

桥梁结构损伤识别技术研究进展

郑子恒

苏州科技大学 土木工程学院 江苏苏州 215000

摘要: 随着我国基础设施建设的迅猛发展,桥梁数量和使用年限显著增长,随之而来的结构老化与损伤问题逐渐加剧。传统损伤检测手段效率低、成本高、主观性强,已难以满足现代桥梁安全运维的需求。近年来,人工智能特别是深度学习技术在结构健康监测领域显示出极大潜力。本文从桥梁结构损伤识别的研究背景出发,系统梳理了传统方法、机器学习方法和深度学习方法的发展过程,旨在为智能桥梁健康监测技术的进一步发展提供参考。

关键词: 损伤识别;深度学习;结构健康监测

引言

桥梁作为连接城市与区域交通的重要基础设施,其安全运行对社会经济发展和人民生命财产安全具有重要意义。随着公路和铁路网络的不断拓展,截至目前,我国在役桥梁数量已超过百万座。然而,受到自然环境侵蚀、交通荷载长期作用及材料性能退化等因素影响,桥梁结构在使用过程中不可避免地出现各种损伤。近年来发生的多起桥梁坍塌事故,均表明现有监测与识别技术存在滞后性与准确率不足等问题。

本综述旨在系统总结桥梁健康监测技术的研究进展,揭示各种技术方法在不同时间的不足之处,为构建监测方法提供理论依据与方法支持。

一、结构损伤识别方法发展概述

结构损伤识别(SDI)是结构健康监测的重要组成部分,通过监测和分析结构状态以识别损伤。SDI起源于20世纪70年代,随着计算机与传感器技术的发展,逐渐成为独立研究领域。早期,SDI主要依赖目测探伤,人工检查结构表面裂缝与腐蚀等缺陷,尽管简单直观,但难以发现微小早期损伤。随后,研究转向频率域分析和模式识别,通过结构振动响应分析频率响应函数(FRF)的变化实现损伤检测。Kim和Melhem便提出基于FRF变化识别潜在损伤的方法,为早期检测奠定理论基础^[1]。

随着计算机发展,有限元模型(FEM)被广泛应用。Doebbling等通过模态参数变化识别结构损伤并验证其有效性。这一阶段以模态分析为主。进入21世纪,基于振动信号的方法快速发展。Lynch等提出了基于无线传感器网络的实时监测系统,实现结构振动响应的实时分析与损伤识别。随后,信号处理技术被引入SDI。Yang将小波变换与独立分量分析结合,将振动信号转化为小波域,并通过盲源分离揭示损伤特征,显著提升了识别效果。近年来,人工智能和大数据推动了数据驱动方法的兴起。Resende等利用卷积神经网络(CNN)分析结构位移图像,实现梁结构的高效损伤定位与量化。深度学习在处理大规模数据和提取复杂特征方面展现出巨大潜力。SDI技术已从目测检查发展到结合信号处理与人工智能的智能识别阶段,显著提升了识别效率与精度。

二、传统方法在结构损伤识别中的应用

结构损伤识别的研究起源较早,最初多采用基于物理原理的传统方法来检测和识别损伤。这些方法主要包括模态分析、频率响应分析等,旨在通过测量结构动力学特性或物理量的变化,评估损伤的存在及其程度。

模态分析是结构损伤识别中最为经典的手段之一,利用模态分析能够较为有效地检测结构是否存在损伤以及损伤的程度。Doebbling等人^[2]通过实验表明,模态频率的变化可以反映结构刚度的变化,这为损伤识别提供了理论依据。此外,王研^[3]提出了一种基于模态频率变化的桥梁损伤识别方法,通过实验和有限元模拟分析了损伤前后固有频率的变化,对不同程度的损伤进行了对比分析。赵海云^[4]基于模态参数提出了一种多等级模态参数识别方法对桥梁结构损伤进行诊断,并利用南京长江

作者简介: 郑子恒(1998-11),男,汉安徽合肥人。2021年毕业于河海大学文天学院,获工程管理专业管理学学士学位。2022年考入苏州科技大学土木工程学院,攻读土木水利(桥隧)专业,主要研究方向为桥梁健康监测。

三桥进行工程验证,证明了所提出的桥梁多等级模态参数识别方法能够有效作用于实际工程当中。模态分析具有明确的物理意义,适用于桥梁、大跨度建筑等结构的损伤检测,但其对环境干扰和噪声较为敏感,且需要大量的传感器布置和精确的模态测试。

振动信号分析在结构损伤识别中同样具有重要地位,包括频域分析、时域分析和时频分析等方法。Curadelli^[5]等利用频域分析研究了桥梁振动特性,发现损伤会导致频谱中的谐波分量发生变化。而基于自回归模型的时域分析也被用于桥梁结构的损伤识别^[6]。这些方法为结构健康监测提供了有力工具,尤其在桥梁等大型基础设施中得到了广泛应用。时频分析通过同时在时间和频率上分析振动信号,能够更好地捕捉到结构在不同频率下的动态响应,适用于复杂环境下的损伤识别。

传统方法在结构损伤识别中的应用历史悠久,理论基础扎实,且在工程实践中广泛应用。这些方法在小型、简单结构中取得了显著的效果,具有物理意义明确、实现简单的特点。近年来,越来越多的研究者将机器学习和深度学习引入到损伤识别领域,以期克服传统方法的不足,通过数据驱动的方法提高识别的精度和效率。

三、机器学习在结构损伤识别中的应用

随着社会发展和科学进步,机器学习(ML)逐渐受到广泛关注。机器学习旨在使计算机模拟人类学习行为,从数据中获取知识,优化已有信息结构,从而提升任务表现,广泛应用于分类、回归和聚类等问题^[7]。在土木工程领域,众多专家学者已将其应用于结构损伤识别与寿命预测。其核心在于从结构监测系统中获取大量原始数据,提取与损伤相关的特征,进行降维与筛选,帮助模型有效学习并实现结构状态评估与损伤诊断。在结构损伤识别研究中常见的机器学习方法有支持向量机(SVM)、人工神经网络(ANN)、K-近邻(KNN)、随机森林(Random Forest)等。

SVM是一种经典的监督学习算法,常用于分类和回归任务。SVM的核心思想是通过找到一个最优的超平面,将不同类别的数据样本进行最大间隔的分割。这种方法不仅收敛速度快而且可以训练出具有较强泛化能力的分类器,从而得到了广泛的运用。He-Sheng Tang^[8]等人提出了一种基于在线加权最小二乘支持向量机(LS-SVM)的方法,通过增量更新和递减剪枝算法,实时识别非线性滞回结构中的参数变化,用于结构损伤的检测与评估;程寒^[9]提出了一种基于改进爬行动物搜索算法(IRSA)

优化支持向量机的斜拉桥损伤诊断方法,通过优化算法提高了损伤定位和量化的准确性。人工神经网络是一种受生物神经系统启发的计算模型,通过大量相互连接的“神经元”来处理数据。它通过学习输入和输出之间的关系,能够在分类、回归等任务中做出预测和决策。González-Pérez等^[10]提出了一种基于神经网络的桥梁损伤检测方法,利用模态应变能差作为输入,以刚度折减作为输出,通过噪声水平测试验证了方法在有噪声环境下的泛化能力;王国庆等^[11]提出了一种将Copula函数和人工神经网络相结合的模式,以分析矮塔斜拉桥在地震中的易损性,通过神经网络构建易损性曲线,并用Copula函数评估构件间联合失效的概率,在复杂桥梁的抗震设计中展现了可靠性与准确性。K近邻算法是一种基于实例的分类方法,通过在空间中找到距离目标点最近的K个邻居来进行预测。它不需要训练过程,只在预测时利用邻居的多数类别或平均值来决定目标点的分类或回归值。在陈佳梦^[12]的研究中,K近邻(KNN)算法被用于斜拉桥损伤诊断模型的建立,通过基准有限元模型获取损伤与未损伤数据,再利用KNN算法根据特征空间中的距离来分类损伤情况。该算法通过对样本点的邻域分类,识别损伤类别,并以简单直接的方式提升分类精度,适合在损伤数据集上进行快速的分类判别;刘建林等人^[13]以南流嘉陵江大桥为背景,基于KNN算法对施工监控缺失数据进行补充,并通过ANSYS建立桥梁施工有限元模型,验证了KNN算法在桥梁施工数据缺失时的有效性。结果表明,KNN算法有效解决了施工过程中传感器损坏导致的短期数据缺失问题,且有限元分析显示桥梁线形与预期基本一致;随机森林是一种通过组合多棵决策树来提高预测准确性和稳定性的机器学习算法,适用于分类和回归任务,并且它具有抗噪声、抗过拟合的优势。张西宁^[14]提出了一种结合多维缩放与随机森林的轴承故障诊断方法:通过函数型数据分析提取轴承振动信号的自相关函数拟合系数构建故障特征集;用网格搜索优化RF参数并排序特征重要性;使用MDS降维特征集,最终用RF进行故障诊断;王璐瑶等人^[15]结合层次分析法与随机森林模型评估混凝土连续梁桥耐久性,构建指标体系并优化参数。结果显示,模型准确率、召回率和F1值均超87%,评估效果可靠。

尽管传统机器学习方法在结构损伤识别方面有所应用,但其表现仍受到限制。在复杂的工程环境中,结构振动信号通常呈现出非平稳和高度非线性的特性,使得

浅层模型难以全面捕捉信号中的深层信息。

四、深度学习在结构损伤识别中的应用

深度学习 (DL) 是一种基于人工神经网络 (NNs) 的机器学习方法, 通过多层神经元结构模拟人脑的信息处理方式。其灵感源于生物神经系统, 利用层级网络逐步提取数据中的抽象特征, 具备强大的自动特征提取与复杂模式识别能力, 广泛用于高精度的预测与分类任务^[16]。作为快速发展的前沿技术, 深度学习因其端到端诊断流程和卓越的特征提取能力, 已被广泛应用于土木工程中的损伤识别。与传统方法相比, 深度学习可自适应提取特征, 减少对人工经验的依赖, 实现特征提取与状态识别的一体化处理^[17]。更深的网络结构显著增强了非线性建模能力, 使基于数据驱动的损伤识别方法进入全新发展阶段。基于深度学习的结构损伤识别主要模型有: 循环神经网络 (RNN)、深度信念网络 (DBN)、卷积神经网络 (CNN) 和 Transformer 网络等。

(1) 循环神经网络 (RNN) 是一种具有内部循环结构的神经网络, 通过在时间序列中共享参数, 捕捉数据的时间依赖性, 广泛应用于自然语言处理和时序预测等领域。翁顺等人^[18]提出了一种基于模型嵌入的循环神经网络方法, 通过改进的 RNN 与卷积神经网络结合, 引入了龙格库塔法以改进 RNN 数值稳定性, 并结合损伤残差的自适应更新机制, 实现结构损伤的识别和量化。翁植乔等人^[19]为了应对传统方法难以有效利用大量时序数据和无标签数据的问题, 提出了一种结合深度特征聚类与循环神经网络 (RNN) 的电网故障诊断方法, 从而实现了多类电网故障的高精度检测。

(2) 深度信念网络是深度学习领域在较早时候提出的模型之一。主要由多层受限玻尔兹曼机 (RBM) 或自编码器组成。DBN 通过逐层训练的方式, 逐步提取输入数据的抽象特征, 并在训练完成后, 将整个网络用于分类、回归或特征提取等任务。其特点是先用无监督学习训练每一层, 然后再通过监督学习进行微调, 以提高模型的精度^[20]。常亮亮等人^[21]结合结构动力特性, 提出了一种基于深度置信网络的分层结构损伤识别方法, 通过对损伤位置和程度的逐层识别, 实现了高精度的结构损伤检测。文献^[22]提出了一种基于涅斯捷罗夫动量 (NM) 优化的自适应 DBN 端到端故障诊断模型, 从旋转机械中提取深层特征, 同时实现对轴承故障类型和损伤程度的识别。

(3) 在上世纪八十年代, 卷积神经网络 (CNN) 架构被提出。经过多年的改进, 在计算机视觉、自然语言

处理、图像分割、无人驾驶和土木工程等多个领域都取得了极大的成功^[23]。在 Lin 等人^[24]的研究中, 传感器测得的数据被用于 CNN 的输入, 结构损伤的位置作为输出。在无噪声和有噪声的条件下, 他们的方法相比传统的小波包变换方法取得了更优的效果。Guo 等人^[25]提出了一种分层自适应深度卷积神经网络 (ADCNN) 方法, 该方法能够自动提取振动信号特征, 并通过自适应学习率和动量项优化训练速度。结果表明, 该模型在故障模式识别和故障尺寸评估方面具有高准确性。

结论

在土木工程结构损伤识别领域, 随着人工智能技术的快速发展, 相较于其他传统的信号处理技术和机器学习方法来说, 深度学习更具有高效性和适用性。基于机器学习的桥梁损伤识别技术正快速发展, 其中浅层学习依赖手工特征提取, 已难以满足复杂结构监测需求; 而深度学习特别是融合注意力机制的模型, 因其强大的特征提取能力正成为研究热点。

参考文献

- [1] Melhem H, Kim H. Damage Detection in Concrete by Fourier and Wavelet Analyses[J]. *Journal of Engineering Mechanics*, 2003, 129(5): 571-577.
- [2] Doebling, S W, Farrar, C R, Prime, M B, & Shevitz, D W. Damage identification and health monitoring of structural and mechanical systems from changes in their vibration characteristics: A literature review, 1996-05-01.
- [3] 王研. 基于固有频率变化的桥梁损伤识别[D]. 华东交通大学, 2012.
- [4] 赵海云. 基于多等级模态参数识别的大跨桥梁损伤诊断方法研究[D]. 哈尔滨工业大学, 2015.
- [5] CURADELLI R O, RIERA J D, AMBROSINI D, et al. Damage detection by means of structural damping identification[J]. *Engineering Structures*, 2008, 30(12): 3497-3504.
- [6] LJUNG L. *System Identification: Theory for the User*[M]. 2nd edition. Upper Saddle River, NJ: Pearson, 1998.
- [7] 杨剑锋, 乔佩蕊, 李永梅, 等. 机器学习分类问题及算法研究综述[J]. *统计与决策*, 2019, 35(6): 36-40.
- [8] TANG H S, XUE S T, CHEN R, et al. Online weighted LS-SVM for hysteretic structural system

identification[J]. *Engineering Structures*, 2006, 28(12): 1728–1735.

[9]程寒.基于数据挖掘的斜拉桥损伤诊断模型算法研究[J/OL].石家庄铁道大学, 2023.

[10]GONZÁLEZ-PÉREZ C, VALDÉS-GONZÁLEZ J. Identification of Structural Damage in a Vehicular Bridge using Artificial Neural Networks[J]. *Structural Health Monitoring*, 2011, 10(1): 33–48

[11]王国庆.Copula函数及ANN方法在矮塔斜拉桥地震易损性分析中的应用[J/OL].合肥工业大学, 2022.

[12]陈佳梦.斜拉桥损伤诊断模型验证与性能提升方法研究[D].石家庄铁道大学, 2023.

[13]刘建林, 潘凯, 杨刚, 等.基于KNN算法的大跨度连续刚构桥施工监控研究[J/OL].中外公路, 1–11[2025-04-13]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/43.1363.U.20240422.1831.010.html>.

[14]张西宁, 张雯雯, 周融通, 等.基于多维缩放和随机森林的轴承故障诊断方法[J].西安交通大学学报, 2019, 53(08): 1–7.

[15]王璐瑶, 常兴科, 张海君.基于Random Forest和层次分析法的混凝土连续梁桥耐久性评估[J].沈阳大学学报(自然科学版), 2024, 36(03): 255–261.

[16]SCHMIDHUBER J. Deep learning in neural networks: An overview[J]. *Neural Networks*, 2015, 61: 85–117.

[17]LECUN Y, BENGIO Y, HINTON G. Deep learning[J]. *Nature*, 2015, 521(7553): 436–444.

[18]翁顺, 雷奥琦, 陈志丹, 等.基于模型嵌入循环神经网络的损伤识别方法[J].湖南大学学报(自然科学版), 2024, 51(7): 21–29.

[19]翁植乔, 文成林.基于深度特征聚类 and RNN 的电网故障诊断[J].控制工程, 2022, 29(01): 175–181.

[20]Huang W, Song G, Hong H, et al. Deep Architecture for Traffic Flow Prediction: Deep Belief Networks With Multitask Learning[J]. *IEEE Trans. Intelligent Transportation Systems*, 2014, 15(5): 2191–2201.

[21]常亮亮, 姜文恺, 杨汉青, 等.基于结构动力特性的结构损伤深度置信网络分层识别研究[J].地震工程与工程振动, 2024, 44(02): 61–71.

[22]XIE J, DU G, SHEN C, et al. An End-to-End Model Based on Improved Adaptive Deep Belief Network and Its Application to Bearing Fault Diagnosis[J]. *IEEE Access*, 2018, 6: 63584–63596.

[23]ZHAO R, YAN R, CHEN Z, et al. Deep learning and its applications to machine health monitoring[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2019, 115: 213–237.

[24]LIN Y, NIE Z, MA H. Structural Damage Detection with Automatic Feature-Extraction through Deep Learning[J]. *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, 2017, 32(12): 1025–1046.

[25]GUO X, CHEN L, SHEN C. Hierarchical adaptive deep convolution neural network and its application to bearing fault diagnosis[J]. *Measurement*, 2016, 93: 490–502.