水　利　学　报
2026年6月　SHUILI　XUEBAO　第57卷　第6期

文章编号：0559-9350(2026)06-0821-14

基于Pareto分层混合优化算法的土石坝渗透系数多目标反演方法

唐小松[1,2]，孙梓涵[1,2]，李典庆[1,2]，臧航航[1,2]，柯　琴[1,2]

（1. 武汉大学 水资源工程与调度全国重点实验室，湖北 武汉　430072；
2. 武汉大学 水利水电学院 水工程风险与防灾研究所，湖北 武汉　430072）

摘要：在土石坝渗透系数反演中，传统多目标算法因难以平衡全局探索与局部搜索，常导致Pareto解集收敛性不足、多样性差，且计算效率低下。针对这一问题，本文融合NSGA-Ⅱ与MOPSO算法的优势，采用Pareto导向的分层进化策略，以高效实现土石坝渗透系数的多目标反演寻优。利用压力水头与渗漏量两类渗透性态监测数据，通过SSA-XGBoost代理模型构建了渗透系数与两类渗透性态监测数据间的关系，采用基于Pareto分层导向的混合NSGA-MOPSO多目标优化算法搜寻最优的渗透系数组合，反演出土石坝的当前渗透性态。对工程实例的分析表明：与RBF、ELM和RF模型相比，本文提出的SSA-XGBoost代理模型在预测精度上具有明显优势，其R^2、*RMSE*、*MAE*和*MBE*四项评价指标均表现更优。基于该代理模型开展渗透系数反演，在保证解集多样性的同时，节约了39%的计算时间。与单一NSGA-Ⅱ和MOPSO算法相比，本文算法在压力水头目标值f_1上分别提升了19.5%和17.7%，在渗漏量目标值f_2上分别提升了72.3%和62.8%。结果验证了NSGA-MOPSO混合优化算法在预测精度方面的显著提升及其反演结果的可靠性。

关键词：渗透系数；多目标反演；混合NSGA-MOPSO优化算法；SSA-XGBoost代理模型；渗流性态分析

中图分类号：TV641　　**文献标识码：**A　　**doi：**10.3724/j.slxb.20250581

1　研究背景

渗透稳定是保证土石坝安全稳定运行的重要因素[1]。在土石坝长期服役过程中，由于渗流、荷载、温度等因素的影响，材料内部孔隙率会发生变化，导致其渗透系数与设计值存在较大差异[2]。为了解大坝真实渗流场分布，通常利用大坝渗流性态监测数据来反演分析坝体的实际渗透系数，进而评估其渗透稳定性[3]。

常规的渗流性态监测项目包括原位渗透压力监测与坝后渗漏量监测，大多数研究通过渗透压力监测数据开展大坝渗透系数反演研究。Feng等[4]以渗透压力为目标，采取增强麻雀算法反演面板堆石坝渗透参数；余红玲等[5]通过考虑监测点处的水头模拟值，在不确定性条件下提出组合代理模型来反演大坝渗流参数。然而，渗压观测数据所包含的信息量通常有限，仅基于此类数据进行反演分析，难以准确反映大坝整体渗流场的真实分布[6]。同时引入渗漏量与压力水头两类监测数据，则可有效解决渗透系数取值的代表性问题[7]。因此，本文以压力水头与渗漏量两类监测信息为目标，构建多目标优化反演模型，融合多源监测数据以提高渗透系数反演结果的可靠性与准确性。

直接基于有限元模拟开展反演，往往存在计算耗时长、计算复杂度高的问题，难以满足实际工程中对反演效率的要求[8]。基于代理模型的渗透系数反演具有简单、快速等特点，因此被广泛应用于参

收稿日期：2025-09-15；网络首发日期：2026-05-08
网络首发地址：https://link.cnki.net/urlid/11.1882.TV.20260507.1731.002
基金项目：国家自然科学基金项目(52439007，52079100)
作者简介：唐小松(1986—)，教授，博士生导师，主要从事库坝系统智能监测与智慧运维研究。E-mail：xstang@whu.edu.cn

数反演中[9]。然而，传统的机器学习方法可能无法准确捕捉渗透系数与渗透性态之间的复杂非线性关系[10]。极端梯度提升算法(eXtreme Gradient Boosting，XGBoost)是一种基于梯度提升决策树的机器学习算法，相较于径向基函数(Radial Basis Function network，RBF)、极限学习机(Extreme Learning Machine，ELM)、随机森林(Random Forest，RF)等单一的机器学习方法，其具有泛化和防过拟合能力强的特点，目前已被广泛应用于回归预测领域[11]。万晨等[12]基于XGBoost和RF算法，构建了农村供水工程风险识别模型，对比分析了影响农村供水工程风险的主控要素。该研究采用XGBoost算法建立输入变量与输出目标之间的回归预测模型，并证实其在提升预测精度方面具有显著优势。因此，本文将采用XGBoost算法构建代理模型，以进一步提高渗流反演的效率。

值得注意的是，XGBoost代理模型超参数的选择对于模型的预测性能具有重要影响，目前多依赖人工经验来选取，这种选取方式具有一定的盲目性[13]。麻雀优化算法(Sparrow Search Algorithm，SSA)可作为超参数寻优的有效工具[14]。因此，本文将基于SSA算法对XGBoost模型的超参数进行寻优，建立高精度的渗透系数-渗透性态代理模型。

本文将以压力水头与渗漏量两类渗透性态指标为目标，开展多目标寻优反演。非支配排序遗传算法(Non-dominated Sorting Genetic Algorithm Ⅱ，NSGA-Ⅱ)和多目标粒子群优化算法(Multi-Objective Particle Swarm Optimization，MOPSO)是两个经典的多目标优化算法，已在工程实践中得到广泛验证。付湘等[15]提出基于NSGA-Ⅱ和合作博弈的协同优化算法，建立“源-流-网-配”系统模型，实现了水网资源的灵活互济配置；王文君等[16]基于改进MOPSO算法对黄河故道及以南地区水资源优化调度进行了实例研究，构建了协调泵站提水量和受水区缺水量两个目标的优化调度模型，在计算效率、空间均匀性方面得到了更好的改善。尽管NSGA-Ⅱ和MOPSO在多目标优化领域取得了显著成效，但各自仍存在固有局限性。NSGA-Ⅱ通过非支配排序和拥挤度距离机制在解集分布性方面表现优异，但在收敛速度方面存在不足；而MOPSO凭借粒子群算法的快速收敛特性在求解效率上具有优势，却容易因粒子群过早收敛而导致解集多样性下降。为综合利用两类算法的优势，本文提出一种基于Pareto分层策略的NSGA-Ⅱ与MOPSO混合多目标优化算法。该算法融合MOPSO的快速收敛能力与NSGA-Ⅱ的精英保留机制，在提高寻优效率的同时保障解集的多样性，从而能够更有效地识别出最优渗透系数组合。

综上所述，本文围绕土石坝渗透系数反演中反演目标局限、计算效率低及多目标优化冲突等关键问题，基于SSA-XGBoost代理模型构建渗透系数-渗透性态之间的映射关系、利用基于Pareto分层导向的NSGA-MOPSO混合优化算法，建立了一套完整的多源监测数据融合反演方法。该方法协同利用压力水头与渗漏量两类监测信息，通过算法融合与改进显著提升了反演的精度与效率，为土石坝的渗透稳定性评估提供了新的技术途径。

2　研究框架

见图1所示的研究框架，本文提出的土石坝渗透系数多目标反演方法主要包括以下四个部分：(1)生成数据样本。根据地质报告和工程经验确定大坝各分区渗透系数取值范围，采用拉丁超立方抽样方法生成待反演渗透系数的样本组合，通过大坝稳态渗流有限元模型计算每组渗透系数样本组合对应的渗透性态数据，将数据样本按照4∶1划分为训练集和测试集。(2)建立代理模型。利用训练集样本训练XGBoost模型，同时采用SSA算法优化XGBoost模型参数(决策树数目、树的深度、学习率)，从而建立输入为渗透系数、输出为渗透压力与渗漏量的SSA-XGBoost代理模型。(3)基于混合优化算法反演。基于渗透系数-渗透性态代理模型，利用基于Pareto分层导向的混合NSGA-MOPSO算法寻求与真实监测值最接近的输出值，并得到对应的渗透系数组合。(4)工程应用。将所提模型应用于梨园面板堆石坝实际工程中，将渗透性态反演结果与真实测值比较，验证模型的可行性与高效性。

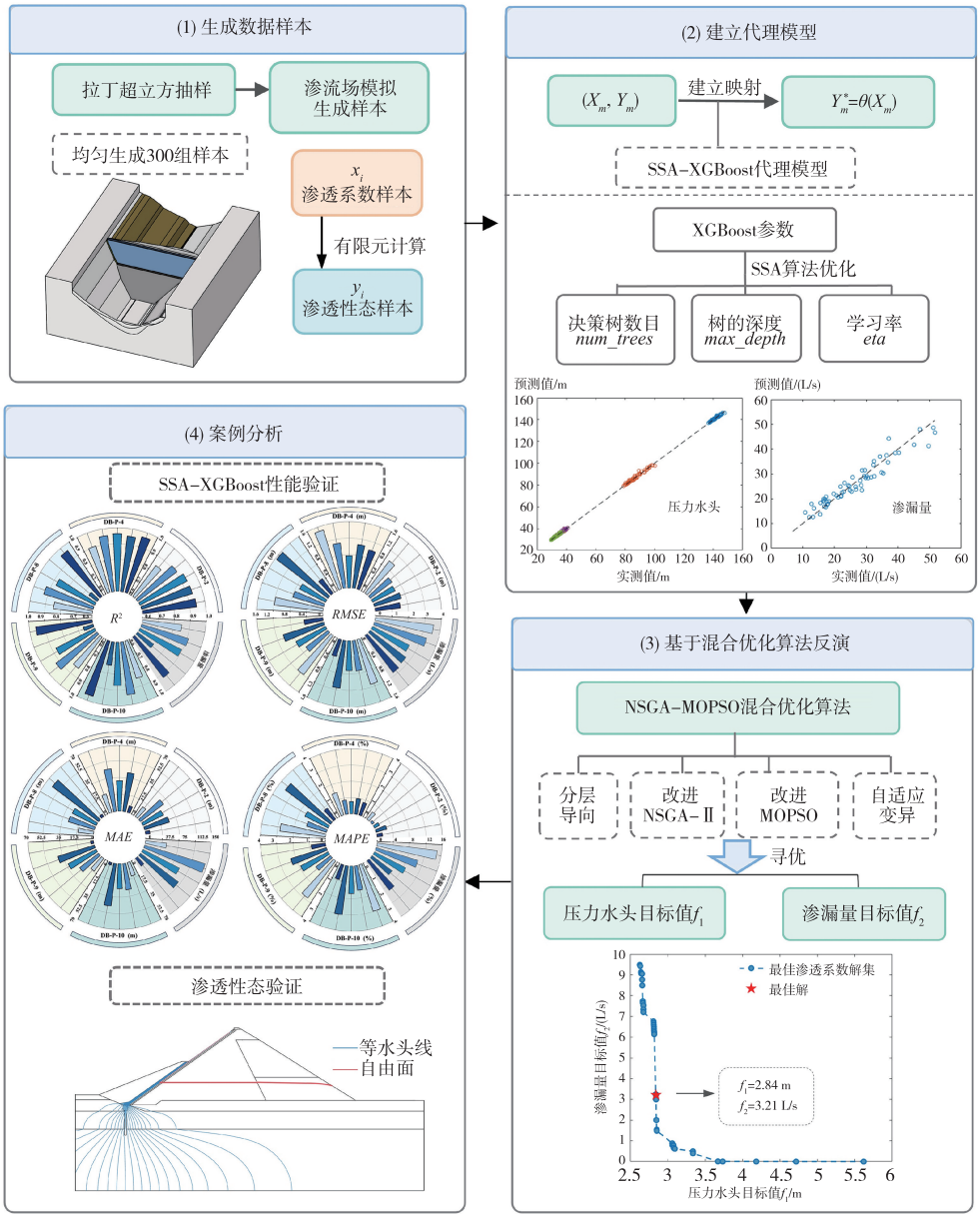


图 1　研究框架

Fig. 1　Research framework

3　基于SSA-XGBoost的渗透系数-渗透性态代理模型

XGBoost算法是一种高效的梯度提升决策树算法[17]，通过构建高效的并行化树、结合正则化目标，提升模型的泛化能力和计算效率。XGBoost具有训练速度快、预测精度高和鲁棒性高等优势，目前已被广泛应用于回归预测领域。XGBoost模型的训练效果依赖于超参数的选择，然而其超参数众多，传统的人工调参和网格搜索方法效率低下且优化能力有限，难以实现最优参数配置[18]。影响XGBoost模型预测性能的关键超参数主要包括：决策树数目(*num_trees*)、决策树的最大深度(*max_depth*)和学习率(*eta*)[19]。在模型训练过程中，若决策树数目设置过少，易导致欠拟合，使得模型学习能力不足、预测性能下降；反之，若决策树数目设置过多，则可能引发过拟合，造成模型对训练数据过度敏感，而在未知数据上表现不佳、泛化能力减弱。学习率设置过小会导致参数更新缓慢、训练效率低下；而设置过大则易使优化过程跳过最优解，引发收敛震荡。此外，决策树的最大深度等超参数，也会对模型的

学习效果和分类精度带来重要影响[20]。SSA算法在避免陷入局部最优、加快收敛速度与提高鲁棒性等方面具有显著优势[21]。因此，本文采用SSA算法对XGBoost的超参数进行全局优化，以提升模型性能。

4 基于Pareto分层导向的混合NSGA-MOPSO多目标优化算法

4.1 NSGA-Ⅱ多目标优化算法 NSGA-Ⅱ算法是基于遗传进化策略寻优的多目标优化算法，核心思想是通过非支配排序和拥挤距离机制平衡解的收敛性和多样性，最终得到一组互相不支配的最优解集。NSGA-Ⅱ算法能够保证将解集收敛至全局最优，提高解集的分布均匀性，被广泛应用于多目标问题[22]。

尽管NSGA-Ⅱ算法具有较高的鲁棒性和优化效率，但在基于复杂代理模型的优化场景中存在明显局限性。当迭代次数为V，种群大小为W时，NSGA-Ⅱ算法本身具有O(VW^2)的计算复杂度，而本文采用的SSA-XGBoost代理模型计算量较大，这种双重计算负担会显著降低整体优化效率。

4.2 MOPSO多目标优化算法 MOPSO通过模拟群体智能行为来求解具有多个冲突目标的优化问题，其核心思想是通过个体与群体的历史最优解引导搜索，并结合外部存档机制维护Pareto最优解集。MOPSO最大优点是收敛速度快、简单易实现，能够在本文构建的SSA-XGBoost模型的基础上快速找到最优的渗透系数解集。但同时，基于MOPSO的社会学习机制，算法容易陷入局部Pareto前沿，且收敛速度与效果依赖初始粒子分布，可能导致早熟收敛，由此降低最优渗透系数解集的多样性[23]。

4.3 混合NSGA-MOPSO优化算法 NSGA-Ⅱ算法在搜索精度和解集分布性方面表现优异，而MOPSO算法则在收敛速度方面优势显著，能够高效逼近最优解。基于上述两种算法的各自优点，本文提出一种基于Pareto分层策略的NSGA-Ⅱ与MOPSO混合多目标优化算法，以实现性能提升。

4.3.1 *Pareto导向的分层进化策略* 根据非支配排序，将前一半种群划为精英种群，执行NSGA-Ⅱ算法；后一半为非精英种群，执行MOPSO算法。对精英种群执行NSGA-Ⅱ算法能够保证渗透系数Pareto解集的均匀性与多样性，对非精英种群执行MOPSO算法能使非支配排序等级较低的个体快速收敛到Pareto前沿，同时避免MOPSO寻优机制带来的早熟收敛问题。

4.3.2 *动态更新NSGA-Ⅱ交叉与变异概率* 在NSGA-Ⅱ算法父代交叉变异生成子代的过程中，交叉与变异的概率是探索Pareto解集空间的关键，但其值通常由经验值来确定。然而，固定高变异概率会使种群过度发散，难以收敛到Pareto前沿。同时，固定高交叉概率则易陷入局部最优。为避免盲目搜索，提升收敛效率和解集分布多样性，将根据每一代的拥挤度来更新交叉与变异概率：

$$p_c=\begin{cases}p_c^r+\dfrac{n_{\max}-n}{n_{\max}}\times\left(p_c^{\max}-p_c^{\min}\right), & d(j)<d_r(j)\\ p_c^r, & d(j)=d_r(j)\\ p_c^r-\dfrac{n}{n_{\max}}\times\left(p_c^{\max}-p_c^{\min}\right), & d(j)>d_r(j)\end{cases}\tag{1}$$

式中：p_c为交叉概率；p_c^r、$p_c^{\max}$和$p_c^{\min}$分别为交叉概率的平均值、最大值和最小值；$n_{\max}$为最大迭代次数；$d(j)$为第j个个体的拥挤度；$d_r(j)$为第j个个体所在前沿的平均拥挤度。

$$p_m=\begin{cases}p_m^r+\dfrac{n_{\max}-n}{n_{\max}}\times\left(p_m^{\max}-p_m^{\min}\right), & d(j)<d_r(j)\\ p_m^r, & d(j)=d_r(j)\\ p_m^r-\dfrac{n}{n_{\max}}\times\left(p_m^{\max}-p_m^{\min}\right), & d(j)>d_r(j)\end{cases}\tag{2}$$

式中：p_m为变异概率；p_m^r、$p_m^{\max}$和$p_m^{\min}$分别为变异概率的平均值、最大值和最小值。

4.3.3 *实时改进MOPSO学习因子* 在MOPSO算法中，引导探索解集空间的两个参数为：(1)个人认知权重c_1引导粒子向自身历史最优p_{best}靠近；(2)社会认知权重c_2引导粒子向全局最优g_{best}靠近。在迭代初期，c_1较小，c_2较大，促进粒子探索解集空间，增加解集多样性。迭代次数增加时，c_1逐渐增大，c_2逐渐减小，能促进粒子寻找更多解。个人认知权重c_1与社会认知权重c_2的更新公式为：

$$\begin{cases} c_1 = c_1^{\min} + \left(c_1^{\max} - c_1^{\min}\right) \times n/n_{\max} \\ c_2 = c_2^{\max} - \left(c_2^{\max} - c_2^{\min}\right) \times n/n_{\max} \end{cases} \tag{3}$$

式中：$c_1^{\max}$、$c_1^{\min}$分别为学习因子c_1的最大值和最小值；$c_2^{\max}$、$c_2^{\min}$分别为学习因子c_2的最大值和最小值。

4.3.4　基于最优前沿的自适应变异　当迭代到一定次数时，NSGA-Ⅱ算法与MOPSO算法的解集都会出现大量相似个体，不可避免地陷入局部最优。为跳脱出局部最优空间，需要对部分个体进行变异操作，探索更多可能的渗透系数Pareto解。

在多目标优化中，可以利用世代距离(Generational Distance，GD)来衡量两个Pareto前沿之间的最近距离平均值，反映两个解集的相似程度。因此，可以利用GD指标监测混合算法的收敛状态，动态调整变异强度为：

$$\varepsilon = \begin{cases} (2rand)^{\frac{1}{\mu+1}-1}, & rand < 0.5 \\ 1 - \left[2(1 - rand)\right]^{\frac{1}{\mu+1}}, & rand \geqslant 0.5 \end{cases} \tag{4}$$

式中：ε为变异强度；$rand$为[0，1]之间的随机数；μ为变异分布指数。经变异后的个体位置为：

$$u_j^* = u_j + \left(u_j^{\max} - u_j^{\min}\right) \times \varepsilon \times \chi \tag{5}$$

式中：u_j^*为变异后的个体位置；u_j为个体原始位置；χ为变异强度比例系数，本文取0.1。

基于式(4)计算的变异强度，记第n次迭代与第n-1次迭代计算出的Pareto前沿世代距离为$GD(n)$，则第n+1次迭代的个体变异数量为：

$$M(n+1) = \begin{cases} \text{int}\left(0.75 \times M(n)\right), & \Delta GD(n) > 0 \\ M(n), & \Delta GD(n) = 0 \\ \text{int}\left(1.25 \times M(n)\right), & \Delta GD(n) < 0 \end{cases} \tag{6}$$

$$\Delta GD(n) = GD(n) - GD(n-1),\ n \geqslant 3 \tag{7}$$

式中：$M(n)$为第n代的个体变异数量；int()为取整函数，当n = 1，2，3时，$M(n)$为当前Pareto前沿所含的个体数量。

基于上述改进策略，本文提出的基于Pareto分层策略的NSGA-Ⅱ与MOPSO混合多目标优化算法能够在给定渗透系数范围内更高效地搜寻最优解集，为反演决策提供更多可选方案，从而显著提升渗透系数反演的精度。混合优化算法的流程如图2所示。

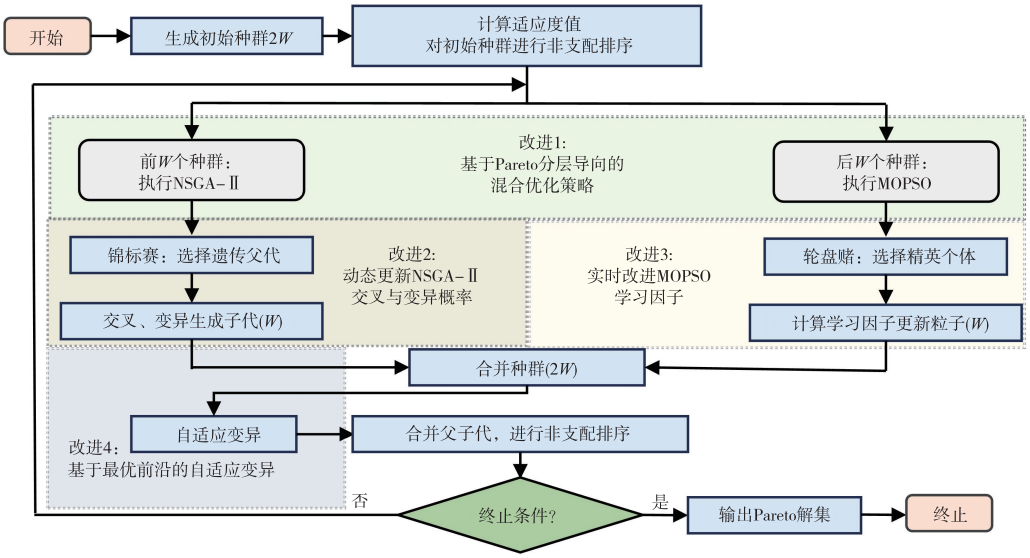
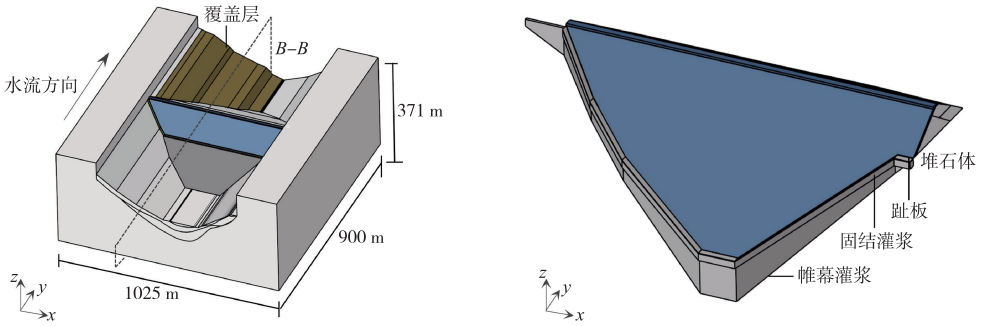


图2　基于Pareto分层导向的NSGA-Ⅱ与MOPSO混合优化算法

Fig. 2　A Pareto-hierarchical hybrid optimization algorithm integrating NSGA-Ⅱ and MOPSO

5　工程应用

选取梨园面板堆石坝为混合优化算法的应用对象。面板堆石坝是土石坝的主要坝型之一，在长期运行过程中，材料在荷载作用下发生颗粒破碎、细粒迁移等现象，面板、堆石体等关键分区的渗透特性发生演化，为土石坝渗透系数反演提供了典型的物理场景与实例。该工程位于金沙江中游干流，面板堆石坝坝高155 m，坝顶高程1626 m。大坝坝基左岸保存堆积覆盖层作为堆石坝基础，河床基岩大部分为弱风化及以下岩性岩体。大坝从上游到下游依次分为面板、垫层区、过渡区、主堆石区、次堆石体、下游堆石区。在主次堆石区与两岸坝基相连部位设置渗透系数较大的坝基压缩区。依据面板堆石坝工程的坝体剖面图与地质图，建立三维模型。如图3(a)所示，顺河向方向最大距离为900 m，坝基向深度方向延伸200 m，坝肩向左右岸延伸150 m，模型中坝体分区与实际工程一致。工程采用面板-趾板-固结灌浆-帷幕灌浆防渗体系，如图3(b)所示。图3(a)中的*B*-*B*剖面为该面板堆石坝工程的最大剖面，其具体分区情况见图4。其中，DB-P-2—DB-P-10为堆石体内渗压计，量水堰布置在大坝坝后高程1511 m处。



(a) 面板堆石坝三维模型　　(b) 面板堆石坝防渗系统结构

图3　梨园面板堆石坝渗透性态计算模型

Fig. 3　Seepage model of Liyuan concrete-faced rockfill dam

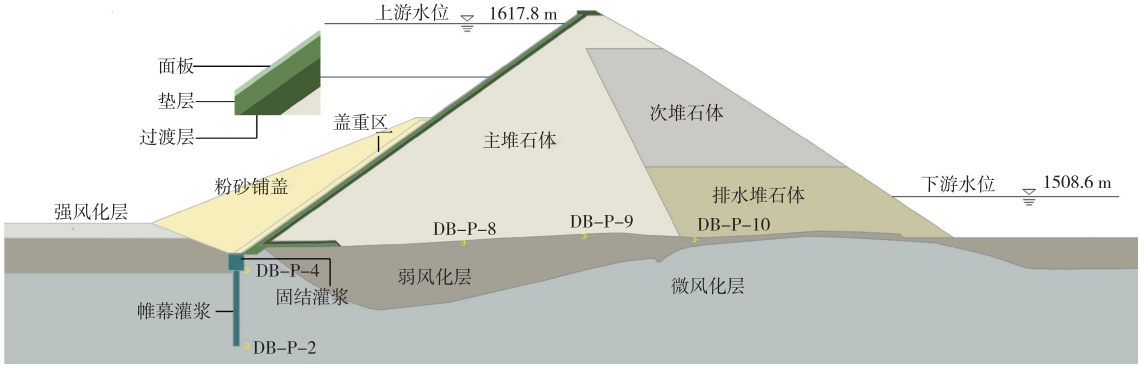


图4　梨园面板堆石坝*B*-*B*断面材料分区与原位渗透压力监测位置

Fig. 4　The material division of the *B*-*B* cross-section and the distribution of the pore water pressure observer

大坝自2014年11月开始蓄水，以面板部位渗漏为主，蓄水初期坝后量水堰最大日渗漏量为64.2 L/s，2015年平均渗漏量为58.2 L/s，此后坝后渗漏量逐年减小。2020年最大日渗漏量为20.2 L/s，考虑为部分缝隙的自密封堵改变了面板堆石坝各材料的渗透系数，渗透系数偏离设计值，大坝渗流场较蓄水初期发生变化。因此，需对面板与堆石体内各材料渗透系数开展反演，计算工程目前的渗透性态。本研究以面板及止水系统结构完好为前提，以大坝及坝基各分区的渗透系数为输出，以坝后量水堰所测渗漏量与各测点水头值两类监测数据作为渗流性态指标，对堆石坝的渗透特性进行分析。2020年9月9日前后上游水位接近正常蓄水位1617.8 m，下游水位接近正常尾水位1508.6 m，库区水位长期在此高程

附近小幅波动，形成了基本稳定的渗流场。本文根据当天测压管与量水堰的实际测值，基于稳态渗流理论开展此面板堆石坝三维渗流性态模拟。因所研究工程材料涉及的材料渗透系数众多，需选取对渗流场性态影响较大的材料渗透系数进行反演，以提高计算效率。面板作为工程主要关键体，其渗透性是控制渗漏的关键。坝内堆石体是坝内渗流主通道与排水体系，直接影响渗流路径与出口安全，而坝基是库水向下游渗漏的主要途径，其渗透性的差异决定了地基渗漏量的大小。因此，将对面板、主堆石体、次堆石体、排水堆石体、强风化层、弱风化层、微风化层的渗透系数也开展反演，其余材料渗透系数取基准值。各分区渗透系数取值范围与基准值如表1所示。

表1　梨园面板堆石坝各材料分区渗透系数取值范围

Table 1　The values of the permeability coefficients for materials　　单位：cm/s

待反演材料	渗透系数范围	基准值	其它材料	基准值
面板	$1.0\times10^{-8}\sim1.0\times10^{-6}$	1.0×10^{-6}	垫层	2.3×10^{-3}
主堆石体	$1.0\times10^{-1}\sim1.0\times10^{0}$	3.2×10^{-1}	过渡区	3.0×10^{-1}
次堆石体	$1.0\times10^{-2}\sim1.0\times10^{0}$	9.2×10^{-2}	粉砂铺盖	1.0×10^{-5}
排水堆石体	$1.0\times10^{-2}\sim1.0\times10^{0}$	4.2×10^{-1}	盖重区	1.0×10^{-2}
强风化层	$2.0\times10^{-4}\sim1.0\times10^{-3}$	6.0×10^{-4}	固结灌浆	5.0×10^{-5}
弱风化层	$5.0\times10^{-5}\sim3.0\times10^{-4}$	2.4×10^{-4}	帷幕灌浆	3.0×10^{-5}
微风化层	$1.0\times10^{-5}\sim5.0\times10^{-5}$	5.0×10^{-5}	坝基压缩区	2.9×10^{-1}
			覆盖层	6.7×10^{-2}

5.1　SSA-XGBoost代理模型建立　基于待反演材料渗透系数的取值范围，采用拉丁超立方抽样方法随机生成300组渗透系数组合。将每组参数输入渗流三维有限元模型进行数值模拟，获取相应的水头值及渗漏量数据，从而构成渗透系数-渗流性态响应的样本数据集。随后，以此数据集为基础，随机选取240组样本训练XGBoost模型，其它60组样本对模型性能进行测试，建立以材料渗透系数为输入变量、渗流性态响应(水头值与渗漏量)为输出响应的代理模型。

对SSA-XGBoost代理模型开展训练。首先设定XGBoost模型的三个关键超参数：决策树数目(*num_trees*)、决策树的最大深度(*max_depth*)和学习率(*eta*)的寻优范围分别为[5，500]、[3，30]和[0.001，0.3]。随后采用SSA算法，以XGBoost模型在训练集上的预测值与真实有限元模拟值之间的均方根误差(*RMSE*)最小为目标，在上述参数空间内进行寻优。SSA算法参数设置为：预警值设为0.7，发现者比例设为0.4，意识到危险的麻雀比重设为0.2，最大迭代次数为50。

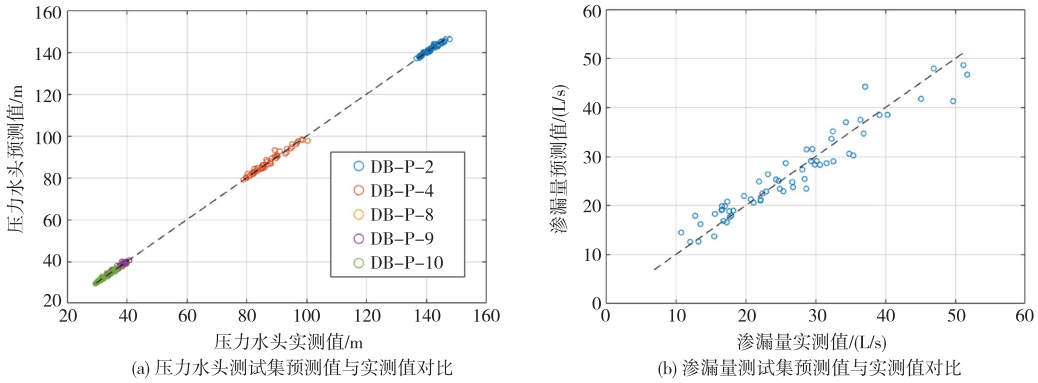
代理模型训练完成后，利用测试集样本检验XGBoost模型的预测性能，以决定系数(R^2)、均方根误差(*RMSE*)、平均绝对误差(*MAE*)、平均绝对百分比误差(*MAPE*)为指标评价代理模型的预测性能。通过SSA优化算法确定的XGBoost最优参数与性能指标如表2所示，各测点压力水头与渗漏量拟合效

表2　SSA-XGBoost模型最优参数与性能指标

Table 2　Optimal parameters and performance metrics of the SSA-XGBoost Model

		最优参数			预测性能			
		num_trees	*max_depth*	*eta*	R^2	*RMSE*	*MAE*	*MAPE*
压力水头	DB-P-2	381	10	0.145	0.943	0.614 m	4.856 m	0.34%
	DB-P-4	45	25	0.300	0.967	0.991 m	7.215 m	0.82%
	DB-P-8	285	19	0.070	0.962	0.443 m	3.079 m	0.85%
	DB-P-9	72	14	0.240	0.959	0.462 m	3.221 m	0.89%
	DB-P-10	328	10	0.083	0.964	0.425 m	3.078 m	0.94%
渗漏量		93	11	0.121	0.921	2.812 L/s	22.284 L/s	9.09%

果如图5所示。由表2可知，SSA-XGBoost代理模型具有较高的预测精度，能够准确捕捉渗透系数与渗透性态之间的复杂非线性关系。因此，后续渗透系数反演中该模型可替代计算繁琐、耗时的有限元模拟，从而显著提升反演分析效率。



(a) 压力水头测试集预测值与实测值对比　(b) 渗漏量测试集预测值与实测值对比

图5　SSA-XGBoost模型预测性能对比

Fig. 5　Predictive performance comparison of the SSA-XGBoost Model

5.2　基于NSGA-MOPSO混合优化算法的渗透系数反演

5.2.1　*反演过程执行*　结合5.1节建立的代理模型与真实渗透监测数据，根据式(8)建立多目标优化求解函数$F(\boldsymbol{X})$，作为4.3节的优化目标函数：

$$F(\boldsymbol{X})=\begin{cases}\min f_1(\boldsymbol{X})=\dfrac{1}{5}\displaystyle\sum_{i=1}^{5}\left|H_{\mathrm{p}i}^{*}(\boldsymbol{X})-H_{\mathrm{p}i}\right| \\ \min f_2(\boldsymbol{X})=\left|Q^{*}(\boldsymbol{X})-Q\right|\end{cases} \tag{8}$$

式中：$H_{\mathrm{p}i}^{*}(\boldsymbol{X})(i=1,2,\cdots,5)$为由XGBoost模型预测得到的第$i$个测点的压力水头值；$H_{\mathrm{p}i}(i=1,2,\cdots,5)$为实测的第$i$个测点的压力水头值；$Q^{*}(\boldsymbol{X})$为由XGBoost模型预测得到的渗漏量值；$Q$为实测的渗漏量值；$f_1$为压力水头目标值；$f_2$为渗漏量目标值。

采用NSGA-MOPSO混合优化算法进行多目标优化，生成渗透系数最优Pareto解集。渗透系数的寻优范围通过表3确定。NSGA-MOPSO混合优化算法设置为：种群规模为100，前一半精英种群执行NSGA-Ⅱ，后一半非精英种群执行MOPSO，最大迭代次数300次。NSGA-Ⅱ算法的最大与最小交叉概率分别为0.8和0.4，最大与最小变异概率分别为0.2和0.001。MOPSO算法的个人认知权重与社会认知权重均取1。经充分迭代后，计算得到的渗透系数最优Pareto解集如图6所示。

5.2.2　*最优渗透系数决策*　仅依据单一监测数据评估大坝整体渗流性态具有局限性，融合多源监测信息可实现渗透系数的更优决策。Li等[6]提出了一种多源监测数据决策方法，本文基于该方法进行渗透系数决策，对Pareto解集中的每一组渗透系数解计算综合评价指标$M(\boldsymbol{X})$。如图6所示，以最小的$M(\boldsymbol{X})$对应的压力水头目标值f_1与渗漏量目标值f_2为最佳解，最佳解对应的渗透系数具体值如表3所示。

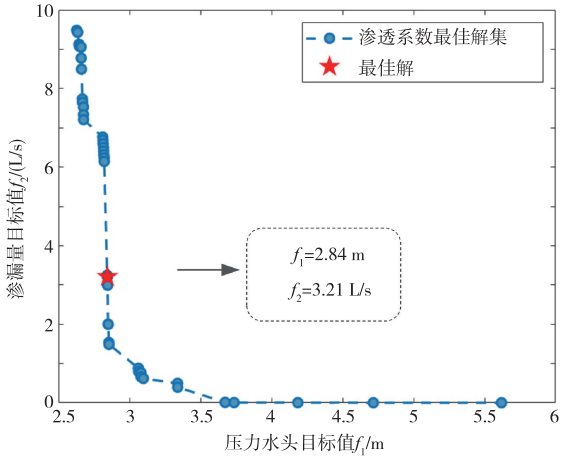


图6　基于混合优化算法的最佳渗透系数解集

Fig. 6　Pareto front of permeability coefficients

为进一步验证反演结果准确性，将反演得到的各材料渗透系数代入有限元模型进行正演分析，并计算压力水头$H_{\mathrm{p}i}$的相对误差。压力水头$H_{\mathrm{p}i}$的相对误差e_i计算公式如下：

$$e_i=\frac{\left|H_{\mathrm{p}i}^{*}(\boldsymbol{X})-H_{\mathrm{p}i}\right|}{\Delta H}\times 100\% \tag{9}$$

式中ΔH为上下游水头差。

表3　待反演材料渗透系数取值范围与反演结果

Table 3　Preset range and inversion results of the material permeability coefficients　　单位：cm/s

材料	渗透系数范围	基准值	反演结果
面板	1×10^{-8} ~ 1×10^{-6}	1.0×10^{-6}	2.03×10^{-8}
主堆石体	1×10^{-1} ~ 1×10^{0}	3.2×10^{-1}	5.09×10^{-1}
次堆石体	1×10^{-2} ~ 1×10^{0}	9.2×10^{-2}	8.47×10^{-2}
排水堆石体	1×10^{-2} ~ 1×10^{0}	4.2×10^{-1}	6.82×10^{-1}
强风化层	2×10^{-4} ~ 1×10^{-3}	6.0×10^{-4}	5.06×10^{-4}
弱风化层	5×10^{-5} ~ 3×10^{-4}	2.4×10^{-4}	1.15×10^{-4}
微风化层	1×10^{-5} ~ 5×10^{-5}	5.0×10^{-5}	1.06×10^{-5}

渗透系数反演前后各测点数据对比结果如图7所示。由图7可知，各测点水头实测值与NSGA-MOPSO算法计算值的相对误差均在7.00%以内，最大相对误差为6.66%，平均相对误差为2.34%，满足了工程对计算精度的要求，进一步验证了所提方法反演结果的可靠性。

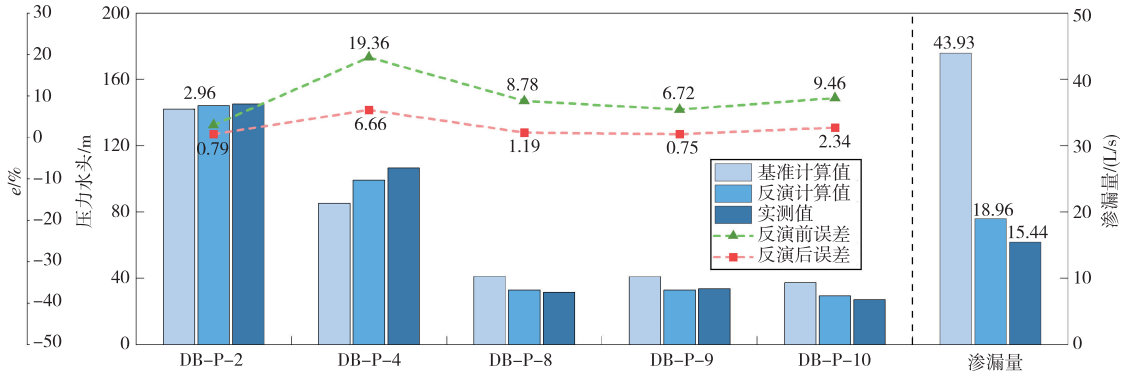


图7　渗透系数反演前后各测点数据对比

Fig. 7　Comparison of measured values and calculated values at monitoring points

5.3　渗流性态分析讨论　评价大坝运行阶段渗透稳定性，需根据反演分析得到的渗透系数进一步计算工程渗流性态，评价防渗系统的安全性。由表3可知，面板的渗透系数由设计值1.00×10^{-6} cm/s减小到2.03×10^{-8} cm/s，有限元模拟得到的渗漏量由43.93 L/s减小到18.96 L/s，与工程渗漏量实际测值变化相符，推断得出面板渗透系数减小是造成大坝渗漏减小的主要原因。蓄水初期，面板因接缝、周边缝在高压水头下发生初始渗漏，导致渗漏量偏大。随着上游覆盖料随水流进入渗漏通道堵缝自愈，防渗面板渗透系数减小。

对大坝进行渗透性态正演分析，水头等势线分布如图8所示。从图8可见，正常蓄水位下，大坝渗流场分布规律清晰合理。经进一步计算，可以得到：一方面，坝体浸润线在混凝土面板处形成突降，面板以下垫层区浸润线最高水头为1519.26 m，防渗系统降低水头98.54 m，占上下游总水头差的90.24%，表明大坝防渗系统具有显著的防渗效果。另一方面，在堆石区浸润线平缓，表明大坝排水系统具有良好的排水性能，且坝体内混凝土面板、防渗帷幕等关键部位的等势线较为密集，其中面板的水力坡降为114.58，防渗帷幕的水力坡降为5.06，坝体结构满足渗流稳定要求。

6　模型对比与讨论

6.1　SSA-XGBoost模型性能验证对比　为验证本文构建的SSA-XGBoost代理模型的预测性能，将本模型与XGBoost、SSA-RBF、SSA-ELM和SSA-RF模型进行对比。其中，SSA优化算法的基本参数与

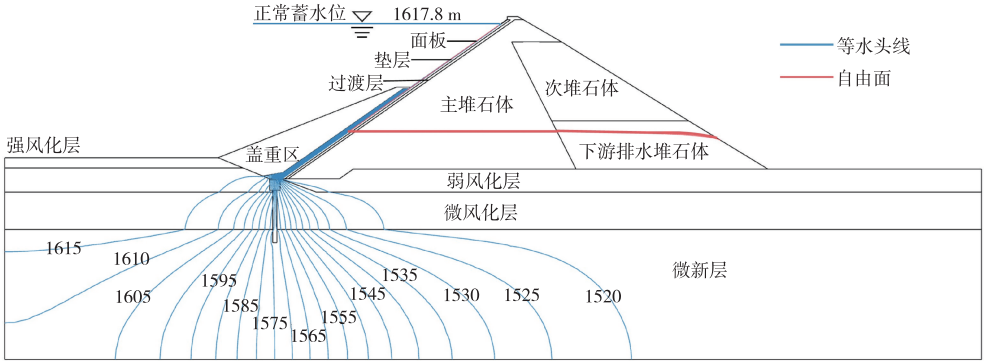


图 8　梨园面板堆石坝渗流场总水头等势线分布(单位：m)

Fig. 8　The seepage calculation results of the Liyuan Dam(Unit：m)

5.1 节保持一致。代理模型训练完成后，对于水头值与渗漏量两类不同的测值，分别采用 R^2、*RMSE*、*MAE*、*MAPE* 四个指标来评估模型拟合效果，其结果如图 9 所示。

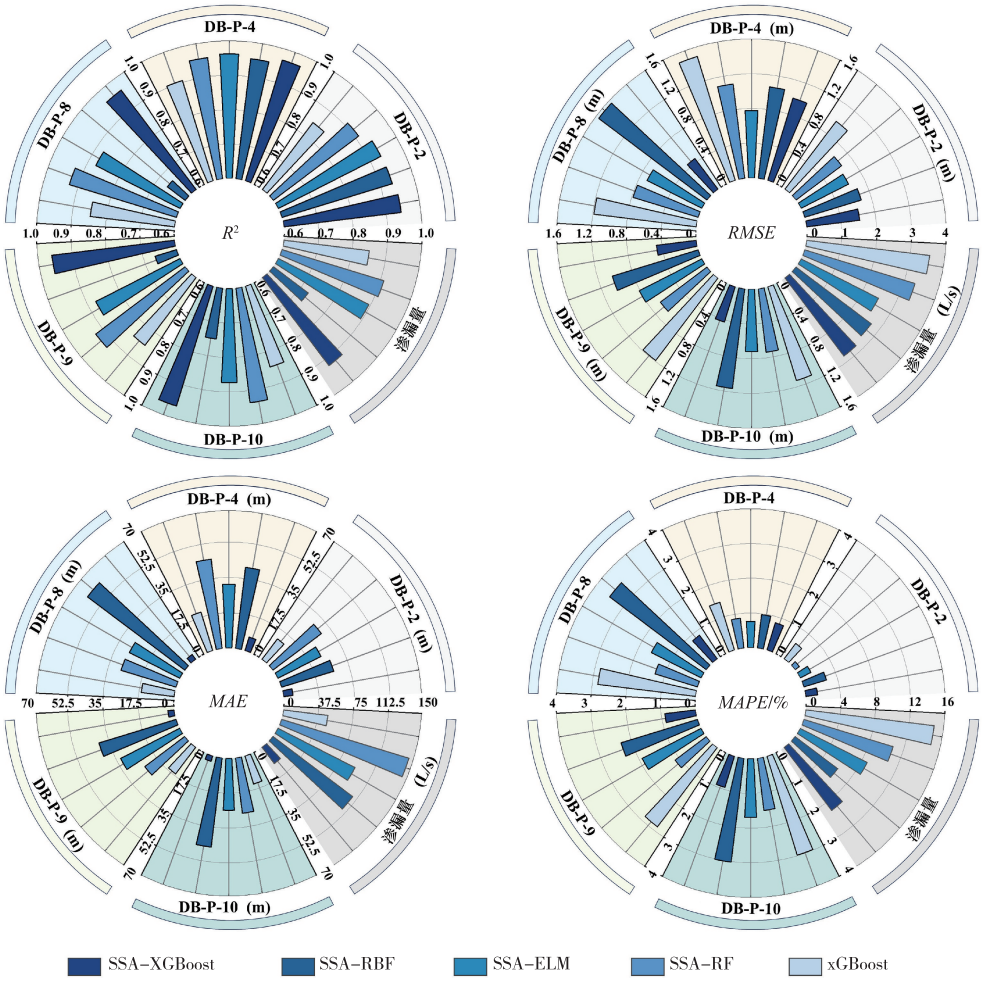


图 9　代理模型性能对比

Fig. 9　Performance comparison of surrogate models

R^2越接近 1 代表模型拟合效果越好，而 *RMSE*、*MAE* 和 *MAPE* 越小则代表预测误差越低、模型性能越优。由图 9 可知，相比于 SSA-RBF、SSA-ELM、SSA-RF 与 XGBoost 这四种模型，SSA-XGBoost 模型具有最高的 R^2 值与较小的 *RMSE*、*MAE*、*MAPE* 值。与 RBF、ELM 两类单一机器学习模型相比，XGBoost 采用梯度提升框架，通过训练多个弱学习器并不断修正残差，能够更好地捕捉渗流参数与响

应之间的复杂非线性关系。相较于RF模型，XGBoost在目标函数中加入了正则化项，有效控制了模型复杂度，提高了模型的泛化能力。在此基础上，SSA-XGBoost模型通过麻雀搜索算法优化了XGBoost的超参数配置，进一步提高了模型的预测精度。因此，SSA-XGBoost模型预测性能最佳，可有效提高预测精度。

6.2 NSGA-MOPSO优化算法验证对比 基于SSA-XGBoost代理模型，利用混合优化算法、NSGA-Ⅱ、MOPSO，以压力水头与渗漏量两类目标值为目标开展多目标迭代寻优，利用遗传优化算法(Genetic Algorithm，GA)分别以压力水头目标值、渗漏量目标值为目标开展单目标反演寻优。迭代次数设置为300，种群规模设置为100，均在Intel(R) Core(TM) i9-12900H 2.50 GHz CPU，16.0 GB RAM，Microsoft Windows 11 OS计算机上运行，并分别记录算法的计算时间与迭代过程。计算完成后，按照式(10)计算Pareto解集的超体积(HyperVolume，HV)指标与*Spacing*值，并对三种算法的性能进行比较。

$$\begin{cases} HV = \delta\left[\bigcup_{j=1}^{|S|} v_j\right] \\ Spacing = \sqrt{\dfrac{1}{|S|-1}\sum_{j=1}^{|S|}\left(\bar{T}-T_j\right)^2} \end{cases} \tag{10}$$

式中：$\delta[\,]$代表Lebesgue测度，用来测量体积；$|S|$为非支配解的数目；v_j表示参照点z^*与解集中第j个解构成的超立方体；T_j为规格化后解j所占空间的各边之和；$\bar{T}$为所有T_j平均值。

在多目标优化算法中，*HV*值能够评价一个解集的收敛性和多样性，*HV*值越大，代表算法的收敛性和多样性越好。由表4可知，混合算法的HV指标优于NSGA-Ⅱ与MOPSO算法，表明其综合收敛性与分布性更佳。这是由于混合算法融合了NSGA-Ⅱ基于非支配排序的全局探索机制与MOPSO的局部搜索策略，从而在保持种群多样性的同时提升了收敛精度，增强了整体搜索能力。*Spacing*值是一种用于评估解集分布均匀性的指标。*Spacing*值越小，说明Pareto解集中个体解之间的间距越均匀，分布越良好，解集多样性越高。由表4可知，相较于NSGA-Ⅱ与MOPSO算法，混合优化算法既引入NSGA-Ⅱ的非支配排序以避免粒子过度聚集，又利用粒子群的局部搜索能力细化解的位置，因此具有最小的*Spacing*值。

表4 不同算法性能比较

Table 4 Algorithm performance metrics

	多目标优化反演结果			单目标优化反演结果	
	NGSA-Ⅱ	MOPSO	混合优化算法	GA-以f_1为目标	GA-以f_2为目标
压力水头目标值f_1/m	2.91	2.85	2.35	2.79	7.26
渗漏量目标值f_2/(L/s)	12.70	9.45	3.51	21.98	0.54
计算时间/min	165	162	101		
*Spacing*值	0.031	0.132	0.013		
*HV*值	0.552	0.591	0.936		

将五种优化算法反演的渗透系数代入有限元模型中，分别计算相应的各测点压力水头值与渗漏量。参考式(10)，计算三种优化算法对应的压力水头目标值f_1与渗漏量目标值f_2。由表4可知，相较于NSGA-Ⅱ与MOPSO两类多目标优化算法，混合优化算法的计算时间最短，较NSGA-Ⅱ算法缩短寻优时间39%，显著提高了寻优效率。同时混合优化算法的两个目标值最小，即计算误差最小。对于压力水头目标值f_1，对比NSGA-Ⅱ算法和MOPSO算法，混合优化算法精度分别提高了19.5%和17.7%；对于渗漏量目标值f_2，对比NSGA-Ⅱ算法、MOPSO算法，混合优化算法精度分别提高了72.3%和62.8%。对比结果表明，混合优化算法在优化精度方面具有更大优势。混合优化算法相较于单目标优化反演结果表明，若仅以压力水头f_1或渗漏量f_2作为单一优化目标，难以同时保证渗漏量与渗透压力的预测精度。综上所述，考虑压力水头、渗漏量两类目标值开展反演能更全面地反映出大坝渗流场状态，相较

于NSGA-Ⅱ与MOPSO两种单一的多目标优化算法，混合优化算法在计算复杂度、计算精度与收敛速度方面具有明显的优势。

7 结论

土石坝的渗透系数反演是评估其渗透稳定性的关键手段。针对传统反演方法计算精度不足、仅依赖水头类监测数据的问题，本文融合渗漏量与水头两类监测信息，提出了一种新的渗透系数反演方法，主要结论如下：

(1)基于SSA-XGBoost构建的渗透系数-渗透响应代理模型，能有效提升渗透性态的预测精度。相较于RBF、ELM与RF机器学习模型，XGBoost模型预测精度最优。此外，利用SSA算法优化XGBoost模型的超参数(迭代次数、树的深度、学习率)，能有效降低超参数对模型预测精度的影响。

(2)采用基于Pareto分层策略的NSGA-MOPSO混合多目标优化算法，有效融合了NSGA-Ⅱ与MOPSO算法的优点，在计算效率、收敛速度及解集多样性方面均表现出显著优势，使寻优时间缩短39%。此外，相较于单目标优化结果，多目标优化算法对两类关键指标的预测误差更低。与NSGA-Ⅱ和MOPSO算法相比，混合算法在压力水头目标值f_1上分别提升了19.5%和17.7%，在渗漏量目标值f_2上分别提升了72.3%和62.8%，证明了混合优化算法反演结果的可靠性与全面性。

(3)该面板堆石坝渗漏量变化的主要成因在于：上游覆盖料在水流作用下进入渗漏通道，产生堵缝自愈效应，导致防渗面板的渗透系数由设计值1.0×10^{-6} cm/s降低至2.03×10^{-8} cm/s。

(4)各监测点处水头实测值与NSGA-MOPSO算法计算值之间的相对误差均低于7.00%，其中最大误差为6.66%，平均误差为2.34%，表明该反演结果能够有效反映大坝渗流场的实际分布。基于反演结果对坝体渗流性态进行评估可知，当前结构满足渗流稳定要求。

参 考 文 献：

[1] 黄昊冉，谷艳昌，陈斯煜，等. 机理-数据融合与残差修正的土石坝渗压预测模型研究[J]. 水利学报，2025，56(3)：398-410.(HUANG H H，GU Y C，CHEN S Y，et al. Study on the seepage prediction model of earth-rock dams based on mechanism-data fusion and residual correction[J]. Journal of Hydraulic Engineering，2025，56(3)：398-410.(in Chinese))

[2] GHAFOORI Y，MAČEK M，VIDMAR A，et al. Analysis of seepage in a laboratory scaled model using passive optical fiber distributed temperature sensor[J]. Water，2020，12(2)：367.

[3] 何建新，李豪，杨武，等. 剪切大变形条件下心墙沥青混凝土渗透特性研究[J]. 水利学报，2024，55(6)：686-697.(HE J X，LI H，YANG W，et al. Permeability study of asphalt concrete in core wall under shear large deformation conditions[J]. Journal of Hydraulic Engineering，2024，55(6)：686-697.(in Chinese))

[4] 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.

[5] 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))

[6] LI J R，CHEN C，WU Z Y，et al. Multi-source data-driven unsaturated seepage parameter inversion：Application to a high core rockfill dam[J]. Journal of Hydrology，2023，617：129171.

[7] 刘武，陈益峰，胡冉，等. 基于非稳定渗流过程的岩体渗透特性反演分析[J]. 岩石力学与工程学报，2015，34(2)：362-373.(LIU W，CHEN Y F，HU R，et al. Back analysis of rock permeability with consideration of transient flow process[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering，2015，34(2)：362-373.(in Chinese))

[8] 刘志峰，徐磊，夏超杰，等. 隧洞开挖变形特性参数化表征与代理模型预测[J]. 水资源与水工程学报，2025，36(1)：191-198.（LIU Z F，XU L，XIA C J，et al. Parametric characterization and surrogate model-based prediction of the excavation deformation behaviors of hydraulic tunnels[J]. Journal of Water Resources and Water Engineering，2025，36(1)：191-198.（in Chinese））

[9] 陈雪，胡宏昌，刘慧，等. 基于机器学习算法的清涧河流域径流及含沙量预测研究[J]. 中国水利水电科学研究院学报(中英文)，2024，22(5)：520-529，538.（CHEN X，HU H C，LIU H，et al. Prediction of runoff and sediment concentration in Qingjian River basin based on machine learning algorithm[J]. Journal of China Institute of Water Resources and Hydropower Research，2024，22(5)：520-529，538.（in Chinese））

[10] 陈旭东，蓝婷婷，胡少伟，等. 考虑库水位和温度变化滞后效应的混凝土坝渗流预测模型研究[J]. 水利学报，2025，56(7)：862-873.（CHEN X D，LAN T T，HU S W，et al. Research on the predictive model for seepage in concrete dams considering the hysteresis effects of reservoir water level and temperature variations[J]. Journal of Hydraulic Engineering，2025，56(7)：862-873.（in Chinese））

[11] 闫孟婷，毛玉鑫，张天遥，等. 基于SHAP-XGBoost混合模型的梯级水电站流量动态滞时研究[J]. 电力系统保护与控制，2023，51(11)：159-167.（YAN M T，MAO Y X，ZHANG T Y，et al. Dynamic hysteresis of cascade hydropower station discharge based on SHAP-XGBoost hybrid model[J]. Power System Protection and Control，2023，51(11)：159-167.（in Chinese））

[12] 万晨，李晓琴，杨政，等. 基于机器学习算法的农村供水风险识别模型对比分析[J]. 中国水利水电科学研究院学报(中英文)，2025，23(3)：297-306.（WAN C，LI X Q，YANG Z，et al. Comparative analysis of rural water supply risk identification models based on machine learning algorithms[J]. Journal of China Institute of Water Resources and Hydropower Research，2025，23(3)：297-306.（in Chinese））

[13] WANG S，PENG H. Multiple spatio-temporal scale runoff forecasting and driving mechanism exploration by K-means optimized XGBoost and SHAP[J]. Journal of Hydrology，2024，630：130650.

[14] XUE J K，SHEN B. A novel swarm intelligence optimization approach：Sparrow search algorithm[J]. Systems Science & Control Engineering，2020，8(1)：22-34.

[15] 付湘，赵小丹，彭少明，等. 长江黄河跨流域多线路成网互济的调水机制研究Ⅰ：机制与模型[J]. 水利学报，2025，56(8)：981-990，1001.（FU X，ZHAO X D，PENG S M，et al. Study on water transfer mechanisms of the Yangtze River and Yellow River inter-basin multi-route networking mutualism Ⅰ：Mechanisms and model[J]. Journal of Hydraulic Engineering，2025，56(8)：981-990，1001.（in Chinese））

[16] 王文君，方国华，李媛，等. 基于改进多目标粒子群算法的平原坡水区水资源优化调度[J]. 水资源保护，2022，38(2)：91-96，127.（WANG W J，FANG G H，LI Y，et al. Optimal operation of water resources in plain slope water area based on improved multi-objective particle swarm optimization algorithm[J]. Water Resources Protection，2022，38(2)：91-96，127.（in Chinese））

[17] CHEN T Q，GUESTRIN C. XGBoost：A scalable tree boosting system[C]//Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. San Francisco：ACM，2016.

[18] 吴春华，董阿龙，李智华，等. 基于图相似日和PSO-XGBoost的光伏功率预测[J]. 高电压技术，2022，48(8)：3250-3259.（WU C H，DONG A L，LI Z H，et al. Photovoltaic power prediction based on graph similarity day and PSO-XGBoost[J]. High Voltage Engineering，2022，48(8)：3250-3259.（in Chinese））

[19] 李海霞，宋丹蕾，孔佳宁，等. 传统机器学习模型的超参数优化技术评估[J]. 计算机科学，2024，51(8)：242-255.（LI H X，SONG D L，KONG J N，et al. Evaluation of hyperparameter optimization techniques for traditional machine learning models[J]. Computer Science，2024，51(8)：242-255.（in Chinese））

[20] 张又文，冯斌，陈页，等. 基于遗传算法优化XGBoost的油浸式变压器故障诊断方法[J]. 电力自动化设备，2021，41(2)：200-206.（ZHANG Y W，FENG B，CHEN Y，et al. Fault diagnosis method for oil-immersed transformer based on XGBoost optimized by genetic algorithm[J]. Electric Power Automation Equipment，2021，41(2)：200-206.（in Chinese））

[21] 张辉，刘宁宁，王振华，等. 基于SSA-BP的自压灌溉管网泄漏定位模型研究[J]. 水利学报，2025，56(4)：488-498.（ZHANG H，LIU N N，WANG Z H，et al. Research on leakage positioning model of self-pressure irrigation pipe network based on SSA-BP[J]. Journal of Hydraulic Engineering，2025，56(4)：488-498.（in Chinese））

[22] 陈学凯，刘晓波，董飞，等. 基于SWMM与NSGA-Ⅱ耦合的城区雨水泵站多目标优化调控[J]. 水利学报，2023，54(3)：358-368.（CHEN X K，LIU X B，DONG F，et al. Multi-objective optimal operation of urban storm water pump station based on SWMM and NSGA-Ⅱ[J]. Journal of Hydraulic Engineering，2023，54(3)：358-368.（in Chinese））

[23] 吴智丁. 基于仿水循环算法的梯级水库群多目标优化调度研究[J]. 水力发电，2019，45(11)：101-107.（WU Z D. Multi-objective optimal dispatching of cascade reservoirs based on water cycle-like algorithm[J]. Water Power，2019，45(11)：101-107.（in Chinese））

Multi-objective inversion of permeability coefficient of earth-rockfill dams based on Pareto-hierarchical hybrid optimization algorithm

TANG Xiaosong[1,2], SUN Zihan[1,2], LI Dianqing[1,2], ZANG Hanghang[1,2], KE Qin[1,2]

(1. *State Key Laboratory of Water Resources Engineering and Management*, *Wuhan University*, *Wuhan* 430072, *China*;
2. *Institute of Hydraulic Engineering Risk and Disaster Prevention*, *School of Water Resources and Hydropower Engineering*, *Wuhan University*, *Wuhan* 430072, *China*)

Abstract: In the inversion of permeability coefficients for earth-rockfill dams, conventional multi-objective optimization algorithms often suffer from insufficient convergence, poor diversity of Pareto solution sets, and low computational efficiency due to their difficulty in balancing global exploration and local search. To overcome these limitations, this study proposes a hybrid framework integrating the strengths of NSGA-Ⅱ and MOPSO algorithms through a Pareto-dominance based hierarchical search strategy, enabling efficient multi-objective inversion of permeability coefficients. By utilizing monitoring data of both pressure head and seepage rate, a surrogate model based on SSA-XGBoost was developed to characterize the relationship between permeability parameters and seepage responses. A hybrid NSGA-MOPSO algorithm, guided by Pareto-dominance hierarchy, was subsequently employed to identify the optimal permeability coefficient set, thereby reconstructing the current seepage state of the dam. Case study results demonstrate that the proposed SSA-XGBoost surrogate model significantly outperforms RBF, ELM, and RF models in predictive accuracy, achieving superior performance across four evaluation metrics: R^2, *RMSE*, *MAE*, and *MAPE*. By employing this surrogate model, the inversion process not only maintains solution diversity but also reduces computational time by approximately 39%. Compared to standalone NSGA-Ⅱ and MOPSO algorithms, the hybrid algorithm shows performance improvements of 19.5% and 17.7% for the pressure head objective (f_1), and 72.3% and 62.8% for the seepage discharge objective (f_2), respectively. These results validate the enhanced predictive accuracy and the reliability of the inversion outcomes achieved by the proposed NSGA-MOPSO hybrid optimization algorithm.

Keywords: permeability coefficient; multi-objective inversion; hybrid NSGA-MOPSO optimization algorithm; SSA-XGBoost surrogate model; seepage behavior analysis

（责任编辑：韩　昆）