

DOI: 10.11835/j.issn.2096-6717.2022.130



开放科学(资源服务)标识码 OSID:



基于数字孪生和深度学习的结构损伤识别

唐和生, 王泽宇, 陈嘉缘
(同济大学土木工程学院, 上海 200092)

摘要: 土木工程实际结构损伤状态的时间跨度通常只占总生命周期的一小部分。为解决传统基于数据驱动的结构损伤识别方法缺乏足够多的损伤训练数据的问题, 提出结合数字孪生和深度学习的结构损伤识别方法, 并应用于实际工程。该方法利用数值仿真模型和在线监测数据构建结构的数字孪生, 以获得不同损伤工况下结构动力响应的“大数据”; 为了摆脱对外激励信息的依赖, 应用经验模态分解法和传递率函数对得到的数据进行预处理; 将预处理后的固有模态传递率函数数据作为深度学习的输入进行训练, 实现结构的损伤识别。为验证方法的有效性, 对实际结构未经训练的监测数据进行分析, 结果表明, 该方法泛化能力良好, 能够有效识别结构损伤状况。通过数字孪生技术解决了传统方法数据匮乏的问题, 不需要任何地震信息, 利用固有模态传递率函数数据训练的深度神经网络仍能保持较高的损伤识别准确率, 二者结合可以使工程结构健康监测更为主动、可靠、高效。

关键词: 数字孪生; 深度学习; 固有模态传递率函数; 损伤识别; 结构健康监测

中图分类号: TU317; TP183 **文献标志码:** A **文章编号:** 2096-6717(2024)01-0110-12

Structural damage identification based on digital twin and deep learning

TANG Hesheng, WANG Zeyu, CHEN Jiayuan

(College of Civil Engineering, Tongji University, Shanghai 200092, P. R. China)

Abstract: The time span of the civil engineering structural damage state usually accounts for a small part of the total life cycle. In order to solve the problem that traditional data-driven structural damage identification methods lack enough damage state data for training, a structural damage identification method based on digital twins and deep learning is proposed in this paper for practical application. Firstly, the digital twin is constructed by using the numerical simulation model and online monitoring data to obtain the “big data” of the structural dynamic response under different damage conditions. Secondly, to get rid of the dependence on the external excitation, the empirical mode decomposition method and transmissibility function are used to preprocess the obtained data. Then, the damage identification is realized by using deep learning. To verify the effectiveness of this method, untrained monitoring data of structures are analyzed. The results show that the method has good generalization ability and can identify the structural damage condition effectively. The problem of data hunger is solved by

收稿日期: 2022-04-27

基金项目: 上海市级科技重大专项(2021SHZDZX0100); 土木工程 I 类高峰学科建设经费(2022-3-YB-07)

作者简介: 唐和生(1973-), 男, 博士, 研究员, 博士生导师, 主要从事 AI 科学计算交叉研究, E-mail: thstj@tongji.edu.cn.

Received: 2022-04-27

Foundation items: Shanghai Municipal Science and Technology Major Project (No. 2021SHZDZX0100); Top Discipline Plan of Shanghai Universities-Class I (No. 2022-3-YB-07)

Author brief: TANG Hesheng (1973-), PhD, researcher, doctoral supervisor, main research interest: AI scientific computing intersection, E-mail: thstj@tongji.edu.cn.

digital twin technology, and the deep neural network trained by the intrinsic mode vibration transmissibility function data sets can still maintain a high accuracy of damage identification without any seismic information. The combination of the two methods can make structural health monitoring more active, reliable and efficient.

Keywords: digital twin; deep learning; intrinsic mode vibration transmissibility function; damage identification; structural health monitoring

结构物在建成使用后,由于长期暴露于操作荷载、环境影响及各种意外事件中,不可避免地会受到一些破坏。大型工程结构的性能退化作为大部分突发性灾难事故的导火索,使得采用科学的方法对大型工程结构进行健康监测的重要性不断提升^[1]。结构损伤识别是结构健康监测系统的核心,是健康监测领域具有挑战性的课题^[2]。随着大数据技术的发展,基于数据驱动的结构损伤识别方法逐渐成为研究热点。在基于数据的结构损伤识别领域中,机器学习由于其卓越的数据处理能力,为许多研究者所青睐^[3]。如邵会辰^[4]选取平面单元模态应变变化率作为识别指标,应用径向基神经网络和广义回归神经网络识别 4 层框架模型的损伤状态,识别误差率在 5% 左右,验证了该方法的有效性。骆勇鹏等^[5]提出采用单传感器数据结合格拉姆角场和卷积神经网络的结构损伤识别方法,对一榀钢框架结构完成损伤识别任务,在测试样本上的准确率达 100%。Dang 等^[6]通过将多个加速度传感器采集到的数据作为输入,分别训练多层感知器、长短记忆神经网络和卷积神经网络,实现了地震动下二维钢框架的损伤识别,其中,卷积神经网络方法相较于前两者展示了极高的可靠性。

然而,缺乏足够庞大的标签数据来训练和测试模型成了限制基于数据驱动机器学习的损伤识别方法应用于实际工程的一个关键因素。虽然得益于传感器的发展,来自结构健康监测系统的数据量正在增长,但也只是数据规模的一小部分。在结构的全生命周期中,有 85%~90% 的时间是处正常工作运营状态,特别缺少极端条件下出现损伤模式的信息特征^[7]。此外,通过人工直接从实体模型中获取数据的成本高昂、耗时,且获取的数据集质量直接影响着识别准确率。随着第 4 次工业革命的开展,人工智能、物联网等技术快速发展^[8],数字孪生成为实现智慧建造的重要途径,为解决上述问题提供了新的范式,为工程系统开发数字孪生以用于健康监测的兴趣正在迅速增长^[9]。Karve 等^[10]开发了一个包括损伤诊断、损伤预测和任务优化的数字孪生智能规划方法,利用数字孪生进行 GP 模型训练后误差为 1.19%,证明了该方法可以成功用于执行任务优化,在保证安全的前提下实现预期系统性能

的目标。Kapteyn 等^[11]利用实际飞机部件和传感器数据构建了该飞机结构的数字孪生,说明了基于数据驱动的数字孪生使得飞机能够动态地重新规划安全任务,以监测结构损伤和退化情况。Gardner 等^[12]通过本构关系构建 3 层剪切钢框架的初始验证模型作为数字孪生数值模型,来预测结构每层的加速度响应,构建好的数字孪生模型各层加速度响应与实际加速度响应的均方误差为 {0.260, 2.428, 2.939},实现了对加速度响应的预测。

数字孪生的概念模型最早出现于 2003 年,由 Gieves 教授在美国密歇根大学的产品全生命周期管理课程上提出,并在 2010 年由美国国家航空航天局 (National Aeronautics and Space Administration, NASA) 在太空技术路线图中首次引入。自此以后,数字孪生便迸发出生机与活力^[13]。虽然数字孪生的定义没有被明确下来,但研究者们一致认为,数字孪生的优势在于它作为物理实体的虚拟表示,能够反映物理实体的服役情况,使得工程师能够远程监控其运行状态,提供了实时反馈和预测潜在故障的能力。不难看出,数字孪生与传统基于物理实体构建的有限元模型不同,后者在建模过程中会受到相当大不确定因素的影响,例如,参数取值不确定、物理过程不明确等,即传统有限元模型难以拟合物理实体全生命周期的表现,导致无法使用基于物理模型输出的数据来完成结构健康监测任务。而数字孪生则通过从物理角度收集的实测数据来连接孪生体和物理部分,从而对基于物理模型进行校准,提高模型对物理实体的表示能力。以此构建的数字孪生模型在确保了物理可解释性的同时,能够输出结构在各种工况下的大量可靠数据,解决了基于机器学习的损伤识别方法数据匮乏的问题。目前,许多研究都着眼于将数字孪生技术与机器学习结合,Xu 等^[14]提出了基于深度迁移学习和数字孪生的故障诊断方法,以某汽车车身侧部生产线为例,验证了该方法相较于传统的损伤识别方法能够获得更大的数据集和更可靠的识别准确率。Ritto 等^[9]通过建立 6 个自由度的离散数值模型来构建悬臂梁的数字孪生模型,并将其与支持向量机、K 近邻、二次判别器等结合应用于悬臂梁健康监测中,以选择结合数字孪生后识别准确率更高的机器学习算法。

张胜文等^[15]构建了全生命周期的离心泵机数字孪生映射模型,应用深度双向长短时记忆网络完成故障诊断过程的数字化、自动化和智能化。将数字孪生和机器学习共同赋能于结构健康监测,无疑可以推动工程领域向更高效的方向发展。

笔者以一栋装有长期健康监测系统的8层油阻尼器钢框架结构为研究对象(物理孪生体),结合数字孪生概念和深度学习技术,建立对大型土木工程结构损伤识别的新方法。首先,根据结构设计参数建立有限元模型,然后利用在线监测数据进行结构模型参数更新,构建该结构的数字孪生。依据该数字孪生模型构建结构不同损伤工况下的“大”数据。考虑到实际工程应用,避免依赖外激励信息,将对此数字孪生数据和部分监测数据进行预处理后再来训练深度学习,实现损伤分类。最后,利用结构真实损伤情况下的数据进行验证。

1 数字孪生框架

数字孪生理论发展至今,共整合得出了13个主要特征^[16]。结合实际工程情况,将其中最为重要的5个特征列在表1中。

表1 数字孪生的主要特征
Table 1 Key features of digital twin

特征	描述
物理孪生	在物理环境中客观存在的物理实体(如:实体框架结构)
数字孪生	在虚拟环境中存在的虚拟实体(如:有限元模型)
物理环境	物理孪生存在的环境
虚拟环境	数字孪生存在的环境
状态	从各环境和孪生体测得的数据,是某一时间点两孪生体的精确表示

在这5个特征中,“状态”彰显了数字孪生与物理孪生之间的紧密联系:数字孪生相较于传统基于物理构建的计算模型,能够使用从物理角度收集的数据来校准自身,即数字孪生为模型和数据相融合所形成的虚拟副本,从而度量计算模型由于参数取值的不确定、物理过程不明确等不确定因素,以提高其对物理孪生的表示能力,拟合物理孪生在物理环境下的表现。因此,有限元建模、模型参数更新、贝叶斯统计推断等技术都可以应用在数字孪生理念内,并将彼此进行协调共同构建数字孪生,以提供支持特定物理孪生目标决策、提高预测能力。

如上所述,建立数字孪生需要一个发挥功用的计算模型并使用物理孪生测量的数据对其进行校准。而后,可以利用构建好的数字孪生进行诸多操

作,这些操作可能由于成本高昂等因素难以在物理环境中完成。对于结构损伤识别的目标,则通过在计算机上人为破坏数字孪生的构件模型,生成多种结构损伤工况,以提供大量结构损伤状况下的可靠数据,补充健康监测数据库中损伤信息的缺乏,解决了传统基于数据驱动的损伤识别方法受限于数据集的大小和质量的问题。对于数据库中“大”数据的处理,则非常适合将其与机器学习相结合,利用机器学习优秀的特征处理能力,为结构损伤识别赋能,补充健康监测系统对结构的监控能力,针对性地指出损伤的发生,指导研究人员对两个孪生体针对性地做出更新。图1展示了基于数字孪生和机器学习的结构损伤识别框架,以最大程度地发挥数字孪生和机器学习的效用。

2 数字孪生的构建

2.1 物理孪生

以一栋油阻尼器钢框架建筑结构为研究对象(图2)。该结构东西向长48 m,南北向宽9.6 m,总高度34.2 m。其中,底层为挑空层,包含了层高为4 m的1层和2层,形成了结构高度8 m的底部大空间,在后文中称为第1层,其余各层的结构高度均为3.8 m。为提高抗震性能,在结构在长短边方向均布置了阻尼器,共计56组,安装的油阻尼器包括两种型号,第1层采用同一型号的阻尼器,后文称Model I,3至8层采用另一型号阻尼器,后文称Model II。健康监测系统在第1、4、8层布置了双向加速度计(共3个),并于2016年9月完成了监测系统外部装置监视器的安装。图3、图4分别为加速度计与油阻尼器在结构中的布置图和油阻尼器实景图,图5为该建筑健康监测系统的监测界面。

在2011年3月11日日本大地震的作用下(后文简称311大地震),位于结构1层的8组油阻尼器被完全破坏;位于3层和4层的油阻尼器虽然没有完全破坏,但油液已发生了泄漏,无法再提供阻尼恢复力;5~8层的阻尼器仍处于正常工作状态,保持良好。由于地震当时全楼的电力系统失效,计算机没有记录下该结构的地震数据。图6给出了一组采集于2011年3月9日(311大地震前震)的结构东西向实测的加速度响应数据及其傅里叶幅值谱。在此次地震下,结构属于完好状态,使用该组数据来更新计算模型,用以构建结构的初始状态数字孪生。

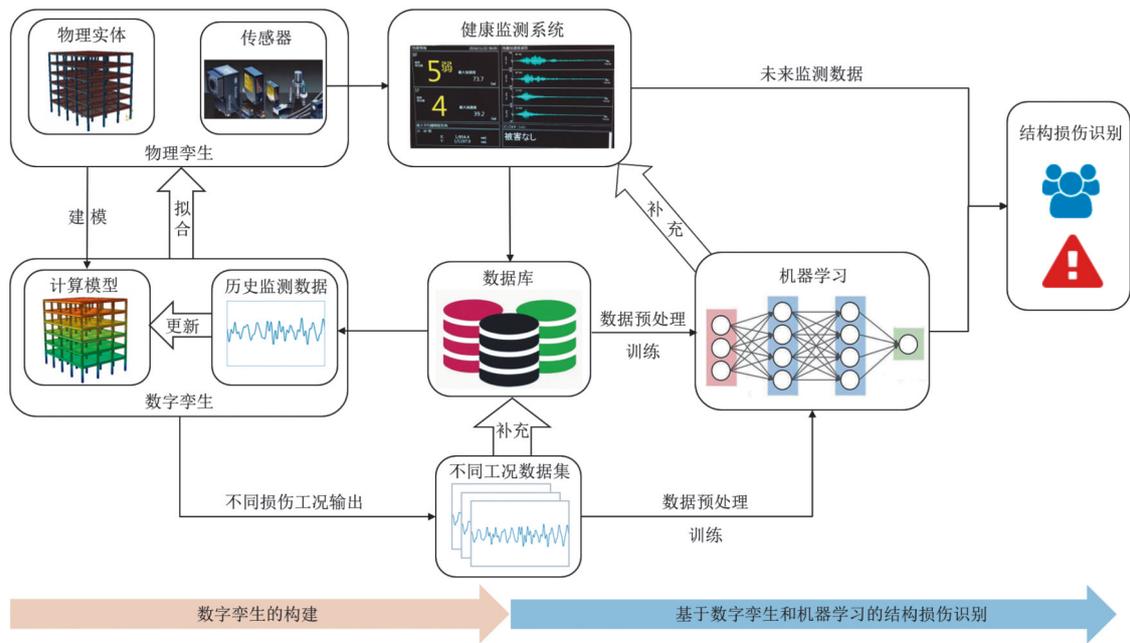


图 1 基于数字孪生和机器学习损伤识别框架示意图

Fig. 1 Framework of structural damage identification based on digital twin and deep learning



图 2 油阻尼器钢框架建筑结构

Fig. 2 A steel-framed building structure with oil dampers

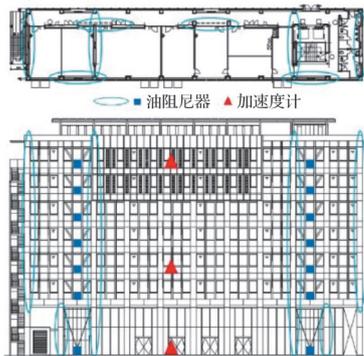


图 3 加速度计与油阻尼器布置图

Fig. 3 Figure of accelerators and oil dampers' distribution

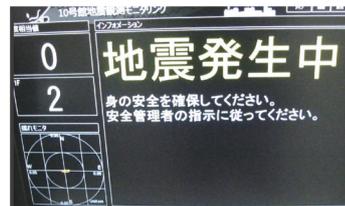
2.2 有限元模型构建

首先构建油阻尼器钢框架结构的计算模型,而后利用 311 大地震前震的实测数据进行校准。图 7 为利用 SAP2000 软件创建的结构初始有限元模型,梁柱定义为线单元中的框架单元,楼板定义为面单元中的壳单元,阻尼器定义为连接单元,各构件的尺寸与材料性能参数均按照标准设计参数定义。

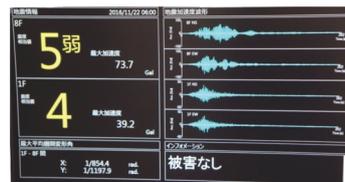


图 4 油阻尼器实景图

Fig. 4 Reality images of oil dampers



(a) 地震发生时监测系统界面



(b) 地震发生时地震情报界面

图 5 健康监测系统监测界面

Fig. 5 The interface of structural health monitoring system

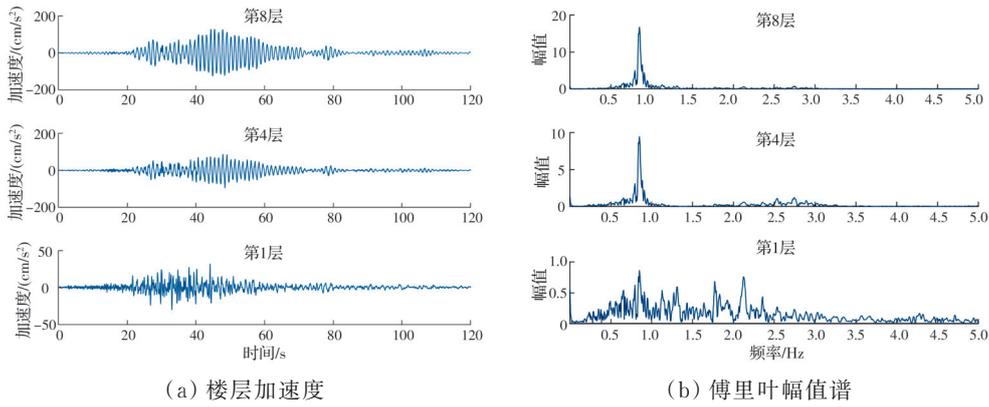


图 6 东西向加速度数据及其傅里叶幅值谱

Fig. 6 Acceleration measurements and Fourier amplitude spectrum of east-west

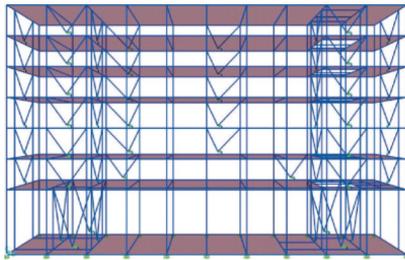


图 7 SAP2000 有限元模型

Fig. 7 Finite element model constructed by SAP2000

由于量测的结构加速度响应数据仅与平动模

$$K_a = \begin{bmatrix} 1.07 & -1.08 & 0.29 & -0.05 & 0.01 & 0.00 & 0.00 \\ -1.08 & 1.89 & -1.16 & 0.31 & -0.05 & 0.01 & 0.00 \\ 0.29 & -1.16 & 1.73 & -1.10 & 0.29 & -0.05 & 0.01 \\ -0.05 & 0.31 & -1.10 & 1.65 & -1.05 & 0.27 & -0.04 \\ 0.01 & -0.05 & 0.29 & -1.05 & 1.57 & -0.96 & 0.20 \\ 0.00 & 0.01 & -0.05 & 0.27 & -0.96 & 1.36 & -0.62 \\ 0.00 & 0.00 & 0.01 & -0.04 & 0.20 & -0.62 & 0.45 \end{bmatrix}$$

结构阻尼考虑经典的阻尼模型, 阻尼比为 0.02。阻尼器计算模型基于文献[17]的识别结果, 采用 Maxwell 模型, 其参数如表 2 所示。

表 2 计算模型各层阻尼器参数取值

Table 2 Damper parameters of the computational model

阻尼器型号	$c/(kN \cdot s/mm)$	$k/(kN/mm)$
Model I	1.15	3.64
Model II	0.43	1.88

采用 Newmark- β 法预测简化有限元模型的各层加速度响应, 图 8 为简化有限元模型预测与实际监测数据(311 大地震前震)在强震阶段(30~60 s)的加速度时域及频域的对比。可以发现, 结构简化有限元模型不能准确模拟结构真实的动力行为, 存在较大的误差, 无法作为可操作的数字孪生体为后续损伤识别提供“大”数据, 需要对简化有限元模型进行修正以获取更精确的响应预测。

态相关, 且初始有限元模型模态分析表明结构的平动和转动模态相互分离, 故可将初始有限元模型简化处理为平面模型^[17], 在保证计算模型有效性的同时便于后续的更新操作。忽略构件的竖向变形, 考虑模型侧向变形及节点转动, 并假定楼板为刚性^[18], 以此简化的有限元模型仅包含 7 个自由度, 与结构楼层相对应, 简化模型的质量矩阵(单位: t)和刚度矩阵(单位: MN/mm)分别为

$$M_a = \text{diag}\{491, 383, 371, 367, 361, 357, 343\}$$

2.3 不确定性度量

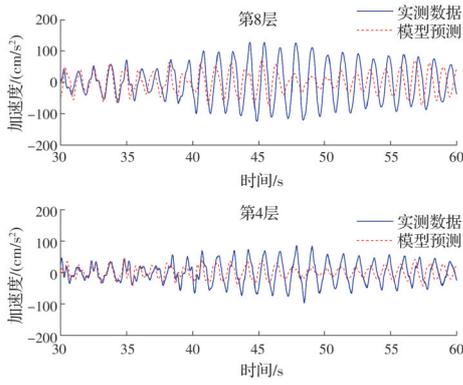
将不确定性考量为结构参数的不确定性。考虑到简化模型具有较少的自由度, 采用模型修正方法识别结构模态参数^[18], 使得修正后的简化有限元模型响应可以很好拟合实际结构响应, 完成对计算模型的不确定性分析。

采用文献[18]中 Berman-Baruch 法, 假设结构的真实质量矩阵和刚度矩阵为

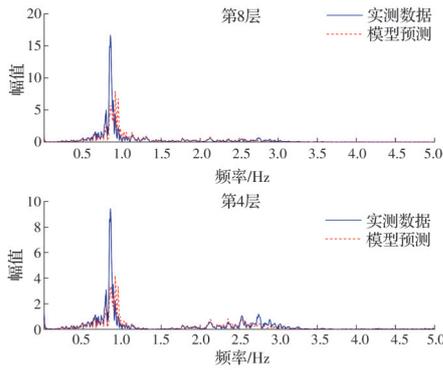
$$\begin{cases} M = M_a + M_{a,\Delta} \\ K = K_a + K_{a,\Delta} \end{cases} \quad (1)$$

式中: $M_a \in \mathbb{R}^{n \times n}$ 为结构简化模型的质量矩阵(\mathbb{R} 为实数集; n 为模型自由度个数, 下同); $K_a \in \mathbb{R}^{n \times n}$ 为刚度矩阵; $M_{a,\Delta} \in \mathbb{R}^{n \times n}$ 、 $K_{a,\Delta} \in \mathbb{R}^{n \times n}$ 分别为质量矩阵和刚度矩阵的未知误差矩阵, 用以表征建模误差。

模型修正方法即在获取结构模态参数的实测值的基础上依次修正质量和刚度矩阵: 首先, 利用 311 大地震前震的监测数据获取结构系统的模态参



(a) 实际监测和模型预测时域对比



(b) 实际监测和模型预测频域对比

图 8 实际监测和模型预测响应数据对比

Fig. 8 Comparison of measured and predicted responses by simplify finite element model

数,对于估计振型的不完整问题,采用经典振型扩阶技术扩展振型,而后通过施加模态正交性和特征方程的约束,利用拉格朗日乘子算法,得到质量矩阵和刚度矩阵的最优解,Berman方法给出的质量矩阵修正表达式为

$$M = M_a + M_a \Phi m_a^{-1} (I - m_a) m_a^{-1} \Phi^T M_a \quad (2)$$

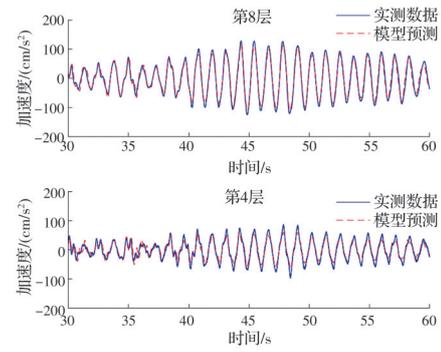
式中: $I \in \mathbb{R}^{m \times m}$ 为对角单位矩阵; $m_a = \Phi^T M_a \Phi \in \mathbb{R}^{m \times m}$; m 为实测模态个数; $\Phi = [\phi_1 \cdots \phi_m] \in \mathbb{R}^{m \times m}$ 为实测完备振型矩阵。

基于式(2)修正质量矩阵后,亦采用Baruch方法修正结构刚度矩阵,即

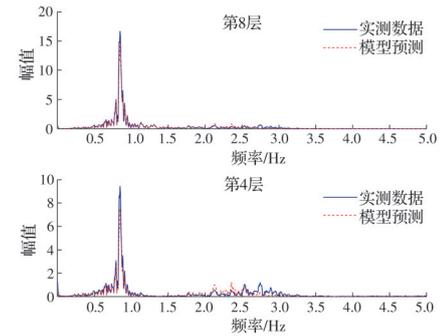
$$K = K_a + \frac{1}{2} M \Phi (\Phi^T K_a \Phi + \Omega) \Phi^T M - K_a \Phi \Phi^T M \quad (3)$$

式中: $\Omega = \text{diag} \{ \omega_1, \omega_2 \cdots \omega_m \} \in \mathbb{R}^{m \times m}$ 为实测频率矩阵。

图9给出了在强震阶段模型修正后的预测和实测加速度响应对比及频域对比。表3给出了实测、初始模型和Berman-Baruch法修正模型的前两阶模态参数。可以发现,经修正后的模型预测响应与实际监测数据的拟合程度很好。由此,针对实体结构的原始状态数字孪生构建完成。



(a) 实际监测和修正后模型预测时域对比



(b) 实际监测和修正后模型预测频域对比

图 9 实际监测和修正后模型预测响应数据对比

Fig. 9 Comparison of measured and predicted responses by updated finite element model

表 3 实测、初始模型、修正模型的模态参数

Table 3 Model parameters of monitored, finite element model and updated model

阶次	模态参数/ Hz		
	实测	初始模型	修正模型
ω_1	0.833 2	0.876 1	0.833 2
ω_2	2.718 1	2.539 3	2.718 1

对实际监测和有限元模型预测数据的对比说明仅依靠有限元模型不能满足数字孪生的需要。在辅以模型修正方法后,修正后的有限元模型可以很好地拟合物理孪生在物理环境下的表现,由此利用构建好的数字孪生拟合结构不同损伤工况,可以提供不同损伤状态的“大”数据集,补充健康监测数据库中损伤信息的缺乏,为机器学习提供“大”数据支撑。

3 基于数字孪生和深度学习的损伤识别

3.1 损伤工况的定义

根据311大地震对实际结构的破坏情况,基于以下假设,将实际结构损伤情况分为如表4所示的4类。

假设1:由311大地震后对结构实际的检修结果表明,实际结构仅发生首3层油阻尼器油液泄露的情况,未产生刚度损伤,因此,仅考虑阻尼器损坏的

表4 损伤工况定义

Table 4 Definition of damage conditions

损伤类型	描述
I类	结构完好,无损伤发生
II类	1层阻尼器全部破坏
III类	1、2层阻尼器全部破坏
IV类	1、2、3层阻尼器全部破坏

注:由于篇幅限制,仅对311大地震后结构实际发生的损伤工况进行定义。在实际应用中,可以对数字孪生模型进行针对性处理,以模拟可能出现的多种损伤情况。

工况。

假设2:对于安装在同一层的阻尼器,假定所有阻尼器工作时的位移、速度均相同,且所有阻尼器本身的属性也完全一致。因此,如果某层的单个阻尼器已经破坏,则其余的阻尼器也均考虑遭受了破坏。

假设3:对于一般的结构,阻尼器安装的层数越低,其发挥的效用也越大,并考虑安装在高层的阻尼器发挥的阻滞作用有限。

假设4:基于假设3,考虑除了1、2、3层的阻尼器被完全破坏,4层及以上的阻尼器工作状态安全无虞。

3.2 数据预处理

结构动力响应时频信息包含了丰富的结构状态特征^[19],同时考虑到实际工程应用,将采用经验模态分解时频信息和振动传递率函数,构建不依赖于外激励的深度学习训练数据集。

3.2.1 经验模态分解

结构的振动信号千变万化,其中,大部分信号为非平稳、非高斯分布和非线性的随机信号,如地震动信号等。并且当工程结构出现损伤时上述情况显得更为突出。而基于傅里叶变换的谱分析方法主要适用于平稳信号(时不变信号),对非平稳信号进行傅里叶变换只能分别给出时域或频域的统计平均结果,无法满足结构损伤识别的要求。经验模态分解(Empirical Mode Decomposition, EMD)作为一种自适应的信号处理方法,能把复杂的信号分解为有限的固有模态函数(Intrinsic Mode Function, IMF)之和,非常适合处理非线性和非平稳信号^[20]。信号 $x(t)$ 经EMD分解后可以表示为

$$x(t) = \sum_{i=1}^n c_i + r_n \quad (4)$$

式中: c_i 为第 i 个固有模态函数; r_n 为残余函数。 $c_1, c_2 \dots c_n$ 分别包含了信号从高到低不同频率段的成分,每个IMF分量(c_i)都反映了分析信号在一个时间尺度上内在的模态特性。综上,可以首先对数字孪生输出的加速度信号进行EMD分解,而后基于文献[19]和文献[20]的研究,选取对损伤程度敏感且更

能体现原信号趋势走向的高阶IMF分量进行后续分析。

3.2.2 传递率函数

传递率函数的概念来源于自动控制理论,其实质上是利用零初始条件下的输入信号的拉普拉斯变换和输出信号的额拉普拉斯变换作比,对系统本身的固有属性进行描述。传递率函数囊括了系统的诸多信息,又与输入信号本身无关,因此,对于系统本身的变化具有很好的描述性。

对于一般的 n 自由度结构,其运动微分方程可以表达为

$$M\ddot{x}(t) + C\dot{x}(t) + Kx(t) = f(t) \quad (5)$$

式中: $x(t)$ 为 n 维的位移向量; M 为 n 维质量矩阵; C 为 n 维阻尼矩阵; K 为 n 维刚度矩阵; $f(t)$ 为 n 维外力激励向量,均为实对称矩阵。

运用傅里叶变换,式(5)变化为

$$X(\omega) = H(\omega)F(\omega) \quad (6)$$

式中:

$$H(\omega) = (K - \omega^2 M + i\omega C)^{-1} \quad (7)$$

称为振动系统的频响应函数矩阵。

加速度列阵为

$$A(\omega) = -\omega^2 H(\omega)F(\omega) \quad (8)$$

设外部激励产生的加速度响应由 i 处向 j 处传递,定义加速度传递率函数为两处响应的比值

$$T_{ij(\omega)} = \frac{A_{i(\omega)}}{A_{j(\omega)}} = \frac{-\omega^2 H_{ik(\omega)} F_{k(\omega)}}{-\omega^2 H_{jk(\omega)} F_{k(\omega)}} = \frac{H_{ik(\omega)}}{H_{jk(\omega)}} \quad (9)$$

式中: $H_{k(\omega)}$ 是 $H(\omega)$ 的第 k 列; $F_{k(\omega)}$ 同理。

根据式(9)可以发现,振动传递率函数是频响函数的函数,在反映结构动力学特性的同时,地震激励只作为动力源而没有参与运算,从而避免了在未来应用中对其进行量测。研究关注的是监测楼层之间的传递率函数,因此,可以通过监测楼层之间的频域相应比值来获取结构响应传递率函数。

3.2.3 IMF与传递率函数的结合

基于经验模态分解和传递率函数在结构响应信号处理时的优点^[19],采用将固有模态函数和传递率函数相结合的方法来构建数据集。首先求解结构监测楼层加速度响应信号经EMD分解后的固有模态函数IMF,然后取每层的前3个IMF分量进行时频变换,最后按IMF分量的顺序,依次求得在该IMF分量下结构各相邻层的IMF传递率函数。具体求解流程如下。

1)在地震波的作用下,结构监测楼层(1、4、8层)的加速度时域响应为

$$A(t) = [a_1(t) \quad a_4(t) \quad a_8(t)]^T \quad (10)$$

2)对加速度响应信号进行EMD分解,并取其前3个IMF分量

$$\text{IMF}^i(t) = [\text{IMF}_1^i(t) \text{ IMF}_4^i(t) \text{ IMF}_8^i(t)]^T \quad (11)$$

式中: $i=1,2,3$ 。

3)对 $\text{IMF}^i(t)$ 做时频变换,得到

$$\text{IMF}^i(\omega) = [\text{IMF}_1^i(\omega) \text{ IMF}_2^i(\omega) \text{ IMF}_3^i(\omega)]^T \quad (12)$$

式中, $i=1,2,3$ 。

4)基于式(9)和式(12),得到 IMF 传递率函数 $T^i(\omega)$

$$T^i(\omega) = \begin{bmatrix} \text{IMF}_4^i(\omega) & \text{IMF}_8^i(\omega) & \text{IMF}_8^i(\omega) \\ \text{IMF}_1^i(\omega) & \text{IMF}_4^i(\omega) & \text{IMF}_1^i(\omega) \end{bmatrix}^T \quad (13)$$

式中: $i=1,2,3$ 。

至此,完成数字孪生输出的结构监测楼层加速度响应数据的预处理。

3.3 训练数据集构建

为了在天然地震波的基础上得到更多组训练数据来充分训练后文的机器学习分类器,采用对天然地震波人工加噪的数据增强方法,以此法共生成的 42 条地震波作为不同的地震激励进行输入,如表 5 所示。

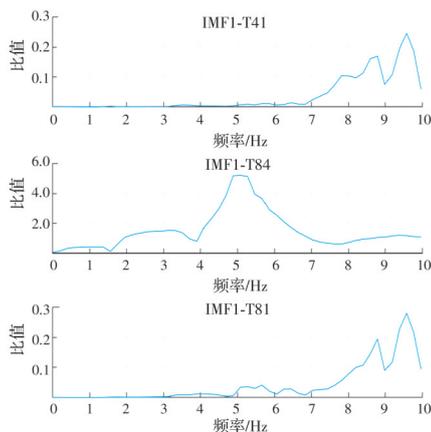
表 5 42 条地震波及其描述

Table 5 34 seismic waves and their descriptions

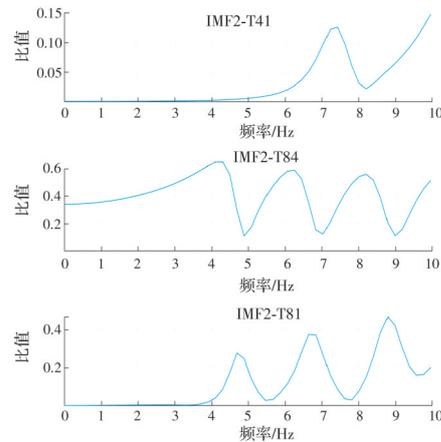
地震波名称	描述
0309AccEW	3月9日地震东西方向地震波
0309AccEW+WGN×1%至0309AccEW+WGN×20%	0309AccEW基础上每隔1%添加不同噪声水平的高斯白噪声
0309AccEW-2	3月9日地震中4层记录的东西方向加速度响应
0309AccEW-2+WGN×1%至0309AccEW-2+WGN×20%	0309AccEW-2基础每隔1%添加不同噪声水平的高斯白噪声

对于表 5 中每一条地震波输入,均模拟表 4 中的 4 种工况,计算每种情况下的 IMF 传递率函数,最终可以得到 168 组 IMF 传递率函数矩阵。考虑到地

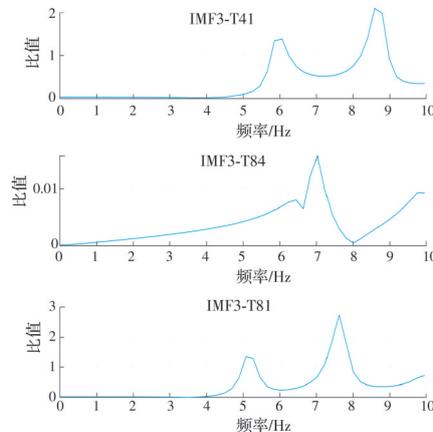
震波的频率分量较低,造成的结构响应也多为低频振动,因此,仅保留 IMF 传递率函数的 0~10 Hz 段。图 10 是在 0309AccEW 激励下 1、2、3 层阻尼器均被



(a) 第 1 个 IMF 传递率函数



(b) 第 2 个 IMF 传递率函数



(c) 第 3 个 IMF 传递率函数

图 10 IMF 传递率函数矩阵图

Fig. 10 Figures of intrinsic mode function vibration transmissibility

完全破坏情况下的传递率函数矩阵。

3.4 基于卷积神经网络的损伤识别

机器学习发展至今,深度学习展现出了优异的对样本数据内在规律的学习性能,与支持向量机、决策树等传统的机器学习方法相比,在语音、图像识别等方面的效果得到了很大的提升。在深度学习中,卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)更是成为研究的热点,最常用于分析视觉图像。选用 AlexNet 网络进行 IMF 传递率函数矩阵图的分类,完成损伤识别的目的。

AlexNet 网络由 8 层组成,包括 5 层卷积层和 3 层全连接层(图 11)。首先,在输入层将 IMF 传递率

函数矩阵图归一化至 $227 \times 227 \times 3$ 像素大小,然后在第 1 个卷积层使用 96 个卷积核提取边缘特征,并将卷积层得到的特征图放入激活函数层,激活函数选用 ReLU 函数进行非线性映射。然后将 ReLU 层的输出输入进池化层,池化层通过最大池化算法提取显著特征。这些步骤在以下 4 个具有不同内核和填充大小的卷积层中重复执行。随着卷积层数的增加,提取的特征数量也显著增加。之后,将特征图连接到全连接层。Dropout 层以 50% 的概率将神经元从网络中移除,从而避免过拟合的发生。在输出层使用 Softmax 函数对每个分类的可能性进行归一化,得到分类结果。

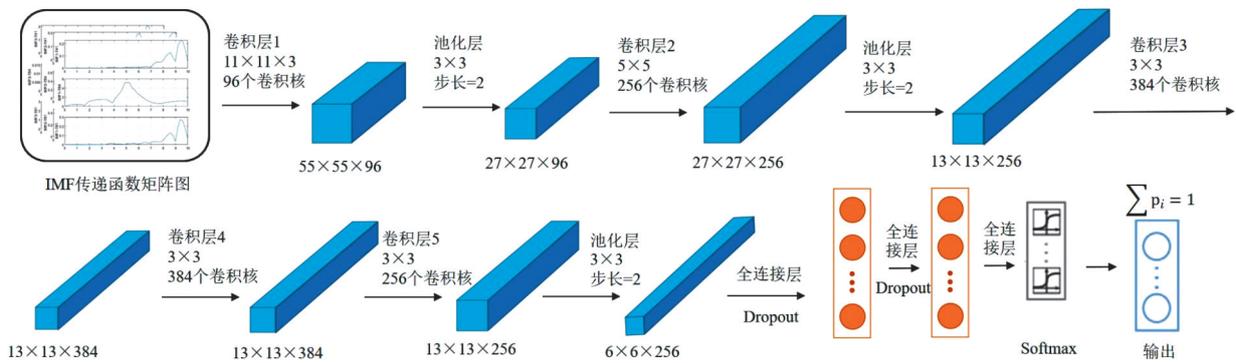


图 11 AlexNet 网络架构

Fig. 11 Architecture of the AlexNet network

3.5 训练过程与结果

将 168 组 IMF 传递率函数矩阵数据集分为 4 类混合输入到 AlexNet 网络中,设置学习速率为 0.001,共设置 120 个 epoch。在每个 epoch 中,图像被随机分成训练集和验证集,其中训练集占总图像的 70%,验证集占总图像的 30%(图 12)。

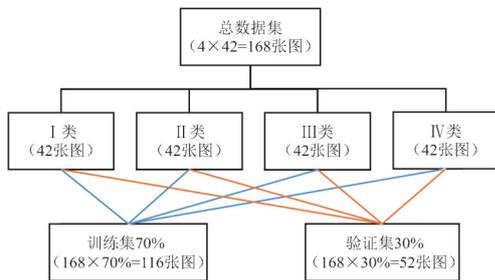


图 12 训练集与验证集的划分

Fig. 12 Distribution of training and validation datasets

随着迭代次数的增加,预测精度也在逐步提高,当迭代次数超过 300 次时,预测精度接近恒定值。图 13 展示了这一训练过程。在验证集的表现上,图 14 展示了在验证集上分类的混淆矩阵。混淆矩阵中的每一列代表了分类器预测样本的类别,每一行代表了样本的真实归属类别。其中,绿色色块

表示真实样本被分类器正确预测,红色色块表示真实样本被分类器错误预测。混淆矩阵右下角为识别准确率,表示所有预测正确的样本占有所有样本的比例。混淆矩阵最底部的行表示精确率,最右侧的列表示召回率。图 14 展示了最终识别准确率达 92.3%,其中, I 类的精确率和召回率最高,其次为 II、IV 类, III 类的精确率和召回率均较低。造成上述结果的可能原因:首先, I 类为未损伤工况, II、III、IV 类均为损伤工况,因此,分类器对于 I 类的分类效果最好;其次, III 类损伤程度介于 II 类和 IV 类之间,会出现将 III 类误分类为 II 类和 IV 类,或将 II 类和 IV 类误分类为 III 类两种情况。又因为对于一般结构,阻尼器安装的层数越低,其发挥的效用也越大,且结构第 1 层为 8 m 大空间,其余各层均为 3.8 m。综上,分类器将 III 类误分类为 II 类和 IV 类,造成了 III 类的精确率和召回率均较低的分类结果。

3.6 实际工程结构验证

为评价分类器的泛化能力,验证方法的有效性,将未训练过的实际结构响应数据经数据预处理后构建测试集,输入至已训练好的深度学习分类器中。用于构建测试集的实际结构响应数据描述如

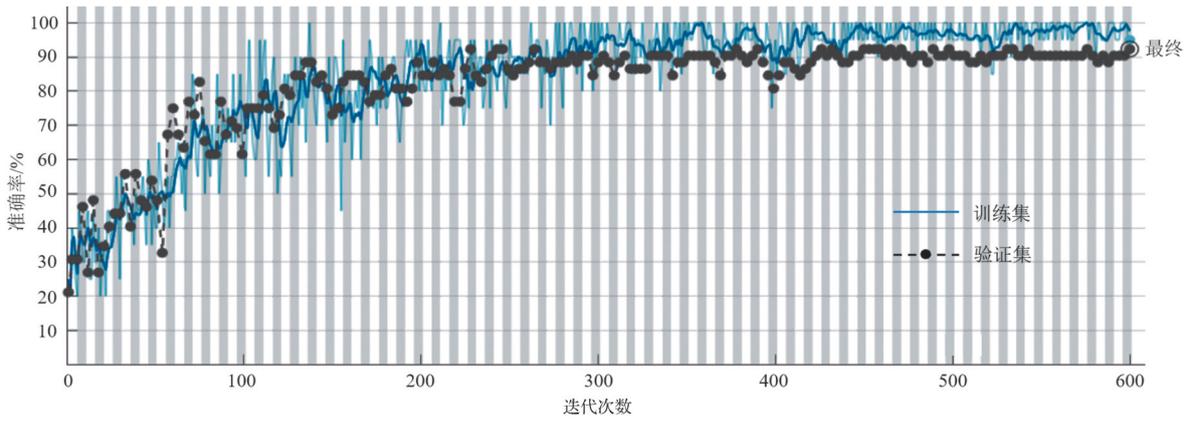


图 13 训练进度

Fig. 13 Training process

		混淆矩阵					
输出类别	I类	13 60.0%	1 1.9%	0 0.0%	0 0.0%	92.9%	7.1%
	II类	0 0.0%	12 23.1%	1 1.9%	0 0.0%	92.3%	7.7%
	III类	0 0.0%	0 0.0%	11 21.2%	1 1.9%	91.7%	8.3%
	IV类	0 0.0%	0 0.0%	1 1.9%	12 23.1%	92.3%	7.7%
	总计	100%	92.3%	84.6%	92.3%	92.3%	7.7%
		I类	II类	III类	IV类		
		标签类别					

图 14 验证集混淆矩阵

Fig. 14 Confusion matrix of the validation dataset

表 6 所示。由于篇幅限制,仅展示在 地震波 record20100613 作用下,结构第 1、4、8 层加速度响应数据(图 15)。

表 6 用于构建测试集的实测响应数据

Table 6 Measured responses for testing datasets

地震波	描述	类别
record20030526	311 地震发生前响应数据	I 类
record20050816	311 地震发生前响应数据	I 类
record20100613	311 地震发生前响应数据	I 类
record20110324	311 地震发生后响应数据	IV 类
record20110407	311 地震发生后响应数据	IV 类

注:根据实际结构情况,311 地震发生前油阻尼器未发生破坏,故为 I 类;311 地震发生后,3 月 24 日及 4 月 7 日油阻尼器还未得到及时修复,故为 IV 类。

图 16 为根据表 6 构建的测试集的训练结果混淆矩阵,在测试集中,深度学习分类器准确识别出了实际结构的损伤情况,测试集上识别准确率为 100%。展现该深度学习分类器良好的泛化能力,验证了该方法在实际结构进行实时损伤识别的有效性。

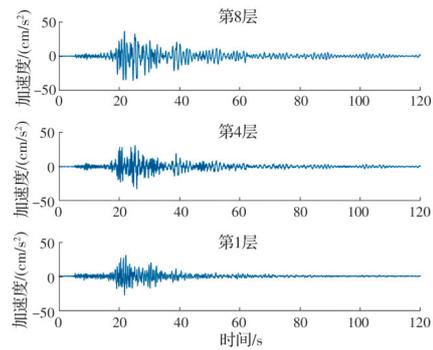


图 15 地震波 record20100613 作用下东西向实测加速度

Fig. 15 Acceleration measurements of east-west under record20100613 earthquake

		混淆矩阵					
输出类别	I类	3 60.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100%	0.0%
	IV类	0 0.0%	2 40.0%	0 0.0%	0 0.0%	100%	0.0%
	II类	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	NaN%	NaN%
	III类	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	NaN%	NaN%
	总计	100%	100%	NaN%	NaN%	100%	0.0%
		I类	IV类	II类	III类		
		目标类别					

图 16 测试集混淆矩阵

Fig. 16 Confusion matrix of the testing dataset

结合实际结构发生的损伤对构建的数字孪生定义 4 种损伤工况,并对 4 种损伤工况下输出的数据集进行基于 IMF 振动传递率函数的数据预处理,处理好的数据集输入到卷积神经网络中进行训练,最终在验证集上识别准确率达 92.3%。通过对未训练过的数据构建测试集,验证了基于 IMF 振动传递率函数的数据预处理方法可以摆脱对激励信息的依赖,深度学习分类器泛化能力良好,将二者结

合可以满足对实际工程损伤识别的需要。

4 结论

数字孪生作为健康监测、故障诊断的新范式,使得工程结构的监测和管理更为主动、可靠、高效。

提出了将数字孪生和深度学习相结合的结构损伤识别方法,并将其应用到土木工程大型结构中。主要结论如下:

1)数字孪生技术可以充分利用物理模型、健康监测传感器数据更新、运行历史等数据,在虚拟空间中实现物理实体结构的映射。利用此技术,可以通过仿真获取物理实体结构不同服役状态的“大”数据。该技术突破了传统基于数据驱动的结构损伤识别方法中数据缺乏的瓶颈,使数字孪生和深度学习的结合更广泛地在实际工程结构损伤识别中的应用成为可能。

2)采用基于IMF的传递率函数构建的深度学习训练集数据可以有效摆脱对激励信息的依赖,适合实际工程应用。以此数据训练好的卷积神经网络鲁棒性良好,面对未知地震激励时仍能给出准确的识别结果。

参考文献

- [1] 李宏男, 李东升. 土木工程结构安全性评估、健康监测及诊断述评[J]. 地震工程与工程振动, 2002, 22(3): 82-90.
- LI H N, LI D S. Safety assessment, health monitoring and damage diagnosis for structures in civil engineering [J]. Earthquake Engineering and Engineering Vibration, 2002, 22(3): 82-90. (in Chinese)
- [2] 朱宏平, 余璟, 张俊兵. 结构损伤动力检测与健康监测研究现状与展望[J]. 工程力学, 2011, 28(2): 1-11, 17.
- ZHU H P, YU J, ZHANG J B. A summary review and advantages of vibration-based damage identification methods in structural health monitoring [J]. Engineering Mechanics, 2011, 28(2): 1-11, 17. (in Chinese)
- [3] ZHAO R, YAN R Q, CHEN Z H, et al. Deep learning and its applications to machine health monitoring [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019, 115: 213-237.
- [4] 邵会辰. 基于改进均匀设计表的损伤识别方法研究及应用[D]. 山东青岛: 青岛理工大学, 2020.
- SHAO H C. Research and application of damage identification method based on improved uniform design table [D]. Qingdao, Shandong: Qingdao Tehcnology University, 2020. (in Chinese)
- [5] 骆勇鹏, 王林堃, 郭旭, 等. 利用单传感器数据基于GAF-CNN的结构损伤识别[J]. 振动测试与诊断, 2022, 42(1): 169-176, 202.
- LUO Y P, WANG L K, GUO X, et al. Structural damage identification using single sensor data based on GAF-CNN [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2022, 42(1): 169-176, 202. (in Chinese)
- [6] DANG H V, RAZA M, NGUYEN T V, et al. Deep learning-based detection of structural damage using time-series data [J]. Structure and Infrastructure Engineering, 2021, 17(11): 1474-1493.
- [7] BOOYSE W, WILKE D N, HEYNS S. Deep digital twins for detection, diagnostics and prognostics [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2020, 140: 106612.
- [8] WAGG D J, WORDEN K, BARTHORPE R J, et al. Digital twins: state-of-the-art and future directions for modeling and simulation in engineering dynamics applications [J]. ASCE-ASME Journal of Risk and Uncertainty in Engineering Systems Part B Mechanical Engineering, 2020, 6(3): 030901.
- [9] RITTO T G, ROCHINHA F A. Digital twin, physics-based model, and machine learning applied to damage detection in structures [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2021, 155: 107614.
- [10] KARVE P M, GUO Y, KAPUSUZOGLU B, et al. Digital twin approach for damage-tolerant mission planning under uncertainty [J]. Engineering Fracture Mechanics, 2020, 225: 106766.
- [11] KAPTEYN M G, KNEZEVIC D J, HUYNH D B P, et al. Data-driven physics-based digital twins via a library of component-based reduced-order models [J]. International Journal for Numerical Methods in Engineering, 2022, 123(13): 2986-3003.
- [12] GARDNER P, BORGOMDAL, RUFFINI V, et al. Towards the development of an operational digital twin [J]. Vibration, 2020, 3(3): 235-265.
- [13] GRIEVES M W. Product lifecycle management: The new paradigm for enterprises [J]. International Journal of Product Development, 2005, 2(1/2): 71.
- [14] XU Y, SUN Y M, LIU X L, et al. A digital-twin-assisted fault diagnosis using deep transfer learning [J]. IEEE Access, 7: 19990-19999.
- [15] 张胜文, 杨凌翻, 程德俊. 数字孪生驱动的离心泵机组故障诊断方法研究[J]. 计算机集成制造系统, 2023, 29(5): 1462-1470.
- ZHANG S W, YANG L H, CHENG D J. Fault diagnosis method of centrifugal pump driven by digital twin [J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2023, 29(5): 1462-1470. (in Chinese)

- [16] JONES D, SNIDER C, NASSEHI A, et al. Characterising the digital twin: A systematic literature review [J]. *CIRP Journal of Manufacturing Science and Technology*, 2020, 29: 36-52.
- [17] 杨朋超, 薛松涛, 谢丽宇. 消能减震建筑结构模态参数识别的贝叶斯方法[J]. *振动工程学报*, 2021, 34(4): 671-679.
YANG P C, XUE S T, XIE L Y. Bayesian modal parameters identification of passively controlled building structures [J]. *Journal of Vibration Engineering*, 2021, 34(4): 671-679. (in Chinese)
- [18] 杨朋超, 薛松涛, 谢丽宇. 结构动力模型的改进直接修正方法及工程应用[J]. *建筑结构学报*, 2021, 42(3): 34-40.
YANG P C, XUE S T, XIE L Y. An improved direct method for dynamic model updating and its practical engineering applications [J]. *Journal of Building Structures*, 2021, 42(3): 34-40. (in Chinese)
- [19] 顾建祖, 郝文峰, 骆英, 等. 基于固有模态函数振动传递率的结构损伤识别[J]. *建筑科学与工程学报*, 2011, 28(1): 27-32.
GU J Z, HAO W F, LUO Y, et al. Structural damage identification based on intrinsic mode function vibration transmissibility [J]. *Journal of Architecture and Civil Engineering*, 2011, 28(1): 27-32. (in Chinese)
- [20] HUANG N, SHEN Z, LONG S, et al. The empirical model decomposition and the hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis [J]. *Proceedings of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 1998, 454(1971): 903-995.

(编辑 胡玲)