引文格式：郑琦,邹进贵,贺亦峰,等. 顾及回转窑几何结构特征的点云语义分割[J]. 地理空间信息, 2025, 23(4):20-24. doi:10. 3969/j.issn. 1672-4623.2025.04.005

顾及回转窑几何结构特征的点云语义分割

郑　琦[1]，邹进贵[1]，贺亦峰[1]，翟若明[1]，程志新[1]
（1. 武汉大学 测绘学院，湖北 武汉 430079）

摘　要：针对传统点云语义分割深度学习方法在回转窑轮带识别中存在的训练样本少、几何特征不足、轮带结构占比稀疏等问题，提出了一种融合数据增强与多特征描述的回转窑点云分割方法。该方法以其为原始数据构建回转窑点云数据集，利用PointNet、PointNet++和PointNetCNN网络进行分割模型的训练，对回转窑进行轮带提取。通过设计曲率与法向量几何特征描述子提高点云的局部特征表达能力，并借助数据增强方法解决回转窑样本量小、语义类别样本数量不平衡的问题。为验证所提方法，在PointNet、PointNet++、PointCNN网络模型中对比分析所设计的几何描述子，和数据增强方法分别对语义分割深度学习结果的影响，从*OA*、mIoU、mAcc 3个精度指标中可以看到在回转窑中的筒体、轮带与杂点的分割效果均有所提升，为后续回转窑相关项目提供了切实有效的解决方案。

关键词：回转窑；激光点云；数据增强；多特征描述；点云语义分割方法
中图分类号：P237.3　　**文献标志码：**B　　**文章编号：**1672-4623（2025）04-0020-05

Semantic Segmentation of Point Clouds Considering the Geometric Structural Characteristics of the Rotary Kiln

ZHENG Qi[1], ZOU Jingui[1], HE Yifeng[1], ZHAI Ruoming[1], CHENG Zhixin[1]
(1. School of Geodesy and Geomatics, Wuhan University, Wuhan 430079, China)

Abstract: Aiming at the problems of the traditional point cloud semantic segmentation deep learning method in the rotary kiln wheel belt recognition, such as the small number of training samples, the lack of geometric features, and the sparse proportion of wheel belt structure, we proposed a rotary kiln point cloud segmentation method based on data augmentation and multi-feature description. We used it as the original data to construct the rotary kiln point cloud dataset, and used PointNet, PointNet++ and PointNetCNN network to train the segmentation model for wheel belt extraction of the rotary kiln. We improved the local feature expression ability of point cloud by designing the curvature and normal vector geometric feature descriptors, and used the data augmentation method to solve the problem of small number of samples and the unbalanced number of semantic class samples. In order to verify the proposed method, we compared and analyzed the influence of designed geometric descriptors and data augmentation methods on the results of semantic segmentation deep learning in PointNet, PointNet++ and PointCNN network models. The three accuracy indexes of OA, mIoU and mAcc show that the segmentation effect of cylinder, wheel belt and miscellaneous points in the rotary kiln has been improved, which provides a practical and effective solution for subsequent rotary kiln related projects.

Key words: rotary kiln, laser point cloud, data augmentation, multi-feature description, semantic segmentation method of point cloud

回转窑亦称旋转煅烧窑，通过机械或物理地对固体物料进行处理，广泛应用于工业生产[1]。在建材工业中，水泥熟料的煅烧主要依赖于回转窑的工作，利用水泥回转窑进行废弃物处理也是一项有着社会效益的环保产业。水泥企业的产量、经济效益以及水泥的质量都直接受到回转窑运行状态影响，而回转窑三档轮带结构则成为回转窑安全运行的保障。图1为回转窑轮带结构示意图，当回转窑轮带轴线不一致时会导致窑体变形，从而缩短回转窑工作寿命。因此，回转窑轮带轴线偏移动态监测是工业生产中十分重要的工作。

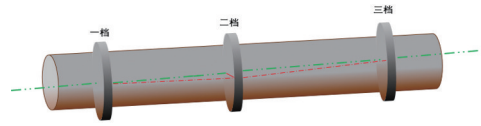


图1　回转窑轮带结构示意图

目前，回转窑轮带轴线偏移动态检测方法仍旧将传感器作为核心，利用其他测量工具及软件来进行测量，这些方法主要有以下几个缺点[2]：①准备工作需要耗费大量时间；②需要上窑进行测量，仪器会受窑体运转震动及高温的影响，且危险系数较高；③单点式的测量无法全面完整地复现回转窑。因此，在不停

第一作者简介：郑琦（2000—），硕士研究生，主要研究方向为点云语义分割与BIM建模，E-mail：1457347671@qq.com。

窑状态下可以采用三维激光扫描技术采集点云数据[3]，对得到的点云数据进行预处理之后得到回转窑的点云模型再进行相关检测。其中，点云语义分割最为关键。而在点云语义分割过程中，以深度学习为基础，越来越多的学者致力于研究其对于分割模型所产生的可能性。现今，深度学习和卷积神经网络已经取得突破性进展，由于其表征和抽象能力的优越性，已被广泛应用于点云分割问题中。点云分割深度学习将使我们能够更好地理解三维空间中的物体和场景，并为现实应用提供更多的可能性。Qi等[4]提出的PointNet网络直接将原始点云作为输入，开创了点云深度学习的新时代，但后续PointNet也有明显缺陷；Qi等[5]提出了PointNet++网络，它引入“空间分层采样”技术，可以提高分割准确率；Li等[6]提出了PointCNN网络，它可以自适应地对点云数据进行采样和重构，从而提高模型对不同密度的点云的适应性。因此，大场景回转窑点云借助于深度学习方法进行语义分割工作效率会提高，模型的泛化能力也更强。

本文针对回转窑扫描设站受限、点云数据噪点较多、残缺严重且样本数据较少的特性，利用地面三维激光扫描仪获取回转窑点云，提出利用数据增强、多特征描述方法优化分割，同时利用K折交叉验证设计数据集训练方式，利用有限的回转窑点云数据实现了回转窑语义分割模型的优化，为后续回转窑项目提供了数据和技术支持。

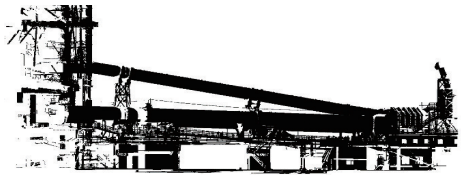
1　回转窑点云分割方法

回转窑点云语义分割方法主要分为以下几步：①使用三维激光扫描仪获取原始点云数据；②原始数据预处理：滤波、去噪等；③人工对点云进行标记，构建回转窑数据集；④利用神经网络对数据集进行训练，得到点云语义分割模型；⑤分割待预测点云并分析改进。其中，在改进过程中通过随机旋转、平移、镜像及均衡等数据增强手段提高模型的泛化能力，接着增加局部几何特征描述子，如曲率和法向量，进一步地提高模型的信息利用能力，最后利用交叉验证的方法来分配数据集并进行神经网络训练，以优化后的语义分割模型提高轮带提取的精度。

1.1　回转窑点云数据集制作

现有的三维激光扫描仪已经可以囊括大型的复杂场景，但也有一些不可避免的缺点，譬如噪点较多、密度不均匀等。故三维技术的发展过程中，目标识别和分类自动化程度仍然有待提高，工作的效率也亟待调整。

在制作数据集之前，需对原始点云数据进行预处理，使得数据体量适宜，重点突出回转窑场景点云，尽量减少无关点云对分割的影响。预处理前后点云如图2所示。



a 预处理前



b 预处理后

图2　预处理前后点云数据示意图

预处理后的点云分割之前，需要对点云进行标签赋予，此处将分3个标签：筒体、轮带和噪点。每个点云对应的属性有且仅有一个。本文通过CloudCompare对回转窑点云进行人工标记构建回转窑数据集。此数据集可用于后续的深度学习神经网络训练，得到回转窑点云语义分割模型，再利用该模型对其他回转窑点云进行分割

1.2　点云语义分割模型构建

回转窑场景中，由于获取的高精度点云数据量大，以注意力机制为特征学习方式的Transformer类型网络和图卷积网络模型计算量大、效率低，且性能提升不明显；而以端到端学习的PointNet、PointNet++和PointCNN网络模型可以直接从原始点云中在相对较短的时间内完成分割任务，能够处理不同密度和规模的点云数据，对于回转窑大场景具有较好的通用性。此外，这些模型设计中考虑到了旋转不变性和置换不变性，可以提高数据增强等操作的稳健性。

在内存效率上，这些网络通常具有较高的内存效率，能够有效处理大规模的点云数据，因为它们不需要显式地维护点云的邻域信息或生成密集的图结构，而是通过一些巧妙的设计在点级别上实现全局感知和局部特征捕获；在计算效率上，相比于一些依赖图卷积等操作的网络结构，PointNet系列模型通常具有较高的计算效率，可以在相对较短的时间内完成点云的语义分割任务；在适应性上，这些网络具有较强的适应性，能够处理不同密度和规模的点云数据，对于大场景的点云分割任务具有较好的通用性。故本文利用PointNet、PointNet++和PointNetCNN网络进行分割模型的训练，对回转窑进行轮带提取。

PointNet作为点云语义分割历史上革新性的方法

能够直接对点云进行操作，比传统方法更加灵活且适用于各种形状和尺寸的物体。PointNet有全局特征提取和局部特征提取2个主要模块。网络结构如图3所示。

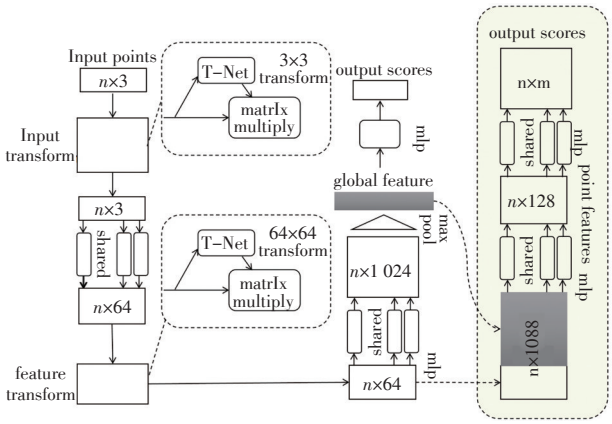


图3 PointNet网络结构图

PointNet++网络，采用分层架构和局部区域处理方法以捕捉空间关系。此方法包含两阶段：抽样和组合。PointNet++可以最大限度地利用点云数据的空间信息，但无法处理多尺度特征。

PointCNN的核心是在点云上定义局部特征，并对局部特征进行聚合。它具有较低的内存消耗和计算成本。但在训练集较小的情况下可能会出现过拟合问题。

1.3 云分割模型优化

对于回转窑分割场景而言，分割效果决定了轮带提取的效果，进一步关系到后续圆柱拟合与计算圆心的精度、各档轮带斜率的计算，影响回转窑形变监测的效果。故为提升回转窑轮带分割的精度，在需要对回转窑点云语义分割方法进行进一步的优化改进。

1）多特征描述：在初始数据集的基础上进一步添加特征描述子曲率 K 、法向量 $\boldsymbol{\lambda}$，使得数据集所包含的信息更加丰富，扩充数据集维数，此时回转窑数据集表示为六维数据（X，Y，Z，γ，K，$\boldsymbol{\lambda}$）。多特征描述能够提高识别精度、增强鲁棒性并支持复杂任务。

2）点云数据增强：为了缓解数据集中样本数量不均衡，轮带标签的数据量较少这一问题，对回转窑数据集进行随机镜像、平移、旋转、均衡等一系列增强操作，使得轮带数据比例增加，与其余语义分布均衡，数据集容量也相应扩大。这些方法的意义在于，通过模拟真实世界中的各种情况，增加模型的训练数据量和数据多样性，使得模型能够更好地适应不同的场景和条件。同时，数据增强还可以在一定程度上解决数据倾斜问题，使得模型在各类数据上的表现更加均衡。

3）K 折交叉验证：为了提高模型的鲁棒性，对六维数据集采用 K 折交叉验证进行训练评估，取 K =10。仍取数据集的10%作为测试集。剩余90%分为10份，其中1份用作验证集，9份用作训练集，如此循环抽取10次，得到10次训练结果，采用10次交叉验证的平均准确率作为轮带提取的准确率代表值。K 折交叉验证非常适用于本实验场景中较为有限的回转窑点云数据，能够保证姿态各异的数据都能参与模型的训练和验证。数据集具体抽取过程如图4所示，其中蓝色部分为验证集，其余为训练集。

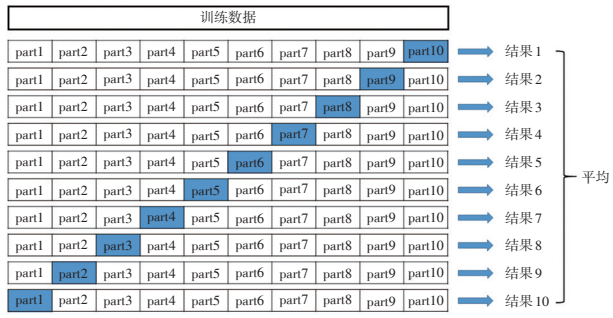


图4 10折交叉验证示意图

在改进过程中通过随机旋转、平移、镜像及均衡等数据增强手段提高模型的泛化能力，接着增加局部几何特征描述子，如曲率和法向量，进一步地提高模型的信息利用能力，最后利用交叉验证的方法来分配数据集并进行神经网络训练，以优化后的语义分割模型提高轮带提取的精度。

2 实验与效果分析

2.1 初始回转窑数据集点云语义分割结果

借助于初始数据集，可以利用PointNet、PointNet++、PointCNN 3种网络进行分割模型训练，此时数据集仅包含坐标信息 X，Y，Z 和属性信息 γ，为四维数据（X，Y，Z，λ）。

使用回转窑数据集的10%进行测试，若预测的点标签与原始数据集中的标签相同，则认为此点的预测是正确的。本文选择总体准确率 OA 、平均准确率mAcc和平均交并比mIoU作为回转窑分割结果的评价指标。

总体准确率指的是预测正确的项目数与预测项目总数之比；平均准确率指的是每类预测精度之和与类的数量之比；平均交并比是各类真实值和预测值的交并比的平均值。

表1 初始数据集分割准确率比较/%

模型	OA	mAcc	mIoU
PointNet	87.84	86.33	80.61
PointNet++	89.67	87.43	82.28
PointCNN	87.96	87.15	81.32

利用初始的四维数据集进行训练分割得到的分割

精度如表1所示，根据分割准确率比较结果可以看出，PointNet++训练模型的总体准确度和平均交并比评估指标均优于PointNet和PointCNN。其总体准确率相较于PointNet高接近2%，比PointCNN高1%。在精度方面PointNet++占优说明PointNet++的分层架构和局部区域处理方法能够更好地利用点与点之间的关系，在mIoU对比中可以看出PointNet++在分割方面的精细度更佳。因此，PointNet++模型可以更好地提取出点云的局部特征，分割的效果更佳。

表2　初始方法中部分语义的IoU/%

模型	筒体IoU	轮带IoU
PointNet	82.70	77.68
PointNet++	83.96	80.02
PointCNN	83.09	78.92

初始方法分割实验得到的一部分语义元素的IoU，如表2所示，由此结果可知，3种网络分割模型中筒体的IoU显著高于轮带IoU，究其主要原因，回转窑较易错分的部分存在于三类语义的交界处，一般筒体与噪点的交界处易互相错分，筒体与噪点的交界处亦如此。在整个回转窑场景中，各类语义占比十分不均衡，筒体所占比例较大，且遮挡较少，其错分比例与另外两类语义相比会得到较大稀释，故筒体分割IoU较高。

2.2　优化后方法语义分割结果

继续采用3种网络对优化后的数据集进行分割模型训练，所得到的分割精度如表3所示，分割精度的提升值如表4所示。

表3　优化后方法分割准确率比较/%

模型	*OA*	mAcc	mIoU
PointNet	88.75	87.57	81.42
PointNet++	89.89	88.06	82.87
PointCNN	88.77	87.71	81.97

表4　分割准确率提升比较/%

模型	△*OA*	△mAcc	△mIoU
PointNet	+0.91	+1.24	+0.81
PointNet++	+0.22	+0.63	+0.59
PointCNN	+0.81	+0.56	+0.65

由表3、4对比可以看出，经过优化后的方法在3种网络模型中均有不同幅度的提升，对于PointNet网络而言，因数据增强与特征描述子的加入，回转窑数据集的信息利用率得到提升，故其三方面精度提升幅度最大。进一步观察优化后方法的分割结果在筒体和轮带语义上的IoU如表5所示。

对于筒体语义而言，其IoU的提升不如轮带语义明显。因为数据增强与特征描述子的增加虽然能够进一步利用点云信息训练出更贴合回转窑的分割模型，但同时也均衡了各个语义的比例，使得占比较小的轮带能够得到强化，在分割过程中准确率得到大幅的提高。优化前后轮带提取的IoU变化图如图5所示。

表5　优化后方法中部分类别的IoU/%

模型	筒体IoU	精度提升	轮带IoU	精度提升
PointNet	83.09	1.44	80.78	3.10
PointNet++	84.11	1.59	82.84	2.82
PointCNN	84.32	2.14	82.15	3.23

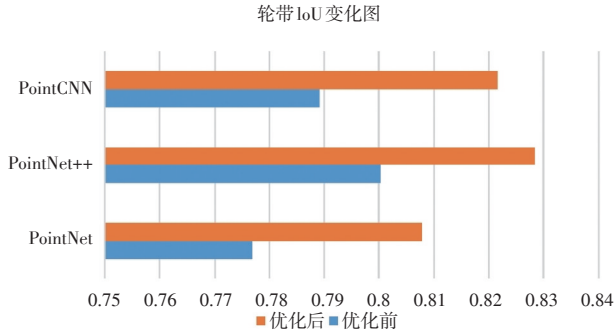


图5　轮带IoU变化图

对于3种网络而言，优化后的方法进行分割在轮带语义上均取得了成效，对于轮带IoU的提升均有3个百分点左右。相较于初始方法而言，优化后的方法具有更好的轮带分割效果，证明优化后的方法拥有更加精细的分割能力。

2.3　轮带提取结果分析

于回转窑质量评测而言，轮带的提取是最重要的一环，轮带提取结果的优劣影响到轮带中心提取的好坏，进一步影响到轴线偏移预测的准确率。利用优化后的方法进行语义分割得到的结果。对于整体回转窑场景而言，进行优化后的方法进行分割工作，各类语义的分割准确度得到较大提升，分割的整体视觉效果能够满足形变监测的要求[7-9]。

在轮带提取过程中，优化后的方法基本可以将轮带整体轮廓进行提取，与噪点的交界处存在少量错分点，在视觉效果上并不影响后续拟合，整体提取精度也能够满足后续倾斜检测的要求。

2.4　多场景分割效率

对于回转窑场景而言，本文所提出的方法能够有效地适应回转窑场景点云存在的噪点较多、残缺较大、高精度点云较密集以及数据不均衡特性。将此方法应用于建筑、隧道、室内场景同样能够获得较为优异的分割效果，与传统的RANSAC方法以及区域增长算法对比，所耗费的分割时间如图6所示。

对于3种分割方法而言，受各个场景点云规模的影响，所耗费的时间也会有所差别。但整体看来，

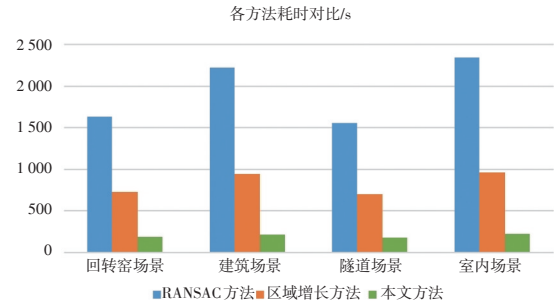


图6 各方法耗时对比

RANSAC算法由于需要迭代计算，所耗费的时间最长；区域增长算法相较而言耗时稍微缩短，但也会受数据复杂度的影响；深度学习在模型训练阶段耗时较长，但推理阶段可以相对快速，一般只需耗费100 s左右的时间。故本文所提出的方法不仅能够适应于回转窑场景点云的高精度分割，同时具备一定的泛化能力，较传统方法也具有较高的效率[10-14]。

3 结 语

本文借助于三维激光扫描技术获取回转窑点云，以其为原始数据构建回转窑点云数据集，利用PointNet、PointNet++和PointNetCNN网络进行分割模型的训练，对回转窑进行轮带提取。针对回转窑点云数量少，扫描数据存在的遮挡、残缺、噪声和数据不均衡等问题，借助于数据增强、设计几何特征描述子等手段优化语义分割方法，提高深度学习中对于点云信息的利用能力，使得模型更加贴合回转窑场景。同时利用K折交叉验证设计数据集训练方式，提高整体分割的鲁棒性和泛化能力。对优化前后的方法均使用3种网络模型的*OA*、mIoU、mAcc等精度指标进行分析，验证了本文优化方法大幅度提升了回转窑点云分割的效果，能够更加精确地提取出轮带，同时此方法所训练出的分割模型具有一定的泛化能力与较高的效率。在后续的工作中，将针对回转窑点云特点，对现有语义分割模型进行进一步的优化与改进，为轮带高精度参数提取和形变监测提供更准确稳定的轮带数据。

参考文献

[1] 陈龙. 基于点云数据的回转窑动态测量研究与应用[D]. 武汉:武汉大学,2020

[2] 邹进贵,徐亚明,花向红,等. 多传感器集成的体视化形变监测模型研究[J]. 测绘通报,2014(增刊):16-18

[3] 蔡礼贤,邹进贵. 激光扫描技术在回转窑动态检测中的应用[J]. 测绘通报,2019(增刊):117-121

[4] Qi C R, Su H, Mo K, et al. Pointnet: Deep Learning on Point Sets for 3D Classi Fi Cation and Segmentation[C]// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition,2017: 652-660

[5] Qi C R, Yi L, Su H, et al. Pointnet++: Deep Hierarchical Feature Learning on Point Sets in a Metric Space[C]//Advances in Neural Information Processing Systems. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press,2017: 5 099-5 108

[6] Li Y, Bu R, Sun M, et al. Pointcnn: Convolution on X-transformed Points[C]//Advances in Neural Information Processing Systems, Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2018: 820-830

[7] Zhao H, Jiang L, Fu C W. PointWeb: Enhancing Local Neighborhood Features for Point Cloudprocessing[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition,2019:5 565-5 573

[8] Zhang X, Fu C, Zhao Y, et al. Hybrid Feature CNN Model for Point Cloud Classification and Segmentation[J]. IET Image Processing,2020,14(16): 4 086-4 091

[9] 李自胜. 点云数据处理与特征识别关键技术研究[D]. 成都:西南交通大学, 2017

[10] 习晓环,骆社周,王方建,等. 地面三维激光扫描系统现状及发展评述[J]. 地理空间信息,2012,10(6):13-15

[11] 苏志同,左歧,周延武,等. 回转窑机械运行状态监测系统的设计与应用[J]. 测控技术,1998,17(6):37-38

[12] 周智勇. 关于Φ4. 7x75M回转窑冷热态中心线的研究报告[J]. 中国建材装备,1998(1):21-24

[13] 兰海. 回转窑校准新技术(二)[J]. 中国建材装备,1997(1):25-29

[14] 宋培凯,陈源兴. 回转窑及单筒冷却机修理[M]. 北京:中国建材工业出版社,1994

(上接第15页)

[13] 李鹏. 空间三维点云数据精确配准技术[D]. 郑州:信息工程大学,2018

[14] Fischler, Bolles R C. Random Sample Consensus:A Paradigm for Model Fitting with Applications to Image Analysis and Aautomated Cartography[J]. Commun ACM, 1981, 24(6):381-395

[15] 余鹏磊,于海洋,谢秋平,等. 基于RANSAC算法的地铁隧道点云数据滤波[J]. 测绘工程,2014,23(8):28-31