文章编号:1674-2974(2025)05-0209-10 DOI:10.16339/j.cnki.hdxbzkb.2025061

基于三维激光扫描和深度学习的预应力波纹管位置检测方法

朱炯亦[1],王奕[1],蒋海里[2],刘攀攀[2],汪德江[1†],杜晓庆[1]
[1. 上海大学 力学与工程科学学院,上海 200444;
2. 上海公路桥梁(集团)有限公司,上海 200082]

摘 要:预应力波纹管的位置对预应力混凝土构件的承载力有重大影响,为提升波纹管位置检测的效率和精度,提出一种基于三维激光扫描和深度学习的波纹管位置检测方法.首先运用三维激光扫描技术制作包含预应力波纹管的数据集,然后通过高效大规模三维点云语义分割网络(RandLA-Net)得到波纹管点云,并采用包围盒中点法和圆拟合约束法获取波纹管点云切片中心点,最后通过反向传播神经网络(BP网络)拟合得到波纹管中心线.使用该方法对实际预应力混凝土小箱梁波纹管位置进行检测,结果表明:即便是在小箱梁钢筋骨架和施工胎架等复杂周围环境的干扰下,该方法也能得到完整的预应力波纹管位置,最大检测误差小于±10 mm,满足相关施工规范要求.

关键词:预应力波纹管;位置检测;三维激光扫描;深度学习;点云语义分割;中心线拟合
中图分类号:U446 **文献标志码**:A

A Position Detection Method of Prestressed Ducts Based on 3D Laser Scanning and Deep Learning

ZHU Jiongyi[1], WANG Yi[1], JIANG Haili[2], LIU Panpan[2], WANG Dejiang[1†], DU Xiaoqing[1]
[1. School of Mechanics and Engineering Science, Shanghai University, Shanghai 200444, China;
2. Shanghai Highway and Bridge (Group) Co., Ltd., Shanghai 200082, China]

Abstract: The position of prestressed ducts has a significant impact on the bearing capacity of prestressed concrete members. A position detection method for ducts based on 3D laser scanning and deep learning is proposed to improve the efficiency and accuracy of ducts position detection. Firstly, a dataset containing prestressed ducts is produced by the 3D laser scanning method. Then, the ducts point cloud is obtained by an efficient large-scale 3D point cloud semantic segmentation network (RandLA-Net). The centroid of the ducts point cloud slice is obtained by using the bracket box midpoint method and circle fitting constraints method. Finally, the centerline of the ducts is fitted by the back-propagation neural network (BP network). The detection results of actual prestressed concrete box girder duct position using this method show that even under the interference of complex surrounding environments

* **收稿日期**:2024-04-03
基金项目:国家自然科学基金资助项目(51978392),National Natural Science Foundation of China(51978392);国家自然科学基金青年科学基金项目(52208317),Young Scientists Fund of the National Natural Science Foundation of China(52208317);上海市科技攻关基金项目(20dz1202100),Social Development Science and Technology Research Project of Shanghai(20dz1202100)
作者简介:朱炯亦(1989—),男,浙江温州人,上海大学讲师,博士
† 通信联系人,E-mail: djwang@shu.edu.cn

such as box girder reinforcing steel skeleton and construction tire frame, this method can obtain the complete prestressed duct position. The maximum detection error is less than ±10 mm, which meets the requirements of relevant construction specifications.

Key words: prestressed ducts; position detection; 3D laser scanning; deep learning; point cloud semantic segmentation; centerline fitting

装配式预应力混凝土箱梁广泛应用于建筑领域,预应力波纹管的定位精度直接影响装配式预应力混凝土箱梁承载能力[1].波纹管定位不准,预应力钢束在张拉过程中会产生较大的摩阻力,从而损耗梁体内的有效预应力,致使构件受力不均,进而导致箱梁出现翘曲、混凝土开裂等质量缺陷[2-3],因此,在吊装构件前必须检查预应力波纹管的定位情况.箱梁体内含有大量的纵横钢筋,检测空间小、难度大,且传统检测模式仍以人工使用卷尺抽点检查为主,存在检测任务重、精度差、效率低等问题.因此,获得高效精准的预应力波纹管位置坐标是保障构件质量的关键.

近年来,预应力波纹管的位置检测多采用无损检测技术或新型检测装置.无损检测技术主要通过探底雷达[4-6]、冲击回波[7]、红外热像等方法检测成品钢筋混凝土构件中的波纹管位置,而浇筑混凝土之前的位置检测主要通过新型检测装置来实现.郭英[1]研发了一种预应力管道三维一体精确定位仪,该仪器可同时测量纵向、横向、竖向的管道位置;班鹏等[8]提出一种预应力筋超前定位装置,通过BIM建模计算出定位筋坐标并超前焊接,在一定程度上提升了施工速度和定位精度.从上述研究可以看出,针对未浇筑混凝土梁内波纹管的位置检测研究较少,且现有研究大多依赖于人工操作、读数,存在效率低、误差大的问题.

三维激光扫描仪获取到的点云数据自带三维坐标信息并具有较高的扫描精度,在建筑的质量检测领域应用较广.Kim等[9]采用一种边缘和角点提取算法对地面三维激光扫描仪(TLS)获取到的点云数据进行筛选,自动测量出预制混凝土板等简单几何形状的长度、宽度和垂直度;Wang等[10]采用彩色激光扫描仪收集数据,基于点云的几何特征和颜色特征单分类提取钢筋的点云信息,并通过新型钢筋识别算法获取钢筋个体,从而实现钢筋的定位质量的检测.吴文清等[11]提出一种基于激光点云检测预制箱梁尺寸和整体变形的方法,该法通过点云混合压缩算法和切片投影法较好地实现了目标检测.上述方法将目标检测物的几何、颜色信息作为分类特征,利用传统的机器学习算法实现建筑构件的点云分割.但其仅在空间规模较小、点云数量较少、几何形状较规整的建筑构件中有良好的应用,具有一定的局限性.

相较于传统分割算法,深度学习技术通过设立多层神经网络对三维点云数据进行直接处理,极大提升了可处理点云数据的容量和语义分割的速度.邓奕光[12]通过PointNet网络对铁路轨道场景进行语义分割,进而实现对铁路轨道线的提取;Zou等[13]在RandLA-Net基础上,提出改进损失函数的轻量级点云分割网络ARandLA-Net,实现了对一个城镇社区大场景的语义分割.从上述研究可以看出,针对大场景空间下的点云语义分割问题,深度学习算法有较强的适应性,但目前尚无预应力波纹管点云分割的应用.

针对预应力波纹管位置检测条件差、任务重、效率低等问题,本文提出一种高效检测方法:通过三维激光扫描法制作包含预应力波纹管的数据集,利用RandLA-Net网络得到波纹管点云,并采用拟合算法获取其中心线,从而实现波纹管位置的精确检测.该方法凭借神经网络自主特征学习与拟合算法高效计算的优势,显著提升了检测精度和效率,实现了高精度的波纹管位置自动化检测.

1 研究方法

本文提出的预应力波纹管位置检测方法的总体框架如图1所示.首先,通过三维激光扫描仪采集并构建数据集,利用RandLA-Net算法得到波纹管点

云,将波纹管切片并分别采用包围盒中点法和圆拟合约束法获取各个分段的中心点,最后结合BP算法拟合波纹管的中心线并输出各个中心点的高度值,将其作为波纹管高度的拟合值.

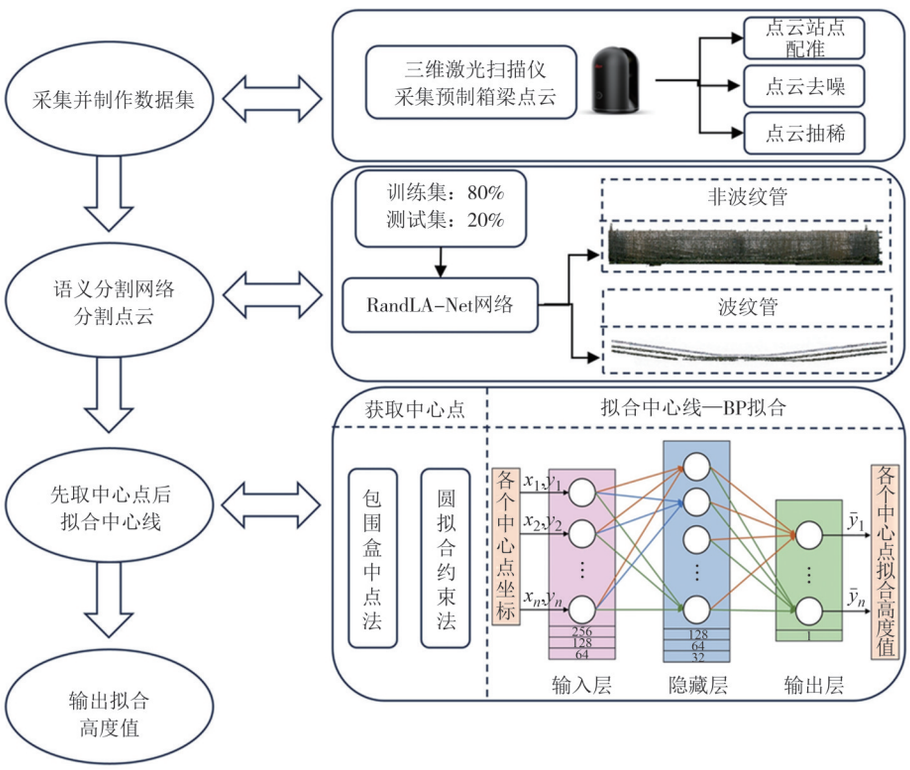


图 1　波纹管位置检测方法总体框架

Fig.1　General framework of bellows position detection method

1.1　预应力波纹管数据采集与制作

本次实验分别对某预制构件厂的5段长约30 m的预制小箱梁的单侧腹板进行高密度三维扫描,其中,5段箱梁分别命名为A、B、C、D、E,每段箱梁的高度和单侧腹板的波纹管数量均相同,每根波纹管按直径由大到小分别命名为N1、N2、N3,除C号与D号箱梁的波纹管直径相同外,其余箱梁的波纹管直径和位置均不同,5段箱梁具体的几何参数如表1所示.

所摄点云均来自箱梁一侧的腹板钢筋、波纹管及胎架,所选站点交叉分布于腹板内外侧,图2展示了制作预制箱梁的场景.实验采用的设备是Leica BLK360扫描仪,该扫描仪可采集全景360°球形图像,并自带点云后期处理软件Leica Cyclone REGISTER 360.由该扫描仪获取的点云包含三维坐标(*XYZ*)、颜色信息(RGB)、反射强度信息(Intensity).

表 1　5段箱梁的几何参数

Tab.1　Geometrical parameters of the five-section box girder

箱梁标号	梁高/m	波纹管直径/mm			波纹管数量/根
		N_1	N_2	N_3	
A	1.6	70	70	70	3
B	1.6	60	60	60	3
C	1.6	70	70	60	3
D	1.6	70	70	60	3
E	1.6	70	65	65	3

获取原始点云后需对数据进行预处理,包括点云站点配准、去噪、抽稀及手动分割标注等步骤.点云站点配准和去噪分别在Leica Cyclone REGISTER 360和Leica Cyclone中进行,点云抽稀和分割标注均通过Cloudcompare实现,具体操作细节如下:首先将箱梁点云沿梁长方向每隔0.5 m划分为一组,以提升分割算法的运行速度;抽稀采用0.003 5 m间隔的空间降采样法,点云数量控制在一百万左右;点云分割均以目视结果为准,标注分为波纹管和非波纹管两类.主要步骤的效果详见图3.最后将拍摄的5段箱梁分别保存为波纹管、非波纹管以及两者合并的txt文件,文档中保留了点云的*XYZ* RGB信息,其中第1段至第5段箱梁的文件数量分别为57、59、63、50、61个.

1.2　RandLA-Net算法

实现高效准确的点云分割是精确检测波纹管位

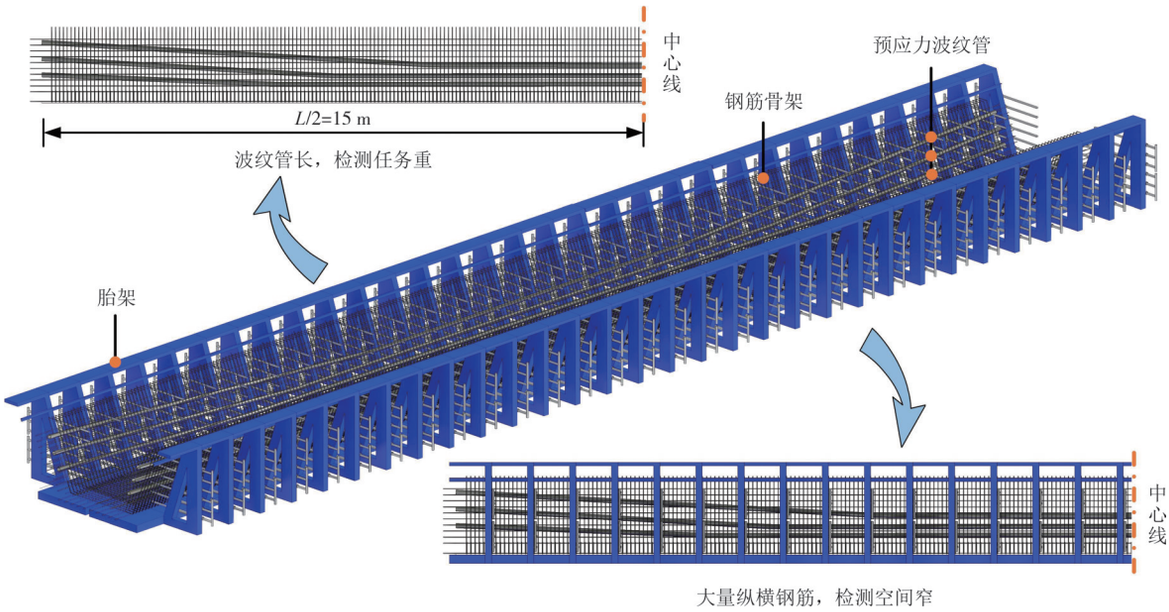
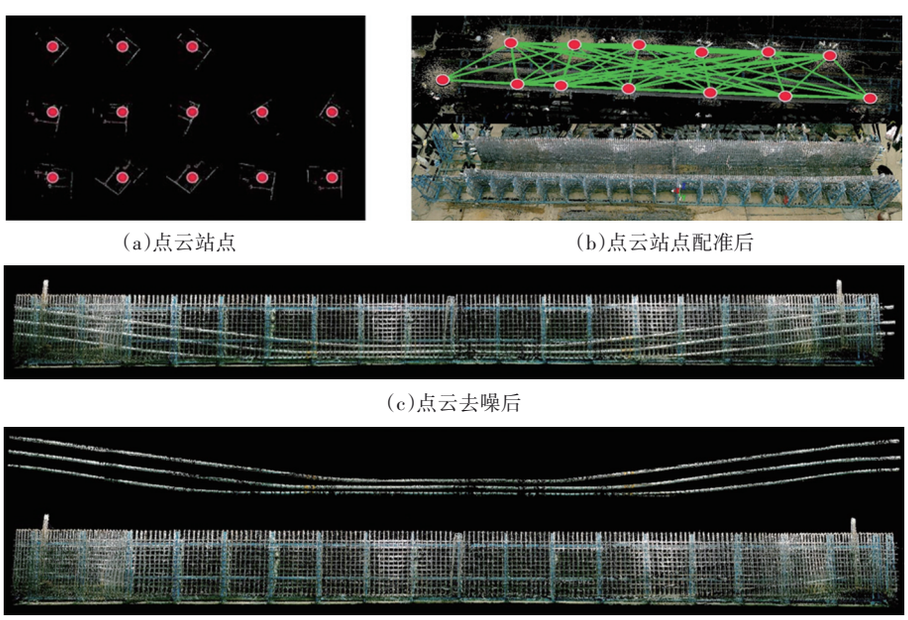


图 2 预制箱梁制作场景模型

Fig.2 Scene model of precast box girder fabrication



(a)点云站点 (b)点云站点配准后

(c)点云去噪后

(d)点云手动分割后

图 3 点云数据预处理步骤

Fig.3 Pre-processing steps for point cloud data

置的关键. 预应力波纹管为细长圆管,在预应力箱梁中穿束长度可达三四十米,为了更好地保留管道的全局特征并尽量减少真实数据的切分,本文选择应用于大场景、大规模的RandLA-Net[14]作为语义分割的模型.

RandLA-Net网络结构如图4所示. 该网络是标准的编码-解码结构,在编码过程中持续随机采样(random sampling,RS)来减小输入点云的数量,并通过局部特征聚合(local feature aggregation,LFA)模块提取点云的主要特征. 在解码端,该网络采取最近邻插值法、上采样(up sampling,US)及共享多层感知机(multilayer perceptron,MLP)逐层恢复点云数量和特征维度. 最后通过全连接层(fully connected layers,FC)对每个点进行分类预测.

LFA模块是RandLA-Net网络的核心部分,它主要由三个子模块组成,其具体架构如图5所示. 局部空间编码(local spatial encoding,LocSE)的作用是更好地保留点云的局部空间特征,注意力池化(atten-

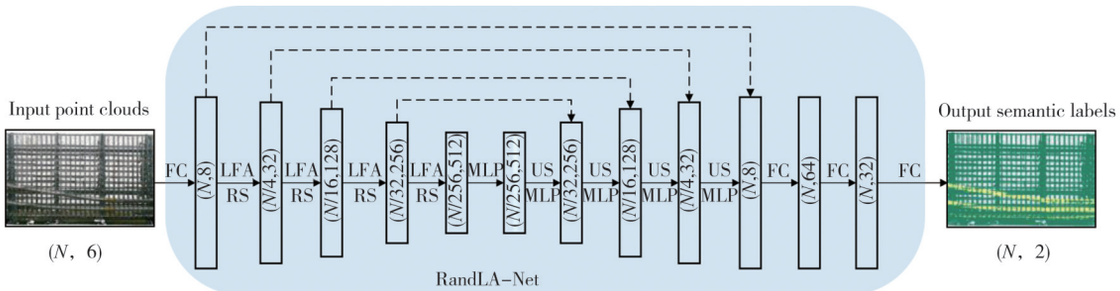


图 4　RandLA-Net 网络结构图

Fig.4　RandLA-Net network structure

tive pooling)模块能使网络基于部分点云的上下文来自适应学习重要的局部特征,扩张残差块(dilated residual block)通过增大点云的感受野来降低随机降采样丢失关键点云的影响.

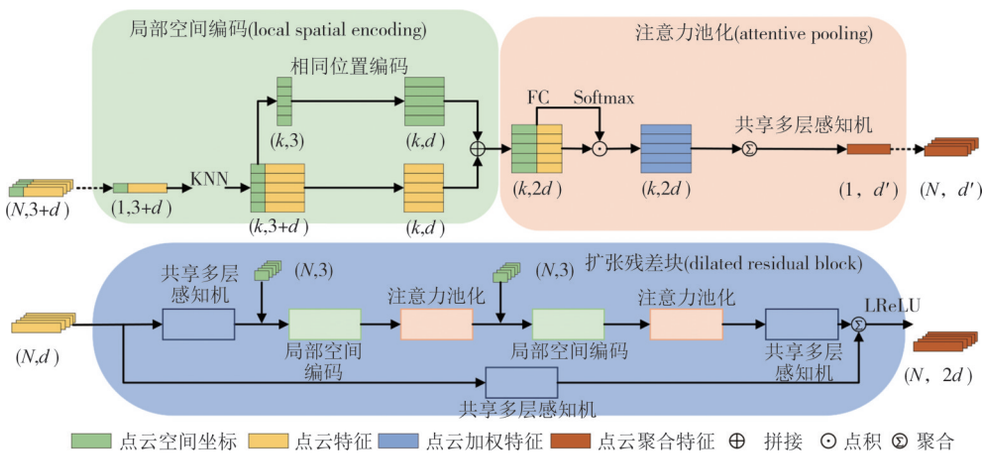


图 5　LFA 模块架构图

Fig.5　LFA module architecture diagram

1.3　预应力波纹管中心点获取方法

考虑到预应力波纹管的跨度较大,采用先确定中心点后曲线拟合的方法提取波纹管中心线.首先将分割后得到的波纹管点云沿梁长方向以 5 mm 为单位均匀切片,再通过包围盒中点法和圆拟合约束法获取每个切片的中心点.两种方法具体介绍如下.

1.3.1　包围盒中点法

定义一个以波纹管起始点垂直于地面的点为原点,梁宽方向为 X 轴、梁长方向为 Y 轴,梁高方向为 Z 轴的坐标系,假设一共有 n 段切片,将每段切片投影到 YOZ 面,如图 6(a)所示,比较切片中每个点的 Y、Z 值,建立以 Y_{min}、Y_{max}、Z_{min}、Z_{max} 为边界的包围盒,取包围盒的中心点 P 为该分段的中心点,最后可以得到波纹管中心点的集合 $P_i(i=1,2,3,\cdots,n)$.

1.3.2　圆拟合约束法

预应力波纹管的横截面是个已知半径的圆形,可将切片投影至 XOZ 面,得到每个分段的切片轮廓,再通过约束半径的最小二乘圆拟合法[15]寻找每个切片投影的圆心,如图 6(b)所示.其中:假设一共有 n

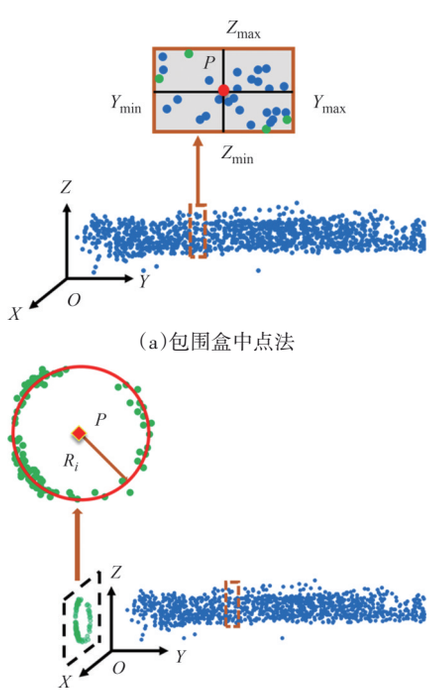


图 6　两种中心点获取方法

Fig.6　Two methods of centre point acquisition

段切片,R_i为第i段切片投影的圆拟合半径,即已知的波纹管横截面半径,当损失函数在迭代中达到最小时输出对应的中心点,最终形成波纹管中心点的集合$P_i(i=1,2,3,\cdots,n)$.

1.4 预应力波纹管中心线拟合方法

对1.3节得到的中心点进行曲线拟合.常用的拟合方式包括线性函数拟合、多项式拟合及指数函数拟合等.上述均为传统拟合方法,通过增加方程中的变量次数来增加曲线的复杂度.Matlab软件内置曲线拟合工具箱,可以自由选择拟合函数及变量阶数.鉴于设计图纸中的波纹管中心线是由直线和圆弧组合而成的曲线,形状类似二次抛物线,因此选用多项式进行拟合.

除传统的拟合方法外,神经网络也是被广泛应用的拟合方法.其中BP算法是一种多层前馈神经网络,网络结构包括输入层、隐藏层、输出层,输入层及隐藏层的神经元个数随拟合复杂程度变化.BP神经网络具有很强的自适应和自学习功能,在复杂的情况下也具备较好的拟合效果,因此将BP网络选为第二种拟合方法.

2 实验与结果分析

2.1 算法训练参数及评价指标

2.1.1 训练环境和训练参数

本文的实验环境为64位Ubuntu18.04操作系统,CPU为Intel(R) i7-7800X,内存大小为16 G,显卡为NVIDIA GeForce RTX 3090,显存大小为24 G.深度学习使用CUDA11.4加速GPU计算,虚拟环境为基于python3.6的Tensorflow2.6-pu.Batchsize设置为6,epochs为100,初始学习率为0.01,学习率每个epoch衰减5%,模型单次输入点数为40 960,最近邻点K值为16.

2.1.2 评价指标

点云的语义分割性能常采用总体准确率O_{OA}(overall accuracy,OA)、平均准确率O_{mAcc}(mean accuracy,mAcc)、交并比O_{IoU}(intersection over union,IoU)以及平均交并比O_{mIoU}(mean intersection over union,mIoU)作为评估指标.O_{OA}代表预测正确的点云数量占全部点云数量的比例,O_{mAcc}为各个类别中正确分割的点云个数占实际点云数的比例总和的平均值,O_{IoU}是每一类点云在其实际和分割结果中预测正确的准确度,而O_{mIoU}表征了所有类别交并比之和的平均值,从全局上衡量了网络分割的准确性.指标具体的计算公式如下:

$$O_{\mathrm{OA}}=\frac{\sum_{i=1}^{k}P_{ii}}{\sum_{i=1}^{k}\sum_{j=1}^{k}P_{ij}} \tag{1}$$

$$O_{\mathrm{mAcc}}=\frac{1}{k}\sum_{i=1}^{k}\frac{P_{ii}}{\sum_{j=1}^{k}P_{ij}} \tag{2}$$

$$O_{\mathrm{IoU}}=\frac{P_{ii}}{\sum_{j=1}^{k}P_{ij}+\sum_{j=1}^{k}P_{ji}-P_{ii}} \tag{3}$$

$$O_{\mathrm{mIoU}}=\frac{1}{k}\sum_{i=1}^{k}\frac{P_{ii}}{\sum_{j=1}^{k}P_{ij}+\sum_{j=1}^{k}P_{ji}-P_{ii}} \tag{4}$$

式中:k为类别数量,P_{ii}表示为第i类的点被正确分割为i类别的点云数量,同理,P_{ij}和P_{ji}则均为错误预测的点云数量.

2.2 预应力波纹管数据集预测结果

对采集制作后的5段预制箱梁数据按4∶1的比例划分训练集与测试集,为确保测试集的独立性,训练集与测试集的数据均来自不同段的箱梁点云数据.各训练集和测试集的组成如表2所示.

表2 5个数据集中训练与测试部分的数量

Tab.2 Number of training and testing sections in the five datasets

模型	训练集数量	测试集数量
M-BCDE-A	233	57
M-ACDE-B	231	59
M-ABDE-C	227	63
M-ABCE-D	240	50
M-ABCD-E	229	61

训练波纹管语义分割模型时使用相同的训练参数,其预测结果见表3.其中$O_{\mathrm{IoU-Bwg}}$与$O_{\mathrm{IoU-NonBwg}}$分别表示波纹管与非波纹管的交并比O_{IoU}值,从表3可以看出非波纹管类点云的交并比高达97%,波纹管类维持在74%~81%之间.首先,因为两类点云的数量悬殊,非波纹点云体量在千万级别,波纹管数据只有其规模的5%,易出现训练不充分、不平衡的结果;其次,预应力波纹管外部绑扎了大量的纵横钢筋,在扫描过程中会存在较大的遮挡干扰,因此获取的波纹管点云往往是不完整、不连续、不规则的,这些都会影响训练模型的预测精度.

图7展示了箱梁E语义分割的定性结果,可以看到分割后的波纹管仍表现出细长的几何特性.通过对比原始点云数据与分割后的点云数据,发现在波纹管的两端、弯起段及最低处都出现不同程度的分割错误,这是因为波纹管底部的拍摄易受箱梁底板

表3　5个测试数据的预测结果

Tab.3　Prediction results for the five test data　　%

模型	O_{OA}	O_{mAcc}	O_{mIoU}	$O_{IoU-Bwg}$	$O_{IoU-NonBwg}$
M-BCDE-A	97.8	94.7	87.5	77.3	97.6
M-ACDE-B	98.1	95.3	86.8	75.7	97.9
M-ABDE-C	98.1	96.6	87.3	76.8	97.9
M-ABCE-D	98.0	94.9	89.1	80.2	97.9
M-ABCD-E	97.9	97.1	86.1	74.4	97.7

处波纹管的干扰,两端和弯起部分受到胎架和钢筋的影响,训练集的数据无法完整表征出波纹管的截面点云分布,预测结果与原始数据存在差异.

2.3　预应力波纹管位置检测结果与分析

基于上述5个训练模型的预测结果,选取Bwg值最低的M-ABCD-E模型进行中心点的获取和中心线的拟合. M-ABCD-E模型共包含上中下3根波纹管,后续仅针对中间位置的波纹管做位置检测分析.

首先,根据《公路工程质量检验评定标准 第一册 土建工程》(JTG F80/1—2017)[16]规定,波纹管在位置检测时需在每个曲线段测3点,直线段每10 m测1点,且梁高方向上允许的定位偏差为±10 mm. 为了保障线形拟合的可行性,本文更为严格地增加了位置检测抽点的数量,选定了包括波纹管端点、竖弯切点、中点及其他点在内的11个采样点,并在项目现场委托工人用卷尺进行测量.

利用BP算法拟合一般的曲线图形,可构建三层神经网络结构[17],网络的输入值为两种方法得到的中心点,输出值为各个中心点横坐标下的拟合高度值,每层采用的激活函数分别为tanh、ReLU及linear函数,通过调试各层的神经元个数观察中心线的拟合效果. 多项式拟合方法通过查阅文献[18]采取3~7阶的多项函数拟合.

图8为采用圆拟合约束法和包围盒中点法获得的中心点分布,以及在最优参数条件下结合多项式拟合法和BP算法的中心线拟合情况,其中"256-128-1"中的数值分别代表输入层、隐藏层和输出层的神经元数量. 从图8(a)和图8(b)中均可看出BP拟合的效果优于多项式拟合,从局部放大图中可见,在弯曲段多项式拟合结果与实测值有较大偏差. 对比图8(a)(b)中获取到的中心点分布,可以发现圆拟合约束法得到的中心点集合有相对较多异常凸出的部分,这是因为存在仅有1/4圆乃至更少部分的切片的圆拟合效果不够理想,但该方法结合了波纹管半

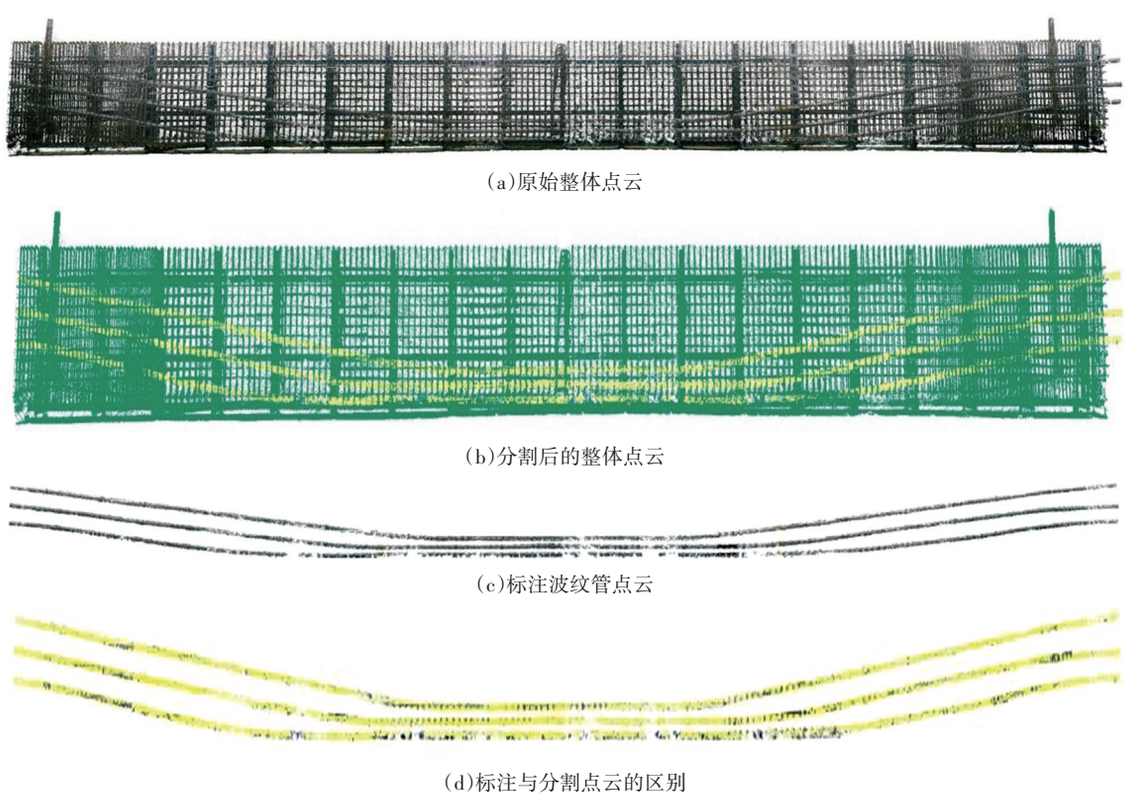
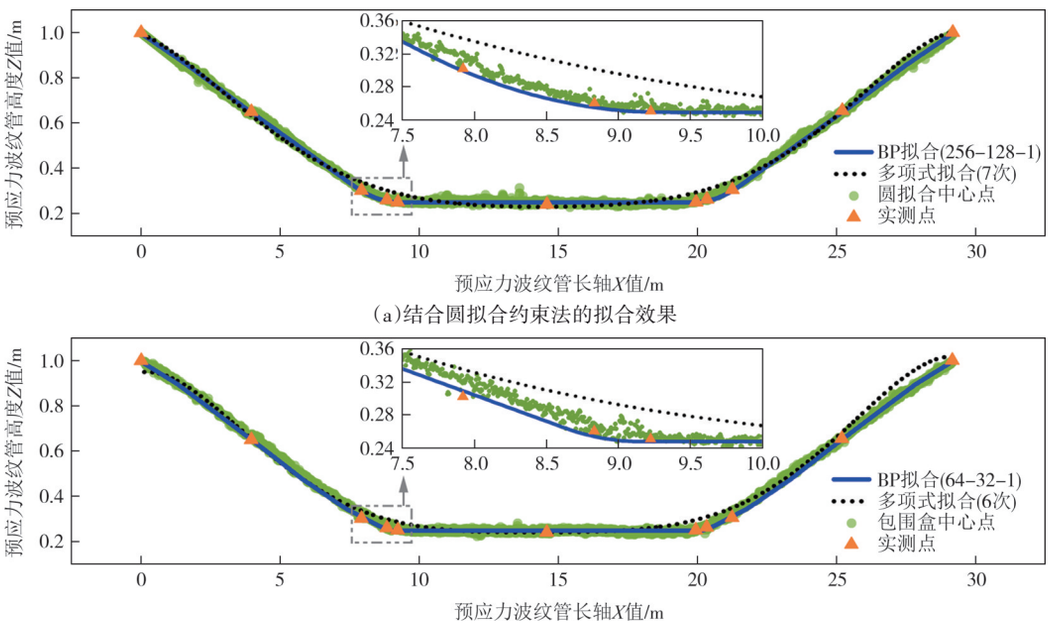


图7　E号预制箱梁语义分割效果图

Fig.7　Effect of semantic segmentation of precast box girders No. E

径的几何信息,其中心点比包围盒中点法更贴合实际情况.

由表4和表5可见所有组合方案在11个采样点处的拟合值与真实测量值的偏差,将拟合偏差绝对值的均值μ_{AVG}、均方根误差μ_{RMSE}、最大拟合偏差μ_{max_error}作为衡量指标.



(a)结合圆拟合约束法的拟合效果

(b)结合包围盒中点法的拟合效果

图8 预应力波纹管中心线拟合结果

Fig. 8 Prestressed ducts centerline fitting results

表4 基于BP拟合法的检测效果

Tab.4 Detection effect based on BP fitting method **mm**

方案	神经元数量	直线段		弯曲段			直线	弯曲段			直线段		μ_{AVG}	μ_{RMSE}	μ_{max_error}
		点1	点2	点3	点4	点5	点6	点7	点8	点9	点10	点11			
圆拟合约束法+BP拟合	64-32-1	-5.9	8.5	19.9	-1.2	-2.2	4.5	-1.7	-1.8	16.5	-5.3	-8.3	6.9	9.0	19.9
	128-64-1	-6.0	6.4	14.2	-1.5	3.2	11.6	3.1	-3.7	13.9	1.0	-11.7	6.9	8.4	14.2
	256-128-1	-2.0	-1.9	-2.1	-5.0	-1.3	4.3	-1.1	-7.5	-6.9	-5.2	-4.9	3.8	4.4	-7.5
包围盒中点法+BP拟合	64-32-1	-7.0	6.7	3.1	-4.9	3.1	9.6	-5.0	5.7	6.4	-7.0	6.7	5.1	5.6	9.6
	128-64-1	-14.0	-3.2	-1.1	-2.2	-1.1	-0.3	-11.0	5.9	17.6	-14.0	-3.2	6.6	9.2	17.6
	258-128-1	-24.0	-5.7	-1.0	-0.5	-1.0	-2.7	-22.0	0.3	10.7	-24.0	-5.7	7.5	11.0	-24.0

表5 基于多项式拟合法的检测效果

Tab.5 Detection effect based on polynomial fitting method **mm**

方案名称	次数	直线段		弯曲段			直线	弯曲段			直线段		μ_{AVG}	μ_{RMSE}	μ_{max_error}
		点1	点2	点3	点4	点5	点6	点7	点8	点9	点10	点11			
圆拟合约束法+多项式拟合	3	-12.0	21.6	-56.7	-63.4	-56.8	43.7	-59.9	-63.7	-65.4	23.2	-17.1	44.0	48.4	-65.4
	4	-18.0	25.2	-55.3	-63.0	-56.8	40.5	-58.8	-62.	-62.7	28.0	-23.1	44.8	48.1	-63.0
	5	-19.0	25.9	-56.3	-64.2	-58.1	39.8	-58.9	-62.3	-63.2	25.7	-22.9	45.1	48.5	-64.2
	6	6.9	17.6	-28.3	-41.4	-38.7	17.0	-26.3	-25.5	-59.2	27.3	35.3	29.4	32.3	-59.2
	7	4.9	16.7	-29.3	-41.6	-38.6	13.1	-42.2	-42.5	-39.0	3.3	-5.1	25.1	29.7	-42.5
包围盒中点法+多项式拟合	3	-54.0	1.6	-64.7	-69.7	-62.5	40.1	-68.2	-72.5	-75.3	9.0	-33.4	50.1	55.8	-75.3
	4	-64.0	7.7	-59.9	-66.1	-59.5	37.8	-67.3	-71.1	-72.8	13.5	-41.1	51.0	55.5	-72.8
	5	-84.0	13.3	-62.9	-70.9	-64.8	35.9	-63.1	-67.1	-69.9	9.5	-25.6	51.6	57.1	-84.0
	6	51.0	-4.2	-25.7	-38.0	-35.6	2.2	-44.7	-45.0	-42.9	-27.1	-20.0	30.6	34.4	51.0
	7	61.0	-5.8	-25.6	-39.0	-37.0	0.1	-46.0	-46.5	-44.8	-20.4	-10.1	30.6	35.8	61.0

对数据定量分析可以发现:1)圆拟合约束法+BP(256-128-1)拟合最贴合实测结果,其次是包围盒中点法+BP(64-32-1)拟合.2)在多项式拟合中,结合圆拟合约束法(7次)的拟合效果最佳,其次是包围盒中点法(6次),但其所有拟合均不符合检验标准,这说明传统的多项式拟合并不适用于多种线型组合的统一预测,且只有达到较高的阶数才能表现出最优的拟合效果.3)在BP拟合中,神经元数量越多,圆拟合约束法的拟合偏差就越小,但包围盒中点法的拟合精度随神经元数量的减少而提升.这是因为圆拟合约束法得到的中心点起伏较多,需要更多的神经元去匹配数据拟合的复杂度,而包围盒中心法得到的点集合分布均匀,当神经元数量增多时易受异点影响从而拟合过度.4)在所有方案中,点3和点9处出现最大偏差的次数较多,两点均位于竖弯切点处,由于激光扫描弯曲段时的遮挡干扰和语义分割误差,最终拟合偏差较大.

3 结 论

本文提出了一种基于三维激光扫描仪获取数据,利用RandLA-Net语义分割网络和拟合算法检测预应力波纹管位置的方法,主要研究结论如下:

1)本文基于三维激光扫描仪采集并制作了预应力波纹管相关的点云数据集,通过RandLA-Net方法分割出波纹管点云,提出先获取点云切片中心点后进行波纹管中心线拟合的方法得到波纹管位置的高度值.所提出方法的误差均值、均方根误差、最大误差均在±10 mm内,证明该方法可行且在将来适用于预制现场的预应力波纹管位置检测.

2)本文分别采用多项式拟合和BP算法拟合中心线,经过对比分析,BP拟合效果远远优于传统多项式拟合,证明基于神经网络与深度学习的拟合方法更适应波纹管复杂的检测环境.

3)本文分别采用圆拟合约束法和包围盒中点法获取点云切片中心点为波纹管中心线拟合提供数据,其中,圆拟合约束法+BP(256-128-1)的组合方法拟合结果最优、包围盒中点法+BP(64-32-1)拟合次之,圆拟合约束法+BP算法的拟合效果随神经元数量的增加而提升,而结合包围盒中点法反之.

4)从拟合结果上看,最大误差点发生在波纹管弯曲段竖弯切点处,原因为弯曲段点云数据存在缺失,导致预测的切片中心点存在误差.在后续研究中可以考虑从提升点云数据质量和提升中心点获取方法的准确度两个方面来提升弯曲段数据的预测精度.

参考文献

[1] 郭英. PC梁预应力管道三维一体精确定位施工技术[J]. 铁道建筑技术,2013(1):55-58.
GUO Y. The construction technology of PC-beam pre-stressed duct's three-dimensional integrate precision location [J]. Railway Construction Technology,2013(1):55-58.(in Chinese)

[2] 高建军. 基于有效预应力检测的预应力混凝土桥梁评价方法[D]. 西安:长安大学,2007.
GAO J J. Evaluation method for prestressed concrete bridge based on detected effective prestressed[D]. Xi'an: Chang'an University,2007.(in Chinese)

[3] 成琛. 大跨径PC桥梁弯曲孔道有效预应力理论分析与试验研究[D]. 武汉:武汉理工大学,2011.
CHENG C. Theoretical analysis and experimental study on effective prestress of the long span PC bridge in curved duct[D]. Wuhan:Wuhan University of Technology,2011.(in Chinese)

[4] 崔鑫,陈勇,吴涛,等. 基于探地雷达的预应力管道定位试验研究[J]. 上海公路,2016(2):61-64.
CUI X,CHEN Y,WU T,et al. Research on the position probe of prestressed pipe based on the ground penetrating radar method [J]. Shanghai Highways,2016(2):61-64.(in Chinese)

[5] 陈海涛,林聪. 桥梁预应力管道探地雷达定位及数据处理研究[J]. 工程地球物理学报,2020,17(1):101-106.
CHEN H T,LIN C. Research on location and data processing of ground penetrating radar for prestressed pipe in bridges [J]. Chinese Journal of Engineering Geophysics, 2020, 17(1): 101-106.(in Chinese)

[6] 潘海结,黄福伟. 探地雷达在桥梁预应力管道定位检测中的应用[J]. 华东交通大学学报,2012,29(1):67-70.
PAN H J,HUANG F W. Application of GPR technology in the location detection of bridge prestressed pipeline[J]. Journal of East China Jiaotong University,2012,29(1):67-70.(in Chinese)

[7] 陈伟,渠广镇,李旺新. 冲击回波方法在预应力管道定位中的应用[J]. 公路交通科技(应用技术版),2018(10):55-56.
CHEN W,QU G Z,LI W X. Application of impact echo method in positioning of prestressed pipeline [J]. Highway Traffic Science and Technology (Applied Technology Edition), 2018(10):55-56.(in Chinese)

[8] 班鹏, 王江, 张天宝, 等. 基于AHP的预应力筋超前定位装置综合效益评价[C]//2020年全国土木工程施工技术交流会论文集(下册). 北京,2020:190-193.
BAN P, WANG J, ZHANG T B, et al. Comprehensive benefit evaluation of positioning device for advanced prestressed tendons

based on AHP [C]//Proceedings of the 2020 National Civil Engineering Construction Technology Exchange Conference (Part Ⅱ). Beijing, 2020: 190-193. (in Chinese)

[9] KIM M K, SOHN H, CHANG C C. Automated dimensional quality assessment of precast concrete panels using terrestrial laser scanning [J]. Automation in Construction, 2014, 45: 163-177.

[10] WANG Q, CHENG J C P, SOHN H. Automated estimation of reinforced precast concrete rebar positions using colored laser scan data [J]. Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering, 2017, 32(9): 787-802.

[11] 吴文清, 王新雅, 刘泓佚, 等. 基于激光点云的预制混凝土箱梁外观尺寸检测方法研究[J]. 桥梁建设, 2023, 53(4): 25-32.
WU W Q, WANG X Y, LIU H Y, et al. Research on appearance and dimension detection method based on laser point clouds for precast concrete box girder [J]. Bridge Construction, 2023, 53(4): 25-32. (in Chinese)

[12] 邓奕光. 基于深度学习的三维激光点云轨道对象语义分割与提取[D]. 武汉:武汉大学,2019.
DENG Y G. Semantic segmentation and extraction of 3D laser point cloud orbit objects based on deep learning [D]. Wuhan: Wuhan University, 2019. (in Chinese)

[13] ZOU Y L, WEINACKER H, KOCH B. Towards urban scene semantic segmentation with deep learning from LiDAR point clouds: a case study in Baden-Württemberg, Germany [J]. Remote Sensing, 2021, 13(16): 3220.

[14] HU Q Y, YANG B, XIE L H, et al. Learning semantic segmentation of large-scale point clouds with random sampling [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2022, 44(11): 8338-8354.

[15] 刘珂,周富强,张广军. 半径约束最小二乘圆拟合方法及其误差分析[J]. 光电子·激光, 2006, 17(5): 604-607.
LIU K, ZHOU F Q, ZHANG G J. Radius constraint least-square circle fitting method and error analysis [J]. Journal of Optoelectronics·Laser, 2006, 17(5): 604-607. (in Chinese)

[16] 公路工程质量检验评定标准 第一册 土建工程: JTG F80/1—2017[S].北京: 人民交通出版社股份有限公司, 2018.
Inspection and evaluation quality standards for highway engineering section 1 civil engineering: JTG F80/1—2017 [S]. Beijing: China Communications Press Co., Ltd., 2018. (in Chinese)

[17] 包健, 赵建勇, 周华英. 基于BP网络曲线拟合方法的研究[J]. 计算机工程与设计, 2005, 26(7): 1840-1841.
BAO J, ZHAO J Y, ZHOU H Y. Study on method of curve simulation based on BP network [J]. Computer Engineering and Design, 2005, 26(7): 1840-1841. (in Chinese)

[18] 伍文广,田双岳,张志勇,等. 凸凹不平道路几何参数识别和模型重构方法研究[J]. 汽车工程,2023,45(2):273-284.
WU W G, TIAN S Y, ZHANG Z Y, et al. Research on surface geometry parameter recognition and model reconstruction of uneven road [J]. Automotive Engineering, 2023, 45(2): 273-284. (in Chinese)