

物理信息神经网络在地质与矿山工程中的进展与挑战综述

刘 阳, 李向东

安徽理工大学地球与环境学院, 安徽 淮南

收稿日期: 2026年6月25日; 录用日期: 2026年7月27日; 发布日期: 2026年8月3日

摘 要

物理信息神经网络通过将偏微分方程等物理定律嵌入深度学习框架, 为地质与矿山工程中普遍存在的小样本正反问题求解开辟了新路径。本文系统综述了PINNs在地下水渗流与水文地质参数反演、岩石裂纹扩展与裂隙渗流传热、煤矿煤体动力灾害预测、隧道围岩变形与采动覆岩智能感知等方向的研究进展, 涵盖了近三年的代表性工作。重点分析了硬约束改进算法、多域物理约束策略、小样本条件下的参数反演能力以及与传统有限元方法的互补关系。最后, 总结了PINNs在地质与矿山工程应用中面临的计算效率瓶颈、非线性训练困难及矿山尺度外推不足等核心挑战, 并对混合架构和现场数据同化等未来方向进行了展望。

关键词

物理信息神经网络, 地质工程, 矿山工程, 岩石力学, 水文地质, 参数反演, 小样本学习

An Overview of Advances and Challenges in Physical Information Neural Networks for Geology and Mining Engineering

Yang Liu, Xiangdong Li

School of Earth and Environment, Anhui University of Science and Technology, Huainan Anhui

Received: June 25, 2026; accepted: July 27, 2026; published: August 3, 2026

Abstract

Physics-informed neural networks (PINNs) open a new pathway for solving forward and inverse problems with small samples, which are prevalent in geological and mining engineering, by

文章引用: 刘阳, 李向东. 物理信息神经网络在地质与矿山工程中的进展与挑战综述[J]. 矿山工程, 2026, 14(5): 1181-1188. DOI: 10.12677/me.2026.145116

embedding physical laws such as partial differential equations into deep learning frameworks. This paper systematically reviews recent research progress of PINNs in groundwater seepage and hydrogeological parameter inversion, rock crack propagation and fracture seepage heat transfer, dynamic disaster prediction in coal mines, tunnel surrounding rock deformation, and intelligent perception of mining-induced overburden. Representative works from the past three years are covered. Key aspects are analyzed, including hard-constraint improved algorithms, multi-domain physics constraint strategies, parameter inversion capability under few-shot conditions, and the complementary relationship with traditional finite element methods. Finally, the core challenges faced by PINNs in geological and mining engineering applications are summarized, such as computational efficiency bottlenecks, nonlinear training difficulties, and insufficient extrapolation at the mine scale, and future directions including hybrid architectures and *in-situ* data assimilation are prospected.

Keywords

Physics-Informed Neural Networks, Geological Engineering, Mining Engineering, Rock Mechanics, Hydrogeology, Parameter Inversion, Few-Shot Learning

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

地质与矿山工程的核心科学问题——从地下水渗流、岩体变形破坏到矿井动力灾害——长期依赖有限元法(FEM)和有限差分法(FDM)等网格类数值方法求解偏微分方程(PDE)。然而, 这些方法在面对复杂地质条件、多场耦合及高维参数空间反演时, 常遭遇网格生成困难、计算成本高昂以及不适定逆问题求解不稳定等固有局限。近年来, 深度学习技术的迅猛发展为突破上述瓶颈提供了新契机。

2019年, Raissi 等[1]正式提出物理信息神经网络(Physics-Informed Neural Networks, PINNs)的理论框架, 其核心创新在于将 PDE 作为软约束直接嵌入神经网络的损失函数中, 利用自动微分技术计算方程残差, 从而在不需要大量标注数据的情况下同时求解正问题和反问题。这一范式转变迅速引发了广泛关注, 并被扩展至流体力学、固体力学、生物医学等多个科学与工程领域。

地质与矿山工程问题具有材料非线性强、多场耦合和监测数据稀缺等特点, 为 PINNs 提供了丰富的应用场景。李道伦等[2]综述了神经算子与类 PINN 方法的最新进展, 将 PDE 智能求解划分为数据驱动与物理驱动两大类。查文舒等[3]对基于神经网络的 PDE 求解方法进行了全面梳理。朱琳等[4]聚焦水文地质与工程地质领域, 分析了 PINNs 在参数反演和数据同化中的关键应用, 指出鲁棒性和自适应权重分配是制约该技术落地的主要瓶颈。林从建等[5]综述了 PINNs 在非均质材料力学中的研究进展。

本文聚焦地质与矿山工程方向, 系统梳理 PINNs 在水文地质、岩石力学、煤矿动力灾害、隧道围岩和采动覆岩等方向的研究进展, 旨在为相关学者提供技术参考。

2. PINNs 基本原理与地质工程适配性

2.1. 标准 PINN 框架及其改进

对于一般形式的偏微分方程 $\mathcal{N}[u(\mathbf{x}, t)] = f(\mathbf{x}, t)$ ($\mathbf{x} \in \Omega, t \in [0, T]$), PINN 以空间坐标和时间作为输入, 通过全连接神经网络逼近解场 u , 并利用自动微分计算 PDE 残差。总损失函数为:

$$L = w_{PDE} \mathcal{L}_{PDE} + w_{IC} \mathcal{L}_{IC} + w_{BC} \mathcal{L}_{BC} + w_{data} \mathcal{L}_{data}$$

(1)

式中前三项分别对应控制方程、初始条件和边界条件的物理约束，最后一项为可选的数据约束。然而，标准 PINN 采用惩罚系数 w 施加软约束，存在多目标权重调节困难和边界条件满足不严格等固有问题。其架构图如图 1 所示：

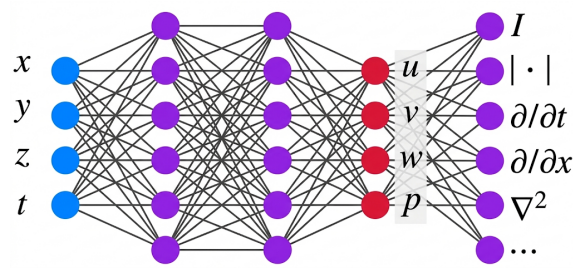


Figure 1. Schematic diagram of the Physics-Informed Neural Network (PINN) basic architecture
图 1. 物理信息神经网络(PINN)基本架构示意图

针对这些局限，兰鹏等[6]在上提出了硬约束改进算法(PINNs-H)，通过在网络输出层直接施加满足边界条件的距离函数映射，有效规避了权重调节难题。在连续排水边界下的一维非线性固结求解中，PINNs-H 成功反演了非线性因子 N_{σ} ，且当 $C_c/C_k \neq 1$ 时较有限差分具有连续性优势。章伟等[7]进一步提出了同时考虑定水头和隔水边界的硬约束 PINNs 算法，在二维承压含水层渗透系数场反演中，平均相对误差较软约束降低了 75%，充分验证了硬约束策略在地下水建模中的优越性。其流程图如图 2 所示。

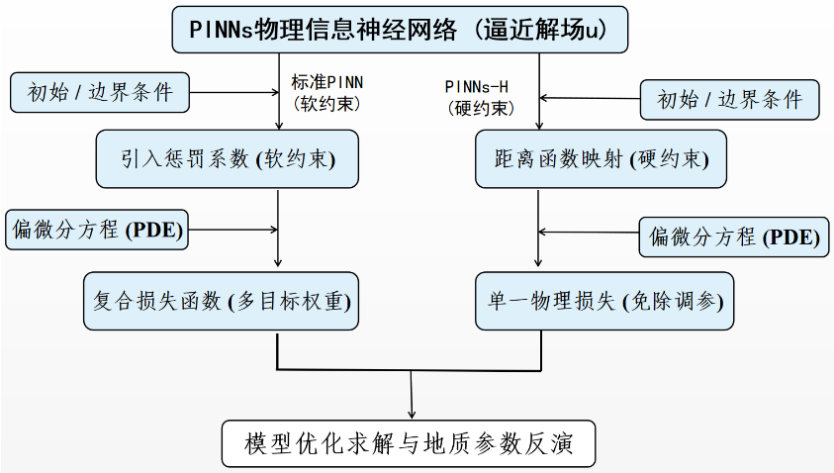


Figure 2. Technical flowchart of Physical Information Neural Network (PINN)
图 2. 物理信息神经网络(PINN)技术流程图

2.2. 地质工程问题的特殊性适配

地质材料的非均质性、多尺度性和数据稀缺性对 PINNs 提出了独特挑战：(1) 不同地层界面处物理参数的突变导致解场梯度不连续，需要域分解或强约束策略处理；(2) 岩体本构关系的高度非线性使损失函数景观非凸，训练易陷入局部最优；(3) 地质勘探数据通常稀疏且含噪声，要求 PINN 具备良好的小样本泛化能力[4] [5]。

3. 地质与矿山工程核心应用进展

3.1. 水文地质与地下水渗流

地下水渗流模拟与含水层参数反演是 PINNs 在地质工程中最早也是最为成熟的应用方向。张升等[8]率先将硬约束 PINNs 引入地下水渗流模型的正反分析, 利用 Darcy 定律和水流连续性方程作为物理约束, 同时实现了水头场 - 流速场的耦合求解以及均质和非均质含水层渗透系数的准确反演, 验证了 PINNs 在少量训练数据条件下获取高精度解答的能力。

在非承压含水层方面, 舒伟等[9]在上提出了基于 PINNs 的一维潜水流渗流参数反演方法, 利用有限观测井水位实现了渗透系数高效估计。薛冰寒等[10]将自由面渗流转化为固定边界优化问题, 采用 PINN 无网格方法求解土石坝渗流场, 溢出点定位误差较传统方法降低 45% 以上。

3.2. 岩石力学与裂隙岩体

岩石裂纹扩展与裂隙渗流传热是矿山围岩稳定性分析和深部地热开发的核心问题, 对数值方法的精度和鲁棒性提出了很高要求。岳家豪等[11]提出了物理神经网络与混合相场耦合的新方法, 采用深度里兹方法优化能量泛函以模拟岩石拉剪混合断裂行为, 有效规避了传统残差型 PINN 在多场耦合条件下的优化冲突。通过单边缺口拉伸和斜裂纹扩展等经典算例验证, 该方法在裂纹路径预测和断裂能量释放率计算方面展现出良好精度。

在裂隙渗流传热耦合方面, 王志良等[12]基于 PINN 的岩石裂隙渗流传热耦合机制研究, 将 Navier-Stokes 方程与对流 - 扩散方程同时嵌入神经网络, 建立了温度依赖的流体粘滞度反馈机制。该工作系统研究了裂隙开度、壁面粗糙度系数和水力梯度对渗流场和温度场的耦合影响, 揭示了粗糙裂隙中传热效率的非线性演化机制, 为深部地热开发和核废料地质处置中的 THM 耦合分析提供了新型计算工具。

3.3. 煤矿动力灾害与围岩稳定性

物理信息神经网络在煤矿安全领域的应用尚处于起步阶段, 但已展现出不可忽视的潜力。王民华等[13]研究了基于物理信息神经网络的煤体黏滑冲击动力学分析, 以晋华宫矿 12 号煤层为工程背景, 阐明了 PINN 在煤体黏滑冲击控制方程求解中的计算框架, 揭示了煤体黏滑变形的波动性规律和能量释放的时间间隔特征。该工作将摩擦滑动力学方程嵌入 PINN 损失函数, 为冲击地压的机理分析与数值预测提供了新范式。

在煤与瓦斯突出预测方面, 王磊等[14]将物理信息神经网络引入突出强度预测, 把地应力、煤体坚固性系数、瓦斯压力、瓦斯含量和开采深度等关键地质与采矿参数融入物理约束框架, 实现了突出机理模型与数据驱动模型的深度耦合。研究结果表明, PINN 模型在泛化能力和小样本预测精度上均显著优于随机森林、支持向量机和 BP 神经网络等传统机器学习方法, 为深部矿井瓦斯灾害的智能预警提供了新手段。

在采动覆岩感知方面, 程刚等[15]提出了采动覆岩变形多场光纤神经感知与安全保障体系, 构建了集变形场、温度场、渗流场和地电场于一体的协同感知架构, 为 PINN 在采动灾害预警中的应用提供了物理感知数据基础。燕发源等[16]揭示了深部巷道围岩分区破裂化的相变机理, 指出千米埋深围岩的变形破坏是“固体向流体转移的二级相变过程”, 其非线性控制方程可作为 PINN 物理约束的嵌入方程。

3.4. 隧道围岩与地下工程

隧道施工引起的地层变形预测是 PINN 小样本价值最为突出的应用方向。潘秋景等[17]提出多域物理信息神经网络(MPINN)模型, 将隧道收敛变形与掘进位置的物理关系耦合至深度网络, 对不同地层分区

建立独立的物理约束模块, 在复合地层条件下高精度还原了有限差分法结果, 经现场监测验证具有良好的预测精度和鲁棒性。

张子龙等[18]基于 DNN 对 Verruijt-Booker 解析解的围岩位移因子进行修正, 构建了数据 - 物理双驱动的盾构沉降预测 PINN 模型。研究表明, PINN 的外推泛化性能显著优于传统 DNN——利用前期 30%~50% 实测数据训练后, 预测后续沉降误差仅为 0.04%~1.81%, 远低于传统 DNN 的 8.4%~12.59%。

张东明等[19]提出了物理信息双驱动的长距离盾构隧道纵向力学性态智能诊断方法, 将梁 - 弹簧力学模型作为物理先验融入机器学习框架, 实现了隧道纵向沉降和环间接头变形的高精度辨识。

3.5. 岩土固结与关键参数反演

岩土固结是检验 PINN 求解能力的经典基准问题, 也是连接小样本学习与现场参数识别的重要桥梁。李林等[20]提出了基于孔压静力触探(CPTu)数据的原位固结系数 PINN 反演方法, 将圆孔扩张理论与轴对称 Biot 固结方程嵌入深度网络, 利用 CPTu 孔压消散曲线的有限测点实现了固结系数的高效识别, 充分验证了 PINN 在含噪声实测数据条件下的强鲁棒性。

在反问题方法论层面, 唐和生等[21]提出了物理驱动深度迁移学习的薄板力学正反分析框架, 在稀疏传感器条件下实现了边界条件的高精度识别和弹性模量快速反演。方卫华等[22]提出了冻结参数分步训练法, 在薄板载荷和抗弯刚度反演中实现了<3%的误差和<30 秒的计算耗时, 为地质体中不完整监测数据的物理同化提供了可迁移的技术路径。

4. 核心挑战与展望

4.1. 核心挑战

尽管 PINNs 在地质与矿山工程领域已取得一系列进展, 但大规模工程应用仍面临关键挑战。

1) 计算效率的鸿沟: 在标准正问题上, PINN 的训练耗时仍远高于 FEM/FDM 求解器。但在多查询场景(参数敏感性分析、可靠性评估、数字孪生)中, 一次训练后的瞬时推理优势不可忽视——神经算子方法可实现 20~40 倍加速[2]。

2) 非线性与多尺度的训练困难: 地质材料中的塑性屈服、应变软化和界面滑移等强非线性行为, 使 PINN 损失函数高度非凸, 一阶优化易陷入局部最优。谱偏差——网络优先学习低频分量——导致 PINN 在捕捉裂纹尖端奇异场和塑性局部化带等高频特征时表现不佳[5] [11]。硬约束策略[6]和深度里兹方法[11]分别从边界处理和能量变分两个角度提供了缓解思路。

3) 小样本条件下的外推局限。 PINN 在小样本场景中展现出独特价值——潘秋景等[17]和张子龙等[18]的工作分别证明仅需少量监测数据即可实现高精度预测。但 PINN 向训练域外(如不同地质单元或不同采掘阶段)的外推仍不可靠, 基于地质条件划分的空间交叉验证比随机划分训练/测试集更为必要[4]。

4) 矿山尺度三维拓展的瓶颈。 当前绝大多数研究停留于 1D/2D 基准问题层面。从实验室岩石试样(厘米级)跨越到矿山采场(百米至千米级), 需克服三维非均质地体的计算内存瓶颈、复杂采掘边界的高效处理以及多源异构传感器数据(光纤应变、微震、CPTu、InSAR 等)的物理同化难题[15] [19] [20]。

4.2. 未来发展方向

(1) **硬约束与混合架构:** 从损失函数软约束向网络架构硬约束(如 PINNs-H [6]、硬约束边界[7])和 PINN-FEM 混合框架演进。(2) **神经算子与迁移学习:** 以 DeepONet、FNO 为代表的物理信息神经算子通过学习 PDE 解算子族[2], 结合迁移学习[21]加速跨地质场景计算。(3) **矿山灾害机理 - 数据双驱动预警:** 面向煤与瓦斯突出[14]、冲击地压[13]和采动沉陷[15]等典型灾害, 构建融合力学机理与监测数据的智能

预警体系。(4) **多源地球物理数据同化**: 将分布式光纤[15]、CPTu [20]、微震和 InSAR 等异构监测数据通过 PINN 实现物理一致性融合, 推动从“算得准”到“用得对”的跨越。

4.3. 关键文献横向对比

为将上述各应用方向的罗列式信息转化为结构化的深度分析, 如表 1 所示, 从问题类型、模型维度、PINN 变体、数据需求、关键创新点和局限性六个维度, 对本文引用的代表性工作进行横向比较。

Table 1. Side-by-side comparison of representative PINN applications in geological and mining engineering
表 1. 地质与矿山工程 PINNs 代表性工作横向对比

文献	问题与维度	PINN 变体	核心创新点	主要局限
张升等[8]	地下水渗流(2D)	硬约束 PINN	耦合 Darcy 与连续性方程, 同时反演水头 - 流速场	未考虑各向异性介质
章伟等[7]	渗透系数反演(2D)	硬约束 (定水头 + 隔水)	双边界硬约束, 误差较软约束降 75%	仅承压含水层
舒伟等[9]	潜水流参数反演(1D)	标准 PINN	一维非承压含水层渗透系数高效估计	未拓展至二维
薛冰寒等[10]	土石坝渗流(2D)	标准 PINN	自由面固定边界优化, 溢出点误差降 45%	未考虑非饱和渗流
岳家豪等[11]	岩石裂纹扩展(2D)	深度里兹 + 相场	能量泛函优化替代残差损失, 避免多场冲突	计算成本高
王志良等[12]	裂隙渗流传热(2D)	多物理场 PINN	N-S + 对流 - 扩散耦合, 温度依赖粘滞反馈	未考虑复杂裂隙网络
王民华等[13]	煤体黏滑冲击(1D)	标准 PINN	嵌入摩擦滑动力学, 揭示能量释放间隔	一维简化, 未三维验证
王磊等[14]	煤与瓦斯突出 (0D 数据驱动)	物理约束 PINN	多地质 - 采矿参数融合	未嵌入 PDE, 偏数据驱动
潘秋景等[17]	隧道地表沉降(2D)	多域 PINN (MPINN)	按地层分区独立物理约束模块	子域耦合策略待优化
张子龙等[18]	盾构沉降预测(2D)	数据 - 物理双驱动	修正 Verruijt-Booker 解, 外推误差仅 0.04%~1.81%	依赖解析解作为先验
李林等[20]	原位固结系数反演 (轴对称 2D)	标准 PINN	Biot 固结 + 圆孔扩张, 实测噪声数据鲁棒	未考虑土层成层性

从表 1 可见: (1) 硬约束策略在地下水领域效果突出; (2) PINN 在反问题(参数识别)中的价值优于正问题; (3) 绝大多数工作限于 1D/2D, 三维矿山尺度拓展是共同瓶颈。

5. 结论

本文系统综述了物理信息神经网络在水文地质渗流反演、岩石裂隙力学、煤矿动力灾害预测、隧道围岩变形分析和岩土固结参数识别等地质与矿山工程核心方向的研究进展。主要结论如下:

(1) PINNs 在地下水渗流参数反演和小样本工程预测中展现出显著优于纯数据驱动方法的物理一致

性和泛化能力, 硬约束改进算法有效解决了标准 PINN 的边界条件满足和多目标权重调节难题。

(2) 在煤矿安全领域, PINN 已初步应用于煤体黏滑冲击动力学分析和煤与瓦斯突出强度预测, 但整体研究仍处于起步阶段, 在冲击地压、瓦斯灾害和采动沉陷等核心矿山灾害中的应用深度和广度亟待加强。

(3) PINN 的损失函数权重自适应平衡、非线性训练的谱偏差克服以及从实验室尺度向矿山工程尺度的三维拓展, 是当前制约该技术从学术研究走向工程落地的最核心瓶颈。

(4) 硬约束 PINN-FEM 混合架构、物理信息神经算子、多源地球物理数据融合以及矿山灾害机理 - 数据双驱动智能预警, 代表了未来五至十年最具潜力的发展方向。

随着网络架构的持续改进、多源监测数据的日益丰富以及与传统数值方法的深度融合, 物理信息神经网络有望在地质与矿山工程的智能化计算和灾害预警系统中发挥日益重要的支撑作用。

参考文献

- [1] Raissi, M., Perdikaris, P. and Karniadakis, G.E. (2019) Physics-Informed Neural Networks: A Deep Learning Framework for Solving Forward and Inverse Problems Involving Nonlinear Partial Differential Equations. *Journal of Computational Physics*, **378**, 686-707. <https://doi.org/10.1016/j.jcp.2018.10.045>
- [2] 李道伦, 沈路航, 查文舒, 等. 基于神经算子与类物理信息神经网络智能求解新进展[J]. 力学学报, 2024, 56(4): 875-889.
- [3] 查文舒, 李道伦, 沈路航, 等. 基于神经网络求解偏微分方程的方法综述[J]. 力学学报, 2022, 54(3): 543-556.
- [4] 朱琳, 钱陈之皓, 宫辉力, 等. 物理信息神经网络在水文地质与工程地质中的应用研究综述[J]. 水利水电技术(中英文), 2025, 56(7): 13-25.
- [5] 林从建, 楼俊斌, 李奕璇, 等. 基于物理信息神经网络的非均质材料力学研究进展[J]. 科学通报, 2024, 69(34): 5048-5070.
- [6] 兰鹏, 张升, 苏晶晶. 改进 PINNs 算法及其在非线性固结求解中的应用[J]. 应用基础与工程科学学报, 2024, 32(5): 1407-1419.
- [7] 章伟, 王栋, 吴吉春. 基于硬约束物理信息神经网络的含水层渗透系数场反演[J]. 地学前缘, 2026, 33(1): 500-510.
- [8] 张升, 兰鹏, 苏晶晶, 等. 基于 PINNs 算法的地下水渗流模型求解及参数反演[J]. 岩土工程学报, 2023, 45(2): 376-383.
- [9] 舒伟, 孟胤全, 邓芳, 等. 基于 PINNs 算法的一维潜水流方程的渗流参数反演[J]. 南京大学学报(自然科学), 2024, 60(2): 317-327.
- [10] 薛冰寒, 黄振华, 张安康, 等. 基于物理信息神经网络的土石坝渗流性态分析[J]. 工程科学与技术, 2025, 57(2): 188-196.
- [11] 岳家豪, 王桂林, 王润秋, 等. 物理神经网络与混合相场耦合的岩石裂纹扩展模拟方法研究[J]. 岩石力学与工程学报, 2025, 44(12): 3403-3419.
- [12] 王志良, 肖智桓, 申林方, 等. 基于物理信息神经网络岩石裂隙渗流传热耦合作用机制研究[J]. 岩土力学, 2026, 47(2): 1-12.
- [13] 王民华, 闫永敢. 基于物理信息神经网络的煤体黏滑冲击动力学分析[J]. 煤矿安全, 2023, 54(7): 59-68.
- [14] 王磊, 贾宝山, 苏国瑞. 基于物理信息神经网络的煤与瓦斯突出预测研究[J]. 岩土与地质工程, 2024(42): 6781-6801.
- [15] 程刚, 王振雪, 施斌, 等. 采动覆岩变形多场光纤神经感知与安全保障体系构建研究[J]. 煤炭科学技术, 2023, 51(11): 104-118.
- [16] 燕发源, 王恩志, 刘晓丽, 等. 深部围岩相变理论与分区破裂化现场实测对比[J]. 煤炭学报, 2024, 49(S1): 121-135.
- [17] 潘秋景, 吴洪涛, 张子龙, 等. 基于多域物理信息神经网络的复合地层隧道掘进地表沉降预测[J]. 岩土力学, 2024, 45(2): 539-551.
- [18] 张子龙, 潘秋景, 仇文岗, 等. 基于物理信息神经网络的盾构隧道诱发地表沉降预测[J]. 工程力学, 2024, 41(4):

161-173.

- [19] 张东明, 周烨璐, 黄宏伟, 等. 物理信息双驱动的长距离盾构隧道结构纵向力学性态智能诊断方法[J]. 岩土力学, 2023, 44(10): 2997-3010.
- [20] 李林, 左林龙, 胡涛涛, 等. 基于孔压静力触探试验测试数据的原位固结系数物理信息神经网络反演方法[J]. 岩土力学, 2024, 45(10): 3181-3194.
- [21] 唐和生, 何展朋, 廖洋洋, 等. 基于物理驱动深度迁移学习的薄板力学正反问题[J]. 工程力学, 2023, 40(8): 1-10.
- [22] 方卫华, 徐孟启, 王润英. 基于物理信息神经网络的薄板反问题研究[J]. 固体力学学报, 2023, 44(4): 483-496.