

DOI:10.3876/j.issn.1000-1980.2025.03.013

# 基于机器学习的简支梁式渡槽结构地震响应与易损性分析

韦芳芳<sup>1</sup>, 林澳庆<sup>1</sup>, 赵有正<sup>1</sup>, 王永泉<sup>2</sup>, 陈卓然<sup>1</sup>

(1. 河海大学土木与交通学院, 江苏 南京 210098; 2. 南京工程学院建筑工程学院, 江苏 南京 211167)

**摘要:** 为提高渡槽结构地震响应预测的速度和精度, 以界河渡槽为研究对象, 采用 Midas Civil-2021 构建有限元模型, 在验证有限元模型可靠性的基础上, 基于该模型获取样本数据, 利用长短期记忆 (LSTM) 算法和时序转换 (TSTF) 算法构建机器学习模型来预测渡槽非线性地震响应, 并通过调整时间窗口大小和采样周期使预测结果达到最佳。对槽墩顶点位移响应的预测结果表明, LSTM 模型和 TSTF 模型平均准确率分别为 76.22% 和 88.30%; 与有限元模型的预测速度相比, LSTM 模型和 TSTF 模型分别提升了 128.54% 和 47.90%。对渡槽结构易损性分析结果表明, 槽墩的损伤超越概率随着水位上升而逐渐增大。

**关键词:** 简支梁式渡槽; 地震响应预测; 机器学习; 长短期记忆算法; 时序转换算法

**中图分类号:** V672<sup>+</sup>.3; TU352.1 **文献标志码:** A **文章编号:** 1000-1980(2025)03-0101-08

## Seismic response and vulnerability analysis of simply supported beam aqueduct structure based on machine learning method

WEI Fangfang<sup>1</sup>, LIN Aoqing<sup>1</sup>, ZHAO Youzheng<sup>1</sup>, WANG Yongquan<sup>2</sup>, CHEN Zhuoran<sup>1</sup>

(1. College of Civil and Transportation Engineering, Hohai University, Nanjing 210098, China;

2. School of Civil Engineering and Architecture, Nanjing Institute of Technology, Nanjing 211167, China)

**Abstract:** In order to improve the speed and accuracy of seismic response prediction of aqueduct structure, Jiehe aqueduct was studied, and Midas Civil-2021 was used to construct the finite element model. On the basis of verifying the reliability of the finite element model, the sample data were obtained, and the machine learning model was constructed by using the long short-term memory (LSTM) algorithm and the time series transformation (TSTF) algorithm to predict the nonlinear seismic response of the aqueduct, and the prediction results were optimized by adjusting the time window size and sampling period. The prediction results of the displacement response at the top of the pier show that the average accuracy of the LSTM model and the TSTF model is 76.22% and 88.30%, respectively. Compared with the prediction speed of the finite element model, that of the LSTM model and the TSTF model is improved by 128.54% and 47.90%, respectively. The analysis results of the vulnerability of the aqueduct structure show that the damage exceedance probability of the pier gradually increases with the rise of the water level.

**Key words:** simply supported beam aqueduct; seismic response prediction; machine learning; long short-term memory algorithm; time series transformation algorithm

渡槽作为引水工程中的重要输水结构<sup>[1]</sup>, 受自然灾害尤其是地震因素影响严重, 因此针对渡槽结构地震响应的研究十分重要<sup>[2]</sup>。近年来, 学者们从不同算法和特征方面对渡槽结构地震响应预测及结构易损性进行了研究。例如: Ma 等<sup>[3]</sup>基于 OpenSees 平台搭建渡槽有限元模型, 得到渡槽结构地震易损性曲线; 马颖等<sup>[4]</sup>基于一座三跨等距简支梁式渡槽建立了有限元模型, 采用增量动力分析法对槽墩和 2 种支座的 3 种构

**基金项目:** 国家自然科学基金青年科学基金项目 (51608168)

**作者简介:** 韦芳芳 (1978—), 女, 副教授, 博士, 主要从事钢-混凝土组合结构研究。E-mail: ffwei@hhu.edu.cn

**通信作者:** 林澳庆 (1999—), 男, 硕士研究生, 主要从事水工结构研究。E-mail: 221304020011@hhu.edu.cn

**引用本文:** 韦芳芳, 林澳庆, 赵有正, 等. 基于机器学习的简支梁式渡槽结构地震响应与易损性分析[J]. 河海大学学报(自然科学版), 2025, 53(3): 101-108.

WEI Fangfang, LIN Aoqing, ZHAO Youzheng, et al. Seismic response and vulnerability analysis of simply supported beam aqueduct structure based on machine learning method[J]. Journal of Hohai University(Natural Sciences), 2025, 53(3): 101-108.

件建立了地震易损性曲线;周叶飞等<sup>[5]</sup>使用 PGA 作为表示地震性质的参数,通过对一系列地震荷载输入进行数值模拟,得到了易损性曲线;Cheng 等<sup>[6]</sup>以某典型渡槽为例,选取弯曲柱和橡胶支座 2 种构件作为研究对象,定义其极限损伤状态并采用界限估计法构建了易损性曲线。可以发现,目前渡槽结构地震响应的预测方法以及结构易损性的分析多是基于传统弹塑性有限元分析方法,这种方法耗时长、实时性较差,面对复杂情况需进行多次重复的有限元分析,计算时间成本较大。因此,亟须选用智能化方法对渡槽结构地震响应计算进行优化<sup>[7]</sup>。

随着人工智能技术的快速发展,机器学习在结构工程领域的健康监测、损伤检测和损伤预测中得到了广泛应用<sup>[8]</sup>。对水工结构工程,学者们已采用多种机器学习模型对大坝<sup>[9-11]</sup>和桥梁<sup>[12-15]</sup>的地震响应进行了深入分析。其中,长短期记忆(long short-term memory, LSTM)算法因其优异的时序数据处理能力,在水工结构变形预测中表现突出,并已衍生出大量的预测模型<sup>[16-18]</sup>,但针对渡槽结构的研究相对较少,且主要集中在利用机器学习模型预测其变形行为<sup>[19-20]</sup>。时序转换(time series transformation, TSTF)算法的长程依赖捕捉能力和多头注意力机制非常适合多参数的渡槽结构研究,但由于出现时间较短,相关研究仍处于起步阶段。总体而言,机器学习在渡槽结构中的应用研究相对不足,而这一领域的研究对于工程建设和安全运行具有重要的意义。

本文基于 Midas Civil-2021 软件,以山东省界河渡槽为研究对象,采用传统有限元分析方法建立渡槽数值模型,将数值模型模拟结果作为机器学习的样本数据,分别基于 LSTM 和 TSTF 算法建立渡槽地震响应预测模型,通过系统对比两种机器学习模型在预测准确率和预测速度方面的表现,验证机器学习模型的优越性,并基于机器学习模型模拟结果评估渡槽结构的易损性。

# 1 机器学习模型与易损性分析

## 1.1 LSTM 模型

LSTM 网络是由循环神经网络改进而来,本质上属于特殊的神经网络<sup>[21]</sup>,主要由输出层和循环层组成,计算方式为串联。为提高预测精度,本文引入滑动时间窗的方式来优化算法。该方式使 LSTM 算法可兼顾不同输出层数据间的相关性,从而学习到地震响应时程在高维空间的特征表达,找到合适的函数关系。

在算法架构确定后,需进行参数优化以获取最优配置。对于本文的研究,LSTM 模型的关键参数为滑动窗口尺寸与数据采样周期;前者决定时程分析序列长度,其合理设置能有效适应地震波时频特性差异;后者控制输入数据采样密度,其合理取值可匹配不同结构动力特性需求。因此,选取合适窗口大小和数据集采样周期可获得更好的预测效果。对这 2 个参数的影响进行分析,通过调试并比较多组参数后确定了界河渡槽的最优 LSTM 模型参数:当滑动窗口大小设定为 50、采样周期设定为 0.1 s 时达到最佳的计算效率和准确度。

## 1.2 TSTF 模型

TSTF 算法是谷歌团队在 2017 年提出的一种自然语言处理算法<sup>[22]</sup>,本质是结合注意力机制的编解码结构,本文基于 TSTF 算法构建预测模型。TSTF 算法针对时序数据特性设计,其输入特征由 2 个时间序列构成:地震加速度时程和结构位移响应时程。TSTF 模型的核心控制参数为编码器单次编码长度与数据采样间隔,经调试确定当编码器单次编码长度为 30、采样间隔为 0.02 s 时计算效率和准确度最优。

## 1.3 评价指标

对机器学习模型预测效果的评价指标可归纳为有量纲指标和无量纲指标 2 类<sup>[23]</sup>,其中无量纲指标更适合比较不同数据集上算法的预测精度,常用的无量纲指标是决定系数  $R^2$ 。 $R^2$  适应于非线性拟合,将  $R^2$  用于结构响应预测效果评估时,单个时程点的权重相同,但实际情况是峰值误差最为重要,权重最大<sup>[24]</sup>。针对上述问题,对  $R^2$  进行优化调整,得到加权决定系数,记作  $R_w^2$ 。

结构地震响应中,峰值响应反映了结构的损坏程度,是重要参数之一<sup>[25]</sup>。但  $R_w^2$  不能很好地反应峰值响应预测的准确性,需采用峰值百分误差  $P$  来评价。

为了更好地评价机器学习模型的预测效果,本文选用  $R_w^2$  和  $P$  对预测结果进行评价。 $R_w^2$  用以反映整体预测效果和高权重参数准确率, $P$  用来表征局部预测准确性,采用 2 个评价指标可以对预测结果进行准确评价。

## 1.4 地震易损性分析

衡量渡槽易损性一般考虑槽墩损伤以及支座损伤 2 种情况,其中渡槽的槽墩顶点是整体结构的关键部位,其震后位移反映了结构整体延性,可作为评价渡槽损伤的关键指标<sup>[26]</sup>。先对渡槽槽墩段进行截面弯

矩-曲率分析,然后根据张菊辉<sup>[27]</sup>提出的计算方法可得到槽墩在不同破坏状态下的损伤指标临界值 $\mu_1$ 、 $\mu_2$ 、 $\mu_3$ 、 $\mu_4$ ,再根据钱玉林等<sup>[28]</sup>提出的损伤理论,渡槽损伤状态根据损伤指标 $\mu_d$ 划分为 5 类:无损伤( $\mu_d < \mu_1$ ),轻微损伤( $\mu_1 \leq \mu_d < \mu_2$ ),中等损伤( $\mu_2 \leq \mu_d < \mu_3$ ),严重损伤( $\mu_3 \leq \mu_d < \mu_4$ ),完全损伤( $\mu_d \geq \mu_4$ )。

在确定损伤指标后,地震易损性分析主要是计算地震动作用下发生不同程度损伤的超越概率,进而对渡槽结构在地震作用下的损伤程度进行合理评判,该方法是震后响应评估工作的基础和前提<sup>[29]</sup>。地震易损性曲线是以概率来定量评判结构的抗震性能的,可以表示结构在不同地震强度作用下达到特定损伤状态的超越概率<sup>[30]</sup>。为了建立槽墩的地震易损性曲线,本文选取地震峰值加速度作为地震动强度参数,先将调幅后的地震波输入机器学习模型中,得到震后响应后根据槽墩的峰值位移响应以及各损伤指标确定损伤指数,再与地震动强度参数进行对数线性回归,从而得到地震易损性曲线。

## 2 渡槽有限元模型数值模拟

### 2.1 工程背景

山东省界河渡槽及渡槽进口节制闸主体结构为 1 级,临时工程为 4 级。渡槽抗震设防烈度为Ⅶ度,设计基本地震加速度为 0.15g。槽身净断面尺寸为 4.5 m×2.95 m,设计水深 2.03 m,最大允许水深 2.46 m,设计流量 16.3 m<sup>3</sup>/s,最大允许流量 21.2 m<sup>3</sup>/s。

界河渡槽全段设计均采用矩形截面结构,本文选取一段普通简支梁式结构的渡槽作为研究对象,该段渡槽共 18 跨,单跨跨度为 10 m,主要架设在平原地段,建模尺寸根据实际施工图纸进行设置。

### 2.2 有限元模型及参数

采用 Midas Civil-2021 软件构建有限元模型,该模型共包含 330 个单元和 361 个节点,如图 1 所示。在实际建模过程中发现,5 跨模型已经能够模拟多跨的横向效应以及多槽墩间的相互作用,与 18 跨模型的计算结果相差不大,因此为了提高计算效率、更加高效地建立样本集,本文构建 5 跨模型进行模拟分析。

根据界河渡槽的设计与施工资料选择相关参数,该渡槽混凝土选用 C50 和 C30 标准混凝土,槽墩截面尺寸为 800 mm×800 mm,高度为 6 m,跨度为 6 m。钢筋选用 HPB300 和 HRB335。共模拟 5 种工况:工况 1 为自重+空槽;工况 2 为自重+半槽;工况 3 为自重+3/4 槽;工况 4 为自重+设计水位;工况 5 为自重+满槽。

针对模型各部分分别进行单元选取:模型梁柱单元的弹塑性可用 Bresier 屈服面换算模拟或用非线性梁柱纤维单元等效模拟,分别对应骨架铰和纤维铰,纤维铰可以较好表现钢筋混凝土构件的刚度退化和材料的塑性变形等损伤效应,且计算工作量较小<sup>[31]</sup>;槽身两端设置为刚体单元,仅设置顺槽向的单自由度;槽身设置为纤维梁单元,槽墩设置为纤维柱单元;槽墩顶点使用刚性连接,再在下部使用弹性连接用于模拟橡胶支座,节点两端施加梁端约束<sup>[32]</sup>。

### 2.3 模型验证

界河渡槽在槽墩及支座等关键位置处(图 2)设有一定数量的监测传感器,可收集地震作用下的位移、加速度和应变数据。应变监测计布置在混凝土表面。据中国地震台网测定,2021 年 1 月 6 日 16 时 46 分山东烟台市蓬莱区海域(37.99°N,120.41°E)发生 3.8 级地震,震源深度 7 km,属于浅源有感地震,界河渡槽简支段有明显震感,监测传感器收集到部分响应数据。地震时简支段处于无水状态,其地面峰值加速度为 0.104g,持时 30.02 s。

将实际收集到的地震波加速度曲线输入有限元模型,再与实测数据进行对比验证。在实测地震波作用下,主要测点的加速度和动应力如表 1 所示,有限元模型模拟结果与实测结果有误差,但在可以接受范围内,表明有限元模型的模拟结果具有一定的可靠性,可以用于机器学习模型训练。此外,有限元模型的模拟结果均小于实测数据,其原因在于模拟的橡胶支座对结构自由度进行了限制,导致加速度和动应力结果偏小。

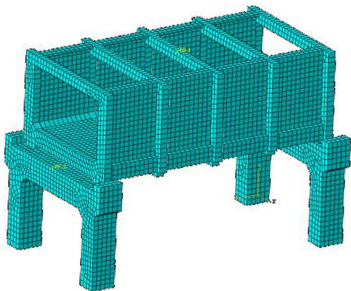


图 1 单跨渡槽结构有限元模型  
Fig. 1 Finite element model of single-span aqueduct structure

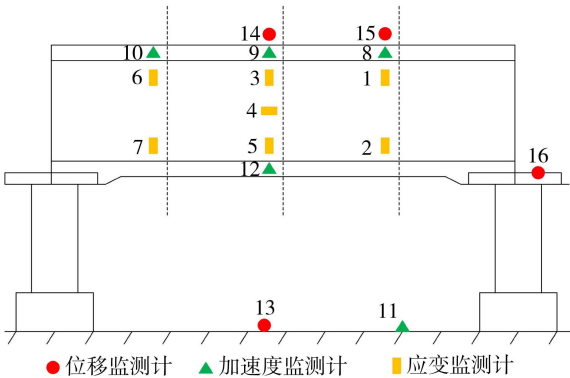


图 2 界河渡槽监测传感器分布示意图  
Fig. 2 Monitoring sensor distribution of Jiehe aqueduct

表 1 主要测点数据比较

Table 1 Data comparison of main measuring points

| 数据来源  | 动应力/MPa |      | 加速度/g |       |
|-------|---------|------|-------|-------|
|       | 实测      | 模型模拟 | 实测    | 模型模拟  |
| 测点 1  | 5.00    | 4.52 |       |       |
| 测点 2  | 6.56    | 6.01 |       |       |
| 测点 3  | 1.90    | 1.77 |       |       |
| 测点 4  | 0.86    | 0.84 |       |       |
| 测点 5  | 6.25    | 6.12 |       |       |
| 测点 6  | 1.90    | 1.77 |       |       |
| 测点 7  | 7.18    | 7.01 |       |       |
| 测点 8  |         |      | 0.351 | 0.312 |
| 测点 9  |         |      | 0.328 | 0.303 |
| 测点 10 |         |      | 0.328 | 0.303 |
| 测点 11 |         |      | 0.104 | 0.981 |
| 测点 12 |         |      | 0.245 | 0.211 |

3 预测结果与分析

本文机器学习模型(LSTM 模型和 TSTF 模型)的搭建和训练均基于 Visual Studio Code 集成开发环境,使用 Python 语言编程,并在搭载 Intel ( R ) Core ( TM ) i7-8750H CPU@ 2. 20GHz 和单块 NVIDIA GeForce GTX1060 GPU 的个人计算机上完成。测试、训练所用地震波均从 Midas 自带数据库中选取,渡槽工程地处Ⅱ类场地,共选取 60 条震级和持时符合要求且与渡槽所处场地条件接近的地震波作为原始数据建立地震样本集用于模型训练计算,样本集中天然波数量大于总数的 2/3,符合规范要求。其中前 55 条地震波为训练集,编号 1~55;后 5 条地震波为测试集,编号 56~60。

3.1 基于 LSTM 模型的地震响应结果

通过模拟计算得到了 5 条测试集地震波作用下槽墩顶点(216 号节点)位移响应的预测值(LSTM 模型模拟值)与真实值(有限元模型模拟值),图 3 为 57 号和 59 号地震波作用下的位移对比,可见 2 条位移曲线整体波形相似,局部峰值走势一致。

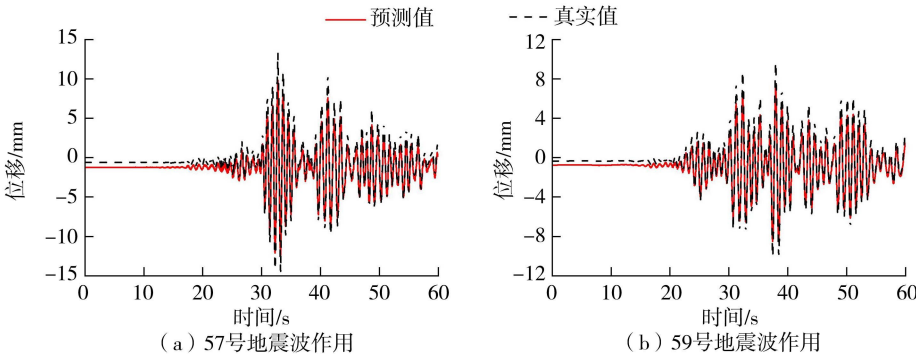


图 3 槽墩顶点 LSTM 模型预测位移与真实值的比较

Fig. 3 Comparison between displacements predicted by LSTM model and real values at pier top

LSTM 模型评估结果见表 2,  $R_w^2$  的平均值为 0. 837,  $P$  的平均值为 17. 54%, 可见 LSTM 模型对渡槽震后的位移响应做出了较准确的判断,但也存在一定的误差。

3.2 基于 TSTF 模型的地震响应结果

通过模拟计算得到 5 条测试集地震波作用下槽墩顶点(216 号节点)的位移响应预测值,图 4 为 57 号和 59 号地震波作用下 TSTF 模型预测值与真实值的比较。由图 4 可见,预测值与真实值的整体波形和局部峰值变化趋势非常相似。由表 2 可以看出,TSTF 模型优于 LSTM 模型,  $P$  的平均值为

表 2 模型评估结果

Table 2 Evaluation results of models

| 地震波编号 | LSTM 模型 |        | TSTF 模型 |        |
|-------|---------|--------|---------|--------|
|       | $R_w^2$ | $P/\%$ | $R_w^2$ | $P/\%$ |
| 56    | 0. 813  | 19. 10 | 0. 855  | 8. 46  |
| 57    | 0. 895  | 14. 60 | 0. 911  | 8. 51  |
| 58    | 0. 835  | 15. 39 | 0. 851  | 8. 83  |
| 59    | 0. 847  | 15. 14 | 0. 826  | 8. 64  |
| 60    | 0. 796  | 23. 48 | 0. 847  | 8. 50  |
| 平均值   | 0. 837  | 17. 54 | 0. 858  | 8. 49  |

8.49%, $R_w^2$  的平均值达到了 0.858。此外,该模型在不同地震波作用下均能有较好的整体预测效果。

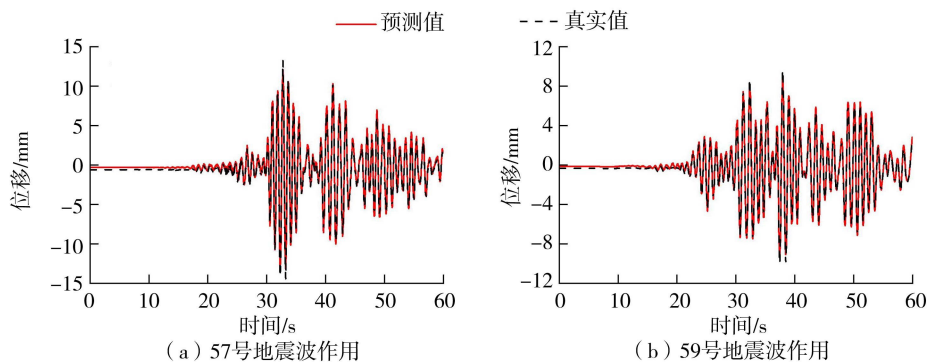


图 4 槽墩顶点 TSTF 模型预测位移与真实值的比较

Fig. 4 Comparison between displacements predicted by TSTF model and real values of the pier top

3.3 两种机器学习模型地震响应结果对比

本文考虑了不同节点和各种工况的影响,对选取的地震波进行调幅,调幅范围为 0.1g~0.8g,间隔为 0.1g。同时模拟了 2 个重要易损节点(槽墩顶点和支座)和 5 种工况(空槽、半槽、3/4 槽、设计水位、满槽),共获取了 4800 组数据,通过这些数据对比两种机器学习模型的预测准确率、预测速度和泛化能力。

3.3.1 预测准确率

预测准确率为模型正确预测的样本数量与总样本数量的比值,以百分数表示。表 3 给出了不同训练样本数量下 LSTM 模型和 TSTF 模型的预测准确率,在不同地震波作用下,TSTF 模型的预测准确率相对稳定,而 LSTM 模型的预测准确率随着地震峰值加速度的增大而变差;LSTM 模型和 TSTF 模型的预测准确率均随着训练样本数量的增加而提高,当样本数量较少时,两种模型的预测准确率都较低,而当样本数量大于 400 组时,两种模型的预测准确率趋于稳定。在训练样本数量为 550 组时,LSTM 模型平均预测准确率为 76.22%,TSTF 模型平均预测准确率为 88.30%。

表 3 不同训练集下 LSTM 模型和 TSTF 模型的预测准确率

Table 3 Prediction accuracy of LSTM and TSTF models under different training sets

| 地震峰值<br>加速度/g | 预测模型 | 不同训练样本数量下的预测准确率/% |       |       |       |       |       |       |
|---------------|------|-------------------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
|               |      | 10 组              | 20 组  | 50 组  | 100 组 | 200 组 | 400 组 | 550 组 |
| 0.1           | LSTM | 56.43             | 65.98 | 70.89 | 76.15 | 78.23 | 82.22 | 83.72 |
|               | TSTF | 61.25             | 70.25 | 75.26 | 82.02 | 88.02 | 89.23 | 91.46 |
| 0.2           | LSTM | 55.42             | 66.25 | 70.84 | 75.19 | 76.25 | 80.34 | 81.25 |
|               | TSTF | 56.43             | 66.25 | 72.56 | 80.02 | 85.46 | 85.88 | 88.73 |
| 0.3           | LSTM | 50.24             | 58.25 | 60.46 | 69.26 | 76.21 | 78.25 | 80.25 |
|               | TSTF | 60.89             | 69.55 | 71.58 | 79.56 | 84.58 | 88.26 | 90.54 |
| 0.4           | LSTM | 48.29             | 51.25 | 61.29 | 68.25 | 71.58 | 78.12 | 79.22 |
|               | TSTF | 61.55             | 68.19 | 75.18 | 81.05 | 84.04 | 88.56 | 89.11 |
| 0.5           | LSTM | 46.17             | 50.27 | 61.48 | 66.28 | 71.59 | 76.24 | 77.25 |
|               | TSTF | 62.88             | 68.28 | 71.89 | 79.25 | 85.37 | 86.59 | 87.15 |
| 0.6           | LSTM | 42.56             | 45.89 | 52.49 | 59.27 | 64.89 | 68.18 | 73.15 |
|               | TSTF | 58.48             | 62.56 | 70.54 | 76.98 | 80.25 | 83.48 | 84.55 |
| 0.7           | LSTM | 40.48             | 45.99 | 50.48 | 61.48 | 67.19 | 70.57 | 72.48 |
|               | TSTF | 60.18             | 67.19 | 73.11 | 79.18 | 84.16 | 84.15 | 86.66 |
| 0.8           | LSTM | 38.18             | 39.79 | 42.18 | 48.19 | 58.18 | 60.48 | 62.43 |
|               | TSTF | 58.46             | 62.45 | 68.89 | 75.56 | 79.48 | 86.16 | 88.18 |

3.3.2 预测速度

单条地震波的预测计算时间是衡量模型预测速度的重要指标之一,本节以预测计算时间来表征预测速度。表 4 为不同工况下 3 种模型槽墩顶点和支座的预测计算时间,其中 LSTM 模型和 TSTF 模型的预测计算时间指的是单条地震波输入和输出所需的时间,不包括训练集的

表 4 模型预测计算时间

Table 4 Calculation time of each model for prediction

| 模型   | 预测计算时间/s |       |
|------|----------|-------|
|      | 槽墩顶点     | 支座    |
| 有限元  | 96.49    | 98.56 |
| LSTM | 42.22    | 38.98 |
| TSTF | 65.24    | 61.87 |

训练和参数优化时间。可以看出,对于同一模型而言,槽墩顶点和支座的预测计算时间相近,即各模型对于不同结构测点的预测计算时间大致相同。而不同模型的预测计算时间差异显著,按照预测计算时间从长到短排序为有限元模型、TSTF 模型、LSTM 模型。

两种机器学习模型中,TSTF 模型的预测速度较慢,但相较于有限元模型,其槽墩顶点和支座的预测速度分别提升 47.90%和 59.30%,除了计算机硬件限制外,由于特征维度增加,编码器和解码器对数据的处理所需储存空间急剧增大,导致 TSTF 模型的预测速度变慢;而 LSTM 模型的滑动时间窗能更好地处理数据,提高处理速度,相较于有限元模型,其槽墩顶点和支座的预测速度分别提升了 128.54%和 152.86%。

3.3.3 泛化能力

机器学习模型的泛化能力表示其适应不同训练集的能力,泛化能力强的模型具有更广泛的兼容性。表 5 为两种机器学习模型的泛化能力对比,其中 LSTM-1 和 TSTF-1 使用前 55 条数据作为测试集,后 5 条数据作为预测集;LSTM-2 和 TSTF-2 使用后 55 条数据作为测试集,前 5 条数据作为预测集,两种模拟计算方法预测准确率差值的绝对值越大说明泛化能力越差。由表 5 可知,在 0.2g~0.8g 范围内,LSTM-1 和 LSTM-2 预测准确率差值的绝对值大于 TSTF-1 和 TSTF-2 预测准确率差值的绝对值,TSTF 模型具有更强的抗干扰和泛化能力。

表 5 模型泛化能力对比

Table 5 Comparison results of model generalization ability

| 地震峰值<br>加速度/g | 预测准确率/% |        |                        |        |        |                        |
|---------------|---------|--------|------------------------|--------|--------|------------------------|
|               | LSTM-1  | LSTM-2 | LSTM-1 和 LSTM-2 差值的绝对值 | TSTF-1 | TSTF-2 | TSTF-1 和 TSTF-2 差值的绝对值 |
| 0.2           | 81.25   | 83.59  | 2.34                   | 88.73  | 87.18  | 1.55                   |
| 0.4           | 79.22   | 82.48  | 3.26                   | 89.11  | 89.03  | 0.08                   |
| 0.6           | 73.15   | 81.46  | 8.31                   | 86.66  | 86.97  | 0.31                   |
| 0.8           | 62.43   | 68.48  | 6.05                   | 88.18  | 87.19  | 0.99                   |

4 基于机器学习的渡槽地震易损性分析

因 TSTF 模型的预测准确率优于 LSTM 模型,故选择 TSTF 模型在 60 组地震波作用下计算得到的槽墩顶点时程曲线作为输入数据。界河渡槽为多跨简支结构,各槽墩地震位移响应相似,因此选取中间跨槽墩为研究对象,分析其地震易损性。各工况在不同地震波作用下槽墩的地震易损性曲线如图 5 所示。

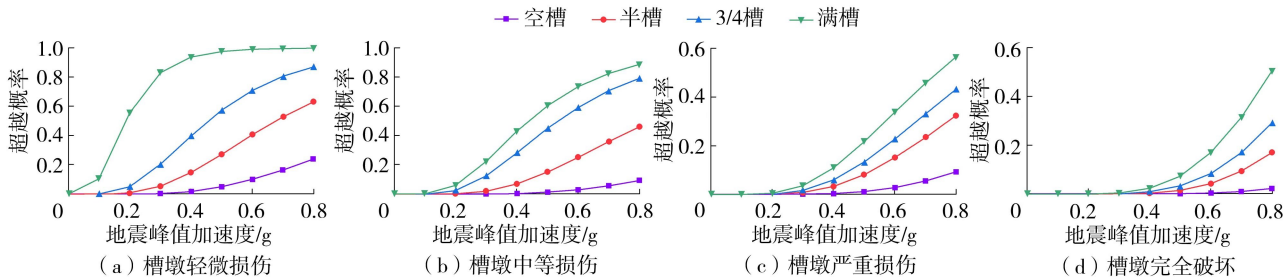


图 5 槽墩地震易损性曲线

Fig. 5 Seismic vulnerability curves of aqueduct pier

由图 5 可知,4 种工况下损伤超越概率随地震峰值加速度增大而增大,随着损伤状态加重而减小,不同损伤状态下损伤超越概率差异明显。以地震峰值加速度 0.4g 作为参照,空槽工况下槽墩的轻微损伤、中等损伤、严重损伤、完全破坏 4 类损伤超越概率分别为 0.018 04、0.003 39、0.003 39、0.000 04,半槽工况下损伤超越概率相比空槽工况增大了 12.92%、6.58%、2.93%、0.09%,3/4 槽工况增大了 38.01%、27.91%、5.62%、0.02%,满槽工况增大了 91.87%、42.49%、10.69%、0.56%。支座损伤呈现的规律与槽墩损伤类似。

上述结果表明,槽中水位是渡槽震后响应的重要影响因素。不同损伤状态下,渡槽的损伤超越概率随着水位上升而逐渐增大。槽墩上部结构的质量增大,在地震动的不断叠加下,其引起的惯性力增大,地震损伤加重。

5 结 论

a. 基于 LSTM 算法和 TSTF 算法构建的机器学习模型在保证地震响应模拟精度的前提下,大幅提高了

模拟效率。在预测准确率方面,LSTM 模型和 TSTF 模型平均预测准确率分别为 76.22%和 88.30%,差异较小;在预测速度方面,对于槽墩顶点和支座的预测速度,TSTF 模型相较于有限元模型分别提升了 47.90%和 59.30%,而 LSTM 模型相较于有限元模型分别提升 128.54%和 152.86%;在泛化能力方面,TSTF 模型具有更强的抗干扰和泛化能力。

**b.** 在空槽、半槽、3/4 槽、满槽工况下,损伤超越概率随地震峰值加速度的增大而增大,随着损伤状态加重而减小。不同损伤状态下,渡槽损伤超越概率随着水位上升而逐渐增大,其原因在于当水位上升时,渡槽槽墩以上结构质量增大,在地震动的不断叠加下,渡槽内力增大,其所引起的惯性力增大,地震损伤加重。

参考文献:

[ 1 ] 王媛,张志慧,任杰,等. 基于动态权重-云模型的大型渡槽安全综合评价[J]. 河海大学学报( 自然科学版),2023,51(2): 56-63. ( WANG Yuan,ZHANG Zhihui,REN Jie,et al. Comprehensive evaluation of large-scale aqueduct safety based on dynamic weight-cloud model[J]. Journal of Hohai University( Natural Sciences),2023,51(2):56-63. ( in Chinese) )

[ 2 ] 刘章军,曾波. 基于水工抗震规范的地震动概率模型研究[J]. 土木工程学报,2014,47( 增刊 2 ):312-316. ( LIU Zhangjun,ZENG Bo. Aseismatic design code of hydraulic structures-based probabilistic model for non-stationary ground motion[J]. China Civil Engineering Journal,2014,47( Sup2 ):312-316. ( in Chinese) )

[ 3 ] MA Ying,WU Zebin,LIU Zhongshan,et al. Seismic fragility analysis of aqueduct structural systems based on G-PCM method [J]. Sustainability,2022,14( 20 ):13161.

[ 4 ] 马颖,刘中山,张天宇. 基于 IDA 的渡槽结构地震易损性分析[J]. 水利与建筑工程学报,2022,20( 2 ):78-83. ( MA Ying,LIU Zhongshan,ZHANG Tianyu. Seismic fragility analysis of aqueduct structure based on IDA method[J]. Journal of Water Resources and Architectural Engineering,2022,20( 2 ):78-83. ( in Chinese) )

[ 5 ] 周叶飞,王文炜,吕鑫颖,等. 基于 Monte-Carlo 法的异形双层连续梁桥地震易损性分析[J]. 工程抗震与加固改造,2023,45( 4 ):100-107. ( ZHOU Yefei,WANG Wenwei,LYU Xinying,et al. Seismic vulnerability analysis of special-shaped double-layer continuous beam bridge based on Monte-Carlo method[J]. Earthquake Resistant Engineering and Retrofitting,2023,45( 4 ):100-107. ( in Chinese) )

[ 6 ] CHENG Gege,ZHANG Yina,HUANG Jinlin,et al. Vulnerability analysis of aqueduct structure based on boundary method[J]. IOP Conference Series: Earth and Environmental Science,2020,567( 1 ):012036.

[ 7 ] 赵有正. 基于机器学习方法的矩形渡槽地震响应研究[D]. 南京:河海大学,2023.

[ 8 ] 罗尧治,赵靖宇. 空间结构健康监测研究现状与展望[J]. 建筑结构学报,2022,43( 10 ):16-28. ( LUO Yaozhi,ZHAO Jingyu. Research status and future prospects of space structure health monitoring[J]. Journal of Building Structures,2022,43( 10 ):16-28. ( in Chinese) )

[ 9 ] 任秋兵,李明超,沈扬,等. 耦合时空相关特性的大坝变形动态监控模型[J]. 水力发电学报,2021,40( 10 ):160-172. ( REN Qubing,LI Mingchao,SHEN Yang,et al. Dynamic monitoring model for dam deformation with spatiotemporal coupling correlation characteristics[J]. Journal of Hydroelectric Engineering,2021,40( 10 ):160-172. ( in Chinese) )

[ 10 ] 周兰庭,邓思源,柳志坤,等. 基于 SSA-LSTM-GF 的混凝土坝变形预测方法[J]. 河海大学学报( 自然科学版),2023,51( 2 ):73-80. ( ZHOU Lanting,DENG Siyuan,LIU Zhikun,et al. Deformation prediction method of concrete dam based on SSA-LSTM-GF[J]. Journal of Hohai University( Natural Sciences),2023,51( 2 ):73-80. ( in Chinese) )

[ 11 ] 赵二峰,李章寅,袁冬阳. 基于双阶段注意力机制的大坝变形深度学习预测模型[J]. 河海大学学报( 自然科学版),2023,51( 6 ):44-52. ( ZHAO Erfeng,LI Zhangyin,YUAN Dongyang. Deep learning model for deformation prediction of dam based on dual-stage attention mechanism[J]. Journal of Hohai University( Natural Sciences),2023,51( 6 ):44-52. ( in Chinese) )

[ 12 ] 骆剑彬,姜绍飞,沈圣,等. 基于声呐成像的水下桩墩表观病害深度学习与智能检测[J]. 土木工程学报,2021,54( 7 ):90-100. ( LUO Jianbin,JIANG Shaofei,SHEN Sheng,et al. Deep learning and intelligent detection of apparent defects on underwater foundations of bridges with sonar imaging[J]. China Civil Engineering Journal,2021,54( 7 ):90-100. ( in Chinese) )

[ 13 ] 石敏,钱松荣. 机器学习在简支梁桥损伤识别中的研究[J]. 计算技术与自动化,2021,40( 3 ):138-142. ( SHI Min,QIAN Songrong. Study on damage detection of simple beam based on machine learning[J]. Computing Technology and Automation,2021,40( 3 ):138-142. ( in Chinese) )

[ 14 ] WANG Xuguang,DEMARTINO C,MONTI G,et al. Machine learning-based seismic fragility curves for RC bridge piers[J]. Procedia Structural Integrity,2023,44:1736-1743.

[ 15 ] SOLEIMANI F. Probabilistic seismic analysis of bridges through machine learning approaches[J]. Structures,2022,38:157-167.

[16] 张龙威,刘小生,刘相杰. 基于 BES-BiLSTM 的混凝土坝变形预测[J]. 水电能源科学,2023,41(9):94-97. (ZHANG Longwei,LIU Xiaosheng,LIU Xiangjie. Deformation prediction of concrete dam based on BES-BiLSTM[J]. Water Resources and Power,2023,41(9):94-97. (in Chinese))

[17] 曹梦茜,郑东健. 基于 FCM-WOA-LSTM 的大坝变形预测模型及其应用[J]. 水电能源科学,2023,41(5):71-75. (CAO Mengxi,ZHENG Dongjian. Dam deformation prediction model and its application based on FCM-WOA-LSTM[J]. Water Resources and Power,2023,41(5):71-75. (in Chinese))

[18] MATA J, SALAZAR F, BARATEIRO J,et al. Validation of machine learning models for structural dam behaviour interpretation and prediction[J]. Water,2021,13(19):2717.

[19] 赵鹏远,王仁超,马钰明. 基于时序分解与机器学习的渡槽变形预测[J]. 水力发电学报,2022,41(2):102-112. (ZHAO Pengyuan,WANG Renchao,MA Yuming. Prediction of aqueduct deformation based on time series decomposition and machine learning[J]. Journal of Hydroelectric Engineering,2022,41(2):102-112. (in Chinese))

[20] 江守燕,赵林鑫,杜成斌,等. 基于多元线性回归的渡槽变形预测模型研究[J]. 三峡大学学报(自然科学版),2020,42(2):12-17. (JIANG Shouyan,ZHAO Linxin,DU Chengbin,et al. Analysis of the prediction of MLR-based monitoring model for aqueduct deformation[J]. Journal of China Three Gorges University(Natural Sciences),2020,42(2):12-17. (in Chinese))

[21] KHODABANDEHLOU H,PEKCAN G,FADALI M S. Vibration-based structural condition assessment using convolution neural networks[J]. Structural Control and Health Monitoring,2019,26(2):e2308. .

[22] FUKUOKA T,FUJIU M. Detection of bridge damages by image processing using the deep learning transformer model[J]. Buildings,2023,13(3):788-788.

[23] 许泽坤,陈隽. 非线性结构地震响应的神经网络算法[J]. 工程力学,2021,38(9):133-145. (XU Zekun,CHEN Jun. Neural network algorithm for nonlinear structural seismic response[J]. Engineering Mechanics,2021,38(9):133-145. (in Chinese))

[24] FURTADO A,RODRIGUES H,ARÊDE A,et al. Prediction of the earthquake response of a three-storey infilled RC structure[J]. Engineering Structures,2018,171:214-235.

[25] CUONG-LE T, NGHIA-NGUYEN T, KHATIR S, et al. An efficient approach for damage identification based on improved machine learning using PSO-SVM[J]. Engineering with Computers,2022,38(4):3069-3084.

[26] OH B K,PARK Y,PARK H S. Seismic response prediction method for building structures using convolutional neural network [J]. Structural Control and Health Monitoring,2020,27(5):e2519.

[27] 张菊辉. 基于数值模拟的规则梁桥墩柱的地震易损性分析[D]. 上海:同济大学,2006.

[28] 钱玉林,徐一鸣,张春宇,等. 大型双槽渡槽结构地震易损性分析[J]. 人民黄河,2023,45(7):147-151. (QIAN Yulin,XU Yiming,ZHANG Chunyu,et al. Analysis of seismic fragility of large aqueduct structures[J]. Yellow River,2023,45(7):147-151. (in Chinese))

[29] 吴文朋,李立峰,胡思聪,等. 公路桥梁地震易损性分析的研究综述与展望[J]. 地震工程与工程振动,2017,37(4):85-96. (WU Wenpeng, LI Lifeng, HU Sicong, et al. Research review and future prospect of the seismic fragility analysis for the highway bridges[J]. Earthquake Engineering and Engineering Dynamics,2017,37(4):85-96. (in Chinese))

[30] 李幸钰,雷鹰,林树枝,等. 优化藤 Copula 的桥梁结构系统地震易损性分析[J]. 土木工程学报,2023,56(11):43-55. (LI Xingyu,LEI Ying,LIN Shuzhi,et al. Assessment on seismic fragility of bridge structural systems by optimized vine Copulas[J]. China Civil Engineering Journal,2023,56(11):43-55. (in Chinese))

[31] LIN Yuanzheng,ZONG Zhouhong,TIAN Shizhu, et al. A new baseline correction method for near-fault strong-motion records based on the target final displacement[J]. Soil Dynamics and Earthquake Engineering,2018,114:27-37.

[32] 吴宜峰,司明非,鲁松,等. 尼龙织物增强厚层橡胶支座力学性能试验研究[J]. 土木工程学报,2022,55(增刊1):126-131. (WU Yifeng,SI Mingfei,LU Song,et al. Experimental research on the mechanical properties of nylon fabric reinforced thick rubber bearings[J]. China Civil Engineering Journal,2022,55(Sup1):126-131. (in Chinese))