

DOI:10.3876/j.issn.1000-1980.2026.05.016

基于多输出机器学习的碎石桩复合地基本构参数反演方法

钱泽龙¹, 岑威钧¹, 刘东², 钱家豪¹, 郑长海¹, 韩建华²

(1. 河海大学水利水电学院; 2. 中国电建集团中南勘测设计研究院有限公司)

摘要: 针对碎石桩复合地基邓肯 $E-B$ 模型本构参数反演中存在计算效率低与多目标优化难的问题, 提出了融合径向基函数(RBF)代理模型与多目标霜冰(MORIME)优化算法的智能反演方法。该反演方法采用拉丁超立方采样构建参数样本集, 建立 RBF 代理模型替代有限元计算, 并引入局部开发策略的 MORIME 优化算法实现快速反演。以某抽水蓄能电站单桩静载试验为例进行了碎石桩和桩周土邓肯 $E-B$ 模型参数反演验证, 结果表明: 该反演方法具有较高的反演精度, 将最佳反演参数回代有限元计算得到的不同测点曲线决定系数均在 0.99 以上; 双模式局部开发策略可显著优化关键目标、降低迭代收敛次数。SHAP 敏感性分析进一步表明, 桩周土参数 K 和 K_b 对桩顶位移与桩周土应力影响较大。

关键词: 碎石桩复合地基; 参数反演; 邓肯 $E-B$ 模型; RBF 代理模型; 多目标优化; 霜冰优化算法
中图分类号: TU472.3 **文献标志码:** A **文章编号:** 1000-1980(2026)05-0138-08

Inversion method for constitutive parameters of gravel pile composite foundation based on multi-output machine learning

Qian Zelong¹, Cen Weijun¹, Liu Dong², Qian Jiahao¹, Zheng Changhai¹, Han Jianhua²

(1. College of Water Conservancy & Hydropower Engineering, Hohai University;
2. POWERCHINA Zhongnan Engineering Corporation Limited)

Abstract: To address the problems of low computational efficiency and difficulties in multi-objective optimization during the inversion of constitutive parameters of the Duncan $E-B$ model for gravel pile composite foundations, an intelligent inversion method integrating a radial basis function (RBF) surrogate model and a multi-objective rime (MORIME) optimization algorithm was proposed. In this method, Latin hypercube sampling was adopted to construct the parameter sample set; an RBF surrogate model was established to replace finite element computations; the MORIME optimization algorithm with a local exploitation strategy was introduced to achieve rapid inversion. A single-pile static load test at a pumped storage power station was taken as an example to verify the parameter inversion of the Duncan $E-B$ model for the gravel pile and the surrounding soil. The results show that the inversion method has high inversion accuracy; the coefficients of determination of curves at different monitoring points obtained by substituting the optimal inverted parameters back into the finite element computations are all above 0.99; the dual-mode local exploitation strategy can significantly optimize key objectives and reduce the number of iterations for convergence. The SHAP sensitivity analysis further shows that the surrounding soil parameters K and K_b have a significant influence on the pile-top displacement and the soil stress near the pile top.

Key words: gravel pile composite foundation; parameter inversion; Duncan $E-B$ model; RBF surrogate model; multi-objective optimization; rime optimization algorithm

近年来国家积极布局“双碳”战略与新型电力系统建设, 抽水蓄能电站正加速规划和建设^[1], 不少抽水蓄能电站工程的大坝和库盆拟修建在深厚覆盖层之上, 对库坝地基处理提出了很高的要求^[2]。碎石桩复合地基因就地取材、施工效率高和变形可控而被广泛采用^[3]。工程设计中, 常用邓肯 $E-B$ 模型作为水库大坝及其复合地基的本构模型进行受力变形分析, 然而工程现场的碎石桩复合地基的本构参数获取困难, 常规室内试验易受缩尺效应^[4]、取样扰动与加载边界约束等影响, 难以代表原位工作状态^[5], 导致参数取值存在偏差。相较之下, 基于现场试验^[6]与监测数据开展参数反演更能反映工程实际运行状态。为摆脱传统反演方

法带来的高计算成本和多指标权衡困难的弊端,近年来兴起的基于机器学习的参数反演方法,为实现本构参数的快速、稳健识别提供了新途径。陈湘生等^[7]系统论述了智能岩土工程技术图谱,明确提出采用深度学习算法进行岩土工程参数预测是关键方法之一。He 等^[8]构建了“即插即用”深度代理模型替代有限元计算,为参数反演的前期准备提供了通用工具。高玮等^[9]提出了自适应采样融合代理模型的参数反演技术,采用麻雀搜索算法优化的双向支持向量回归(SSA-TSVR)代理模型显著降低了计算成本。Li 等^[10]将径向基函数(radial basis function, RBF)代理模型与非支配排序遗传算法(NSGA-II)相结合,以动力贯入试验为例进行了土体参数的多目标反演。程秋实等^[11]将粒子群算法(PSO)与多输出最小二乘支持向量回归(MLSSVR)耦合,用基坑桩顶位移监测数据反演了土体参数。Wan 等^[12]开发了一体化优化反演系统,用自适应遗传算法反演邓肯 *E-B* 模型参数。需要指出的是,尽管深度学习算法(如卷积神经网络(CNN)、长短期记忆(LSTM)、图神经网络(GNN)等)在大样本条件下预测精度高,但其对样本量与数据质量敏感,训练与调参的时间成本较高,若未设置物理约束条件,还可能出现预测结果与力学规律不一致的情况^[13]。其他常用代理模型如克里金代理模型、高斯过程代理模型在小样本与不确定性表征方面具有优势,但在多输出、样本量上升或维度增大时超参数选择较为敏感^[14];支持向量回归(SVR)、核方法与集成树虽训练高效,但对多输出和平滑可导响应的刻画存在局限性^[15];完全依赖有限元计算的全局反演方法具有较强的物理一致性,但在多目标、多参数与大量调用有限元计算的情形下计算成本往往难以接受^[16]。

基于上述分析,本文选择 RBF 代理模型与多目标霜冰(multi-objective RIME, MORIME)优化算法组合,构建了 RBF-MORIME 反演方法,以兼顾计算效率与多目标寻优能力,实现碎石桩复合地基本构参数的快速准确识别。

1 算法原理

1.1 RBF 代理模型

RBF 代理模型属于非线性映射模型,其基本思想是:给定一组训练样本点,利用核函数计算待预测点与样本点之间的距离,进而预测未知样本的输出值^[17]。RBF 网络一般结构为 3 层,其中输入层输入原始决策变量;隐含层由若干 RBF 构成,每个节点对应一个 RBF,通常使用高斯函数作为基函数;输出层通过隐含层输出的线性组合得到预测值。

1.2 MORIME 优化算法的基本原理与框架

在碎石桩复合地基的参数反演过程中,往往需要同时最小化多个相互竞争的物理量误差,例如桩顶位移误差与桩-土应力误差。这种典型的多目标优化特征使得传统的单目标优化方法难以全面表征真实解空间。为此,引入基于自然启发的霜冰(RIME)优化算法,改进构建其多目标扩展版本——MORIME 优化算法,以高效求解工程反演中的多目标问题。

1.2.1 RIME 优化算法

RIME 优化算法源于冰霜凝结自然现象^[18],具有随机性与逐渐收敛的“双重演化”特征。在单目标情形下,RIME 优化算法通过模拟霜冰种软冰针和硬冰针生长过程,来实现探索和优化^[19]。其核心机制可分为以下 3 个主要部分:①软霜搜索策略。模拟软霜粒子的运动,自由态粒子会随机移动到软冰附近凝结,增大凝结面积并达到稳定态,通过逐步搜索与开发实现优化。②硬霜穿刺策略。该策略使粒子间实现交换,提高算法跳出局部最优的能力。③正向贪婪机制。仅保留个体适应度值提升的粒子,确保粒子能够持续不断地向更优化的方向更新,提高全局解集的质量,加快收敛速度。

1.2.2 多目标进化机制设计

MORIME 优化算法的核心是在保持 RIME 优化算法原始扰动搜索框架的同时,有效处理多个目标函数之间的冲突性和多样性。为此,本文引入了多目标进化策略,主要包括非支配排序、拥挤度距离计算、多目标精英档案更新和拐点提取 4 个关键机制。多目标进化机制流程如图 1 所示。

- a. 非支配排序。将所有候选解按 Pareto 优劣等级分组,设 M 为目标函数数量,对任意两个解 $\mathbf{x}$ 、 $\mathbf{y}$ 满足:
- $$\forall i \in \{1, 2, \dots, M\}, f_i(\mathbf{x}) \leq f_i(\mathbf{y}) \text{ 且 } \exists j, f_j(\mathbf{x}) < f_j(\mathbf{y}) \tag{1}$$
- 则称 $\mathbf{x}$ 支配 $\mathbf{y}$ 。通过这一关系,所有解可以被分为若干前沿。
- b. 拥挤度距离计算。非支配排序可以识别“优劣等级”,但无法在同一等级中保证多样性。因此引入

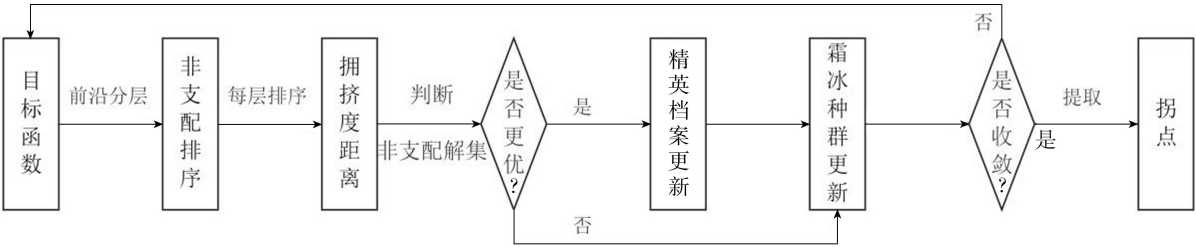


图 1 多目标进化机制流程

Fig. 1 Flowchart of multi-objective evolution mechanism

“拥挤度距离”来衡量解在目标空间的分布稀疏程度,拥挤度距离越大,表示该解在目标空间中越“稀疏”,优先保留。当同一前沿中存在多个解时,优先选择拥挤度距离大的个体保留。

c. 精英档案更新。在每次迭代过程中,为避免优秀解因种群替换而丢失,MORIME 优化算法设计了一个外部精英档案(archive),专门存储当前已发现的非支配解集。该策略确保了档案中始终保留最优且分布合理的解集,并用于指导下一代的扰动方向。

d. 拐点提取。为从最终 Pareto 解集中选取一个最具工程代表性的“折中解”,MORIME 优化算法设计了拐点提取机制:将归一化后的 Pareto 解映射至二维空间并计算每个点到对角线($f_1+f_2=1$)的垂直距离,选取最大距离对应的解作为最终折中参数。

1.3 SHAP 分析

SHAP(shapley additive explanations)是一种基于博弈论的可解释性分析方法,能够为每个输入特征分配一个贡献值,定量评估其对模型预测结果的影响。其核心思想是通过计算每个特征在所有可能特征组合下的平均边际贡献,得到该特征的 SHAP 值。SHAP 值的正负反映该特征对预测结果的影响方向,绝对值大小则衡量影响程度。

2 参数反演流程

在工程实际中,碎石桩复合地基参数反演问题通常需借助有限元仿真手段求解,但由于计算量大、收敛速度慢,在多目标优化迭代过程中面临严重的计算瓶颈。为提高整体效率,本文引入 RBF 代理模型替代高耗时的有限元计算,并与 MORIME 优化算法进行耦合,构建高效的参数反演方法,详细反演流程如图 2 所示。

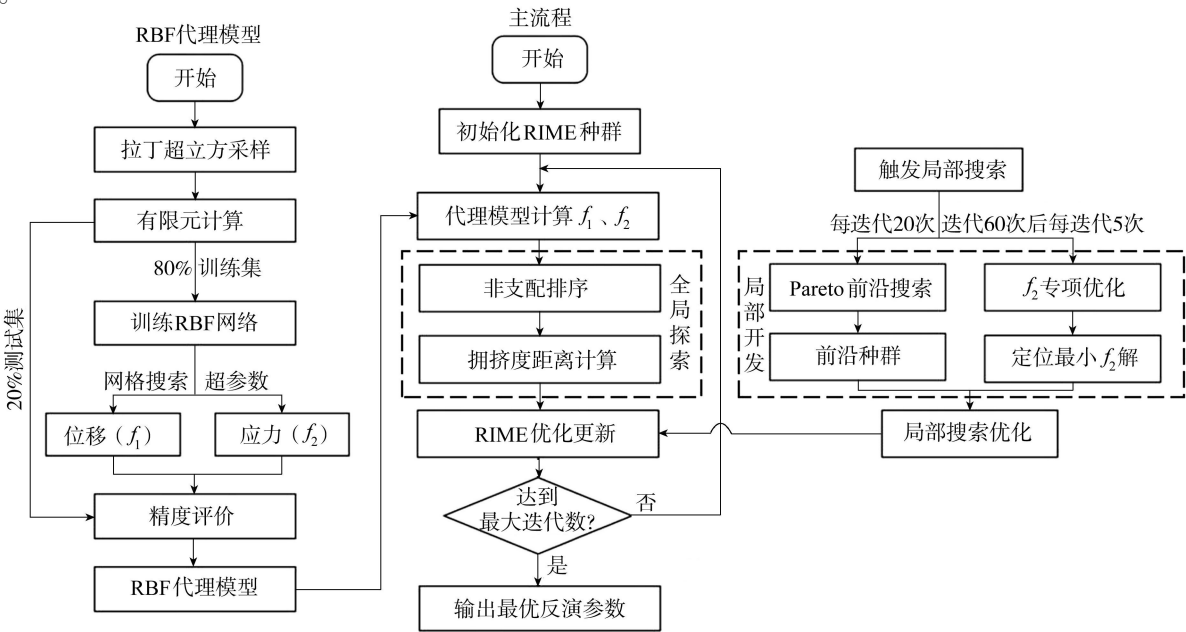


图 2 基于 RBF-MORIME 反演方法的碎石桩复合地基参数反演流程

Fig. 2 Parameter inversion process for gravel pile composite foundation based on RBF-MORIME inversion method

RBF 代理模型与 MORIME 优化算法之间的耦合包括以下关键步骤:

a. 输入参数空间定义并采样。定义 8 个关键输入参数,分别为碎石桩和桩周土的邓肯 $E-B$ 模型本构参数中的切线模量 K 、切线模量指数 n 、体积模量 K_b 、体积模量指数 m ,参数上、下限作为优化算法的搜索边界。采用拉丁超立方采样生成参数样本集,供有限元计算。

b. RBF 代理模型训练。利用有限元数值仿真生成的样本集(样本集包含输入参数及对应的输出沉降和应力),分别训练 3 个单输出 RBF 模型,输出桩顶位移、桩顶竖向应力和桩周土竖向应力。

c. 构造多目标反演函数。构建两个目标函数 f_1 和 f_2 ,分别为位移预测值与试验值的均方根误差(RMSE)和竖向应力预测值与试验值的 RMSE,接入 RBF 代理模型,进行参数反演。

d. 优化与反馈验证。经过若干代进化,MORIME 优化算法输出的 Pareto 前沿解集是最终选取的最优拐点解(折中解),将反演所得参数回代有限元模型中进行验证。

3 工程实例验证

3.1 工程概况

某抽水蓄能电站上水库为一个天然岩溶洼地,存在较为深厚的黏土覆盖层,为满足水库蓄水要求,采取振冲碎石桩加固地基。为评估加固效果,现场进行单桩静载试验,碎石桩直径 1.0 m,桩长 25 m,圆形承压板直径 3.0 m,分 10 级加载,最大载荷 600 kPa。桩顶布置位移计,桩顶和土表埋设土压力盒,试验结果见表 1。结合现场试验建立三维有限元模型,该模型由承压板、板下垫层、碎石桩、桩周土和基岩 5 个部分组成,有限元模型见图 3,图中测点 1 为桩顶位移和竖向应力测点,测点 2 为桩周土竖向应力测点。

表 1 现场单桩静载试验结果

Table 1 Results of field single-pile static load test			
荷载/kPa	桩顶位移/mm	竖向应力/kPa	
		桩顶	桩周土
60	-19.3	110.4	46.8
120	-43.2	177.4	95.0
180	-65.5	240.3	143.9
240	-94.1	274.0	176.9
300	-117.3	336.8	214.8
360	-148.3	424.0	238.9
420	-172.5	550.1	298.3
480	-209.3	615.1	330.9
540	-237.1	748.3	375.8
600	-272.9	860.0	400.3

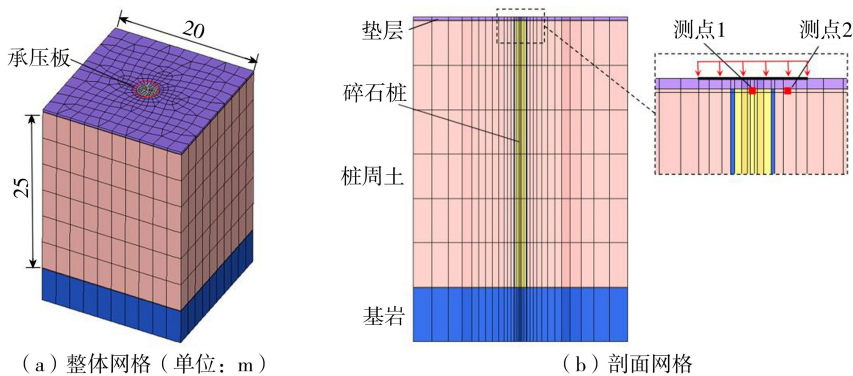


图 3 三维有限元模型

Fig. 3 Three-dimensional finite element model

3.2 反演计算条件

以现场单桩静载试验测得的桩顶位移(测点 1)沉降曲线及桩顶(测点 1)和桩周土(测点 2)的竖向应力曲线为目标进行反演。以桩顶位移预测值与试验值的 RMSE 作为第一个目标函数(f_1),以桩顶与桩周土竖向应力的 RMSE 之和作为第二个目标函数(f_2),进行多目标寻优。

王建等^[20-21]对邓肯 $E-B$ 模型进行了参数敏感性分析,认为其中 K 、 n 、 K_b 、 m 参数对于材料应力变形影响较大,因此本文分别选取碎石桩和桩周土的上述 4 个本构参数进行反演。各材料已知本构参数取值与待反演参数取值范围根据经验和相关土工试验资料拟定,如表 2 所示。由于碎石桩为散粒体,因此黏聚力 c 按 0 考虑。

表 2 已知本构参数取值与待反演参数取值范围

Table 2 Known constitutive parameter values and ranges of parameters to be inverted									
材料	$\rho/(\text{g}/\text{cm}^3)$	$\varphi_0/(\text{^\circ})$	$\Delta\varphi/(\text{^\circ})$	c/kPa	K	n	R_f	K_b	m
垫层	2.24	52.1	7.0		1 317.9	0.31	0.60	680.8	0.04
碎石桩	2.26	38.0		0	800~1 000	0.20~0.30	0.82	350~500	0.17~0.27
桩周土	1.60	26.4		42.1	75~125	0.65~0.75	0.58	45~75	0.45~0.55

注: ρ 为密度; φ_0 、 $\Delta\varphi$ 分别为内摩擦角及变化值; R_f 为破坏比。

3.3 样本集构建及网络训练

按表 2 所示待反演参数的取值范围,采用拉丁超立方采样方法对各参数进行取样,取样数为 100。采用取得的 100 组反演参数进行有限元计算,得到每组反演参数所对应的 10 级荷载下测点 1 的位移值、测点 1 和测点 2 的竖向应力值,部分结果统计如表 3 所示。

表 3 反演参数与对应有有限元计算结果

Table 3 Inversion parameters and corresponding finite element computation results											
样本 序号	碎石桩				桩周土				桩顶位移/mm	竖向应力/kPa	
	K	n	K_b	m	K	n	K_b	m		桩顶	桩周土
1	830.7	0.30	492.5	0.19	104.0	0.68	66.7	0.49	-18.5, ..., -255.3	107.0, ..., 847.8	47.7, ..., 393.3
2	867.9	0.27	396.4	0.25	109.0	0.67	70.9	0.52	-18.2, ..., -250.8	86.3, ..., 779.3	47.8, ..., 399.8
3	906.3	0.21	482.3	0.22	92.3	0.71	57.5	0.54	-23.3, ..., -287.4	83.8, ..., 894.8	46.8, ..., 381.0
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
99	955.3	0.23	420.9	0.18	111.7	0.65	64.9	0.52	-18.1, ..., -248.9	108.5, ..., 833.9	47.9, ..., 398.0
100	935.7	0.23	467.5	0.23	110.1	0.68	61.7	0.48	-18.2, ..., -251.0	109.3, ..., 856.3	47.8, ..., 394.1

每组反演参数与对应有有限元计算结果为 1 组样本,共生成 100 组样本,按 8 : 2 的比例划分训练集与测试集,采用网格搜索对 RBF 代理模型的扩展系数和最大神经元数量进行寻优,确定最佳超参数组合后,构建 RBF 代理模型。代理模型桩顶位移测试集的决定系数 R^2 为 0.990 7,桩顶和桩周土竖向应力测试集的决定系数 R^2 分别为 0.994 5 和 0.999 2,表明建立的代理模型具有较高的可信度,能够替代有限元计算,可用于后续模型优化。

3.4 反演结果

采用 MORIME 优化算法,设置初始种群数为 20,精英档案最大容量数为 40,迭代次数为 200,以测点处预测值和试验值的 RMSE 为目标函数,对 8 个邓肯 $E-B$ 模型本构参数进行反演,最优反演结果如表 4 所示。

采用反演后的最优参数进行有限元计算,以验证反演结果的合理性,结果如图 4 所示。桩顶在 10 级荷载下沉降曲线的决定系数 R^2 为 0.998 6,桩顶和桩周土在

表 4 最优反演结果

Table 4 Optimal inversion results				
材料	K	n	K_b	m
碎石桩	851.7	0.27	440.0	0.25
桩周土	93.7	0.66	72.9	0.52

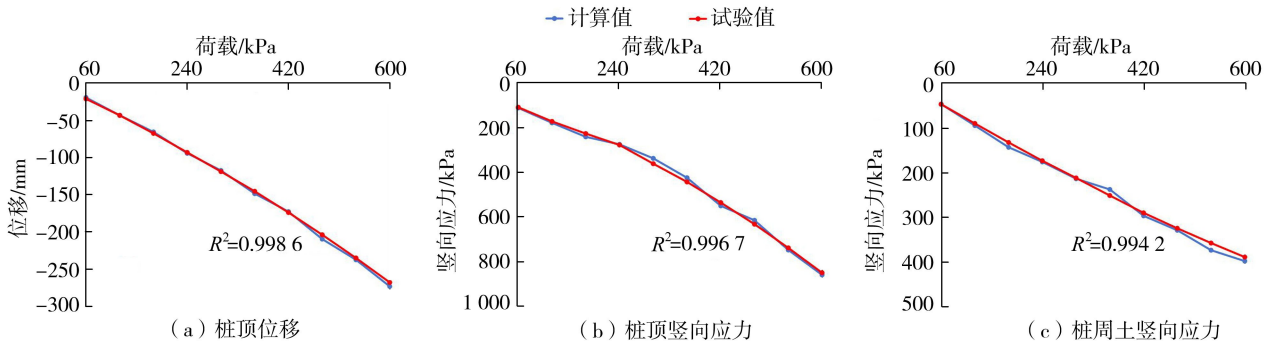


图 4 有限元计算值与试验值对比

Fig. 4 Comparison between calculated finite element values and experimental values

10 级荷载下竖向应力曲线的决定系数 R^2 分别为 0.9967 和 0.9942,有限元计算曲线与试验曲线吻合度较高,证明 RBF-MORIME 反演方法是可靠且有效的。个别荷载级在局部区间仍存在微小偏差,原因可能来源于试验测量波动、土体空间非均质性、有限元模型理想化等。尽管如此,整体误差稳定,未见系统性偏差累积。

4 分析与讨论

4.1 局部开发策略

在多目标反演中,种群式搜索具备良好的全局探索能力,但在接近 Pareto 前沿时,目标函数常会陷入局部最优和弱梯度的困境中,导致收敛速度下降,尤其是不同量纲目标(如沉降与应力)之间会出现不均衡推进。为此,本文在 MORIME 优化算法中引入双模态局部开发策略,以加速前沿压缩和难收敛目标(f_2)的收敛,局部开发策略的优化效果如图 5 所示,其中无局部开发、专项局部开发(迭代 60 次后每迭代 5 次触发)、联合局部开发(每迭代 20 次触发)、双模态局部开发 4 种策略 f_2 最小值分别为 21.10、20.04、20.15、19.94 kPa,双模态局部开发收敛迭代次数为 109 次。未引入局部开发策略时,优化算法在 10~128、129~200 次迭代内收敛值变化梯度小,算法陷入局部最优,未能收敛;仅采用专项局部开发策略(f_2)时,当迭代 60 次后每迭代 5 次对当前精英档案下最优 f_2 进行模式化搜索,进一步降低 f_2 ,当专项局部开发策略在第 65 次迭代触发时,收敛值下降 0.4452,优化效果显著。仅采用联合局部开发策略时,每迭代 20 次,从当前 Pareto 前沿中选择拥挤度距离最大的 3 个解作为初始点进行模式搜索,以联合优化 f_1 和 f_2 ,当联合局部开发策略首次触发时,收敛值下降 0.3425,优化效果显著。当采用双模态局部开发策略时,在专项局部开发和联合局部开发的共同作用下,优化算法在 109 次迭代时成功收敛, f_2 达到最小值 19.94 kPa。上述结果表明,双模态局部开发策略有效结合了两种局部开发的优点,在 Pareto 前沿的推进和关键目标的优化方面效果显著。

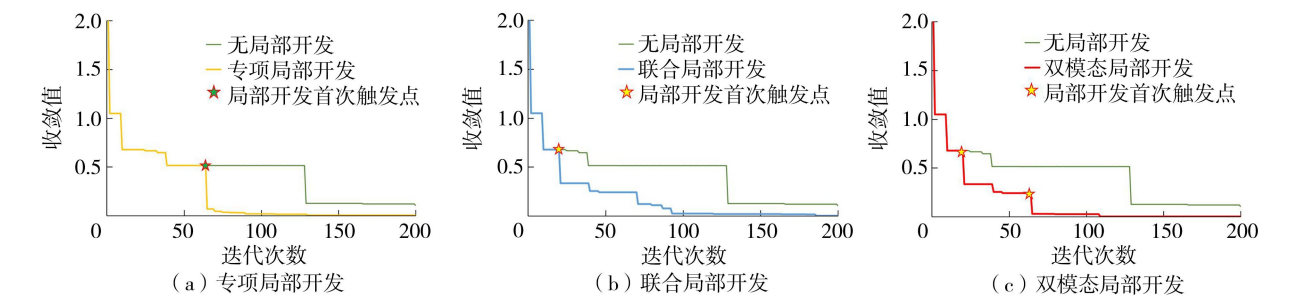


图 5 局部开发策略效果对比

Fig. 5 Comparison of effects of local exploitation strategy

4.2 敏感性分析

4.2.1 本构参数

为定量判断各反演参数对沉降和竖向应力的影响,采用 SHAP 方法对 100 组样本进行分析,各测点的计算结果如图 6 所示。由图 6 可知,对于桩顶竖向位移,因桩截面仅占荷载面积的 1/9,土体承担绝大部分荷载,所以桩顶位移主要由桩周土参数主导,桩周土总体参数重要性占比为 79.28%,其中参数 K 和 K_b 的影响最为显著,参数 n 和 m 影响较弱。对于桩顶竖向应力,一般认为随着桩土模量比的增大,桩土应力比近于线性增长,因而碎石桩参数与桩周土参数总体上对于桩顶竖向应力影响的重要性占比接近,其中桩周土参数 K 和碎石桩参数 K, K_b 也是对桩土模量影响较为直接的参数。对于桩周土竖向应力,桩周土总体参数重要性占比为 77.82%,其中桩周土参数 K, K_b 和碎石桩参数 K_b 的影响最为显著。

由图 6 可见:①碎石桩与桩周土参数 K, K_b 对沉降为负影响,即参数越大、材料越硬,沉降越小。②碎石桩参数 K, K_b 与桩周土参数 n 对桩顶竖向应力为正影响,即参数越大、桩材料越硬、土材料越软,桩顶竖向应力越大;桩周土参数 K, K_b 对桩顶竖向应力为负影响。③桩周土参数 K, K_b 对桩周土竖向应力为正影响,即参数越大、材料越硬,竖向应力越大;碎石桩参数 K, K_b 与桩周土参数 n, m 对桩周土竖向应力为负影响。

4.2.2 样本规模

为评估样本规模对计算精度与效率的影响,分别统计样本数为 100、150、200 时,3 个测点的平均误差,并记录 RBF-MORIME 反演方法总耗时(包含采集样本耗时),与直接采用有限元反演的结果进行对比分析,

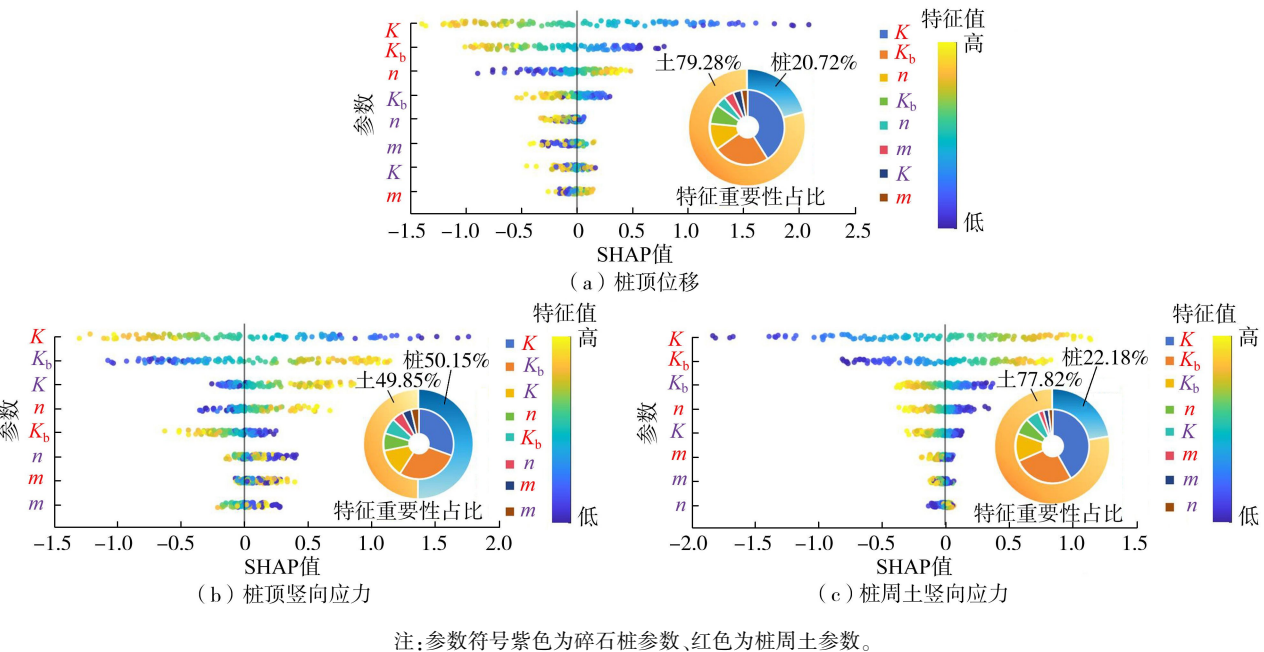


图 6 SHAP 值与相对重要性分析

Fig. 6 SHAP values and relative importance analysis

结果如表 5 所示。由表 5 可知,随着样本数增加,总耗时近乎线性增长,最终反演精度提升并不明显。相较于直接采用有限元法接入优化模型,选用 100 组样本进行训练时,RBF-MORIME 反演方法总耗时缩短了 94.19%,精度误差不超过 0.1%,表明在小样本条件下该反演方法以较小计算成本即可获得与有限元法近似一致的反演结果,兼顾精度与效率,具有良好的工程应用价值。

表 5 不同样本数下反演精度与耗时

样本数	R^2			时间/s
	桩顶位移	桩顶竖向应力	桩周土竖向应力	
100	0.998 6	0.996 7	0.994 2	6 224
150	0.997 8	0.997 0	0.994 6	9 358
200	0.998 0	0.997 1	0.994 8	12 955
有限元法	0.999 2	0.997 6	0.995 2	107 158

5 结 语

本文构建了融合径向基函数(RBF)代理模型-多目标霜冰(MORIME)优化算法的反演方法,旨在解决碎石桩复合地基邓肯 $E-B$ 模型本构参数反演中计算成本高、多目标冲突难以权衡的问题。以某抽水蓄能电站现场单桩静载试验为例,验证了反演方法的有效性。验证结果表明,反演参数回代所得的验证曲线与试验曲线吻合度较高,证明反演方法有效且可靠;多目标优化时,采用专项局部开发和联合局部开发的双模态局部开发策略,能将迭代收敛次数降低至 109 次,应力目标函数降低至 19.94 kPa。反演结果表明,桩顶位移和桩周土竖向应力受桩周土参数影响较大,重要性占比分别达 79.28%和 77.82%,桩顶竖向应力受碎石桩和桩周土参数影响接近。碎石桩参数 K 、 K_b 与桩周土参数 n 对桩顶竖向应力为正影响;桩周土参数 K 、 K_b 对桩顶竖向应力为负影响,对桩周土竖向应力为正影响;碎石桩参数 K 、 K_b 与桩周土参数 n 、 m 对桩周土竖向应力为负影响。

参考文献:

[1] 贡力,董洲全,贾治元,等. 水利行业低碳技术研究热点与前沿趋势[J]. 河海大学学报(自然科学版),2023,51(4):1-9.
(Gong Li, Dong Zhouquan, Jia Zhiyuan, et al. Low carbon technology research hotspots and frontier trends in the water conservancy industry[J]. Journal of Hohai University(Natural Sciences),2023,51(4):1-9. (in Chinese))

[2] 岑威钧,魏江梁,郑长海,等. 深厚软土覆盖层固结特性对面板堆石坝安全的影响[J]. 河海大学学报(自然科学版),

2025,53(2):39-46. (Cen Weijun, Wei Jiangliang, Zheng Changhai, et al. Influence of consolidation characteristics of deep soft soil overburden on the safety of a CFRD[J]. Journal of Hohai University(Natural Sciences), 2025,53(2):39-46. (in Chinese))

[3] 刘汉龙,赵明华. 地基处理研究进展[J]. 土木工程学报,2016,49(1):96-115. (Liu Hanlong, Zhao Minghua, Review of ground improvement technical and its application in China[J]. China Civil Engineering Journal,2016,49(1):96-115. (in Chinese))

[4] 应宏伟,陈雨,王阳扬,等. 含碎石芯软黏土复合试样大三轴试验研究[J]. 湖南大学学报(自然科学版),2024,51(11):104-114. (Ying Hongwei, Chen Yu, Wang Yangyang, et al. Study on large triaxial test of soft clay composite samples with gravel core[J]. Journal of Hunan University(Natural Sciences), 2024,51(11):104-114. (in Chinese))

[5] 陈家琦,岑威钧,李邓军,等. 基于改进 ACMP SO 并行算法的土石坝本构参数反演[J]. 水利水电科技进展,2021,41(3):66-71. (Chen Jiaqi, Cen Weijun, Li Dengjun, et al, Inversion of constitutive parameters of earth-rock dams based on improved ACMP SO parallel algorithm[J]. Advances in Science and Technology of Water Resources, 2021,41(3):66-71. (in Chinese))

[6] 张福海,王保田,王炳奇,等. 大粒径碎石桩在饱和超软土地基中的应用[J]. 河海大学学报(自然科学版),2006,34(4):430-434. (Zhang Fuhai, Wang Baotian, Wang Binqi, et al. Application of large grain-size gravel piles to strengthening saturated super-soft ground[J]. Journal of Hohai University(Natural Sciences), 2006,34(4):430-434. (in Chinese))

[7] 陈湘生,洪成雨,苏栋. 智能岩土工程初探[J]. 岩土工程学报,2022,44(12):2151-2159. (Chen Xiangsheng, Hong Chengyu, Su dong. Intelligent geotechnical engineering[J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering, 2022,44(12):2151-2159. (in Chinese))

[8] He Xuzhen, Xu Haoding, Sheng Daichao. Ready-to-use deep-learning surrogate models for problems with spatially variable inputs and outputs[J]. Acta Geotechnica, 2022,18(4):1681-1698.

[9] 高玮,李培远,赵志浩,等. 基于自适应采样和代理模型的滑带土参数反演[J]. 岩土工程学报,2026,48(4):687-696. (Gao Wei, Li Peiyuan, Zhao Zhihao, et al. Parameter inversion of slip zone soil based on adaptive sampling and surrogate models[J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering, 2026,48(4):687-696. (in Chinese))

[10] Li Yuqiong, Ying Liping, Lyu Zhiyuan, et al. A rapid interpretation RBF-NSGA- II framework for multi-mechanical parameters from impact penetration technique[J]. Computers and Geotechnics, 2025,185:107377.

[11] 程秋实,杨志双,秦胜伍,等. 基于 PSO-MLSSVR 的土体参数反演方法在深基坑工程中的应用[J]. 工程地质学报,2022,30(2):520-532. (Cheng Qiushi, Yang Zhishuang, Qin Shengwu, et al. Application of soil parameters inversion based on pso-mlssvr in deep foundation pit engineering[J]. Journal of Engineering Geology, 2022,30(2):520-532. (in Chinese))

[12] Wan Chengjie, Xu Nianchun, Meng Jiangchao, et al. Integrated optimization system for geotechnical parameter inversion using ABAQUS, Python, and MATLAB[J]. Buildings, 2025,15(7):1108-1108.

[13] Zhang Wenggang, Li Hongrui, Li Yongqin, et al. Application of deep learning algorithms in geotechnical engineering: a short critical review[J]. Artificial Intelligence Review, 2021,54(8):1-41.

[14] Tao Cui, Dan Pagendam, Gilfedder M. Gaussian process machine learning and Kriging for groundwater salinity interpolation[J]. Environmental Modelling & Software, 2021(6):105170.

[15] He Chunlin, Zhang Yong, Gong Dunwei, et al. A review of surrogate-assisted evolutionary algorithms for expensive optimization problems[J]. Expert Systems With Applications, 2023,217:119495.

[16] Ma Haiping, Zhang Yajing, Sun Shengyi, et al. A comprehensive survey on NSGA- II for multi-objective optimization and applications[J]. Artificial Intelligence Review, 2023,56(12):15217-15270.

[17] 孙超利,李贞,金耀初. 模型辅助的计算费时进化高维多目标优化[J]. 自动化学报,2022,48(4):1119-1128. (Sun Chaoli, Li Zhen, Jin Yaochu. Surrogate-assisted expensive evolutionary many-objective optimization[J]. Acta Automatica Sinica, 2022,48(4):1119-1128. (in Chinese))

[18] Su Hang, Zhao Dong, Heidari A A, et al. RIME: a physics-based optimization[J]. Neurocomputing, 2023,532:183-214.

[19] 朱婷,颜七笙. 基于模态分解和 RIME-CNN-BiLSTM-AM 的风速预测方法[J]. 科学技术与工程,2025,25(20):8514-8525. (Zhu Ting, Yan Qisheng. Wind speed prediction based on modal decomposition and RIME-CNN-BiLSTM-AM [J]. Science Technology and Engineering, 2025,25(20):8514-8525. (in Chinese))

[20] 王建,岑威钧,张煜. 邓肯-张模型参数反演的不唯一性[J]. 岩土工程学报,2011,33(7):1054-1057. (Wang Jian, Cen Weijun, Zhang Yu. Non-uniqueness of back-analyzed parameters of Duncan-Chang model[J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering, 2011,33(7):1054-1057. (in Chinese))

[21] 李炎隆,李守义,丁占峰,等. 基于正交试验法的邓肯-张 E-B 模型参数敏感性分析研究[J]. 水利学报,2013,44(7):873-879. (Li Yanlong, Li Shouyi, Ding Zhanfeng, et al. The sensitivity analysis of Duncan-Chang E-B model parameters based on the orthogonal test method[J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2013,44(7):873-879. (in Chinese))