

# 基于 PINN 的混凝土热学参数反演方法

李如尧<sup>1</sup>, 张磊<sup>1</sup>, 庞博<sup>2</sup>, 旦真旺加<sup>2</sup>, 郑磊<sup>1</sup>, 刘英杰<sup>3</sup>

(1. 中国水利水电科学研究院流域水循环模拟与调控国家重点实验室, 北京 100038; 2. 华能西藏雅鲁藏布江水电开发投资有限公司, 西藏 拉萨 850000; 3. 郑州大学水利与交通学院, 河南 郑州 450001)

**摘要:** 针对传统混凝土热学参数反演方法流程复杂、计算效率低的问题, 提出了一种基于物理信息神经网络(PINN)的反演方法, 其中待反演混凝土热学参数优化时的学习率根据待反演参数的精度要求确定。基于 PINN 反演方法, 通过仿真试验反演了无水管冷却和有水管冷却的混凝土热学参数, 分析了反演结果的误差, 并将 PINN 反演方法与传统有限元计算结合遗传算法的反演方法进行了对比。结果表明: 基于 PINN 进行混凝土热学参数反演分析具有良好的精度、鲁棒性和泛化能力; 根据待反演参数的精度要求确定学习率, 能够在保证反演精度的前提下有效提高计算效率; PINN 反演方法相比传统的反演方法具备计算框架简单、计算效率高的优势。

**关键词:** 混凝土温度场; 热学参数; 待反演参数; 物理信息神经网络; 学习率

中图分类号: TU528; TP183

文献标志码: A

文章编号: 1006-7647(2025)02-0090-08

**Method for inversion of concrete thermal parameters based on PINN//** LI Ruyao<sup>1</sup>, ZHANG Lei<sup>1</sup>, PANG Bo<sup>2</sup>, DANZHEN Wangjia<sup>2</sup>, ZHENG Lei<sup>1</sup>, LIU Yingjie<sup>3</sup> (1. State Key Laboratory of Basin Water Cycle Simulation and Regulation, China Institute of Water Resources and Hydropower Research, Beijing 100038, China; 2. Huaneng Tibet Yarlung Zangbo River Hydropower Development Investment Co., Ltd., Lhasa 850000, China; 3. School of Water Conservancy and Transportation, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China)

**Abstract:** Aiming at the problems of complex procedures and low computational efficiency of traditional inversion methods of concrete thermal parameters, an inversion method based on physics-informed neural networks (PINN) is proposed. In this method, the learning rate for optimizing the concrete thermal parameters to be inverted is determined according to the accuracy requirements of the parameters to be inverted. Based on the PINN inversion method, the thermal parameters of concrete without and with water pipe cooling were inverted through simulation tests, and the errors of the inversion results were analyzed. The PINN inversion method was compared with the inversion method of traditional finite element calculation combined with genetic algorithm. The results show that the PINN-based method for inversion of concrete thermal parameters has high accuracy, robustness and generalization ability. Using the improved method to determine the learning rate based on the accuracy requirements of the parameters to be inverted can effectively improve the calculation efficiency while ensuring the inversion accuracy. Compared with the traditional inversion method, the PINN inversion method has advantages in terms of a simpler computational framework and higher computational efficiency.

**Key words:** temperature field of concrete; thermal parameters; parameters to be inverted; physics-informed neural networks; learning rate

温度荷载是导致大体积混凝土开裂的主要荷载, 制定合理的温控措施是防止混凝土产生温度裂缝的关键。温控措施的制定离不开混凝土温度场的精确计算, 而准确地计算温度场需要真实、可靠的混凝土热学参数。其中混凝土的密度、比热和导热系数可以根据经验公式较为准确地确定; 绝热温升参

数在实验室内由绝热温升仪测得, 但由于实验室与施工现场的环境存在较大差异, 不能反映工程的实际情况; 表面放热系数一般由经验公式确定, 但由于表面放热系数的影响因素很多, 经验公式并不准确。针对确定混凝土绝热温升参数和表面放热系数存在的问题, 需要对混凝土热学参数进行反演分析。

**基金项目:** 国家重点研发计划项目(2018YFC0406703); 国家自然科学基金项目(51779277); 流域水循环模拟与调控国家重点实验室项目(SK2020ZY10, SS0112B102016); 华能集团科技项目(HNKJ22-HF87)

**作者简介:** 李如尧(2000—), 男, 硕士研究生, 主要从事大体积混凝土温控防裂研究。E-mail: 1771270964@qq.com

**通信作者:** 张磊(1980—), 男, 正高级工程师, 博士, 主要从事大体积混凝土温控防裂研究。E-mail: 3040252@qq.com

针对混凝土热学参数的反演分析,朱伯芳<sup>[1]</sup>提出了混凝土热学参数反分析方法。众多学者根据实测温度资料,基于混凝土温度场有限元计算,分别结合反问题优化求解的阻尼最小二乘法<sup>[2]</sup>、遗传算法<sup>[3-5]</sup>、复合形法<sup>[6]</sup>、单纯形法<sup>[7]</sup>、改进的粒子群算法<sup>[8]</sup>、混合粒子群算法<sup>[9]</sup>等,进行混凝土热学参数的反演。强晟等<sup>[10]</sup>发现可以选取混凝土表面0.03~0.09 m范围内点的温度和温度梯度,根据第三类边界条件下表面散热系数与温度梯度的关系计算混凝土表面散热系数;刘毅等<sup>[11-12]</sup>提出了一种混凝土表面放热系数实时反演分析方法,该方法可以直接用温度测点的数值重构温度场,无需反演绝热温升参数;王成山等<sup>[13]</sup>基于人工神经网络方法,建立了碾压混凝土坝施工期热学参数反馈分析模型,对混凝土热学参数进行了反演分析,反演结果满足工程需求。目前,混凝土热学参数反演分析的方法主要有两种:①根据实测资料,采用有限元计算联合各种优化算法进行反演,即将混凝土温度测点处温度历程有限元计算结果与实际监测结果之间的误差作为目标函数,不断优化待反演参数进行反演。这种方法每次优化参数都需要求解温度场正问题,计算效率较低。②基于BP神经网络进行反演,即通过有限元计算求解大量不同组混凝土热学参数对应的温度场,基于BP神经网络建立混凝土热学参数与温度测点处温度历程的非线性映射关系进行反演。这种方法需要大量的样本数据训练网络,响应量样本数据通过有限元计算获取,同样需要大量求解温度场正问题,计算效率较低。

Raissi等<sup>[14]</sup>提出了物理信息神经网络( physics-informed neural networks, PINN),成功地求解了偏微分方程的正反问题,将物理方程约束和数据约束嵌入到神经网络的损失函数中来约束可接受的解空间,将求解偏微分方程的正反问题转化为损失函数最小的优化问题。查文舒等<sup>[15]</sup>从反演未知偏微分方程与求解已知偏微分方程两个角度论述了神经网络求解偏微分方程的研究现状。与传统的有限元方法相比,PINN不需要计算网格,打破了传统神经网络需要响应量样本的定律,能够更好地解决几何区域不规则和高维问题,解决反问题时避免了正问题的重复求解。近年来,众多学者进行了PINN应用于传热正反问题求解的研究并取得了不错的结果。例如:He等<sup>[16]</sup>提出了一种基于PINN的数据驱动框架用于求解热传导方程的正反问题,与传统有限元方法相比,能够统一、简洁地解决正反热传导问题,并能够达到令人满意的精度;Billah等<sup>[17]</sup>提出了一种基于PINN求解传热方程反问题的方法,该方法

能够预测温度场并高精度地估计未知的热物理参数;Oommen等<sup>[18]</sup>用PINN做了求解传热反问题的示例,将其性能与传统机器学习方法进行对比,验证了PINN解决反问题的有效性;Cai等<sup>[19]</sup>演示了使用PINN从传感器的稀疏温度测量中获得整个域的温度和速度场;Liu等<sup>[20]</sup>采用基于PINN方法和系数矩阵条件数观测位置的选择方法重构了热源系统的温度场;Jiang等<sup>[21]</sup>为了提高反问题求解的精度,提出了一种基于E-PINN不确定性估计的自适应主动采用策略,并通过数值试验验证了其有效性;陈豪龙等<sup>[22]</sup>基于PINN求解了非线性瞬态热传导问题并识别了与温度相关的导热系数;余波等<sup>[23-24]</sup>基于PINN对二/三维非稳态温度场进行了预测并对未知热源进行了反演,研究表明,相比传统基于有限元的迭代反演法,PINN方法无论在测点数量、计算成本还是抗噪性能上均有较大优势。

基于PINN在求解偏微分方程反问题时的优异表现<sup>[25-28]</sup>,本文提出了一种基于PINN反演混凝土热学参数的新方法,包括反演无水管冷却时混凝土热传导方程和有水管冷却时混凝土等效热传导方程中未知的混凝土热学参数的方法,并以立方体块为例进行仿真试验验证其反演分析效果。

## 1 混凝土温度场基本理论

### 1.1 无水管冷却问题

混凝土温度场求解的热传导方程、初始条件、边界条件、绝热温升函数计算表达式分别为<sup>[1]</sup>

$$\frac{\partial T}{\partial \tau} = a \left( \frac{\partial^2 T}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 T}{\partial y^2} + \frac{\partial^2 T}{\partial z^2} \right) + \frac{\partial \theta}{\partial \tau} \quad (1)$$

$$T(x, y, z, 0) = T_0(x, y, z) \quad (2)$$

$$-\lambda \frac{\partial T}{\partial n} = \beta(T - T_a) \quad (3)$$

$$\theta = \theta_0(1 - e^{-m\tau}) \quad (4)$$

式中: $T$ 为混凝土温度; $\tau$ 为时间; $x, y, z$ 为混凝土内部点的位置坐标; $a$ 为导温系数; $\theta$ 为混凝土绝热温升函数; $T_0$ 为混凝土初始温度; $\lambda$ 为混凝土导热系数; $T_a$ 为环境温度; $n$ 为表面外法线方向; $\beta$ 为表面放热系数; $\theta_0$ 为绝热温升终值; $m$ 为常数。

### 1.2 有水管冷却问题

针对有水管冷却问题,朱伯芳<sup>[1]</sup>提出了水管冷却的等效热传导方程,把冷却水管看成热汇,在平均意义上考虑水管冷却的效果。

混凝土温度场求解的等效热传导方程计算表达式如下<sup>[29]</sup>:

$$\frac{\partial T}{\partial \tau} = a \left( \frac{\partial^2 T}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 T}{\partial y^2} + \frac{\partial^2 T}{\partial z^2} \right) + (T_0 - T_w) \frac{\partial \varphi}{\partial \tau} + \theta_0 \frac{\partial \psi}{\partial \tau} \quad (5)$$

其中

$$\varphi = e^{-p\tau} \quad p = k_1 g_3 a / D^2$$

$$k_1 = 2.09 - 1.35\xi + 0.320\xi^2$$

$$g_3 = \frac{\ln 100}{\ln(b/c) + (\lambda/\lambda_1)\ln(c/r_0)}$$

$$b = 0.5836\sqrt{S_1 S_2} \quad \xi = \lambda L / (c_w \rho_w q_w)$$

$$\psi = \frac{m}{m-p} (e^{-p\tau} - e^{-m\tau})$$

式中： $\partial\varphi/\partial\tau$  为考虑初始温差  $T_0 - T_w$  的影响； $\varphi$  为水冷函数； $T_w$  为进水口温度； $\partial\psi/\partial\tau$  为考虑混凝土绝热温升的影响； $\psi$  为水冷温升函数； $p$  为水冷参数； $D$  为等效混凝土直径； $b$  为等效混凝土半径； $c$  为水管外径； $\lambda_1$  为冷却水管导热系数； $r_0$  为水管内径； $S_1$  为水平方向水管间距； $S_2$  为高度方向水管间距； $L$  为冷却水管长度； $c_w$  为水的比热； $\rho_w$  为水的密度； $q_w$  为冷却水流量。

## 2 基于 PINN 的混凝土热学参数反演方法

### 2.1 反演流程

混凝土热学参数反演问题本质上是混凝土温度

场无水管冷却热传导方程或有水管冷却等效热传导方程中未知的混凝土热学参数的求解问题。PINN 反演方法通过构建神经网络预测混凝土温度场, 将待反演的混凝土热学参数设置为神经网络可训练的参数, 利用控制方程(热传导方程或等效热传导方程)、初始条件、边界条件的残差及温度测点神经网络预测值与实际监测值之间的残差构造损失函数, 损失函数反向传播优化神经网络参数, 最终优化得到的热学参数的值即为反演分析的结果, PINN 反演方法反演混凝土热学参数的流程见图 1。其中, 控制方程训练样本数据为控制方程求解时空域内的时空坐标点; 初始条件训练样本数据为控制方程求解初始时刻的空间坐标点和初始时刻的温度; 边界条件训练样本数据为控制方程求解空间边界上的时空坐标点和求解时域内的环境温度历程; 监测点训练样本数据为混凝土温度测点的监测数据和与之对应的时空坐标点。神经网络的损失函数由物理方程(控制方程、初始条件、边界条件)的损失和监测数据的损失两部分组成, 其计算表达式如下:

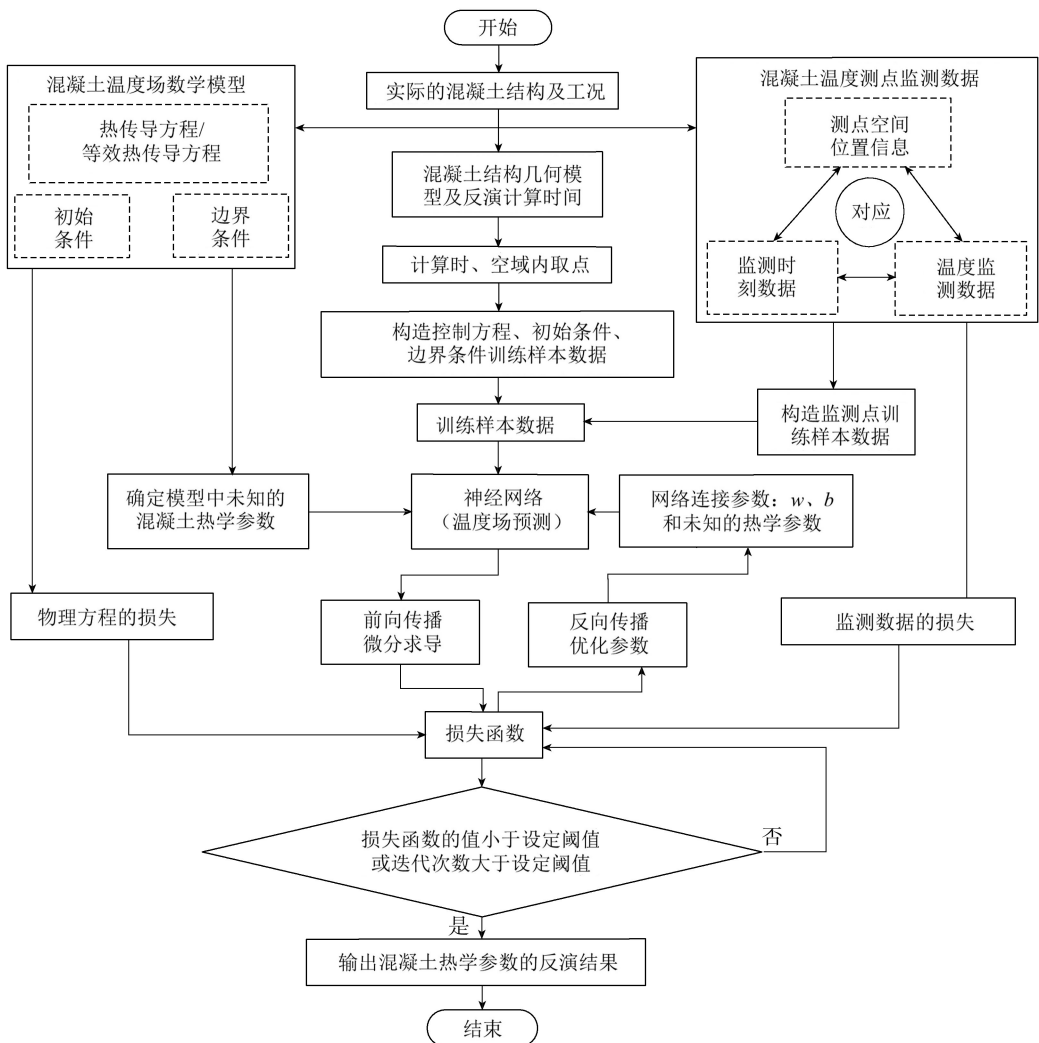


图 1 PINN 反演方法反演混凝土热学参数的流程

$$L = \varphi_f L_f + \varphi_i L_i + \varphi_b L_b + \varphi_m L_m \quad (6)$$

式中:  $L_f$  为控制方程的残差的均方误差;  $L_i$  为初始条件的残差的均方误差;  $L_b$  为边界条件的残差的均方误差;  $L_m$  为监测数据的残差的均方误差;  $\varphi_f$ 、 $\varphi_i$ 、 $\varphi_b$ 、 $\varphi_m$  为各类损失的权重系数。

## 2.2 改进的待反演参数学习率确定方法

神经网络参数优化时,合理设置学习率至关重要<sup>[30-32]</sup>。过大的学习率会导致损失函数无法下降;过小的学习率会减缓模型收敛速率,增加模型训练时间。PINN 反演方法反演混凝土热学参数时,需要优化的参数分为神经网络连接参数(权重  $w$ 、偏置  $b$ )和待反演的混凝土热学参数两部分。神经网络连接参数优化时采用常规的 Adam 优化器,最优学习率取 0.001;待反演混凝土热学参数优化时,综合考虑待反演参数的精度要求和计算效率,提出了根据待反演参数精度要求确定学习率的方法:

$$\eta = \begin{cases} 10^{-1} & N \geq 0 \\ 10^{N-1} & N < 0 \end{cases} \quad (7)$$

式中: $\eta$  为待反演参数的学习率; $N$  为待反演参数的数量级。

## 3 仿真试验

通过仿真试验对 PINN 反演方法(包括无水管冷却和有水管冷却两种情况)进行验证。仿真试验是指在混凝土热学参数已知的条件下(假定的混凝土热学参数真实值),通过有限元计算混凝土结构的温度场,提取假定测点处温度历程的有限元计算结果作为反演混凝土热学参数的已知条件;然后假定混凝土热学参数未知,采用 PINN 反演方法对混凝土热学参数进行反演;最后对混凝土热学参数真实值和反演值及各自对应的测点温度过程线进行误差分析,评价 PINN 反演方法的反演精度。

### 3.1 无水管冷却热学参数反演

为了在混凝土施工前准确地预测温度场,制定

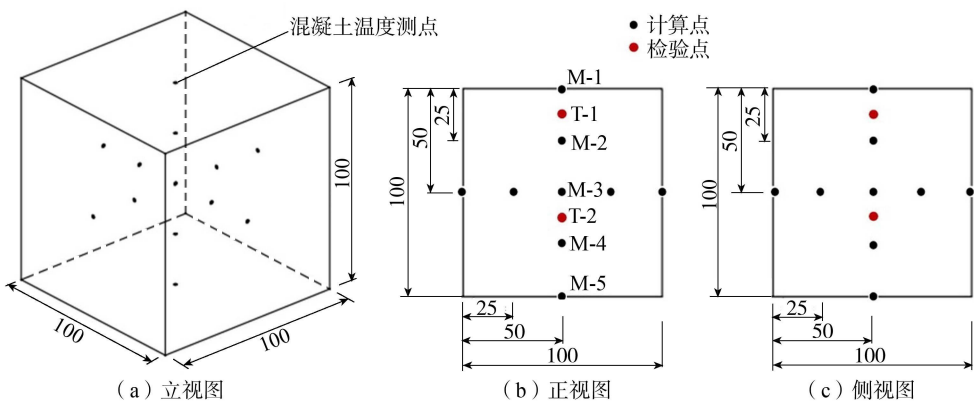


图2 无水管冷却的混凝土结构几何模型及温度测点位置(单位:cm)

合理的温控方案,需要反演无水管冷却的混凝土热学参数。假定混凝土结构的几何模型及温度测点的位置如图2所示,混凝土热学参数及计算初始、边界条件如下:混凝土比热为  $1 \text{ kJ}/(\text{kg} \cdot ^\circ\text{C})$ ,密度为  $2500 \text{ kg}/\text{m}^3$ ,导热系数为  $216 \text{ kJ}/(\text{m} \cdot \text{d} \cdot ^\circ\text{C})$ ,导热系数为  $0.0864 \text{ m}^2/\text{d}$ ,绝热温升函数为  $\theta = 25(1 - e^{-0.4t})$ ,初始温度为  $25^\circ\text{C}$ ,环境温度为  $18^\circ\text{C}$ ,上表面放热系数为  $1123 \text{ kJ}/(\text{m}^2 \cdot \text{d} \cdot ^\circ\text{C})$ ,下表面放热系数为  $1728 \text{ kJ}/(\text{m}^2 \cdot \text{d} \cdot ^\circ\text{C})$ ,四周绝热,上下面对流换热,计算时间为  $8 \text{ d}$ ,混凝土温度场的控制方程见式(1)。通过有限元计算求解混凝土结构的温度场,提取混凝土温度测点 M-1、M-2、M-3、M-4、M-5 处温度历程有限元计算结果作为训练样本数据,并在计算时空域内随机取点获得其他训练样本数据。分别选取 8000、100、400、2000 个时空坐标点作为控制方程、初始条件、边界条件、监测点训练样本数据。

假定混凝土绝热温升参数  $\theta_0$ 、 $m$  和上、下表面放热系数  $\beta_1$ 、 $\beta_2$  未知,采用 PINN 反演方法对混凝土热学参数进行反演。设置神经网络结构参数为  $[2, 40, 40, 40, 40, 1]$ ,激活函数为 ELU,神经网络连接参数采用正态分布初始化,设置的混凝土热学参数的初始值均为 1.0。神经网络损失函数通过式(6)求得,其中控制方程、初始条件、边界条件损失权重系数为 1,监测数据损失权重系数为 20。损失函数反向传播优化参数时,开始和结束采用 L-BFGS 优化器,中间采用 Adam 优化器。Adam 优化器优化神经网络连接参数时学习率为 0.001,优化待反演混凝土热学参数时学习率由改进方法确定: $\theta_0$ 、 $m$ 、 $\beta_1$ 、 $\beta_2$  的学习率分别为 0.1、0.01、0.1、0.1。训练时 L-BFGS 优化器采用默认设置,学习率为 0.1,Adam 优化器迭代训练 30000 次,训练结束后得到反演结果: $\theta_0 = 24.53$ ,  $m = 0.404$ ,  $\beta_1 = 1112 \text{ kJ}/(\text{m}^2 \cdot \text{d} \cdot ^\circ\text{C})$ ,  $\beta_2 = 1696 \text{ kJ}/(\text{m}^2 \cdot \text{d} \cdot ^\circ\text{C})$ 。

为了检验 PINN 反演方法反演结果的准确性,

需要将 PINN 反演结果与真实值进行误差分析,但是由于多目标优化问题可能存在多组解,故不宜只采用 PINN 反演结果与真实值的误差作为反演精度的评价指标,需要增加测点温度历程的对比分析(测点温度的均方根误差)来评价反演精度。混凝土温度测点 T-1、T-2 的实际温度历程和将 PINN 反演方法反演结果代入有限元计算求得的测点温度历程对比见图 3,可见两者吻合较好,基于 PINN 反演方法进行无水管冷却的混凝土热学参数反演具有较高的精度。实际工程中由于受到施工等因素的干扰,混凝土温度监测数据中会存在噪声。为了检验 PINN 反演参数的稳定性,分别考虑了减少监测点样本数据、监测点样本数据中加入噪声等对其性能的影响,不同工况下监测点样本数据的处理方法见表 1,PINN 反演方法反演结果见表 2,将其代入有限元计算求得的 T-1、T-2 测点温度与实际温度对比分析见图 3,可见基于 PINN 反演进行无水管冷却的混凝土热学参数反演能够抵抗一定程度噪声的干扰,具有较好的鲁棒性,在减少监测点样本数据的情况下依然能够得到比较精确的结果,具有一定的泛化能力。

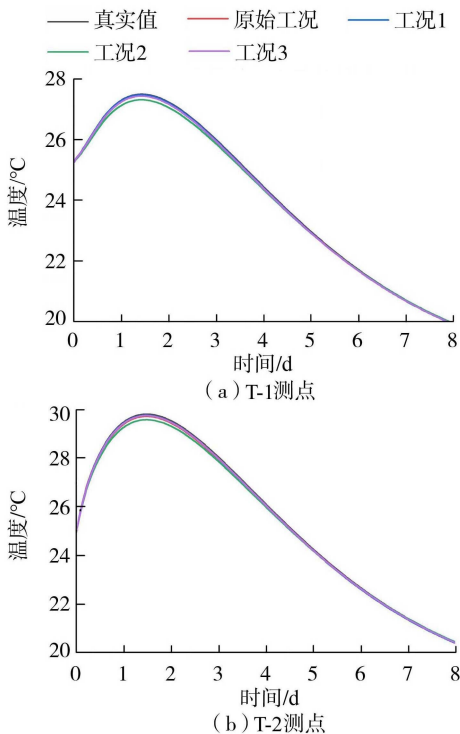


图 3 不同工况下 T-1、T-2 测点温度对比(无水冷却)

表 1 不同工况下监测点样本数据的处理方法

工况	采样间隔/min	数据量/个	是否加入高斯噪声
原始工况	30	2000	否
工况 1	120	500	否
工况 2	30	2000	是
工况 3	120	500	是

注:高斯噪声强度为 0.2。

表 2 不同工况下反演结果(无水管冷却)

工况	$\theta_0/^\circ\text{C}$	$m/\text{d}^{-1}$	$\beta/(\text{kJ}/(\text{m}^2 \cdot \text{d} \cdot ^\circ\text{C}))$		精度/ $^\circ\text{C}$
			上表面	下表面	
真实值	25.00	0.400	1123	1728	0
原始工况	24.53	0.404	1112	1696	0.053
工况 1	23.91	0.412	1078	1590	0.042
工况 2	23.77	0.401	1081	1571	0.120
工况 3	24.08	0.408	1094	1596	0.046

为了验证改进的待反演参数学习率确定方法的有效性,将其与采用 Adam 优化器最优学习率的方法进行了对比。分别计算了两种方法反演计算时间和反演精度之间的关系,结果如图 4 所示。对比分析可知,采用改进的待反演参数学习率确定方法,能够在保证反演精度的前提下有效提高计算效率。

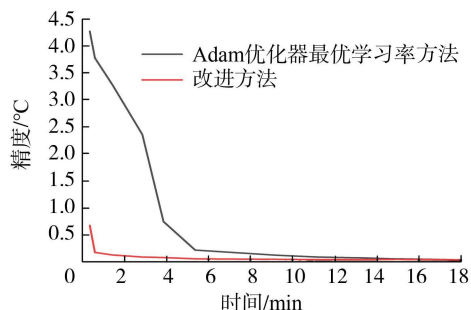


图 4 不同待反演参数学习率确定方法的对比

### 3.2 有水管冷却热学参数反演

为了确定施工期混凝土的真实工作性态,需要反演有水管冷却的混凝土热学参数。假定混凝土结构的几何模型及温度测点的位置如图 5 所示,混凝土热学参数和计算初始条件、边界条件、计算时间与无水管冷却相同,水管布置及通水冷却情况如下:水管内径为 0.014 m,外径为 0.016 m,导热系数为 39.84 kJ/(m · d · °C),间距为 1.5 × 1.5 m,长度为 3 m,水的比热为 4.187 kJ/(kg · °C),密度为 1000 kg/m<sup>3</sup>,通水水温为 7°C,通水流量为 1 m<sup>3</sup>/h。混凝土温度场的控制方程见式(5)。

根据上述已知条件, $\varphi$ 、 $\psi$  的函数表达式分别为

$$\varphi = e^{-0.05732\tau} \quad (8)$$

$$\psi = \frac{0.4}{0.4 - 0.05732} (e^{-0.05732\tau} - e^{-0.4\tau}) \quad (9)$$

训练样本数据准备同 3.1 节,假定混凝土绝热温升参数  $\theta_0$ 、 $m$  和上下表面放热系数  $\beta_1$ 、 $\beta_2$  未知,采用 PINN 反演方法对混凝土热学参数进行反演。由于初始条件、边界条件和无水管冷却相同,有水管冷却热学参数反演与无水管冷却热学参数反演的区别为控制方程不同。

采用与无水管冷却相同的神经网络设置及训练方法,损失函数通过式(6)求得。训练结束后得到反演结果: $\theta_0 = 24.08$ ,  $m = 0.411$ ,  $\beta_1 = 1109 \text{ kJ}/(\text{m}^2 \cdot \text{d} \cdot ^\circ\text{C})$ ,

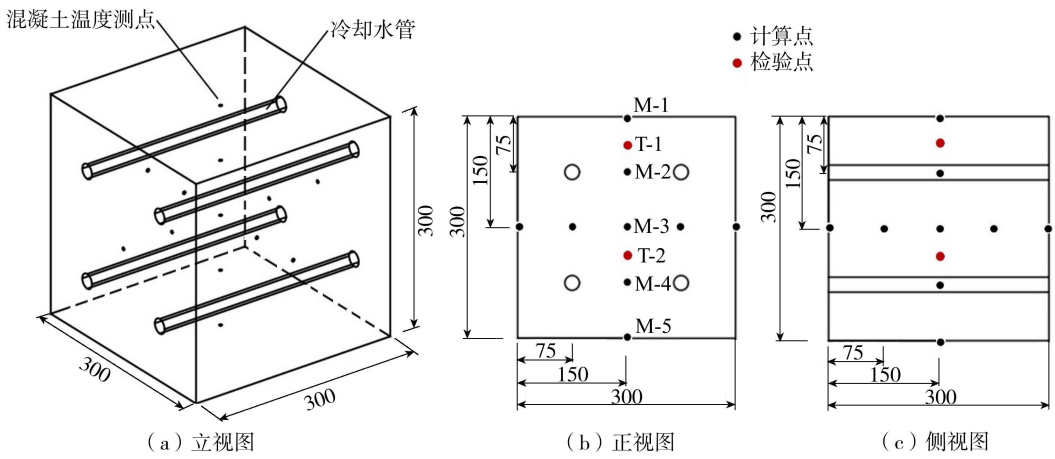


图5 有水管冷却的混凝土结构几何模型及温度测点位置(单位:cm)

$\beta_2 = 1540 \text{ kJ}/(\text{m}^2 \cdot \text{d} \cdot ^\circ\text{C})$ 。不同工况下 PINN 反演方法的反演结果见表 3, 将其代入有限元计算求得的 T-1、T-2 测点温度历程与实际温度历程对比分析见图 6。检验 PINN 反演方法的准确性和稳定性, 分析图 6 可知, 基于 PINN 反演方法进行有水管冷却的混凝土热学参数反演依然具备良好的效果。

表 3 不同工况下反演结果(有水管冷却)

工况	$\theta_0/^\circ\text{C}$	$m/\text{d}^{-1}$	$\beta/(\text{kJ}/(\text{m}^2 \cdot \text{d} \cdot ^\circ\text{C}))$		精度/ $^\circ\text{C}$
			上表面	下表面	
真实值	25.00	0.400	1123	1728	0
原始工况	24.08	0.411	1109	1540	0.293
工况 1	24.19	0.411	1113	1572	0.253
工况 2	24.07	0.413	1114	1526	0.286
工况 3	23.89	0.419	1082	1441	0.287

参数的基础上, 将 PINN 反演方法与传统有限元计算结合遗传算法的反演方法进行了对比分析。基于遗传算法反演混凝土热学参数的计算原理和方法参考文献[3]。采用遗传算法优化求解时, 设置的待反演参数范围  $\theta_0 \in [0, 80]$ ,  $m \in [0, 1]$ ,  $\beta \in [0, 2160]$ , 初始种群规模为 200 个, 采用浮点数编码, 适应度函数为温度测点反演值与真实值间的均方误差, 进化次数达到设置值迭代终止。

分别采用 PINN 反演方法和遗传算法反演混凝土热学参数, 记录不同迭代优化次数下的反演结果和计算时间, 并计算检验点温度均方根误差作为精度评价指标, 计算结果见表 4。不同方法的计算效率见图 7。由图 7 可知, 反演精度和计算时间成正比, 在相同反演精度的条件下, PINN 反演方法需要的时间远小于传统的遗传算法。

表 4 不同方法反演结果对比

反演方法	$\theta_0/^\circ\text{C}$	$m/\text{d}^{-1}$	$\beta/(\text{kJ}/(\text{m}^2 \cdot \text{d} \cdot ^\circ\text{C}))$		计算时间/s	精度/ $^\circ\text{C}$
			上表面	下表面		
遗传算法	21.89	0.444	842	1772	149	0.315
	21.91	0.444	905	1711	197	0.288
	21.93	0.444	918	1520	260	0.175
	22.24	0.438	940	1510	350	0.138
	22.57	0.437	979	1519	466	0.118
	23.27	0.423	1025	1570	786	0.079
PINN	24.14	0.413	1072	1647	1151	0.041
	17.86	0.456	814	1255	21	0.672
	22.17	0.432	1032	1409	36	0.172
	23.27	0.418	1067	1553	86	0.123
	24.13	0.406	1100	1645	171	0.085
	24.35	0.405	1120	1653	231	0.078
	24.53	0.404	1112	1696	322	0.053
	24.84	0.400	1131	1718	554	0.042

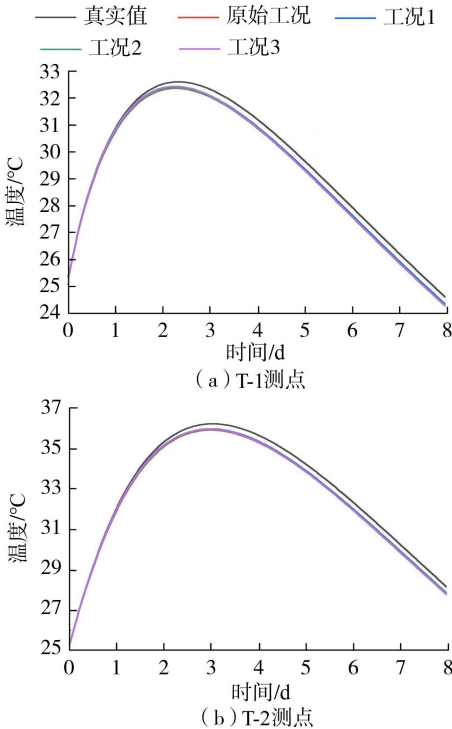


图 6 不同工况下 T-1、T-2 测点温度对比(有水管冷却)

### 3.3 不同方法反演热学参数的对比分析

在 PINN 反演方法反演无水管冷却混凝土热学

## 4 结语

本文提出了基于 PINN 的混凝土热学参数反演方法, 包括反演无水管冷却时混凝土热传导方程中和有水管冷却时混凝土等效热传导方程中未知的混

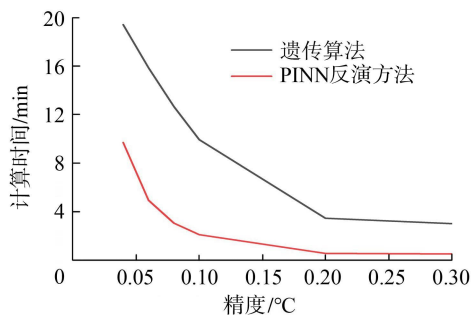


图7 不同方法反演计算效率对比

凝土热学参数的方法,通过仿真试验对无水管冷却和有水管冷却的混凝土热学参数进行了反演分析,并分析了PINN反演方法的精度和计算效率。结果表明,PINN反演方法反演无水管冷却和有水管冷却的混凝土热学参数均具有良好的精度;在混凝土温度监测数据较少且含有一定程度噪声干扰的情况下,依然具有较好的表现;PINN反演方法反演混凝土热学参数具有较好的鲁棒性和泛化能力;采用改进的待反演参数学习率确定方法相比采用Adam优化器最优的学习率,能够在保证反演精度的前提下有效提高计算效率;混凝土热学参数反演分析时,反演精度和计算时间成正比;在相同反演精度的条件下,PINN反演方法求解时间远小于传统的遗传算法;PINN反演方法反演混凝土热学参数不需要正问题的反复求解,具备计算效率高的优势。

#### 参考文献:

[1] 朱伯芳. 大体积混凝土温度应力与温度控制[M]. 北京:中国电力出版社,2012.

[2] 朱岳明,刘勇军,谢先坤. 确定混凝土温度特性多参数的试验与反演分析[J]. 岩土工程学报,2002,24(2):175-177. (ZHU Yueming, LIU Yongjun, XIE Xiankun. Determination of thermal parameters of concrete by reverse analysis of test results[J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering,2002,24(2):175-177. (in Chinese))

[3] 王振红,朱岳明,武圈怀,等. 混凝土热学参数试验与分析研究[J]. 岩土力学,2009,30(6):1821-1825. (WANG Zhenhong, ZHU Yueming, WU Quanhui, et al. Thermal parameters of concrete by test and back analysis [J]. Rock and Soil Mechanics,2009,30(6):1821-1825. (in Chinese))

[4] 王振红,张国新,刘毅,等. 混凝土水管冷却试验与温控参数的反分析[J]. 四川大学学报(工程科学版),2011,43(3):56-60. (WANG Zhenhong, ZHANG Guoxin, LIU Yi, et al. Test and inverse analysis for temperature control parameters of concrete with cooling pipe [J]. Journal of Sichuan University (Engineering Science Edition),2011,43(3):56-60. (in Chinese))

[5] 朱振洪,强晟,郑占强,等. 用遗传算法确定考虑温度历程的混凝土水化放热模型参数及试验验证[J]. 农业工程学报,2013,29(1):86-92. (ZHU Zhenyang, QIANG Sheng, ZHENG Zhanqiang, et al. Determination of parameters for hydration exothermic model considering concrete temperature duration by genetic algorithm [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering,2013,29(1):86-92. (in Chinese))

[6] 江凯,黄耀英,周宜红,等. 基于光纤测温的大体积混凝土热学参数反演分析[J]. 人民长江,2012,43(2):50-53. (JIANG Kai, HUANG Yaoying, ZHOU Yihong, et al. Inverse analysis for thermal parameters of mass concrete based on fiber temperature monitoring[J]. Yangtze River,2012,43(2):50-53. (in Chinese))

[7] 苏怀智,张志成,夏世法. 带有冷却水管的混凝土温度场热学参数反演[J]. 水力发电,2003,29(12):44-46. (SU Huaizhi, ZHANG Zhicheng, XIA Shifa. Back analysis for thermal parameters of temperature field of the concrete with cooling pipe [J]. Water Power,2003,29(12):44-46. (in Chinese))

[8] 王峰,周宜红,赵春菊,等. 基于改进粒子群算法的混凝土坝热学参数反演研究[J]. 振动与冲击,2019,38(12):168-174. (WANG Feng, ZHOU Yihong, ZHAO Chunju, et al. Inverse analysis of concrete dam thermal parameters based on an improved particle swarm optimization method [J]. Journal of Vibration and Shock,2019,38(12):168-174. (in Chinese))

[9] 王峰,周宜红,赵春菊,等. 基于混合粒子群算法的特高拱坝不同材料热学参数反演分析[J]. 清华大学学报(自然科学版),2021,61(7):747-755. (WANG Feng, ZHOU Yihong, ZHAO Chunju, et al. Thermal parameter inversion for various materials of super high arch dams based on the hybrid particle swarm optimization method [J]. Journal of Tsinghua University (Science and Technology),2021,61(7):747-755. (in Chinese))

[10] 强晟,姜二召,侯光普,等. 一种基于实测混凝土温度梯度获取表面散热系数的新方法[J]. 水利学报,2015,46(10):1240-1246. (QIANG Sheng, LOU Erzhuo, HOU Guangpu, et al. A new method for concrete surface coefficient of heat transfer based on the measured temperature gradient [J]. Journal of Hydraulic Engineering,2015,46(10):1240-1246. (in Chinese))

[11] 刘毅,董武,吴正桥,等. 基于现场试验的混凝土表面放热系数反演和计算方法改进[J]. 水利水电技术(中英文),2021,52(8):1-10. (LIU Yi, DONG Wu, WU Zhengqiao, et al. In-situ experiment-based inversion and improvement of calculation method for concrete surface heat release coefficient [J]. Water Resources and Hydropower Engineering,2021,52(8):1-10. (in Chinese))

[12] 刘毅,朱振洪,张国新,等. 混凝土坝块表面放热系数实

- 时反演分析方法:CN110055927A[P]. 2019-07-26.
- [13] 王成山,韩敏,史志伟. RCC 坝热学参数人工神经网络反馈分析[J]. 大连理工大学学报,2004,44(3):437-441. (WANG Chengshan,HAN Min,SHI Zhiwei. Analysis method of thermal parameters feedback during construction period of RCC dam based on artificial neural network[J]. Journal of Dalian University of Technology,2004,44(3):437-441. (in Chinese))
- [14] RAISSI M, PERDIKARIS P, KARNIADAKIS G E. Physics-informed neural networks; a deep learning framework for solving forward and inverse problems involving nonlinear partial differential equations [J]. Journal of Computational Physics,2019,378:686-707.
- [15] 查文舒,李道伦,沈路航,等. 基于神经网络的偏微分方程求解方法研究综述[J]. 力学学报,2022,54(3):543-556. (ZHA Wenshu, LI Daolun, SHEN Luhang, et al. Review of neural network-based methods for solving partial differential equations [J]. Chinese Journal of Theoretical and Applied Mechanics, 2022, 54 (3): 543-556. (in Chinese))
- [16] HE Zhili, NI Futao, WANG Weiguo, et al. A physics-informed deep learning method for solving direct and inverse heat conduction problems of materials [J]. Materials Today Communications,2021,28:102719.
- [17] BILLAH M M, KHAN A I, LIU Jin, et al. Physics-informed deep neural network for inverse heat transfer problems in materials [J]. Materials Today Communications,2023,35:106336.
- [18] OOMMEN V, SRINIVASAN B. Solving inverse heat transfer problems without surrogate models: a fast, data-sparse, physics informed neural network approach [J]. Journal of Computing and Information Science in Engineering,2022,22(4):041012.
- [19] CAI Shengze, WANG Zhicheng, WANG Sifan, et al. Physics-informed neural networks for heat transfer problems[J]. Journal of Heat Transfer, 2021, 143 (6): 060801.
- [20] LIU Xu, PENG Wei, GONG Zhiqiang, et al. Temperature field inversion of heat-source systems via physics-informed neural networks[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence,2022,113:104902.
- [21] JIANG Xinchao, WANG Xin, WEN Ziming, et al. Practical uncertainty quantification for space-dependent inverse heat conduction problem via ensemble physics-informed neural networks[J]. International Communications in Heat and Mass Transfer,2023,147:106940.
- [22] 陈豪龙,唐欣越,柳兆涛,等. 基于物理信息神经网络的非线性瞬态热传导正/反问题研究[J]. 重庆大学学报,2024,47(12):124-136. (CHEN Haolong, TANG Xinyue, LIU Zhaotao, et al. Solving nonlinear transient heat conduction forward/inverse problem using physics-informed neural networks [J]. Journal of Chongqing University,2024,47(12):124-136. (in Chinese))
- [23] 余波,许梦强,高强. 基于物理信息神经网络的功能梯度材料稳态/瞬态热传导分析[J]. 计算力学学报,2023,40(4):594-601. (YU Bo, XU Mengqiang, GAO Qiang. Physics-informed neural networks for solving steady/transient heat conduction problems of functionally graded materials [J]. Chinese Journal of Computational Mechanics,2023,40(4):594-601. (in Chinese))
- [24] 余波,甘子玉,张森林,等. 基于物理信息神经网络预测2D/3D非稳态温度场及热源[J/OL]. 工程力学,2025:1-13 [2025-01-10]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2595.03.20231013.1641.006.html>. (YU Bo, GAN Ziyu, ZHANG Senlin, et al. Prediction of 2D/3D unsteady-state temperature fields and heat sources upon the physics-informed neural networks [J/OL]. Engineering Mechanics, 2025; 1-13 [2025-01-10]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2595.03.20231013.1641.006.html> (in Chinese))
- [25] 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. (FANG Weihua, XU Mengqi, WANG Runying. Research on the inverse problem of thin plates based on physics-informed neural networks [J]. Chinese Journal of Solid Mechanics,2023,44(4):483-496. (in Chinese))
- [26] 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):2889-2899. (LI Lin, ZUO Linlong, HU Taotao, et al. A physics-informed neural networks inversion method for in-situ consolidation coefficient based on piezocone penetration test pore pressure data [J]. Rock and Soil Mechanics, 2024, 45 (10): 2889-2899. (in Chinese))
- [27] 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. (ZHANG Sheng, LAN Peng, SU Jingjing, et al. Simulation and parameter identification of groundwater flow model based on PINNs algorithms [J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering, 2023, 45 (2): 376-383. (in Chinese))
- [28] 舒伟,孟胤全,邓芳,等. 基于 PINNs 算法的一维潜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. (SHU Wei, MENG Yinquan, DENG Fang, et al. Inversion of seepage parameters for one-dimensional unconfined aquifer flow equations based on PINNs algorithm [J]. Journal of Nanjing University (Natural Science), 2024, 60 (2): 317-327. (in Chinese))

(下转第 105 页)



- Geoenvironmental Engineering, 2013, 139(2): 308-319.
- [22] 苏怀智, 胡江, 吴中如. 大坝体系使用寿命评估模型 [C]//中国水力发电工程学会大坝安全监测专业委员会. 2012 年中国水力发电工程学会大坝安全监测专委会年会暨学术交流会议论文集. 杭州: 中国水力发电工程学会, 2012: 131-140.
- [23] XU Qiang, CHEN Jianyun, LI Jing. Study on system reliability of gravity dam [J]. Applied Mechanics and Materials, 2013, 351/352: 1677-1682.
- [24] 李会军, 李宗利, 王亚红. 重力坝系统可靠度及敏感性研究 [J]. 中国农村水利水电, 2014(5): 81-85. (LI Huijun, LI Zongli, WANG Yahong. Research on system reliability and sensitivity of gravity dams [J]. China Rural Water and Hydropower, 2014(5): 81-85. (in Chinese))
- [25] 张社荣, 王超, 孙博. 重力坝多失效模式相关层间抗滑稳定体系的可靠性分析 [J]. 水利学报, 2013, 44(4): 426-434. (ZHANG Sherong, WANG Chao, SUN Bo. Reliability analysis for multiple failure modes related sliding stability system between layers of gravity dam [J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2013, 44(4): 426-434. (in Chinese))
- [26] HE Liangli, LU Zhenzhou, LI Xinyao. Failure-mode importance measures in structural system with multiple failure modes and its estimation using copula [J]. Reliability Engineering & System safety, 2018, 174: 53-59.
- [27] DITLEVSEN O. Narrow reliability bounds for structural systems [J]. Mechanics Based Design of Structures and Machines, 1979, 7(4): 453-472.
- [28] 尹金超, 赵泽鹏, 张瀚, 等. 复杂地基下重力坝抗滑稳定可靠度分析 [J]. 水电能源科学, 2020, 38(11): 80-84. (YIN Jinchao, ZHAO Zepeng, ZHANG Han, et al. Reliability analysis of anti-sliding stability of gravity dam under complex foundation [J]. Water Resources and Power, 2020, 38(11): 80-84. (in Chinese))
- [29] HOHENBICHLER M, RACKWITZ R. First-order concepts in system reliability [J]. Structural Safety, 1983, 1(3): 177-188.
- [30] 周超. 重力坝岩基整体稳定体系可靠度研究 [D]. 大连: 大连理工大学, 2018.
- [31] ANG A H S, TANG W H. Probability concepts in engineering planning and design, Vol. II. Decision, risk, and reliability [M]. New York: John Wiley & Sons, 1984.
- [32] 魏博文, 张升, 袁冬阳, 等. 基于概率-模糊-区间混合模型和改进分枝限界法重力坝可靠性分析方法 [J]. 水利学报, 2022, 53(12): 1476-1489. (WEI Bowen, ZHANG Sheng, YUAN Dongyang, et al. Reliability analysis method of gravity dam based on probability-fuzzy-interval hybrid model and improved branch and bound method [J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2022, 53(12): 1476-1489. (in Chinese))
- [33] 张晶梅, 王少伟. 大坝结构可靠性影响因子的全局重要性分析 [J]. 水资源与水工程学报, 2022, 33(4): 171-177. (ZHANG Jingmei, WANG Shaowei. Global importance analysis of influencing factors of dam structural reliability [J]. Journal of Water Resources and Water Engineering, 2022, 33(4): 171-177. (in Chinese))
- [34] XIAO Sinan, NOWAK W. Reliability sensitivity analysis based on a two-stage Markov chain Monte Carlo simulation [J]. Aerospace Science and Technology, 2022, 130: 107938.
- [35] TABANDEH A, JIA Gaofeng, GARDONI P. A review and assessment of importance sampling methods for reliability analysis [J]. Structural Safety, 2022, 97: 102216.
- [36] 李云贵, 赵国藩. 结构体系可靠度的近似计算方法 [J]. 土木工程学报, 1993, 26(5): 70-76. (LI Yungui, ZHAO Guofan. An approximate method for structural system reliability analysis [J]. China Civil Engineering Journal, 1993, 26(5): 70-76. (in Chinese))

(收稿日期: 2024-03-03 编辑: 俞云利)

(上接第 97 页)

- [29] 朱伯芳. 论混凝土坝的水管冷却 [J]. 水利学报, 2010, 41(5): 505-513. (ZHU Bofang. On pipe cooling of concrete dams [J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2010, 41(5): 505-513. (in Chinese))
- [30] 朱诚, 王昭敏, 隆锋, 等. 基于 ABC-BP 神经网络的地铁盾构地表沉降预测 [J]. 河海大学学报 (自然科学版), 2023, 51(4): 72-80. (ZHU Cheng, WANG Zhaomin, LONG Feng, et al. Prediction of ground settlement of subway shield based on ABC-BP neural network [J]. Journal of Hohai University (Natural Sciences), 2023, 51(4): 72-80. (in Chinese))
- [31] 刘云飞, 张俊然. 深度神经网络学习率策略研究进展 [J]. 控制与决策, 2023, 38(9): 2444-2460. (LIU Yunfei, ZHANG Junran. Research advances in deep neural networks learning rate strategies [J]. Control and Decision, 2023, 38(9): 2444-2460. (in Chinese))
- [32] 刘相杰, 刘小生, 张龙威. 基于二次模态分解和深度学习的大坝变形预测模型 [J]. 水利水电科技进展, 2024, 44(3): 101-106. (LIU Xiangjie, LIU Xiaosheng, ZHANG Longwei. Dam deformation prediction model based on quadratic modal decomposition and deep learning [J]. Advances in Science and Technology of Water Resources, 2024, 44(3): 101-106. (in Chinese))

(收稿日期: 2024-05-16 编辑: 俞云利)