4个点云目标的分割结果见表1,表中数据包括点云

数量、精确率和召回率。由表1可知,对于不同点云数量和种类的目标点云,分割算法实验得到的目标点云召回率均在95%以上,精确率都在90%以上。

表1 点云目标分割结果

Tab.1 Point cloud target segmentation results

目标点云类别	点云数量	精确率	召回率
长方体1	478	0.915	0.998
长方体2	2 018	0.921	0.965
圆柱体	394	0.927	0.991
推土机和煤堆	4 457	0.915	0.963

通过目标分割效果图可得,在煤场环境下对于目标分割较为完整。同时结合分割的精确率和召回率说明基于欧式聚类的分割较为成功,有利于后续过程对目标点云的分类识别。

2.3 识别算法实现

2.3.1 训练数据集准备

实验中对不同煤场环境进行数据采集,并将采集得到的原始点云进行分割,共得到8种目标点云:挖掘机、煤堆、推土机、圆柱形、长方体、推土机和煤堆、圆柱体和煤堆、圆柱形和长方体。对目标点云进行人工标注,并对点云坐标进行归一化处理。图7和图8为标注后的目标点云可视化结果示例。

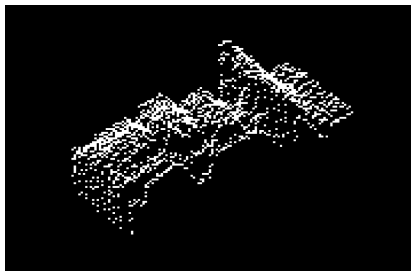


图7 推土机目标点云可视化结果

Fig.7 Bulldozer target point cloud visualization results

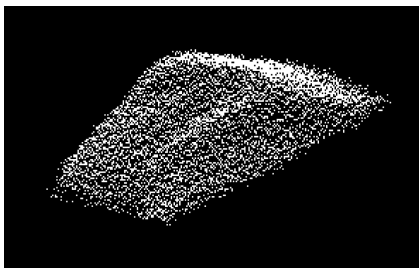


图8 煤堆目标点云可视化结果

Fig.8 Coal piles target point cloud visualization results

样本数据集的大小会影响训练网络的准确度与计算量,针对本文的几种目标点云,通过预实验,确定目标点云样本250个,并将其中的0.8作为训练数据集,剩余0.2作为验证数据集。

2.3.2 模型训练

在训练期间权重更新的量被称作学习率,学习率的大小会影响学习效果,因此需要反复试验得到最佳的初始学习率。

将初始学习率设置为0.000 01,每个批次更新一次网络,同时将学习率增大至1。获得每个批次计算的损失函数后绘制曲线,其损失函数值随学习率的变化如图9所示。由图9可知,随着学习率从0.000 01增加至1的过程,网络计算的损失函数值最开始先减小,并在学习率等于0.1的位置减至最小值,之后开始增加。因此得出结论:在低学习率的情况下,损失函数值下降缓慢,当学习率增加到一定数值,损失函数值反而增大。当学习率为0.1左右时,损失函数处于最小值,但此时也处于损失函数值上升的边缘,因此选用相对小一个量级的学习率0.01作为本次训练的初始学习率。

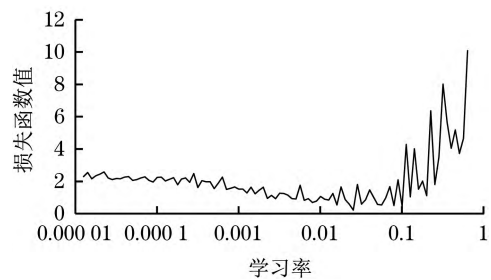


图9 损失函数值随学习率的变化

Fig.9 Loss function values vary with learning rate

通过分割处理得到的目标点云数据的点云数量各不相同,但PointNet++网络输入样本的点云数量是固定的。所以,需要对输入的点云进行统一处理,通过最远点采样法对输入的目标点云进行采样,最终确定每个目标点云的数量均为512个。通过预实验,采用学习率0.01、批次大小为8、训练次数为200的配置训练网络。将训练后的网络模型应用于验证数据集,得到Pointnet++网络模型的分类结果准确率为98%。

2.3.3 工作状态判断实例

使用训练完成的网络模型对实验煤场环境下的目标点云数据进行安全判断,安全判断的依据为目标点云识别结果的数量和种类。如果目标点云识别结果的数量为2,并且种类均为代表器械的物体,则被判断为危险工作状态,并被框选。某一煤场环境下目标点云工作状态判断结果,如图10所

示。图中可见,煤场环境下的目标点云类别有4种,分别是煤堆、推土机、长方体、圆柱体和长方体。在煤场环境中,图示框选的目标点云类别为圆柱体和长方体,这2个物体在煤场环境下均代表工作器械,并且可以看出2个物体距离为0,小于安全距离,说明此时目标物体存在碰撞危险,与判断结果一致,因此可以实现安全预警的功能。

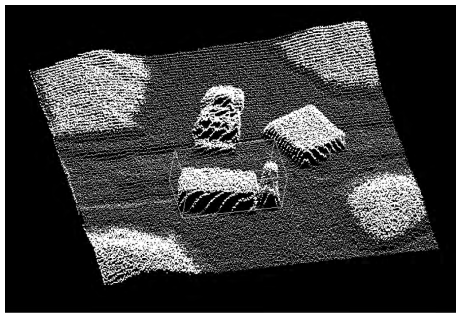


图10 危险工作状态示例

Fig.10 Example of dangerous working conditions

3 结语

本文对煤场点云进行地面滤波的预处理,采用基于欧式聚类的算法对煤场点云进行分割,有效解决了煤场环境下点云的分割问题。其中根据目标物体间的距离,将分割后的目标点云分为复合目标点云和单目标点云,便于之后的工作状态判断以及安全监测。利用PointNet++网络对2类点云进行目标识别与安全监测。实验数据显示,点云目标的分割精确率和召回率均在90%以上,识别准确率为98%。煤场环境实验结果表明,本文采用的方法能成功地预测物体的工作状态,能够满足煤场环境下监测需求。

参考文献:

[1] 史红梅,柴华,王尧,等. 基于目标识别与跟踪的嵌入式铁

路异物入侵检测算法研究[J]. 铁道学报, 2015, 37(7): 58-65.

SHI H M, CHAI H, WANG Y, et al. Study on railway embedded detection algorithm for railway intrusion based on object recognition and tracking[J]. Journal of the China Railway Society, 2015, 37(7): 58-65.

[2] 董建伟,李海滨,孔德明,等. 基于多视图立体视觉的煤场三维建模方法研究[J]. 燕山大学学报, 2016, 40(2): 136-141.

DONG J W, LI H B, KONG D M, et al. Three dimensional modeling method of coalfield based on multiview stereo vision[J]. Journal of Yanshan University, 2016, 40(2): 136-141.

[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): 292-299.

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): 292-299.

[5] 陈尚伟,汪骥,刘玉君,等. 基于PointNet++的船体分段合拢面智能识别方法[J]. 船舶工程, 2019, 41(12): 138-141.

CHEN S W, WANG J, LIU Y J, et al. Intelligent recognition of block erection surface based on PointNet++[J]. Ship Engineering, 2019, 41(12): 138-141.

[6] 郭保青,余祖俊,张楠,等. 铁路场景三维点云分割与分类识别算法[J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(9): 2103-2111.

GUO B Q, YU Z J, ZHANG N, et al. 3D point cloud segmentation, classification and recognition algorithm of railway scene [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2017, 38(9): 2103-2111.

[7] QI C R, YI L, SU H, et al. PointNet++: deep hierarchical feature learning on point sets in a metric space [C]// NIPS'17: Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems. 2017: 5105-5114.