

DOI:10.3969/j.issn.1003-5060.2023.09.010

# 基于深度学习的预应力管道灌浆密实度检测

严来章

(中铁二十四局集团安徽工程有限公司,安徽 合肥 230011)

**摘要:**为了确保预应力钢绞线在桥梁中长期服役期间发挥作用,测定管道的灌浆质量至关重要。文章针对灌浆质量隐蔽难测的问题,提出基于超声信号深度学习的密实度检测方法。首先通过预埋锆钛酸铅压电陶瓷(PZT)换能器实现沿管道纵向的超声波激励和接收;然后利用小波包变换算法对接收到的超声信号进行分析,得到不同灌浆工况下超声信号的多尺度时频特征;最后建立卷积神经网络深度学习模型自动提取信号的时频能量特征,进行不同灌浆工况的分类评估。通过预应力管道的有限元数值模拟,探究不同程度的部分灌浆和空洞缺陷工况的超声波场,验证该文所提出的预应力管道灌浆密实度检测方法的可行性和有效性。

**关键词:**预应力管道;灌浆密实度;超声信号;小波包变换;深度学习

**中图分类号:** TB559

**文献标志码:** A

**文章编号:** 1003-5060(2023)09-1210-07

## Grouting compactness evaluation in post-tensioning tendon ducts based on deep learning

YAN Laizhang

(China Railway 24th Bureau Group Anhui Engineering Co., Ltd., Hefei 230011, China)

**Abstract:** To ensure the efficiency of post-tensioning tendons in bridge structures during the long-term service lifetime, it is critical to evaluate the grouting quality in post-tensioning tendon ducts. Due to the concealed positions and complex geometries, it is not an easy task to accurately detect the grouting defects in the tendon ducts. To this end, this study proposes a grouting compactness evaluation method based on deep learning of ultrasonic signals. Firstly, piezoelectric ceramic (PZT) transducers are embedded to generate and collect ultrasonic signals propagating along the tendon ducts. Then, wavelet packet transform is applied to obtaining the multi-scale time-frequency features of ultrasonic signals for different grouting cases. Finally, a convolutional neural network deep learning model is established to extract grouting defects related time-frequency features of the signals and to classify different grouting cases. Through finite element numerical simulation of the post-tensioning tendon ducts, the distribution of wave field in different grouting cases with partial grouting and cavity defects was investigated. The simulation results show that the proposed method is feasible and efficient for grouting compactness evaluation in post-tensioning tendon ducts.

**Key words:** post-tensioning tendon duct; grouting compactness; ultrasonic signal; wavelet packet transform; deep learning

预应力混凝土具有强度高、自重小、耐疲劳等优点,被广泛应用于桥梁、建筑等土木工程结构中<sup>[1-2]</sup>。我国新建桥梁中的 95% 以上为预应力混

凝土桥梁,其中绝大部分是后张有黏结预应力混凝土桥梁。后张有黏结预应力桥梁施工的重要程序之一是管道灌浆,灌浆料不仅能保护预应力筋

**收稿日期:** 2022-06-02; **修回日期:** 2022-08-26

**基金项目:** 国家自然科学基金资助项目(51708164); 中铁二十四局集团有限公司科技研发资助项目(2019-02)

**作者简介:** 严来章(1971—),男,安徽芜湖人,中铁二十四局集团安徽工程有限公司高级工程师。

不受外界环境腐蚀,而且能使预应力在结构中分布均匀。管道灌浆不密实导致预应力筋发生严重锈蚀与桥梁垮塌事故<sup>[3]</sup>,如图 1 所示。图 1a 所示为塑料管道灌浆缺陷,图 1b 所示为金属管道灌浆缺陷,图 1c 所示为英国 Ynys-y-Gwas 桥垮塌事故现场。预应力管道的灌浆质量直接影响桥梁的安全性和耐久性,近几十年来,国内外预应力管道灌浆不密实导致的桥梁坍塌事件时有发生,既有桥梁的运维成本逐年攀升,因此对预应力管道灌浆密实度进行准确地检测十分必要<sup>[4-6]</sup>。

目前应用于预应力管道灌浆密实度检测的方法主要有冲击回波法<sup>[7-8]</sup>、地质雷达法<sup>[9-10]</sup>、超声波法<sup>[6,11-13]</sup>。其中应用最为广泛的方法是冲击回波法,但该方法应用低频波导致分辨率很低、难以检测双层预应力管道以及塑料管道。金属对电磁波的屏蔽效应导致探地雷达法只适用于塑料预应力管道的检测,且其检测结果易受结构内部钢筋网的影响。传统超声波法检测预应力管道灌浆密实度分为超声透射法和超声回波法。超声透射法在实际检测中有时难以实现需要 2 个工作面的条件;超声回波法存在超声传播路径长、信噪比低等问题。锆钛酸铅压电陶瓷(PZT)具有频带宽、价格低、功耗低、易裁剪等优点,使得基于 PZT 的超声波方法在结构无损检测和健康监测领域被广泛研究与应用<sup>[14-16]</sup>。

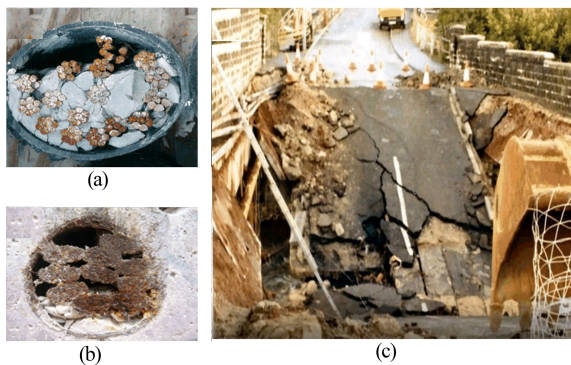


图 1 灌浆缺陷导致的预应力筋腐蚀与桥梁垮塌事故现场

在利用 PZT 超声波检测预应力管道灌浆密实度的研究中,文献[17]以埋入式 PZT 换能器作为驱动器、黏贴式 PZT 换能器作为传感器监测预应力管道某一横截面上的灌浆全过程,实验设计 0 灌浆、50%灌浆、90%灌浆以及灌浆密实 4 种工况,结果表明超声信号能量可以较好地反映管道灌浆过程中的密实度情况;文献[18]利用有限元数值模拟分析 PZT 超声监测预应力管道灌浆的有效性,模拟结果与实验很好地吻合,验证了该方

法的可行性;文献[19]为适应预应力筋的形状,将 PZT 环作为超声驱动器,采用时反法分析超声信号,实验结果表明预应力管道的灌浆工况可以采用时反聚焦信号峰值有效评估。综上所述,目前的相关研究主要针对预应力管道某一截面的灌浆过程进行监测,检测范围较小。

本文研究沿管道纵向布置 PZT 换能器进行超声波激励和接收,提出基于超声信号时频分析和深度学习的密实度检测方法,旨在实现预应力管道更大范围、更高精度的密实度检测。考虑到实验室实验通常只能研究较少的灌浆缺陷工况,本文通过预应力管道的有限元数值模拟,探究不同程度的部分灌浆和空洞缺陷工况的超声波场,验证所提出的预应力管道灌浆密实度检测方法的可行性和有效性。

## 1 密实度检测方法

桥梁结构预应力管道灌浆不密实的情况如下:灌浆料泄漏及缺少稳压过程引起的部分灌浆、灌浆料泌水导致的空洞、管道堵塞造成的整段无灌浆料。因为实际预应力管道灌浆缺陷尺寸和位置的多样性与不确定性,采用预埋 PZT 换能器采集的超声波在时域内的幅值交叠,难以直观地对灌浆工况进行识别和评估,所以本文提出基于超声信号时频分析和深度学习的密实度检测方法,如图 2 所示。利用小波包变换对超声信号进行时频分析能够得到不同灌浆工况下超声信号的多尺度时频特征,卷积神经网络深度学习模型能够自动提取信号的时频特征,从而进行不同灌浆工况的分类评估。

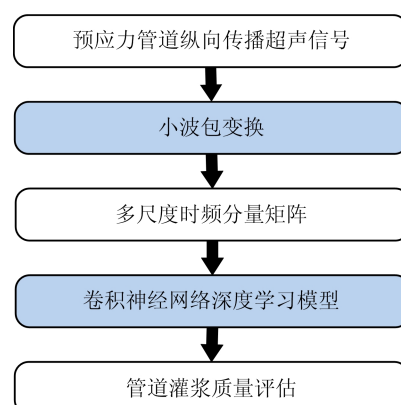


图 2 预应力管道灌浆密实度检测方法流程

### 1.1 小波包变换

超声信号通常是非平稳的,采用时频分析手段能够充分挖掘信号所包含的瞬态频率成分,从

而更加准确地与结构的损伤模式(即灌浆缺陷)建立联系。小波包变换是由小波变换发展而来的,相较于小波变换,小波包变换在高频域和低频域都具有较高的分辨率,因此被广泛地应用于结构振动和超声信号分析<sup>[20-22]</sup>。

将超声信号  $x(t)$  进行  $j$  层小波包分解,可得  $2^j$  个小波包分量  $x_j^i(t)$  ( $i=1,2,\dots,2^j$ ),即

$$x(t) = \sum_{i=1}^{2^j} x_j^i(t) \quad (1)$$

其中,第  $i$  个小波包分量的小波包系数  $c_{j,k}^i$  为<sup>[23]</sup>:

$$c_{j,k}^i = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \Psi_{j,k}^i(t) dt \quad (2)$$

其中:  $\Psi_{j,k}^i$  为小波包基函数;  $i, j, k$  分别为调幅、尺度和平移参数。

重组每个小波包分量  $x_j^i(t)$  为:

$$x_j^i(t) = \sum_{k=-\infty}^{+\infty} c_{j,k}^i \Psi_{j,k}^i(t) \quad (3)$$

## 1.2 卷积神经网络

卷积神经网络是一种前馈型神经网络,是目

前应用最广泛的深度学习网络架构,受自然界生物的认知机制启发而来。它利用卷积层和子采样层实现强大的特征提取功能,适用于语音识别、图像识别、图像分割,也被引入到机械、土木等工程领域的高维数据的处理<sup>[24-27]</sup>。深度卷积神经网络模型主要包括卷积层(Conv)、激活层(ReLU)、最大池化层(MP)、全连接层(FC)、批量归一化层(BN)和随机失活层(Dropout)等辅助层,有助于提高网络的学习性能、泛化能力和鲁棒性<sup>[28]</sup>。本文所建立的卷积神经网络模型结构如图 3 所示。

卷积层采用一系列可学习的核与输入数据进行卷积运算,然后通过滑动输入的局部接受域生成特征映射。卷积层的运算过程如下:

$$x_j^l = f\left(\sum_{i \in M_j} x_i^{l-1} * k_{ij}^l + b_j^l\right) \quad (4)$$

其中:  $x_j^l$  为第  $l$  层的特征映射;  $f(\cdot)$  为激活函数;  $k_{ij}^l$  为第  $l$  层第  $j$  个卷积核的权重;  $b_j^l$  为相应的偏置矩阵中的元素;  $M_j$  为特征映射的合集;  $*$  为卷积运算。

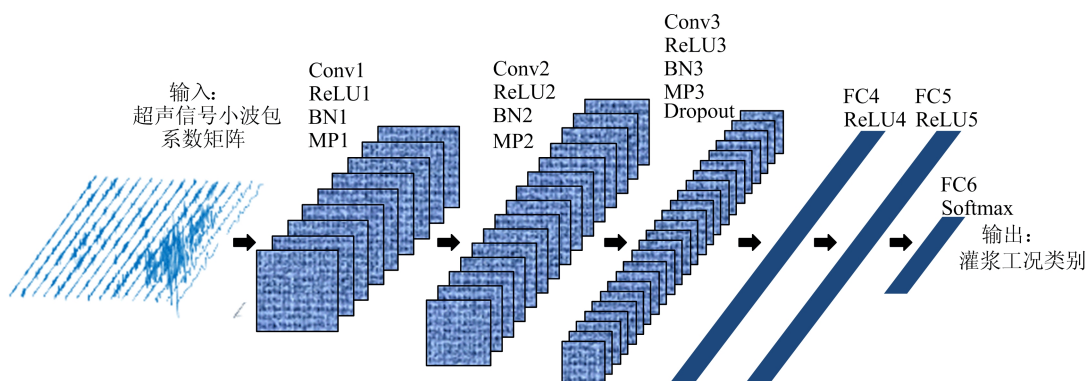


图 3 卷积神经网络深度学习模型

激活层又称激活函数层,能够提高网络的非线性特性,常用的 ReLU 激活函数可以避免梯度扩散,并表现出良好的泛化能力,计算公式如下:

$$\text{ReLU}(x) = \begin{cases} x, & x > 0; \\ 0, & x \leq 0 \end{cases} \quad (5)$$

最大池化层对卷积层得到的输入特征图进行特征采样,降低数据维度,以提高模型的效率,防止过拟合。

最大池化层的运算规则如下:

$$x_j^l = \text{down}(x_j^{l-1}, s) \quad (6)$$

其中:  $\text{down}(\cdot)$  为最大下采样;  $s$  为步幅大小。

全连接层通常在多个卷积层和池化层之后使用,将学习到的特征映射为一个向量,然后进行分类,第  $l$  个全连接层的输出为:

$$x^l = f(\omega^l x^{l-1} + b^l) \quad (7)$$

批量归一化层用于解决训练过程中的内部协变量偏移问题,提高模型的泛化能力,若网络中某一层的输入数据为  $n$  维,即  $\{x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_n\}$ ,则归一化的公式为:

$$\hat{x}_i = \gamma \frac{x_i - \mu_A}{\sqrt{\sigma_A^2 + \epsilon}} + \beta \quad (8)$$

其中:  $\mu_A, \sigma_A^2$  分别为输入数据的均值和方差;  $\gamma, \beta$  分别为尺度因子和平移因子;  $\epsilon$  为微小正数,用于防止分母数值为 0。

随机失活层以一定的随机失活率  $p$  将相邻层的神经元断开,以减轻过拟合,其表达式为:

$$x^l = r^l x^{l-1} \quad (9)$$

其中,  $r^l$  为概率为  $p$  的伯努利分布。

Softmax 分类层用于全连接层的特征向量分类,得到属于不同种类的概率分布情况。

## 2 数值模拟实验

利用 ABAQUS 有限元软件建立预应力管道在不同灌浆缺陷工况下的数值模型。为了与实际桥梁结构预应力的情况一致,数值模型采用高 30 cm、宽 30 cm 的混凝土构件,内嵌直径 10 cm、壁厚 1 mm 的金属波纹管,构件长度 1.6 m,如图 4 所示。灌浆料、金属管道和 C50 混凝土材料的密度分别为 2 000、1 380、2 549 kg/m<sup>3</sup>,弹性模量分别为 15.8、2.7、34.5 GPa,泊松比分别为 0.18、0.38、0.20。

模型几何连续的部分均采用六面体单元,空洞缺陷处采用四面体单元。假定材料均为具有 Rayleigh 阻尼的均匀弹性介质,质量阻尼系数取  $\alpha=0.01, \beta=1.5 \times 10^{-7}$ 。采用有限元模拟波动效应时,网格尺寸不应过大,积分时间步长应根据激励信号的中心波长设置,网格尺寸和积分时间步长应满足下面两式,以保证计算的稳定性和精确性,即

$$l \leq \lambda_{\min} / 10 \quad (10)$$

$$\Delta t \leq \frac{1}{20f_{\max}} \text{ 且 } \Delta t \leq \frac{l_{\min}}{C_d} \quad (11)$$

其中:  $l$  为允许的最大网格尺寸;  $\lambda_{\min}$  为最小波长;  $\Delta t$  为积分时间步长;  $f_{\max}$  为信号的最大频率;  $l_{\min}$  为最小网格尺寸;  $C_d$  为波速。根据上述条件,本文设置网格尺寸为 4 mm,时间积分步长为 0.5  $\mu$ s,计算时长为 3 ms。所建数值模型的网格划分情况如图 4 所示。

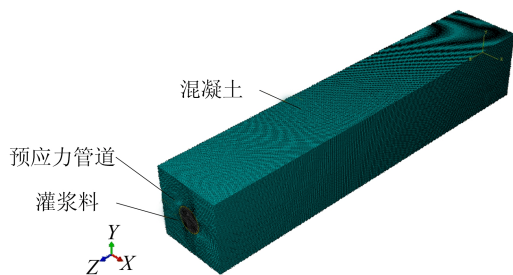


图 4 有限元模型网格划分

本文的研究重点在于不同灌浆缺陷工况下超声波场的分布,因此将 PZT 换能器简化为模型的节点,用等效位移的形式代替 PZT 换能器的压电作用,通过节点位移的变化来反应不同灌浆缺陷工况对超声波传播的影响。本文激励信号采用汉宁窗调制的正弦信号,频率为 50 kHz,周期为 5,

如图 5 所示。建立 60% 灌浆 (C1)、80% 灌浆 (C2)、90% 灌浆 (C3)、驱动器附近 4 cm 空洞 (C4)、中间 4 cm 空洞 (C5)、传感器附近 4 cm 空洞 (C6)、驱动器附近 1 cm 空洞 (C7)、中间 1 cm 空洞 (C8)、传感器附近 1 cm 空洞 (C9)、100% 灌浆 (C10) 共 10 种工况下的数值模型,观察不同灌浆缺陷工况下超声波场的分布情况,研究基于超声波的预应力管道灌浆密实度检测方法。不同灌浆工况及其传感器布置的示意图如图 6 所示。根据 PZT 换能器的工作性能以及文献[14-16]的报道,其在混凝土结构中的工作范围可以达到 1~2 m。因此,本文的数值模拟灌浆试件中驱动器与传感器之间的距离设置为 0.5 m。

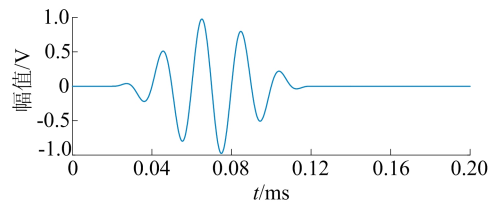


图 5 激励信号

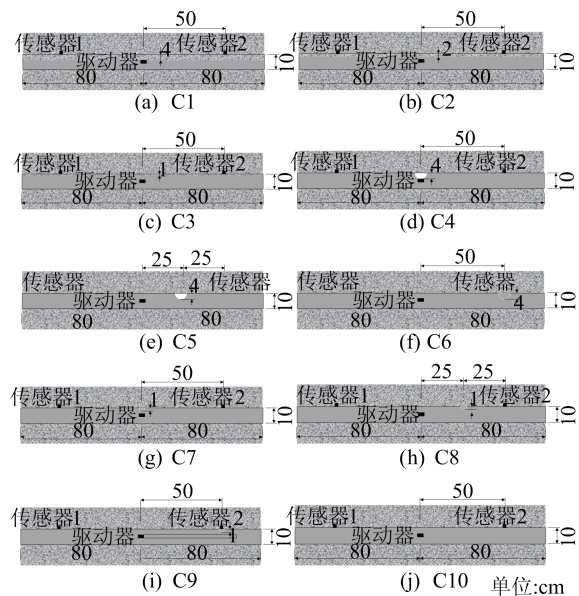


图 6 不同灌浆工况及其传感器布置示意图

## 3 结果分析与讨论

### 3.1 超声波场分布与时域波形

为了观察超声信号在预应力管道模型中的传播情况和波场分布规律,研究不同灌浆缺陷对超声信号的影响,提取不同灌浆工况的位移云图和传感器 2 接收到的位移、波形,如图 7、图 8 所示。图 7、图 8 的位移、波形中添加了 10% 的白噪声,从而更加准确地模拟实测数据。

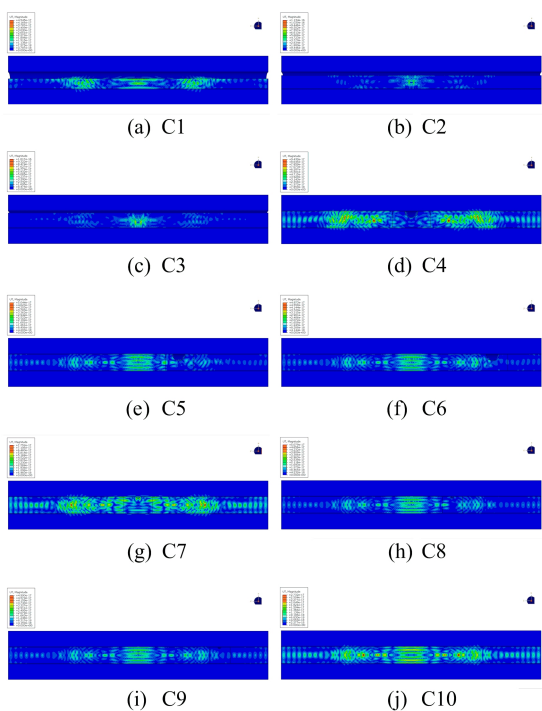


图 7 不同灌浆工况声场位移云图

现象。灌浆缺陷不同程度地改变了超声信号的传播路径和波长分布,导致传感器接收到的信号强度发生改变。整体而言,传感器 2 接收到的信号能量随着灌浆密实度的增加而增强,100%灌浆密实工况的信号能量最高,空洞缺陷工况次之,部分灌浆工况能量较弱。C1~C3 工况的超声波场强度随着灌浆程度的降低而降低,且由于管道上部与灌浆料之间存有空隙,超声信号主要在灌浆料内部传播,管道上分布的波场强度较低,波场分布呈现明显的不对称特性。但是,管道内部空洞缺陷的大小和位置对超声波场的能量分布影响比较复杂,空洞距离传感器越近,或者空洞尺寸越大,传感器接收的超声信号能量越低,其中 C5、C6、C8、C9 工况的超声信号能量与 C2、C3 工况的超声信号能量相当,时域波形的幅值呈现明显的混叠现象。因此,难以利用时域波形的能量和幅值对预应力管道沿纵向长距离范围内进行不同灌浆缺陷工况的识别。

3.2 超声信号时频分析与灌浆工况识别

采用小波包变换对具有非平稳特性的超声信号进行时频分析,得到不同灌浆缺陷工况下超声信号的多尺度时频特征。

以时域幅值和能量相当的 C2、C6 工况为例,经过 4 层小波包分解,这 2 种工况前 8 个小波包分量如图 9、图 10 所示。

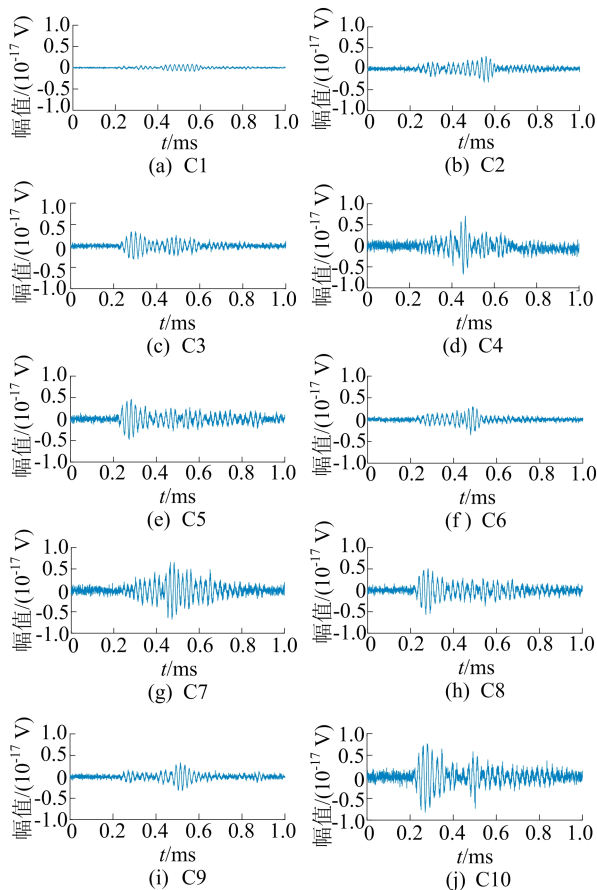


图 8 不同灌浆工况超声信号波形

由图 7、图 8 可知,当时间步为 400 μs 时,超声信号沿着灌浆料、波纹管 and 混凝土介质传播,已到达距离驱动器较远的模型边界,并出现了反射

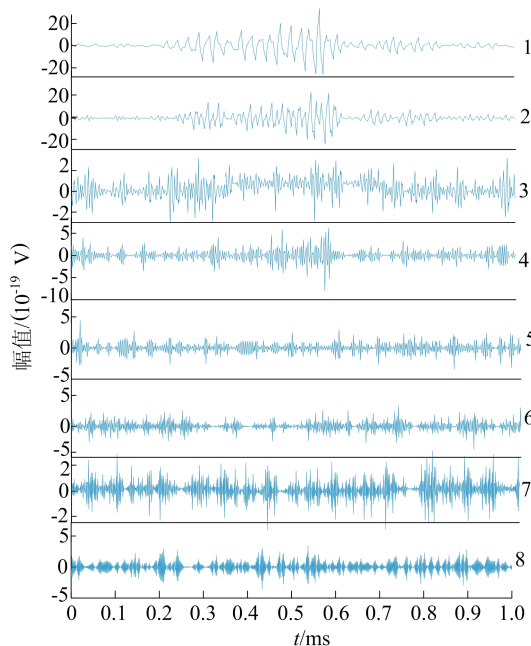


图 9 C2 工况超声信号小波包分量

从图 9、图 10 可以看出,它们在各尺度的小

波包分量表现出不同程度的差别,大大提高了超声信号的辨识度,可以作为灌浆工况识别的依据。

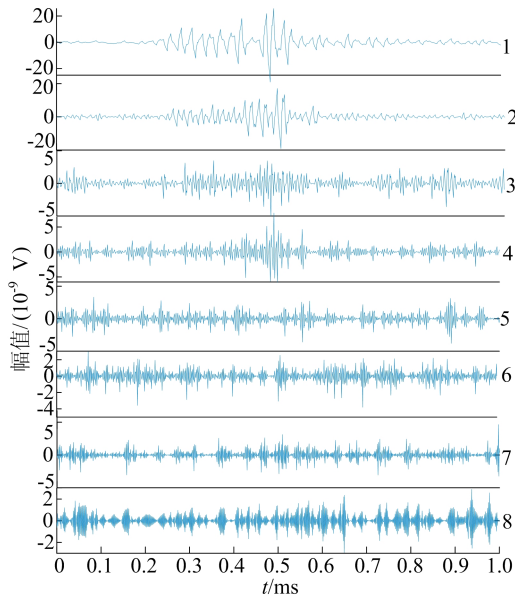


图 10 C6 工况超声信号小波包分量

为了更加准确地对不同的灌浆工况进行识别,建立卷积神经网络深度学习模型(图 3),直接对小波包系数矩阵进行缺陷特征提取和灌浆工况分类评估。通过改变随机白噪声的幅值(5%~50%),每种灌浆工况获得 300 个数据,获得包含 3 000 个数据的总数据集,并按照 7 : 1 : 2 的比例划分训练集、验证集和测试集。卷积神经网络深度学习模型的输入为  $16 \times 2\ 000$  的矩阵,各层卷积核的大小和数量见表 1 所列。

表 1 卷积神经网络模型结构设置

结构设置	大小	数量
Conv1	(16,3)	32
Conv2	(1,3)	64
Conv3	(1,3)	128

训练方法采用自适应矩估计算法,采用网格搜索算法优化超参数,最终得到初始学习率为 0.001(每 5 个训练轮次后,学习率降低 20%),随机丢弃率为 0.5,批量数为 32,训练轮次为 216。

模型参数的训练过程如图 11 所示。从图 11 可以看出,模型损失函数值在经过 20 轮次的学习后迅速降低,最终到达稳定。模型测试的平均正确率达到 94.0%,测试结果的混淆矩阵如图 12 所示。研究表明,将小波包分量的系数矩阵作为输入的卷积神经网络深度学习模型能够有效

地识别出不同灌浆工况,解决了不同工况之间时域信号能量混叠的问题,对灌浆缺陷的分类识别具有更高的准确率。

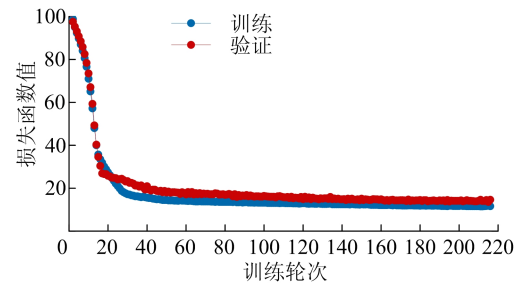


图 11 卷积神经网络模型训练过程

实际灌浆工况	C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7	C8	C9	C10
C1	60 100%	0 100%	0 100%	0 100%	0 100%	0 100%	0 100%	0 100%	0 100%	0 100%
C2	0 100%	53 88.3%	3 5.0%	0 100%	0 100%	2 3.3%	0 100%	1 1.7%	1 1.7%	0 100%
C3	0 100%	2 3.3%	57 95.0%	0 100%	0 100%	0 100%	0 100%	0 100%	1 1.7%	0 100%
C4	0 100%	0 100%	0 100%	59 98.3%	0 100%	0 100%	1 1.7%	0 100%	0 100%	0 100%
C5	0 100%	0 100%	1 1.7%	0 100%	54 90.0%	0 100%	0 100%	5 8.3%	0 100%	0 100%
C6	0 100%	2 3.3%	0 100%	0 100%	0 100%	55 91.7%	0 100%	0 100%	3 5.0%	0 100%
C7	0 100%	0 100%	0 100%	0 100%	0 100%	0 100%	59 98.3%	0 100%	0 100%	1 1.7%
C8	0 100%	0 100%	1 1.7%	0 100%	5 8.3%	0 100%	0 100%	54 90.0%	0 100%	0 100%
C9	0 100%	2 3.3%	2 3.3%	0 100%	1 1.7%	2 3.3%	0 100%	0 100%	53 88.3%	0 100%
C10	0 100%	0 100%	0 100%	0 100%	0 100%	0 100%	0 100%	0 100%	0 100%	60 100%

图 12 灌浆工况识别混淆矩阵

## 4 结 论

现有的利用 PZT 超声波进行预应力管道灌浆密实度检测的研究仅关注个别截面,检测范围较小,对不同类型灌浆缺陷的影响关注较少,无法满足实际工程中预应力管道的检测需求。本文通过有限元数值分析,研究不同程度的部分灌浆和不同尺寸、位置的空洞缺陷等 10 种(C1~C10)灌浆工况的波场分布复杂、超声信号的时域幅值交叠,提出基于超声信号深度学习的预应力管道灌浆密实度检测方法。作为预处理,利用小波包变换算法对超声信号进行多尺度时频分析,增强不同灌浆工况超声信号的辨识度,然后建立卷积神经网络深度学习模型,自动提取灌浆缺陷相关的时频特征,实现不同灌浆工况的分类评估。结果表明,以超声信号小波包分量的系数矩阵作为输入的卷积神经网络模型能够准确地识别出不同类

型的灌浆缺陷,验证了本文所提出的预应力管道灌浆密度检测方法的可行性和有效性。该方法可应用于桥梁关键构件预应力管道多排布置、弯起位置等部位的密度精准检测。

### [参 考 文 献]

- [1] 贺拴海,赵祥,模马建,等.公路桥梁检测及评价技术综述[J].中国公路学报,2017,30(11):63-80.
- [2] SUN B, YANG Y, LI X, et al. Full-scale investigation of post-tensioned prestressed concrete bridge girders subjected to frost heaving in cold regions[J]. Engineering Structures, 2022, 250: 113413.
- [3] WOODWARD R, WILLIAMS F. Collapse of Ynys-y-Gwas bridge, Glamorgan[J]. Proceedings of the Institution of Civil Engineers, 1988, 84(4): 635-669.
- [4] 刘君,周朝阳,陈振富.预应力混凝土梁损伤识别的神经网络方法研究[J].合肥工业大学学报(自然科学版),2016,39(4):503-507.
- [5] 代志力,向中富,刘世建,等.基于弹性波的预应力管道灌浆密度定性检测与分析[J].长安大学学报(自然科学版),2021,41(5):77-85.
- [6] JIANG T, HE B, ZHANG Y, et al. Detecting of the longitudinal grouting quality in prestressed curved tendon duct using piezoceramic transducers [J]. Sensors, 2020, 20(4): 1212.
- [7] CARINO N J, SANSALONE M. Detection of voids in grouted ducts using the impact-echo method[J]. Materials Journal, 1992, 89(3): 296-303.
- [8] 周先雁,栾健,王智丰.桥梁箱梁孔道灌浆质量检测中冲击回波法的应用[J].中南林业科技大学学报,2010,30(10):78-82.
- [9] 辛公锋,王兆星,刘家海,等.箱梁预应力孔道压浆密实性检测技术研究[J].公路交通科技,2010,27(9):114-117,121.
- [10] LIU S, WENG C, JIAO P, et al. GPR signal analysis of post-tensioned prestressed concrete girder defects[J]. Journal of Geophysics and Engineering, 2013, 10(3): 034005.
- [11] MARTIN J, BROUGHTON K, GIANNOPOLOUS A, et al. Ultrasonic tomography of grouted duct post-tensioned reinforced concrete bridge beams[J]. Ndt & E International, 2001, 34(2): 107-113.
- [12] 密士文,朱自强,彭凌星,等. T 梁预应力波纹管压浆密度超声检测试验研究[J].中南大学学报(自然科学版),2013,44(6):2378-2384.
- [13] 万剑平,李跃军,龙士国.基于声波扫描无损检测技术的预应力管道注浆质量模型试验研究[J].公路工程,2014,39(4):30-35,39.
- [14] SONG G, GU H, MO Y L. Smart aggregates: multi-functional sensors for concrete structures a tutorial and a review [J]. Smart Materials and Structures, 2008, 17(3): 033001.
- [15] CHIU C K, LIAO W I, HARTONO A. Study on the application of post-embedded piezoceramic transducers for crack detection on earthquake-damaged RC columns[J]. Smart Materials and Structures, 2019, 28(5): 055039.
- [16] 孙仲横,许斌,贺佳.碳纤维布加固钢筋混凝土梁剥离检测试验研究[J].压电与声光,2019,41(1):94-97.
- [17] JIANG T, KONG Q, WANG W, et al. Monitoring of grouting compactness in a post-tensioning tendon duct using piezoceramic transducers[J]. Sensors, 2016, 16(8): 1343.
- [18] JIANG T, ZHENG J, HUO L, et al. Finite element analysis of grouting compactness monitoring in a post-tensioning tendon duct using piezoceramic transducers[J]. Sensors, 2017, 17(10): 2239.
- [19] TIAN Z, HUO L, GAO W, et al. Grouting monitoring of post-tensioning tendon duct using PZT enabled time-reversal method[J]. Measurement, 2018, 122: 513-521.
- [20] REN W X, SUN Z S, XIA Y, et al. Damage identification of shear connectors with wavelet packet energy: laboratory test study [J]. Journal of Structural Engineering, 2008, 134(5): 832-841.
- [21] ZHAO B, LEI D, FU J, et al. Experimental study on micro-damage identification in reinforced concrete beam with wavelet packet and DIC method [J]. Construction and Building Materials, 2019, 210: 338-346.
- [22] PAN Y, ZHANG L, WU X, et al. Structural health monitoring and assessment using wavelet packet energy spectrum[J]. Safety Science, 2019, 120: 652-665.
- [23] DAUBECHIES I. Ten lectures on wavelets[M]. Philadelphia: Society for Industrial and Applied Mathematics, 1992.
- [24] ABDELJABER O, AVCI O, KIRANYAZ S, et al. Real-time vibration-based structural damage detection using one-dimensional convolutional neural networks[J]. Journal of Sound and Vibration, 2017, 388: 154-170.
- [25] 龙法宁,朱晓妹,甘井中.基于卷积神经网络的臂丛神经超声图像分割方法[J].合肥工业大学学报(自然科学版)2018,41(9):1191-1195,1296.
- [26] LI D, WANG Y, YAN W J, et al. Acoustic emission wave classification for rail crack monitoring based on synchrosqueezed wavelet transform and multi-branch convolutional neural network[J]. Structural Health Monitoring, 2021, 20(4): 1563-1582.
- [27] MAO J, WANG H, SPENCER B F. Toward data anomaly detection for automated structural health monitoring: exploiting generative adversarial nets and autoencoders[J]. Structural Health Monitoring, 2021, 20(4): 1609-1626.
- [28] LECUN Y, BENGIO Y, HINTON G. Deep learning [J]. Nature, 2015, 521(7553): 436-444.

(责任编辑 张 镛)