

DOI: 10.11835/j.issn.2096-6717.2026.025



开放科学(资源服务)标识码 OSID:



基于对数空间拉丁超立方抽样与混沌-柯西 ISSA-SVR的堆石坝渗透系数反演方法

江俊洁^{1a}, 方祥位^{1a,1b,1c}, 王刚^{1a}, 申春妮², 胡丰慧^{1a}, 金伟³

(1. 重庆大学 a. 土木工程学院; b. 山区土木工程安全与韧性全国重点实验室; c. 生物建造技术创新中心, 重庆 400045; 2. 重庆科技大学 土木与水利工程学院, 重庆 401331; 3. 中国电建集团成都勘测设计研究院有限公司, 成都 610072)

摘要:针对高心墙堆石坝渗透系数反演中存在的非线性强、系数跨度大及小样本训练困难等问题,提出一种融合对数空间拉丁超立方抽样与改进麻雀搜索算法优化支持向量机的参数反演方法。利用拉丁超立方抽样(Latin hypercube sampling, LHS)在对数空间内生成具有高空间填充性与尺度均衡性的初始样本集;针对标准麻雀搜索算法(SSA)易陷入局部极值的缺陷,创新性引入Tent混沌映射增强种群初始遍历性,并协同柯西变异策略赋予个体动态跳出局部最优的能力,实现支持向量回归机(support vector regression, SVR)关键超参数的自适应寻优。以狮子坪水电站心墙堆石坝工程为例,构建模型进行渗透系数反演。结果表明,提出的方法在小样本条件下具有更高的预测精度;反演得到的渗透系数满足防渗排水体系的梯度规律;监测点水头计算值与实测值的RMSE为1.36 m,最大相对误差为0.1204%,平均相对误差为0.039%,优于BP神经网络及随机森林等机器学习模型。

关键词:堆石坝; 渗流; 参数反演; 支持向量回归; 增强型麻雀搜索算法

中图分类号: TV641.4 文献标志码: A 文章编号: 2096-6717(XXXX)XX-0001-09

Inversion method of permeability coefficient of core-wall rockfill dam based on log-space Latin hypercube sampling and chaotic-Cauchy ISSA-SVR

JIANG Junjie^{1a}, FANG Xiangwei^{1a,1b,1c}, WANG Gang^{1a}, SHEN Chunni²,
HU Fenghui^{1a}, JIN Wei³

(1a.School of Civil Engineering; 1b.State Key Laboratory of Safety and Resilience of Civil Engineering in Mountain Area; 1c.Innovation Center for Biogenic Construction Technology, Chongqing University, Chongqing 400045, P. R. China; 2.School of Civil and Hydraulic Engineering, Chongqing University of Science and Technology, Chongqing 401331, P. R. China; 3.Power China Chengdu Engineering Corporation Limited, 610072, P. R. China)

收稿日期: 2026-02-04

基金项目: 国家重点研发计划(2024YFF1700606); 西藏自治区重点研发计划(XZ202501ZY0105)。

作者简介: 江俊洁(2001-), 男, 主要从事机器学习、大坝变形研究, E-mail: 15696230318@163.com。

方祥位(通信作者), 男, 博士, 教授, 博士生导师, E-mail: fangxiangwei1975@163.com。

Received: 2026-02-04

Foundation items: The National Key R&D Program of China (No. 2024YFF1700606); Key R&D Program of Xizang Autonomous Region, China (No. XZ202501ZY0105)

Author brief: JIANG Junjie (2001-), main research interests: machine learning and dam deformation, E-mail: 15696230318@163.com.

FANG Xiangwei (corresponding author), PhD, professor, doctoral supervisor, E-mail: fangxiangwei1975@163.com.

Abstract: To address the challenges of strong nonlinearity, large parameter span, and difficulties in training with small samples in seepage parameter inversion for core-wall rockfill dams, a novel parameter inversion method is proposed, integrating logarithmic space Latin hypercube sampling (LHS) with an improved sparrow search algorithm to optimize support vector regression (SVR). The LHS technique is used to generate an initial sample set with high spatial filling and scale balance in logarithmic space. To address the weakness of the standard sparrow search algorithm (SSA) in getting trapped in local optima, a novel Tent chaotic mapping is introduced to enhance the initial ergodicity of the population. Furthermore, a Cauchy mutation strategy is employed to enable individuals to dynamically escape local optima, achieving adaptive optimization of key hyperparameters for SVR. A model is constructed based on the core-wall rockfill dam project of the Shiziping Hydropower Station to perform seepage parameter inversion. Results show that this method has higher prediction accuracy under small sample conditions; the inverted permeability coefficients satisfy the gradient law of the seepage prevention and drainage system; the RMSE between the calculated and measured head values at monitoring points is 1.36 m, with a maximum relative error of 0.120 4% and an average relative error of 0.039%, significantly outperforming machine learning models such as backpropagation (BP) neural networks and random forests.

Keywords: rockfill dam; seepage; parameter inversion; support vector regression; enhanced sparrow search algorithm

在水利水电工程领域,心墙堆石坝凭借其卓越的变形适应性与防渗效能,在高坝工程中广泛应用^[1-2]。然而,随着大坝长期服役,筑坝材料在复杂应力与渗流场耦合作用下往往发生性状演变,导致实际渗透系数显著偏离设计初值,这给大坝渗流安全评估带来了极大的不确定性^[3-5]。因此,准确辨识坝体及坝基的真实渗透特性是保障大坝安全稳定运行的关键,基于原型监测资料开展渗透系数反演与数值模型校核,对提高渗流分析精度与安全评价具有重要意义^[1,6-7]。

针对渗透系数反演问题,现有研究大致可归纳为3类:第1类是基于梯度信息的确定性反演方法(如高斯-牛顿法),该类方法计算效率较高,但在处理多极值、非凸的复杂反演目标函数时,极易陷入局部最优,且对初始猜测值高度敏感;第2类是基于生物启发式的全局优化算法(如遗传算法GA、粒子群PSO、麻雀搜索SSA等),虽具备较强的全局探索能力,但需频繁调用有限元正演程序以评估适应度,在大规模复杂网格模型中面临巨大的计算成本挑战^[8-10];第3类则是“代理模型辅助优化”策略,即利用支持向量机(SVR)、人工神经网络(ANN)等机器学习模型逼近“系数-响应”映射关系,替代昂贵的有限元计算^[1,11-12]。该策略较好地平衡了反演精度与计算效率,已成为当前解决复杂岩土工程反演分析问题的研究热点。

尽管代理模型-群智能优化框架应用前景广阔,但在高心墙堆石坝的实际应用中仍存在难题。一方面,SVR等代理模型的预测性能高度依赖超参数

的选取,传统经验试错法效率低下且易导致模型过拟合。另一方面,标准群智能算法在迭代后期往往因种群多样性丧失而早熟收敛。针对这一问题,现有研究尝试引入佳点集(Good Point Set)以及莱维飞行策略以改进搜索算法^[13]。然而,佳点集本质上仍属于静态的数论确定性分布,缺乏非线性动力学系统的遍历性与随机特性;常规莱维飞行策略虽增加了步长随机性,但在面对多峰目标函数时的“逃逸”能力依然有限,难以保证解的稳定性和可重复性。

笔者提出一种融合对数空间拉丁超立方抽样与混沌柯西变异改进麻雀搜索算法(ISSA)的SVR渗透系数反演方法。针对常规随机抽样分布不均的问题,利用拉丁超立方抽样(Latin Hypercube Sampling, LHS)在对数空间构建高空间填充性的初始样本空间;引入具有遍历性与初值敏感性的Tent混沌映射初始化种群,并协同柯西变异算子对最优个体实施动态扰动,构建具有强全局寻优能力的ISSA算法。将提出的方法应用于狮子坪水电站心墙堆石坝的渗透系数反演,通过与BP神经网络、随机森林及标准SVR模型的对比分析,验证该方法在非线性和渗透系数识别中的有效性。

1 融合 Tent 混沌与柯西变异麻雀搜索系数反演方法

1.1 拉丁超立方抽样

为了提高反演样本在系数空间中的填充性与代表性,避免传统蒙特卡罗随机抽样(Random

Sampling)可能出现的局部聚集或空洞现象,采用 LHS 技术生成初始训练样本^[14-15]。

渗透系数跨越了多个数量级,在对数空间采样能有效避免样本在大数值区间聚集,因此采用对数空间映射策略,即令 $x = \lg K$, 在 $[\lg K_{\min}, \lg K_{\max}]$ 范围内进行抽样,第 i 个样本在第 j 维度的取值公式为

$$x_{ij} = \frac{\pi_j(i-1) + \xi_{ij}}{N} \times (U_j - L_j) + L_j \quad (1)$$

式中: x_{ij} 为第 i 个样本在第 j 维的变量值; π_j 为 $\{1, 2, \dots, N\}$ 的随机排列; ξ_{ij} 为 $(0, 1)$ 之间的独立随机数; U_j 和 L_j 分别为第 j 维变量的上界和下界。

1.2 SVR 建模原理

鉴于高心墙堆石坝反演样本获取成本高、数据量有限(小样本特征),利用支持向量回归(SVR)作为核心代理模型。与神经网络不同,SVR 并不致力于最小化训练误差,而是基于统计学习理论中的结构风险最小化(SRM)^[16-17]。

SRM 原则通过在目标函数中引入正则化项,在保证逼近精度的同时最大化回归函数的间隔(Margin),从而有效控制模型的 VC 维(Vapnik-Chervonenkis Dimension)。这种机制使得 SVR 对小样本数据具有极强的鲁棒性,能有效抑制过拟合现象。

对于训练集 $\{(x_i, y_i)\}_{i=1}^N$, SVR 通过非线性映射 $\phi(x)$ 将输入投射至高维特征空间,其优化目标为

$$\min_{\omega, b, \xi} \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + C \sum_{i=1}^N (\xi_i + \xi_i^*) \quad (2)$$

式中: $\frac{1}{2} \|\omega\|^2$ 为结构风险项,表征模型的平滑度; C 为惩罚因子,用于平衡模型复杂度与训练误差。配合径向基核函数(RBF),SVR 能够建立渗透系数与水头之间的复杂非线性映射关系。

1.3 融合改进 Tent-Cauchy 的 ISSA

为充分发挥 SVR 模型在复杂参数空间中的寻优潜力,针对标准群智能算法在多极值空间中易早熟收敛的共性问题,设计一种双重机制增强的改进麻雀搜索算法(ISSA),对惩罚因子 C 和核参数 γ 自适应寻优^[12, 18]。

1.3.1 Tent 混沌映射初始化

标准 SSA 采用随机初始化,易导致种群分布不均。引入动力学系统中的 Tent 混沌映射,利用其遍历性、随机性和对初值的敏感性,能更彻底地消除初始解的“聚集效应”,使种群在解空间分布更均匀,为全局寻优提供高质量的起点。Tent 映射的迭代公式为

$$z_{k+1} = \begin{cases} 2z_k, & 0 \leq z_k < 0.5 \\ 2(1 - z_k), & 0.5 \leq z_k \leq 1 \end{cases} \quad (3)$$

式中: z_k 为第 k 代混沌变量值。通过将生成的混沌序列映射到 SVR 超参数的取值范围内,可获得高质量的初始种群位置。

1.3.2 自适应柯西变异扰动策略

标准麻雀搜索算法(SSA)模拟麻雀的觅食与反捕食行为,将种群划分为发现者、加入者与侦察者^[19]。然而,标准 SSA 在迭代后期易陷入局部极值,且种群多样性丧失较快。针对算法迭代后期种群多样性丧失的问题,现有研究常采用反向学习策略,但其搜索范围局限于解空间的对称点,引入柯西变异算子。利用柯西分布概率密度函数的特征,赋予个体在停滞期进行长步长跳跃的能力,从而在非凸解空间中更有效地逼近全局最优。

然而,传统固定步长的柯西变异在反演后期往往因扰动幅度过大而破坏种群的局部收敛性,导致解在最优值附近震荡,难以满足高精度反演的需求^[20]。引入随迭代次数非线性衰减的惯性权重,对柯西变异的扰动强度进行自适应控制,实现全局探索与局部开发的动态平衡。自适应柯西变异后的位置更新公式为

$$X_{\text{new}} = X_{\text{best}} + \omega(t) \cdot S \odot \Delta \quad (4)$$

式中: X_{best} 为当前种群最优位置; $\omega(t)$ 为动态自适应权重系数; \odot 为 Hadamard 积; $S = X_{\text{ub}} - X_{\text{lb}}$ 为尺度向量,用于归一化各维度的搜索强度; Δ 为 Cauchy $(0, 1)$, 是标准柯西分布随机数,其概率密度函数为

$$f(x) = \frac{1}{\pi(1+x^2)} \quad (5)$$

为防止柯西长尾导致的无效搜索,引入截断机制 $\Delta \leftarrow \text{clip}(\Delta, -c, c)$ ($c = 5$),并对越界个体采用反射边界处理。为在迭代初期保持较大的搜索步长以扩大搜索范围,并在后期逐渐减小扰动幅度以进行精细化寻优,构建的非线性权重衰减策略为

$$\omega(t) = \omega_{\max} - (\omega_{\max} - \omega_{\min}) \cdot \left(\frac{t}{T_{\max}} \right)^2 \quad (6)$$

式中: t 为当前迭代次数; T_{\max} 为最大迭代次数; ω_{\max} 和 ω_{\min} 分别为权重的上限值与下限值,改进麻雀搜索算法(ISSA)的种群规模设定为 50,最大迭代次数设定为 200。该参数组合基于多目标优化领域针对中小规模非线性反演问题的经验设定,旨在保证种群多样性的同时严格控制有限元正演的计算成本。惯性权重的上限值 ω_{\max} 取 1.0,下限值 ω_{\min} 取 0.1,该设定参考了典型群智能算法的自适应扰动机制^[20],以确保算法在迭代初期具备充分的全局探

索步长,并在迭代后期实现精细化收敛与局部开发。

改进的麻雀搜索算法确保了在收敛停滞时能够进行大范围的突变搜索,显著增强了算法寻找全局最优解的鲁棒性。

1.4 目标函数与反演流程

1.4.1 目标函数构建

渗透参数反演的本质是一个多维非线性约束优化问题^[21]。其核心目标是在给定的参数搜索空间内,寻找一组最优渗透系数向量 $\mathbf{K} = \{k_1, k_2 \dots k_D\}$,使得有限元计算水头与现场实测水头之间的偏差最小。选取均方根误差(RMSE)作为目标函数(即ISSA算法的适应度函数),其数学模型为

$$\min f(\mathbf{K}) = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{i=1}^M (H_{pred,i}(\mathbf{K}) - H_{obs,i})^2} \quad (7)$$

式中: M 为渗流监测点的总数(取 $M=8$,对应测点P1~P8); $H_{obs,i}$ 为第 i 个测点的现场实测水头值; $H_{pred,i}(\mathbf{K})$ 为在参数 \mathbf{K} 下由SVR代理模型预测的第 i 个测点水头值; k_j^{\min} 和 k_j^{\max} 分别为第 j 种材料渗透系数的物理下界与上界。

1.4.2 反演流程

反演技术路线如图1所示,具体实施步骤如下:

1)根据室内土工试验及工程经验,确定待反演各分区材料渗透系数的对数搜索区间 $[\lg k_{\min}, \lg k_{\max}]$ 。

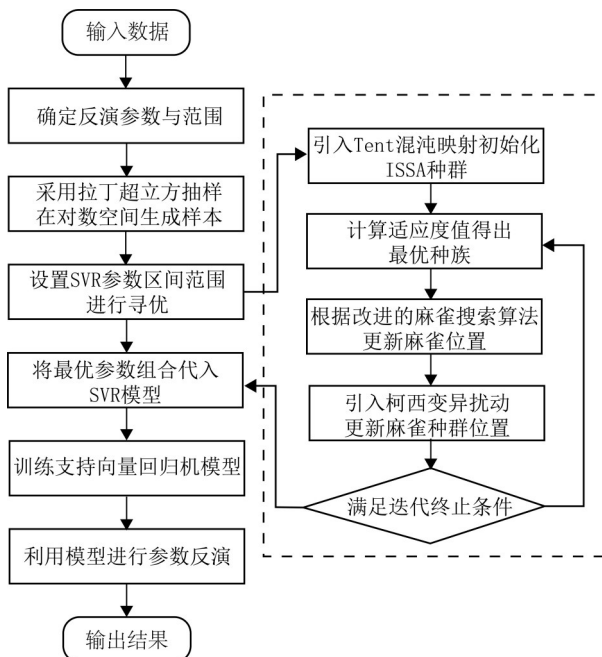


图1 反演技术路线图

Fig.1 Inversion technology roadmap

2)确定待反演系数的对数搜索区间,采用LHS生成 N 组初始样本;调用有限元程序进行渗流正

演,建立“系数-水头”训练样本集;基于样本集训练SVR模型,建立非线性映射关系;利用改进的ISSA算法(融合Tent混沌与柯西变异)对SVR模型进行全局寻优,超参数(C, γ)以及待反演的渗透系数向量 \mathbf{K} 进行协同全局寻优。以目标函数最小化为准则,迭代搜索最优渗透系数向量。将反演得到的最优参数回代至有限元模型进行物理校验,验证反演结果的物理真实性。

2 工程概况与数值模型构建

2.1 工程背景

以狮子坪水电站心墙堆石坝为研究对象,该枢纽工程主要由大坝、溢洪道及放空洞等建筑物组成,典型断面图如图2所示。大坝坝型为心墙堆石坝,坝体结构自内向外主要由中心粘土心墙、上下游反滤层、过渡层及堆石坝壳区组成。其中,粘土心墙作为主要的防渗体,其渗透性能直接决定了大坝的整体渗流安全与稳定。根据工程设计资料及实际运行工况,大坝正常蓄水位设定为高程为2548.85 m。库区水文地质条件复杂,坝基已进行帷幕灌浆处理。

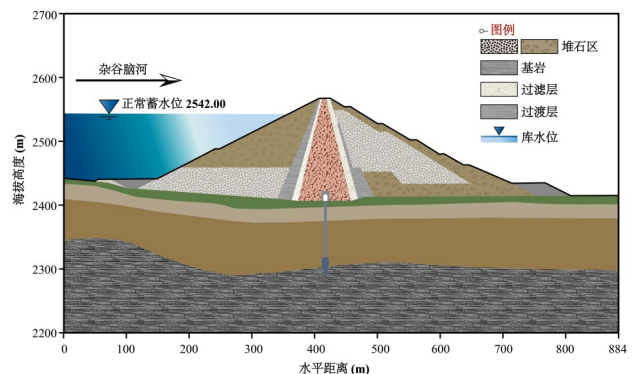


图2 狮子坪堆石坝典型断面图

Fig.2 Typical cross-section of Shiziping rockfill dam

2.2 渗流模型及计算参数

为实现基于监测资料的渗透系数反演与数值模型校核,选取典型断面所在坝段作为研究对象开展二维渗流有限元分析。该断面综合反映坝体填筑分区、防渗体系与坝基地层条件的代表性特征,可用于表征坝体渗流场的主控通道与水力梯度分布。根据实测地形地质资料、坝体结构布置与运行水位条件,利用GeoStudio软件建立二维渗流计算模型并作为反演正演平台,如图3所示。

模型采用直角坐标系: x 轴取顺河流方向,指向下游为正; y 轴取垂直坝轴线方向(沿坝轴线横向),指向左岸为正。断面几何范围覆盖上、下游坝坡及坝基一定延伸距离。坝体及坝基渗流采用饱和-非

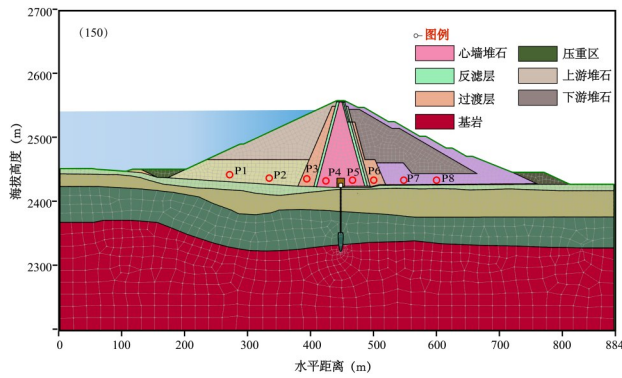


图3 典型剖面渗流模型

Fig.3 Typical Cross-Section Seepage Model

饱和渗流理论描述,假定介质为连续多孔介质,渗流满足质量守恒与达西定律^[22],在稳态工况下进行系数反演。

模型几何分区依据坝体填筑分区与防渗体系划分,包括心墙、反滤层、过渡层、坝壳料以及坝基不同风化带/覆盖层等。各分区的初始渗透系数取值参考设计系数与试验成果,并为反演设置合理先验范围;其中关键控制分区(心墙料、反滤料、过渡料及弱风化层等)的渗透系数作为待反演系数,其他材料系数保持不变。

模型采用非结构化网格进行空间离散。考虑心墙与反滤层附近渗流梯度较大,对上述区域实施局部加密;其余区域按几何尺度与材料变化适度划分,以平衡计算精度与效率。网格总体数量 5 032 个,网格质量控制指标包括单元形状、尺寸渐变比与关键界面处节点对齐等,以提高求解的收敛性。

依据运行水位条件,在模型上游坝坡及库底施加与正常蓄水位相对应的定水头边界。下游坝坡设置为潜在溢出边界,允许渗流在重力作用下自由出逸并自动确定出逸段长度与位置;其余边界(如模型左右侧截断边界及坝基下边界)设为不透水边界,以保证渗流场闭合并减少边界对内部渗流的干扰。

为与现场监测资料一致,模型在典型断面内布置与实际测点位置相对应的计算节点/单元(P1~P8),输出测点水头用于反演目标函数构建。计算得到的各测点水头与观测值对比,以均方根误差(RMSE)作为反演适应度评价指标。

在 2017 年 7 月 25 日水位条件(上游水位 2 529.84 m)下,根据大坝 8 个长观孔水头观测点(以 P1、P2、P3、P4、P5、P6、P7、P8 表示观测点)2017 年 7 月 25 日实测数据,基于所提方法对狮子坪水电站心墙堆石坝的过渡层、弱风化层、大坝反滤料和砾石土心墙料的渗透系数进行反演研究。

2.3 LHS-ISSA-SVR 反演模型构建

鉴于大坝防渗体系的复杂性,心墙作为主要防渗体,其渗透性能直接控制坝体浸润线位置;而反滤层与过渡层作为排水与保护体,其渗透性对坝后孔压消散具有重要影响^[23]。结合工程地质勘察资料与设计经验,选取心墙、反滤层 I / II、过渡层以及弱风化层的渗透系数作为待反演的关键变量,为提高反演效率,基于拉丁超立方抽样在对数空间内确定各系数的初始搜索区间,各材料渗透系数的取值范围详见表 1,其他材料渗透系数的取值详见表 2。

表 1 待反演渗透系数取值范围

Table 1 Range of values for the permeability coefficient to be inverted

序号	材料	取值/(m/s)
1	反滤料 I	$5 \times 10^{-5} \sim 1 \times 10^{-4}$
2	反滤料 II	$5 \times 10^{-6} \sim 1 \times 10^{-5}$
3	砾石心墙料	$1 \times 10^{-9} \sim 1 \times 10^{-8}$
4	过渡层	$5 \times 10^{-5} \sim 1 \times 10^{-4}$
5	弱风化层	$1 \times 10^{-7} \sim 1 \times 10^{-6}$

表 2 其他材料渗透系数取值

Table 2 Permeability values for other materials

序号	材料	取值/(m/s)
1	漂卵石	1.0×10^{-4}
2	砂卵石	4.0×10^{-5}
3	帷幕灌浆	1.0×10^{-9}
4	上游堆石 I 区	1.0×10^{-4}
5	上游堆石 II 区	5.0×10^{-5}
6	下游堆石 I 区	1.0×10^{-4}
7	下游堆石 II 区	5.0×10^{-5}
8	围堰	1.0×10^{-4}
9	防渗墙	1.0×10^{-9}

表 1 中待反演材料的渗透系数对数搜索区间上下限,主要依据狮子坪水电站前期工程地质勘察报告中的现场压水试验与室内渗透试验统计值设定。同时,参考《碾压式土石坝设计规范》(NB/T 10872—2021)中同类防渗与反滤材料的经验渗透系数数量级跨度,以涵盖大坝筑坝材料在长期服役、水头侵入和复杂应力耦合作用下可能发生的真实性状演变范围。

8 个监测点(P1~P8)自下而上分布于上游坝体、心墙及下游坝体,能够全面反映坝体内部的浸润线形态及水头分布特征。反演分析的目标即是通过调整渗透系数,使得这 8 个监测点的数值计算水头值与现场实测值的均方根误差(RMSE)达到最小,从而实现对坝体真实渗流性状的系数识别。

3 结果与分析

3.1 渗透系数反演结果

采用改进麻雀搜索算法进行寻优。种群规模设为 50,最大迭代次数为 200 次。反演得到的各材料等效渗透系数见表 3。

表 3 渗透系数反演结果

Table 3 Inversion results of permeability coefficients

序号	反演材料	渗透系数反演值/(m/s)
1	反滤料 I	9.45×10^{-5}
2	反滤料 II	8.63×10^{-6}
3	砾石土心墙料	7.39×10^{-9}
4	过渡层料	7.19×10^{-5}
5	弱风化层	3.37×10^{-7}

由表 3 可知,反演所得系数均位于设定搜索区间内,且满足防渗排水体系的梯度规律:心墙渗透系数为 7.39×10^{-9} m/s,表现出良好的不透水性;反滤料 I 的渗透系数为 9.45×10^{-5} m/s,较心墙高约 4 个数量级,体现其排水与滤反作用;反滤料 II 与过渡层渗透系数介于两者之间,呈现合理的级配过渡;弱风化层渗透系数为 3.37×10^{-7} m/s,反映坝基弱透水特性。

从反演结果的量级关系看,心墙渗透系数 K_c 位于 10^{-9} 量级,弱风化岩体约为 10^{-7} 量级,体现了心墙低渗、坝基相对高渗的典型结构特征。反滤料与过渡层的渗透系数介于二者之间,保证渗流梯度平滑过渡并满足反滤设计要求。

此外,采用对数空间采样与建模对本问题尤为关键。若在物理空间直接均匀采样,样本会过度集中在大渗透系数端,导致代理模型在小渗透系数区域拟合不足;而对数空间能够在数量级层面实现更均衡的覆盖,使代理模型更易捕捉渗透系数对水头响应的尺度效应,从而提升反演稳定性。系数的这一层级差异也验证了采用对数空间建模的必要性。

3.2 误差分布特征讨论

表 3 中的反演系数回代至有限元模型中进行正算验证,各监测点的工程绝对水头计算值与实测值对比见表 4。

将表 3 的最优渗透系数回代至有限元模型进行正算验证,监测点水头计算值与实测值总体吻合。由表 4 可知,评估指标 RMSE 为 1.36 m;最大相对误差出现在 P6 点,为 0.120 4%。

图 4 为各观测点计算水头值与观测值对比图,由图 4 可见,反演系数回代后计算水头总体与实测基本一致,P1~P3 基本重合,表明模型能够准确反映高水头区渗流响应。自 P4 起偏差增大,P6~P7

表 4 各观测点计算水头值与观测值的误差

Table 4 Errors between the calculated and observed head values at each monitoring point

观测点 编号	观测值 /m	计算值 /m	绝对误差 /m	相对误差 /%
P1	2 527.84	2 527.85	0.009 5	0.000 3
P2	2 527.83	2 527.84	0.016 8	0.000 6
P3	2 527.79	2 527.83	0.048 9	0.001 9
P4	2 516.20	2 514.84	1.354 9	0.053 8
P5	2 448.12	2 448.40	0.288 4	0.011 7
P6	2 419.94	2 417.02	2.914 3	0.120 4
P7	2 418.41	2 416.99	1.420 4	0.058 7
P8	2 415.41	2 416.96	1.555 0	0.064 3

仍维持较大误差。结果表明,误差主要集中在中下游低水头敏感区,最大相对误差出现在 P6 测点。结合模型中 P5 与 P6 测点的空间坐标,两点间的水平距离约为 28 m。该区段的实测水头降落为 28.18 m,对应的水平平均水力梯度为 1.006;数值反演得到的水头降落为 31.38 m,对应的水力梯度为 1.121。计算水力梯度较实测值高出 0.115,表明均质等效数值模型在该区段的渗透阻力偏大,实际防渗介质局部透水性更强。

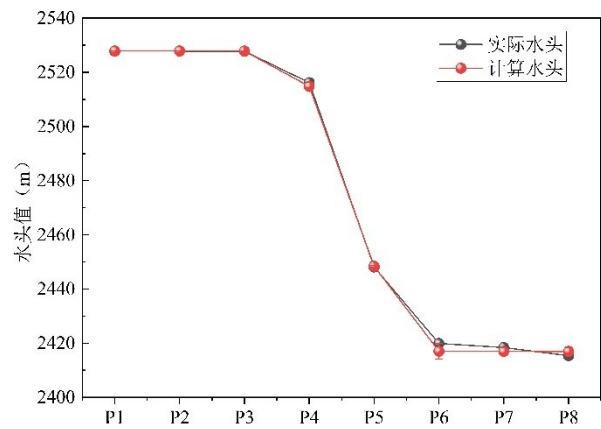


图 4 各观测点计算水头值与观测值对比

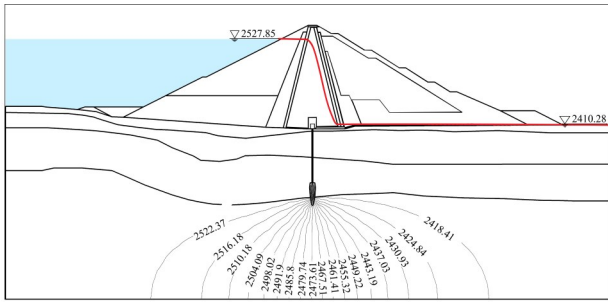
Fig.4 Comparison of calculated head values and observed values at each monitoring point

图 5 为计算等水头线分布图。由图 5 可以看出,坝体及坝基等水头线和渗流自由面(浸润线)分布合理,等水头线形态、走向和密集程度反映了相应区域材料渗透特性。

3.3 模型与算法性能评估

3.3.1 模型性能对比

为验证 SVR 代理模型在岩土小样本条件下的适应性,对比 BP 神经网络(BPNN)、随机森林(RF)及 SVR 等模型。基于相同的 250 组 LHS 训练样本,采用交叉验证计算各模型的预测精度,结果如图 6



- 智能反演与渗控分析[J]. 水力发电, 2025, 51(9): 1-8, 39.
- Di S J, Zhang Y, Wang Y L, et al. Intelligent inversion and seepage control analysis of seepage field in dam site area with deep overburden[J]. Water Power, 2025, 51(9): 1-8, 39. (in Chinese)
- [3] Zhou Y, Li C Y, Pang R, et al. A new approach for seepage parameter inversion of earth-rockfill dams based on an improved sparrow search algorithm[J]. Computers and Geotechnics, 2024, 167: 106036.
- [4] 马福恒, 马琳, 娄本星, 等. 考虑库水位变化速率的土石坝渗流监控模型[J]. 水利水运工程学报, 2025(5): 78-87.
- Ma F H, Ma L, Lou B X, et al. A seepage monitoring model for earth-rock dams considering the change rate of reservoir water level[J]. Hydro-Science and Engineering, 2025(5): 78-87. (in Chinese)
- [5] 杨星, 余挺, 金伟, 等. 两河口超高心墙堆石坝三维非线性地震反应分析[J]. 土木与环境工程学报(中英文), 2023, 45(3): 9-15.
- Yang X, Yu T, Jin W, et al. Three dimensional nonlinear seismic response analysis of Lianghekou super high core rockfill dam[J]. Journal of Civil and Environmental Engineering, 2023, 45(3): 9-15. (in Chinese)
- [6] Huang Z X, Shen Z Z, Xu L Q, et al. Seepage characteristics of core rockfill dam foundation with double cut-off walls in deep overburden: a case study[J]. Case Studies in Construction Materials, 2024, 21: e03576.
- [7] 管子懿, 沈振中. 基于 OLHS-IAOO-KELM 的尾矿坝渗透系数反演模型及应用[J]. 水电能源科学, 2026, 44(1): 138-142, 197.
- Guan Z Y, Shen Z Z. An OLHS-IAOO-KELM-based inversion model for permeability coefficient of tailings dams and its application[J]. Water Resources and Power, 2026, 44(1): 138-142, 197. (in Chinese)
- [8] 唐杰, 陈新根, 王安城, 等. 基于 LightGBM-IGWO 的深厚覆盖层地基渗透系数智能反演分析[J]. 水力发电, 2025, 51(6): 61-68.
- Tang J, Chen X G, Wang A C, et al. Intelligent inversion of permeability coefficient for deep overburden foundation based on LightGBM-IGWO[J]. Water Power, 2025, 51(6): 61-68. (in Chinese)
- [9] Feng Y X, Tian B, Shen Z Z, et al. A novel inversion approach for seepage parameter of concrete face rockfill dams based on an enhanced sparrow search algorithm[J]. Computers and Geotechnics, 2025, 183: 107214.
- [10] 雷艳, 温立峰, 赵明仓, 等. 基于 RF-GWO 的水利工程地质渗透系数智能反演分析[J]. 水资源与水工程学报, 2024, 35(2): 139-148.
- Lei Y, Wen L F, Zhao M C, et al. Intelligent inversion analysis of geological permeability coefficients in hydraulic engineering based on RF-GWO[J]. Journal of Water Resources and Water Engineering, 2024, 35(2): 139-148. (in Chinese)
- [11] Yu H L, Wang X L, Ren B Y, et al. An efficient Bayesian inversion method for seepage parameters using a data-driven error model and an ensemble of surrogates considering the interactions between prediction performance indicators[J]. Journal of Hydrology, 2022, 604: 127235.
- [12] 宋锦焘, 袁帅, 刘云贺, 等. 土石坝渗流安全监控的集成学习融合模型[J]. 水力发电学报, 2023, 42(5): 107-119.
- Song J T, Yuan S, Liu Y H, et al. Integrated learning fusion model for seepage safety monitoring of rockfill dams[J]. Journal of Hydroelectric Engineering, 2023, 42(5): 107-119. (in Chinese)
- [13] 李永超, 沈振中, 熊汉野, 等. 基于 LHS-ISSA-SVR 的心墙堆石坝渗流参数反演方法及应用[J]. 水电能源科学, 2024, 42(7): 109-113.
- Li Y C, Shen Z Z, Xiong H Y, et al. Inversion method of seepage parameters of core rockfill dam based on LHS-ISSA-SVR and its application[J]. Water Resources and Power, 2024, 42(7): 109-113. (in Chinese)
- [14] 郑鹏, 刘健, 宋维, 等. 拉丁超立方抽样评估方法改进研究[J]. 核电子学与探测技术, 2017, 37(7): 734-738.
- Zheng P, Liu J, Song W, et al. Preliminary study on improved Latin hypercube sampling[J]. Nuclear Electronics & Detection Technology, 2017, 37(7): 734-738. (in Chinese)
- [15] 季静, 陈珊珊, 王雨, 等. 改进拉丁超立方抽样选波法对 RC 框架结构地震易损性影响研究[J]. 土木工程学报, 2022, 55(3): 18-26.
- Ji J, Chen S S, Wang Y, et al. Influence of ground motion selection method based on improved Latin hypercube sampling on seismic fragility of RC frame structure [J]. China Civil Engineering Journal, 2022, 55(3): 18-26. (in Chinese)
- [16] Yin Q G, Li Y L, Li W W, et al. Intelligent inversion analysis of seepage parameters for deep overburden dam foundations based on an improved grey wolf optimization algorithm[J]. Computers and Geotechnics, 2025, 188: 107595.
- [17] 刘元杰, 崔建勇, 董文, 等. 基于 ISSA-SVR 算法的近海典型水质参数遥感反演[J]. 遥测遥控, 2024, 45(3): 81-90.
- Liu Y J, Cui J Y, Dong W, et al. Remote sensing retrieval of coastal water quality parameters based on ISSA-SVR method[J]. Journal of Telemetry, Tracking and Command, 2024, 45(3): 81-90. (in Chinese)
- [18] Xu B, Liu Z C, Pang R, et al. Data-driven collaborative safety evaluation for seepage reliability of embankments considering spatial variability[J]. Journal of Hydrology,

- 2025, 660: 133490.
- [19] 李旭, 冯晓, 刘宇豪, 等. 基于 SSA-LMD-GM 的大坝变形组合预测模型[J]. 工程勘察, 2024, 52(1): 45-49.
Li X, Feng X, Liu Y H, et al. Combined prediction model of dam deformation based on SSA-LMD-GM[J]. Geotechnical Investigation & Surveying, 2024, 52(1): 45-49. (in Chinese)
- [20] 赵峰, 徐丹华. 基于混沌扰动与柯西变异的 HHO 算法[J]. 安徽大学学报(自然科学版), 2023, 47(4): 25-34.
Zhao F, Xu D H. HHO algorithm based on chaotic perturbation and Cauchy mutation[J]. Journal of Anhui University (Natural Sciences), 2023, 47(4): 25-34. (in Chinese)
- [21] 余红玲, 王晓玲, 王成, 等. 贝叶斯框架下大坝渗流参数反演组合代理模型研究[J]. 水利学报, 2022, 53(3): 306-315, 324.
Yu H L, Wang X L, Wang C, et al. Research on ensemble surrogate models of dam seepage parameters inversion under Bayesian framework[J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2022, 53(3): 306-315, 324. (in Chinese)
- [22] 罗小清, 杨屹杰, 唐辉亮. 基于 van Genuchten 模型土壤水分特征曲线的 vanfit 和 MATLAB 软件模拟研究[J]. 农业灾害研究, 2023, 13(7): 254-256.
Luo X Q, Yang Y J, Tang H L. Simulation of soil moisture characteristic curve based on van genuchten model by vanfit and MATLAB software [J]. Journal of Agricultural Catastrophology, 2023, 13(7): 254-256. (in Chinese)
- [23] 柳伟, 徐长节, 胡世韬, 等. 降雨和库水位升降条件下考虑非饱和和渗透系数空间变异的边坡可靠度分析[J]. 土木与环境工程学报(中英文), 2024, 46(3): 61-72.
Liu W, Xu C J, Hu S T, et al. Reliability analysis by considering spatial variability of unsaturated hydraulic conductivity under rainfall and reservoir water level fluctuation [J]. Journal of Civil and Environmental Engineering, 2024, 46(3): 61-72. (in Chinese)

(编辑 XXX)