

基于 BP 神经网络的冲击钻孔对邻近桩基动力响应研究

张中伟¹, 胡立峰², 方焘¹, 林运唐², 胡叶一新², 巫宇恒¹

(1. 华东交通大学土木建筑学院, 江西 南昌 330013; 2. 中国铁路南昌局集团有限公司南昌铁路天河建设有限公司, 南昌 330000)

摘要: 在桥梁改扩建工程中, 冲击钻孔因效率高而被广泛应用, 但其产生的强烈动力荷载可能危及邻近桩基的稳定。为探究桥梁改扩建工程中冲击钻孔对邻近桩基稳定性的影响, 依托沪昆高速梨园至东乡段改扩建工程, 结合现场实测、有限元模拟与 BP 神经网络构建桩基动力响应的智能预测代理模型, 以监测数据校核有限元模型, 生成多种工况样本并提取测点速度等时域指标, 在此基础上, 引入拉丁超立方采样优化训练样本及 BP 神经网络的权重与偏置, 构建 LHS-BP (Latin Hypercube Sampling-Backpropagation Neural Network) 模型, 实现桩基动力响应的快速预测与相关性分析。结果表明: 随冲孔深度的增加, 桩基测点速度呈指数衰减趋势; 与传统 BP 模型相比, LHS-BP 模型的预测精度与泛化能力显著提升, 预测曲线与目标值高度一致; Pearson 相关性分析结果显示, 冲孔深度和荷载强度是影响桩基动力响应的主控因素, 而冲孔距离与桩径的影响相对较弱。研究揭示了冲击荷载作用下桩-土时域响应规律, 为桥梁拓宽及邻近桩基施工安全控制提供了理论支持和工程指导。

关键词: 冲击钻孔, 桩基, BP 神经网络, 动力响应, ABAQUS

中图分类号: U445.6

文献标志码: A

Dynamic Response of Adjacent Pile Foundations to Impact Drilling Based on an Improved BP Neural Network

Zhang Zhongwei¹, Hu Lifeng², Fang Tao¹, Lin Yuntang², Huye yixin², Wu Yvheng¹

Jiangxi Key Laboratory of Infrastructure Safety Control in Geotechnical Engineering, East China Jiaotong University, Nanchang 330013, China; 2. China Railway Nanchang Bureau Group Co., Ltd. Nanchang Railway Tianhe Construction Co., Ltd., Nanchang 330000)

Abstract: In bridge widening and reconstruction projects, impact drilling was widely adopted for its high efficiency; however, the strong transient dynamic loads it induces could compromise the stability of adjacent pile foundations. To investigate these effects, this study based on the Liyuan-Dongxiang section of the Hukun Expressway integrated field measurements, finite-element (FE) simulation, and an improved BP neural network and developed an intelligent surrogate for pile dynamic response. Monitoring data were used to calibrate the FE model; multiple working conditions were then generated and time-domain indicators such as measurement-point velocity were extracted. On this basis, Latin hypercube sampling (LHS) was introduced to optimize the training samples and the initialization of the BP network's weights and biases, yielding an LHS-BP (Latin Hypercube Sampling-Backpropagation Neural Network) model for rapid prediction and correlation analysis of pile responses under varying conditions. Results show that the measured pile velocity exhibited an exponential decay with increasing borehole depth. Compared with a conventional BP model, the LHS-BP model achieved markedly higher predictive accuracy and generalization, with predicted curves closely matching the target values. Pearson correlation analysis further indicated that borehole depth and load intensity are the primary controlling factors, whereas drilling distance and pile diameter had relatively weaker influence. This study elucidated the time-domain response characteristics of the pile-soil system under impact loading and provided theoretical support and engineering guidance for safety control during bridge widening and adjacent pile construction.

Key words: impact load; pile foundation; BP neural network; dynamic response; ABAQUS

收稿日期: 2025-10-13

基金项目: 国家自然科学基金项目(52168048)

随着我国高速公路网的不断完善与交通量的持续增长,既有高速公路的改扩建工程需求日益增多。在改扩建过程中,常常需要在既有桥梁附近开展桩基施工,其中冲击钻孔因施工效率高、成孔质量好而得到广泛应用^[1-3]。然而,冲击钻孔在施工过程中会产生强烈的动力荷载,形成应力波并在土体中传播,对邻近既有桩基的安全与稳定产生不利影响。因此,深入研究冲击钻孔施工条件下桩基的动力响应规律,对于保障桥梁结构安全与工程施工具有重要意义。

在桩基动力学方面,国外较早开展了相关研究,随着有限元和有限差分方法的发展,研究者能够更加直观地模拟冲击荷载在土体中的传播过程及其对桩基的作用规律,因此,在桩基动力响应问题上,一方面,可通过理论分析研究桩基在施工过程中的振动特征,Colaco等^[4]通过现场监测和理论分析揭示了桩-土系统在动力荷载作用下的响应特性,并逐步提出多种简化计算方法,但大多基于特定地区的地质参数和工程数据得出,适应性和可靠性有待商榷;另一方面,随着数值模拟方法被广泛应用,Ramshaw等人^[5]通过开发有限元-无限元模型,采用三阶段方法估算桩基动力响应,以预测由冲击和振动打桩引起的振动速度的时间历程,Madheswaran等人^[6]采用15节点轴对称有限元网格离散桩土模型对桩基施工引起的地面加速度进行数值分析,研究了砂土中冲击打桩引起的地面加速度响应特征。然而,数值模拟对参数依赖性较强,计算量大,且难以直接推广到复杂工程实际中。

近年来,随着人工智能技术的发展,数据驱动方法逐渐进入岩土与结构工程领域^[7-10]。BP神经网络凭借其非线性映射特性,使其在复杂函数拟合中具有优势,已在地基承载力预测^[11]、结构健康监测^[12]等方面得到应用。研究表明,该方法能够有效建立输入参数与结构响应之间的映射关系,但针对冲击钻孔这种具有强烈瞬态和非平稳特征的动力荷载,其桩基响应的预测研究仍较为欠缺,融合现场监测与数值模拟实现稳定精准预测仍是难点。

本文联合采用现场实测、有限元模拟与BP神经网络,构建冲击钻孔施工条件下邻近桩基动力响应智能预测代理模型,揭示冲击荷载作用下桩-土系统的动力响应规律。首先,基于构建冲击钻孔有限元模型与现场监测的测点速度进行模型校核,随后,通过对冲孔深度、冲击荷载、冲孔距离桩径进行多因素组合,提取桩顶端的动力响应指标,生成机器学习训练数据库,在此基础上,采用拉丁超立方对训练样本及BP神经网络模型的权值和偏置进行优化,构建LHS-BP神经网络模型,实现对不同工况下邻近桩基动力响应的快速预测与相关性分析。研究结果可为高速公路桥梁拓宽及邻近施工的响应评估提供理论依据和实践参考。

1 工程概况及数据采集方案

1.1 工程概况及工程地质条件

沪昆高速梨园(赣浙界)至东乡段改扩建工程位于江西省上饶市横峰县与铅山县交界处,具体位置在杨梅岭以北100米处。工程涉及既有梨温高速公路与铁路峰福线的交叉区域,该交叉角度为 60° ,并设有公跨铁路立交桥。该交叉点对应的铁路里程为峰福线K8+673.5。现有桥梁为11-20m孔跨的预应力混凝土空心板桥,桥面宽度为26米,总长225米。现有桥梁由24片空心板组成,每片梁高0.85米,桥下净空为6.7米,下部结构采用桩柱式桥墩和肋板式桥台,基础为钻孔灌注桩。如图1所示,在改扩建过程中,首先在既有桥梁两侧建设新桥,并将车流量分流至新桥。分流完成后,将拆除旧桥并在原桥址上新建桥梁,最终形成左右两幅桥,以实现桥梁拓宽的目标。地层结构经钻探揭示、现场调查、取样鉴别、原位测试及

室内试验，主要由第四系全新统人工填土（Q4 ml）、第四系全新统冲洪积层（Q4al+pl）以及第四系中更新统残坡积层（Q2el+dl）等土层组成。

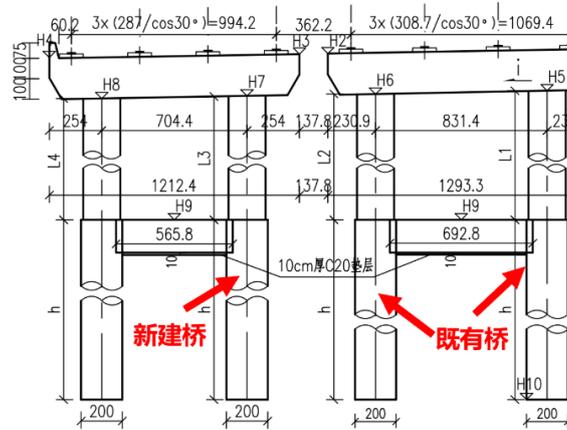


图1 新建桥与既有桥示意图

Fig.1 Schematic diagram of the new bridge and the existing bridge

1.2 数据监测方案

根据前期现场调研的情况，监测点布置在新建桩基附近，以便于对其进行监测。具体布置情况如下：TX-1 测点位于新建桩基中心点的3 m处，安装一个加速度传感器；TX-2 测点距离新建桩基4 m，安装一个加速度传感器和一个速度传感器；TX-3 测点位于既有桩基上，安装一个加速度传感器和一个速度传感器；TX-4 测点距离新建桩基7.2 m，安装一个加速度传感器。在四个测点中，共布置了6个941B型拾振器，用于监测振动情况。测点的具体布置如图2所示。

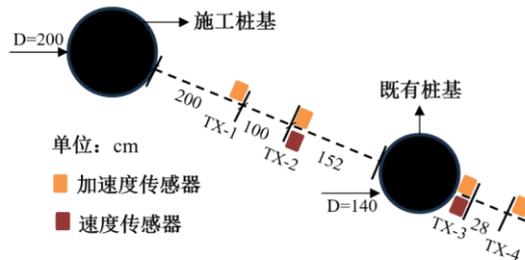


图2 监测点布置图

Fig.2 Layout of monitoring points

1.3 模型验证与数据收集

1.3.1 模型验证

本文采用有限元软件Abaqus建立了冲击荷载作用下邻近桩基振动的数值模型，冲击钻孔有限元模型如图3所示。为消除边界效应并减小应力波叠加，土体采用Rayleigh阻尼用于模拟土体的能量耗散，其系数设置为 $\alpha = 0.08$ ， $\beta = 0.001$ ，尺寸设置为 $50\text{ m} \times 50\text{ m} \times 45\text{ m}$ ，桩基及土层关键参数如表1所示。土体模型侧向边界为侧向约束，底部边界为全约束，选用C3D8R八节点减缩积分实体单元进行网格剖分，既有桩基和土体部分进行网格加密，分别约为0.2万和2.3万个单元。分析前，先施加自重荷载，使土体达到地应力平衡。冲击分析采用动力隐式分析，在冲锤处设置参考点RP1，并约束其水平与旋转自由度，确保垂直冲击地面。桩-土接触采用罚摩擦和硬接触模型，摩擦系数设为0.35，荷载以瞬时集中力的形式施加，作用时间简化为0.1 s的三角形荷载。最终通过生死单元法（Model Change）进行桩基及桩周土体响应分析。

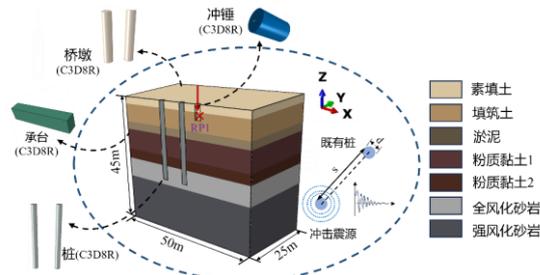


图3 冲击钻孔有限元模型

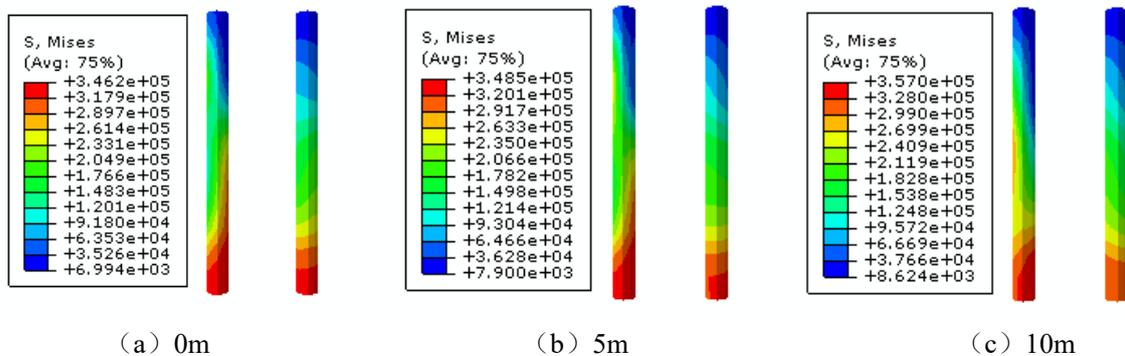
Fig.3 Finite element model of impact drilling

表1 桩基及土体参数

Tab.1 Parameters of pile foundation and soil

材料	密度 (Kg/m ³)	弹性模量 (MPa)	泊松比	黏聚力 (kPa)	内摩擦角 (°)
桩基	2400	30000	0.3		
素填土	1950	20	0.35	8	5
填筑土	1990	10	0.35	8	5
淤泥	1780	3	0.4	10	5
粉质黏土1	1980	40	0.25	14.78	7.9
粉质黏土2	1980	45	0.25	24.91	12.95
全风化砂岩	2000	50	0.25	80	29
强风化砂岩	2350	300	0.3	80	29

首先按照实际情况采用有限元模型进行计算和验证,图4-5所示为不同冲孔深度在冲击荷载0.4 MPa下的桩身Mises应力、位移云图。由图可知:不同冲孔深度下桩身Mises应力空间分布形态基本一致,高响应区均位于靠近冲孔一侧及桩身中下部,随着冲孔深度增加,桩身等效应力水平整体变化较小;桩身位移表现为典型的侧向变形模式,桩身顶部位移最大、向桩身底部逐渐减小,且桩身位移随冲孔深度增加呈明显单调减小趋势,当冲孔深度由0 m增大到25 m时,桩身顶部最大位移由约 1.30×10^{-3} m减小至约 8.24×10^{-4} m。说明冲孔位置越深,冲击荷载在土体中的能量耗散越大,传递至邻近桩的动力扰动减弱,变形响应下降。



(a) 0m

(b) 5m

(c) 10m

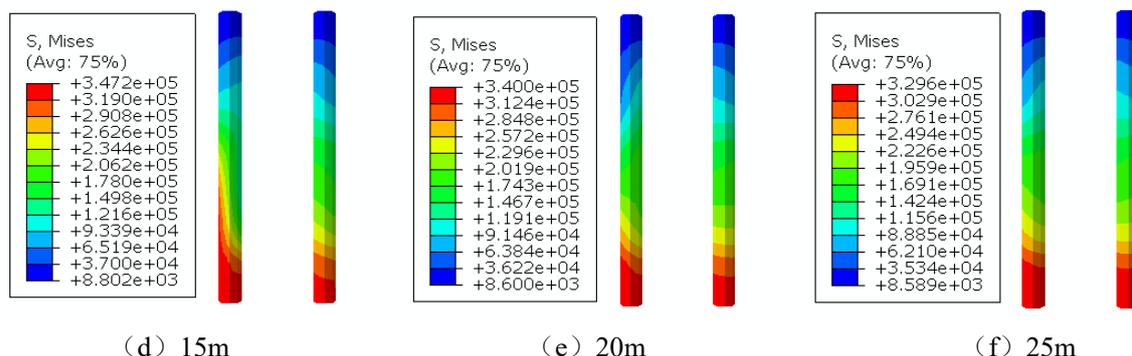


图 4 不同冲孔深度桩身 Mises 应力云图

Fig.4 Mises stress contours of the pile under different impact drilling depths

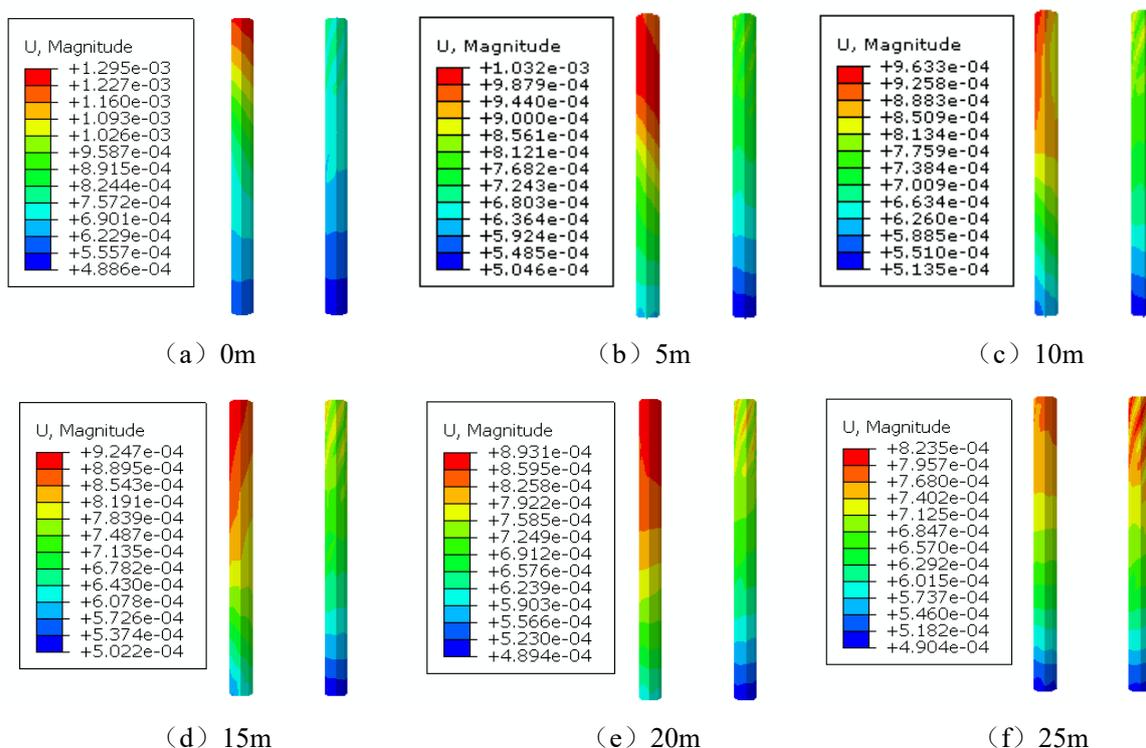


图 5 不同冲孔深度桩身位移云图

Fig.5 Displacement contours of the pile under different impact drilling depths

1.3.2 数据收集

图 6 所示为测点 TX-3 在不同冲孔深度下的动力响应情况，随冲孔深度的增加，桩基测点速度响应呈指数衰减趋势，随后改变工况进行计算，基于冲击钻孔施工对邻近桩基振动动力响应的有限元模拟结果，选取并分析冲孔深度 H 选择范围 0 - 25 m；桩径 D 选择范围 1.6 - 2.4 m；冲孔距离 L 选择范围 2.2 - 6.2 m；冲击荷载 F 选择范围 0.2 - 0.5 MPa，共包含 250 组数据作为输入变量，对桩基影响程度小或难以取得的其他参数不作为输入条件，将 250 组全部用于 BP 神经网络模型的训练与内部验证，另选取 50 组独立于训练集在现场试验数据作为测试集，用于评估模型在真实工况下的预测精度与泛化能力。

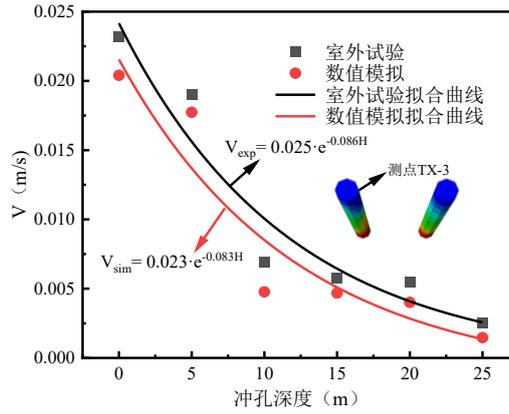


图 6 冲孔深度不同时测点 TX-3 速度曲线

Fig.6 Velocity curve of measuring point TX-3 under different depths of impact load

2 LHS-BP 智能预测模型构建

2.1 模型改进策略

拉丁超立方采样(LHS)是用于多维空间中均匀分布样本的采样方法,旨在减少输入变量之间的相关性,从而提高蒙特卡洛模拟的精度。为降低随机抽样与权重和偏置随机初始化对 BP 神经网络造成收敛速度低及预测精度差的影响,本文在训练样本与网络参数两方面引入 LHS,将 LHS 与 BP 神经网络训练过程集成为一个算法框架,首先根据输入变量与网络参数采用 LHS 分别生成训练样本集及初始权重、偏置集合,使训练样本和初始化参数在区间内均匀覆盖,在此基础上进行 BP 神经网络的模型训练与预测。

训练样本优化^[13]:假设输入向量 $x = [H, F, L, D]^T$, 输出向量为桩基动力响应 y , 对冲孔深度、冲击荷载、冲孔距离及桩径四个输入变量在概率区间 $[0, 1]$ 进行等概率分层,并在每层中各取一个样本,在单位超立方体 $[0, 1]^4$ 生成 N 个 LHS 样本 $\{u_i\}_{i=1}^N$, 并通过线性映射得到四维输入变量分层均匀覆盖的样本集,使得每一维实现均匀覆盖,降低各维度间的相关性,缓解样本聚集现象。

初始化权重和偏置优化^[14]:将神经网络的各层权重与偏置展平成 d 维参数向量 w , 在单位超立方体 $[0, 1]^d$ 内用拉丁超立方采样生成样本集合,再按层进行尺度映射,将样本集合还原为具体的权值和偏置,在此基础上,引入式(1)(2)最小距离最大化准则,避免初始化参数在高维空间的聚集现象,如图 7 所示,后者空间分布更分散, BP 神经网络采用这种方式优化得到的权值和阈值分布更均匀,表现为更快的收敛速度及更优的泛化能力。

$$\varphi = \max \min_{w_p, w_q \in X} d(w_p, w_q) \quad (1)$$

$$d(w_p, w_q) = \|w_p - w_q\|_2 \quad (2)$$

式中: φ 为权重参数间最小距离的最大值; X 为初始化参数集合; w_p, w_q 为神经网络不同层的权重参数;

$d(w_p, w_q)$ 为权重参数间距离度量,常采用欧几里得距离。

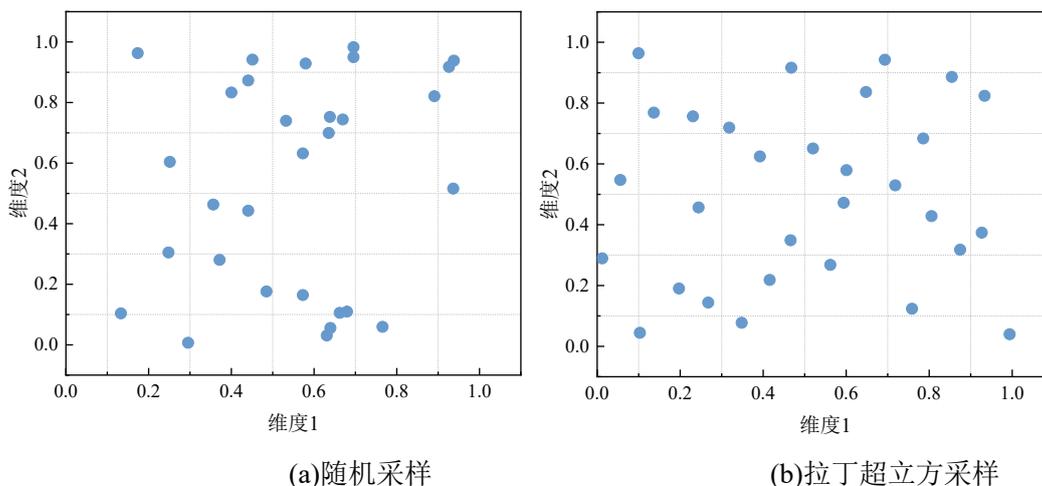


图7 随机采样与拉丁超立方采样对比

Fig.7 Comparison between random sampling and Latin hypercube sampling

2.2 BP 神经网络

反向传播 (Backpropagation, BP) 神经网络是以前馈结构为基础进行建模与训练, 通过误差反向传播算法来训练网络中的权重并通过逐步调整网络中的权重值, 使得网络的输出接近目标输出^[15]。

图 8 所示为 BP 神经网络的工作流程, BP 神经网络主要由输入层、隐含层、输出层 3 部分组成, 其学习过程由前向传播与误差反向传播两部分构成, 输入层每个输入节点代表一个特征, 并将其传递给隐含层; 隐含层由多个神经元组成, 每个神经元都对应一个权重和一个偏置项, 将输入层数据进行加权运算, 进行特征提取和非线性变换后传递给输出层; 输出层根据隐含层的输出生成预测结果。

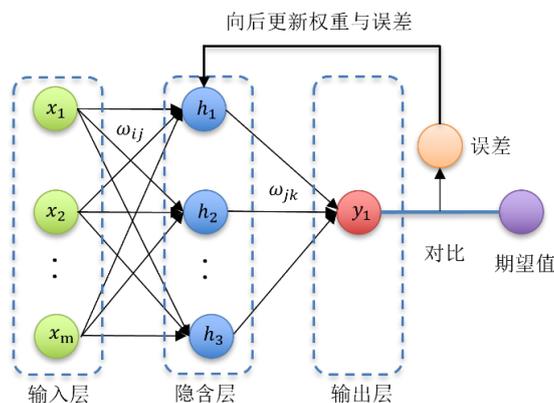


图 8 BP 神经网络算法流程^[16]

Fig.8 Flowchart of the BP neural network algorithm

BP 神经网络的基本工作原理:

(1) 网络结构: 随机初始化网络的权重和偏置, 其中权重用于连接不同神经元之间的信号传递, 而偏置用于调整神经元的激活阈值^[17]。

(2) 前向传播: 在网络训练的前向传播阶段, 数据从输入层进入, 通过隐含层和输出层进行逐层传递, 每个神经元与上一层全部神经元以权重相连, 对输入做线性组合并叠加偏置, 经激活函数非线性变换后输出至下一层。

$$\mathbf{z}^{(l)} = \mathbf{W}^{(l)} \mathbf{a}^{(l-1)} + \mathbf{b}^{(l)} \quad (3)$$

$$\mathbf{a}^{(l)} = \phi^{(l)}(\mathbf{z}^{(l)}) \quad (4)$$

式中： $\mathbf{z}^{(l)}$ 为第 l 层的加权输入； $\mathbf{W}^{(l)}$ 为第 l 层的权重矩阵； $\mathbf{a}^{(l-1)}$ 为第 $l-1$ 层的输出； $\mathbf{b}^{(l)}$ 为第 l 层的偏置项； $\mathbf{a}^{(l)}$ 第 l 层的激活输出； $\phi^{(l)}$ 为第 l 层的激活函数。

(3) 误差计算：通过将输出值与真实目标值进行比较，获得预测误差，并使用均方误差 E_{MSE} 作为损失函数来衡量误差。

$$E_{\text{MSE}} = \frac{1}{m} \sum_{k=1}^m y_k - \hat{y}_k^2 \quad (5)$$

式中： m 为样本总数； E_{MSE} 为均方误差； y_k 为第 k 个真实值； \hat{y}_k 为第 k 个预测值。

(4) 反向传播：在反向传播阶段，误差会被逐层传递回去，网络根据误差计算每一层权重的梯度，并通过梯度下降算法来更新权重来减小误差，在反向传播阶段按链式法则逐层回传并计算每个神经元的梯度：

$$\Delta W_{ij}^{(l)} = -\eta \frac{\partial E_{\text{MSE}}}{\partial W_{ij}^{(l)}} \quad (6)$$

式中： $\Delta W_{ij}^{(l)}$ 为第 l 层权重的迭代改变量； η 为学习率； $\frac{\partial E_{\text{MSE}}}{\partial W_{ij}^{(l)}}$ 为梯度损失对权重的偏导，其中负号表示

梯度下降。

(5) 重复训练：多次迭代上述过程，直到网络收敛，达到最小误差。

2.3 神经网络参数设置

本文利用 MATLAB 的 Deep Learning Toolbox 来进行神经网络的建模与训练^[18]，将 250 组数据样本集输入到 BP 神经网络中，输入特征为冲孔深度 H 、冲击荷载 F 、冲孔距离 L 以及桩径 D ，输出特征为桩基动力响应，当完成神经元参数与隐含层结构设定后，使用 BP 神经网络预测桩基动力响应。

2.3.1 隐含层结构参数设置

本文为构建 BP 神经网络模型，首先对隐含层层数与隐含层神经元数目进行设定。在隐含层层数设置方面，依据已有研究与模型复杂度考虑，本文选用单隐含层结构模型，当网络为单隐层结构时，隐含层单元数通常依照以下公式确定^[19]。

$$\sum_{i=0}^n C_n^i > k \quad (7)$$

$$n_1 = \sqrt{n+m} + a \quad (8)$$

$$n_1 = \log_2 n \quad (9)$$

式中： n_1 为隐含层神经元数； k 为样本数，取 250； i 为区间 $[0, n]$ 内常数； n 为输入层节点数，取 4； m 为输出层节点数，取 1； a 为 $[1, 10]$ 间的常数，取 2。经计算隐含层神经元数 n_1 分别为 10.0、4.2 和 2.0，因此，隐含层神经元单元数介于 2~10 之间。为确定最佳隐含层神经元数，分别对隐含层神经元数 2~10 进行训练，如图 9 可知：隐含层神经元数量增加时，训练集与测试集的均方根误差并非持续下降，当隐含层神经元数为 8 时的 BP 模型均方根误差较小，故本文初步确定隐含层神经元数为 8。

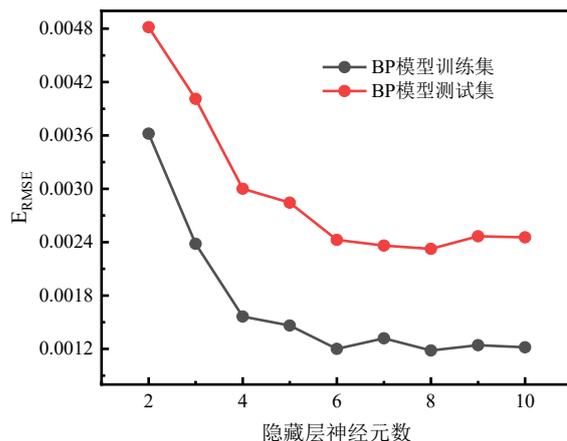


图 9 隐含层神经元数-均方根误差曲线图

Fig.9 Hidden layer neuron count - root mean square error curve

2.3.2 神经元参数设置

神经元参数的核心要素包括训练算法、激活函数以及学习率的设定^[20]。传统的梯度下降算法 `traingd` 对学习率的依赖性较强，往往需要通过大量试验才能确定合适的取值。为克服这一不足，本文采用 Levenberg - Marquardt 进行训练，该方法融合了梯度下降与牛顿法的优势，能够根据误差曲面自适应地调整步长，从而在保证训练精度的同时，降低了对学习率选择的敏感性^[21]。激活函数的作用是把线性组合的输入做非线性变换后输出，以增强网络的表达能力，因此，为减轻模型在训练时的梯度消失问题，本文选用 Tansig 激活函数，该函数可将输入非线性映射至 $(-1, 1)$ 。如图 10 所示，该函数曲线呈平滑的“S”型，设置初始学习率为 0.01，以保持网络训练过程中的更新幅度在合理区间。

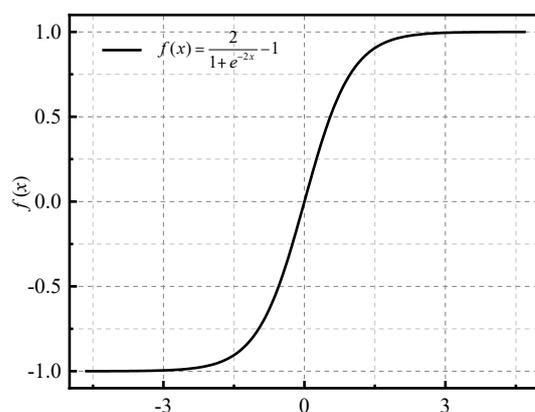


图 10 Tansig 激活函数

Fig.10 Tansig activation function

3 桩基动力响应预测

3.1 模型对比分析

为评估本文构建的 LHS - BP 神经网络模型在训练过程中的性能优势, 将其与 BP 神经网络模型的均方误差随迭代曲线进行对比。如图 11 所示: BP 模型在初始阶段的误差水平较高, 随着迭代次数增加, 误差逐步下降, 并在第 12 次迭代后变化趋缓, 基本达到收敛状态; 相比之下, LHS - BP 模型初始误差更小, 且在第 8 次迭代后趋于稳定, 收敛所需迭代次数减少。由整体收敛曲线可看出, 引入 LHS 进行权值与偏置优化后, 网络从一开始就处于更优的参数区域, 在相同训练步数下误差水平更低, 体现出更快的收敛速度和更高的训练效率。

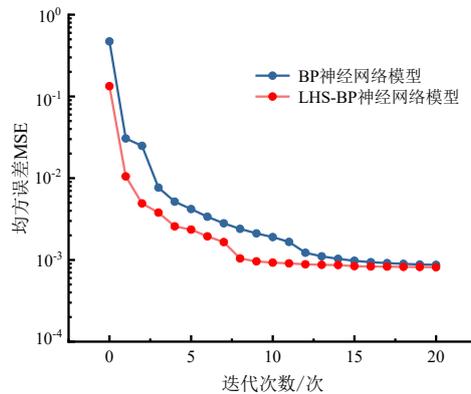


图 11 神经网络性能对比曲线

Fig.11 Comparison curve of neural network performance

为进一步分析 BP 与 LHS - BP 神经网络模型预测的拟合效果与评价指标, 利用样本数据集对模型进行拟合度分析, 图 12 中横坐标表示各模型输出的桩基动力响应预测值, 纵坐标表示基于冲击钻孔有限元模型及试验数据得到的桩基动力响应目标值, 对角线 $y = x$ 代表理想拟合状态, 即模型预测值与目标值完全一致, 数据点越靠近该对角线, 说明模型的预测结果与目标值结果越一致, 拟合精度越高, 可作为衡量模型预测准确性的重要参照。

由图 12 - 13 可知: LHS-BP 神经网络模型在训练集与测试集上的预测值能更好地分布于对角线 $y = x$ 附近, 预测值与目标值的重合度更高。其中, LHS-BP 神经网络模型训练集与测试集的决定系数 R^2 分别达到 0.9462 与 0.8552, E_{MAE} 与 E_{RMSE} 分别为 0.0006 m/s 与 0.0012 m/s 以及 0.0014 m/s 与 0.0021 m/s; BP 神经网络模型训练集与测试集的决定系数 R^2 分别达到 0.9293 与 0.8257, E_{MAE} 与 E_{RMSE} 分别为 0.0007 m/s 与 0.0012 m/s 以及 0.0013 m/s 与 0.0024 m/s, 相较于传统 BP 神经网络模型, LHS-BP 神经网络模型训练集与测试集的决定系数 R^2 分别提高了 0.0169、0.0295; 训练集与测试集的平均绝对误差 E_{MAE} 与均方根误差 E_{RMSE} 分别下降了 0.0001、0.0000 及 0.0001、0.0003, 表明 LHS-BP 神经网络模型具有更优的预测性能。

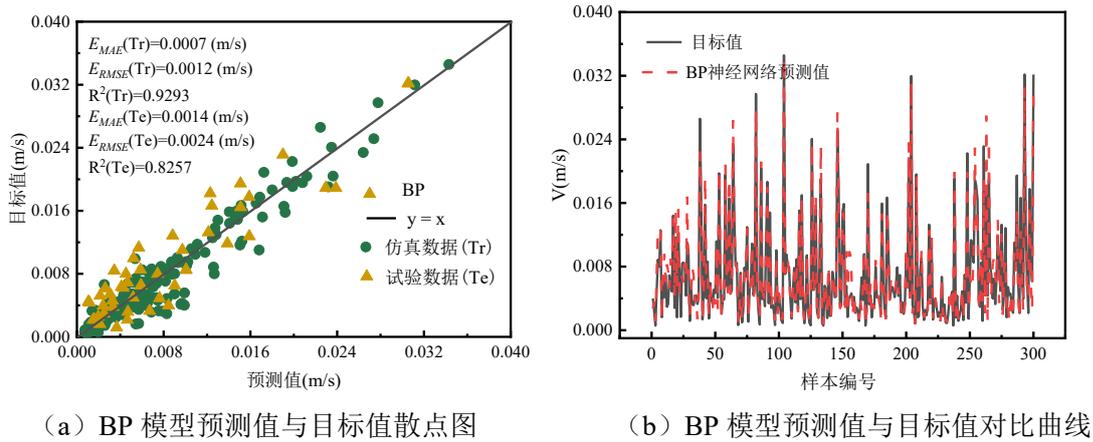


图 12 BP 神经网络预测模型拟合效果

Fig.12 Fitting effect of BP neural network prediction model

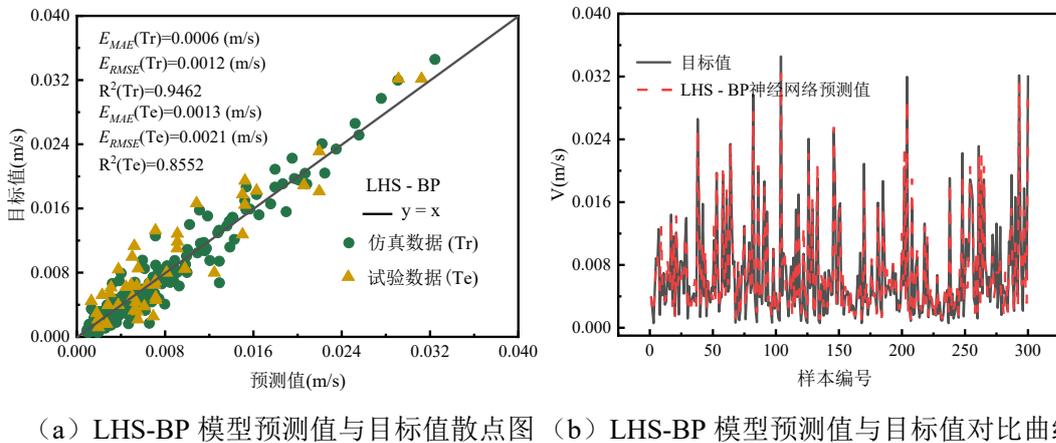


图 13 LHS-BP 神经网络预测模型拟合效果

Fig.13 Fitting effect of LHS-BP neural network prediction model

3.2 桩基动力响应参数敏感性分析

为进一步分析冲击钻孔施工中冲孔深度 H 、桩径 D 、冲孔距离 L 以及冲击荷载 F 等输入变量与桩基动力响应 V 之间的关系，如图 14 所示，本文采用 Pearson 相关系数进行单因素相关性分析。其中，红色代表正相关，蓝色代表负相关，椭圆越扁则相关性越强。

由图可知：各变量之间普遍表现为较强的正相关，其中冲孔深度 H 与 D 的相关系数高达 0.94，冲击荷载 F 与桩径 D 相关系数为 0.92，冲孔距离 L 与桩径 D 的相关系数为 0.94，冲孔深度 H 与冲孔距离 L 为 0.81，表明各变量之间影响较强烈，冲击荷载 F 与冲孔距离 L 的相关系数为 0.57，同样表现为较强正相关；桩径 D 与桩基速度 V 的相关系数仅为 0.21，表明桩径对桩基动力响应的影响较小；冲击荷载 F 与桩基速度 V 的相关系数为 0.42，相关性为中等水平；冲孔距离 L 与桩基速度 V 的相关系数仅为 -0.18，说明冲孔距离对桩基动力响应的影响较小。冲孔深度 H 与桩基速度 V 相关系数为 -0.91 呈现极强的负相关，说明随着荷载作用深度的增加，地面振动响应显著减弱，符合冲击波在传播过程中的能量衰减规律，表明桩基动力响应对荷载作用深度最为敏感。

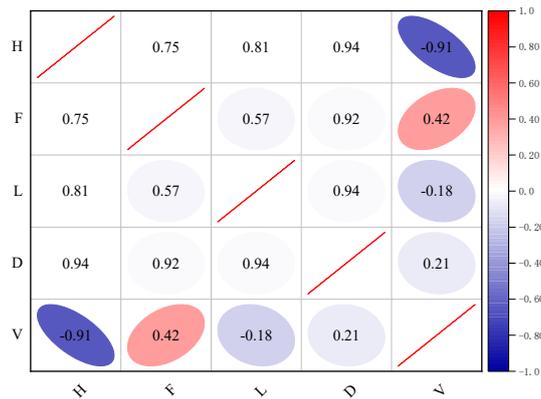


图 14 Pearson 相关性分析

Fig.14 Pearson correlation analysis

4 结论

本文以沪昆高速梨园（赣浙界）至东乡段改扩建工程为背景，结合现场试验、有限元数值模拟与 BP 神经网络，系统研究了冲击钻孔施工对邻近桩基的动力响应特征。主要结论如下：

1) 现场试验与数值模拟结果显示，随着冲孔深度的增加，邻近桩基测点峰值速度整体呈现指数型衰减趋势，二者拟合曲线较为接近，表明在本文采用的模型参数与阻尼设置下，数值模拟能在一定程度上反映实际衰减规律。

2) 通过引入拉丁超立方采样优化训练样本及网络权重、偏置的初始化，所构建的 LHS-BP 模型在相同迭代次数下误差水平更低，且在训练集与测试集上均取得更高的拟合度与更低的误差：训练集与测试集决定系数 R^2 由 0.9293/0.8257 提升至 0.9462/0.8552， E_{MAE} 与 E_{RMSE} 指标整体下降，预测曲线与目标值高度一致，体现出更快的收敛速度与更优的泛化能力。

3) 基于 Pearson 相关性分析，在冲击钻孔施工引起的地面振动对桩基动力响应预测模型中，冲孔深度 H 和冲击荷载 F 是影响桩基动力响应的主要因素，而冲孔距离 L 与桩径 D 的影响较弱，表明在本文研究的参数范围内，冲孔深度和冲击荷载强度对邻近桩基动力响应较为显著。

4) 联合采用现场监测、有限元模拟与机器学习三种方法，利用监测数据校核数值模型，再以 LHS-BP 建立智能预测代理模型，实现对不同冲孔深度、冲击荷载、冲孔距离、桩径组合下邻近桩基动力响应的快速评估，为同类地质条件下的桥梁改扩建工程中冲击钻孔施工的振动影响初步评估提供参考方法。

参考文献：

[1]刘凤伦.桥梁桩基施工中冲击式钻孔灌注桩技术的应用[J].运输经理世界, 2025,(10):84-86.

Liu F L. Application of Impact Drilling and Grouting Pile Technology in Bridge Pile Foundation Construction[J]. Transportation Manager World, 2025, (10): 84-86.

[2]钱隆.铁路桥梁钻孔灌注桩施工技术研究——以几内亚公司西芒杜铁路项目为例[J].工程技术研究, 2025,10(06):54-56.

Qian L. Research on Construction Technology for Bored Pile of Railway Bridge — Taking Guinea Company's Simandou Railway Project as an Example [J]. Engineering Technology and Application, 2025,10(06):54-56.

[3]路明东,周岩,孙得治,李佳璐,马英.冲击式钻孔灌注桩在桥梁桩基施工中的应用[J].四川水泥, 2024,51(2):200-202.

Lu M D, Zhou Y, Sun D Y, Li J L. Application of impact drilling and grouting pile in bridge pile foundation

- construction [J]. *Sichuan Cement*, 2024, 51(2):200-202.
- [4] Colaco A, Costa P A, Parente C M, et al. Ground-borne noise and vibrations in buildings induced by pile driving: An integrated approach[J]. *Applied acoustics*, 2021, 179(05):126-134.
- [5] Bement R A P, Selby A R. Compaction of granular soils by uniform vibration equivalent to vibrodriving of piles[J]. *Geotechnical & Geological Engineering*, 1997, 15(2):121-143.
- [6] Madheswaran, C. K., et al. Response of ground during pile driving. *Journal of the Institution of Engineers(India), Part CV, Civil Engineering Division*, 2005, 127(11): 22-27.
- [7] 任亮;方舟;郑胜佩.钢筋混凝土墩柱冲击动力响应简化分析[J].华东交通大学学报, 2025, 42(03):22-30.
Ren L, Fang Z, Zheng S P. Simplified Analysis on Impact Dynamic Response of Reinforced Concrete Columns [J]. *Journal of East China Jiaotong University*, 2025, 42(03):22-30.
- [8] 贾世珣,彭啸.不同类型的钢管混凝土组合柱侧向冲击响应分析[J].南昌大学学报(工科版),2024,46(04):438-442.
Jia S, X, Peng X. Analysis on lateral impact responses of concrete-filled steel tubular composite columns with different cross-sections [J]. *Journal of Nanchang University (Engineering & Technology)*, 2024,46(04):438-442.
- [9] 李运生;贺鼎;贾晓远;崔春雷;荣学亮;张彦玲.冲击荷载下基于动力宏应变的组合梁损伤识别方法研究[J].河北科技大学学报,2025,46(4):453-463.
Li Y S, He D, Jia X Y, Cui C L, Rong X L, Zhang Yan Ling. Research on damage identification method of composite beams based on dynamic macro-strain under impact load [J]. *Journal of Hebei University of Science and Technology*, 2025, 46(4):453-463.
- [10] 牛增建.GFRP-混凝土组合梁冲击响应特性[J].铁道建筑,2025,65(06):83-90.
Niu Z J. Impact response characteristics of GFRP-concrete composite beams [J]. *Railway Engineering*, 2025,65(06):83-90.
- [11] 陈志敏,贾立宏.夯扩桩复合地基承载力预测的BP网络研究[J].岩土工程学报,2002,24(3):286-289.
Chen Z M, Jia L H. BP networks in the forecast of bearing capacity of composite foundation with rammed expanded piles [J]. *Chinese Journal of Geotechnical Engineering*, 2002,24(3):286-289.
- [12] 马国杰,赵锐,淡丹辉,等.基于BP神经网络与BOLL通道的结构监测数据识别修复[J].西南师范大学学报(自然科学版),2023,48(07):11-20.
Ma G J, Zhao R, Dan D H, Zhang Z, Ma F Q. Research on Monitoring Date Repair Based on BP Neural Network and BOLL Channel Method[J]. *Journal of Southwest China Normal University (Natural Science Edition)*, 2023,48(07):11-20.
- [13] 贾鹏程.基于改进BP神经网络和狼群算法的估值模型研究[D].北京:北京交通大学,2023: 24-26.
Jia P C. Research on Valuation Model Based on Improved BP Neural Network and Wolf Pack Algorithm [D]. Beijing :*Journal of Beijing Jiaotong University*,2023: 24-26.
- [14] 王文涛.基于人工神经网络和弹性模量缩减法的结构体系可靠度研究[D].柳州:广西科技大学, 2023: 39-41.
Wang W T. Study on the system reliability of structure based on the artificial neural network and the elastic modulus reduction method [D]. Liuzhou:*Guangxi University of Science and Technology*, 2023:39-41.
- [15] 张廷强,赫雪锋,刘猛.基于BP神经网络的深基坑变形监测研究[J].四川水泥,2025,20(05):60-63.
Zhang T Q, He X F, Liu M. Research on Deep Foundation Pit Deformation Monitoring Based on BP Neural Network [J]. *Sichuan Cement*, 2025, 20(05):60-63.
- [16] 周运来;陈吉锋;王煜博;杨强;姚峰.基于改进BP神经网络的T形圆管节点应力集中系数研究[J].华东交通大学学报,2025,42(3):108-116.
Zhou Y L, Chen J F, Wang Y B, Yang Q, Yao F. Investigation on Stress Concentration Factor of T-tubular Joints Based on Improved BP Neural Network [J]. *Journal of East China Jiaotong University*, 2025, 42(3):108-116.
- [17] 张明聚;秦胜旺;李鹏飞;葛辰贺;杨萌;谢治天.基于融合注意力机制BP神经网络的深基坑变形预测方法[J].北京交通大学学报(自然科学版),2025,49(2):95-104.
Zhang M J, Qin S W, Li P F, Ge C H, Yang M, Xie Y T. Deep excavation deformation prediction method based on BP Neural

- Network with integrated attention mechanism [J]. Journal of Beijing Jiaotong University, 2025,49(2):95-104.
- [18] 龚囡, 戚燕顺, 缪浩杰, 等. 考虑裂纹分形维数的平行黏结模型细观参数标定的神经网络模型[J]. 岩土力学, 2025,46(01):327-336.
- Gong C, Qi Y S, Miao H J, et al. A neural network model for calibrating meso-parameters of parallel bond model with consideration of crack fractal dimension [J]. Rock and Soil Mechanics, 2025,46(01):327-336.
- [19] Shen H Y, Wang Z X, Gao C Y, et al. Determining the number of BP neural network hidden layer units[J]. Journal of Tianjin University of Technology, 2008, 24(5): 13-15.
- [20] Zhang Z, Jia L M, Qin Y. Modified constriction particle swarm optimization algorithm[J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2015, 26(5): 1107 – 1113.
- [21] 王维, 姜珊, 胡剑琇, 等. 基于特征选择的 CNN-LSTM 结构应变响应预测方法[J/OL]. 土木与环境工程学报(中英文), 1-11.
- Wang W, Jiang S, Hu J X, et al. CNN-LSTM structural strain response prediction model based on feature selection [J]. Journal of Civil and Environmental Engineering, 1-11.



第一作者: 张中伟 (1998—), 男, 博士研究生, 研究方向为地下空间及隧道工程。E-mail: zzw104961@163.com。



通信作者: 方焘 (1976—), 男, 教授, 博士, 博士生导师, 研究方向为深基坑工程, 地下空间及隧道工程, 路基工程。
E-mail: fangtao@163.com