

# 基于深度学习的高速铁路简支梁桥震致损伤预测

吴凌旭<sup>1,2</sup>, 蒋丽忠<sup>1,2,3</sup>, 钟天璇<sup>4</sup>, 易江<sup>1,2</sup>, 冯玉林<sup>5</sup>, 赵坚<sup>6</sup>, 周旺保<sup>1,2,3</sup>

(1. 中南大学 土木工程学院, 湖南 长沙 410075; 2. 中南大学 工程结构抗震研究中心, 湖南 长沙 410075; 3. 高速铁路建造技术国家工程研究中心 高速铁路工程结构抗震研究所, 湖南 长沙 410075; 4. 贵州电网有限责任公司 电网规划研究中心, 贵州 贵阳 550000; 5. 华东交通大学 土木建筑学院, 江西 南昌 330013; 6. 湖南云景建设有限责任公司, 湖南 长沙 410075)

**摘要:**基于卷积神经网络,提出了一种快速预测高速铁路无砟轨道-简支梁桥系统震致损伤的方法。为得到更多地震动信息,通过连续小波变换,将一维地震动数据输入转换成三维图像输入。通过对比损伤样本库中的结果,验证了提出方法的可靠性,分析了卷积神经网络的不同超参数对预测结果和训练时长的影响,得到了贝叶斯优化后的卷积神经网络超参数组合,对比了不同抗震分析方法得到高速铁路无砟轨道-简支梁桥系统震致损伤所需时间。利用优化后的卷积神经网络预测了高速铁路无砟轨道-简支梁桥系统中不同关键构件的震致损伤。研究表明:初始学习率是影响网络预测准确度的最主要因素,学习率下降系数、最小批次及训练轮数会对网络预测结果造成一定影响。而训练卷积神经网络所需时长主要由训练轮数及最小批次决定。提出的方法对高速铁路无砟轨道-简支梁桥系统中不同构件的震致损伤均具有较高预测准确度,网络结构具有较高的适用性,优化后的卷积神经网络训练耗时更短且对高速铁路无砟轨道-简支梁桥系统震致损伤预测更准确。研究成果可为震后高速铁路系统震致损伤的快速修复提供参考。

**关键词:**高速铁路无砟轨道-简支梁桥系统;震致损伤;快速预测;卷积神经网络;贝叶斯优化  
**中图分类号:**U238 **文献标识码:**A

## Prediction of seismic-induced damage on high-speed railway simply-supported bridge based on deep learning

WU Lingxu<sup>1,2</sup>, JIANG Lizhong<sup>1,2,3</sup>, ZHONG Tianxuan<sup>4</sup>, YI Jiang<sup>1,2</sup>,  
FENG Yulin<sup>5</sup>, ZHAO Jian<sup>6</sup>, ZHOU Wangbao<sup>1,2,3</sup>

(1. School of Civil Engineering, Central South University, Changsha 410075, China; 2. Central South University Engineering Structure Seismic Research Center, Central South University, Changsha 410075, China; 3. Research Institute of Earthquake Resistance of High-speed Railway Engineering Structure, National Engineering Research Center of High-speed Railway Construction Technology, Changsha 410075, China; 4. Grid Planning & Research Center, Guizhou Power Grid Co., Ltd., Guiyang 550000, China; 5. School of Civil Engineering and Architecture, East China Jiaotong University, Nanchang 330013, China; 6. Hunan Yunjing Construction Company Limited, Changsha 410075, China)

**Abstract:** A rapid prediction method of seismic-induced damage in high-speed railway ballastless track simply-supported bridge system is proposed based on convolutional neural networks. To obtain more information of seismic motion, one-dimensional seismic motion data is transformed into three-dimensional image through continuous wavelet transform as the input of convolutional neural network. The reliability of the proposed method is validated by comparing with results in damage samples database. The influence of different hyperparameters of convolutional

收稿日期:2024-01-09; 修回日期:2024-03-22

基金项目:国家自然科学基金项目(52078487, 52178180, 52478517);国家重点研发计划课题(2022YFC3004304);湖南省科技人才托举工程(2022TJ-Y10);中南大学前沿交叉研究项目(2023QYJC006);澳门特别行政区科学技术发展基金项目(SKL-IOTSC(UM)-2024-2026);智慧城市物联网国家重点实验室(澳门大学)开放课题(SKL-IoTSC(UM)-2024-2026/ORP/GA08/2023);中南大学中央高校基本科研业务费专项资金项目(2022ZZTS0155);中国博士后科学基金面上项目(2022M713544);高速铁路建造技术国家工程研究中心开放基金项目(HSR202202)

作者简介:吴凌旭(1997—),男,博士研究生,主要从事工程结构抗震研究。E-mail:wxlindon@csu.edu.cn

通讯作者:周旺保(1982—),男,教授,博士,主要从事工程结构抗震研究。E-mail:zhouwangbao@163.com

neural networks on prediction results and training duration are analyzed, and a combination of hyperparameters of convolutional neural networks optimized by Bayesian optimization is obtained. The time required for seismic analysis of high-speed railway ballastless track simply-supported bridge system using different seismic analysis methods is compared. The optimized convolutional neural network is utilized to predict seismic-induced damage of different key components in high-speed railway ballastless track simply-supported bridge system. The research indicates that the initial learning rate is the most significant factor affecting the accuracy of network prediction, while the learning rate decay factor, batch size, and number of training epochs have certain effects on the network prediction results. The training duration of convolutional neural network is mainly determined by the number of training epochs and batch size. The proposed method demonstrates high prediction accuracy for seismic-induced damage in various components of high-speed railway ballastless track simply-supported bridge system, and the network structure exhibits high applicability. The optimized convolutional neural network has shorter training time and more accurate prediction for seismic-induced damage in high-speed railway ballastless track simply-supported bridge system. The research findings can provide reference for rapid repair of seismic-induced damage in high-speed railway systems after earthquakes.

**Key words:** high-speed railway ballastless track simply-supported bridge system; seismic-induced damage; rapid prediction; convolutional neural network; Bayesian optimization

## 0 引言

随着中国高速铁路网的不断西进及沿海区域连接线的逐渐完善,高速铁路遭受地震的风险较大<sup>[1-4]</sup>。而作为震后物资运输及灾区重建的主要运输手段,突发地震后需快速明确高速铁路无砟轨道-简支梁桥系统(high-speed railway ballastless track simply-supported bridge system, HBSS)的损伤情况,以便及时恢复桥上行车功能。

易损性分析是研究 HBSS 震致损伤时常被采用的方法<sup>[5-6]</sup>。KANG 等<sup>[7]</sup>基于 OpenSees 建立的有限元模型及缩尺振动台试验进行了桥墩及支座的易损性分析。研究发现:在地震作用下固定支座相较于其他构件更易损坏。CUI 等<sup>[8]</sup>将墩底曲率、支座位移作为损伤指标划分了不同损伤状态。分析得到了桥墩、支座及系统的易损性曲线并据此进行了系统地震风险评估。基于建立的不同墩高有限元模型, HU 等<sup>[9]</sup>研究了不等墩高速铁路简支梁桥系统地震响应以及破坏机理,探明了非等墩桥梁系统中的易损构件,得到了不同墩高工况下剪力齿槽,滑动层及滑动支座的易损性曲线。WEN 等<sup>[10]</sup>根据高速铁路系统中轨道的损伤特征提出了区域损伤指标,建立了用于易损性增量动力分析的层间区域损伤模型,得到了高速铁路简支梁桥系统在不同强度等级地震动作用后轨道损伤区域的大小及分布概率。MISRA 等<sup>[11]</sup>通过参数化的脆弱性函数建立了基于元模型的易损性分析方法,并利用该方法分析了美国典型铁路桥的抗震性能。

部分学者建立了精细有限元模型对地震动作用下 HBSS 的破坏特征展开研究<sup>[12-14]</sup>。GUO 等<sup>[15]</sup>探究了高速铁路简支梁桥在近场地震作用下的破坏特征。发现桥梁系统不易损坏,而轨道系统中的滑动层及剪力齿槽最容易损坏。基于建立的考虑层间构件非线性行为的(the China railway track structure II, CRTS II)板式无砟轨道模型, YAN 等<sup>[16]</sup>研究了高速铁路简支梁桥系统在同一地震波不同烈度作用下的系统响应。发现钢轨、轨道板、底座板在桥台或端刺附近更容易损坏。YU 等<sup>[17]</sup>建立了经过振动台试验验证的高速铁路无砟轨道-简支梁桥有限元模型,探明了系统不同构件开始损伤时地震动峰值加速度大小,得到了地震作用下系统各个构件失效顺序。

上述研究在得到高速铁路无砟轨道简支梁桥系统准确可靠动力响应的同时也增加了计算耗时。而为减少计算系统动力响应所需时间,学者采取了简化模型的方法对系统地震响应进行研究<sup>[18-21]</sup>。但其运用范围具有局限性,如文献[18,20]常采用的部分构件线弹性的假设,此外简化模型计算结果的精确程度能否满足震后行车安全要求仍有待考证。

为快速预测震后桥上行车性能,提高抗震救援效率,本文提出了一种基于卷积神经网络的快速预测震后 HBSS 损伤方法。以五跨高速铁路简支梁桥为例,建立了高速铁路无砟轨道简支梁桥系统震致损伤数据库,

通过对比验证集结果论证了本文预测方法的准确性,并优化了卷积神经网络的超参数,利用本文所提方法预测了测试集的 HBSS 震致损伤。研究结果对 HBSS 震后快速确定损伤部位、及时恢复行车功能有重要的参考价值。

## 1 HBSS 震致损伤快速预测框架

### 1.1 地震动样本库的建立及预处理

从太平洋地震工程研究中心 (Pacific Earthquake Engineering Research Center, PEER) 网站 (<https://ngawest2.berkeley.edu/>) 的 NGA-West2 数据库中选择 1 000 条地震波作为地震动样本库。选取地震波样本数据库中 85% 地震波作为后续卷积神经网络的训练集,剩余地震波作为网络的验证集。

为充分提取地震波特征,对地震波数据库中每一条地震波进行连续小波变换。假设  $\bar{s}$  为连续小波变换中的基本小波,则其应满足以下 3 个条件:

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \bar{s}(t) dt = 0 \quad (1)$$

$$\int |\bar{s}(t)| dt < +\infty \quad (2)$$

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \frac{|\hat{\psi}(\bar{s}(t))|^2}{|\omega|} d\omega < +\infty \quad (3)$$

式中,  $\hat{\psi}(\cdot)$  为傅里叶变换。本文选用在时频平面内无负频率成分的 Morse 小波<sup>[22-23]</sup>,其傅里叶变换可表示为

$$\hat{\psi}_{\text{Morse}}(\omega) = U(\omega) n_{p,\gamma} \omega^{\frac{p^2}{\gamma}} e^{-\omega^\gamma} \quad (4)$$

式中:  $U(\omega)$  为阶跃函数;  $n_{p,\gamma}$  为归一化常数;  $P^2$  为时间-带宽乘积,通常也可表示为  $P^2 = \beta\gamma$ ,  $\beta$  为衰减系数,  $\gamma$  为对称性参数。本文选取参数为  $\gamma = 3, \beta = 20$ , 即  $P^2 = 60$ 。

用 Morse 小波对地震动加速度时程曲线进行连续小波变换,得

$$\text{CWT}(t) = a_s^{-\frac{1}{2}} \int_{-\infty}^{+\infty} A(t) \bar{s}\left(\frac{t-b_p}{a_s}\right) dt \quad (5)$$

式中:  $A(t)$  为地震波加速度时程曲线;  $a_s$  为大于 0 的尺度参数;  $b_p$  为位置参数。

### 1.2 HBSS 震致损伤数据库

CRTS II 型板式无砟轨道简支梁桥系统由桥梁系统以及轨道系统组成。桥梁系统包括桥墩、支座、主梁和防落梁。轨道系统包括滑动层、剪力齿槽、侧向挡块、底座板、砂浆层、剪切钢筋、轨道板、扣件和钢轨。HBSS 示意图如图 1 所示,具体模型参数可参考文献[24-26]。

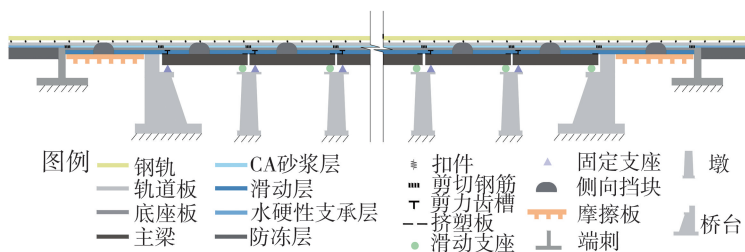


图 1 HBSS 示意图

Fig. 1 Schematic diagram of high-speed railway ballastless track simple-supported bridge system

利用 ANSYS 软件建立了高速铁路简支梁桥系统有限元模型,为验证本文有限元方法的可靠性,将某 11 跨高速铁路简支梁桥系统缩尺模型的振动台试验数据与有限元数值计算结果进行比较,如图 2 所示。由图 2 可知,试验的记录响应与有限元相应数值结果基本一致,论证了本文有限元方法的有效性。

基于上述经过试验验证的有限元模型及地震动样本库开展非线性时程分析,提取系统构件的震后刚度、位移,建立震致损伤数据库。选取非线性时程分析中 850 条工况的震致损伤计算结果及相应地震波连续小波变换,开展卷积神经网络训练,并将剩余结果作为验证集用于 HBSS 震致损伤快速预测方法的验证。

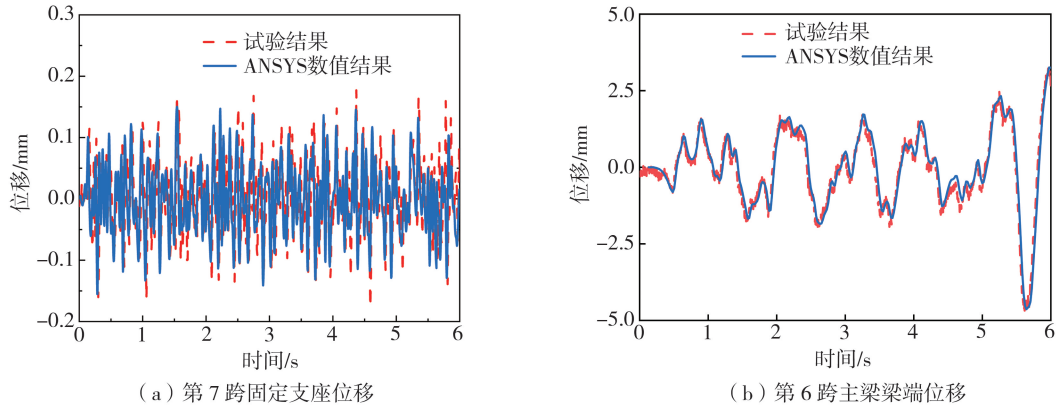


图2 振动台试验数据与本文有限元数值计算结果的比较

Fig. 2 Comparison between the shake table test data and finite element numerical calculation results

### 1.3 卷积神经网络

卷积神经网络凭借其强大的图像处理能力而被广泛应用于图像识别、计算机视觉及建筑结构健康监测等领域。卷积层、汇聚层(池化层)、全连接层是卷积神经网络的主要组成部分。为提高网络训练效率、避免结果过拟合,在神经网络的层与层之间会使用归一化方法。常见的归一化方法有:批量归一化、层归一化、局部归一化、权重归一化。本文使用局部归一化<sup>[27]</sup>,该方法的对象是卷积层中邻近神经元,且设置在激活函数之后。对于第*i*个卷积层第*t*个输出特征的局部归一化可表示为

$$\text{LRN} = \frac{C_i^t}{\left( \kappa + \alpha \sum_{h=\max(1, t-\frac{n}{2})}^{\min(T, t+\frac{n}{2})} (C_i^h)^2 \right)^\zeta} \quad (6)$$

式中: $C_i^h$ 为第*i*个卷积层第*h*个输出特征; $n$ 、 $\kappa$ 、 $\alpha$ 、 $\zeta$ 为超参数; $T$ 为第*i*个卷积层输出特征的第三维度形状。

通过使用 Adam 优化算法优化神经网络,提高神经网络训练效率和预测结果<sup>[28]</sup>。该算法可以在训练网络时调整参数学习率及修正梯度估计,从而提高优化速度。第*t*+1步迭代时的参数更新可以表示为

$$\theta_{t+1} = \theta_t - \frac{\xi}{\sqrt{\hat{u}_t + \gamma}} \hat{v}_t \quad (7)$$

$$v_t = \delta_1 v_{t-1} + (1 - \delta_1) g_t \quad (8)$$

$$\hat{v}_t = \frac{v_t}{1 - \delta_1^t} \quad (9)$$

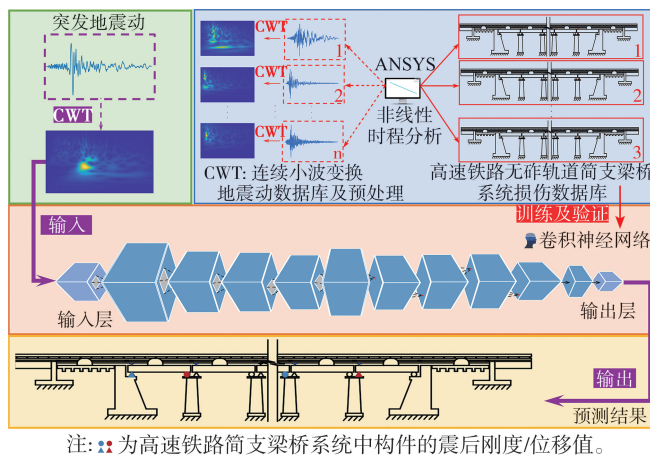
$$u_t = \delta_2 u_{t-1} + (1 - \delta_2) g_t \odot g_t \quad (10)$$

$$\hat{u}_t = \frac{u_t}{1 - \delta_2^t} \quad (11)$$

$$g_t = \frac{1}{s} \nabla_{\theta} \sum_{s=1}^S L^{\text{reg}}(\theta) \quad (12)$$

式中: $\theta_i$ ( $i=1, \dots, t, \dots$ )为神经网络中第*i*步迭代时更新的参数; $\xi$ 为初始学习率; $\gamma$ 为保证更新时数值稳定的常数; $g_t$ 为第*t*步更新参数时损失函数的梯度; $\delta_1$ 、 $\delta_2$ 为平均衰减率,通常取 $\delta_1=0.900$ 、 $\delta_2=0.999$ 。 $v_t$ 、 $u_t$ 分别为梯度以及梯度平方的均值和方差,且有 $v_0=u_0=0$ ;  $\odot$ 为按元素乘积; $S$ 为每次选取的训练集样本数; $L^{\text{reg}}(\theta)$ 为 $l_2$ 正则化后的损失函数。

基于上述参数设置,本文建立了一种基于卷积神经网络的高速铁路无砟轨道简支梁桥系统震致损伤预测方法(AN-1),该方法框架如图3所示。震后快速预测流程如下:①建立高速铁路无砟轨道简支梁桥系统损伤数据库(简称损伤数据库);②建立卷积神经网络并利用损伤数据库中数据进行网络的训练及验证;③根据验证集结果调整卷积神经网络超参数设置及损伤数据库中训练集个数;④将突发地震波进行连续小波变换后输入至训练好的卷积神经网络中便可得到该地震造成的高速铁路无砟轨道简支梁桥系统损伤分布。



注: ●为高速铁路简支梁桥系统中构件的震后刚度/位移值。

图3 HBSS 震致损伤预测框架流程图

Fig. 3 Framework process diagram for seismic-induced damage prediction of HBSS

## 2 结果及算例分析

### 2.1 预测结果及贝叶斯优化

为论证提出框架的有效性及其可行性,利用 AN-1 对 HBSS 进行震致损伤预测,所用的卷积神经网络结构如表 1 所示。以某 5 跨 CRTS II 型板式无砟轨道简支梁桥系统为研究对象。HBSS 在横向地震作用下固定支座最先发生损伤,选取固定支座震后横向刚度为预测目标,本文研究的支座为盆式橡胶支座,其竖向及水平向承载力分别为 5000、1079.4 kN。支座损伤及失效限值为 2、10 mm<sup>[17]</sup>。故本文考虑的固定支座震后横向刚度值为水平向承载力与震后支座横向位移比值,即

$$K = \frac{F}{d} \tag{13}$$

式中:  $F$  为支座水平向承载力;  $d$  为支座震后位移值。小于初始刚度值便认为固定支座已经发生损伤。

表 1 AN-1 各层详细信息

Table 1 Detailed information of each layer in AN-1

层数	层名称	层数	层名称	层数	层名称
1	输入地震波时频域图	9	卷积层+激活函数	17	丢弃层
2	卷积层+激活函数	10	卷积层+激活函数	18	全连接层+激活函数
3	局部响应归一化层	11	最大汇聚层	19	丢弃层
4	最大汇聚层	12	全连接层+激活函数	20	全连接层+激活函数
5	卷积层+激活函数	13	丢弃层	21	丢弃层
6	局部响应归一化层	14	全连接层+激活函数	22	输出构件震致损伤
7	最大汇聚层	15	丢弃层		
8	卷积层+激活函数	16	全连接层+激活函数		

为后续表示方便,对本文进行预测的支座进行编号,支座位置及其编号如图 4 所示。AN-1 预测结果与验证集结果对比如图 5 所示。

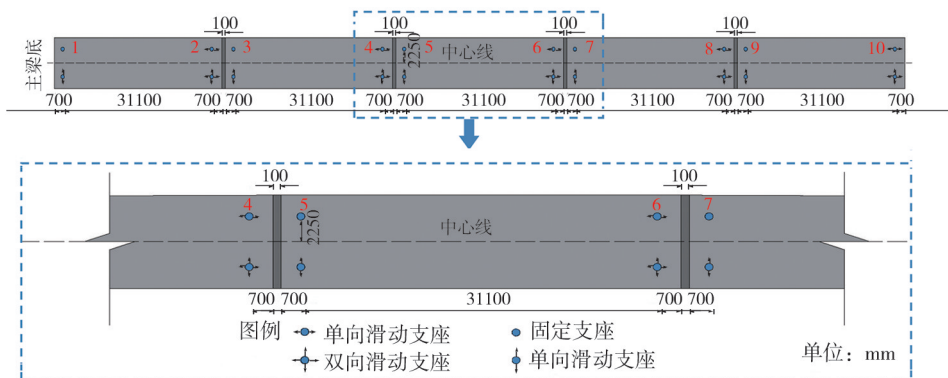


图 4 支座编号示意图

Fig. 4 Schematic diagram of the number of bearings

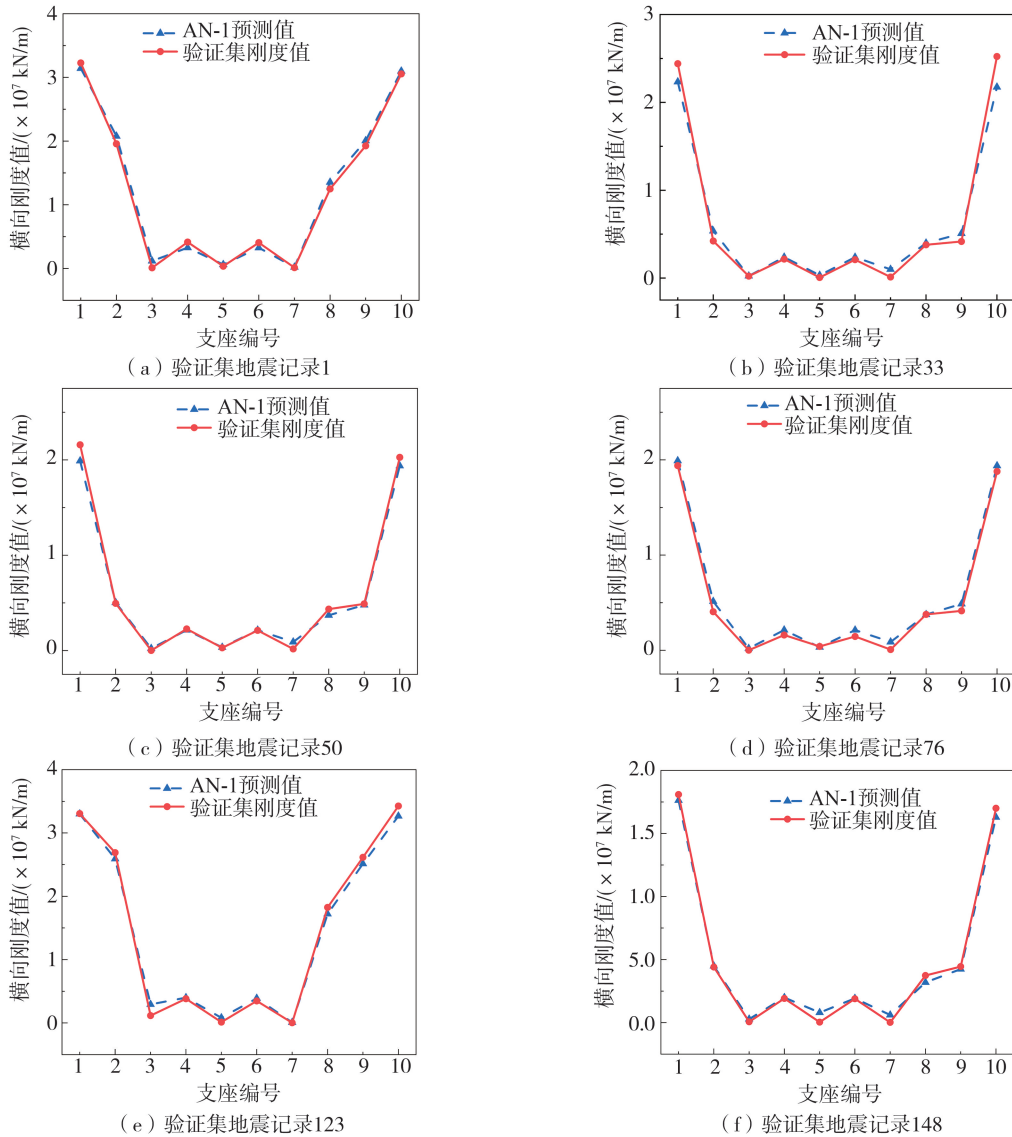


图 5 震后支座横向刚度有限元计算值及卷积神经网络预测值对比图(部分)

Fig. 5 Comparison diagram of calculated values by finite element and predicted values by convolutional neural network for post-earthquake lateral stiffness of bearings (partial)

由图 5 可知,高速铁路简支梁桥系统支座震后刚度呈现出中间小两端大的特点。这是因为作为连接主梁和桥墩的构件,支座横向刚度受两者横向地震响应的影响,而纵连全线的轨道系统使得跨中主梁和桥墩间的地震响应差比端部主梁和桥墩间的地震响应差更大。AN-1 对部分工况的预测结果与验证集中有限元计算结果吻合较好。但无法表明 AN-1 对所有地震波均预测准确。为评估 AN-1 的整体预测准确度,选取相关系数指标  $R^2$  进行分析。

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^N (Pv_i - \overline{Pv})(Cv_i - \overline{Cv})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (Pv_i - \overline{Pv})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^N (Cv_i - \overline{Cv})^2}} \tag{14}$$

式中:  $Cv_i$  为有限元计算刚度值;  $\overline{Cv}$  为有限元计算刚度的平均值;  $Pv_i$  为网络预测刚度值;  $\overline{Pv}$  为网络预测刚度的平均值;  $N$  为预测的支座数量。

支座横向刚度卷积神经网络预测值与有限元计算值对比如图 6 所示。由图可知,AN-1 的整体预测结果与有限元计算结果吻合良好,但预测点并未随着刚度变化而呈现均匀分布,说明 AN-1 对于不同支座震后刚度的预测准确度不一。而这是由于不同位置支座的特征不尽相同导致的。

为评估本文提出的震后快速预测方法计算效率,选取本文引言提到的不同方法与本文方法的计算耗时进行对比,对比结果如表2所示。由表2可知,本文提出的震后快速预测框架对高速铁路简支梁桥系统进行损伤预测所需时间远低于其他分析方法。即本文提出的震后快速预测方法更适用于震后快速修复及震后桥上行车安全分析。

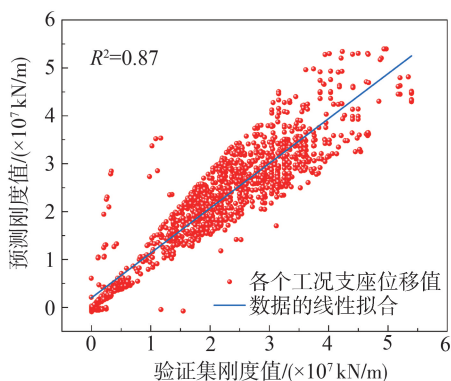


图6 支座横向刚度网络预测值与验证集结果对比图

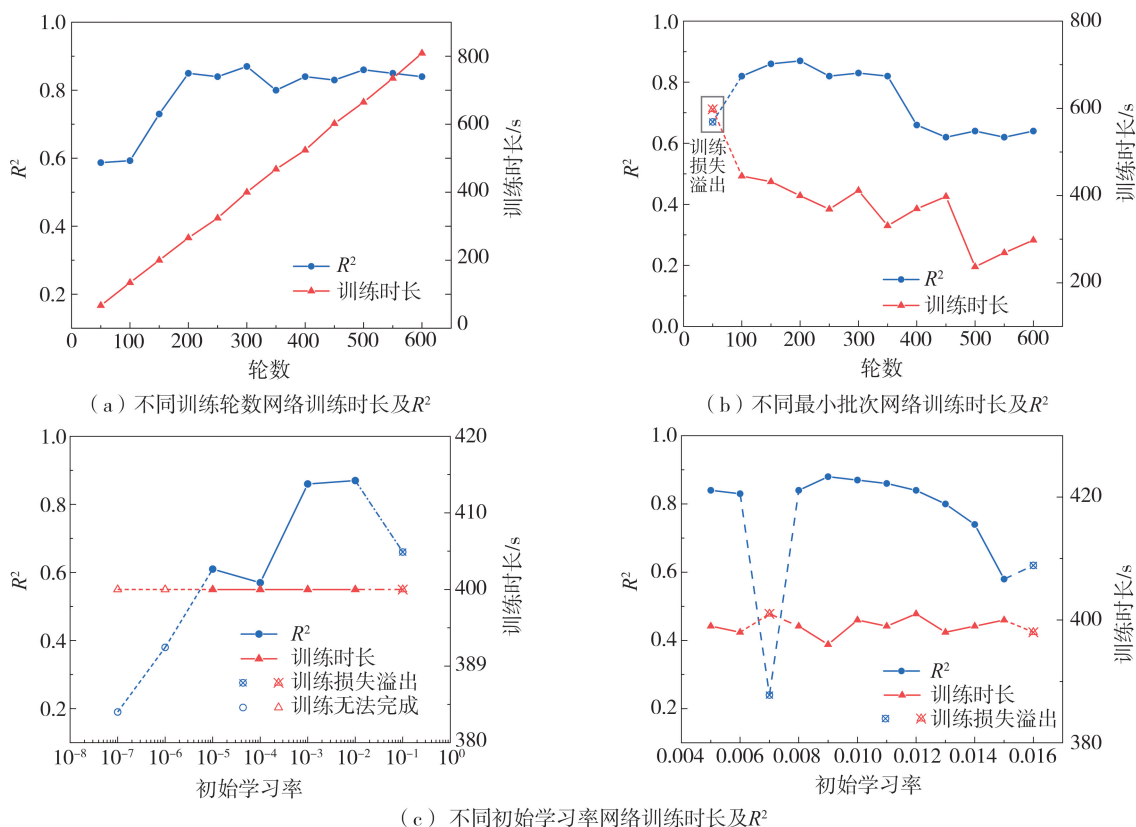
Fig. 6 Comparison between predicted value of lateral stiffness of bearing by network and the results of verification set

表2 本文提出的方法与其他分析方法计算耗时及准确程度对比

Table 2 Comparison of calculation time and accuracy between proposed method and other analysis methods

不同方法	预测震害所需时间/s	对突发震害预测的准确程度
本文方法	$[5.61 \times 10^{-1}, 8.22 \times 10^{-1}]$	准确
简化模型 <sup>[18,20]</sup>	$[4.8 \times 10^2, 6 \times 10^2]$	准确(不同地震动准确程度不一)
易损性 <sup>[5-6]</sup>	$[1.008 \times 10^6, 2.52 \times 10^6]$	较为准确
精细有限元模型 <sup>[17]</sup>	$[5.04 \times 10^4, 7.2 \times 10^4]$	准确

卷积神经网络中超参数的变化会影响网络训练所用时长及预测结果准确性。为研究不同超参数对网络预测性能的影响,改变 AN-1 中不同超参数,用  $R^2$  指标、训练时长对设置不同超参数后的网络性能进行评价。不同超参数变化后的网络预测效果及训练时长如图7所示。



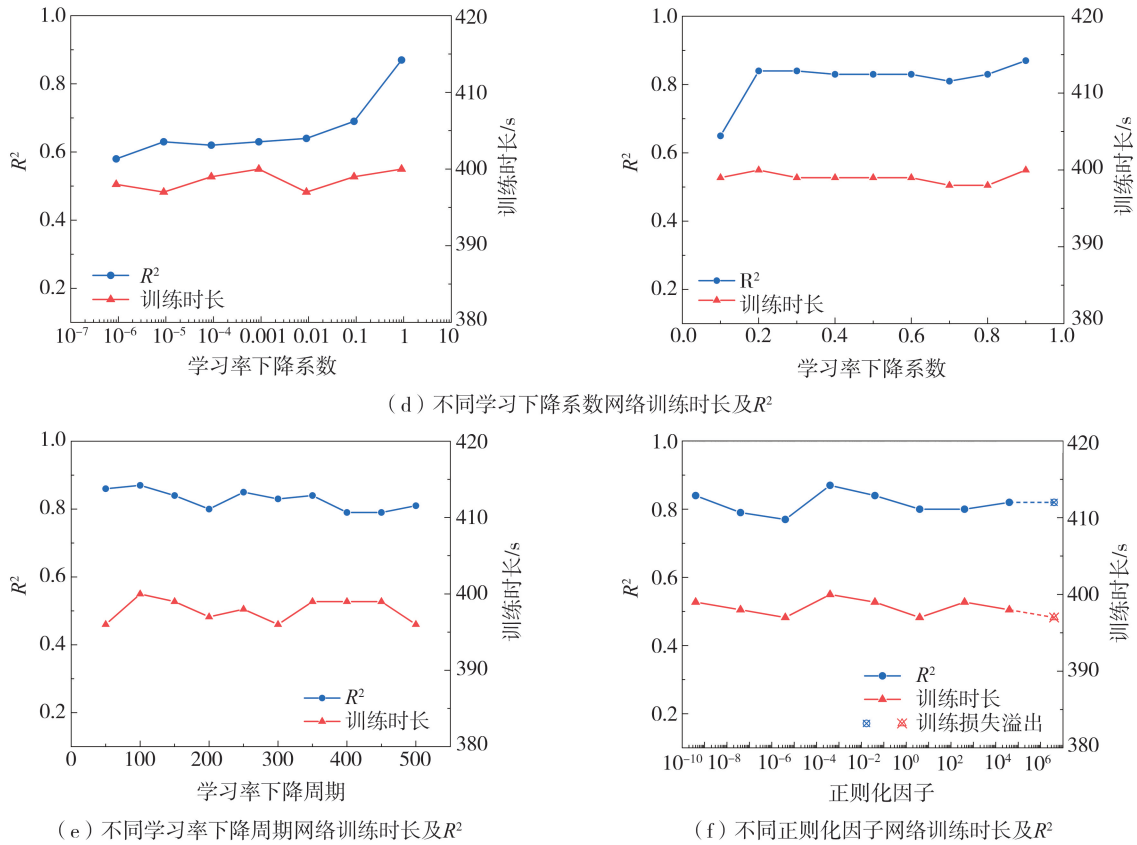


图 7 不同超参数对 AN-1 准确率与训练时长影响

Fig. 7 Influence of different hyperparameters on accuracy and training time of AN-1

为得到预测效果更优的网络,由图 7 确定了贝叶斯优化的参数范围,对 AN-1 中的超参数进行贝叶斯优化。优化后网络名称为 AN-B。以验证集的训练损失作为目标函数,优化过程无时间限制,优化试验次数上限为 200 次。贝叶斯优化的超参数范围及优化后的超参数取值如表 3 所示。优化前后网络预测性能如图 8 所示。由图 8 可知,AN-B 相较于 AN-1 预测准确度更高且训练耗时更短。

表 3 贝叶斯优化超参数

Table 3 Bayesian optimization hyperparameters

超参数	优化范围	优化后的值
训练轮数	[50,300]	218
最小批次	[2,200]	101
初始学习率	$[1 \times 10^{-5}, 1 \times 10^{-1}]$	0.0104
学习率下降系数	[0.1,0.9]	0.2099
学习率下降周期	[10,200]	269
$l_2$ 正则化系数	$[4 \times 10^{-4}, 4 \times 10^6]$	2.565.414 2

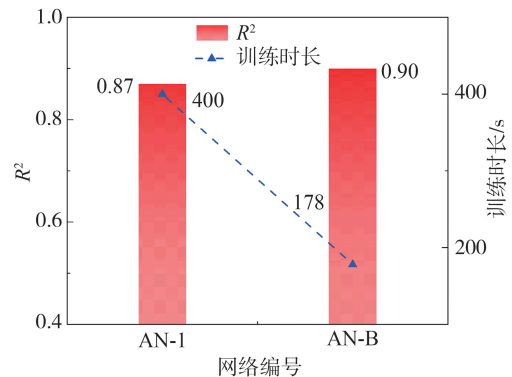


图 8 优化前后网络预测性能对比

Fig. 8 Comparison of network prediction performance before and after optimization

2.2 算例

为验证本文方法的适用性及可拓展性。从 NGA-West2 数据库中另选 30 条地震波进行 ANSYS 非线性时程分析并提取相应震致损伤结果作为测试集。利用 AN-B 对测试集 HBSS 的震致支座损伤进行预测。AN-B 预测的支座震后横向刚度值与测试集结果对比如图 9 所示。由图可知,测试集震致支座刚度退化分布模式同验证集一致。AN-B 对测试集的预测结果也较为准确,但总体预测效果不如验证集的好,而这可能是因为建立的训练集样本仍不充足。

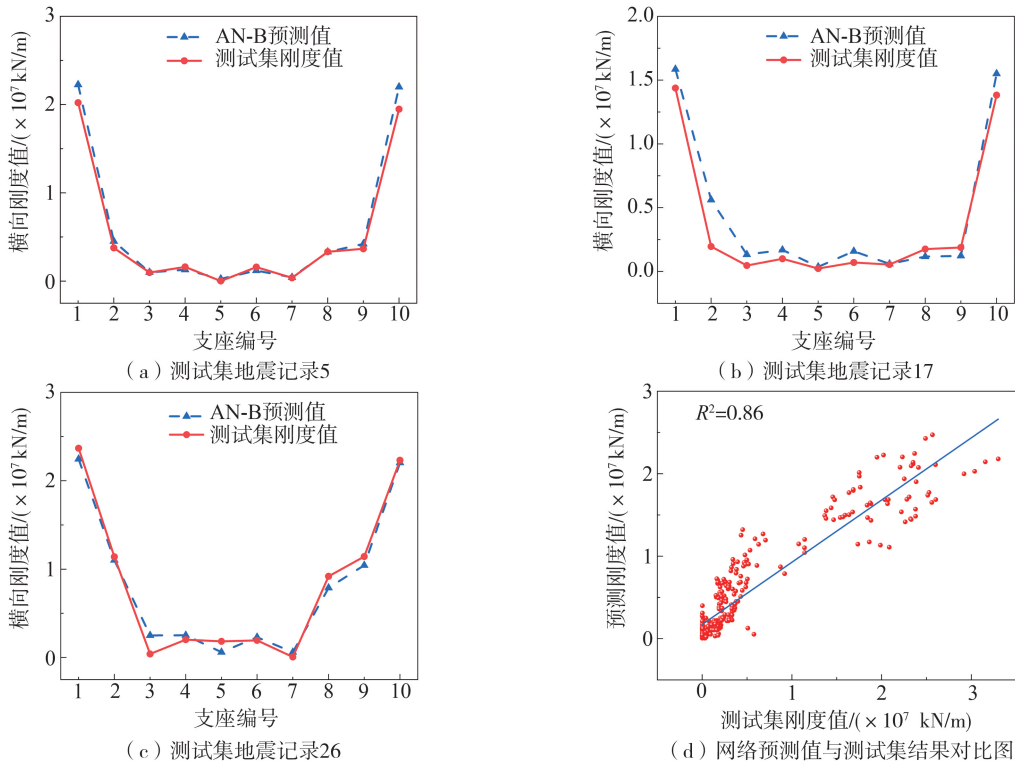
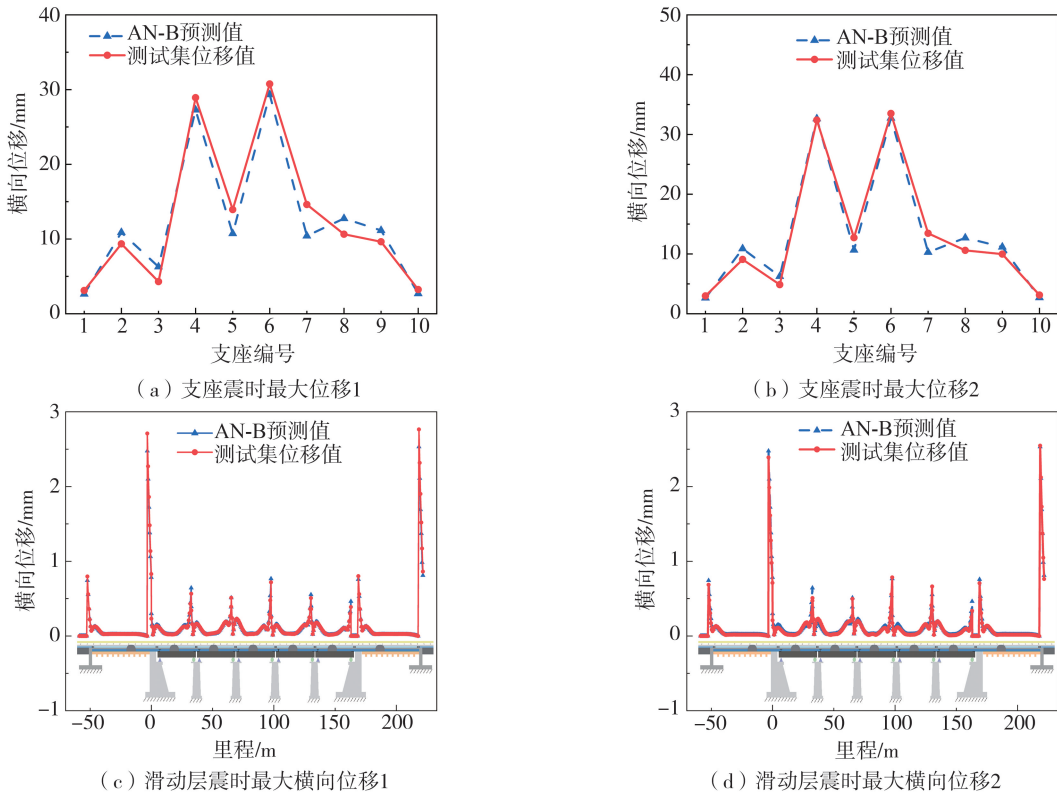


图9 震后支座横向刚度 AN-B 预测结果与测试集对比

Fig.9 Comparison between predicted results by AN-B and the test dataset values of post-earthquake lateral stiffness

利用 AN-B 对 HBSS 中其他构件的震致损伤进行预测。选取支座位移、滑动层、CA 砂浆层的震时最大横向位移作为预测目标。AN-B 预测结果与测试集结果对比如图 10 所示。由图可知,AN-B 对 HBSS 其他构件的震致损伤预测也较为准确。与支座横向刚度退化分布模式相反,支座残余位移分布大致呈现中间大两端小,且同一跨主梁两端的支座横向位移不一致,这是由于支座并非对称布置导致的。由于梁端设有剪力齿槽、剪切钢筋等刚度较大的构件,滑动层、CA 砂浆层横向位移会在梁端附近发生突变,说明梁端的层间构件在地震作用下更易损坏。



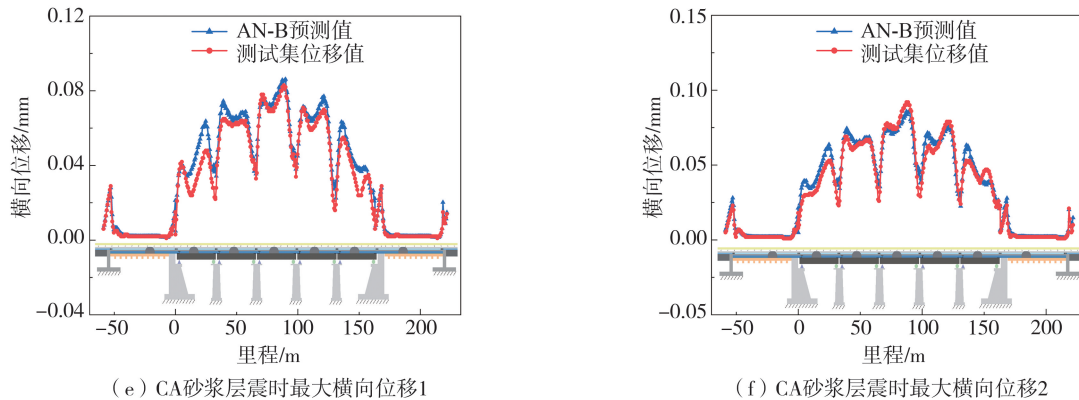


图10 AN-B 预测结果与测试集结果对比

Fig. 10 Comparison between predicted results by AN-B and the test dataset values

### 3 结论

为高效准确预测 HBSS 震致损伤,本文提出了一种基于卷积神经网络的快速预测方法。利用本文方法对 HBSS 不同构件的震致损伤并对卷积神经网络的超参数进行了贝叶斯优化。得到以下结论:

1) 在横向地震作用下,CRTS II 型板式无砟轨道简支梁桥系统的支座横向刚度呈中间退化大,两边退化小的分布模式。轨道结构层间构件的位移在梁端会发生突变,梁端附近的层间构件相较于其他位置的构件更易损坏。

2) 本文提出的震致损伤预测方法具有较高准确度。网络预测结果与验证集结果的支座横向刚度相关系数达到了 0.87。本文方法计算耗时短,适用于突发地震后 HBSS 损伤的预测。

3) 对预测结果准确度影响最大的是初始学习率。而网络训练时长主要由训练轮数及最小批次决定。对网络中的训练轮数、训练批次、初始学习率、学习率下降周期、学习率下降系数及正则化因子进行贝叶斯优化,得到了预测 HBSS 震致损伤结果较好的卷积神经网络。优化后的网络预测性能更优,预测结果与验证集的相关系数达到了 0.91。

4) 利用优化后的卷积神经网络对测试集进行震致损伤预测仍有较好的预测效果,且对于不同构件的震致损伤也具有较高准确度。

### 参考文献:

- [1] 蒋丽忠,周旺保,魏标,等.地震作用下高速铁路车-轨-桥系统安全研究进展[J].土木工程学报,2020,53(9):1-13.  
JIANG Lizhong, ZHOU Wangbao, WEI Biao, et al. Research progress of train-track-bridge system safety of high-speed railway under earthquake action[J]. China Civil Engineering Journal, 2020, 53(9): 1-13. (in Chinese)
- [2] 刘祥,蒋丽忠,向平,等.地震下高速铁路简支梁桥行车安全指标研究[J].土木工程学报,2022,55(7):66-76.  
LIU Xiang, JIANG Lizhong, XIANG Ping, et al. Study on running safety indexes for high speed railway simply-supported bridge under earthquake[J]. China Civil Engineering Journal, 2022, 55(7): 66-76. (in Chinese)
- [3] 赖智鹏,蒋丽忠.横桥向地震作用下高速铁路 CRTS II 板式无砟轨道-桥梁系统残余变形与钢轨变形的映射模型[J].土木工程学报,2023,56(6):87-99.  
LAI Zhipeng, JIANG Lizhong. Mapping between the residual deformation in the CRTS II slab track-bridge system and the rail deformation under earthquake in the transverse direction[J]. China Civil Engineering Journal, 2023, 56(6): 87-99. (in Chinese)
- [4] 蔡丽雯,黄勇,何静,等.2022年青海门源6.9级地震交通系统震害与启示[J].地震工程与工程振动,2022,42(4):8-16.  
CAI Liwen, HUANG Yong, HE Jing, et al. Earthquake damage and enlightenment from traffic system in 2022 Qinghai Menyuan  $M_s$  6.9 earthquake[J]. Earthquake Engineering and Engineering Dynamics, 2022, 42(4): 8-16. (in Chinese)
- [5] WEI B, YANG T H, JIANG L Z, et al. Effects of uncertain characteristic periods of ground motions on seismic vulnerabilities of a continuous track-bridge system of high-speed railway[J]. Bulletin of Earthquake Engineering, 2018, 16(9): 3739-3769.
- [6] WEI B, ZUO C, HE X, et al. Effects of vertical ground motions on seismic vulnerabilities of a continuous track-bridge system of high-speed railway[J]. Soil Dynamics and Earthquake Engineering, 2018, 115: 281-290.
- [7] KANG X, JIANG L, BAI Y, et al. Seismic damage evaluation of high-speed railway bridge components under different intensities of earthquake excitations[J]. Engineering Structures, 2017, 152: 116-128.

- [8] CUI S A, GUO C, SU J, et al. Seismic fragility and risk assessment of high-speed railway continuous-girder bridge under track constraint effect[J]. *Bulletin of Earthquake Engineering*, 2019, 17(3): 1639–1665.
- [9] HU Y, GUO W. Seismic response of high-speed railway bridge-track system considering unequal-height pier configurations[J]. *Soil Dynamics and Earthquake Engineering*, 2020, 137: 106250.
- [10] WEN T, JIANG L, JIANG L, et al. Interlayer area damage modeling and damage-based seismic fragility analysis of high-speed railway bridge and track system[J]. *Engineering Structures*, 2022, 272: 114989.
- [11] MISRA S, PADGETT J E. Seismic fragility of railway bridge classes: Methods, models, and comparison with the state of the art[J]. *Journal of Bridge Engineering*, 2019, 24(12): 04019116.
- [12] 余建, 蒋丽忠, 周旺保, 等. 考虑跨数和墩高随机的目标震致轨道几何不平顺研究[J]. *铁道学报*, 2023, 45(9): 123–132.  
YU Jian, JIANG Lizhong, ZHOU Wangbao, et al. Study on target earthquake-induced geometric track irregularity considering random span number and pier height[J]. *Journal of the China Railway Society*, 2023, 45(9): 123–132. (in Chinese)
- [13] 余建, 蒋丽忠, 周旺保, 等. 横向随机地震下震致轨道几何不平顺的功率谱密度曲线研究[J]. *土木工程学报*, 2022, 55(2): 61–72.  
YU Jian, JIANG Lizhong, ZHOU Wangbao, et al. Study on power spectral density curve of track geometric irregularity under lateral random earthquake[J]. *China Civil Engineering Journal*, 2022, 55(2): 61–72. (in Chinese)
- [14] 刘金龙, 林均岐, 高奇浪. 高速铁路桥梁地震放大系数研究[J]. *地震工程与工程振动*, 2014, 34(增刊1): 60–68.  
LIU Jinlong, LIN Junqi, GAO Qilang. Study on earthquake amplification factor of high-speed railway bridge[J]. *Earthquake Engineering and Engineering Dynamics*, 2014, 34(S1): 60–68. (in Chinese)
- [15] GUO W, GAO X, HU P, et al. Seismic damage features of high-speed railway simply supported bridge-track system under near-fault earthquake[J]. *Advances in Structural Engineering*, 2020, 23(8): 1573–1586.
- [16] YAN B, LI Z, LIU S, et al. Seismic response of CRTS II ballastless track-bridge system considering the damage of track structure[J]. *Science Progress*, 2021, 104(3): 1–24.
- [17] YU J, JIANG L Z, ZHOU W B, et al. Component damage and failure sequence of track-bridge system for high-speed railway under seismic action[J]. *Journal of Earthquake Engineering*, 2023, 27(3): 656–678.
- [18] JIANG L Z, ZHANG Y T, FENG Y L, et al. Simplified calculation modeling method of multi-span bridges on high-speed railways under earthquake condition[J]. *Bulletin of Earthquake Engineering*, 2020, 18(5): 2303–2328.
- [19] ZHANG Y T, JIANG L Z, ZHOU W B, et al. Control of difference of seismic response across different spans of high-speed railway multi-spans simply supported bridge[J]. *Bulletin of Earthquake Engineering*, 2022, 20(12): 6919–6941.
- [20] GUO W, HU Y, GOU H Y, et al. Simplified seismic model of CRTS II ballastless track structure on high-speed railway bridges in China[J]. *Engineering Structures*, 2020, 211: 110453.
- [21] ÜLKER-KAUSTELL M, KAROUMI R, PACOSTE C. Simplified analysis of the dynamic soil-structure interaction of a portal frame railway bridge[J]. *Engineering Structures*, 2010, 32(11): 3692–3698.
- [22] LILLY J M, OLHEDE S C. Higher-order properties of analytic wavelets[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2009, 57(1): 146–160.
- [23] LILLY J M, OLHEDE S C. Generalized Morse wavelets as a superfamily of analytic wavelets[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2012, 60(11): 6036–6041.
- [24] YU J, ZHOU W B, JIANG L Z, et al. Design seismic track irregularity for high-speed railways[J]. *Earthquake Engineering & Structural Dynamics*, 2023, 52(15): 4865–4883.
- [25] 王滢, 张粮, 高盟, 等. 高速铁路弹塑性路基及轨道的地震反应特性研究[J]. *地震工程与工程振动*, 2021, 41(5): 225–237.  
WANG Ying, ZHANG Liang, GAO Meng, et al. Research on seismic response characteristics of high-speed railway elastoplastic subgrade and track[J]. *Earthquake Engineering and Engineering Dynamics*, 2021, 41(5): 225–237. (in Chinese)
- [26] 蒋丽忠, 余建, 周旺保, 等. 横向地震作用下震致钢轨几何不平顺研究[J]. *工程力学*, 2022, 39(2): 1–13.  
JIANG Lizhong, YU Jian, ZHOU Wangbao, et al. Study on geometrical irregularity of rail induced by transverse earthquake[J]. *Engineering Mechanics*, 2022, 39(2): 1–13. (in Chinese)
- [27] KRIZHEVSKY A, SUTSKEVER I, HINTON G E. ImageNet classification with deep convolutional neural networks[J]. *Communications of the ACM*, 2017, 60(6): 84–90.
- [28] KINGMA D P, BA J Adam; A Method for stochastic optimization[C]//3rd International Conference on Learning Representations, ICLR 2015, San Diego, CA, USA, 2015.