



DOI:10.12404/j.issn.1671-1815.2404433

引用格式: 郑罡, 张智宇, 于吉港, 等. 基于深度残差收缩网络的超声混凝土应力识别[J]. 科学技术与工程, 2025, 25(16): 6869-6878.

Zheng Gang, Zhang Zhiyu, Yu Jigang, et al. Ultrasonic concrete stress recognition based on deep residual shrinkage network[J]. Science Technology and Engineering, 2025, 25(16): 6869-6878.

建筑科学

## 基于深度残差收缩网络的超声混凝土应力识别

郑罡<sup>1,2</sup>, 张智宇<sup>1,2</sup>, 于吉港<sup>1,2</sup>, 宋林正<sup>1,2</sup>

(1. 重庆交通大学土木工程学院, 重庆 400074; 2. 山区桥梁及隧道工程国家重点实验室(重庆交通大学), 重庆 400074)

**摘要** 为研究混凝土梁应力的无损检测方法, 提出一种基于深度残差收缩网络(deep residual shrinkage network, DRSN)的混凝土超声尾波应力识别算法(coda wave-DRSN, C-DRSN)。根据超声信号向量的高维特性, 通过引入残差收缩块, 使用软阈值函数和注意力机制, 降低信号噪声对测量应力精度的干扰, 实现自适应识别并提取信号中应力特征, 提高了识别准确率; 对提取的信号特征进行可视化分析, 从而建立特征与应力的映射关系。为验证所提方法的应力识别能力, 分别采集混凝土工字梁在三点弯曲和偏心受压荷载作用下的超声尾波信号。结果表明: 两种加载模式下, 识别率均可达 99%, 表明该方法在超声混凝土梁应力识别方面具有可行性, 与尾波干涉法相比, 所提方法的准确率更高。

**关键词** 无损检测; 超声尾波; 应力识别; 混凝土; 深度残差收缩网络(DRSN)

中图分类号 TU375.1; 文献标志码 A

### Ultrasonic Concrete Stress Recognition Based on Deep Residual Shrinkage Network

ZHENG Gang<sup>1,2</sup>, ZHANG Zhi-yu<sup>1,2</sup>, YU Ji-gang<sup>1,2</sup>, SONG Lin-zheng<sup>1,2</sup>

(1. College of Civil Engineering, Chongqing Jiaotong University, Chongqing 400074, China;

2. State Key Laboratory of Mountain Bridge and Tunnel Engineering(Chongqing Jiaotong University), Chongqing 400074, China)

**[Abstract]** In order to study a non-destructive testing method for concrete beam stress, a ultrasonic tail stress identification algorithm coda wave-deep residual shrinkage network (C-DRSN) based on deep residual shrinkage network(DRSN) was proposed. According to the high-dimensional characteristics of the tail wave signal vector, the interference of signal noise to the measurement stress accuracy was reduced by introducing residual contraction block, using soft threshold function and attention mechanism, and the adaptive recognition and extraction of stress features in the signal were realized, and the recognition accuracy was improved. The characteristics were visually analyzed, and the mapping relationship between the tail wave sign and the stress was established. In order to verify the model's ability of stress recognition, ultrasonic tail wave signals of concrete I-beams under three-point bending and eccentric compression loads were collected respectively. The results show that the recognition rate can reach 99% under both loading modes, indicating that the proposed method is feasible in the stress recognition of concrete beams, and the accuracy of the proposed method is higher than that of the tail wave interference method.

**[Keywords]** nondestructive testing; ultrasonic coda wave; stress recognition; concrete; deep residual shrinkage network (DRSN)

超声波在非匀质介质中传播时, 会发生多次散射后形成尾波<sup>[1]</sup>, 与直达波相比, 尾波具有更长的传播路径, 包含更多的介质信息, 对介质状态的微小变化极为敏感, 从而可以对介质应力进行精确测量<sup>[2]</sup>。

众多学者开展了利用尾波测量混凝土结构应

力的研究工作, 结果表明, 尾波波速和波幅与混凝土应力存在相关性<sup>[2-9]</sup>。Snider 等<sup>[5]</sup>首次提出尾波干涉法(coda wave interferometry, CWI), 利用尾波对介质状态变化的高度敏感性, 以波速的变化量化了温度效应。Larose 等<sup>[7]</sup>利用尾波干涉法对混凝土标准试件进行应力测试, 得到了相对波速变化率和

收稿日期: 2024-06-17; 修订日期: 2025-03-04

基金项目: 国家自然科学基金(51978112)

第一作者: 郑罡(1972—), 男, 汉族, 四川宜宾人, 博士, 研究员。研究方向: 斜拉索振动控制、桥梁抗震设计及结构健康监测。E-mail: zhenggang@cqjtu.edu.cn.

投稿网址: www.stae.com.cn

应力变化的函数关系,应力识别的分辨率达到0.01~0.1 MPa。Payan等<sup>[8]</sup>使用尾波干涉法研究了相对波速变化率与应力之间的关系,并提取了混凝土材料的三阶非线性系数。Hafiz等<sup>[9]</sup>提出尾波比较法(coda wave comparison, CWC),得出混凝土结构应力与整段尾波波形具有相关性。Liu等<sup>[10]</sup>基于尾波干涉发展出泰勒级数展开法,提高了计算效率。Stahler等<sup>[11]</sup>首次在实桥施工过程中上应用尾波干涉法,对混凝土进行加卸载式的应力测量,实际测量结果与有限元模型结果一致,证明了超声尾波测量混凝土结构应力具有可行性。

上述算法均是利用尾波信号的某一特定参数建立与应力的关系,如波速变化率。而在实际工程中,由于尾波信号对介质变化的高度灵敏性,极易受到温湿度变化和噪声干扰<sup>[12]</sup>。CWI在分析尾波波速时,由于随机噪声干扰,波速不能被准确计算,导致测量精度降低。针对这一类问题,在超声尾波应力检测技术中引入深度学习算法,利用其强大的特征提取能力,对高维时间序列进行特征提取、分类和预测<sup>[13-15]</sup>。

现提出一种基于深度残差收缩网络(deep residual shrinkage network, DRSN)的混凝土超声尾波应力识别算法(coda wave-DRSN, C-DRSN),用于检测和识别混凝土结构的应力状态。与尾波干涉法相比,C-DRSN结合了软阈值和注意机制,可有效去除噪声对尾波信号的干扰,并提取用于分类的关键特征,实现应力的识别。以期为施工监控、健康监测等提供一种有效和准确的应力测量方法。

## 1 问题的提出

现有方法通过理论计算或现场实测确定混凝土桥梁结构的永存应力,但由于混凝土徐变、预应力损失等不可控因素,实际应力与理论分析结果存在差异,可能导致安全误判或低效的维修方案<sup>[16]</sup>。现场实测技术基于胡克定律,通过应变测量计算应力,但由于传感器寿命有限、造价高、过程复杂,难以大范围应用。因此,探索非加卸载式的应力测量方法具有重要工程意义。

超声尾波应力测量技术是一种运用无损检测的方式确定混凝土的应力状态的新方法。可设想如下场景:在混凝土桥梁运营期间,当桥梁不承受活载时,结构的应力主要由恒载引起。恒载作用下的结构应力可归结为拉、压、弯、剪这4种简单荷载的叠加,结构应力的变化仅与这几种荷载和环境因素有关。该技术首先对混凝土结构的初始应力状

态进行标定,然后通过分析尾波声学特征的变化,建立超声尾波声学特征与混凝土桥梁既有应力的映射关系。

目前,超声尾波应力测试技术尚处于初始探索阶段。本次研究旨在温湿度波动范围较小且环境噪声较小的室内环境下,探索深度学习方法解决超声尾波应力识别问题的可行性。尾波信号实际属于一种高维时间序列,利用超声波测试混凝土结构的荷载等级(应力状态)也可视为时间序列的分类问题。随着人工智能技术的发展,深度学习方法不断应用于时间序列分类研究。由于尾波信号特征与荷载等级(应力状态)具有非线性相关性,深度学习方法能够从数据中提取这种非线性相关性,提供更高的识别准确率<sup>[17]</sup>。因此,该方法为推动超声尾波应力测量技术的应用提供了一条新途径。

## 2 试验系统

试验系统由混凝土工字试验梁、超声测试系统、三点弯曲加载系统、偏心受压加载系统组成,对20个荷载等级下的梁进行超声测试。总体布置示意图如图1所示。

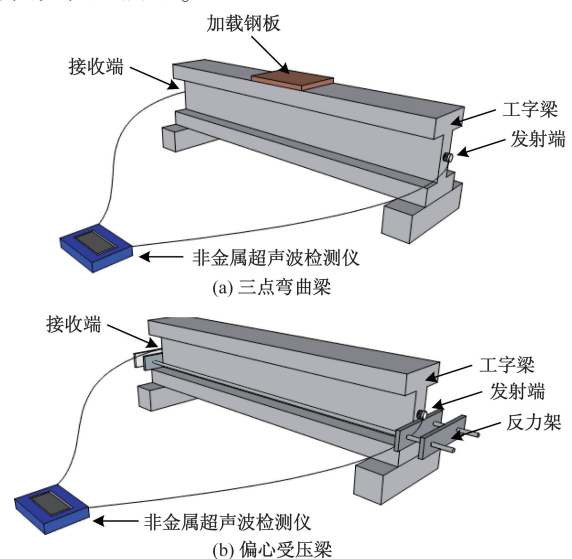


图1 试验系统示意图

Fig. 1 Test system diagram

### 2.1 试验梁

用于试验的钢筋混凝土工字梁的设计尺寸及配筋构造如图2所示,混凝土的强度等级为C30,配合比如表1所示。

表1 混凝土配合比

Table1 proportions of concrete mix					
水泥	细骨料	粗骨料	水	粉煤灰	矿物
1.00	2.5	3.85	0.55	0.22	0.16

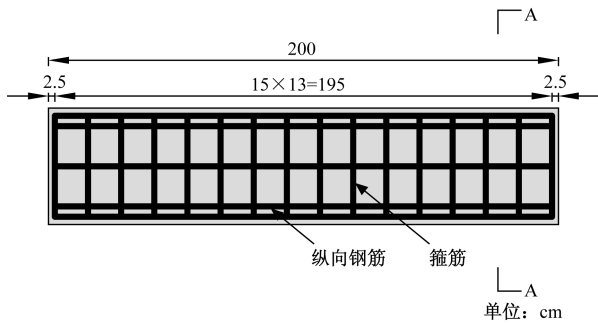


图2 试验梁配筋图

Fig. 2 Test beam reinforcement diagram

细骨料细度模数 2.7,亚甲蓝(MB)值(MB 值用以评价细集料的洁净程度)为 1.1;粗骨料为 0.5 ~ 1 cm 的碎石,含泥量为 0.3%。两片试验梁为同一批次浇筑而成。

### 2.2 超声测试系统

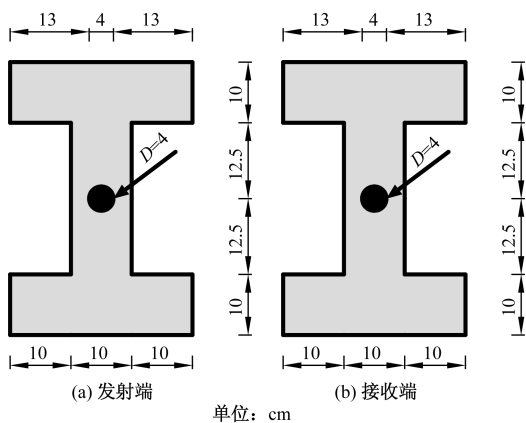
超声波检测仪、换能器、导线和耦合剂共同组成了本试验的超声测试系统,超声波检测仪参数设置如表 2 所示,设置原因详见文献[18]。

换能器采用中岩科技 JHP01 型压电换能器,直径 4 cm,中心频率 50 kHz。使用环氧树脂耦合剂将换能器固定在梁两端横截面中性轴处,一端发射一端接收,如图 3 所示。

表 2 非金属超声波检测仪参数

Table 2 Non-metal ultrasonic detector

触发延时/ μs	采样间隔/ μs	脉宽/ μs	增益/ dB	采样点数
9 999	8	5	200	1 024



D 为换能器直径

图3 换能器布置图

Fig. 3 Transducer layout

### 2.3 加载系统

#### 2.3.1 三点弯曲加载系统

通过设置梁底支座和跨中砝码实现三点弯曲加载。加载砝码采用 Q235 普通碳素结构钢制成,

每块尺寸为 40 cm(长) × 30 cm(宽) × 3 cm(高) 质量为  $(27.5 \pm 0.4)$  kg,共计 20 块。布置于梁顶中心位置,如图 4 所示。支座采用 C30 素混凝土长方体  $(55 \text{ cm} \times 15 \text{ cm} \times 15 \text{ cm})$ ,如图 5 所示。三点弯曲试验现场加载如图 6 所示。

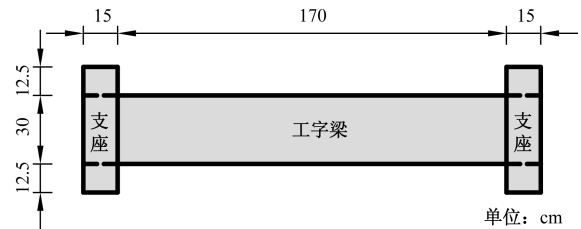


图4 砝码布置图

Fig. 4 Weight layout

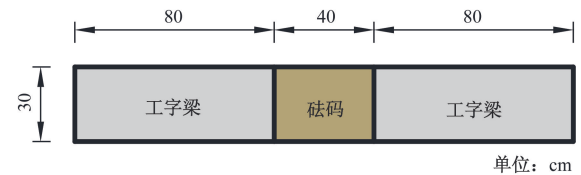


图5 支座布置图

Fig. 5 Support layout



图6 三点弯曲试验现场加载示意图

Fig. 6 Site loading diagram of three point bending test

#### 2.3.2 偏心受压加载系统

通过反力架和液压千斤顶的共同作用,将荷载施加到工字梁上,加载位置设置在中性轴下部截面的 1/4 处,加载系统如图 7 所示,支座布置与三点弯曲梁一致。偏心受压试验现场加载如图 8 所示。

## 3 试验过程与数据采集

一期完整的试验工况由连续的 20 d 超声测试组成,一共进行 3 个工况试验,每天记录单级荷载下 9 个时段的原始数据。每时段重复采集 100 条尾波信号,每条尾波信号包含 1 024 个点。试验过程时环境温度波动范围为 5 °C,相对湿度波动范围为 30%,如图 9 所示。

### 3.1 试验过程

根据课题组以往的经验,为保障所获得的超声

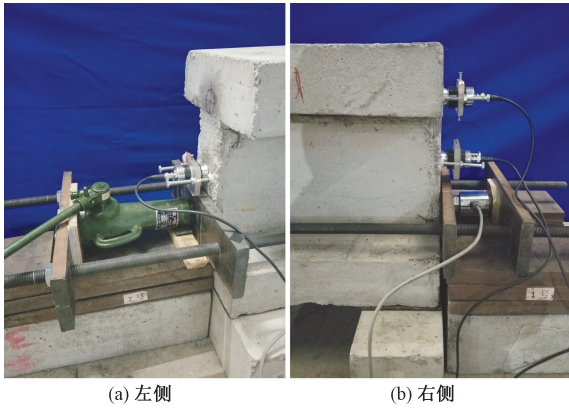


图7 偏心受压加载系统示意图  
Fig. 7 Eccentric compression loading system diagram



图8 偏心受压试验现场加载示意图  
Fig. 8 Field loading diagram of eccentric compression test

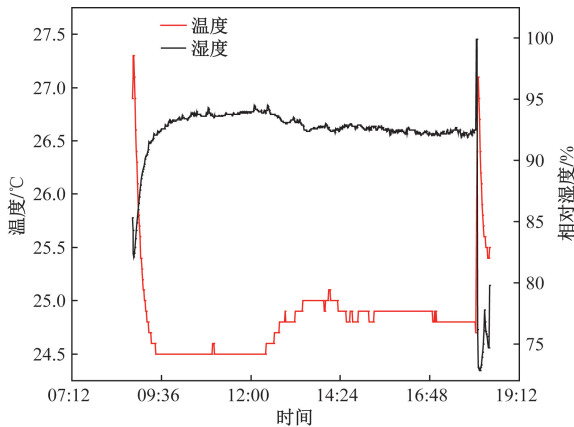


图9 超声测试期间某一天试验室温湿度变换  
Fig. 9 Indoor ambient temperature and humidity on a certain day during the test

数据的稳定,在正式开展一个工况的试验前,需将在空载状态下的试验梁静置1 d;在每日加载开始前需对测试仪器进行约1 h的预热,确保超声测试仪器的稳定。

3.1.1 三点弯曲加载过程

试验开始前对每块砝码按照加载顺序进行编号处理。在试验梁的跨中处放置第1块砝码(0.27 kN),该加载状态记为三点弯曲梁的荷载等

级1,并进行9个时段的超声测试,每个时段完成100次的重复采集,测试结束后,加载状态维持至第2天;在第1块砝码位置上加载第2块砝码(0.54 kN),进行与荷载等级1相同的超声测试;重复以上步骤直至加载到20块砝码(5.67 kN)即完成一个工况的超声测试,累计完成3个工况的超声测试试验。

3.1.2 偏心受压加载过程

在梁的两侧使用液压千斤顶对试验梁施加1 kN偏心压力,进行该荷载状态下的超声测试,记为偏心受压梁的荷载等级1,试验环境和时间与三点弯曲一致。每增加1 kN偏心压力对应一个荷载等级,一个工况共计增加20次偏心压力,累计完成3个工况的超声测试试验。加载制式与过程示意图如图10所示。

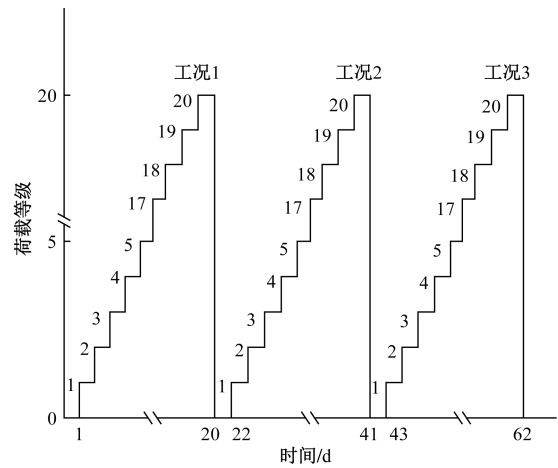


图10 加载制式与过程示意图  
Fig. 10 Loading system and process diagram

3.2 数据采集

在2.1节试验过程中,接收端的每次读数均可得到一条超声尾波信号,每条信号有1 024个点,每个时段可采集100条信号,每级荷载采集9个时段重复试验,一共有20个荷载等级,故在一个工况下,两种加载方式下的混凝土工字梁,均可采集到一个数据结构为1 024 × 100 × 20 × 9的信号矩阵,每片梁信号矩阵如表3所示。

表3 信号矩阵

Table 3 Signal matrix

加载方式	工况	数据结构	加载顺序
偏心受压	工况1	1 024 × 100 × 20 × 9	1 ~ 20
	工况2	1 024 × 100 × 20 × 9	1 ~ 20
	工况3	1 024 × 100 × 20 × 9	1 ~ 20
三点弯曲	工况1	1 024 × 100 × 20 × 9	1 ~ 20
	工况2	1 024 × 100 × 20 × 9	1 ~ 20
	工况3	1 024 × 100 × 20 × 9	1 ~ 20

### 4 应力识别算法

根据超声尾波信号的高维特性,将DRSN<sup>[19]</sup>中的残差收缩块作为特征提取器,引入应力识别模型,提出一种基于深度残差收缩的混凝土超声尾波应力识别算法(C-DRSN)。旨在使用深度学习方法对超声尾波进行特征提取、分类和识别。相较于非深度学习方法,有两个优势:一方面,降低了环境温湿度和噪声对应力测量精度的干扰;另一方面,实现了尾波信号中应力特征提取和自适应识别。

C-DRSN由输入层、卷积层(convolutional layer, Conv)、多个残差收缩块(residual shrinkage building unit,RSBU)和全连接层(fully connected layer, FC)组成,其网络结构如图11所示。

残差收缩块作为C-DRSN的基本结构,在残差块<sup>[20]</sup>基础上融入注意力机制<sup>[21]</sup>和软阈值函数<sup>[22]</sup>,作用是从含噪声的尾波信号中自适应提取应力相关特征。残差收缩块结构如图12所示。

软阈值函数是信号处理中常用的降噪方法<sup>[22]</sup>。其本质是为信号设置阈值,从而达到对信号去除噪声的目的。软阈值在网络模型的作用如式(1)所示。

$$y = \begin{cases} x - \tau, & x > \tau \\ 0, & -\tau \leq x \leq \tau \\ 1, & x < -\tau \end{cases} \quad (1)$$

式(1)中: $x$ 为输入特征; $y$ 为输出特征; $\tau$ 为阈值。

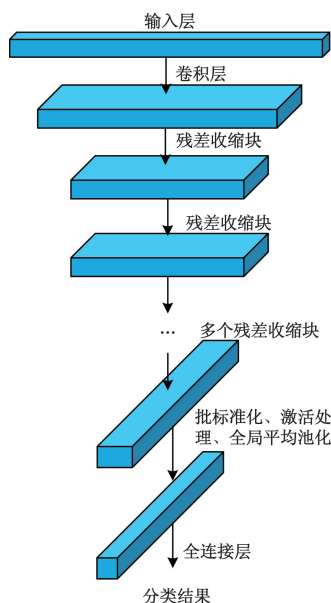


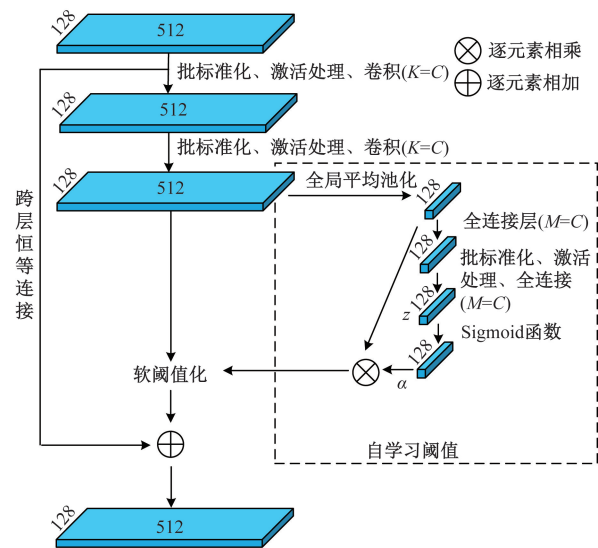
图 11 C-DRSN 网络结构  
Fig. 11 C-DRSN network structure

$$\frac{\partial y}{\partial x} = \begin{cases} 1, & x > \tau \\ 0, & -\tau \leq x \leq \tau \\ 1, & x < -\tau \end{cases} \quad (2)$$

软阈值化函数的导数为0或者1,在训练中使用软阈值函数可以避免梯度消失和梯度爆炸,显著增加模型在噪声数据中提取特征的能力。

在C-DRSN中,应用SENet作为注意力机制算法,与残差模块集成,并将其中的特征通道加权替换为特征通道的软阈值化,使得每个信号样本都能自适应得到阈值,从而最大化保留信号样本应力特征。

在信号特征被充分提取后,使用具有全连接网络(fully connected network,FC)的分类器,对特征进行准确分类和精确预测。如图13所示,分类器由一个隐藏层组成,其输出层包含20个神经元,分别对应20个荷载等级,最终输出一个 $1 \times 20$ 的特征向量,并使用SoftMax函数将输出转换为每个应力状态所对应的概率。C-DRSN超参数如表4所示。



$K$ 为卷积层中卷积核的个数; $C$ 为特征图的通道维度; $M$ 为FC网络中的神经元数量; $z$ 和 $\alpha$ 为通过Sigmoid函数输出的阈值缩放因子

图 12 残差收缩块

Fig. 12 Residual shrink block

C-DRSN应力识别算法流程如图14所示。首先,按照预定的比例将预处理后的原始信号随机划分成训练集和测试集;其次,利用算法对训练集进行学习,并使用反向传播算法自动更新网络参数,直至算法达到收敛;最后,保留训练集的最优权重,对测试集进行预测,得到测试集的分类结果。

### 5 预处理及样本标签制作

#### 5.1 归一化和去均值

由于仪器性能以及混凝土介质声阻抗的影响,

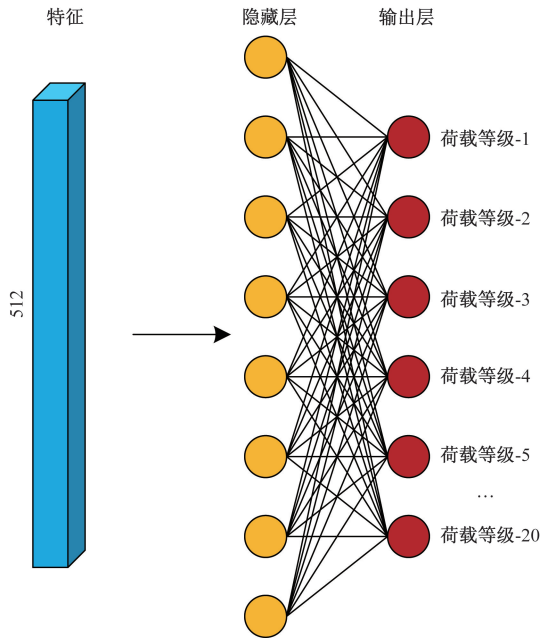


图 13 具有全连接网络 (FC) 的分类器  
Fig. 13 Classifier with fully connected network (FC)

表 4 C-DRSN 超参数

Table 4 C-DRSN hyperparameters

组件数	输出大小	层名称(卷积核,通道数,步长)
1	1 × 1 024 × 1	输入层
1	8 × 512 × 1	Conv (8, 3, /2)
1	8 × 256 × 1	RSB (8, 3, /2)
3	8 × 256 × 1	RSB (8, 3)
1	16 × 128 × 1	RSB (16, 3, /2)
3	16 × 128 × 1	RSBU (16, 3)
1	32 × 64 × 1	RSBU (32, 3, /2)
3	32 × 64 × 1	RSBU (32, 3)
1	32	BN, ReLU, GAP

注：“/2”表示以 2 的步长移动卷积核。

会使信号的振幅发生变化,从而导致信号的各种特征尺度有较大的差异,使模型不能快速找到最优解。因此,根据进行线性变化,将信号归一至[0,1]区间。

$$f^* = \frac{f - \min}{\max - \min} \tag{3}$$

式(3)中: $f^*$  为归一化后的振幅; $f$ 为归一化前的振幅; $\max$  为最大振幅; $\min$  为最小振幅。

去均值化是为了使更好拟合。因此,为了减少算法的训练时间,使其能达到更好的拟合效果,需要将归一化后的信号根据式(4)进行去均值化处理。

$$f^{**} = f^* - \text{average}(f^*) \tag{4}$$

式(4)中: $f^{**}$  为去均值化的信号; $\text{average}(f^*)$  为计算信号振幅的均值。

### 5.2 样本标签制作

根据静态荷载等级的不同,分别将两片梁的荷载划分为 20 个等级。信号样本标签根据梁的不同

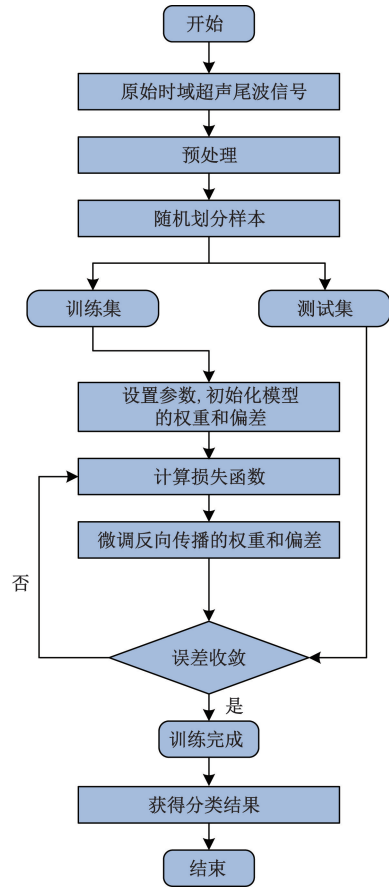


图 14 C-DRSN 应力识别流程  
Fig. 14 C-DRSN Stress identification process

荷载等级设定为 1 ~ 20,并转化为独热编码形式,其核心原理是使用  $N$  位状态寄存器对  $N$  个类别进行编码,每个类别对应唯一的二进制序列,且任意类别仅有一位为 1,其余为 0。即仅有一个向量代表一个荷载等级,转换函数可表示为

$$[1, 2, \dots, n] \text{ 独热编码} \rightarrow \begin{bmatrix} 1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 1 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & 1 \end{bmatrix}_{n \times n} \tag{5}$$

式(5)中: $n$  为 20。

值得注意的是,研究实际是针对混凝土梁在特定荷载作用下的等级识别,而荷载等级对应的应力场可通过有限元方法计算得出。为得到各荷载等级所对应的应力场,利用 Abaqus 分别建立三点弯曲和偏心受压加载模型,得到两片梁在第 1 荷载等级下的正应力云图,如图 15 所示。在混凝土梁的线弹性范围内,只需计算出前几级荷载下的应力,即可推算出后续荷载等级下的应力。给出了前 5 个荷载等级的下翼缘跨中处的最大正应力,如表 5 所示。

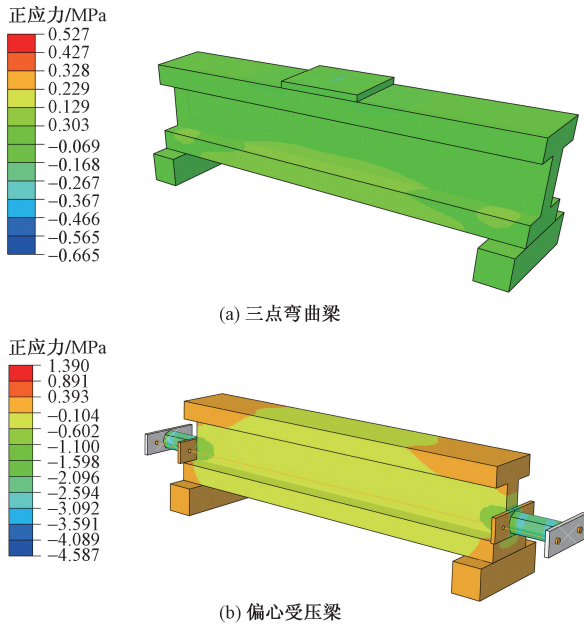


图 15 第 1 荷载等级下的正应力云图

Fig. 15 Normal stress nephogram at load class 1

表 5 不同荷载等级下的下翼缘跨中最大正应力

Table 5 Maximum normal stress in span of lower flange under different load classes

模型	应力/MPa				
	荷载等级 1	荷载等级 2	荷载等级 3	荷载等级 4	荷载等级 5
三点弯曲	0.144	0.169	0.195	0.221	0.246
偏心受压	0.096	0.077	0.058	0.039	0.020

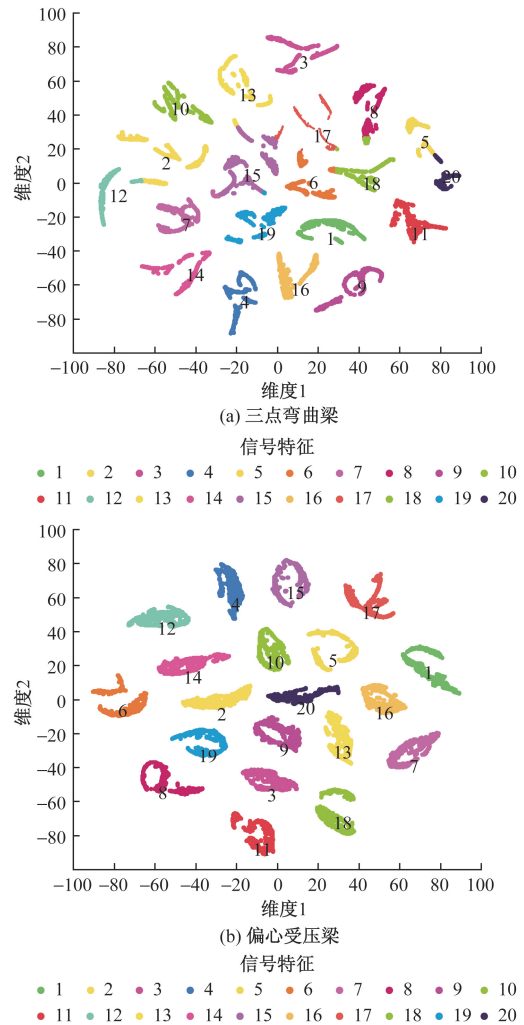


图 16 t-SNE 降维可视化结果

Fig. 16 t-SNE dimensional reduction visualization results

### 6 试验结果及对比分析

由 3.2 节可知,两种加载方式下各采集 54 000 条原始信号,包括不同时段、不同荷载等级的加载数据。随机将每片梁采集到的原始信号的 80% 划分为训练集,20% 划分为测试集,进行 50 次迭代训练。采用有监督的方式对数据进行训练,在对尾波信号进行训练之前,对应的荷载等级为每个信号注明真实标签,再将不带有标签的信号数据输入算法,训练过程中算法并不知道信号真实代表的荷载等级(应力状态),算法会根据前面训练轮次的损失值自动更新网络参数,直到预测的荷载等级与真实的荷载等级一致。

#### 6.1 特征可视化分析

为了更加清楚地展现模型对信号特征的提取能力,采用 t-SNE<sup>[23]</sup> 算法对模型输出的特征数据进行降维可视化,如图 16 所示。其中不同颜色和数字表示不同的荷载等级下的信号特征,横纵坐标轴表示两个不同的维度。

从图 16 可以看出,两种加载方式采集的尾波信

号所提取的各级荷载信号特征分布显著集中。表明尾波信号与应力状态具有明显关联,且该方法对尾波信号的特征提取能力和噪声抵抗能力较强,也验证了本算法识别应力状态的可行性。

#### 6.2 识别结果

分别将预处理以后的两种加载方式下所获得的数据集分别输入 C-DRSN 进行 50 次迭代训练,训练期间的准确率曲线和损失函数曲线如图 17 所示。可以看出,随着迭代次数的增加,loss 值减小,准确率增加。测试集在 50 个训练周期后收敛,两片梁的测试集综合分类准确率均达到了 99%。

为展示对测试集中每个荷载等级的识别效果,绘制了测试集识别结果的混淆矩阵,由于每个荷载等级的样本信号均被准确识别,这里仅展示前 10 个荷载等级的识别结果,如图 18 所示。混淆矩阵详细记录了每片梁在 10 个荷载等级作用下,采集的 5 400 条测试样本信号的分类结果,其纵坐标表示信号样本的真实标签,横坐标表示信号样本的预测

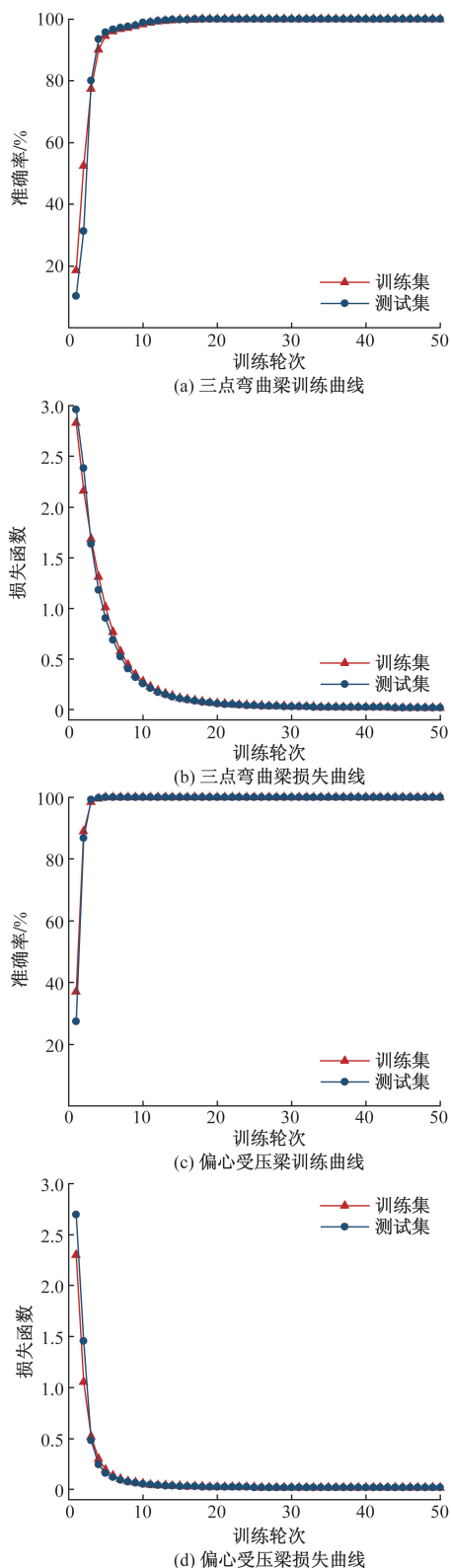


图 17 训练曲线和损失曲线

Fig. 17 Training curve and loss curve

标签,其主对角线代表模型预测正确的比例。本文方法在两种特定的加载模式下都具有很高的准确率,每个荷载等级下的应力状态识别率均达到 99%,验证了本文方法在应力状态识别技术研究上

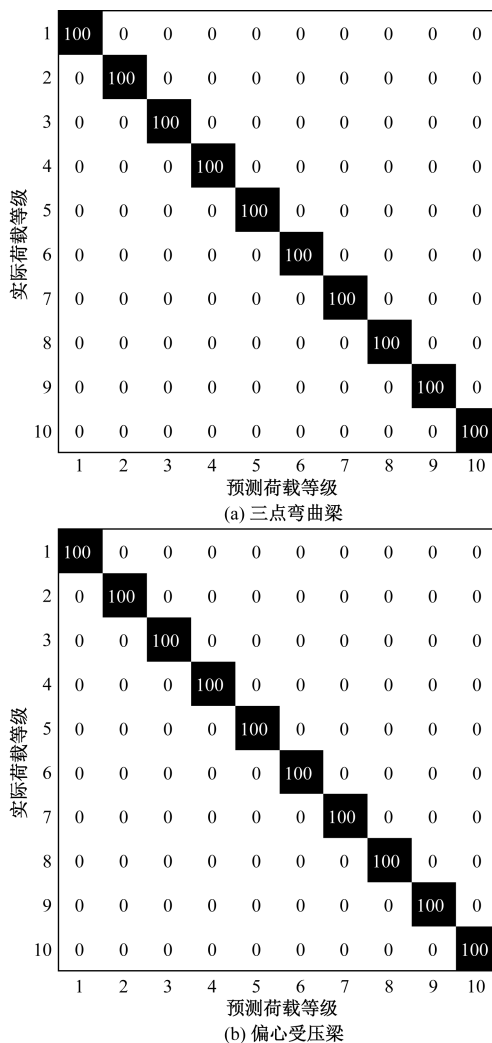


图 18 识别准确率的混淆矩阵

Fig. 18 Identification accuracy of confusion matrix

的有效性和准确性。

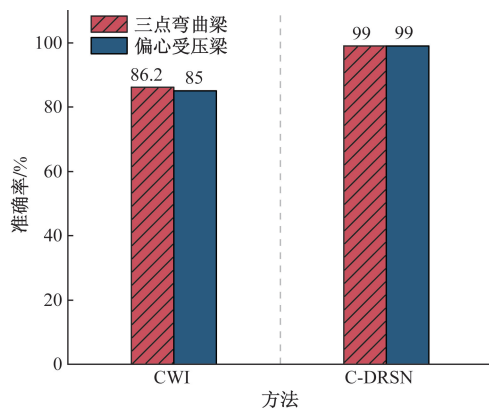
### 6.3 对比方法验证

与 CWI 相比,三点弯曲梁准确率提高了 12.8%,偏心受压梁准确率提高了 14%,如图 19 所示。对比结果表明,在室内自然环境下,C-DRSN 相较于 CWI 拥有更强的特征提取能力,对三点弯曲梁和偏心受压梁的应力具有更高的识别准确率。

## 7 结论

在室内非控制条件下,为探索一种稳定的混凝土应力无损检测方法,提出一种基于深度残差收缩网络的混凝土超声应力识别方法,设计并实施混凝土梁在三点弯曲和偏心受压等两种特定加载方式下的超声尾波测试,验证了 C-DRSN 的有效性和准确性,得出如下结论。

(1)提取特征的可视化结果表明,尾波信号与荷载等级(应力状态)之间存在明显映射关系。



CWI 采用拟合优度作为评价指标<sup>[11]</sup>,将该评价指标与 C-DRSN 的评价指标视为具有相同的物理意义,并且统一称为分类准确率

图 19 CWI 与 C-DRSN 比较

Fig. 19 Comparison between CWI and C-DRSN

(2)在偏心受压和三点弯曲两种特定加载方式下,测试集识别准确率均达到 99%,验证了 C-DRSN 在本次试验条件下具有可行性。

(3)与尾波干涉法相比,三点弯曲梁准确率提高了 12.8%,偏心受压梁准确率提高了 14%,表明 C-DRSN 对温湿度变化、环境噪声抵抗能力较经典的尾波干涉法有显著提高。

### 参 考 文 献

- [1] 宋丽莉,葛洪魁,郭志伟,等. 利用多次散射波监测介质性质变化的试验研究[J]. 岩石力学与工程学报, 2012, 31(4): 713-722.  
Song Lili, Ge Hongkui, Guo Zhiwei, et al. Experimental study of variation of media properties monitoring multiple scattering waves [J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2012, 31(4): 713-722.
- [2] Planes T, Larose E. A review of ultrasonic coda wave interferometry in concrete[J]. Cement and Concrete Research, 2013, 53: 248-255.
- [3] 林军志,赵明阶,杨洪武. 改性混凝土声学参数与应力相关性试验研究[J]. 岩土力学, 2009, 30(S1): 69-74.  
Lin Junzhi, Zhao Mingjie, Yang Hongwu. Experimental research on correlation of acoustic parameters and stress of modified concrete [J]. Rock and Soil Mechanics, 2009, 30(S1): 69-74.
- [4] 陈立新,许锡宾,赵明阶,等. 混凝土声-应力相关性影响因素分析[J]. 中国港湾建设, 2005, 25(4): 6-8, 12.  
Chen Lixin, Xu Xibin, Zhao Mingjie, et al. Analysis of factors influencing correlativity of ultrasound and stress in concrete[J]. China Harbour Engineering, 2005, 25(4): 6-8, 12.
- [5] Snieder R, Grêt A, Douma H, et al. Coda wave interferometry for estimating nonlinear behavior in seismic velocity [J]. Science, 2002, 295(5563): 2253-2255.
- [6] Larose E, De Rosny J, Margerin L, et al. Observation of multiple scattering of kHz vibrations in a concrete structure and application to monitoring weak changes[J]. Physical Review E, 2006, 73(1): 016609.
- [7] Larose E, Hall S. Monitoring stress related velocity variation in concrete with a  $2 \times 10^{-5}$  relative resolution using diffuse ultrasound. [J]. The Journal of the Acoustical Society of America, 2009, 125(4): 1853-1856.
- [8] Payan C, Garnier V, Moysan J. Potential of nonlinear ultrasonic indicators for nondestructive testing of concrete[J]. Advances in Civil Engineering, 2014, 2010: 1-8.
- [9] Hafiz A, Schumacher T. Monitoring of stresses in concrete using ultrasonic coda wave comparison technique [J]. Journal of Nondestructive Evaluation, 2018, 37(73): 1-13.
- [10] Liu S K, Zhu J Y, Wu Z Y. Implementation of coda wave interferometry using Taylor series expansion [J]. Nondestruct Eval, 2015, 34(25): 1-6.
- [11] Stahler S, Schonfelder C. Monitoring stress changes in a concrete bridge with coda wave interferometry [J]. The Journal of the Acoustical Society of America, 2011, 129(4): 1945-1952.
- [12] Wang X, Chakraborty J. Noise reduction for improvement of ultrasonic monitoring using coda wave interferometry on a real bridge [J]. Journal of Nondestructive Evaluation, 2021, 40(1): 1-14.
- [13] Abdeljaber O, Avci O, Kiranyaz S, et al. Realtime vibration-based structural damage detection using one-dimensional convolutional neural networks [J]. Journal of Sound and Vibration, 2017, 388: 154-170.
- [14] 王胜,张拯,谌强,等. 基于振动与声音信号深度学习的岩性识别方法[J]. 科学技术与工程, 2023, 23(7): 2759-2767.  
Wang Sheng, Zhang Zheng, Chen Qiang, et al. Lithology identification method based on deep learning of vibration and sound signals [J]. Science Technology and Engineering, 2023, 23(7): 2759-2767.
- [15] 陶沙沙,郭顺生. 基于深度小波自动编码器和极限学习机的轴承故障诊断[J]. 科学技术与工程, 2020, 20(29): 12196-12203.  
Tao Shasha, Guo Shunsheng. Fault diagnosis of bearing based on deep wavelet automatic encoder and extreme learning machine [J]. Science Technology and Engineering, 2020, 20(29): 12196-12203.
- [16] 杨勇,王灿,朱新实. 既有桥梁结构混凝土现存应力测量与分析[J]. 同济大学学报, 1999, 27(2): 198-202.  
Yang Yong, Wang Can, Zhu Xinshi. Measurement and analysis of existing stress in concrete bridge structures [J]. Journal of Tongji University, 1999, 27(2): 198-202.
- [17] Wang Z W, Lu X F, Zhang W M, et al. Deep learning-based reconstruction of missing long-term girder-end displacement data for suspension bridge health monitoring [J]. Computers & Structures, 2023, 284: 107070.
- [18] 郭增伟,田川,计亲,等. 混凝土工字梁三点弯曲荷载超声测试[J]. 重庆大学学报, 2019, 42(11): 88-97.  
Gou Zengwei, Tian Chuan, Ji Qin, et al. Three point bending load ultrasonic test of concrete i-beam [J]. Journal of Chongqing University, 2019, 42(11): 88-97.
- [19] Zhao M, Zhong S, Fu X, et al. Deep residual shrinkage networks for fault diagnosis [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2019, 16(7): 4681-4690.
- [20] He K, Zhang X, Ren S, et al. Deep residual learning for image recognition [C] // Proceedings of the IEEE Conference on Comput-

- er Vision and Pattern Ecognition. Las Vegas, NV: IEEE, 2016; DOI: 10.1109/CVPR.2016.90.
- [21] Hu J, Shen L, Sun G. Squeeze-and-excitation networks[C]// Proceedings of the IEEE conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Wellington: CCVPR, 2018; DOI: 10.1109/TPAMI.2019.2913372.
- [22] Donoho D L. De-noising by soft-thresholding[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1995, 41(3): 613-627.
- [23] Van Der Maaten L, Hinton G. Visualizing data using t-SNE[J]. Journal of Machine Learning Research, 2008, 9: 2579-2605.