

# 工程域人工智能

张嘎<sup>1</sup> 罗方悦<sup>2</sup>

1. 清华大学, 北京 100084
2. 北京航空航天大学, 北京 100191

**摘要:** 目前工程力学行为和安全分析方法仍不能满足实际需求, 照搬已有人工智能方法不能从根本上满足工程对输出结果稳定性和可靠性的严格要求。针对这一问题, 通过模拟专家思维和决策过程, 将以力学分析方法为代表的“机理”和多源信息同化后的“数据”实时耦合, 以工程的力学分析模型为核心建立了多源数据同化-质量评价方法、机理-数据耦合驱动的人工智能方法和跨工程协同分析方法等3个主要方法, 逐层递进提出工程域人工智能理论, 构建新一代的工程智能体, 实现从“人工智能单向赋能工程”到“人工智能与工程一体化构建”的质变。针对堰塞坝、边坡和风力发电机群等重要工程建立人工智能系统, 开展工程服役性能演化预测分析。实际应用表明, 工程域人工智能理论突破工程领域数据数量偏少、质量参差不齐、多源且关联弱等问题的制约, 克服力学分析方法难以考虑工程及环境复杂条件、工程材料结构参数难以精准测定等困难, 实现工程变形溯源、行为预报、风险预警、调控预演等功能, 为工程安全及其高效运行提供科学技术支撑。

**关键词:** 工程域; 人工智能; 机理-数据耦合驱动; 数据同化; 数据质量评价; 数值模拟

**中图分类号:** TU43 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-131X(2026)01-0001-12

**DOI:** 10.15951/j.tmgxb.2026.01.0918

## Artificial intelligence of engineering

Zhang Ga<sup>1</sup> Luo Fangyue<sup>2</sup>

1. Tsinghua University, Beijing 100084, China
2. Beihang University, Beijing 100191, China

**Abstract:** The analysis methods for mechanical behavior and safety in engineering still fail to meet real demands. Simply applying available artificial intelligence (AI) methods cannot fundamentally address the strict requirements on the stability and reliability of output in engineering. To tackle this issue, by simulating the thinking and decision-making process of human experts, the ‘mechanism’, represented by mechanical analysis methods, and the ‘data’, obtained after multi-source information assimilation, are integrated in real time. Centering around the mechanical models of engineering, three main methods for AI of Engineering are established, namely the multi-source data assimilation and data quality evaluation method, the mechanism-data coupling-driven AI method, and the cross-engineering synergistic analysis method. These methods are progressively implemented into the framework of AI of Engineering, forming a new generation engineering intelligent agent, and achieving a qualitative change from ‘one-way AI for engineering’ to ‘integrated AI of engineering’. AI systems developed therefrom are applied to landslide dams, slopes, and

**基金项目:** 国家重点研发计划(2023YFC3007001)、北京市自然科学基金(8244053)

**作者简介:** 张嘎, 博士, 教授 **收稿日期:** 2025-09-18

wind turbine generators to predict the performance. The applications indicate that AI of engineering is not constrained by the limited quantity, unstable quality and weak correlation of multi-source data in practice. It also addresses the limitations of mechanical methods under complex conditions and the difficulties in accurately obtaining computation parameters. AI of engineering integrates multiple functions, such as deformation source tracing, mechanical behavior prediction, risk early-warning and risk regulation, providing solid supports for engineering projects.

**Keywords:** engineering; artificial intelligence; mechanism-data coupling-driven; data assimilation; data quality evaluation; numerical simulation

**E-mail:** zhangga@tsinghua.edu.cn

## 0 引 言

坝堤、隧洞、风力发电机等重要工程在建设和运行过程中大都处于复杂环境，亟需开展安全演化分析和服役性能评价。工程变形等监测方法虽然提供了原型响应资料，但监测数据难以得到科学应用。力学分析方法能够对工程性能和安全性进行全面分析，但结果有效性依赖于输入信息的精度。工程的室内试验，特别是岩土体的材料试验，多采用小尺寸重塑土样，难以真实反映材料的原位特性。而原位测试方法存在结果数量少、信息单薄等问题，难以满足工程分析的输入信息需求。因此，有必要探索合理确定工程结构和材料参数的新途径，进而提升工程性态和安全分析的精度，为工程建设和运维提供可靠支撑。

近年来，人工智能技术发展迅猛，在工程领域也已开展了广泛应用<sup>[1-3]</sup>。其中，基于监测数据预测工程响应的方法研究较多，如利用极限学习机及其改进方法、回归模型以及神经网络等进行工程变形预测等<sup>[4-5]</sup>。这些方法无需实时误差分析，能够实现工程响应的快速预测<sup>[6]</sup>。例如，长短时记忆神经网络等深度学习能够捕捉监测数据序列的长时依赖关系，在揭示工程响应与荷载环境因素的非线性关联方面具有优势<sup>[7-8]</sup>；将神经网络模型与贝叶斯方法相结合，构建了坝堤变形的预测区间模型<sup>[9]</sup>；将物理机制嵌入神经网络并结合时空数据进行聚类分析，可以显著提升工程响应预测精度<sup>[10-11]</sup>。在工程安全预警方面，依托工程历史灾害及其诱发因素的数据资料提出了工程灾害预警的人工智能方法<sup>[12]</sup>。有些方法直接采用机器学习模型建立，也有方法将深度学习模型与其他优化算法耦合以期更高的预测精

度<sup>[13-14]</sup>。在工程参数反演优化方面，人工智能技术也发挥了重要作用。这些人工智能优化算法各具特色，如粒子群优化、贝叶斯优化以及混合优化算法等，可改善牛顿法等传统优化算法受限于初始点选取且容易陷入局部极值等问题<sup>[15-18]</sup>。近年来很多研究将神经网络与优化算法耦合，或将优化算法与数学模型、统计方法结合，显著提升了复杂参数优化的收敛性和精度<sup>[19-20]</sup>。

目前，主要照搬已有的人工智能方法解决工程问题，一般称为人工智能赋能。为了说明问题，将人工智能水平与“人”的智能水平做一类比。发展成熟的“人脸识别”相当于“保安”岗位，是基于信息家电的第一代智能体；当前热点的“无人驾驶”则相当于“司机”岗位，是基于运载工具的第二代智能体。他们虽然可以一定程度上赋能工程，但不能从根本上满足工程对输出结果稳定性和可靠性的严格要求。而且，工程领域提供的数据，无论是在数量上、还是质量上，都远不能满足大模型等主流人工智能技术的需求，并受到数据多源且关联弱等因素的制约。

针对现有人工智能输出结果缺乏机理解释、输入数据存在数量偏少(乏)、质量参差不齐(劣)、多源关联弱(散)等问题，笔者紧密围绕工程需求，提出创新研究“工程域人工智能”，以构建新一代的工程智能体(相当于“专家”岗位)。即：通过模拟专家思维和决策过程，将以力学分析方法为代表的“机理”和多源信息处理后的“数据”实时耦合，构建集预报、预警、预演、预案等功能于一体的工程域人工智能系统，实现从 AI for engineering(人工智能赋能工程)到 AI of engineering(人工智能与工程一体化构建)的质变(图 1)。这对于开拓人工智能研究方向、提升工程建造运维水平具有重要意义。



图1 工程域人工智能

Fig. 1 Artificial intelligence of engineering

## 1 工程域人工智能原理

工程域人工智能架构主要包含以工程力学分析模型为核心建立的3个方法，即：机理-数据耦合驱动的人工智能方法、多源数据同化-质量评价方法、跨工程协同分析方法(图2)。这3个方法逐步递进，最终实现对新一代工程智能体的构建。

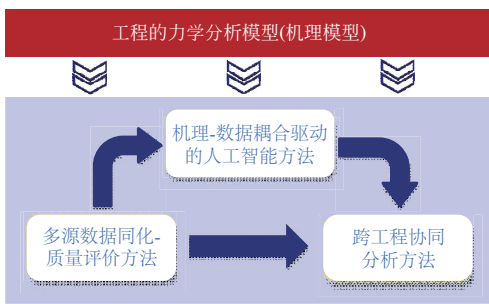


图2 工程域人工智能架构

Fig. 2 Scheme of artificial intelligence of engineering

### 1.1 机理-数据耦合驱动的人工智能方法

作为实现工程域人工智能的关键，该方法将机理驱动的力学分析方法和数据驱动的机器学习方法实时全链条耦合，在每个关键节点上建立互馈调节机制(图3)。基于该方法，克服力学分析方法难以处理工程系统复杂性、参数结构不确定性等问题，同时解决机器学习方法面临的边值解不稳定性、数据机制负反馈性等难题，实现仿真工程实际的智能体构建。

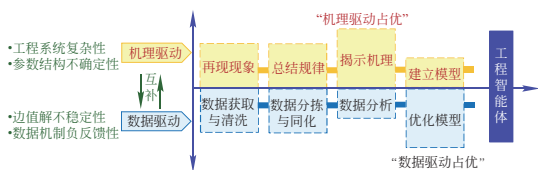


图3 机理-数据耦合驱动的人工智能方法

Fig. 3 Mechanism-data coupling-driven artificial intelligence method

## 1.2 多源数据同化-质量评价方法

该方法用来解决工程领域数据乏、劣、散的问题，并为机理-数据耦合驱动的人工智能方法提供有效数据。将工程的多源数据同化目标分为材料数据、结构数据、响应数据三类，并以工程的力学分析模型为核心发展机理模型驱动的数据同化策略，实现多源数据的标准化处理。在此基础上，以工程的力学分析模型为核心，研究合适的机器学习方法提取模型数据的规律，建立机理模型数据规则的表征，以此为标准对数据进行质量评价。

## 1.3 跨工程协同分析方法

该方法将基于工程单体的人工智能方法推广到多个工程体构成的工程域。基于系统的观点，挖掘同一区域各工程体的内在联系，揭示并刻画多工程体材料参数、结构特征、边界条件的耦合机理，充分利用多工程体同化和质量评价后的数据，从而提高特定工程体的分析精度，实现跨工程协同分析。

## 2 多源数据同化-质量评价方法

### 2.1 多源数据同化方法

在工程的设计、施工和运行阶段已经开展了不同类型的勘察、测量、监测、试验、数值模拟和专家评价等工作，获得了工程的场地水文地质特性、荷载条件、几何形态、变形破坏响应、结构及力学参数等大量数据<sup>[21-25]</sup>。这些数据来源多样、格式和表现方式不统一、精度差别也很大，用于工程性态和安全分析时缺乏有效整合，未能充分发挥效益。亟需研究多源数据同化方法，有效地采集、存储与标准化这些数据。

为此，提出了工程的“材料、结构、响应”三类数据层的同化目标。基于该目标，针对勘测、施工、运行等不同阶段的数据进行筛选，发展数据过滤、识别匹配、分类规则等算法，将可直接用于同化的数据流入同化数据库相应数据层。对于筛选后不能直接归入同化数据库的信息(例如原位测试得到的力-位移关系曲线、加固结构施工过程得到的荷载-变形关系等)，基于工程的力学分析方法提出具体工况场景的数据同化策略，通过计算模拟、反演分析、机器学习等方式分析数据之间的关联，建立各类数据的动态耦合模型，进而得出同化需要的数据并流入同化数据库相应数据层。基于上述思路建立机理驱动的多源数据同化方法(图4)，为工程分析方法的参数标定奠定了数据基础。

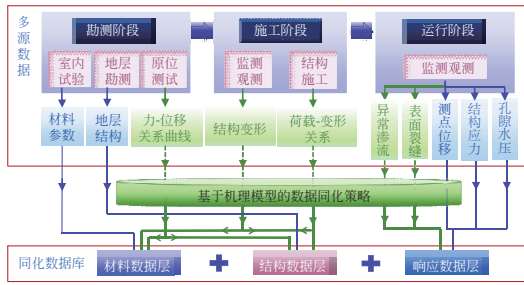


图 4 多源数据同化方法

Fig. 4 Multi-source data assimilation method

以地基勘测为例，对多源数据同化方法加以说明。图 5 给出了基于静力触探的地层材料数据同化方法。该方法首先基于土的力-水-时耦合本构模型与 CEL 数值技术构建了地基静力触探有限元模型，并采用该模型生成了用于训练物理信息神经网络 (physics-informed neural network, PINN) 的数据集。采用该数据集对 PINN 进行训练，建立静力触探响应 (如锥尖阻力、侧摩阻力) 与土力学参数间的映射关系，形成高精度的正向代理模型。采用该代理模型将现场实测数据作为反演目标，利用 L-BFGS-B 等优化算法对训练好的 PINN 模型进行迭代求解，反演出与实测响应最优匹配的土力学参数，完成参数的标定与更新，并将结果流入材料数据层。至此，建立了“数值模拟-PINN 训练-参数反演”的地基静力触探的数据同化方法。图 6 展示了某地层静力触探的材料数据同化结果。可以看出，训练后的 PINN 模型锥尖阻力和侧摩阻力的预测值与实际观测值吻合较好，数据点集中分布于 45° 线附近，体现出良好的预测精度。

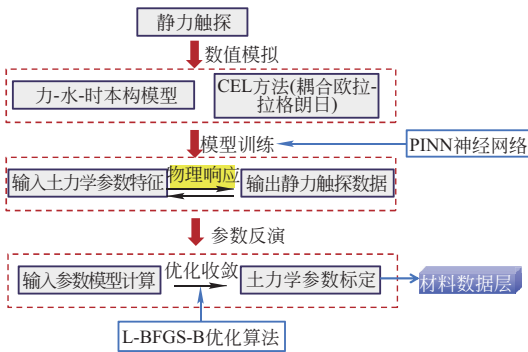


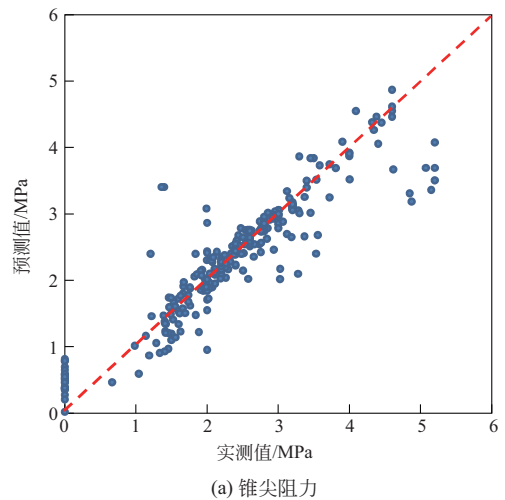
图 5 基于静力触探的地层材料数据同化方法

Fig. 5 Data assimilation method of geomaterials based on cone penetration tests

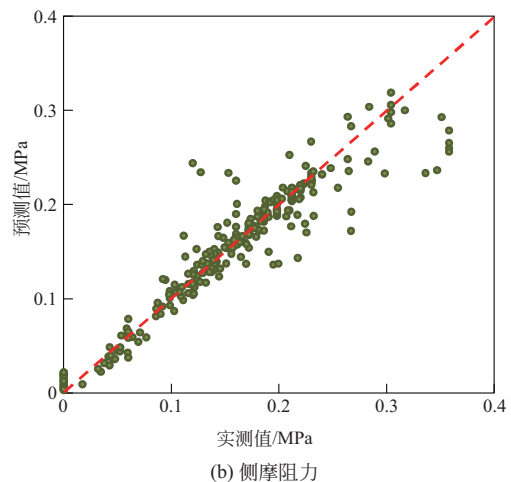
## 2.2 数据质量评价方法

由于实际工程及其环境的复杂性，监测得到的

位移等各类数据表现出与测量设备、监测条件相关的多种误差。为了充分利用监测数据，迫切需要发展数据质量评价方法。目前的数据质量评价尚停留在数据异常检测阶段，主要采用传统的数理统计方法进行，如小波变换、插值法、稳健估计等<sup>[26-27]</sup>。但由于监测数据的误差来源复杂，其时空分布一般难以用常规概率分布描述，现有的数据异常检测方法效果不佳，往往还需要人工处理，其可靠性和效率都难以保证。为此，以工程的力学分析模型为核心，分析模型计算得到的实际工程力学响应数据的特点，研究合理有效的深度学习模型，提取出用于评价监测数据质量的关键数据特征。在此基础上，针对监测数据特点和机理数据特征建立数据质量评价方法。



(a) 锥尖阻力



(b) 侧摩阻力

图 6 基于静力触探的地层材料数据同化结果

Fig. 6 Data assimilation results of geomaterials based on cone penetration tests

以边坡位移监测为例，对数据质量评价方法加以说明。数据质量评价方法主要关注边坡位移监测点的时空关联特征，以识别各监测点的数据质量。

该方法基于边坡变形-稳定性一体化分析模型<sup>[28]</sup>，获取关键监测点在演化过程中的变形响应特征。针对响应数据特点构建合理的数据特征提取方法，提炼用于质量评估的关键特征。在此基础上，采用数据与机理相结合的物理信息神经网络(PINN)作为数据质量评价的深度学习方法，引入物理规则作为新的衡量标准，减少对数据精度和数量的依赖。通过将物理机理融入监测数据，能更准确地把握监测点变形的时空演化特征，对监测数据的质量进行评价，并据此对监测数据进行修正。该方法的核心是损失函数(Loss)的选取，以竖直位移的数据修正为例，其定义如下：

$$Loss = \lambda_1 Loss_{test} + \lambda_2 Loss_{fn} + \lambda_3 Loss_{grad} \quad (1)$$

式中： $Loss_{test}$ 为修正结果与监测点的误差； $Loss_{fn}$ 为修正结果与一体化分析方法预测结果的误差，各自的计算公式如下：

$$Loss_{test} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [v(t_i) - v_{test}(t_i)]^2 \quad (2)$$

$$Loss_{fn} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [v(t_i) - v_{fn}(t_i)]^2 \quad (3)$$

式(1)中的 $Loss_{grad}$ 代表修正结果的梯度误差计算，因为边坡变形-稳定性一体化分析方法提供的计算结果在很大程度上体现了数据的内在关联规律，特别是在梯度层面。因此，需要将梯度计算的误差纳入数据质量评估中。其具体计算公式如下：

$$Loss_{grad} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left[ \frac{\partial}{\partial t} v(t_i) - \frac{\partial}{\partial t} v_{fn}(t_i) \right]^2 \quad (4)$$

式(1)中的 $\lambda_1$ 、 $\lambda_2$ 和 $\lambda_3$ 是各个误差函数的权重，这个权重的初始值为0.7、0.2和0.1，在数据修正过程中根据监测数据的评估结果进行迭代更新。

图7展示了基于雷达测量的边坡位移原始数据和经质量评价并修正后的结果。图7(a)所示的某监测点位移时程曲线表明，2024年8月期间监测的位移先急剧增大后迅速减小，与其他阶段的发展规律差异很大。仅依靠监测数据本身难以直接判断其合理性，其他时期的监测数据也存在异常波动。图7(b)所示的某时刻边坡位移沿坡表分布曲线表明，监测数据呈现出异常的多段式分布特征，仅依靠数据本身同样难以合理实现异常区间的取舍。相比之下，机理驱动的数据质量评价方法能够结合力学分析模型预测的边坡位移时空变化规律，有效识别监测数据中的异常点，并通过降低异常数据的学习权重，生成更符合机理规律的位移时空分布曲线，从而实现监测数据与力学分析模型之间的有效耦合。

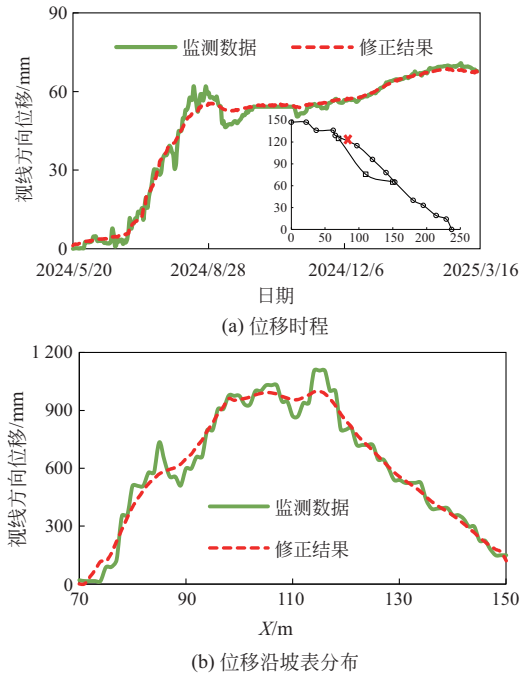


图7 某边坡雷达视线方向位移的监测与修正结果  
Fig. 7 Monitoring and correction results of radar line-of-sight displacement of a slope

### 3 机理-数据耦合驱动的人工智能方法

#### 3.1 数据驱动的工程参数标定

工程内部结构及其材料参数对于机理模型分析精度影响很大。为了合理描述结构材料参数的空间分布特性，已经提出了很多方法，包括多点插值方法、随机过程方法、高斯阈值模型、克里金法及其改进等<sup>[29-30]</sup>。耦合马尔可夫链模型具有输入信息少、计算效率高等优点，已被广泛用于各类地层空间分布性的模拟<sup>[31]</sup>。但其分析精度依赖模型及参数的随机分布假设合理性，难以在工程中推广应用。针对上述问题，以工程的力学分析模型为核心，引入有效的机器学习模型，建立基于实测数据的工程结构材料信息的反演标定算法，得到最优化的工程结构材料信息。其主要实现步骤如图8所示，具体思路为：

- (1) 基于勘察监测等方式确定工程的力学分析模型参数初值，计算工程的各类响应，例如位移、应力和安全系数等。
- (2) 将计算结果与已有的实测结果进行对比，基于实测结果分析参数初值的系统误差。
- (3) 基于系统误差建立参数的修正公式，对参数进行修正使其更符合实际。

(4) 重复步骤(2)与(3)使得参数不断逼近真实,从而随着工程经验和实测数据的积累不断提升方法参数的精度。

(5) 除优化参数外,还可以通过计算分析给出监测的关键点,从而提升监测效率、保证监测的有效性。

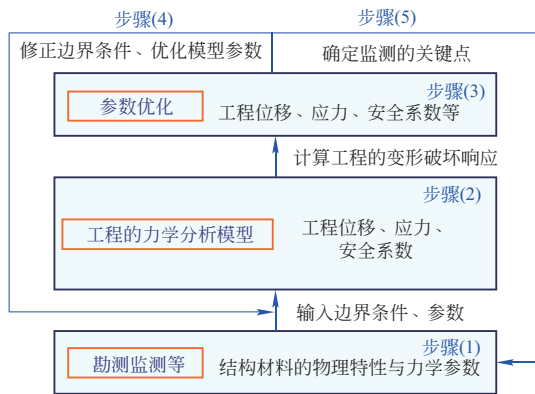
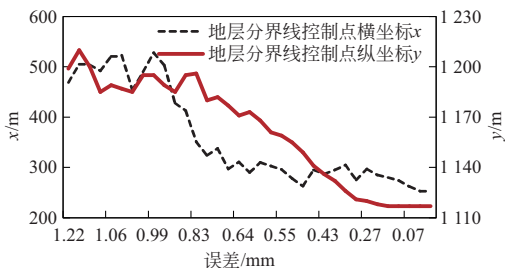
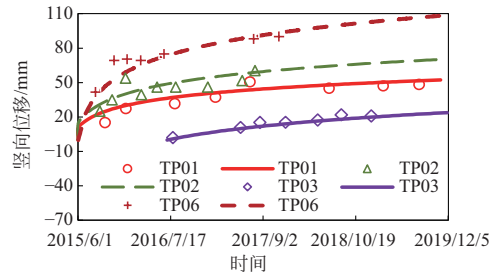


图 8 结构材料参数标定流程  
Fig. 8 Flow chart of calibration of structural material parameters

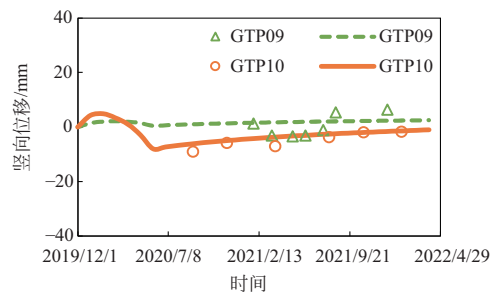
以某堰塞坝为例对工程结构材料参数标定方法加以说明。为了合理计算堰塞坝坝体和防渗结构的应力变形,需要基于监测数据标定堰塞坝的各类结构材料参数。为此,针对堰塞坝建立了三维有限元计算模型,在机理模型层面有效模拟坝体及防渗结构在复杂环境下的应力变形响应。在此基础上,以室内试验及工程类比确定的参数为初值,根据关键监测点位移采用最速下降法对参数进行迭代优化,实现堰塞坝结构材料参数的标定。图 9(a)展示了典型参数的迭代过程,可以看出随着参数迭代次数增加,机理模型计算值与监测值的误差逐渐减小,结构材料参数逐渐接近工程实际。从图 9(b)和图 9(c)可以看出,采用标定后参数计算得到的堰塞体和防渗墙竖向位移与实测数据吻合良好,表明标定后的参数能够有效反映堰塞坝在实际工作状态下的力学行为,从而为堰塞坝的长期安全评价提供可靠依据。



(a) 典型参数的迭代过程



(b) 堰塞体监测点竖向位移的计算结果与实测结果



(c) 防渗墙监测点竖向位移的计算结果与实测结果

图 9 某堰塞坝材料参数标定结果

Fig. 9 Calibration results of material parameters of a landslide dam

### 3.2 机理-数据耦合驱动的人工智能方法

基于机理驱动的数据同化-质量评价方法与数据驱动的结构材料标定方法,提出了“实时耦联、同步修正”的思路,建立了有效的人工智能方法逻辑架构(图 10)。该方法主要包括机理驱动的多源数据同化评估模块与数据驱动的结构材料信息标定模块。多源数据同化评估模块基于机理模型算得的工程响应,进一步通过机器学习等方法提取基本特征,实现多源数据的同化和质量赋权。结构材料信息标定模块基于同化与质量赋权后的数据,采用机理模型进行反演分析,对工程的结构材料参数进行标定。作为方法的关键,建立机理驱动和数据驱动两个模块间数据的有效传递机制,从而实现在每个分析步上对实测数据和结构材料信息的实时耦联分析。在此基础上合理设计数据存储等模块,将“机理驱动”与“数据驱动”两个主要模块进行耦合,发展相关高效算法。建立实测数据输入接口,构建机理-数据耦合驱动的人工智能方法。

基于该逻辑架构,在机理驱动的多源数据同化评估过程中同步进行结构材料信息标定,以实现数据与机理的深度耦合。在每一次结构材料参数标定中,将前期同化后的实测数据与质量评价结果作为材料参数反演的依据,发展或者采用先进反演算法对机理模型中的结构材料信息进行推算。本质上,该问题属于一个最优化求解过程,可采用基于迭代

优化的反演算法。其核心逻辑为：首先构建目标函数，用以度量模型预测值与实测数据之间的差异；随后通过不断调整结构材料参数，使目标函数值逐步减小，最终逼近最优解。在每一轮迭代中，数据驱动模块根据当前结构材料参数运行机理模型，计算其预测结果与实测数据之间的误差，并以此为依据修正结构材料参数；然后将修正后的结构材料参数传递给机理驱动模块，由机理驱动模块进行实测数据同化和质量评价。该过程不断重复，直至误差收敛到预设阈值，或达到设定的最大迭代次数。最终得到的结构材料参数即为当前实测数据条件下的最优估计，可准确反映工程实际。

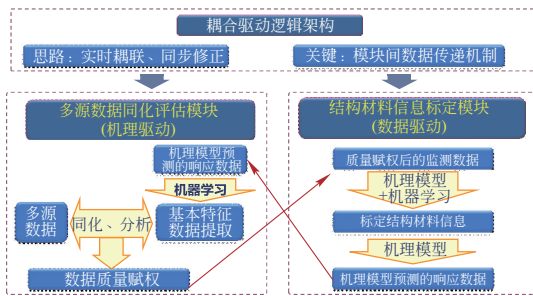


图 10 机理-数据耦合驱动的人工智能方法逻辑架构  
Fig. 10 Logical architecture of mechanism-data coupling-driven AI method

#### 4 跨工程协同分析方法

跨工程协同分析是工程域人工智能的终极形态，相当于对“专家”工程经验的抽象模拟，其核心在于揭示并刻画多工程体材料参数、结构特征、边界条件的耦合机理，从而实现“千姿百态、各不相同”的各工程的可比性。其具体算法主要由 4 个模块构成，即：输入层、模型层、计算层、响应层，如图 11 所示<sup>[32]</sup>。

(1) 输入层：该模块负责收集和确定工程域中各工程体的边界条件和参数等数据，并对这些数据进行同化和质量评价，再将这些数据传递至模型层。输入层区分单体层面和群体层面的数据，并对数据操作分级授权。

(2) 模型层：该模块负责建立各工程体的人工智能模型及各工程体的耦合模型。每个工程体的人工智能模型可以基于相同的架构，也可以基于不同的架构。每个工程体的人工智能模型可以单独运行，同时通过耦合模型彼此间进行信息交换。

(3) 计算层：该模块负责根据当前输入层数据进行工程域分析模型的求解。求解方法需要根据各工

程体模型和耦联模型的特点建立，如可以借鉴或采用上文建立的工程单体的机理-数据耦合驱动人工智能方法。基于计算层，引入高性能、大规模等计算手段，实现工程域各工程体模型和耦联模型的高效率和高精度求解。

(4) 响应层：该模块负责收集和记录计算层得到的各工程体的多维度响应，并以标准化数据的形式存储。需要说明的是，响应层不仅包含模型计算得到的响应，而且还将收集并存储观测、勘测等其他来源的数据。基于响应层数据进行反演分析，提供新的计算参数和边界条件并传递至输入层进行更新。

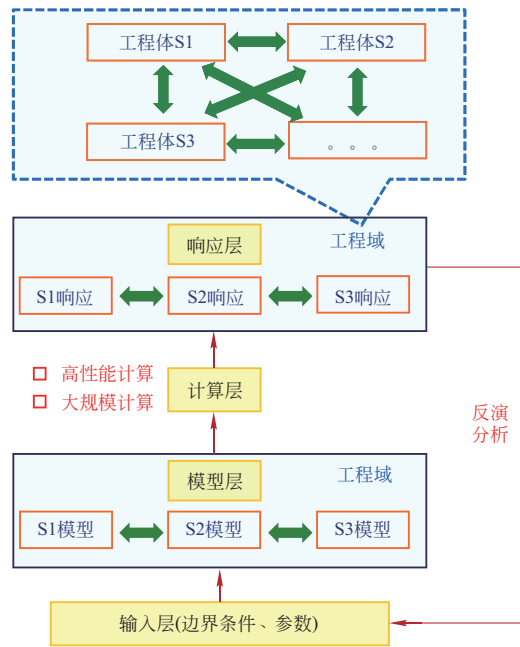


图 11 跨工程协同分析方法  
Fig. 11 Cross-engineering synergistic analysis method

跨工程协同分析的难点在于如何揭示并刻画多工程体的耦合特性，下文以风力发电机群为例对此加以说明。

针对风力发电机群的每台风机，采用多尺度方法进行风场-风机相互作用分析(图 12(a))，以风机及周围风场建立代表性单元(RVE)，以其代表性风速风向实现对风机单体流固耦合特性的宏观表征。在此基础上，通过分析风场在风机单体间的能量物质传递，明确了以风机单体的代表性风速风向为基本变量，并揭示了各风机单体的耦联关系。如图 12(b)、图 12(c)所示，通过分析风速风向场的辐合辐散特性，发现不同风机单体的代表性风向散度与风速散度的数值大小具有符号一致性。也就是说，风机单体的风向散度越大，其风速散度也更大。进一

步理论推导可得：

$$\text{若 } div_1 < div_2, \text{ 则 } S_1 < S_2 \frac{div_2}{div_1} \quad (5)$$

式中： $div_1$ 、 $div_2$  分别是风机 1、风机 2 的风向散度； $s_1$ 、 $s_2$  分别是风机 1、风机 2 的风速值。对某风机场一年内各处风速与风向散度进行抽样统计（每日随机抽取 100 个样本点），计算符合上述耦联关系的比例，结果如图 13 所示。可以看出，平均符合率约 80%，表明了风机单体耦联关系的有效性。

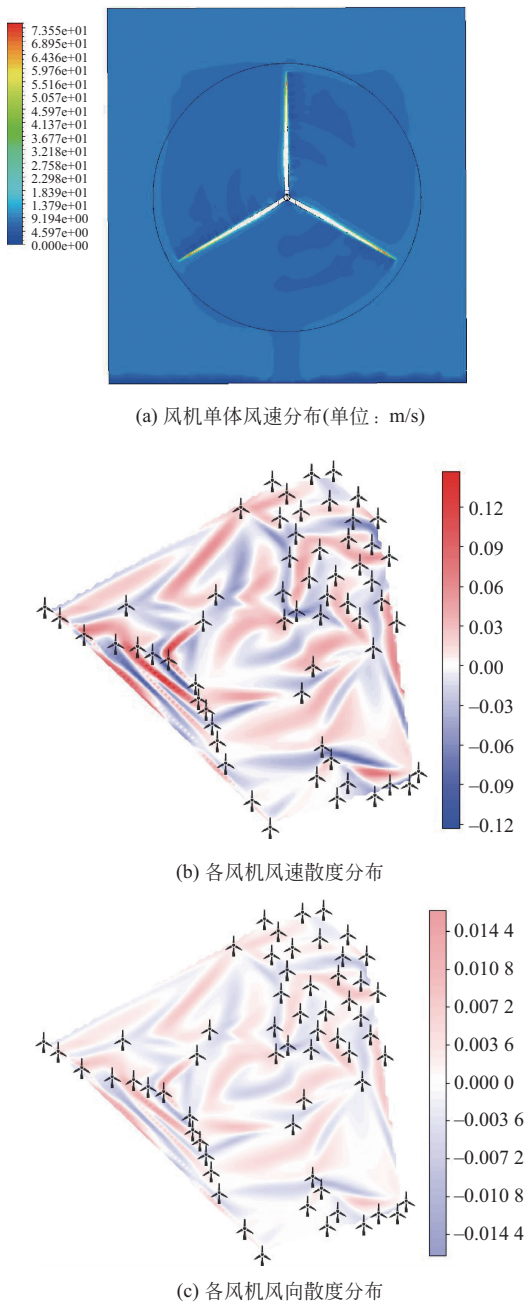


图 12 某风力发电机场各风机的关联及其表征  
Fig. 12 Interrelationships and characteristics of single wind turbine at a wind power station

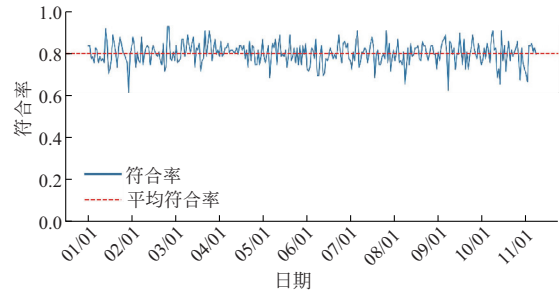


图 13 某风机场一年内风机单体耦联关系的符合率  
Fig. 13 Consistency rate of coupling relationships among individual wind turbines in a wind farm over one year

## 5 工程域人工智能系统的构建及应用

针对工程实际需求和相关规范要求，进行工程域人工智能系统架构设计(图 14)。数据存储分为基础数据库和操作数据库。通过多源方式获取的实测数据存储到基础数据库中，通过数据同化和质量评价后流入操作数据库。数据接口服务系统负责操作数据库与 Web 应用系统间的双向数据交互：Web 应用系统向预报模拟计算服务系统发送手动任务指令或自动添加任务进行模拟计算预报，计算结果数据返回操作数据库存储，供用户调用查看。建立与工程域人工智能方法相适应的高效算法、数据库结构和输入/输出接口标准。采用 SQL Server 数据库作为本算法系统的数据存储工具，C++ 语言编写系统计算分析程序的核心代码，开发系统主体程序软件。

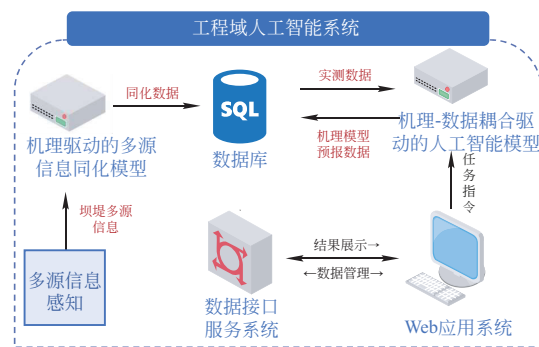


图 14 工程域人工智能系统实现  
Fig. 14 Implementation of AI systems of engineering

### 5.1 堰塞坝人工智能系统

针对某堰塞坝建立了加载-湿变-流变变形分析模型，以此为核心进行机理驱动的监测数据质量评价修正和数据驱动的模式参数标定，开发了集“数据质量评价-计算参数标定-特性演化分析”于一体

的堰塞坝人工智能系统。图 15 展示了人工智能系统对坝体变形和防渗墙应力变形的预测结果。可以看出，预测结果与实测结果符合良好，多个监测点验证系统预测与实测结果的吻合度达到 90% 以上。图中还给出了智能系统对未来 3 年的堰塞坝应力变形演化的预测，从而实现了从建设到运行全生命周期的力学性能仿真与长期演化的精准预测。

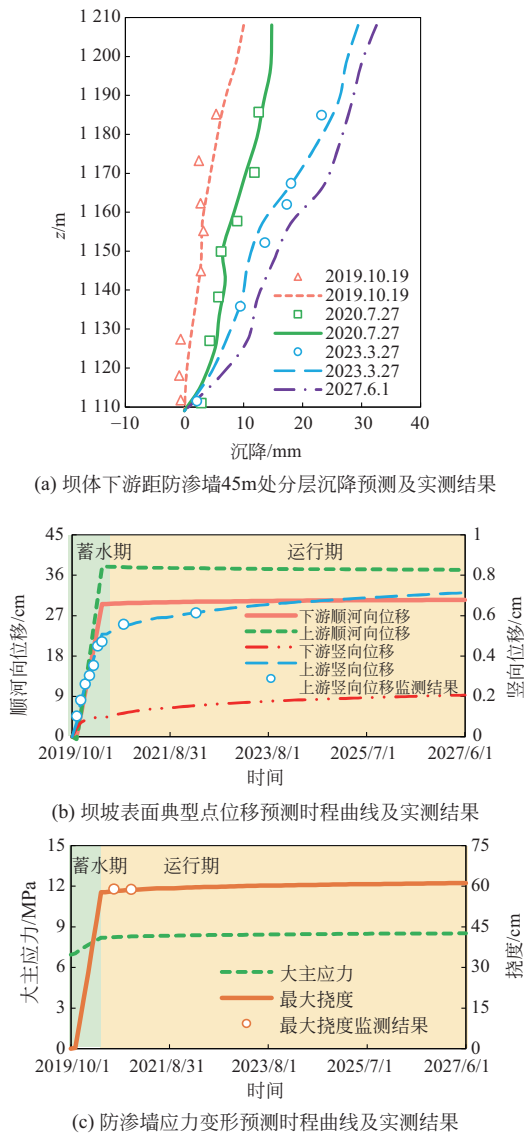


图 15 某堰塞坝人工智能系统典型成果

Fig. 15 Typical results of AI system of a landslide dam

## 5.2 边坡人工智能系统

针对某库区边坡，基于边坡变形-稳定性一体化分析方法，融合地形数据、地质构造特征及水文条件等多类边界因素，开发了位移监测数据接口，构建了边坡变形-稳定性一体化预报的人工智能系统，实现了物理机理模型与监测数据的深度融合。采用

该人工智能系统预测了边坡的全场变形和稳定性安全系数的时程变化，揭示了边坡变形空间分布、稳定性发展规律。图 16 展示了该系统的典型成果。一是监测点位移的全时程预测结果(图 16(a))，通过与监测结果对比验证了系统的有效性，还能够补充缺失的监测数据并预测未来的位移变化。二是边坡全场位移分布预测结果(图 16(b))，为分析边坡变形时空演化特性、开展变形溯源等工作提供信息支撑。三是边坡稳定性安全系数预测结果(图 16(c))，可用于定量评价边坡稳定性，实现了变形监测与稳定性预测的科学结合。因此，边坡人工智能系统能够合理计算边坡从小变形直至破坏后的全过程变形以及稳定性安全系数的演变，有效实现了基于位移监测的安全演化分析，具有计算量小、反馈响应快、稳定性好等优点。

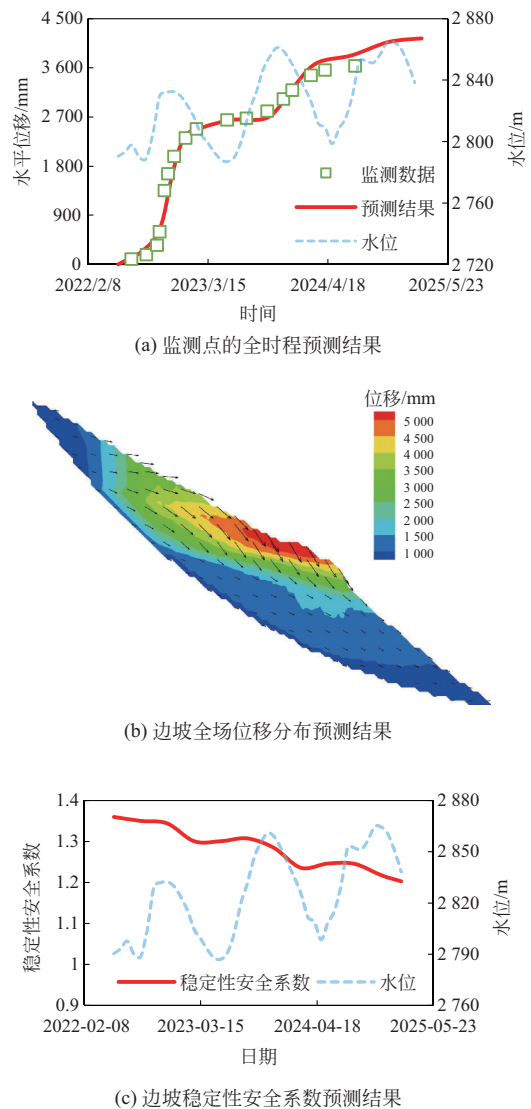


图 16 某边坡人工智能系统典型成果

Fig. 16 Typical results of AI system of a slope

### 5.3 风力发电机群人工智能系统

针对某风机场，通过监测数据统计分析和数值模拟揭示了风机单体的耦联关系，发展了机理-数据耦合驱动的多尺度建模方法。采用机器学习方法建立了风机群风速分布与预报风速的关联模型和风速时程精细预测模型，开发了基于气象预报的风电功率短期预报人工智能系统。图 17 展示了该系统的典型成果。一是采用风速时程精细预测技术预测某风机场半小时后的风速结果(图 17(a))，可以看出预测结果能够反映真实的风速变化特性，说明系统具有应对风速突变事件的鲁棒性。二是采用本系统预测的某风机场某日的总发电功率结果(图 17(b))，可以看出预测与实际结果吻合较好。该系统实现了机理模型与数据驱动算法的深度融合，克服了传统纯数据方法在物理可解释性和对突变事件预报能力方面的局限，利用风机单体耦联机制、风机群监测数据提升了单机风速预测精度，有效提升了风机场发电功率预报水平。

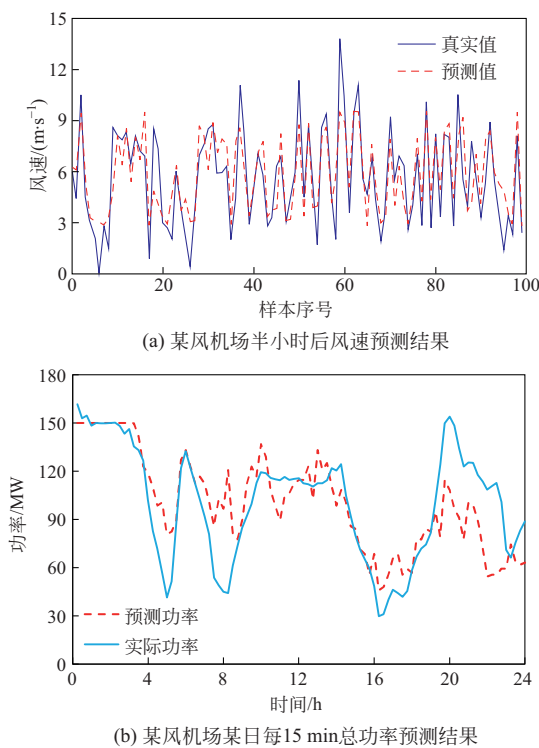


图 17 某风机场人工智能系统典型成果

Fig. 17 Typical results of AI system of a wind farm

## 6 总结与展望

提出了工程域人工智能的学术新思路，模拟专家思维和决策过程，将力学分析方法为代表的“机

理”和多源信息同化后的“数据”实时耦合，以工程的力学分析模型为核心建立多源数据同化-质量评价方法、机理-数据耦合驱动的人工智能方法和跨工程协同分析方法等 3 个主要方法，逐层递进提出工程域人工智能理论，构建新一代的工程智能体，实现了从 AI for Engineering(人工智能单向赋能工程)到 AI of Engineering(人工智能与工程一体化构建)的质变。

针对堰塞坝、边坡和风力发电机群建立了人工智能系统，基于勘测监测数据开展了工程的应力、变形、稳定性等服役性能的预测。应用表明，工程域人工智能理论克服了工程领域数据数量偏少、质量参差不齐、多源且关联弱等问题的制约，解决了监测信息与安全评价指标错位、分析方法难以考虑工程及环境复杂条件、材料结构参数难以精准测定等难题，可以提供变形溯源、行为预报、风险预警、调控预演等丰富功能，有效支撑工程智能建造与运维系统，为保障工程安全和有效运行提供科学基础。

致谢：

本文撰写过程中得到了研究生陈思宇、姚星旭、薛小萌、李笑琳等的大力协助，谨致谢意。

### 参考文献

- [1] 张云伟, 张博戎, 李静琳, 等. 基于非平稳高斯过程的高空风场偏差建模方法[J]. 导弹与航天运载技术: 中英文, 2024(3): 1-8. (ZHANG Yunwei, ZHANG Borong, LI Jinglin, et al. A modelling method of high-altitude wind uncertainty based on non-stationary Gaussian process[J]. Missiles and Space Vehicles, 2024(3): 1-8. (in Chinese))
- [2] 周润生, 徐明, 周文轩. 基于 GAN 网络的地下连续墙加内支撑智能设计算法[J/OL]. 地下空间与工程学报. [2025-09-18]. <https://kns.cnki.net/KCMS/detail/detail.aspx?filename=BASE20250516003&dbname=CJFD&dbcode=CJFQ>. (ZHOU Runsheng, XU Ming, ZHOU Wenxuan. A GAN-based intelligent design algorithm for diaphragm wall with inner supports[J/OL]. Chinese Journal of Underground Space and Engineering. [2025-09-18]. <https://kns.cnki.net/KCMS/detail/detail.aspx?filename=BASE20250516003&dbname=CJFD&dbcode=CJFQ>. (in Chinese))
- [3] Mikaeil R, Shaffiee Haghshenas S, Sedaghati Z. Geotechnical risk evaluation of tunneling projects using optimization techniques (case study: the second part of Emamzade Hashem tunnel)[J]. Natural Hazards, 2019, 97(3): 1099-1113.
- [4] 贺鹏, 李术才, 李利平, 等. 基于数据挖掘的隧道围岩变形响应预测与动态变更许可机制[J]. 岩石力学与工程学报, 2017, 36(12): 2940-2953. (HE Peng, LI Shucai, LI Liping, et al. Prediction of deformation

- response in surrounding rock of tunnels and permit mechanism of dynamic change based on data mining[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2017, 36(12): 2940-2953.(in Chinese))
- [5] GE Q, LI J, LACASSE S, et al. Data-augmented landslide displacement prediction using generative adversarial network[J]. Journal of Rock Mechanics and Geotechnical Engineering, 2024, 16(10): 4017-4033.
- [6] KIM Y S, KIM B T. Prediction of relative crest settlement of concrete-faced rockfill dams analyzed using an artificial neural network model[J]. Computers and Geotechnics, 2008, 35(3): 313-322.
- [7] YANG B B, YIN K L, LACASSE S, et al. Time series analysis and long short-term memory neural network to predict landslide displacement[J]. Landslides, 2019, 16(4): 677-694.
- [8] 钱建固, 吴安海, 季军, 等. 基于小波优化 LSTM-ARMA 模型的岩土工程非线性时间序列预测[J]. 同济大学学报: 自然科学版, 2021, 49(8): 1107-1115. (QIAN Jiangu, WU Anhai, JI Jun, et al. Prediction for nonlinear time series of geotechnical engineering based on wavelet-optimized LSTM-ARMA model [J]. Journal of Tongji University: Natural Science, 2021, 49(8): 1107-1115. (in Chinese))
- [9] 万臣, 李建峰, 赵勇, 等. 基于新维 BP 神经网络-马尔科夫链模型的大坝沉降预测[J]. 长江科学院院报, 2015, 32(10): 23-27, 32. (WAN Chen, LI Jianfeng, ZHAO Yong, et al. Prediction of dam settlement using metabolism BP neural network and Markov chain [J]. Journal of Yangtze River Scientific Research Institute, 2015, 32(10): 23-27, 32.(in Chinese))
- [10] CHEN C, LU X, LI J R, et al. A novel settlement forecasting model for rockfill dams based on physical causes [J]. Bulletin of Engineering Geology and the Environment, 2021, 80(10): 7973-7988.
- [11] LI Y L, MIN K Y, ZHANG Y, et al. Prediction of the failure point settlement in rockfill dams based on spatial-temporal data and multiple-monitoring-point models [J]. Engineering Structures, 2021, 243: 112658.
- [12] LIAO J H, YUE Y H, ZHANG D J, et al. Automatic tunnel crack inspection using an efficient mobile imaging module and a lightweight CNN[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2022, 23(9): 15190-15203.
- [13] SEVGEN E, KOCAMAN S, NEFESLIOGLU H A, et al. A novel performance assessment approach using photogrammetric techniques for landslide susceptibility mapping with logistic regression, ANN and random forest [J]. Sensors, 2019, 19(18): 3940.
- [14] 李炼, 徐骏, 姚裕春. 基于 GGS0 和有限元的土坡稳定性计算研究[J]. 水利水电技术, 2019, 50(1): 162-168.(LI Lian, XU Jun, YAO Yuchun. GGS0 and FEM-based study on calculation of earth slope stability [J]. Water Resources and Hydropower Engineering, 2019, 50(1): 162-168.(in Chinese))
- [15] 路军富, 肖铮, 喻渝, 等. 铁路隧道底鼓段围岩蠕变参数反演方法研究[J]. 铁道工程学报, 2021, 38(1): 66-71.(LU Junfu, XIAO Zheng, YU Yu, et al. Research on the back analysis method of creep parameters of surrounding rock at floor heave section of railway tunnel [J]. Journal of Railway Engineering Society, 2021, 38(1): 66-71.(in Chinese))
- [16] 李飞, 周家兴, 王金安. 基于稀少样本数据的地应力场反演重构方法[J]. 煤炭学报, 2019, 44(5): 1421-1431.(LI Fei, ZHOU Jiaying, WANG Jin'an. Back-analysis and reconstruction method of in situ stress field based on limited sample data [J]. Journal of China Coal Society, 2019, 44(5): 1421-1431.(in Chinese))
- [17] 傅志峰, 孙金山, 左昌群, 等. 基于粒子群算法的地铁隧道支护荷载反演分析[J]. 人民长江, 2011, 42(5): 70-73.(FU Zhifeng, SUN Jinshan, ZUO Changqun, et al. Back analysis of supporting load of subway tunnel based on particle swarm optimization algorithm [J]. Yangtze River, 2011, 42(5): 70-73.(in Chinese))
- [18] 袁俊平, 邱豪磊, 胡有方, 等. 土石坝力学参数反演技术研究进展与展望[J]. 水利水电科技进展, 2021, 41(3): 1-10.(YUAN Junping, QIU HaoLei, HU Youfang, et al. Research progress and prospects on inversion technology of mechanical parameters for earth-rockfill dams [J]. Advances in Science and Technology of Water Resources, 2021, 41(3): 1-10.(in Chinese))
- [19] 解北京, 李恒, 栾铮, 等. 基于深度学习和模型压缩技术的轻量级煤矿人车检测模型——以贵州地区煤矿为例[J]. 煤炭学报, 2025, 50(2): 1393-1408. (XIE Beijing, LI Heng, LUAN Zheng, et al. Lightweight coal miners and manned vehicles detection model based on deep learning and model compression techniques: a case study of coal mines in Guizhou region [J]. Journal of China Coal Society, 2025, 50(2): 1393-1408.(in Chinese))
- [20] ZHANG W B, XU L, SHEN Z Z, et al. A new approach for mechanical parameter inversion analysis of roller compacted concrete dams using modified PSO and RBFNN [J]. Cluster Computing, 2022, 25(6): 4633-4652.
- [21] 汪超, 付晓东, 万道春, 等. 高陡边坡多源数据融合模型构建方法及稳定性分析[J]. 矿业研究与开发, 2024, 44(3): 57-64. (WANG Chao, FU Xiaodong, WAN Daochun, et al. Construction method and stability analysis of multi-source data fusion model for high and steep slope [J]. Mining Research and Development, 2024, 44(3): 57-64.(in Chinese))
- [22] 牛广利, 李端有, 李天吻, 等. 基于云平台的大坝安全监测数据管理及分析系统研发与应用[J]. 长江科学院院报, 2019, 36(6): 161-165. (NIU Guangli, LI Duanyou, LI Tianyang, et al. Management and analysis

- system for dam safety monitoring data based on cloud platform; development and application [J]. Journal of Yangtze River Scientific Research Institute, 2019, 36(6): 161-165.(in Chinese))
- [23] 蒋水华, 魏博文, 张文举, 等. 基于多源试验数据空间变异土体参数概率反演及边坡可靠度更新[J]. 岩土力学, 2018, 39(4): 1491-1499. (JIANG Shuihua, WEI Bowen, ZHANG Wenju, et al. Probabilistic back analysis of spatially varying soil properties and reliability updating of slopes with multiple sources of test data[J]. Rock and Soil Mechanics, 2018, 39(4): 1491-1499.(in Chinese))
- [24] Pei H R. Geotechnical investigation measures and techniques in construction engineering based on multi-source data fusion[J]. Applied Mathematics and Nonlinear Sciences, 2024, 9: 20231155.
- [25] CHEN A Y, TANG X Q, CHENG B C, et al. Multi-source monitoring information fusion method for dam health diagnosis based on Wasserstein distance [J]. Information Sciences, 2023, 632: 378-389.
- [26] 雷孟飞, 周俊华, 汤金毅. 基于小波变换的高边坡变形监测数据误差处理方法[J]. 导航定位学报, 2020, 8(6): 109-113.(LEI Mengfei, ZHOU Junhua, TANG Jinyi. Application of wavelet transform in error elimination of high slope deformation monitoring[J]. Journal of Navigation and Positioning, 2020, 8(6): 109-113.(in Chinese))
- [27] 陈志江, 杨久东, 张凌云. 稳健估计在地铁沉降监测数据处理中的应用[J]. 华北理工大学学报: 自然科学版, 2021, 43(1): 26-31. (CHEN Zhijiang, YANG Jiudong, ZHANG Lingyun. Application of robust estimation in data processing of subway subsidence monitoring[J]. Journal of North China University of Science and Technology: Natural Science Edition, 2021, 43(1): 26-31.(in Chinese))
- [28] LUO F Y, ZHANG G. New method for full-process deformation of slopes subject to drying-wetting cycles [J]. Bulletin of Engineering Geology and the Environment, 2025, 84(5): 239.
- [29] 王长虹, 朱合华. 多重分形与 Kriging 插值在地层模型生成中的应用 [J]. 岩土力学, 2011, 32(6): 1864-1868, 1885. (WANG Changhong, ZHU Hehua. Application of multifractal and Kriging interpolation to reconstruction of stratum [J]. Rock and Soil Mechanics, 2011, 32(6): 1864-1868, 1885. (in Chinese))
- [30] WANG M X, TANG X S, LI D Q, et al. Subset simulation for efficient slope reliability analysis involving copula-based cross-correlated random fields [J]. Computers and Geotechnics, 2020, 118: 103326.
- [31] 邓志平, 李典庆, 祁小辉, 等. 基于广义耦合马尔可夫链的地层变异性模拟方法[J]. 岩土工程学报, 2018, 40(11): 2041-2050. (DENG Zhiping, LI Dianqing, QI Xiaohui, et al. Simulation of geological uncertainty using modified generalized coupled Markov chain [J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering, 2018, 40(11): 2041-2050.(in Chinese))
- [32] 张嘎. 水库区边坡群稳定性耦联分析概念性模型[J]. 清华大学学报: 自然科学版, 2015, 55(6): 612-615. (ZHANG Ga. Coupled stability analysis for slopes near a reservoir [J]. Journal of Tsinghua University: Science and Technology, 2015, 55(6): 612-615.(in Chinese))

张 嘎(1976— ),男,博士,教授。主要从事岩土破坏力学与工程域人工智能的教学和科研工作。

罗方悦(1995— ),女,博士,助理教授。主要从事岩土工程域人工智能的教学和科研工作。