

# 人工智能方法在土木工程监测中的运用

常雅楠<sup>1</sup> 申畅<sup>2</sup> 张云鹏<sup>3</sup>

1 山东省工程咨询院(山东省政府投资项目评审中心)

2 山东省计算中心(国家超级计算济南中心)

3 国网山东省电力公司

DOI:10.32629/acair.v3i4.17941

**[摘要]** 本文系统综述人工智能(AI)方法在土木工程监测领域的应用,阐述了从传统物理模型监测范式向数据驱动与物理知识融合范式的转变,深入剖析了以深度学习为核心的AI方法在结构损伤识别、模态参数辨识等核心任务中的应用,重点分析了卷积神经网络、循环神经网络等模型处理视觉与时序数据的机制与效能。聚焦前沿AI范式,系统论述物理信息神经网络、联邦学习、可解释人工智能及强化学习分别应对数据稀疏、隐私保护、模型信任和决策优化的优势。本文探讨了数字孪生作为集成AI技术、实现智能运维的核心使能平台的价值,并总结当前领域面临的数据异构性、模型泛化能力、环境多变性等挑战,展望了自监督学习、跨域知识迁移和物理-数据双驱动大模型等未来研究方向。

**[关键词]** 结构健康监测; 人工智能; 深度学习; 数字孪生

**中图分类号:** TP18 **文献标识码:** A

## Application of Artificial Intelligence Methods in Civil Engineering Monitoring

Ya'nan Chang<sup>1</sup> Chang Shen<sup>2</sup> Yunpeng Zhang<sup>3</sup>

1 SHANDONG ENGINEERING CONSULTING INSTITUTE

2 NATIONAL SUPERCOMPUTING CENTER IN JINAN

3 STATE GRID SHANDONG ELECTRIC POWER COMPANY

**[Abstract]** This paper systematically reviews the application of Artificial Intelligence (AI) methods in the field of civil engineering monitoring. It expounds on the transformation from the traditional physical model-based monitoring paradigm to the data-driven paradigm integrated with physical knowledge, and deeply analyzes the application of AI methods centered on deep learning in core tasks such as structural damage identification and modal parameter identification. It focuses on examining the mechanisms and effectiveness of models like Convolutional Neural Networks (CNN) and Recurrent Neural Networks (RNN) in processing visual and time-series data. Focusing on cutting-edge AI paradigms, the paper systematically discusses the advantages of Physics-Informed Neural Networks (PINN), Federated Learning (FL), Explainable Artificial Intelligence (XAI), and Reinforcement Learning (RL) in addressing issues such as data sparsity, privacy protection, model trust, and decision optimization respectively. Additionally, it explores the value of Digital Twin (DT) as a core enabling platform for integrating AI technologies and realizing intelligent operation and maintenance. Finally, the paper summarizes current challenges in the field, including data heterogeneity, model generalization ability, and environmental variability, and looks forward to future research directions such as self-supervised learning, cross-domain knowledge transfer, and physics-data dual-driven large models.

**[Key words]** Structural Health Monitoring; Artificial Intelligence; Deep Learning; Digital Twin

## 引言

土木工程包含桥梁、隧道、大坝及高层建筑等,是关系国家经济活动正常开展与保障社会公共安全的基础骨架。在全寿命周期内,土木工程将持续受到环境侵蚀及自然灾害等多重因素

影响,导致结构承载能力、耐久性 etc 性能指标逐步下降<sup>[1]</sup>。因此,对土木工程结构进行动态精准监测,已成为确保运营安全、可靠的必要手段。

传统的结构监测模式多依赖于物理模型分析与周期性人工

巡检。该模式存在显著局限性:其一,巡检周期长,对结构突发性损伤的捕捉能力较弱;其二,人工检测结果易受检测人员经验与操作习惯影响,主观性较强,且整体检测效率偏低;其三,模型分析法的基本假设难以适应复杂结构和多变环境。随着微机电系统(MEMS)加速度计、光纤光栅(FBG)传感器、物联网(IoT)设备等低成本、高精度传感技术的普及,结构健康监测(Structural Health Monitoring, SHM)系统可通过更高密度传感节点与更短采集间隔,获取连续结构及环境参数,为基础结构的状态分析提供基础数据信息。同时,数据的高维度、高噪声特性及复杂的数据关联关系,也对传统数据处理方法构成了挑战。

人工智能,特别是以深度学习为代表的机器学习方法,为应对上述挑战提供了理论支撑与技术路径。AI技术能够从海量监测数据中自主学习隐含的复杂规律与高阶特征,实现数据向有效信息的转化,为结构损伤的识别、定位、量化及结构性能预测提供技术支持。AI技术在SHM领域的应用,不仅进一步优化升级了现有监测技术,更推动了土木工程管理模式从“被动响应、定期维修”的成本导向型,向“主动预警、预测性维护”的资产优化型转变。通过精确预测结构剩余使用寿命(Remaining Service Life, RSL),优化维护策略,AI技术能够有效延长土木工程寿命、降低全生命周期成本、减少因突发结构故障导致的社会经济损失,推动工程管理人员的工作角色从传统巡检向数据驱动的资产管理转变。

本文旨在系统综述人工智能方法在土木工程监测领域的应用现状、研究进展与未来趋势。首先,本文将阐述数据驱动范式下的核心监测任务及多源数据特性;其次,深入剖析以深度学习为代表的核心AI方法在损伤识别、模态分析和可靠性评估等任务中的具体应用;再次,聚焦物理信息神经网络(PINN)、联邦学习(FL)、可解释人工智能(XAI)等前沿AI技术在解决工程应用瓶颈中的作用;随后,探讨数字孪生(DT)在推动土木工程智能运维中的实现路径;最后,总结AI技术在土木工程监测领域应用中面临的主要问题,并对未来研究方向进行展望。本文的核心在于构建多层次、系统性的分析框架,将基础AI技术与土木工程结构技术联系起来,为该交叉领域的科研人员与工程技术人员提供全面的参考。

## 1 土木工程监测的数据驱动范式与核心任务

土木工程监测向数据驱动范式转型的核心为通过传感器获取基础结构运行过程中的多维度响应信号,经智能算法解析后,实现对结构健康状态的评估。实施过程以多源异构监测数据的有效采集为基础,围绕算法解算任务展开,支撑基础结构健康监测从数据获取到状态评估的完整流程。

### 1.1 多源异构数据采集

振动与应变数据:是基础且核心的数据类型,主要通过加速度计(特别是MEMS)、应变片、测斜仪和位移计等传感器采集。这些数据以时间序列的形式记录了结构在环境激励(如风、车辆荷载)或人为激励下的动态响应,是进行模态分析、损伤识别和模型更新的关键依据。

光学与视觉数据:随着无人机(UAV)技术和高分辨率成像设备的发展,视觉监测已成为高效的非接触监测手段。通过对基础结构表面进行定期或连续拍摄,可以获取大量图像数据,用于裂缝、剥落、锈蚀等表面病害的自动检测。此外,图像辅助全站仪(IATS)等技术可实现对结构关键点位移的精确追踪。

三维点云数据:激光雷达(LiDAR)和三维扫描技术能够快速获取结构表面的高精度三维点云模型,为隧道收敛变形分析、桥梁线形监测、施工精度控制等提供了有效数据支持,为构建基础结构数字孪生模型提供支持。

先进传感数据:光纤传感技术(FOS)利用光纤布拉格光栅(FBG)或分布式光纤传感系统,实现裂缝的实时、连续监测,具有灵敏度高、抗电磁干扰、可长距离传输等优点<sup>[2]</sup>,适用于大型和超大型土木工程的长期健康监测。

AI模型发展与传感技术进步存在共生演进关系。早期的SHM系统传感器布设稀疏,产生的数据维度较低,催生了主要处理低维时序数据的传统机器学习模型。分布式光纤传感和无人机视觉检测技术的出现,产生了高维数据集,直接推动了深度学习,尤其是卷积神经网络(CNN)等能够自动提取复杂特征的模型在该领域的应用与发展。反之,高效AI模型(如高精度裂缝分割网络)的实现,又会推动对更高分辨率、更强鲁棒性传感器的需求。这种“技术需求”与“技术供给”的正反馈循环,是推动土木工程智能监测领域持续创新的核心动力。

### 1.2 核心技术任务

基于上述多源数据,人工智能方法主要致力于解决以下三大核心技术任务:

(1) 损伤识别与评估: SHM首要目标。通常被定义为:①损伤探测(判断损伤是否存在);②损伤定位(确定损伤的空间位置);③损伤分类(识别损伤的类型,如裂缝、腐蚀);④损伤量化(评估损伤的严重程度)。

(2) 模态参数辨识:结构的模态参数(固有频率、阻尼比和振型)是其动力特性的内在反映,对结构物理参数(如质量、刚度)的变化非常敏感。当结构发生损伤时,通常会导致刚度下降,进而引起固有频率的降低或振型的改变。因此,从振动响应数据中精确、自动地辨识模态参数,是实现基于振动的损伤识别方法的基础。

(3) 结构性能与可靠性预测:更高层次的监测任务。旨在从“诊断”走向“预后”。它利用历史和当前的监测数据,结合结构老化模型,预测结构未来的性能演化趋势,评估其在未来特定时间段内或在极端荷载作用下的失效概率,并估算其剩余使用寿命(RSL)。这对于制定前瞻性的维护计划和风险管理决策至关重要。

## 2 核心人工智能方法及其在监测中的应用

针对上述核心任务,研究人员将多种人工智能方法引入土木工程监测领域,其中以深度学习为核心的应用较为广泛。

### 2.1 基于深度学习的损伤识别与状态评估

深度学习模型凭借其非线性建模和自动特征提取能力,能够处理高维、复杂监测数据。

(1) 卷积神经网络: CNN适用于处理具有网格结构数据(如图像), 常用于完成视觉监测任务中。研究人员利用U-Net、VGG、ResNet等经典或改进的CNN架构, 在混凝土、沥青路面等图像数据集(如SDNET2018)上实现了高精度的裂缝自动检测、分割与量化。CNN的应用不仅限于二维图像, 也用于处理一维振动时序信号。通过连续小波变换(CWT)或短时傅里叶变换(STFT)等方法, 可将一维时序信号转化为二维时频图(如频谱图), 从而将振动信号分析问题转化为图像分类或识别问题, 利用CNN的图像特征提取能力来辨识与损伤相关的频域特征变化。

(2) 循环神经网络及其变体: RNN及其高级变体—长短期记忆网络(LSTM)和门控循环单元(GRU)能够针对本质为时间序列的振动、应变等监测数据, 提供建模工具。这些模型内部的循环结构使其能够有效捕捉数据在时间维度上的依赖关系和动态演化规律。在SHM中, 它们常被用于从连续的传感器读数中检测指示早期损伤的微弱异常信号, 或用于预测结构响应的时间序列, 通过比较预测值与实际测量值的偏差来识别状态变化。

(3) Transformer模型: 最初广泛应用于自然语言处理领域<sup>[3]</sup>的Transformer模型, 其核心的自注意力机制(Self-Attention Mechanism)使其能够直接捕捉序列中不同位置之间的依赖关系, 避免了传统RNN模型在处理长序列时遇到的梯度消失和梯度爆炸问题<sup>[4]</sup>。尽管在SHM领域的应用尚处于起步阶段, 但Transformer已展现出在分析复杂、长时程振动数据方面的巨大潜力, 有望在识别由损伤引起的全局动力特性变化方面超越传统RNN模型。

(4) 无监督学习方法: 在土木工程中, 大量且多样化的“损伤”状态数据标签不易获取且获取成本较高, 严重制约了监督学习方法的应用。因此, 无监督学习方法, 特别是基于重构误差的异常检测模型(如自编码器, Autoencoders)应运而生。通过对结构“健康”状态下的数据进行训练, 自编码器能够学习如何有效压缩和重构正常数据。当输入来自未知状态的数据时, 若该数据与健康状态存在显著不同(即存在损伤), 模型将因无法重构而产生较大的重构误差, 此误差可用作损伤报警的依据。生成对抗网络(GANs)也适用于类似任务, 通过学习正常数据的分布来实现异常检测。

## 2.2 机器学习赋能的模态分析与可靠性预测

除了直接进行损伤识别, 机器学习还用于模态分析和可靠性评估等传统SHM任务中。

(1) 机器学习增强的模态分析: 传统的自动化模态参数识别方法, 如随机子空间辨识(SSSI), 在处理含噪数据时常会产生大量难以区分的“虚假模态”, 需要依赖工程师的专业经验进行人工筛选。近年来, 研究人员通过引入机器学习方法, 实现了过程自动化, 例如, 将SSSI生成的稳态图视为一张图像, 利用CNN自动识别出代表真实物理模态的稳定谱线。此外, 无监督聚类算法也被用于对识别出的模态参数进行后处理, 自动分离物理模态, 有利于提升了模态识别的自动化水平和可靠性。

(2) 稀疏贝叶斯学习: 损伤识别本质上是一个逆问题, 即根据

有限的结构响应测量(果)来推断未知的物理参数变化(因)。SBL为此提供了概率推断框架, 通过在模型参数上引入稀疏性先验, 即假设损伤仅发生在结构的少数区域, SBL不仅能够从有限的、含噪的传感器数据中稳定地定位损伤, 还能以概率分布的形式给出识别结果的不确定性量化, 为决策者评估识别结果的可信度提供依据。

(3) 强化学习用于可靠性与维护决策: RL将结构的全生命周期维护管理问题建模为序贯决策过程。在此框架中, 智能体(Agent)根据当前监测到的结构状态, 学习采取何种行动(如“继续监测”、“进行详细检查”或“立即维修”), 最大化累积回报(如结构总服役寿命、安全性或经济效益)。通过与环境(实际结构或高保真仿真模型)的不断交互和试错, RL智能体能够学习最优维护策略, 实现从被动响应到主动、智能管理的飞跃。

目前, AI技术在土木监测领域的应用呈现出“数据模态驱动的模型专业化”趋势: 以CNN为代表的模型主导了视觉和空间数据的分析, 而RNN/Transformer系列模型则专注于处理时序和动态数据。然而, 对结构的全面监测需将两种模型的不同优势融合。例如, CNN可以高精度地识别出桥梁主梁上的裂缝, 这是一个静态的空间信息, 同时, LSTM模型分析了裂缝附近应变计的时序数据, 并检测到一个异常的应变演化模式, 这是一个动态的时间信息, 这两个信息是孤立的。真正的结构监测依赖于时空信息的融合: 一个结合CNN视觉特征和LSTM时序特征的融合模型, 可以直接关联物理损伤(裂缝)与其动态响应特征(异常应变), 从而得出更具体结论, 例如: 在交通荷载作用下, 这条特定的裂缝正在活跃扩展, 其证据是应变模式的持续演化。这种时空融合信息是连接损伤诊断与状态预测的关键, 也是未来模型发展的方向。

AI方法/范式	核心任务	主要优势	主要局限/挑战
CNN	裂缝/损伤检测(视觉)、振动分析	卓越的空间特征提取能力; 可从原始数据/图像进行端到端学习。	需要大量有标签数据集; 对视觉噪声(光照、阴影)敏感。
RNN/LSTM	时序数据异常检测、RUL预测	能够捕捉序列传感器数据中的时间依赖性。	梯度消失问题(对基础RNN); 计算密集。
无监督学习(AE, GAN)	异常/新奇点检测	无需“损伤”标签数据; 能有效学习基线行为。	可能有较高的误报率; 难以解释异常的性质。
强化学习(RL)	最优维护调度、控制	在不确定性下优化长期决策。	需要定义良好的仿真环境(奖励函数); 训练过程复杂。
PINN	系统辨识、响应预测	通过融合物理定律实现数据高效性; 在稀疏数据下泛化能力好。	物理损失函数构建复杂; 难以处理复杂或未知的物理规律。
联邦学习(FL)	协同模型训练	保护数据隐私和主权; 能够从多样化的分布式数据集中学习。	通信开销大; 面临客户端数据非独立同分布的挑战。
XAI	模型解释、建立信任	提升“黑箱”模型的透明度和可信度; 有助于模型调试和验证。	解释可能只是近似或保真度不足; 在模型性能和可解释性之间存在权衡。

## 3 前沿AI范式: 融合物理、保障隐私与增强信任

核心AI方法在实际工程应用中面临三大核心障碍: 数据稀疏性(尤其是损伤数据的缺乏)、数据隐私与安全(业主方不愿共

享敏感数据)以及模型不可解释性(“黑箱”模型的决策过程不透明,难以获得工程师的信任)。针对这些挑战,前沿AI范式融合形成了土木工程领域安全、可信、规模化部署的整体解决方案。

### 3.1 物理信息神经网络

PINN是一种将物理学定律作为先验知识嵌入神经网络学习过程的创新框架。其核心思想是将描述结构行为的偏微分方程(PDEs),如梁的弯曲振动方程或弹性波传播方程,作为一项正则化项直接加入到神经网络的损失函数中。这意味着网络在拟合观测数据的同时,其输出还必须满足已知的物理约束。

这种机制为解决SHM中的数据稀疏问题提供了有效途径。在土木工程中,存在大量关于结构行为的成熟物理理论,但往往缺乏覆盖各种损伤场景的实测数据。PINN能够利用这些物理知识来指导模型训练,即使在传感器数据有限的情况下,也能学习到物理上合理且具有良好的泛化能力的模型。它成功地弥合了纯数据驱动方法与传统基于物理模型的有限元仿真之间的鸿沟,实现了数据与物理知识的深度融合。

### 3.2 联邦学习

联邦学习是一种分布式机器学习范式,旨在解决数据孤岛和隐私保护问题。在传统的集中式学习中,所有数据都需要汇集到一个中央服务器进行模型训练,而在FL框架下,数据保留在本地(例如,各个独立的桥梁或隧道管理中心),无需上传原始数据<sup>[5]</sup>。FL训练过程为:中央服务器将初始全局模型分发给各个参与方(客户端),客户端完成本地训练后将局部模型上传至服务器。在聚合阶段,服务器聚合本轮参与训练的所有客户端的模型更新,以获得新的全局模型用于下一轮的迭代<sup>[6]</sup>。

FL在土木工程领域应用前景广泛。土木工程运营数据往往涉及安全和商业机密,业主方之间共享数据存在巨大障碍。FL能够在不泄露原始数据的前提下,构建从大量不同结构(例如,一个国家内所有同类型的斜拉桥)上学习到的、更具鲁棒性和泛化能力的损伤识别模型。这扩展了可用于模型训练的数据多样性,同时保障了各方数据主权。

### 3.3 可解释人工智能

深度学习模型常被认为存在“黑箱”特性,其内部决策过程缺乏可解释性,用户明晰输入与输出数据,但难以追溯和理解模型得出结论的内在逻辑链条。土木工程作为典型的高风险领域,工程决策直接关联结构安全、经济投入及社会影响,决策失误可能引发严重后果,因此工程师不会仅依据一个缺乏解释性的AI模型输出,就对重大工程做出决策判断。可解释人工智能(XAI)的核心目标便是破解“黑箱”困境,通过构建一系列解释方法与技术体系,来阐明AI模型预测结果或决策行为的形成机制,为高风险领域的AI应用提供逻辑依据与信任基础。

XAI技术能够揭示模型决策过程中重点关注的输入特征(例如,哪个传感器的哪个频段信号异常引发了损伤预警),或生成可理解的简化代理模型,模拟复杂模型的行为方便用户理解。在SHM领域,XAI对于建立工程师对AI系统的信任、验证模型合理性、发现潜在数据偏见及满足监管要求均具有重要意义。可解

释的预警不仅向工程师传递“存在风险”的信息,更阐明“风险产生的原因”,为后续人工核查与决策提供具体可行的线索。

这三种前沿范式的融合,构成了应对实际挑战的技术体系。设想一个工程运营商面临的典型问题:(A)缺乏结构失效的数据;(B)出于安全考虑不愿共享运营数据;(C)工程师对不可解释的AI模型存在信任顾虑。PINN通过融入结构物理学知识,解决了问题A;FL借助分布式协同学习模式,在保护数据隐私的前提下,支持运营商联合其他相似结构的数据,训练性能更优的模型,解决了问题B;当融合物理知识与多方经验的AI模型发出预警时,XAI技术可向工程师清晰解释预警缘由,例如“模型重点关注3号传感器在特定频段的异常能量聚集,这与7号节点刚度下降的物理模型预测高度吻合”,从而解决了问题C。因此,PINN、FL与XAI相互融合,共同构成实现可信、可扩展、可部署的土木工程AI解决方案的关键组件。

## 4 关键使能技术:数字孪生驱动的智能运维

若将各类AI算法视为支撑智能监测的“大脑”,则数字孪生(Digital Twin,DT)可看作是承载该计算单元并实现与物理世界连接的“躯体”与“神经系统”。DT被定义为一个与物理实体精准映射、实时同步、共生演进的高保真虚拟模型。它不仅是AI技术在工程领域落地应用的重要载体,同时也是实现从被动监测向主动式智能运维(O&M)范式转换过程中的关键使能平台。

一个完整的土木工程数字孪生体,是多学科模型的有机融合体:

(1)几何与信息模型:建筑信息模型(BIM)和地理信息系统(GIS)构成了DT的静态骨架,提供了结构精确的三维几何信息、材料属性、构件关系及其所处的宏观地理环境信息。

(2)物理仿真模型:基于有限元法(FEM)等数值方法的物理仿真模型是DT的“物理引擎”,能够模拟结构在各种荷载作用下的力学行为,预测其应力、应变和位移响应。

(3)实时数据模型:遍布物理结构上的IoT传感器网络,构成了DT的“感觉器官”,将真实的结构响应和环境数据传输给虚拟模型,实现了物理世界到数字世界的单向映射。

(4)人工智能模型:前述AI模型作为DT的“智能核心”,嵌入至DT的虚拟模型架构内。该模块实时分析接收的传感器数据,开展异常检测、损伤识别、性能预测等,并将分析结果以可视化形式呈现在DT模型界面,实现了从数据到决策信息的转化。

DT的核心价值为打通物理实体与虚拟模型间的双向信息流:传感器采集的物理实体数据驱动虚拟模型完成状态更新,而虚拟模型中的AI分析与仿真结果,又可以反过来指导对物理世界的干预和决策。这一特性使DT超越单纯的可视化看板的功能局限,成为具备交互功能的管理工具。工程师可在DT平台进行“假设-推演”分析(例如,模拟未来十年不同维护策略对结构寿命的影响),进而制定最优的预测性维护方案,还可通过增强现实(AR)/虚拟现实(VR)技术,将DT模型与现场环境叠加,为现场检查和维修人员提供沉浸式的决策支持。

土木工程领域数字孪生的发展,呈现出从静态展示到动态智能体演进的特征。早期的DT 1.0仅是叠加了传感器数据的三维BIM模型,本质上是高级可视化仪表盘。DT 2.0集成了有限元分析(FEM)引擎,具备了物理仿真和预测能力。目前,正逐步进入DT 3.0阶段,即“主动智能体”阶段,该阶段DT的“大脑”越来越多地由数据驱动的AI模型(如PINN)来增强,在部分场景下可替代传统的、成本较高的FEM模型。具体而言,DT 3.0能够利用无监督学习模型实现结构健康状态的自主监控与异常检测,可作为客户端接入联邦学习网络以实现模型的持续自我优化与能力演进,还可利用强化学习模型进行自主规划和推荐最优运维策略。未来,工程管理者将从单向“查看”转变为双向“协同工作”。DT将逐步发展为具备自主感知、诊断、预测与决策能力的智能协作体,重塑土木工程师的职业角色和管理模式。

## 5 关键挑战与未来研究方向

尽管人工智能在土木工程监测领域取得了一定进展,但在实现广泛、可靠的工程应用道路上,仍面临诸多挑战。

### 5.1 当前面临的关键挑战

(1) 数据质量与稀缺性: SHM领域“大数据”多呈现体量大但多样性不足的特点。监测系统在结构健康生命周期内,会产生大量“正常”状态数据,而“损伤”或“失效”状态的数据则较为稀缺,存在数据类别不平衡问题,对依赖大量标签数据的监督学习方法带来挑战。同时,现场采集的数据不可避免地受到传感器故障、传输中断、环境噪声等因素干扰,易导致数据缺失或数据质量偏低。

(2) 环境与运营变异性(EOV): 结构响应不仅受其健康状态的影响,还受到环境(如温度、湿度、风速)和运营(如交通流量、车载重量)变化影响。此类因素引起的响应变化有时会超过早期损伤引起的微弱变化,从而“淹没”损伤信号或被误判为损伤。如何从复杂监测数据中有效解耦EOV的影响,提取出真正反映结构状态变化的特征,是当前SHM领域公认的核心难题之一。

(3) 模型泛化与迁移能力: 在实验室环境下或在特定结构上训练的AI模型,通常难以直接应用于其他结构或实际工程环境。每座土木工程结构均具备独特的几何形态、材料特性和边界条件,导致其动力响应“指纹”存在差异。开发具有良好泛化能力,能够跨结构、跨环境进行知识迁移的AI模型,是实现该技术规模化应用的前提。

(4) 计算成本与边缘部署: 训练复杂深度学习模型需消耗大量计算资源和时间成本。对于需实时预警的监测任务而言,模型的推理速度至关重要。如何将庞大的模型部署于资源受限的边缘设备或传感器节点,以实现低延迟的本地智能分析,是当前面临的技术挑战。

### 5.2 未来研究方向

针对上述挑战,未来研究可重点围绕以下方向展开:

(1) 自监督与无监督学习: 该技术是解决损伤数据标签稀缺问题的途径。通过合理设计“代理任务”(Pretext Tasks),可使模型从未经标注的海量正常数据中,学习具有通用性且对结

构状态敏感的特征表示。例如,可训练模型预测一个时序数据中被遮盖的片段,或判断两个数据片段是否来自同一传感器。通过自监督预训练得到的模型,只需在极少量有标签数据上进行微调,即可在下游的损伤分类等任务中实现较好性能。

(2) 混合物理-AI模型: 在PINN的基础上,进一步探索数据与物理知识的深度融合方式。例如,构建混合模型时,可由物理模型(如FEM)负责描述结构主要的、已知的力学行为,而AI模型则专注于学习和修正物理模型与真实数据之间的残差(即模型误差和未建模的复杂效应)。该方法既能保证模型具备物理解释性,又能借助AI的灵活性来提升预测精度。

(3) 跨资产知识迁移: 利用联邦学习和迁移学习技术,构建能够从“结构族群”(如某一区域内所有T型梁桥)中学习通用知识的模型。通过在大量相似结构上进行联合训练或预训练,模型能够学习关于该类型结构老化和损伤的共性规律,进而在应用于新的、数据量较少的同类结构时,能够更快适应并达到更高的性能。

(4) 标准化基准与开放数据集: 大规模、高质量、经过同行认可的公开数据集的缺乏,是制约AI方法在SHM领域公平比较和快速迭代的重要因素。未来,创建类似于计算机视觉领域的ImageNet或自然语言处理领域的GLUE的基准测试平台,覆盖不同类型结构、不同传感器、多种损伤场景的真实监测数据,是推动该领域研究进程加速的关键。

(5) 多模态数据深度融合: 实现对不同传感器异构数据流的高效融合,需要开发更先进的模型架构。例如,利用基于注意力机制的融合网络,对加速度计采集的振动时序数据、应变片采集的应变数据及摄像头采集的视觉图像信息进行端到端融合学习,最终获得比单一数据源更全面、更鲁棒的结构健康状态评估。

## 6 结论

人工智能技术正推动土木工程监测领域从传统基于物理模型的静态分析范式,向数据驱动与物理融合的动态智能感知范式演进。本文系统地梳理了演进过程中的关键技术、核心挑战与未来方向。回顾现状,以深度学习为核心的AI方法已在损伤识别、模态分析等任务中实现较好应用,其中CNN、RNN等模型已成为处理视觉和时序监测数据的标准工具。然而,单纯的数据驱动方法在面对现实工程中数据稀疏、隐私壁垒及信任鸿沟等问题时,面临一定局限。展望未来,物理信息神经网络(PINN)、联邦学习(FL)和可解释人工智能(XAI)等前沿范式的发展,为上述挑战提供了系统性解决方案,共同构建起数据高效、安全可信的智能监测框架。在此基础上,数字孪生(DT)作为重要的集成平台,将几何、物理、数据与AI模型融为一体,推动基础设施管理模式从被动的“监测”向主动的全生命周期“智能运维”转变。

尽管该领域仍面临数据质量、环境变异性、模型泛化能力等多重挑战,但随着自监督学习、跨资产知识迁移、多模态融合等技术的不断突破,人工智能能够为土木基础设施更安全、更长寿、更具韧性的核心驱动力提供保障,为构建可持续的智慧城市和交通网络奠定坚实技术支撑。

**[参考文献]**

[1]王超,钟继卫,朱宏平.面向管养的军山大桥健康监测系统研究[J].土木工程与管理学报,2013,30(3):6-11.

[2]马静,刘琳,吕素岩.混凝土桥梁裂缝监测与评估技术[J].全面腐蚀控制,2025,39(04):185-188.

[3]夏金磊.基于注意力机制与多尺度特征的遥感影像建筑物提取研究[D].桂林理工大学,2024.

[4]蒲旭松.基于Transformer和自适应深度学习的多模式化工过程故障预警与检测[D].天津科技大学,2024.

[5]张愈杰,龙士工,张珺铭.非独立同分布数据下联邦学习

的隐私保护算法[J].计算机工程与设计,2025,46(4):1047-1055.

[6]刘乔寿,皮胜文,原炜锡.基于Z-Score动态压缩的高效联邦学习算法[J].计算机应用研究,2024,41(07):2093-2097.

**作者简介:**

常雅楠(1992--),女,汉族,山东济南人,硕士研究生,研究方向为人工智能、建筑工程、电子信息。

申畅(1995--),男,汉族,山东济南人,硕士研究生,研究方向为人工智能、电子信息。

张云鹏(1993--),男,汉族,山东济南人,硕士研究生,研究方向为人工智能、电力数字化。