

文章编号:1001-7372(2021)12-0025-21

桥梁健康监测技术研究现状及展望

王凌波^{*1}, 王秋玲², 朱 钊¹, 赵 煜¹

(1. 长安大学 公路学院, 陕西 西安 710064; 2. 长安大学 运输工程学院, 陕西 西安 710064)

摘要:为进一步推进桥梁健康监测技术的发展,保障桥梁运营安全,依据近20年国内外桥梁健康监测(BHM)领域的学术研究现状,总结了BHM在系统及适用性、结构损伤监测算法、监测数据预处理、损伤结构安全预警及数字孪生技术方面取得的最新进展,确定BHM技术目前的研究热点和未来的发展方向。综合分析表明:在BHM系统及适用性方面,研究结构响应参数与健康指标的关联机制,研发长寿命非接触自动采集的智能传感装置,建立针对多源数据采集、传输、存储、分析、评价、预警于一体的自动化、网络化、智能化综合系统是重点研发方向;在结构损伤监测算法方面,设置针对异质场景的不同人工神经网络及修正方法选择建议集,针对多源信息流构建基于数据驱动与模型修正实时交互的多层级耦合智能算法是主要研究热点;在监测数据预处理方面,进一步研发基于深度学习的多源异构数据融合方法,建立复杂环境影响下的损伤结构动态信号提取算法,实现结构监测数据的精准分离是未来研究的热点;在损伤结构安全预警方面,研究重心集中于预警指标和预警体系的建立以及基于可靠度理论与监测数据的常规损伤安全评估,以结构监测数据反映总体力学行为并结合局部损伤的智能检测信息进行服役性能评价是未来的主要发展方向;数字孪生技术在BHM中尚属起步,将数字孪生技术融入多层级复合算法,建立结构多源异构大数据智能融合机制,形成数字联通、实时互动的智能化桥梁运维监测体系是重要发展方向。

关键词:桥梁工程;健康监测;综述;损伤识别;安全预警

中图分类号:U448

文献标志码:A

Current Status and Prospects of Research on Bridge Health Monitoring Technology

WANG Ling-bo^{*1}, WANG Qiu-ling², ZHU Zhao¹, ZHAO Yu¹

(1. School of Highway, Chang'an University, Xi'an 710064, Shaanxi, China; 2. College of Transportation Engineering, Chang'an University, Xi'an 710064, Shaanxi, China)

Abstract: To advance the development of bridge health monitoring (BHM) technology and ensure the safety of bridge operations, the current academic research status was investigated. The latest progress made by BHM in terms of systems and applicability, damage monitoring algorithms, data preprocessing, safety warning, and digital twin technology was reviewed. Then, current areas of active research and future development directions of BHM technology were identified. Comprehensive analysis shows that, in terms of the BHM system and its applicability, the correlation mechanism between structural response parameters and health indicators must be studied, and smart sensor devices with long-life noncontact automatic collection should be developed. Establishing an automated, networked, and intelligent integrated system for

收稿日期:2021-04-07

基金项目:国家自然科学基金项目(51978062);中央高校基本科研业务费专项资金项目(300203211218)

* 作者简介:王凌波(1984-),女,陕西西安人,副教授,工学博士,博士后,E-mail:wanglingbo@chd.edu.cn.

multisource data collection, transmission, storage, analysis, evaluation, and early warning is a key research direction. In terms of structural damage monitoring algorithms, methods of selecting different artificial neural networks and correction methods based on heterogeneous scenes are needed. Meanwhile, the construction of multilevel coupled intelligent algorithms based on data-driven and model correction real-time interaction for multisource information flow is a main focus of research. In terms of monitoring data preprocessing, further research on and development of multi-source heterogeneous data fusion methods based on deep learning are required. Dynamic signal extraction algorithms for damaged structures under the influence of complex environments must be established, and the precise separation of structure monitoring data must be realized. In terms of safety and early warning of damaged structures, early warning indicators and systems should be established to supplement conventional damage safety assessment based on reliability theory and monitoring data. The use of structural monitoring data to reflect overall mechanical behavior, combined with intelligent detection information of local damage for service performance evaluation, is an important development direction. Digital twin technology is still in its infancy in BHM. Integrating digital twin technology into multilevel composite algorithms, establishing a structured multisource heterogeneous big-data intelligent fusion mechanism, developing a digital interconnection, real-time interactive intelligent bridge operation, and maintenance monitoring system, are other important development directions.

Keywords: bridge engineering; BHM; review; damage identification; safety warning

Received 07 Apr. 2021

Funding: National Natural Science Foundation of China (51978062); Fundamental Research Funds for the Central Universities (300203211218)

* Corresponding author. *E-mail address:* wanglingbo@chd.edu.cn.

<https://doi.org/10.19721/j.cnki.1001-7372.2021.12.003>

0 引言

截至 2020 年底,中国已建成公路桥梁 91.28 万座,桥梁总里程达 6.6 万 km。其中苏通长江大桥、南沙大桥、卢浦大桥、港珠澳大桥等代表性桥梁的顺利建设,标志着中国在桥梁设计理论、建造技术及建桥装备方面达到国际领先水平。与此同时,随着桥梁服役年限的增长,服役环境的恶化,维护在役桥梁的结构耐久性、安全性,保障和延长桥梁服役寿命,提升其防灾能力和结构韧性成为当前桥梁工程师面临的主要问题之一^[1]。进行桥梁服役期性能的监测和检测,并制定科学的评估和养护决策,成为当前世界范围内的研究热点^[2]。为保障桥梁的结构安全,中国在吸收引进发达国家基础设施建设和养护经验的基础上,将桥梁健康监测技术应用于桥梁的运营期维护^[3-4]。

桥梁健康监测起步于 20 世纪 80 年代,最初在美国、英国尝试使用,主要用于测量桥梁的应变、位移和温度数据,随后增加风力和结构动力监测内容,

能够在强风速或桥梁振动异常时向管理部门进行安全预警。随着网络技术的发展,监测系统逐步实现了实时监测、同步分析和数据网络共享等目标。

20 世纪 90 年代,中国陆续在上海徐浦大桥、江阴长江大桥、润扬长江大桥、东海大桥、苏通大桥、香港青马大桥等大型控制性工程上组建了不同内容、不同规模的健康监测系统。进入 21 世纪后,桥梁健康监测监测系统规模迅速扩大,2008 年建成的昂船洲大桥集成了前期监测的经验,使用 1 500 个监测设备建成了中国最为完善的健康监测系统之一;2017 年竣工的港珠澳大桥,更是建立了近年来规模最大的桥梁健康监测系统——采用大跨度分布式系统对桥梁的结构振动、索振动、风速风向、倾斜、位移和温湿度等重要信息进行全天候监测。近年来,国内外多所高等院校和科研院所相继投入到大型桥梁健康监测系统的研究及应用行列,并在传感器的优化布设、自动监测的智能控制、实时监测信息的网络共享、损伤识别的自动诊断、桥梁承载能力和结构可靠度分析、桥梁剩余寿命估计等方面^[5]取得一定成果。

桥梁健康监测是一个复杂的系统工程,其中监测设备的精度、结构信号采集及环境干扰、信号处理与分析、结构损伤识别算法等方面的因素均可能引起结构损伤和评价的较大偏差。2020 年上半年,中国两大著名大跨径悬索桥——虎门大桥和舟山西堠门大桥相继发生涡振,引发强烈的社会反响,再度引起桥梁工作者对健康监测技术的思考。

本文聚焦近 20 年桥梁健康监测技术的发展现状,从监测系统及适应性、损伤监测算法、监测数据预处理、损伤结构安全预警及数字孪生技术 5 个方面对该领域的研究进行综述与分析。

1 健康监测系统及适用性

结构健康监测 (Structural Health Monitoring, SHM) 旨在以单位时间步长为间隔,动态监测桥梁在日常运营中的结构状态,收集主梁、桥面板、桥台、主塔、缆索等桥梁重要组成部分的结构力学响应,诊断桥梁局部构件及整体结构的实时健康状态,其工作流程如图 1 所示。

构响应(振动、倾斜、应变、结构沉降、疲劳、开裂等)、结构缺陷(锈蚀等)等内容,具体依桥型及桥位环境不同,监测重点略有不同。总的来说,2005 年以前主要关注运用 GPS 技术结合风速、温度、应变、加速度、位移等测试传感器采集桥梁环境参数及上部结构的力学特性;2005 年以后侧重于结合视频识别技术将监测关注点从桥梁上部结构拓展到上、下部结构,在原有测试内容的基础上增加了对更多环境参数(气压、湿度、雨量)的采集,且随着当代缆索结构的飞速发展,纳入了大量索力监测内容。

健康监测系统中,传感器的匹配和选择尤为重要(表 2)。在实际工程应用中,由于结构累计损伤发展缓慢,结构响应信号随之发生微弱变化,桥梁健康监测系统在选择时应综合考虑监测设备的精度和结构损伤引起的静、动力响应量值进行匹配。当损伤引起的结构静、动力响应与环境噪声、设备测量误差水平相当时,桥梁健康监测系统往往难以获得理想的监测结果^[8-10]。

1.1 传感器优化布置

传感器系统的优良程度决定了获取数据的真实性。为全面掌握桥梁的服役环境和安全状态,并考虑传感器布设的高效性和经济性,部分学者依据监测内容进行了传感器布设的优化研究^[11-12]。

高博等^[13]以模态置信准则为基础,构造了满足传感器优化布置的适应度函数,通过对引力常量 G 中衰减因子 α 的自适应调整,增强引力搜索算法的优化能力,进行传感器布设位置优化。经研究可知,传感器数量的选择对目标函数的精度影响较大,采用改进后的自适应引力算法进行传感器优化布置优于传统遗传算法。刘杰等^[14]应用参数试验法和参数相关性理论,提出并得到一种包含所有单元损伤信息的节点自由度损伤信息指标,针对每个自由度的损伤敏感性排名优化传感器布置方式;并将该方法在满足损伤可识别性的前提下与基于模态可观测性的传感器优化布置方法相结合,可快速得到既满足损伤可识别性又满足模态可观测性的传感器优化布置方案。张笑华等^[15]基于 Pareto 多目标人工鱼群算法,构建与观测模态线性独立性、结构损伤灵敏度和损伤信息冗余性有关的传感器位置多目标优化目标函数,解决结构健康监测中传感器位置多目标优化的问题。该方法与有效独立法及有效独立-平均加速度幅值法相比,其传感器优化布置方案在损伤识别中具有测点分布均匀、获取结构损伤全面、冗余性低、振型独立性抗噪性好等优点。杨康等^[16]

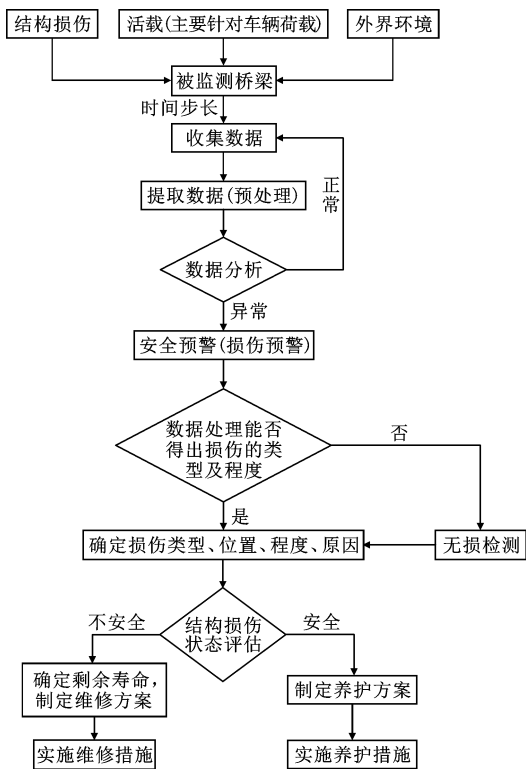


图 1 SHM 分析流程

Fig. 1 Analysis Flow Chart of SHM

通过收集中国已建大跨桥梁健康监测资料^[6-7],统计分析了 35 座桥梁的健康监测内容及传感器布设情况(表 1)可知:健康监测内容包括环境(风、温度、湿度、水位、地基沉降等)、作用(车、人、力等)、结

表 1 中国大跨径桥梁健康监测设备统计						
Table 1 Statistics of Health Monitoring Equipment for Long-span Bridges in China						
编号	桥名	桥型	主跨/m	桥位	年份	传感器类型
1	南京长江一桥	钢桁梁桥	160	江苏	1968	1#,2#,3#,4#,5#,7#,14#
2	滨州黄河大桥	斜拉桥	300	山东	1974	1#,2#,3#,4#,6#,10#
3	铜陵长江大桥	斜拉桥	432	安徽	1995	1#,2#,4#,11#,13#
4	青马大桥	悬索桥	1 377	香港	1997	1#,2#,3#,4#,5#,6#,7#,12#,18#
5	汲水门大桥	斜拉桥	430	香港	1997	1#,2#,3#,4#,5#,6#,7#,12#,18#
6	虎门大桥	悬索桥	888	广东	1997	3#,6#,11#,12#
7	徐浦大桥	斜拉桥	590	上海	1997	2#,3#,4#,7#,12#
8	汀九桥	斜拉桥	475	香港	1998	1#,2#,3#,4#,5#,6#,7#,12#,18#
9	江阴长江大桥	悬索桥	1 385	江苏	1999	1#,2#,3#,4#,5#,6#,9#,10#,13#
10	芜湖长江大桥	斜拉桥	312	安徽	2000	2#,3#,4#,5#,10#,12#
11	南京长江二桥	斜拉桥	628	江苏	2001	1#,2#,3#,4#,7#,9#,13#,16#
12	大佛寺长江大桥	斜拉桥	450	重庆	2001	2#,3#,4#,5#,10#,12#
13	卢浦大桥	拱桥	550	上海	2003	2#,3#,4#,12#
14	钱江四桥	拱桥	190	浙江	2004	1#,2#,3#,4#,9#,13#
15	润扬长江公路大桥南汉桥	悬索桥	1 490	江苏	2005	1#,2#,3#,4#,6#
16	润扬长江公路大桥北汉桥	斜拉桥	406	江苏	2005	1#,2#,3#,4#
17	南京长江三桥	斜拉桥	648	江苏	2005	1#,2#,3#,4#,11#,16#,20#,22#
18	湛江海湾大桥	斜拉桥	480	广东	2006	1#,2#,3#,5#,6#,9#,11#,14#,16#
19	深港西通道	斜拉桥	210	香港	2007	1#,2#,3#,4#,5#,7#,8#,15#,16#,17#,18#
20	苏通大桥	斜拉桥	1 088	江苏	2008	1#,2#,3#,4#,5#,6#,7#,8#,9#,10#,11#,16#,18#
21	昂船洲大桥	斜拉桥	1 018	香港	2008	1#,2#,3#,4#,5#,6#,7#,8#,9#,10#,11#,15#,16#,17#,18#
22	杭州湾跨海大桥	斜拉桥	448	浙江	2008	1#,2#,3#,4#,5#,6#,7#,10#,16#,18#,19#
23	金塘大桥	斜拉桥	620	浙江	2009	1#,2#,3#,4#,7#,10#,11#,16#,19#,20#
24	嘉绍大桥	斜拉桥	428	浙江	2013	1#,2#,3#,4#,5#,6#,7#,8#,11#,16#,17#,18#,19#,21#,22#
25	荆岳长江大桥	斜拉桥	816	湖北	2010	1#,2#,3#,4#,5#,6#,10#,16#,20#
26	果子沟大桥	斜拉桥	330	新疆	2011	1#,2#,3#,4#,5#,6#,8#,11#,16#
27	南京栖霞山长江大桥	悬索桥	1 418	江苏	2012	1#,2#,3#,4#,5#,12#
28	矮寨大桥	悬索桥	1 779	湖南	2012	1#,2#,3#,4#,5#
29	嘉绍大桥	斜拉桥	428	浙江	2013	1#,2#,3#,4#,5#,6#,7#,8#,11#,16#
30	东水门长江大桥	斜拉桥	445	重庆	2014	1#,2#,3#,4#,5#,6#,10#,16#,20#
31	千厮门嘉陵江大桥	斜拉桥	312	重庆	2015	1#,2#,3#,4#,6#,10#,16#,20#
32	普立特大桥	悬索桥	628	云南	2015	1#,2#,3#,4#,5#,12#
33	北盘江大桥	斜拉桥	720	贵州	2016	1#,2#,3#,4#,5#,6#,7#,16#,18#,20#
34	港珠澳大桥	斜拉桥	458	香港、澳门、 广东	2018	1#,2#,3#,4#,5#,6#,14#,15#,16#,22#
35	洪鹤大桥	斜拉桥	500	广东	2020	1#,2#,3#,4#,5#,6#,7#,8#,9#,10#,20#

注:1#表示风速仪;2#表示温度传感器;3#表示应变计;4#表示加速度计;5#表示位移计;6#表示 GPS;7#表示称重系统;8#表示锈蚀传感器;9#表示弹性磁传感器;10#表示光纤传感;11#表示倾斜仪;12#表示水准仪;13#表示全站仪;14#表示地震仪;15#表示气压计;16#表示湿度计;17#表示雨量计;18#表示摄像机;19#表示连通管;20#表示索力仪;21#表示冲刷监测传感器;22#表示压力传感器。

表 2 常用健康监测设备及适用范围^[10]

Table 2 Common Health Monitoring Equipment and Scope of Application^[10]

监测内容	传感器	测试方法	精度/％	感知距离(检测范围)	工作温度/℃
锈蚀	声发射	无接触	±0.1	0.07～40 cm	－65～176
	锈蚀传感器	接触	±0.05	上限为 8.9 cm	－40～60
	光纤传感	接触	±0.02	上限为 50 cm	－40～79
开裂	声发射	无接触	±0.1	0.07～40 cm	－100.6～176
	裂缝计	接触	±0.25～±1	1.3～30 cm	－20～80
	热成像	无接触	±2	0.02～0.07 cm	－40～2 000
位移	光纤传感	接触	±0.02	上限为 30 cm	－40～79
	GPS	无接触	±1.3～±3.6	大于 0.5 cm	－55～65
	接头流量计	接触	±0.25～±1	1.3～30 cm	－20～80
	激光扫描	无接触	±3	上限为 1 m	0～40
	线位移传感器	接触	±0.1～±0.3	±101 cm	－55～70
	线性电位计	接触	±1	±121 cm	－65～105
	图像采集	无接触	±0.2	大于 3 cm	－20～70
疲劳	疲劳传感器	接触			
力	测压元件	接触	±0.05～±1	44.5～889 600 N	－28～93
沉降	沉降计	接触	±0.1～±0.5	0.5～70 m	－20～80
	沉降装置	接触	±0.1	1.5～64 m	－20～80
应变	光纤传感	接触	±0.02	±10 000×10 ^{－6}	－40～79
	箔式应变计	接触	±0.1～±1	±40 000×10 ^{－6}	－270～370
	半导体应变计	接触	±0.25～±1.5	±3 000×10 ^{－6}	－50～150
	振弦式应变计	接触	±0.1～±0.5	±3 000×10 ^{－6}	－28～104
温度	光纤传感	接触	±0.2～±0.5	－40～79 ℃	－40～79
	热电偶	接触	±1～±2	－200～2 600 ℃	－200～2 600
	热成像	无接触	±2	－40～2 000 ℃	－40～2 000
	热敏电阻	接触	±0.15～±0.3	－200～650 ℃	－200～650
倾斜	电容式倾斜仪	接触	±0.5～±2	±0.5°～±50°	－40～85
振动	电容式加速度计	接触	±1	±20 000g	－40～185
	压电式加速度计	接触	±0.02～±1	±80 000g	－40～135
	激光多普勒测振仪	无接触	±0.05～±1	±10 000g	0～40
水位	测压计	接触	±0.1～±0.25	0～149 MPa	－20～80
风	风速仪	接触	±2～±3	0～270 km·h ^{－1}	－550～700

采用猴群算法,应用 Fisher 信息矩阵变化率筛选计算模态振型,以 MAC 准则为目标函数,对双塔 PC 斜拉桥的主梁传感器测点布置进行优化,解决大跨斜拉桥损伤识别的多传感器位置优化问题。经研究表明,随传感器数量的变化,猴群算法计算所得的 MAC 非对角元最大值均明显小于有效独立算法和遗传算法的计算结果,具有精度更高、收敛速度更快的特点。Lin 等^[17]提出了一种面向结构损伤监测的多传感器多目标位置优化方法,引入响应协方差灵敏度和响应独立性 2 个目标函数,采用非支配排序遗传算法进行传感器位置优化。与传统基于 Fisher 信息矩阵的单传感器优化布置方法相比,该方法既能保证对结构损伤的敏感性,又可避免冗余传感器

布置,适用于多类型传感器的联合布置优化。张安安等^[18]将三维传感器 3 个自由度组合成一个独立单元,构建三维模态置信准则,将柯西变异因子和混沌搜索、Levy 飞行策略引入量子粒子群算法中形成一种改进的 IQPSO 算法,解决传感器最优放置的问题。IQPSO 算法与 QPSO 和 PSO 相比可避免传统算法中局部收敛问题,具有收敛速度快、搜索能力强的特点。

已有研究表明,除传统优化方法(有效独立法、模态动能法)外,现代研究已引入部分仿生算法,如退火算法、遗传算法、猴群算法、狼群算法、粒子群算法等^[19],将传感器优化布置推向巨型尺度、超大规模、海量自由度等特征的超级工程中。

然而现有多目标优化函数仅将各单一优化目标做简单数学处理(如相乘组合、对数组合、幂指数组合等),而忽略了各单一目标的量级差异,无法保证传感器位置的优化精度和收敛性。如何从经典传感器优化布置理论中挖掘适合实际问题的优化目标函数,并采用高效、自适应的现代智能优化技术求解,用更符合实际问题的传感器优化布置准则评估,是现代传感器优化布置领域亟待解决的关键瓶颈问题。

1.2 数据采集系统

数据采集系统通过向数据分析中心传送数据,为结构安全评价提供远程监测的实时数据样本。传统的数据采集系统多基于电缆进行传输,这种传输策略耗费时间且安装费用昂贵,但在采集大量数据时可以获得稳定、可靠的传输体验。近年来基于无线传感器网络技术(WSN)的传输方法得到了飞速发展,这种传输策略与传统电缆传输方式相比可以快速安装并独立对各采样数据进行分批预处理,并与智能科技结合后可实现通信链路的自我监控、自适应测量调度等活动。无线传感器网络的数据传输会受到网络信号强度、传输距离及传输带宽的干扰,甚至在恶劣天气下可能出现传输异常的现象,再加上无线传感器网络节点往往由存储式电池进行供电,因此在无线网络节点优化和电源管理方面也有很高的要求。

已有文献表明^[20-21],由现代数据采集系统结合环境参数传感器和力学特性传感器,并搭配无损检测仪等综合设备群集成的混合监测系统,可大幅提高整个监测系统的准确性和可靠性。鉴于传感器布设受结构形式、环境条件及传感器使用寿命等的限制,研究监测内容参数,特别是结构响应参数与结构健康指标的关联机制,研发长寿命非接触式自动采集的智能传感装置是未来的重点发展方向^[22]。

2 健康监测的损伤监测算法

桥梁健康监测系统损伤识别是采用桥梁结构实测的静、动力响应(排除外部环境噪声对力学参数的影响),进行桥梁损伤识别、损伤定位、损伤程度分析、结构总体性能预测的过程^[5]。

桥梁结构损伤监测算法根据数学算法性质可分为基于模型修正的算法和基于非模型修正的算法(又称基于监测数据驱动的算法)。前者通过比较数学模型参数与真实结构测量数据来监测桥梁的健康状态;后者无需建立结构模型,仅通过监测数据实时

分析桥梁的行为来评估桥梁的健康状态。相比而言,前者需要工作人员具有专业的桥梁建模知识,且模型修正计算工作量较大;后者无需建立有限元模型,因此对工作人员的结构基础知识要求较低。本文仅回顾最常用的基于有限元模型修正的算法和基于人工神经网络及其改进的机器学习算法。

2.1 基于模型修正的算法

基于模型修正的损伤识别方法旨在通过比较被监测桥梁的数学模型参数(通常采用有限元建模技术)与传感器在实际结构上的实时监测数据,判断结构的变异性^[23]。近年来,有限元建模技术随着电子计算机的发展而迅速壮大,目前被广泛应用于分析和预测桥梁在不同环境条件下的力学行为。然而在使用有限元模拟实际结构的过程中,需要对许多复杂模型参数(如材料特性、几何特性、边界条件等)进行假设和简化,以满足有限元计算的需求。将有限元模型分析结果与桥梁实际监测数据相结合就发展出一种基于桥梁有限元模型修正的损伤识别技术,通过实测试验数据(如加速度、基频、振型、位移等)提供关于桥梁整体或局部的力学特性参数,修正原始有限元模型中的物理、几何及边界条件,从而使有限元模型计算得出的桥梁力学响应与结构实测力学性能尽可能相似,以提高有限元模型的计算精度,降低建模带来的不确定性,并基于此判断被监测桥梁的损伤状态^[24-26]。

根据有限元质量矩阵、刚度矩阵及阻尼矩阵的修正策略,修正分为局部修正法和全局修正法。前者仅针对有限元模型进行局部物理参数的修正,后者则针对有限元模型的整体质量矩阵和刚度矩阵进行重建。具体的有限元修正方法可细分如图 2 所示。

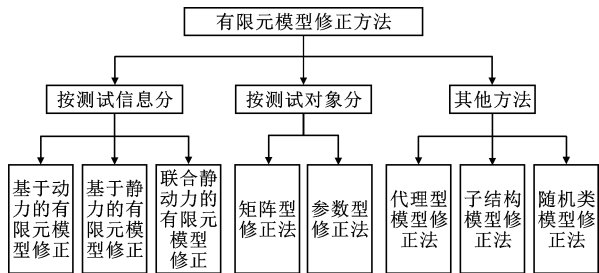


图 2 有限元模型修正方法分类^[27]

Fig. 2 Classification of Finite Element Model Modification Methods^[27]

2.1.1 有限元参数的选择

有限元模型修正的目的是获得优化后与实际结构接近的模型参数,通常采用试验中的固有频率和

模态振型对其进行修正。如果知道准确的桥梁输入激励,也可以采用加速度修正模型,但往往在实际工程中,无法精确知道激励参数,因而此法较少被采用。

有限元参数的修正目标是尽可能缩小计算数据与测量数据间的差异,但模型修正问题是逆运算,无法保证解的存在性、唯一性和稳定性。为避免出现奇异问题,可通过敏感性分析寻找最优模型参数集,以达到参数迭代中快速收敛的目的。

2.1.2 基于有限元模型修正的损伤识别研究

肖祥等^[28]依托某千米级大跨斜拉桥,运用子结构技术建立桥梁整体多尺度有限元模型,基于整体实测频率和局部位移、应变测量数据构建桥梁多尺度指标,证明对于大跨斜拉桥结构采用多尺度模型修正法比传统的单一参数模型修正法具有更高精度和实用性。Xia 等^[29]为解决健康监测中伸缩缝变形的模型修正问题,基于高斯过程元模型,根据实测温度和纵向位移修正结构纵向刚度,该法与传统有限元修正方法相比操作简单且在实际工程应用中可以满足健康监测计算精度的要求。吴桐等^[30]选用桥梁结构损伤前后曲率模态面积差方比作为损伤定位参数,用以识别结构局部刚度损伤;该方法与传统方法相比,可直接通过离散点的位移模态进行一次差分计算而得,减少在传统二次差分过程中出现的误差传递和放大现象;经简支梁桥和自锚式悬索桥室内模型试验证明,采用该损伤单元在实际测点疏密不同的布置条件下均可准确定位结构中不同位置和数量的局部刚度损伤。Fang^[31]采用四阶多项式函数构造响应面模型对桥梁有限元模型进行修正,计算单元损伤前后的模态应变能,得到包含损伤程度和损伤位置信息的单元损伤指标,从而实现对大跨度桥梁结构的损伤检测。仿真结果表明,采用四阶多项式响应面模型修正有限元具有预测精度高的特点,能够真实反映大跨桥梁结构的损伤位置和程度。Sinsamutpadung 等^[32]基于一座钢箱梁桥的外观检测数据,建立了包含混凝土桥面板的全桥有限元模型。该有限元模型通过引入混凝土损伤模型来模拟桥面板底部出现的纵、横向及组合裂缝,进而建立了桥面板混凝土损伤程度与结构挠度、应变间的桥梁监测曲线。研究表明,基于应变测量指数评估结构损伤更加有效。Liu 等^[33]将虚拟变形法(VDM)和超单元技术相结合,针对实体单元提出了基于超单元虚拟变形法的模型修正算法,快速求解损伤桥梁整体与局部修正参数,并在实桥中得到应

用。研究表明,该方法能够在满足计算精度的前提下,以降低结构自由度数量并避免重构刚度矩阵的方式提升模型修正的计算效率,适用于复杂损伤桥梁的有限元精细化建模与修正。Feng 等^[34]提出了一种基于列车荷载作用下桥梁动态位移差的桥梁有限元模型修正法,采用自主研发的远程视觉传感器测量不同车速下列车荷载对小跨径铁路桥的位移响应,建立考虑列车-轨道-桥梁动力相互作用的桥梁有限元模型,推算在役桥梁实际刚度并进行敏感性分析。分析结果表明,由于小跨铁路桥刚度过大,难以从列车荷载作用下的实测桥梁动力响应中提取桥梁模态信息(如固有频率),因此基于模态识别的有限元模型更新方法在此类桥梁中无法使用。翁顺等^[35]总结了近 30 年来有限元模型修正技术的发展,重点阐述了基于子结构有限元模型修正的结构损伤识别方法;通过与传统修正法对比可知,大型土木工程有限元修正工作中,在相同收敛条件、相同计算精度的前提下,子结构有限元模型修正能极大地缩减模型尺寸,提高计算灵敏度。熊文等^[36]以运营阶段常规量测对象索力为跟踪目标,以主梁全区域的刚度退化程度为修正对象,提出了一种基于索力模型修正的斜拉桥主梁损伤识别方法,当有限元索力与实测索力值一致时,根据模型修正后的主梁刚度参数特征,即可定量判断主梁的损伤程度与位置。经验证可知,该方法可大体识别出斜拉桥主梁刚度局部退化区域,损伤识别结果具有较高的可信度。

已有文献研究表明,很多学者根据结构静力或动力实测参数对有限元模型进行了修正且计算结果和实测吻合良好。从所查文献可以看出:

(1)为获得合理的有限元模型与健康监测数据进行对比,部分学者采取室内试验的实测数据对模型进行修正,这些研究均未讨论外界环境或荷载对实测数据带来的影响,此类方法修正后的有限元模型在实际工程应用中是否会因为环境改变发生预警误判仍未可知。

(2)部分学者采用实桥监测数据对模型进行了修正校对,但为了避免已有损伤对结构带来的影响,此类研究往往在新桥监测阶段进行,且论文涉及监测年限较短,虽理论上修正后模型具有损伤预警的可能,但并未看到时间跨度较大、能够追踪损伤发展的损伤判定实例。

(3)修正模型时对修正参数数量和类型的选择是有限元模型修正中最具挑战的方面之一,需要选择最优参数集达到让模型计算结果快速收敛并满足

计算精度的要求。

(4)部分学者采用桥梁静力测试参数作为修正指标,然而在进行故障检测时,通常只有当桥梁的健康状态严重退化时,静力指标才会发生显著变化,应选择对结构损伤敏感的力学指标进行修正与对比,以达到损伤预警的目的。

2.2 基于监测数据驱动的算法

机器学习(ML)是一门多领域交叉学科,涉及概率论、统计学、逼近论、凸分析、算法复杂度理论等多门学科,其算法是人工智能的核心,应用遍及人工智能的各个领域。该算法的基本前提是算法训练,训练后的算法可以根据特定的输入数据预测某一概率区间内的输出值。

人工神经网络法(ANNs)是20世纪80年代以来人工智能领域兴起的研究热点,是当代最强大的机器学习算法之一,也是目前各种神经网络模型的基础。随着ANNs的快速发展,基于监测数据驱动的损伤识别方法更新迅速,此类方法仅依靠桥梁的力学行为变化分析结构安全状态,而不需要建立复杂的桥梁有限元模型,可结合健康监测系统为桥梁管理人员提供简单、快捷的结构实时状态分析结果。ANNs早期已经在核系统^[37]、工业制造过程^[38-39]、石油和天然气系统^[40]、电动汽车制造^[41]等多领域得到广泛认可,近年来在原有基础上又结合卡尔曼滤波法、蜂群算法、贝叶斯算法、大数据和人工智能等多种算法被应用于结构损伤识别中^[42-46]。

2.2.1 数据驱动算法模型

神经网络及改进算法中模型结构的选择是一个重要问题,其中输入神经元的数量没有特定规律,通常依照系统变量的数量来确定。系统输入变量的数量对输出结果影响很大,神经网络在使用中最关注的点之一就是要通过误差算法使隐藏神经元的数量尽可能减少,以便在计算时间成本和计算精度的博弈中求取最优解。

目前已演变出数十种神经网络模型,在桥梁监测领域常用的神经网络根据样本训练策略的不同,可进一步分为前馈神经网络(FFNN)、后向传播神经网络(BPNN)和概率神经网络(PNN)。在此基础上,针对其特点,又发展出各种改进网络模型,如长短期记忆网络(LSTM)、回声状态网络(ESN)、残差网络(ResNet)等。

神经网络及改进方法可以近似成任何函数,但与桥梁模型不直接相关,因此该方法建立的属性模型是一个黑箱模型,并不能代表桥梁的物理结构。

基于神经网络的损伤监测方法只依赖于从桥梁结构上采集到的数据,而不需要建立桥梁有限元模型的专业知识。目前没有选择神经网络最优结构的标准方法,因此在实际工程中需要自行选择合适的神经网络并定义训练数据的最佳算法,以实现训练阶段的快速收敛^[47-48]。

2.2.2 基于监测数据的损伤识别研究

Kaloop等^[49]采用应变测量方法研究了公路钢板梁桥的动力特性(动力加速度、动挠度、频率和阻尼比),设计了基于多项式预测模型和双重滤波方法的变换函数,采用循环过滤方式在时域内消除实时应变测量噪声以预测桥梁的动态行为。研究表明,在短期性能评估中仅监测结构动应变即可准确预测桥梁的动挠度和加速度,以达到降低钢板梁桥短期监测系统成本的目的。Fradelos等^[50]运用近似分析图像技术采用低成本相机采集某人行拱桥的振动信号,根据动挠度信号对结构进行自振频率和阻尼比分析。研究表明,利用非精密摄像机拍摄图像重建柔性桥梁的二维运动学具有可能,但要求控制点移动轨迹在图像上清晰可见,且每个控制点旁应存在定义图像比例的垂直和水平桥梁元素。Gorski等^[51]结合某钢箱梁斜拉桥2d现场实测振动数据,采用随机减量法进行了结构自振频率及阻尼比的识别,结果表明自振频率变异性为1.7%~5.5%,阻尼比变异性在30.1%~92.1%之间。Tan等^[52]基于车桥耦合理论研究公路斜拉桥的模式参数变异性,采用安装了加速度计的车辆通过被测桥梁,提取桥梁模式振型以进行桥梁撞击局部损伤和整体基础冲刷损伤的识别,并给出桥梁损伤评估的计算方法。研究表明,行车速度和测量噪声是影响算法准确性的主要因素。Kildashti等^[53]测试了车辆通过桥梁时的动力信号,并采用车桥耦合理论进行分析,证明仅采用车辆动力采集数据可以判断出斜拉索损伤位置及程度。Wu等^[54]采用桥梁端部的旋转角度和桥梁的模式参数进行叠加,对监测数据进行分析,并在一座斜拉桥上进行了算法验证,证明累积滑移可用来预测桥梁滑动支座的损伤及剩余寿命。Neves等^[55]基于实桥低频及高频振动信号进行了人工神经网络训练,并在多种损伤场景下检验该算法的识别效果。研究表明,相比低频振动,高频振动可有效识别更多的结构损伤信息,应作为工程应用研究的主要方向。包龙生等^[56]将简支梁和连续梁损伤前后的模式数据曲率化后,结合桥梁结构的损伤指标,采用BP神经网络识别结构损伤位置。

研究成果表明,该算法对简支梁和连续梁结构损伤位置识别效果较好,对于结构损伤程度的预测值与真实值拟合程度可达 0.97。项长生等^[57]在广义局部信息熵的基础上引入曲率模态,以广义局部曲率模态信息熵作为 BP 神经网络的输入参数,对结构损伤进行定位及定量。经与一阶曲率模态对比可知,将广义局部曲率模态信息熵作为输入参数能较好的定位、定量简支梁结构损伤,且在靠近振型节点处指标的识别精度高于曲率模态理论。He 等^[58]利用小波包变换对包含车桥耦合振动的原始结构响应信号进行滤波重构,建立了一种基于卷积神经网络和递归图的损伤识别方法。与传统的统计模式识别方法相比,卷积神经网络通过逐层智能学习可以实现更准确的损伤位置和损伤程度识别。Weinstein 等^[59]基于人工神经网络提出了一种通过自动采集交通荷载及结构响应数据以识别结构损伤的方法。测试证明,通过神经网络学习建立的桥梁行为概率模型,对于大多数类型的结构损伤都能有效定位,适用于实时交通荷载下桥梁长期性能的评估。Tan 等^[60]提出了一种基于振动特征和人工神经网络的检测方法,利用神经网络、基于模态应变能的损伤指标和相对模态柔度变化,分区域对某钢-混组合板梁桥结构进行损伤检测。研究结果表明,对组合结构中钢材和混凝土构件采用不同的损伤评价指标,可更准确预测损伤的位置和严重程度。韩宇等^[61]提出一种基于联合卷积神经网络和长短时记忆神经网络模型的诊断方法,提取结构动挠度、动应变拓扑特征,识别结构的损伤位置和损伤程度,诊断准确率可达 87.6%。周建庭等^[62]融合卡尔曼滤波与广义自回归条件异方差进行结构损伤识别,并利用加速锈蚀损伤钢筋混凝土梁动力试验获取的加速度时程数据,对算法的有效性进行验证。与 Kalman-AR 模型相比,本文提出的改进模型能够解释部分非线性特征,弥补 AR 模型忽略数据异方差性所带来的识别误差,提高识别精度。Nick 等^[63]基于应变能损伤判别准则和人工神经网络进行了 3 种弯曲损伤模式下钢梁桥的损伤识别,并结合试验验证了该方法的适用性。Wei 等^[64]介绍了一种基于数据驱动的强化学习框架,并采用斜拉桥算例验证了该方法在结构损伤评价方面的适用性。林阳等^[65]运用蜂群算法进行了桥梁节段风洞试验的信号处理,并验证了该方法在桥梁断面颤振倒数识别中的有效性。Zhang 等^[66]结合江阴长江大桥加速度信号采集数据,采用傅里叶变换进行了斜拉索瞬时拉力分析,并

对分析结果进行验证。Zhang 等^[67]基于贝叶斯随机分位数法进行了 1 088 m 斜拉桥的台风效应分析,研究结果表明该方法能够较好地预测台风作用下结构响应的随机性。Bao 等^[68]综述了基于振动法进行桥梁冲刷深度的研究成果,研究主要集中在采用结构固有频率进行冲刷深度识别上。研究指出土体强度、桩-土及桩-水相互作用是影响冲刷识别的主要因素。Sun 等^[69]结合结构健康监测海量数据处理问题,讨论了大数据和人工智能在桥梁健康监测中的应用场景,指出了深度学习算法在无人机检测及健康监测中的适用性。

已有研究表明,在不受外界环境因素干扰的情况下,经过训练的神经网络理论上能够以较高的准确率识别结构损伤的发生、位置及失效程度;但在实际工程中,不断变化的环境条件(如空气温度、风和交通)会强烈影响桥梁的力学响应,使得神经网络的性能随着采集信号中噪声的增加和桥梁的车辆负载而下降;神经网络的准确性取决于训练时采用的数据,应变、频率、振型比加速度数据更适宜作为神经网络的训练数据,且随着训练数据样本的减少,人工神经网络损伤监测精度下降,虚假预警比例上升;对特定工程需要选择最合适的神经网络进行数据训练,神经网络的选择需要根据待测系统人工进行调整,且神经网络的准确性受损伤发生位置的影响比较显著,在桥梁关键截面监测结果较准确,反之则适用度不高。

2.3 多层级耦合的算法

为了充分发挥各类算法的优势,弥补不足,学者们尝试将不同的算法(如模型修正算法、人工神经网络、遗传算法等)互相耦合^[70],形成新型复合的多层级耦合算法。多层级耦合算法可以在不同的维度处理不同来源的数据,优化模型修正的过程,提升结构安全预测的准确率。

唐煜等^[71]对一刚构体系斜拉桥塔梁结合区建立精细实体元模型和宏观梁单元模型,基于实体元模型的自振模态频率和静载响应转角构造目标函数,采用人工蜂群算法对宏观梁单元模型局部刚度参数进行优化和修正。研究结果表明,使用人工蜂群算法修正桥梁有限元模型局部刚度后,桥梁宏观梁单元模型的静动力学性能较好逼近实体元模型。Shabbir 等^[72]将遗传算法融入到有限元模型修正中,根据斜拉桥有限元模型和传感器提供的模态参数(固有频率和振型)之间的差异,定义了遗传算法目标函数。有限元模型更新后与桥梁实测频率进行

对比,误差小于3%。Qin等^[73]基于一种混合的Kriging模型和遗传算法,根据结构损伤特征快速更新复杂桥梁结构的有限元模型,预测结构动、静力响应并进行验证。结果表明,使用Kriging模型可在确保较好预测精度的基础上降低计算成本,遗传算法可提升获得全局最优解几率,两者在损伤识别中可以配合使用。Xin等^[74]提出一种集成了基于均匀设计的逐步回归模型和基于混沌搜索的智能优化算法的损伤混合识别法。仿真结果表明,混合算法能够准确识别结构的损伤位置和损伤程度。韩庆华等^[75]推导了基于温度诱导应变的结构损伤参数识别公式,利用实测的温度诱导响应值与有限元模型计算的温度诱导响应值构造目标函数,并采用改进的布谷鸟搜索算法对有限元模型中的损伤参数进行更新,从而实现损伤的准确判别。程海根等^[76]提取桥梁关键截面处的竖向加速度时程响应值,将其加速度响应矩阵送入基于非监督式神经网络的堆叠去噪自编码器完成模型训练,进行损伤定位。皇鹏飞等^[77]通过有限元模型对简支梁结构振动进行数值模拟,采用一种基于CNN-LSTM的架构神经网络模型,挖掘测点加速度信号中的损伤位置特征参数,用于识别简支梁损伤位置。

已有研究表明,将基于模型的算法和基于监测数据驱动的算法互相融合,可更有效识别结构的损伤程度,但目前大多数的研究仍针对不考虑外界环境影响的室内模型试验,预测结果仅限于判定结构损伤的存在、位置,损伤程度评判结果不够准确,也没有预测桥梁的未来行为。当实际结构受到环境或荷载因素干扰时,可能出现虚假预警。

由以上分析可以看出,目前无论采用哪种损伤识别算法都能识别出桥梁结构上损伤的存在,判定损伤大体位置,但实践证明绝大多数仍无法直接根据健康监测的静、动力指标推断出损伤的类型、损伤程度,更无法预测在役桥梁的剩余寿命和未来的力学行为。针对此类问题,需要在识别出结构损伤位置的前提下,补充关于结构外观损伤和内部缺陷的无损检测内容,进一步确定结构损伤的类型和程度,为下一步制定管理策略提供支持。本文重点整理健康监测涉及的算法理论,具体数据传输设备、新型传感器及无损检测技术,不在此拓展说明。

3 健康监测的数据预处理

3.1 环境监测研究

由已有研究可知,除损伤识别中普遍关注的结构静、动力响应外,桥位的自然环境(包括温度、湿

度、风、雨量的测试),以及工作环境(如运营荷载的车型、轴重、随机车流的分布特征),也会对桥梁健康监测数据产生重要影响,甚至其影响会超越由结构损伤本身引起的力学特性变化。为了对待监测桥梁结构的安全状态做出更准确的评估,有必要预测和分离监测数据所含总体响应中的环境因素相关信号。为此,大量学者基于室内试验及实桥监测数据进行了环境温度和车辆荷载对桥梁结构的影响研究,并提出了许多剔除采集数据中所含环境噪声的相关算法。

3.1.1 桥位环境参数研究

近年来,学者们针对均匀温度梯度和不均匀温度场条件下,温度变化对桥梁结构的固有频率、弹性模量、结构变形、结构内力和边界条件的变化进行了一系列研究。

Han等^[78]综述了温度效应的分析方法及健康监测中温度数据处理方法,建立了考虑温度影响的结构损伤评估模型,并指出:当前关于温度与结构动力响应相关性的研究大多集中在桥梁的自振频率上,振型、阻尼等其他模态参数由于受试验精度的影响较少采用;温度与静力响应相关性的研究主要集中在桥梁的应变上,对挠度及倾角变化等其他静态参数研究较少。动力参数比静力参数对环境激励的响应更为敏感,随着传感器布局优化和模态分析方法的不断发展,基于动力响应的研究工作可以继续深化。刘扬等^[79]提出基于多层前馈-长短期记忆混合模型的实时评估及预测方法;并利用健康监测系统及有限元法热力耦合构建包含“结构特征、时间特征、环境特征——温度、温度效应”映射的样本库,通过考虑时间权重的均方误差损失函数对样本库数据进行训练、验证、测试,从而给出温度效应实时评估与预测的方法。结果表明,采用BP-LSTM混合模型精度高于单独采用BP网络或LSTM网络,可用于钢-混组合桥面系空间温度场及温度效应实时评估及预测。祝青鑫等^[80]基于主成分分析及自适应神经网络模糊推理系统,以结构健康监测系统长期实测数据为基础,建立桥梁结构温度场与桥梁结构应变响应的复杂非线性关系。结果表明,桥梁结构上、下表面测点温度变化存在明显差异,应考虑桥梁结构温度场变化以精确建立温度与应变响应间的关系模型,准确预测桥梁结构应变响应。王达等^[81]采用热耦合分析法推导了钢-混组合桥面系的竖向温度梯度刚度矩阵,依次计算结构温度梯度效应产生的内力及变形;由某大跨度钢桁加劲梁悬索桥实测

数据分析可知,采用简化温度梯度双线性计算模型,可以在提高计算精度的同时,有效降低计算过程的复杂性。

随着振动测试技术和数据存储方法的进步,基于结构健康监测系统长期数据的温度与结构模态参数的相关性研究越来越广泛。学者们^[82-86]分别在不同形式的钢筋混凝土桥及钢桥上进行了长期监测,研究了温度与结构频率间的相关规律。已有研究表明:学者们均认可温度与结构频率间存在相关性,尤其当环境温度降至 0℃ 以下,这种相关性越发显著。但在温度与频率的具体拟合细节上,学者们仍存有分歧:有学者认为温度升高,结构频率(多为 5 阶以内)均呈下降趋势;有学者认为温度升高会引起低频率降低而高频率攀升的现象;温度与多阶频率(主要是基频)的拟合线形呈直线和曲线变化规律不等。

3.1.2 桥面往复荷载研究

公路桥梁主要承受车辆荷载,关于桥面往复荷载的研究主要包含 2 个方面:①对桥面随机车流的识别技术;②随机车流对桥梁结构产生的力学响应。

(1)随机车流图像识别

为克服桥面称重系统存在的寿命短、养护及维修期中断交通等缺点,部分学者基于试验、实桥监测数据及图像识别技术进行了运营荷载的识别分析。Zhang 等^[87]采用分布式压电传感器采集移动荷载通过桥梁室内模型时的压电信号,结合结构动力测试结果进行分析,研究结果表明该方法可有效监测跨中区段荷载的移动速度及重力。孙宗光等^[84]将桥梁动态称重技术与健康监测相结合,将斜拉桥索力作为观测参数,将 2 916 组数据输入神经网络进行训练,并识别出 50 kN 以上的车辆 463 辆,识别的车速、车重分布与实际接近。Zhou 等^[88]将机器视觉与深度学习相结合,采用卷积神经网络进行了 8 402 个样本的学习,确定了常见的 9 种车型;并采用桥侧摄像机进行随机车流的拍摄,结合深度学习算法进行车流的自动识别,识别精度达到 98.17%。高珍等^[89]基于计算机视觉和图像处理技术,提出一种基于车辆方波脉冲时序图的交通流参数实时检测算法,依据交通监控视频实时监测车流量、车头时距、时间占有率、车辆速度,并进行车辆分类。分析结果表明,该算法能克服雨雪天气、夜晚光线等干扰,快速而准确地进行多车道交通流参数获取,计算负荷小,方法准确率高。符铎砂等^[90]采用计算机视觉技术中的 Canny 算法识别行车视频图

像中的车道边缘线,获取精确的车辆轨迹与车道边缘线的偏移值,实现对车辆换道行为的准确识别。研究表明,不同交通状况下的高速公路换道时间均服从对数正态分布,当车辆在处于低密度交通状况和低行驶速度下换道时,换道时间比其他交通状况和行驶速度组合下的长,而在中、高密度交通状况下车辆的换道时间并不受车辆行驶速度的影响。Yu 等^[91]系统阐述了动态称重技术的发展,讨论了桥梁动态称重的常用算法和典型仪器,提出 BWIM 技术在大跨桥梁上研究较少,相关算法目前大都基于简单桥梁模型展开研究,需进一步探索从称重传感器的应变信号中识别车速和轴距的有效性,并将识别算法扩展到更复杂的桥梁结构。

(2)车辆对结构产生的力学响应^[92]

贺拴海等结合大量桥梁在动荷载及环境激励作用下受迫振动特性和自振特性的现场试验,提出了采用动力测试方法进行结构损伤识别的理论算法;并系统分析了测试内容、测点布置、数据处理及损伤识别方法,相关内容编入中国《公路桥梁荷载试验规程》(JTG/T J21-01—2015)^[93]。贺文字等^[94]以移动荷载激励下的桥梁动力位移-时间曲线面积的差值最小为目标函数,提出一种基于有限元模型修正技术和 L_1 正则化的损伤识别方法。在包含单损伤和双损伤工况的简支梁和连续梁数值算例及移动荷载试验上验证可知,该损伤识别方法能够较准确地识别桥梁单损伤的位置和程度,但随着损伤数目的增多,其有效性有所下降。Zhu 等^[95]提出了一种无基线数据的桥梁结构损伤快速检测方法,根据车辆行驶前后影响呼吸裂缝引起结构刚度变化,致使桥梁频率在短时间出现衰减的原理,识别混凝土桥梁的呼吸裂缝型损伤。由于该法无需基线数据且对布设测点位置不敏感,不仅避免了车辆、温度和边界条件对损伤检测的影响,而且可用于布设少量传感器的桥梁损伤识别。Hu 等^[96]结合悬索桥伸缩缝现场实测变形及结构分析,研究了温度效应及移动荷载激励引起的伸缩缝变形特征,并进行了有限元模型分析验证。Sun 等^[97]基于多尺度有限元模型结合交通流微观模拟方法,提出一种多尺度疲劳损伤预测算法,用于计算车辆荷载作用下新建大跨度钢桥跨尺度疲劳损伤累积。经验证,该方法能够同时预测和可视化桥梁关键构件宏观尺度的疲劳损伤累积和微观尺度的短裂纹演化。Li 等^[98]利用可视化监控系统采集随机车流,通过对比累积位移与磨损准则规定的临界值,对大跨径悬索桥运营期伸缩

缝处滑动支座的磨损状况进行评估。Deng 等^[99]基于桥梁动态称重系统,采用机器学习方法建立了悬索桥吊杆的疲劳损伤模型,并对吊杆进行疲劳评估。该方法避免了吊杆应力的不确定性,对于吊杆疲劳评价具有良好的借鉴意义。

随着可视化设备与图像处理技术的发展,将结构有限元分析软件与图像识别技术相结合,可以从理论上获取不同桥梁结构的力学响应与随机车流的影响规律。当采用桥梁监测数据与理论分析结果进行验证时,由于车辆和温度产生的环境效应往往混在一起难以区分,通常统一作为环境噪声在数据预处理环节打包分离。

3.2 数据预处理算法

桥梁健康监测系统由于测试环境影响,测试信号往往包含环境噪声;且由于传感器性能等因素的干扰,数据缺失及异常数据常存在于健康监测的数据链中。采用合理高效的算法进行数据降噪、缺失数据修复及异常数据处理成为桥梁健康监测数据处理中的重要问题之一。

针对桥梁结构动力测试信号噪声水平高,难以分离结构有效信号的特点,学者们提出了很多解决方案。Zhou 等^[100]提出在进行数据处理前,应对采集的数据进行有效性评价。Wang 等^[101]将小波变换应用于桥梁健康监测的数据降噪处理中,并采用希尔伯特-黄变换进行了结构一阶基频的识别,并在苏通大桥上得到验证。为解决桥梁健康监测中的数据丢失问题,Tang 等^[102]采用稀疏卷积神经网络进行了丢失数据恢复,并采用现场试验进行了丢失数据验证。为解决健康监测海量数据处理问题,Daneshvar 等^[103]提出了采用三阶段数据处理、模型时间序列整理、高斯过程降维及异常值检测等方法进行数据处理。Zhao 等^[83]针对健康监测中多源数据采集问题,采用深度学习回归网络,进行了多源数据的回归分析。Teng 等^[86]针对采用振动信号进行桥梁损伤识别时,由于振动信号采集有限性带来的损伤评价不准确问题,建立了一种基于卷积神经网络的桥梁损伤评估融合决策方法,并采用试验测试结果,验证了该方法的有效性。

综合此类研究可知,数据预处理的方法大体分为 2 种:输入输出法和仅输出的方法。

(1)输入输出法的主要思想是建立环境参数(主要是温度)与结构响应之间的关系模型,并利用该模型对未来的温度监测数据进行进一步的响应分离和预测。其中:回归分析法(RA)简单可行,其分析结

果可以表示为显式公式,但该方法适用于结构线性分析,非线性条件下的数据分离效果较差。与之相比,支持向量机(SVM)法和 ANNs 在理论上可以任意精度逼近任意函数,可准确挖掘非线性条件下温度与结构响应之间的关系。但 SVM 和 ANNs 都属于黑箱模型,并没有明确可依的建模公式,只能根据数据训练提升分离和预测的准确性,因此对其训练采用的响应数据应严格筛查,除限定环境因素外不能受其他因素影响。

(2)仅输出方法的主要思想是将环境影响视为嵌入变量,仅采用结构响应对监测数据进行分离和预测。主成分分析法(PCA)可分离出在许多环境因素(如温度、风速等)作用下的结构响应,但该方法只能分析当前监测的响应,不能预测未来响应的发展,其处理复杂非线性环境效应的能力也有待进一步提高。自联想神经网络(AANN)可以通过非线性主成分分析法(NLPCA)对数据进行分析,训练后的神经网络模型在选择合适的网络拓扑结构后,可用来预测未来的结构响应数据。经验模态分解(EMD)和小波分析都是信号分析方法,均可以从总体响应数据中分离不同周期性和趋势下环境因素引起的响应数据,但这些分析方法仅适用于分析一定采样频率的时间序列响应数据,而不适用于分析低频采样的静态数据。概率方法(如贝叶斯方法)具有很好的应用前景,该方法可以量化数据环境因素的不确定性。

综上所述,数据预处理算法是通过桥梁监测数据进行结构安全评估的基础,针对目前研究进展,需进一步研发基于深度学习的多源异构数据融合方法,实现结构监测的智能评估。当现场监测系统的响应数据受到复杂环境因素共同影响时,可以将上述方法结合使用,发挥各自的优势,以达到数据分离和预测的理想效果。

4 损伤结构安全预警

健康监测的主要目的是对待测结构进行实时监测,对潜在危险信号进行早期预测并发出安全预警,便于管理者及早制定合理的应对策略。根据损伤发生的原因可分为突发损伤预警和常规损伤预警。

4.1 突发损伤预警

桥梁受桥址地理位置及环境气候的影响,可能出现台风、地震等极端天气灾害,对桥梁局部构件造成损害。针对此类由天气原因造成的突发损伤,除在结构上预置监测损伤数据的动静力传感器外,目

前主要通过监测桥梁施工期及运营期的环境数据建立灾害预警系统,通过实测数据与理论分析结果相对比,判断结构在极端环境下的安全状态,进行实时预警。例如,苏延文等^[104]采用风速监测设备,基于风速超前预测方法,建立了桥梁施工期大风预警系统的架构以及预警策略,并成功应用于施工期大风预警中。陈斌等^[105]基于九堡大桥健康监测系统中风速测试装置,对 2012 年台风“海葵”风速风向数据进行了全过程采集,并进行了台风条件下结构的安全分析。港珠澳大桥安装了地震安全监测与评估系统,通过环境振动数据的积累和分析,提取大桥结构特征参数并研究其变化规律,在此基础上建立和修正大桥有限元模型,进行安全预警^[106]。徐一超等^[107]选取伸缩缝位移测值作为报警首选数据源,根据船撞后梁端转角的自振特性,选取了幅值、首个横向 1 阶自振周期峰值以及短时自功率谱密度幅值作为特征设定阈值,通过对江阴长江公路大桥历史数据的仿真分析进行模拟预警。

随着未来全球变暖程度的加剧,极端气候事件(如飓风、热浪、洪涝灾害等)发生概率不断上升,为保证交通网络等关键基础设施的正常运营能力,未来在评估和预测突发性自然环境变化对桥梁安全的影响研究比重会进一步提升。此类研究主要涉及灾害预警系统的网络架构及应急事件处置策略,目前在桥梁监测领域相关文献较少。

4.2 常规损伤预警

从健康监测系统获得桥梁力学响应数据,待提取并分离了环境影响因素的干扰后,可根据实时结构响应数据建立桥梁结构损伤的安全预警系统。

战家旺等^[108]将移动荷载列作用下的结构响应进行离散小波变换,利用小波能量熵对信号突变的敏感性,提出一种基于小波能量熵的桥梁损伤预警方法。将该方法用于某下承式钢桁梁桥损伤预警分析后可知,此法可对钢桁梁桥的损伤位置和损伤程度进行准确预警,具有较强的鲁棒性,其预警效果与损伤程度呈正相关,且测点位置与损伤位置距离越近,损伤预警效果越明显。Ni 等^[109]基于结构健康监测数据,考虑到采集数据的不定性,采用贝叶斯方法和可靠度理论相结合,进行了伸缩缝监测数据的分析,并进行结构预警。郑泓等^[110]基于损伤会导致结构振动响应出现非线性特征的假定,利用马尔科夫状态转移向量自回归模型(MSVAR)隐状态平滑概率,能够反映数据非线性变化的特点,构造信息熵作为损伤预警指标监测结构损伤状态,据此构造

损伤定位向量确定裂缝位置和程度,并以美国洛斯阿拉莫斯实验室三层框架结构的试验数据验证该方法在裂缝类型损伤识别的有效性。结果表明,该方法对宽度较小的裂缝较为敏感,但隐状态个数取值过小会降低损伤预警精度。唐启智等^[111]针对传统损伤识别方法不易区分多损伤状态及难以辨别预测结果可靠性的问题,提出了一种基于自回归模型和高斯过程的损伤识别方法,引入表征损伤位置信息与损伤状态信息的参数 L_1 、 L_2 ,基于 AR 模型残差、系数分别建立了用于定位损伤位置和识别损伤程度的损伤敏感性特征,结合 GP 的分类与回归算法实现多损伤定位及损伤程度的概率输出,并在某钢筋混凝土模型拱的数值仿真算例上进行了验证。结果表明,该方法能够识别多损伤状态,实现损伤预警,且与传统方法相比,基于残差的损伤敏感性特征的识别精度与可靠度更高,抗噪性能更好。Vagnoli 等^[112]基于贝叶斯网络模型进行了桥梁结构整体损伤及裂化程度概率模型的建立及更新。Mousavi 等^[113]基于车桥耦合振动理论分析,针对损伤桥梁采用同步频率及振幅建立了梁体损伤预测分析模型。贺拴海等^[114-115]结合虎门大桥连续刚构桥加固前后长期挠度观测结果及有效预应力实测数据,通过三阶段桥梁长期挠度计算方法,进行了结构长期挠度增长系数的计算与预测。Hou 等^[116]基于一年间监测移动荷载、斜拉索温度、风荷载和斜拉索索力测试结果,进行了斜拉索的可靠性评估。研究表明,斜拉索温度、风荷载和移动荷载服从 β 分布,拉索索力服从对数正态分布,并进一步采用两阶段性能方程进行了斜拉索的可靠性评估。

据已有文献调研可知,目前关于损伤结构安全预警的研究主要集中在预警指标、预警体系的建立以及基于可靠度理论与监测数据的桥梁安全评估方向。预警指标的选取主要通过敏感性分析选定,此类研究目前仍沿袭土木领域的传统做法,结合健康监测数据与结构有限元模型开展研究,该研究方法要求技术人员需具有桥梁结构建模知识和监测数据分析能力,由于运用技术复杂、工作量大,分析结果与实测数据相比往往带有滞后性;损伤结构的可靠度评估方面,无需建立结构模型的贝叶斯信念网络(BBN)近年来得到广泛运用^[117-119],该方法被证明在经过训练后可以和健康监测实时数据相关联,根据系统采集的新数据及时对桥梁健康状态进行评估;但该方法的预测准确度高度依赖于训练过程中专家意见和稳定的结构响应信息,且面对新型数据

出现时应防止过拟合而出现警报延误或虚假预警的情况。

5 桥梁健康监测的数字孪生技术

数字孪生技术是融合可视化模型与物理模型,并实现信息交互、仿真、预测及优化的新型技术。该技术是工业 4.0 时代由信息技术结合工业制造技术发展而来,可实现工业及建筑业的虚拟建造,具备排错性、高精度及可追溯的特点^[120-122]。随着中国桥梁建设领域工业化、智慧化的发展,该技术被引入桥梁工程建造及维养领域,主要应用于桥梁方案设计、构件加工、施工组织、服役期监测、检测及防灾评价中^[123-124]。

为系统梳理数字孪生的技术特点,探索其在桥梁工程中的应用场景,WANG 等^[125]基于数据孪生技术物理模型和视觉模型,研究了基于数据驱动的信息采集、分析、融合及可视化技术。Liu 等^[126]结合工业及交通运输中数字孪生技术的应用现状,指出数字孪生技术中物理模型具有环境感知、动态测量的特征;视觉模型具备在机器学习、数据分析、构件定制方面的优势。Zhuang 等^[127]针对复杂机械工程及土木工程装配期动态数据管理及可追溯性,基于 workflow 原理建立了数据组织及可视化管理方法。在桥梁检测及养护方面,Lu 等^[128]介绍了基于点云扫描的数字孪生技术在混凝土梁、板外形检测中的应用。Ye 等^[129]结合桥梁养护中数字孪生技术模型更新的发展现状,指出模型更新中的病害类型、病害程度不明确及更新模型的低效率,限制了该技术在桥梁养护中的应用,点云技术、机器学习及 IT 技术进行自动模型更新是未来的发展方向。Lu 等^[130]针对服役混凝土桥梁孪生模型建立复杂问题,研究了基于切片自适应的点云扫描技术进行数字孪生模型的快速建立方法。在桥梁监测及防灾评价方面,Jiang 等^[131]结合室内正交异性钢桥面板疲劳试验,基于数字孪生模型更新技术进行了多尺度钢桥面板疲劳可靠性评估。Xu 等^[132]针对香港青马大桥公铁两用桥梁的运营荷载特点,综合考虑风荷载影响,进行了车辆-火车-风耦合作用下的结构疲劳模型建立并进行了疲劳评估,如图 3 所示。Mi 等^[133]采用数字孪生模型与实际工程进行了数据交互,修正了因实际环境与模型环境差异引起的振动信号差别,并建立了预防性养护决策框架。Lin 等^[134]采用数字孪生技术进行了强震作用下大跨斜拉桥的倒塌易损性分析,其中数字模型包含设计模型、线性更新模型

及非线性更新模型,并采用试验进行了模型更新有效性验证,如图 4 所示。

依靠健康监测已有的庞大数据链,采用数字孪生技术,有望实现监测数据与仿真分析模型间的实时修正,在桥梁的生命全周期中形

成动态修正、实时评估及安全预测的全寿命监测、评估、预警系统。既有文献分析表明,数字孪生技术在桥梁健康监测中的应用尚处于起步阶段,随着信息采集系统、各类传感器的蓬勃发展,可将桥梁运营期间面临的环境输入参数和损伤输出数据及时在控制端交汇反馈形成运营维护的智能闭环。但就桥梁健康监测的损伤识别目标而言,由结构损伤产生的动力响应变化数据推断损伤位置及程度是仿真模型逆运算,尤其涉及复杂在役桥梁多损伤情境,会存在影响因素过多、逻辑链条繁杂、运算量巨大及结果不唯一的问题,因此单靠数字孪生实现结构健康监测的全部目标非常困难。研究结构响应参数与健康指标的关联机制,将数字孪生技术、仿真模型修正和神经网络算法进一步结合,研发基于深度学习的结构响应监测、环境监测数据处理,并结合图像处理方法进行结构局部及整体损伤识别的方法,建立结构多源异构大数据智能融合机制,形成数字联通、实时互动的智能化桥梁运维监测体系,成为未来桥梁健康监测系统的发展方向之一。

6 结论与展望

(1)为促进桥梁健康监测在中国的发展及应用,本文从桥梁健康监测系统及适用性、结构损伤监测算法、监测数据预处理、损伤结构安全预警及数字孪生技术方面,系统综述了近 20 年国内外桥梁健康监测技术的研究热点和发展现状。

(2)桥梁健康监测技术已应用于中国多座大跨径桥梁工程中,现有监测设备仍以接触式、埋入式为主,且设备精度、抗环境干扰及使用寿命依旧有待提升。基于远距离及无线传感技术的结构响应监测技术,雷达与视觉相融合的三维智能传感技术,非接触的激光扫描分析技术,图像采集分析技术等长寿命非接触自动采集的智能传感装置,建立结构监测多

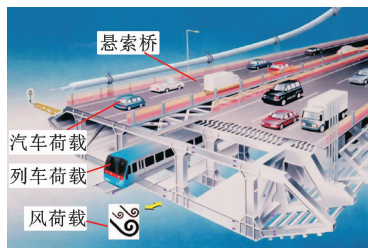


图 3 数字孪生技术在钢桥疲劳评估中的应用^[132]

Fig. 3 Application of Digital Twin Technology in Fatigue Assessment of Steel Bridges^[132]

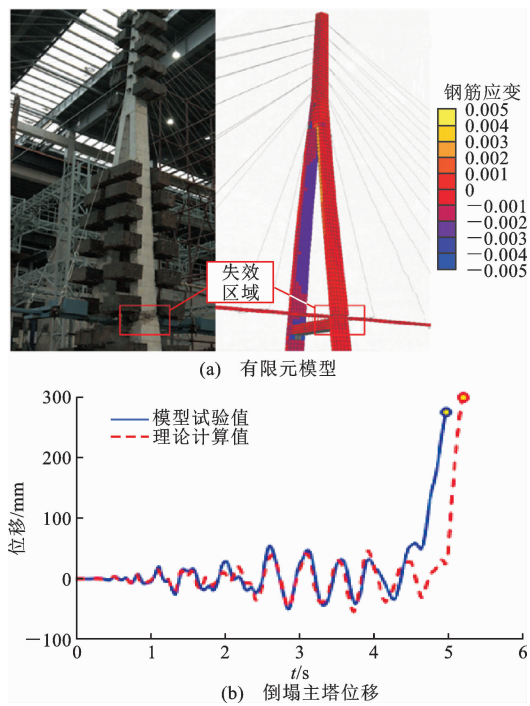


图 4 数字孪生模型桥梁抗震中应用^[134]

Fig. 4 Digital Twin Model Bridge Seismic Application^[134]

源数据采集、传输、存储、分析、评价、预警于一体的自动化、网络化、智能化综合系统是未来的重点研发方向。

(3)由现代数据采集系统结合环境参数传感器和力学特性传感器,并搭配无损检测仪等综合设备群集成的混合监测系统,可大幅提高整个监测系统的准确性和可靠性。而鉴于传感器布设受结构形式、环境条件及传感器使用寿命等的限制,研究监测内容参数,特别是结构响应参数与健康指标的关联机制,研发长寿命非接触自动采集的智能传感装置是未来的重点发展方向。

(4)基于模型修正的损伤识别算法可用于桥梁生命周期的各个阶段,但有限元模型的修正过程专业性极强,工作繁琐且耗时耗力,再加上修正参数的选择可能导致模型出现奇异问题,因此不适用于复杂桥梁结构的连续性健康监测;基于监测数据驱动的人工神经网络及改进方法经充分训练后,能够通过评估测量到的桥梁行为监测其健康状态,适用于桥梁的连续和实时监测。针对多源、多层耦合算法进行研究,设置针对异质场景的不同人工神经网络方法选择建议集,寻找稳定快捷的数据训练算法,构建实测数据与模型修正实时交互的有限元智能修正方法,开发自动监测、诊断、评估于一体的在役桥梁监测算法是未来的研究方向之一。

(5)为了对待监测桥梁结构的安全状态做出准确评估,有必要预测和分离监测数据所含总体响应中由环境因素(包含自然环境和工作环境)引起的相关信号。目前的研究主要针对单一自然环境因素(主要集中在温度)展开分析,忽略了多自然环境因素在复杂工作环境下对结构产生的共存耦合效应。需进一步研发基于深度学习的多源异构数据融合方法,建立复杂环境影响下的损伤结构动态信号提取算法,实现结构监测数据的精准分离是未来研究的热点。

(6)随着未来全球变暖程度的加剧,评估和预测突发性自然环境变化对桥梁安全的影响研究比重会进一步提升。目前世界范围内关于采用桥梁健康监测系统进行突发损伤安全预警的文献较少,主要集中在预警指标和预警体系的建立以及基于可靠度理论与监测数据的常规损伤安全评估方向,且现有系统难以实现对斜拉索、锚头、主缆丝股、螺栓等局部易损构件的有效监测。以桥梁健康监测数据反映结构总体力学行为,并结合局部损伤的智能检测信息进行服役性能评价是未来的主要发展方向。

(7)数字孪生技术在桥梁健康监测中的应用尚处于起步阶段,基于数据驱动与物理模型相融合的结构全寿命周期性能智能评估、预测及预警技术目前仍在探索之中。将数字孪生技术、仿真模型修正和神经网络算法进一步结合,研发基于深度学习的结构响应监测、环境监测数据处理,并结合图像处理方法进行结构局部及整体损伤识别,建立结构多源异构大数据智能融合机制,形成数字联通、实时互动的智能化桥梁运维监测体系成为未来桥梁健康监测系统的发展方向之一。

参考文献:

References:

[1] 张喜刚,田雨,陈艾荣. 多灾害作用下桥梁设计方法研究综述[J]. 中国公路学报,2018,31(9):7-19.
ZHANG Xi-gang, TIAN Yu, CHEN Ai-rong. Review of Bridge Design Method for Multiple Hazards [J]. China Journal of Highway and Transport, 2018, 31 (9): 7-19.

[2] 贺拴海,赵祥模,马建,等. 公路桥梁检测及评价技术综述[J]. 中国公路学报,2017,30(11):63-80.
HE Shuan-hai, ZHAO Xiang-mo, MA Jian, et al. Review of Highway Bridge Inspection and Condition Assessment [J]. China Journal of Highway and Transport, 2017, 30 (11): 63-80.

[3] RIZZO P, ENSHAEIAN A. Bridge Health Monitoring in the United States; A Review [J]. Structural Monitoring and Ma-

- intenance, 2021, 8 (1): 1-50.
- [4] VAGNOLI M, REMENYTE-PRESCOTT R, ANDREWS J. Railway Bridge Structural Health Monitoring and Fault Detection: State-of-the-art Methods and Future Challenges [J]. Structural Health Monitoring-an International Journal, 2018, 17 (4): 971-1007.
- [5] 中国公路学报编辑部. 中国桥梁工程学术研究综述·2021 [J]. 中国公路学报, 2021, 34(2): 1-97.
Editorial Department of *China Journal of Highway and Transport*. Review on China's Bridge Engineering Research·2021 [J]. *China Journal of Highway and Transport*, 2021, 34 (2): 1-97.
- [6] KO J M, NI Y Q. Technology Developments in Structural Health Monitoring of Large-scale Bridges [J]. *Engineering Structures*, 2005, 27: 1715-1725.
- [7] LI H, OU J P. The State of the Art in Structural Health Monitoring of Cable-stayed Bridges [J]. *Journal of Civil Structure Health Monitoring*, 2016, 6: 43-47.
- [8] SARMADI H, YUEN K V. Early Damage Detection by an Innovative Unsupervised Learning Method Based on Kernel Null Space and Peak-over-threshold [J]. *Computer-aided Civil and Infrastructure Engineering*, 2021 (1): 1-18.
- [9] WAHW S L, CHEN Y T, OWEN J S. A Regression-based Damage Detection Method for Structures Subjected to Changing Environmental and Operational Conditions [J]. *Engineering Structures*, 2021, 228: 111462.
- [10] MORENO-GOMEZ A, CARLOS A, DOMINGUEZ-GONZALE A, et al. Sensors Used in Structural Health Monitoring [J]. *Archives of Computational Methods in Engineering*, 2018, 25 (4): 901-918.
- [11] TAN Y, ZHANG L M. Computational Methodologies for Optimal Sensor Placement in Structural Health Monitoring: A Review [J]. *Structural Health Monitoring-an International Journal*, 2020, 19 (4): 1287-1308.
- [12] OSTACHOWICZ W, SOMAN R, MALINOWSKI P. Optimization of Sensor Placement for Structural Health Monitoring: A Review [J]. *Structural Health Monitoring-an International Journal*, 2019, 18 (3): 963-988.
- [13] 高博, 柏智会, 宋宇博. 基于自适应引力算法的桥梁监测传感器优化布置 [J]. *振动与冲击*, 2021, 40(6): 87-92.
GAO Bo, BO Zhi-hui, SONG Yu-bo. Optimal Placement of Sensors in Bridge Monitoring Based on an Adaptive Gravity Search Algorithm [J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2021, 40 (6): 87-92.
- [14] 刘杰, 王海龙, 张志国. 斜拉桥损伤可识别性传感器的优化布置方法 [J]. *西南交通大学学报*, 2018, 53(1): 173-181.
LIU Jie, WANG Hai-long, ZHANG Zhi-guo. Optimum Sensor Placement Method for Cable-stayed Bridges Based on Damage Identifiability [J]. *Journal of Southwest Jiaotong University*, 2011, 53 (1): 173-181.
- [15] 张笑华, 吴圣斌, 方圣恩, 等. 采用 Pareto 人工鱼群算法的结构健康监测传感器位置多目标优化 [J]. *振动工程学报*, 2021 (5): 1-8.
ZHANG Xiao-hua, WU Sheng-bin, FANG Sheng-en, et al. Multi-objective Position Optimization of Structural Health Monitoring Sensor Using Pareto Artificial Fish Swarm Algorithm [J]. *Journal of Vibration Engineering*, 2021 (5): 1-8.
- [16] 杨康, 李铎, 栾守领. 基于猴群算法的斜拉桥测点优化布置研究 [J]. *石家庄铁道大学学报(自然科学版)*, 2019, 32(1): 13-17.
YANG Kang, LI Duo, LUAN Shou-ling. Optimal Sensor Placement for Cable Stayed Bridge Based on Monkey Algorithm [J]. *Journal of Shijiazhuang Tiedao University (Natural Science Edition)*, 2019, 32 (1): 13-17.
- [17] LIN J F, XU Y L, LAW S S. Structural Damage Detection-oriented Multi-type Sensor Placement with Multi-objective Optimization [J]. *Journal of Sound Vibration*, 2018, 422: 568-589.
- [18] 张安安, 吴翔. 基于 IQPSO 的桥梁传感器优化布置 [J]. *计算机应用与软件*, 2021, 38(4): 43-47.
ZHANG An-an, WU Xiang. Optimal Placement of Bridge Sensors Based on IQPSO [J]. *Computer Applications and Software*, 2021, 38 (4): 43-47.
- [19] 杨辰. 结构健康监测的传感器优化布置研究进展与展望 [J]. *振动与冲击*, 2020, 39(17): 82-93.
YANG Chen. Advances and Prospects for Optimal Sensor Placement of Structural Health Monitoring [J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2020, 39 (17): 82-93.
- [20] NOEL A B, ABDAOUI A, ELFOULY T, et al. Structural Health Monitoring Using Wireless Sensor Networks: A Comprehensive Survey [J]. *IEEE Communications Surveys and Tutorials*, 2017, 19 (3): 1403-1423.
- [21] ABDULKAREM M, SAMSUDIN K, ROKHANI F Z, et al. Wireless Sensor Network for Structural Health Monitoring: A Contemporary Review of Technologies, Challenges, and Future Direction [J]. *Structural Health Monitoring-an International Journal*, 2020, 19 (3): 693-735.
- [22] SONY S, LAVENTURE S, SADHU A. A Literature Review of Next-generation Smart Sensing Technology in Structural Health Monitoring [J]. *Structural Control & Health Monitoring*, 2019, 26 (3).
- [23] ALKAYEM N F, CAO M, BAYAT M, et al. Structural Damage Detection Using Finite Element Model Updating With Evolutionary Algorithms: A Survey [J]. *Neural Computing & Applications*, 2018, 30 (2): 389-411.
- [24] SHAHBAZNIA M, MIRZAEI A, DEHKORDI M R. A New Model Updating Procedure for Reliability-based Damage and Load Identification of Railway Bridges [J]. *KSCE Journal of Civil Engineering*, 2020, 24 (3): 890-901.
- [25] SANDA M S, GAURON O, TURCOTTE N, et al. Efficient Finite Elements Model Updating for Damage Detection in Bridges [C] // EVACES. International Conference on Experimental Vibration Analysis for Civil Engineering Structures (EVACES). New York: IEEE, 2018: 293-305.
- [26] SCHOMMER S, KEBIG T, MAAS S. Modeling of a Prestressed Concrete Bridge with 3D Finite Elements for Structural Health Monitoring Using Model Updating Techniques [J]. *International Conference on Noise and Vibration Engineering*

- (ISMA) / International Conference on Uncertainty in Structural Dynamics (USD), 2018 (1): 1607-1620.
- [27] 梁 鹏,李 斌,王秀兰,等.基于桥梁健康监测的有限元模型修正研究现状与发展趋势[J].长安大学学报(自然科学版),2014,34(4):52-61.
LIANG Peng, LI Bin, WANG Xiu-lan, et al. Present Research Status and Development Trend of Finite Element Model Updating Based on Bridge Health Monitoring[J]. Journal of Chang'an University (Natural Science Edition), 2014, 34 (4): 52-61.
- [28] 肖 祥,鄢 宇,何 佳,等.大跨度斜拉桥多尺度有限元模型及其修正[J],华中科技大学学报(自然科学版),2017,45 (6):121-127.
XIAO Xiang, YAN Yu, HE Jia, et al. Multi-scale Finite Element Modelling and Model Updating of Long Span Cable Stayed Bridge[J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2017, 45 (6): 121-127.
- [29] XIA Q, XIA Y, WAN H P, et al. Condition Analysis of Expansion Joints of a Long-span Suspension Bridge Through Metamodel-based Model Updating Considering Thermal Effect[J]. Structural Control & Health Monitoring, 2020, 27 (5) : e2521
- [30] 吴 桐,唐 亮,周志祥.基于曲率模态面积差方比的桥梁结构损伤识别[J].公路交通科技,2021,38(11):59-67.
WU Tong, TANG Liang, ZHOU Zhi-xiang. Identifying Damage of Bridge Structure Based on Curvature Mode Area Difference Square Ratio[J]. Journal of Highway and Transportation Research and Development, 2021, 38 (11): 59-67.
- [31] FANG S. Damage Detection of Long-span Bridge Structure Based on Response Surface Model[J]. Thermal Science, 2020, 24 (3): 1497-1504.
- [32] SINSAMUTPADUNG N, SASAKI E. Strain-based Evaluation of Bridge Monitoring Using Numerical Model Analysis [C] // IEEE. International Conference on Engineering, Applied Sciences and Technology (ICEAST). New York: IEEE, 2019 (1): 012023.
- [33] LIU Y, TAN Z, YANG C. Refined Finite Element Modeling of a Damaged Bridge with Virtual Distortion Method Coupling Solid Superelement[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2017, 93: 559-577.
- [34] FENG D, FENG M Q. Model Updating of Railway Bridge Using in Situ Dynamic Displacement Measurement Under Trainloads[J]. Journal of Bridge Engineering, 2015, 20 (12): 04015019.
- [35] 翁 顺,朱宏平.基于有限元模型修正的土木结构损伤识别方法[J].工程力学,2021,38(3):1-16.
WENG Shun, ZHU Hong-ping. Damage Identification of Civil Structures Based on Finite Element Model Updating[J]. Engineering Mechanics, 2021, 38 (3): 1-16.
- [36] 熊 文,鲁圣弟,席 进,等.基于索力模型修正的斜拉桥主梁损伤识别与验证[J].东南大学学报(自然科学版),2019,49 (3):467-473.
XIONG Wen, LU Sheng-di, XI Jin, et al. Main Girder Damage Detection and Verification of Cable-stayed Bridges Based on Cable Force Model Updating [J]. Journal of Southeast University (Natural Science Edition), 2019, 49 (3): 467-473.
- [37] ZIO E, DI M F. A Data-driven Fuzzy Approach for Predicting the Remaining Useful Life in Dynamic Failure Scenarios of a Nuclear System[J]. Reliability Engineering and System Safety, 2010, 95 (1): 49-57.
- [38] QIN S J. Survey on Data-driven Industrial Process Monitoring and Diagnosis[J]. Annual Reviews in Control, 2012, 36 (2): 220-234.
- [39] YIN S, DING S X, XIE X. A Review on Basic Data-driven Approaches for Industrial Process Monitoring [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2014, 61 (11): 6414-6428.
- [40] GALOTTO L, BRUN A D M, GODOY R B. Data Based Tools for Sensors Continuous Monitoring in Industry Applications [J]. IEEE International Symposium on Industrial Electronics, 2015 (1): 600-605.
- [41] RIGAMONTI M, BARALDI P, ZIO E, et al. Identification of the Degradation State for Condition-Based Maintenance of Insulated Gate Bipolar Transistors: A Self-organizing Map Approach[J]. Microelectronics Reliability, 2016, 14: 48-61.
- [42] 孙利民,尚志强,夏 烨.大数据背景下的桥梁结构健康监测研究现状与展望[J].中国公路学报,2019,32(11):1-20.
SUN Li-min, SHANG Zhi-qiang, XIA Ye. Development and Prospect of Bridge Structural Health Monitoring in the Context of Big Data [J]. China Journal of Highway and Transport, 2019, 32 (11): 1-20.
- [43] 单德山,罗凌晨,李 乔.桥梁健康监测 2019 年度研究进展[J].土木与环境工程学报(中英文),2020,42(5):115-125.
SHAN De-shan, LUO Ling-feng, LI Qiao. State-of-the-art Review of the Bridge Health Monitoring in 2019 [J]. Journal of Civil and Environmental Engineering, 2020, 42 (5): 115-125.
- [44] 邵 帅,周志祥,楚 玺,等.基于全息变形和遗传算法的装配式钢混组合梁损伤识别研究[J].公路工程,2019,44(4):6-12,35.
SHAO Shuai, ZHOU Zhi-xiang, CHU Xi, et al. Damage Identification of Prefabricate Steel-concrete Composite Beam Based on Holographic Deformation and Genetic Algorithm [J]. Highway Engineering, 2019, 44 (4): 6-12, 35.
- [45] NI Y Q, CHEN R. Strain Monitoring Based Bridge Reliability Assessment Using Parametric Bayesian Mixture Model [J]. Engineering Structures, 2021, 226: 111406.
- [46] BISHOP C M. Neural Networks for Pattern Recognition [M]. New York: Clarendon Press-Oxford, Book, 1995.
- [47] 李加武,党嘉敏,吴 拓,等.径向基神经网络用于钢-混 II 型梁原始断面涡振性能的预测[J].振动工程学报,2021,34(1): 1-8.
LI Jia-wu, DANG Jia-min, WU Tuo, et al. Radial Basis Function Networks Used in Prediction of Vortex-induced Vibration of II-Shape Bridge-decks [J]. Journal of Vibration

- Engineering, 2021, 34 (1): 1-8.
- [48] 陈讷郁,葛耀君. 基于人工神经网络的典型桥梁断面气动参数识别[J]. 土木工程学报, 2019, 52(8): 91-97, 128.
CHEN Ne-yu, GE Yao-jun. Aerodynamic Parameter Identification of Typical Bridge Sections Based on Artificial Neural Network [J]. China Civil Engineering Journal, 2019, 52 (8): 91-97, 128.
- [49] KALOOP M R, ELBERTAGI E, HU J W. Estimating the Dynamic Behavior of Highway Steel Plate Girder Bridges Using Real-time Strain Measurements [J]. Applied Sciences, 2020, 10: 4215.
- [50] FRADELOS Y, THALLA O, BILIANI I, et al. Study of Lateral Displacements and the Natural Frequency of a Pedestrian Bridge Using Low-cost Cameras [J]. Sensors, 2020, 20: 1-13.
- [51] GORSKI P, NAPIERAJ M, KONOPKA E. Variability Evaluation of Dynamic Characteristics of Highway Steel Bridge Based on Daily Traffic-induced Vibrations [J]. Measurement, 2020, 164: 108074.
- [52] TAN C, ZHAO H, OBRIEN E J, et al. Extracting Mode Shapes from Drive-by Measurements to Detect Global and Local Damage in Bridges [J]. Structures and Infrastructure Engineering, 2021, 17 (11): 1582-1596.
- [53] KILDASHTI K, ALAMDARI M M, KIM C W, et al. Drive-by-bridge Inspection for Damage Identification in a Cable-stayed Bridge: Numerical Investigations [J]. Engineering Structures, 2020, 223: 110891.
- [54] WU G M, YANG D H, YI T H, et al. Sliding Life Prediction of Sliding Bearings Using Dynamic Monitoring Data of Bridges [J]. Structural Control and Health Monitoring, 2020, 27 (5): e2515.
- [55] NEVES A C, GONZALEZ I, KARROUMI R, et al. The Influence of Frequency Content on the Performance of Artificial Neural Network-based Damage Detection Systems Tested on Numerical and Experimental Bridge Data [J]. Structural Health Monitoring, 2021, 20 (3): 1331-1347.
- [56] 包龙生,曹悦,赵宁,等. BP神经网络和曲率模态理论在桥梁损伤识别中的应用[J]. 沈阳建筑大学学报(自然科学版), 2021, 37(2): 296-302.
BAO Long-sheng, CAO Yue, ZHAO Ning, et al. Application of BP Neural Network and Curvature Mode Theory in Bridge Damage Identification [J]. Journal of Shenyang Jianzhu University (Natural Science), 2021, 37 (2): 296-302.
- [57] 项长生,原宇,周宇. 基于广义局部曲率模态信息熵和BP神经网络的结构损伤识别方法[J]. 兰州理工大学学报, 2021, 47(1): 129-135.
XIANG Chang-sheng, YUAN Zi, ZHOU Yu. Structural Damage Identification Method Based on Local Generalized Curvature Modal Information Entropy and BP Neural Network [J]. Journal of Lanzhou University of Technology, 2021, 47 (1): 129-135.
- [58] HE H X, ZHENG J C, LIAO L C, et al. Damage Identification Based on Convolutional Neural Network and Recurrence Graph for Beam Bridge [J]. Structural Health Monitoring, 2021, 20 (4): 1392-1408.
- [59] WEINSTEIN J C, SANAYEI M, BRENNER B R. Bridge Damage Identification Using Artificial Neural Networks [J]. Journal of Bridge Engineering, 2018, 23 (11): 04018084.
- [60] TAN Z X, THAMBIRATNAM D P. Damage Detection in Steel-concrete Composite Bridge Using Vibration Characteristics and Artificial Neural Network [J]. Structure and Infrastructure Engineering, 2020, 16 (9): 1247-1261.
- [61] 韩宇,李剑,马慧宇,等. 基于CNN-LSTM的桥梁结构损伤诊断方法[J]. 国外电子测量技术, 2021, 40(7): 1-6.
HAN Yu, LI Jian, MA Hui-yu, et al. Bridge Structure Damage Diagnosis Method Based on CNN-LSTM [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2021, 40 (7): 1-6.
- [62] 周建庭,李晓庆,辛景舟,等. 基于Kalman-GARCH模型的结构损伤识别[J]. 振动与冲击, 2020, 39(6): 1-7.
ZHOU Jian-ting, LI Xiao-qing, XIN Jing-zhou, et al. Structural Damage Identification Based on a Kalman-GRACH Model [J]. Journal of Vibration and Shock, 2020, 39 (6): 1-7.
- [63] NICK H, AZJMINEJAD A, HOSSEINI M H, et al. Damage Identification in Steel Girder Bridges Using Strain Energy-based Damage Index Method and Artificial Neural Network [J]. Engineering Failure Analysis, 2021, 119: 105010.
- [64] WEI S, BAO Y, LI H. Optimal Policy for Structure Maintenance: A Deep Reinforcement Learning Framework [J]. Structural Safety, 2020, 83: 101906.
- [65] 林阳,封周权,华旭刚,等. 基于自由振动响应识别桥梁断面颤振倒数的人工蜂群算法[J]. 工程力学, 2020, 37(2): 192-200.
LIN Yang, FENG Zhou-quan, HUA Xu-gang, et al. Artificial Bee Colony Algorithm for Flutter Derivatives Identification of Bridge Decks Using Free Vibration Records [J]. Engineering Mechanics, 2020, 37 (2): 192-200.
- [66] ZHANG X, PENG J, CAO M, et al. Identification of Instantaneous Tension of Bridge Cables from Dynamic Responses: Strict Algorithm and Applications [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2020, 142: 106729.
- [67] ZHANG Y M, WANG H, MAO J X, et al. Probabilistic Framework with Bayesian Optimization for Predicting Typhoon-induced Dynamic Responses of a Long-span Bridge [J]. Journal of Structural Engineering, 2021, 147 (1): 04020297.
- [68] BAO T, LIU Z. Vibration-based Bridge Scour Detection: A Review [J]. Structural Control and Health Monitoring, 2017, 24 (7): e1937.
- [69] SUN L, SHANG Z Q, XIA Y, et al. Review of Bridge Structural Health Monitoring Aided by Big Data and Artificial Intelligence: From Condition Assessment to Damage Detection [J]. Journal of Structural Engineering, 2020, 146 (5): 04020073.
- [70] 黄民水,雷勇志. 基于模态参数的结构损伤识别应用综述[J]. 武汉工程大学学报, 2021, 43(4): 417-427.
HUANG Min-shui, LEI Yong-zhi. Review of Structural Damage Identification Methods Based on Modal Parameters

- [J]. Journal of Wuhan Institute of Technology, 2021, 43 (4): 417-427.
- [71] 唐 煜,岳 杰,华旭刚.基于人工蜂群算法的桥梁有限元模型局部刚度修正[J].铁道科学与工程学报,2021,18(9): 2333-2343.
TANG Yu, YUE Jie, HUA Xun-gang. Local Stiffness Correction for Finite Element Model of Bridge by Employing Artificial Bee Colony Algorithm [J]. Journal of Railway Science and Engineering, 2021, 18 (9): 2333-2343.
- [72] SHABBIR F, OMENZETTER P. Model Updating Using Genetic Algorithms with Sequential Niche Technique [J]. Engineering Structures, 2016, 120: 166-182.
- [73] QIN S Q, ZHOU Y L, CAO H Y, et al. Model Updating in Complex Bridge Structures Using Kriging Model Ensemble with Genetic Algorithm [J]. KSCE Journal of Civil Engineering, 2018, 22 (9): 3567-3578.
- [74] XIN J Z, ZHANG H, ZHOU J T, et al. Damage Identification of Bridge System Based on a Hybrid Algorithm [J]. International Journal of Robotics & Automation, 2019, 34 (2): 104-111.
- [75] 韩庆华,马 乾,徐 杰.基于布谷鸟搜索算法的温度驱动损伤识别方法[J].建筑结构学报,2021,42(增1):473-480.
HAN Qing-hua, MA Qian, XU Jie. Temperature-driven Damage Identification Method Based on Cuckoo Search [J]. Journal of Building Structures, 2021, 42 (S1): 473-480.
- [76] 程海根,胡 晨,姜 勇,等.基于堆叠去噪自编码器的桥梁损伤定位方法研究[J].华东交通大学学报,2020,37(3):37-43.
CHENG Hai-gen, HU Chen, JIANG Yong, et al. Damage Location Identification of Bridge Structures Based on Stacked Denoising Auto-encoder [J]. Journal of East China Jiaotong University, 2020, 37 (3): 37-43.
- [77] 皇鹏飞,高士武,杨晓林.基于CNN-LSTM架构神经网络的桥梁损伤位置识别[J].价值工程,2020,39(5):236-237.
HUANG Peng-fei, GAO Shi-wu, YANG Xiao-lin. Identification of Bridge Damage Location Based on CNN-LSTM Architecture Neural Network [J]. Value Engineering, 2020, 39 (5): 236-237.
- [78] HAN Q, MA Q, XU J, et al. Structural Health Monitoring Research Under Varying Temperature Condition: A Review [J]. Journal of Civil Structural Health Monitoring, 2021, 11: 149-173.
- [79] 刘 扬,向胜涛,王 达.基于BP-LSTM混合模型的钢-混组合桥面系空间温度场及温度效应实时评估及预测[J].土木工程学报,2021,54(11):57-70,78.
LIU Yang, XIANG Sheng-tao, WANG Da. Real-time Evaluation and Prediction of Spatial Temperature Field and Temperature Effect of Steel-concrete Composite Bridge Deck System Based on BP-LSTM Hybrid Model [J]. China Civil Engineering Journal, 2021, 54 (11): 57-70, 78.
- [80] 祝青鑫,王 浩,茅建校,等.基于ANFIS的环境激励下桥梁结构应变响应预测分析[J].中国公路学报,2019,32(11):62-70,117.
ZHU Qing-xin, WANG Hao, MAO Jian-xiao, et al. Prediction of Strain Response of Bridges Under Ambient Excitation Based on Adaptive Network-based Fuzzy Inference System [J]. China Journal of Highway and Transport, 2019, 32 (11): 62-70, 117.
- [81] 王 达,张永健,刘 扬,等.基于健康监测的钢桁加劲梁钢-混组合桥面系竖向温度梯度效应分析[J].中国公路学报,2015,28(11):30-36.
WANG Da, ZHANG Yong-jian, LIU Yang, et al. Vertical Temperature Gradient Effect Analysis of Steel-concrete Composite Deck System on Steel Truss Stiffening Girder with Health Monitoring [J]. China Journal of Highway and Transport, 2015, 28 (11): 30-36.
- [82] ZHOU Y, PEI Y L, ZHOU S, et al. Novel Methodology for Identifying the Weight of Moving Vehicles on Bridges Using Structural Response Pattern Extraction and Deep Learning Algorithms [J]. Measurement, 2021, 168: 108384.
- [83] ZHAO H W, DONG Y L, LI A Q, et al. Digital Modeling on the Nonlinear Mapping Between Multi-source Monitoring Data of In-service Bridges [J]. Structural Control & Health Monitoring, 2020, 27 (11): e2618.
- [84] 孙宗光,陈一飞.基于斜拉桥索力监测的在线车速车重识别[J].振动与冲击,2020,39(17):135-141.
SUN Zong-guang, CHEN Yi-fei. Online Vehicle Speed and Weight Recognition Based on Cable Force Monitoring of Cable-stayed Bridge [J]. Journal of Vibration and Shock, 2020, 39 (17): 135-141.
- [85] 王 浩,李爱群.斜风作用下大跨度桥梁抖振响应时域分析(II):现场实试验证[J].土木工程学报,2009,42(10):82-87.
WANG Hao, LI Ai-qun. Time-domain Analysis on Buffeting Response of Long Span Bridge Under Oblique Winds (II): Field Measurement Validation [J]. China Civil Engineering Journal, 2009, 42 (10): 82-87.
- [86] TENG S, CHEN G F, LIU Z C, et al. Multi-sensor and Decision-level Fusion-based Structural Damage Detection Using a One-dimensional Conventional Neural Network [J]. Sensors, 2021, 21 (12): 3950.
- [87] ZHANG H, ZHOU Y H, QUAN L W. Identification of a Moving Mass on a Beam Bridge Using Piezoelectric Sensor Arrays [J]. Journal of Sound and Vibration, 2020, 491: 115754.
- [88] 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.
- [89] 高 珍,黄钰琳,郑绛宇,等.基于车辆方波脉冲时序图的交通流参数实时检测算法[J].同济大学学报(自然科学版),2020,48(8):1143-1148.
GAO Zhen, HUANG Yu-lin, ZHENG Jiang-yu, et al. Real-time Detection Algorithm of Traffic Flow Parameters Based on Sequence Diagram of Vehicle Square Wave Pulse [J]. Journal of Tongji University (Natural Science), 2020, 48 (8): 1143-1148.

- [90] 符铎砂,胡嘉诚,何石坚.基于交通状况及行驶速度的高速公路换道时间研究[J].公路交通科技,2020,37(4):133-139.
FU Xin-sha, HU Jia-cheng, HE Shi-jian. Study on Expressway Lane-changing Time Based on Traffic Condition and Driving Speed [J]. Journal of Highway and Transportation Research and Development, 2020, 37 (4): 133-139.
- [91] YU Y, CAI C S, DENG L. State of the Art Review on Bridge Weigh-in-motion Technology [J]. Advances in Structural Engineering, 2016, 19 (9): 1514-1530.
- [92] SHOKRAVI H, SHOKRAVI H, BAKHARY N, et al. Vehicle-Assisted Techniques for Health Monitoring of Bridges [J]. Sensors, 2020, 20 (12): 3460.
- [93] JTG/T J21-01—2015,公路桥梁荷载试验规程[S].
JTG/T J21-01—2015, Load Test Methods for Highway Bridge [S].
- [94] 贺文字,武骥元,任伟新.基于车致桥梁响应和 L_1 正则化的损伤识别研究[J].中国公路学报,2021,34(4):61-70.
HE Wen-yu, WU Ji-yuan, REN Wei-xin. Bridge Damage Detection Based on the Moving-vehicle-induced Response and L_1 Regularization [J]. China Journal of Highway and Transport, 2021, 34 (4): 61-70.
- [95] ZHU J, ZHANG Y. Damage Detection for Bridge Structures Under Vehicle Loads Based on Frequency Decay Induced by Breathing Cracks [J]. Structure and Infrastructure Engineering, 2021 (1): 1979601.
- [96] HU J H, WANG L H, SONG X P, et al. Field Monitoring and Response Characteristics of Longitudinal Movements of Expansion Joints in Long-span Suspension Bridges [J]. Measurement, 2020, 162: 107933.
- [97] SUN B, XUN Y L, WANG F Y, et al. Multi-scale Fatigue Damage Prognosis for Long-span Steel Bridges Under Vehicle Loading [J]. Structure and Infrastructure Engineering, 2019, 15 (4): 524-538.
- [98] LI G L, HAN W S, CHEN X, et al. Wear Evaluation on Slide Bearings in Expansion Joints Based on Cumulative Displacement for Long-span Suspension Bridge Under Monitored Traffic Flow [J]. Journal of Performance of Constructed Facilities, 2020, 34 (1): 04019106.
- [99] DENG Y, ZHANG M, FENG DM, 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.
- [100] ZHOU Z, WEGNER L D, SPARLING B F. Data Quality Indicators for Vibration-based Damage Detection and Localization [J]. Engineering Structures, 2021, 230: 111703.
- [101] WANG X, HUANG S, KANG C, et al. Integration of Wavelet Denoising and HHT Applied to the Analysis of Bridge Dynamic Characteristics [J]. Applied Sciences, 2020, 10: 3605.
- [102] TANG Z, BAO Y, LI H. Group Sparsity-aware Convolutional Neural Network for Continuous Missing Data Recovery of Structural Health Monitoring [J]. Structural Health Monitoring, 2020, 20 (4): 1738-1759.
- [103] 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.
- [104] 苏延文,颜永逸,曾永平,等.复杂山区铁路打垮桥梁施工大风监测预警技术[J].铁道标准设计,2020,64:205-207.
SU Yan-wen, YAN Yong-yi, ZENG Yong-ping, et al. Strong Wind Speed Warning System for Railway Bridge Site in Complex Mountainous Areas [J]. Railway Standard Design, 2020, 64: 205-207.
- [105] 陈斌,王旭,孙得璋,等.九堡大桥桥址台风“海葵”近地风特性实测研究[J].桥梁建设,2014,44(4):34-39.
CHEN Bin, WANG Xu, SUN De-zhang, et al. Field Measurement of Near-ground Wind Characteristics of Typhoon Haikui at Site of Jiubao Bridge [J]. Bridge Construction, 2014, 44 (4): 34-39.
- [106] 朱嘉健,赵贤任,王立新,等.港珠澳大桥地震安全监测与评估系统[J].防灾博览,2018(6):18-25.
ZHU Jia-jian, ZHAO Xian-ren, WANG Li-xin, et al. Seismic Safety Monitoring and Evaluation System of the Hong Kong-zhuhai-macao Bridge [J]. Overview of Disaster Prevention, 2018 (6): 18-25.
- [107] 徐一超,张宇峰.基于健康监测系统的桥梁船撞报警指标研究与应用[J].黑龙江交通科技,2020,43(10):104-105,108.
XU Yi-chao, ZHANG Yu-feng. Research and Application of Bridge Ship Collision Alarm Index Based on Health Monitoring System [J]. Communications Science and Technology Heilongjiang, 2020, 43 (10): 104-105, 108.
- [108] 战家旺,闫宇智,张飞,等.基于小波能量熵的铁路简支钢桁梁桥损伤预警方法[J].中国铁道科学,2018,39(3):24-30.
ZHAN Jia-wang, YAN Yu-zhi, ZHANG Fei, et al. Damage Alarming Method for Railway Simply-Supported Steel Truss Girder Bridge Based on Wavelet Energy Entropy [J]. China Academy of Railway Science Corporation Limited, 2018, 39 (3): 24-30.
- [109] NI Y, WANG Y, ZHANG C. A Bayesian Approach for Condition Assessment and Damage Alarm of Bridge Expansion Joints Using Long-term Structural Health Monitoring Data [J]. Engineering Structures, 2020, 212: 110520.
- [110] 郑泓,段忠东,欧进萍.基于MSVAR模型的非线性损伤识别方法[J].工程力学,2021,38(10):34-43,73.
ZHENG Hong, DUAN Zhong-dong, OU Jin-ping. Nonlinear Damage Identification Based on MSVAR Model [J]. Engineering Mechanics, 2021, 38 (10): 34-43, 73.
- [111] 唐启智,辛景舟,周建庭,等.基于AR-GP模型的结构损伤识别方法[J].振动与冲击,2021,40(9):102-109.
TANG Qi-zhi, XIN Jing-zhou, ZHOU Jian-ting, et al. Structural Damage Identification Method Based on AR-GP Model [J]. Journal of Vibration and Shock, 2021, 40 (9): 102-109.
- [112] VAGNOLI M, PRESCOTT R R, ANDRWS J. A Bayesian Belief Network Method for Bridge Deterioration Detection [J]. Journal of Risk and Reliability, 2021, 235 (3): 338-355.

- [113] MOUSAVI M, HOLLOWAY D, OLIVIER J C, et al. Beam Damage Detection Using Synchronisation of Peaks in Instantaneous Frequency and Amplitude of Vibration Data [J]. Measurement, 2021, 168: 108297.
- [114] 贺拴海,李 源,任 伟,等.大跨连续刚构桥长期挠度实测分析及预测 [J].武汉理工大学学报,2014,36(4):113-115.
HE Shuan-hai, LI Yuan, REN Wei, et al. Analysis and Prediction of Long-term Deflection of Large Span Continuous Rigid Bridge [J]. Journal of Wuhan University of Technology, 2014, 36 (4): 113-115.
- [115] 李 源,贺拴海,侯 炜,等.基于结构退化分析的桥梁长期挠度计算 [J].长安大学学报(自然科学版),2014,34(3):54-59.
LI Yuan, HE Shuan-hai, HOU Wei, et al. Bridge Long-term Deformation Based on Structure Degradation [J]. Journal of Chang'an University (Natural Science Edition), 2014, 34 (3): 54-59.
- [116] HOU N, SUN L, CHEN L. Cable Reliability Assessments for Cable-stayed Bridges Using Identified Tension Forces and Monitored Loads [J]. Journal of Bridge Engineering, 2020, 25 (7): 05020003.
- [117] 董 俊,曾永平,陈克坚,等.贝叶斯估计的桥梁结构地震易损性分析 [J].哈尔滨工业大学学报,2021,53(9):88-98.
DONG Jun, ZENG Yong-ping, CHEN Ke-jian, et al. Seismic Vulnerability Analysis of Bridge Structures Using Bayesian Estimation [J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2021, 53 (9): 88-98.
- [118] YAN L, XIE B, LI J. Bayesian Operational Modal Analysis of a Long-span Cable-stayed Sea-crossing Bridge [J]. Journal of Zhejiang University-science A (Applied Physics & Engineering), 2020, 21 (7): 553-564.
- [119] 李 源,贺拴海,侯 炜.基于贝叶斯更新的斜拉桥施工过程索力预测 [J].桥梁建设,2018,48(5):58-63.
LI Yuan, HE Shuan-hai, HOU Wei. Cable Force Prediction in Construction Process of Cable-Stayed Bridge Based on Bayesian Updating [J]. Bridge Construction, 2018, 48 (5): 58-63.
- [120] LI X, WANG L, ZHU C, et al. Framework for Manufacturing-task Semantic Modelling and Manufacturing-resource Recommendation for Digital Twin Shop-floor [J]. Journal of Manufacturing Systems, 2021, 58: 281-292.
- [121] LONDON K, PABLO Z, GU N. Explanatory Defect Causation Model Linking Digital Innovation, Human Error and Quality Improvement in Residential Construction [J]. Automation in Construction, 2021, 123: 103505.
- [122] ALAVI H, FORCADA N, BORTOLINI R, et al. Enhancing Occupants' Comfort Through BIM-based Probabilistic Approach [J]. Automation in Construction, 2021, 123: 103528.
- [123] LIU M, FANG S, DONG H, et al. Review of Digital Twin About Concepts, Technologies, and Industrial Applications [J]. Journal of Manufacturing Systems, 2021, 58: 346-361.
- [124] ROBERTS D, FARD M G. End-to-end Vision-based Detection, Tracking and Activity Analysis of Earthmoving Equipment Filmed at Ground Level [J]. Automation in Construction, 2019, 105: 102811.
- [125] WANG X, WANG Y, TAO F, et al. New Paradigm of Data-Driven Smart Customisation Through Digital Twin [J]. Journal of Manufacturing Systems, 2021, 58: 270-280.
- [126] LIU Z, CHEN W, ZHANG C, et al. Intelligent Scheduling of a Feature-process-machine Tool Supernetwork Based on Digital Twin Workshop [J]. Journal of Manufacturing Systems, 2021, 58: 157-167.
- [127] ZHUANG C, GONG J, LIU J. Digital Twin-based Assembly Data Management and Process Traceability for Complex Products [J]. Journal of Manufacturing Systems, 2021, 58: 118-131.
- [128] LU R, BRILAKIS L. A Benchmarked Framework for Geometric Digital Twinning of Slab and Beam-and-slab Bridges [J]. Proceeding of the Institution of Civil Engineer S- Smart Infrastructures and Construction, 2019 (1): 3-18.
- [129] YE C, KUOK S C, BUTLER L J, et al. Implementing Bridge Model Updating for Operation and Maintenance Purposes: Examination Based on UK Practitioners' Views [J]. Structure and Infrastructure Engineering, 2021 (1): 1914115.
- [130] LU R, BRILAKIS I. Digital Twinning of Existing Reinforced Concrete Bridges from Labelled Point Clusters [J]. Automation in Construction, 2019, 105: 102837.
- [131] JIANG F, DING Y, SONG Y, et al. Digital Twin-driven Framework for Fatigue Life Prediction of Steel Bridges Using a Probabilistic Multiscale Model: Application to Segmental Orthotropic Steel Deck Specimen [J]. Engineering Structures, 2021, 241: 112461.
- [132] XU Y, CHEN Z, XIA Y. Fatigue Assessment of Multi-loading Suspension Bridges Using Continuum Damage Model [J]. International Journal of Fatigue, 2012, 40: 27-35.
- [133] MI S, FENG Y, ZHENG H, et al. Prediction Maintenance Integrated Decision-making Approach Supported by Digital Twin-driven Cooperative Awareness and Interconnection Framework [J]. Journal of Manufacturing Systems, 2021, 58: 329-345.
- [134] LIN K, XU Y L, LU X, et al. Digital Twin-based Collapse Fragility Assessment of a Long-span Cable-stayed Bridge Under Strong Earthquakes [J]. Automation in Construction, 2021, 123: 103547.