

DOI: 10.11835/j.issn.2096-6717.2021.236



桥梁工程大数据 2020 年度研究进展

余传锦, 陈潜, 梁爱霞, 何佳勇

(西南交通大学 土木工程学院, 成都 610031)

摘要: 信息化时代背景下, 大数据在桥梁工程的应用研究成为广泛关注的热点话题。以桥梁健康监测为典型数据收集方式, 获得海量数据, 在数据处理及应用等层面给桥梁工程从业者带来不小挑战。围绕桥梁大数据 2020 年度的研究进展, 回顾了高效存储、异常处理与去冗降噪等数据前处理手段, 并重点关注了损伤识别、状态评估及智能管养等大数据的具体应用, 以此梳理桥梁大数据 2020 年度的相关研究进展, 并总结分析已有的研究成果及未来研究应用的重点难点。

关键词: 桥梁大数据; 前处理; 损伤识别; 状态评估; 智能管养

中图分类号: U446 **文献标志码:** A **文章编号:** 2096-6717(2022)01-0321-06

State-of-the-art review of big data on bridge engineering in 2020

YU Chuanjin, CHEN Qian, LIANG Aixia, HE Jiayong

(School of Civil Engineering, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, P. R. China)

Abstract: Under the background of the information era, the application of big data on bridge engineering has become a hot topic. The massive data obtained from data collection methods like bridge health monitoring have brought great challenges to bridge engineering practitioners in terms of data processing and application. Focusing on the research progress of big data on bridge engineering in 2020, we reviewed data preprocessing methods such as efficient storage, exception handling, redundancy and noise reduction, and focuses on specific applications of big data such as damage identification, condition assessment, and intelligent management. The relevant research progress of big data on bridge engineering in 2020 is sorted out and the existing achievements along with the focuses and difficulties of future research applications are summarized.

Keywords: big data on bridge; preprocessing; damage identification; condition assessment; intelligent management

随着互联网信息技术的蓬勃发展, 各类数据呈爆发式增长, 大数据概念应运而生, 并成为广泛关注的热点话题。大数据不仅指数据体量庞大, 也涵盖数据样式多、处理速度快和价值密度低等基本特征^[1]。从海量数据中高效挖掘隐含的知识和规律, 大数据为桥梁科研工作者与设计从业者提供了有别于传统的信息、智能化的解决方案。

近年来, 健康监测系统等迅猛发展的监测技术为大数据在桥梁工程的应用研究提供了广泛数据来源。以统计学、计算机等学科作为支撑, 交叉桥梁工程分支学科, 桥梁大数据研究围绕数据处理与具体应用展开, 并取得了长足进步。伴随着科技创新的持续深入, 学者们对这一新兴研究领域的关注度也逐步提高。为给今后的相关研究工作提供参考, 笔者从高效存储、异常处理与去冗降噪等数据前处理手段与损伤

识别、状态评估及智能管养等大数据的具体应用, 对 2020 年大数据在桥梁工程中的研究进展进行了总结和展望。

1 大数据的前处理

目前, 新建或正在服役的大型桥梁均增设了长期健康监测系统。一座特大桥上各类传感器每天采集的数据多达几个 GB 到几十 GB, 甚至上百 GB。海量的数据如何存储、异常处理、去冗降噪, 统归于数据前处理范畴, 是桥梁大数据应用面对的首要难题。

为实现桥梁监测传感器网络中海量数据的高效查询, 向阳等^[2]提出了基于 K 线图时间片驱动的滑动窗口数据流处理模型, 同时, 采用 HDFS 分布式存储模型, 解决了海量数据存储问题。与此同时, 为应对“数据孤岛”限制桥梁健康监测

收稿日期: 2021-07-10

基金项目: 国家自然科学基金(52008356); 中国博士后科学基金(2020M683355); 四川省科技计划项目(2021YJ0543); 中央高校基本科研业务费专项资金(2682021CX015)

作者简介: 余传锦(1992-), 男, 博士, 主要从事桥梁风工程和桥上行车安全预警研究, E-mail: ycj@swjtu.edu.cn.

系统传感数据分析和信息共享的效果, Li 等^[3]提出了桥梁结构和健康监测本体模型, 从多个角度实现桥梁结构、自健康管理、传感器及传感数据的细粒度建模, 构建了统一的桥梁语义表示模型。

自然环境下仪器的损坏及故障往往会导致数据缺失、异常。Arul 等^[4]通过 Shapelet 变换表示时间序列, 并结合随机森林算法自动识别桥梁健康监测系统中的数据异常, 其原理如图 1 所示。Ni 等^[5]基于深度学习建立了数据压缩和重构框架, 使得在低压缩比时也能较高精度地恢复数据。Lei 等^[6]基于深度卷积生成对抗网络, 以解决数据的丢失问题。该网络包含一个编解码生成器和一个对抗鉴别器, 可在高丢失率的情况下顺利完成数据重建。Tang 等^[7]将数据恢复任务转化为矩阵优化问题, 提出了基于组稀疏感知的卷积神经网络以应对连续数据丢失的方法。该方法对数据的点状缺

失及片段缺失均能发挥较好效果, 但仍需提升对非平稳信号恢复的准确性。为处理传感器故障而导致的数据缺失, Oh 等^[8]将多个传感器正常状态下采集的结构响应数据有序地作为卷积神经网络的输入和输出。在故障发生时, 通过训练完好的卷积神经网络和其余正常工作的传感器恢复故障点的结构响应。Mao 等^[9]以无监督学习方法为手段, 将生成的对抗网络和自动编码器相结合, 识别某大桥健康监测系统的异常数据, 效果良好。Li 等^[10]采用经验模态分解与长短期记忆深度学习网络相结合恢复缺失信号, 并通过某斜拉桥的实测振动数据验证了该方法具备良好的性能。Xu 等^[11]将损伤检测扩展到异常检测。在异常检测框架下, 采用小波变换和广义帕累托分布进行数据处理, 并提出了两级异常检测方法, 以西墩门桥的跨中挠度为试验数据, 验证了该方法的有效性。

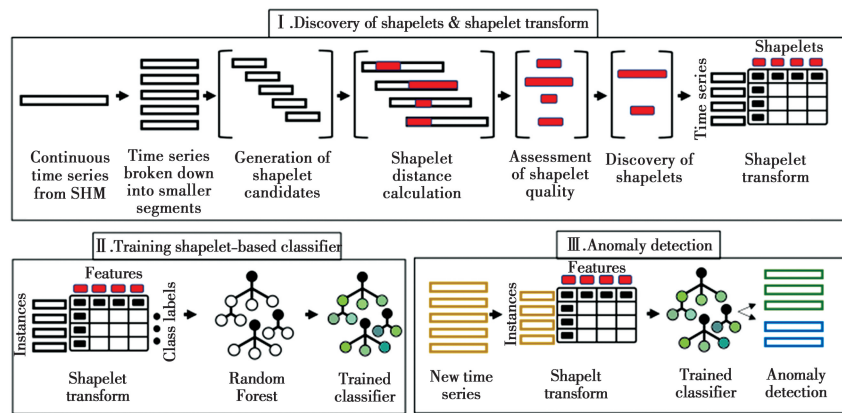


图 1 基于 Shapelet 变换和随机森林的数据异常检测方法^[4]

数据噪声的剔除是数据前处理的必要过程之一。Fan 等^[12]基于残差卷积神经网络建立振动信号去噪方法, 并验证了该方法能有效改善不同类型和水平噪声下的结构振动加速度数据质量。Wang 等^[13]将基于量子遗传算法的自适应随机共振方法应用于桥梁动态变形分析, 考察了其在不同噪声强度下对目标频率的提取效果。

2 大数据的应用

2.1 损伤识别与状态评估

随着运营时间的增长, 桥梁的耐久性和安全问题日益凸显, 对既有桥梁进行科学有效的针对性评估越发重要。通过健康监测系统快速、有效地识别桥梁结构可能出现的损伤及损伤部位与程度, 明晰桥梁健康状态, 是保证桥梁结构安全的基本措施。囿于健康监测系统数据体量大、特征多、关联复杂, 损伤识别精度与效率有待提高。为克服健康监测系统数据量巨大的影响, Entezami 等^[14]采用自回归滑动平均模型对振动响应建模并且提取损伤敏感特征, 再基于散度理论和聚类算法进行特征分类以预测损伤位置。该模型通过天津永和大桥实测数据进行了验证。同样以该桥为工程背景, Daneshvar 等^[15]先利用时间序列模型表征桥梁振动数据, 再将拟合后的振动时程残差输入到高斯混合模型中降维, 最后, 分别通过神经网络和马氏距离甄别数据特征继而确定桥梁状态。Verma 等^[16]针对传感器无线实时传输大量数据的

困难, 通过仅抓取正常状态下桥梁加速度响应的统计值, 并估计其多元高斯分布的概率密度函数模型, 以此实时识别桥梁未知状况下响应数据的异常并判断桥梁的健康状态。

基于健康监测系统的海量数据, 以深度学习实现桥梁结构损伤识别, 是大数据在桥梁工程具体应用的常见手段。Tang 等^[17]拟合了结构加速度的自回归模型, 再利用卷积神经网络提取回归模型系数的特征实现损失识别。试验结果表明, 该方法较传统方法而言, 识别精度高, 泛化能力良好。Dang 等^[18-19]将信号分析手段融入深度卷积神经网络与长短期记忆网络的混合模型, 进而甄别结构加速度时程特征以监测结构运行状态(如图 2 所示)。研究中还分析了该模型的抗噪性能与参数敏感性, 并验证了该模型对计算开销和数据样本数量要求较低, 且可同时进行损伤识别与定位。Li 等^[20]利用光纤陀螺仪传感器获取了斜拉桥缩尺模型的主梁挠度, 并输入到一维卷积神经网络中进行损伤识别。试验表明, 多种损伤模式下, 该模型的识别精度都较高。Gordan 等^[21]将进化算法优化的神经网络用于识别预制板梁桥的结构模态参数, 以完成桥梁损伤程度和位置的识别。为解决深度神经网络监督学习受限于损伤数据样本稀少的问题, Shang 等^[22]发展了深度卷积去噪自动编码器这一无监督深度学习结构, 并用于提取桥梁振动数据特征以达到损伤识别的目的。Zhang 等^[23]根据环境温度与桥梁应变数据的相关性, 将同一路网下应变数据相似的桥梁归类, 并分析同属一

类的所有桥梁应变数据累积分布函数的变化,以定位具有损伤的桥梁。刘晓光^[24]基于长期监测数据,分别引入 ARMA 模型、神经网络及三分之一倍频程谱对桥梁监测数据进行时域和频域分析,从多个角度提出桥梁整体损伤预警指标,实现利用已有健康监测系统对高速铁路大跨度桥梁结构整体状态实时预警。

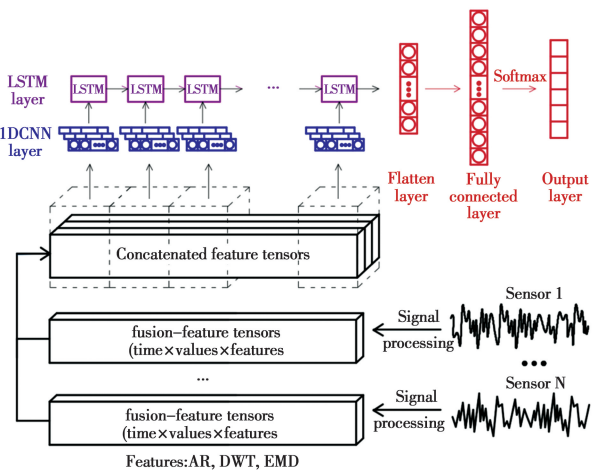


图 2 DCNN-LSTM 模型结构

基于移动车辆实现桥梁结构损伤识别,无需昂贵的传感器并显著降低测试费用和时间,应用广泛。针对四川南溪大桥, Deng 等^[25]将动态称重系统收集的大桥交通负荷数据输入有限元模型中并分析,再利用支持向量机建立疲劳损伤与交通负荷参数之间的回归模型,实现了吊杆疲劳损伤预测。

Locke 等^[26]建立了考虑温度、车速、交通量和路面不平度等变量的车桥耦合系统,并导出不同开裂程度下的桥上车辆响应的频域信号至卷积神经网络,以判别桥梁的损伤状态。Fores-fuentes^[27]利用桥上车辆监控摄像头采集的图像训练卷积神经网络实现桥梁荷载分类,并结合桥梁位移监测数据判别桥梁振动是否异常。周云等^[28]针对现有影响线测量方法在实桥测试的局限与不足,提出了基于大数据与区间仿射算法进行非接触式桥梁结构影响线识别的新方法,综合利用影响线实测理论、区间反演分析、大数据原理、支持向量机分类等技术手段,从不确定的车辆轴重区间输入中识别桥梁结构影响线,并在数值模拟和室内车桥模型试验中获得较好的识别结果。为实现桥上非接触式车辆识别, Zhou 等^[29]利用由 8 624 张车辆图像训练生成的深度卷积神经网络作为桥上车辆类型初筛,并预测已分类车辆的重量,再利用快速区域卷积神经网络和卡尔曼滤波法实现对目标车辆的实时检测和跟踪。该方法(如图 3 所示)的有效性已通过现场试验验证。为分析中小跨径桥梁在运营阶段的承载力, Liang 等^[30]分析了 192 672 台车辆的长度、轴数、总重、轴重和车辆间距等数据的概率分布特征,并通过蒙特卡洛方法生成随机交通流量数据,再利用有限元分析计算不同交通状况下的结构承载力指标。Sjaarda 等^[31]分析了利用动态称重系统收集的大量车辆信息的概率分布函数,通过蒙特卡洛方法模拟交通流量,再以影响线加载的方式获得典型桥梁的最大载荷效应。相应结果可指导相应设计荷载的调整,该方法目前已被用于瑞士高速公路网络。

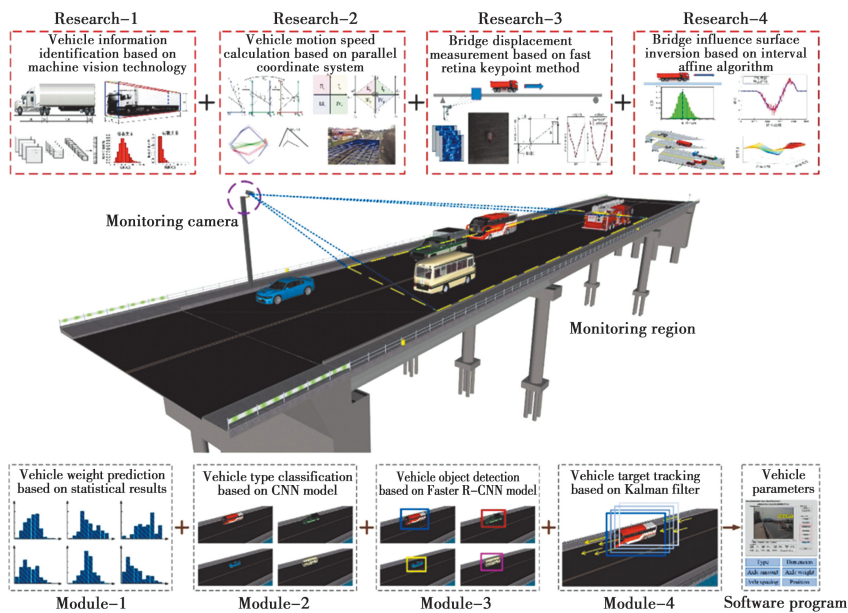


图 3 非接触式车辆识别系统框架^[29]

随着图像识别技术的发展,基于深度学习的新兴桥梁裂缝检测技术竞争力初显。图像的质量与数量是影响裂缝识别精度的关键所在。为提高桥梁裂缝识别精度,刘承飞^[32]首先利用卷积神经网络识别裂纹分割感兴趣区域,以排除非裂纹区域斑点、阴影、水渍和涂鸦等干扰,再利用语义分割神经网络对卷积神经网络获得的裂纹感兴趣区域进行像素级分割,提

取出裂缝长度和宽度等特征。针对复杂背景下难以提取桥梁裂缝的真实细节,贺福强等^[33]提出基于海森矩阵旋转矢量不变性的滤波去噪和局部区域裂缝走势生长方向结合的组合算法。为减弱桥梁裂缝图像受噪声点的干扰, Mohammed 等^[34]利用优化后的 Elman 神经网络提高裂缝的识别精度,试验效果良好。针对传统图像处理算法不能对存在过饱和

像素和随机高强度噪声影响的铁路桥梁裂缝图像有效分类的问题,王纪武等^[35]建立了基于改进 FasterR-CNN+ZF 模型的铁路桥梁裂缝自动分类方法,并对京沪、京大和石太线路中铁路桥梁裂缝图像(共计 49 124 幅图像)开展试验,结果表明,该算法有效识别率优于投影法和支持向量机。

2.2 智能管养

随着计算机网络技术的快速发展,传统的人工养护管理模式逐渐被淘汰。依托桥梁大数据,充分挖掘内在有益信息并加以利用到桥梁管养,发展完善的桥梁养护管理系统,实现桥梁的智能化运维,是未来的趋势。

以青岛市胶州湾跨海大桥为研究对象,朱茂等^[36]分析并挖掘通过永久散射体雷达干涉测得的 2014 年 1 月—2016 年

3 月大桥变形数据。较于传统线性模型和线性-温度模型,研究发现线性-周期模型分析效果最佳。该研究证实了 InSAR 技术具备监测桥梁微小变形的能力,可用于桥梁变形的早期识别与风险管理控制。

Allah 等^[37]运用来自公路部门混凝土公路桥梁的大型检修建议数据集,构建了基于多种机器学习算法的决策程序(如图 4 所示),可用于预测桥梁当前状态和潜在的风险及水平,并推荐合适的维护措施。夏焯等^[38]收集了河北省内若干主线高速公路 2011—2018 年 6 707 座桥梁的检测报告、设计图纸和维修记录等,经数据清洗和集成,形成路网数据库案例。采用统计方法进行数据挖掘,以评估区域桥梁特征,并从中提炼区域桥梁群的共性和退化模式。

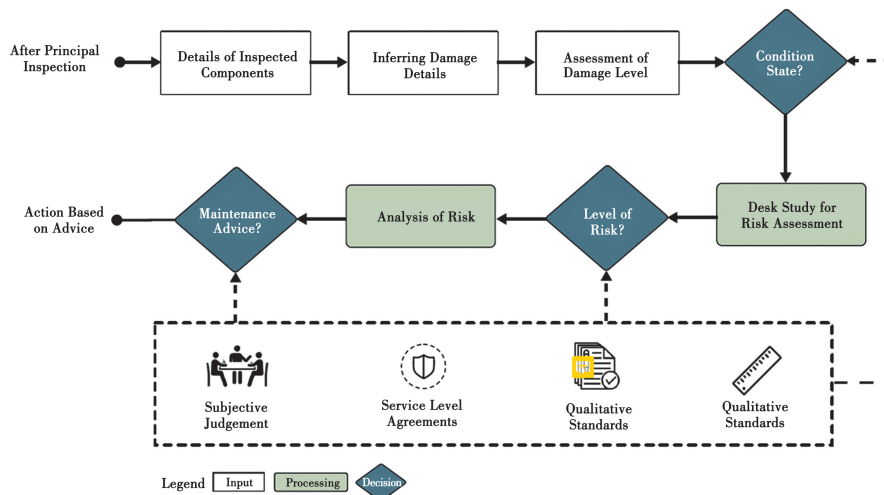


图 4 桥梁维养系统工作流程示意^[37]

以张家庄大桥为工程背景,段晓晨等^[39]构建了工程运营维护成本基础数据库,通过聚类算法挑取相似工程并利用 BP 神经网络建立大桥运营维护成本预测模型,较准确地预测出目标维护工程的运营成本。为评估世界上最长的跨海大桥(港珠澳大桥)的开通给区域经济发展带来的影响,Lin 等^[40]从 610 个高速公路收费站收集了共 140 万张通行费票据样本,提出了结合节点度、交通流量、拓扑和流场理论的结构化评估方法,并得出有益结论。Nili 等^[41]基于离散事件仿真与遗传算法开发了桥梁维护计划决策系统,可帮助用户制定并优化桥梁维养的时间与工序,以尽可能降低对交通的干扰,并节约维护成本。该研究以伊朗西南部 2014 年建成的多座桥梁进行应用说明。为测评大数据背景下桥梁 BIM 智能运维系统的网络安全,Peng 等^[42]利用贝叶斯网络算法评估了桥梁 BIM 智能运维系统的风险值,并以 KDD Cup99 数据集和网络攻击数据进行数值仿真,验证了该方法的有效性。

3 结论与展望

大数据在桥梁工程健康监测、损伤分析、状态评估和智能管养等领域得到了广泛应用。但总体来说,大数据在桥梁工程中的应用还处于初步阶段。由于桥上数据种类多、体量大、来源复杂,数据结构和格式不尽相同,如何建立多源异构大数据融合平台,实现低成本、高容错、可移植的数据存储,

是桥梁工程大数据应用落地的首要要求。以大数据为背景的深度学习研究蓬勃发展,而数据的数量与质量直接影响算法精度。针对桥梁工程,如何有效获取具体问题的样本数据集,是限制大数据应用的一大瓶颈。大数据管理平台汇聚海量数据,加速数据间的流动,提高数据使用效率,开展基于数据挖掘的分析评估实现实时在线预警,是未来研究的重点和难点问题之一。

参考文献:

- [1] 马建光,姜巍. 大数据的概念、特征及其应用[J]. 国防科技, 2013, 34(2): 10-17.
- [2] 向阳,杜君. 桥梁健康监测系统中的大数据分析与研究[J]. 铁路计算机应用, 2020, 29(1): 44-48, 54.
- [3] LI R, MO T J, YANG J X, et al. Ontologies-based domain knowledge modeling and heterogeneous sensor data integration for bridge health monitoring systems [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2021, 17(1): 321-332.
- [4] ARUL M, KAREEM A. Data anomaly detection for structural health monitoring of bridges using shapelet transform [EB/OL]. 2020; arXiv: 2009.00470 [cs.LG]. <https://arxiv.org/abs/2009.00470>

- [5] NI F T, ZHANG J, NOORI M N. Deep learning for data anomaly detection and data compression of a long-span suspension bridge [J]. *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, 2020, 35(7): 685-700.
- [6] LEI X M, SUN L M, XIA Y. Lost data reconstruction for structural health monitoring using deep convolutional generative adversarial networks [J]. *Structural Health Monitoring*, 2020: 147592172095922.
- [7] TANG Z Y, BAO Y Q, LI H. Group sparsity-aware convolutional neural network for continuous missing data recovery of structural health monitoring [J]. *Structural Health Monitoring*, 2020: 147592172093174.
- [8] OH B K, GLISIC B, KIM Y, et al. Convolutional neural network-based data recovery method for structural health monitoring [J]. *Structural Health Monitoring*, 2020, 19(6): 1821-1838.
- [9] MAO J X, WANG H, SPENCER B F. Toward data anomaly detection for automated structural health monitoring: Exploiting generative adversarial nets and autoencoders [J]. *Structural Health Monitoring*, 2020: 147592172092460.
- [10] LI L C, ZHOU H J, LIU H L, et al. A hybrid method coupling empirical mode decomposition and a long short-term memory network to predict missing measured signal data of SHM systems [J]. *Structural Health Monitoring*, 2020: 147592172093281.
- [11] XU X, REN Y, HUANG Q, et al. Anomaly detection for large span bridges during operational phase using structural health monitoring data [J]. *Smart Materials and Structures*, 2020, 29(4): 045029.
- [12] FAN G, LI J, HAO H. Vibration signal denoising for structural health monitoring by residual convolutional neural networks [J]. *Measurement*, 2020, 157: 107651.
- [13] WANG X P, HUANG S X, LI G Q, et al. Adaptive stochastic resonance method based on quantum genetic algorithm and its application in dynamic characteristic identification of bridge GNSS monitoring data [J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 113994-114009.
- [14] ENTEZAMI A, SARMADI H, BEHKAMAL B, et al. Big data analytics and structural health monitoring: A statistical pattern recognition-based approach [J]. *Sensors (Basel, Switzerland)*, 2020, 20(8): 2328.
- [15] DANESHVAR M H, GHARIGHORAN A, ZAREEI S A, et al. Early damage detection under massive data via innovative hybrid methods: Application to a large-scale cable-stayed bridge [J]. *Structure and Infrastructure Engineering*, 2021, 17(7): 902-920.
- [16] VERMA R K, PATTANAIK K K, DISSANAYAKE P B R, et al. Damage detection in bridge structures: An edge computing approach [EB/OL]. 2020.
- [17] TANG Q Z, ZHOU J T, XIN J Z, et al. Autoregressive model-based structural damage identification and localization using convolutional neural networks [J]. *KSCE Journal of Civil Engineering*, 2020, 24(7): 2173-2185.
- [18] DANG H V, TRAN-NGOC H, NGUYEN T V, et al. Data-driven structural health monitoring using feature fusion and hybrid deep learning [J]. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2020, 157(2): 1-17.
- [19] HUNG D V, HUNG H M, ANH P H, et al. Structural damage detection using hybrid deep learning algorithm [J]. *Journal of Science and Technology in Civil Engineering (STCE)-NUCE*, 2020, 14(2): 53-64.
- [20] LI S, ZUO X, LI Z Y, et al. Applying deep learning to continuous bridge deflection detected by fiber optic gyroscope for damage detection [J]. *Sensors*, 2020, 20(3): 911.
- [21] GORDAN M, RAZAK H A, ISMAIL Z, et al. A hybrid ANN-based imperial competitive algorithm methodology for structural damage identification of slab-on-girder bridge using data mining [J]. *Applied Soft Computing*, 2020, 88: 106013.
- [22] SHANG Z Q, SUN L M, XIA Y, et al. Vibration-based damage detection for bridges by deep convolutional denoising autoencoder [J]. *Structural Health Monitoring*, 2020: 147592172094283.
- [23] ZHANG S Y, LIU Y. Damage detection of bridges monitored within one cluster based on the residual between the cumulative distribution functions of strain monitoring data [J]. *Structural Health Monitoring*, 2020, 19(6): 1764-1789.
- [24] 刘晓光. 基于运营性能的高速铁路大跨度桥梁健康管理探讨[J]. *铁道建筑*, 2020, 60(4): 17-22.
- [25] DENG Y, ZHANG M, FENG D M, et al. Predicting fatigue damage of highway suspension bridge hangers using weigh-in-motion data and machine learning [J]. *Structure and Infrastructure Engineering*, 2021, 17(2): 233-248.
- [26] LOCKE W, SYBRANDT J, REDMOND L, et al. Using drive-by health monitoring to detect bridge damage considering environmental and operational effects [J]. *Journal of Sound and Vibration*, 2020, 468: 115088.

- [27] FLORES-FUENTES W. Bridge load classifier based on deep learning for structural displacement correlation [J]. *Programming and Computer Software*, 2020, 46(8): 526-535.
- [28] 周云, 周赛, 裴熠麟, 等. 基于大数据与区间仿射算法的非接触式桥梁结构影响线识别[J]. *地震工程与工程振动*, 2020, 40(3): 20-31.
- [29] ZHOU Y, PEI Y L, LI Z W, et al. Vehicle weight identification system for spatiotemporal load distribution on bridges based on non-contact machine vision technology and deep learning algorithms [J]. *Measurement*, 2020, 159: 107801.
- [30] LIANG Y Z, XIONG F. Measurement-based bearing capacity evaluation for small and medium span bridges [J]. *Measurement*, 2020, 149: 106938.
- [31] SJAARDA M, MEYSTRE T, NUSSBAUMER A, et al. A systematic approach to estimating traffic load effects on bridges using weigh-in-motion data [J]. *Stahlbau*, 2020, 89(7): 585-598.
- [32] 刘承飞. 基于双卷积神经网络的桥梁裂纹实时检测技术研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2020.
- [33] 贺福强, 罗红, 平安, 等. 基于海森矩阵增强与局部裂缝拼接相结合的桥梁裂缝提取算法[J]. *贵州大学学报(自然科学版)*, 2020, 37(3): 69-75.
- [34] MOHAMMED ABDELKADER E, MARZOUK M, ZAYED T. A self-adaptive exhaustive search optimization-based method for restoration of bridge defects images [J]. *International Journal of Machine Learning and Cybernetics*, 2020, 11(8): 1659-1716.
- [35] 王纪武, 鱼鹏飞, 罗海保. 基于改进 Faster R-CNN+ZF 模型的铁路桥梁裂缝分类方法[J]. *北京交通大学学报*, 2020, 44(1): 106-112.
- [36] 朱茂, 沈体雁, 吕凤华, 等. 青岛胶州湾跨海大桥 InSAR 形变数据分解和信息提取[J]. *遥感学报*, 2020, 24(7): 883-893.
- [37] ALLAH BUKHSH Z, STIPANOVIC I, SAEED A, et al. Maintenance intervention predictions using entity-embedding neural networks [J]. *Automation in Construction*, 2020, 116: 103202.
- [38] 夏焯, 雷晓明, 王鹏, 等. 针对网级评估的区域桥梁信息集成与数据挖掘[J]. *哈尔滨工业大学学报*, 2021, 53(3): 66-74.
- [39] 段晓晨, 喇海霞, 胡天明, 等. 桥梁工程运维成本三维非线性智能控制研究[J]. *铁道工程学报*, 2020, 37(9): 102-107.
- [40] LIN P Q, HE Y T, PEI M Y. Data-driven analysis of traffic volume and hub city evolution of cities in the Guangdong-Hong Kong-Macao greater bay area [J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 12043-12056.
- [41] NILI M H, TAGHADDOS H, ZAHRAIE B. Integrating discrete event simulation and genetic algorithm optimization for bridge maintenance planning [J]. *Automation in Construction*, 2021, 122: 103513.
- [42] PENG Y, LIU X R, LI M, et al. Sensing network security prevention measures of BIM smart operation and maintenance system [J]. *Computer Communications*, 2020, 161: 360-367.

(编辑 邓云)