

王昶磊, 刘宽, 张扬, 等. 基于 SVM 的岩体灌浆可灌性分析预测模型[J]. 水利水电技术(中英文), 2025, 56(S1): 372-378.
WANG Changlei, LIU Kuan, ZHANG Yang, et al. Groutability analysis and prediction model for grouting of rock mass based on SVM[J]. Water Resources and Hydropower Engineering, 2025, 56(S1): 372-378.

基于 SVM 的岩体灌浆可灌性分析预测模型

王昶磊¹, 刘宽², 张 扬¹, 翟秋凤³, 冯俊祥¹

(1. 河南水投袁湾水库工程有限公司, 河南 信阳 464000; 2. 天津大学 水利工程智能建设与运维全国重点实验室 & 建筑工程学院, 天津 300354; 3. 成武县水务局农村供水服务中心, 山东 菏泽 274000)

摘要: 影响岩体可灌性因素众多, 特别是对于隐蔽的岩体裂隙用经验公式判断可灌性准确性较低。针对上述问题, 从实现对岩体可灌性的快速准确分析的目的出发, 利用支持向量机方法建立岩体可灌性分析预测模型。通过分析可灌性的影响因素, 考虑灌浆数据集的小样本特性, 分别建立岩体注灰量回归预测 SVR 模型和岩体可灌性分类预测 SVM 模型。进一步通过改进灰狼优化算法和增强鲸鱼优化算法, 对基于支持向量机的预测模型的进行惩罚因子 C 、核函数参数 g 进行寻优。结果表明, 通过与其他预测模型相比, 所提出的可灌性预测模型分类预测准确率提高约 6.5%, 并具有收敛速度快的明显优势, 验证了基于支持向量机的岩体可灌性分析预测模型的准确性和有效性。

关键词: 可灌性预测; 支持向量机; 注灰量预测; 群智能优化; 岩体灌浆

DOI: 10.13928/j.cnki.wrahe.2025.S1.057

中图分类号: TV543

文献标志码: A

文章编号: 1000-0860(2025)S1-0372-07

Groutability analysis and prediction model for grouting of rock mass based on SVM

WANG Changlei¹, LIU Kuan², ZHANG Yang¹, ZHAI Qiufeng³, FENG Junxiang¹

(1. Henan Water Conservancy Investment Yuanwan Reservoir Co., Ltd., Xinyang 464000, Henan, China; 2. National Key Laboratory of Intelligent Construction and Operation of Hydraulic Engineering & School of Civil Engineering, Tianjin University, Tianjin 300354, China; 3. Rural Water Supply Service Center of Chengwu County Water Affairs Bureau, Heze 274000, Shandong, China)

Abstract: There are many factors that affect the groutability of rock mass, especially the accuracy of judging the groutability of rock mass with the empirical formula is low for the hidden rock mass fracture. Aiming at the above problems, the support vector machine method is used to establish the prediction model of rock mass groutability analysis in order to realize the fast and accurate analysis of rock mass groutability. Based on the analysis of the influencing factors and the small sample characteristics of the grouting data set, the regression prediction SVR model and classification prediction SVM model of rock mass groutability were established respectively. Further, by improving the gray Wolf optimization algorithm and enhancing the whale optimization algorithm, the penalty factor C and kernel function parameter g of the prediction model based on support vector machine are optimized. The result show that compared with other prediction models, the classification prediction accuracy of the groutability prediction model proposed in this paper is improved by about 6.5%, and it has the obvious advantage of fast convergence, which verifies the accuracy and effectiveness of the prediction model of rock mass groutability analysis based on support vector machine.

收稿日期: 2024-07-12

基金项目: 国家重点研发计划(2021YFC3090103); 天津大学自主创新基金(2023XJD-0065)

作者简介: 王昶磊(1982—), 男, 高级工程师, 硕士, 从事水利建设与管理。E-mail: 133331277@qq.com

通信作者: 翟秋凤(1974—), 女, 高级工程师, 硕士, 从事水利建设与管理。E-mail: 15898669692@163.com

Keywords: groutability prediction; support vector machine; cement take prediction; swarm intelligent algorithm; rock grouting

0 引言

灌浆是水利水电工程中的重要施工技术, 但缺乏明确的理论指导, 施工参数难以精确计算, 仍主要依赖经验。灌浆对象可分为土体和岩体, 前者的可灌性受孔隙率、粒径、浆液水灰比等影响^[1-2], 而岩体因裂隙隐蔽性、非均质性和各向异性等特征, 其可灌性分析更为复杂^[3]。

现有岩体可灌性研究方法包括理论分析、模型试验和数值模拟。理论研究主要探讨裂隙宽度、水泥粒径、透水率等因素的影响, 如 STILLE 等^[4]证明岩体裂隙宽度需至少为水泥颗粒最大粒径的 3 倍方能有效灌浆。模型试验方面, 樊贵超等^[5]引入分形理论划分岩体可灌性区域, 曾国华等^[6]采用丙烯酸灌浆材料改善透水性岩体的可灌性。数值模拟方面, 有限元、离散元及计算流体动力学方法被广泛应用, 如 XU 等^[7]开发裂隙动水注浆实验平台, 崔激等^[8]基于随机裂隙网络模型研究浆液扩散, 邓韶辉等^[9]采用 CFD 方法模拟基岩帷幕灌浆。

人工智能方法为可灌性分析提供了新思路, 相比传统经验公式, 其预测性能更优。LIAO 等^[10]构建基

于 RBFNN 的可灌性预测模型, CHENG 等^[11]利用 LS-SVM 辅助工程判断, FENG 等^[12]基于 DBN 模型预测岩溶区注灰量, DENG 等^[13]基于大坝基岩数据集提出裂隙岩体可灌性预测方法。然而, 由于地质信息获取困难及数据量有限, 预测精度仍存在不确定性, 影响工程成本与进度。因此, 结合灌浆工程特点, 研究高效准确的岩体可灌性预测方法, 对提升灌浆工程管理水平具有重要意义。

1 研究方法

1.1 研究框架

为快速、准确地分析岩体可灌性, 本文将支持向量机(SVM)应用于基岩灌浆可灌性预测, 构建基于 SVM 与群智能优化的预测框架, 如图 1 所示, 包括目标层、方法层和模型层。

(1)目标层: 考虑岩体透水率和注灰量作为主要参数, 分析可灌性影响因素, 并引入智能预测模型, 为灌浆作业提供辅助决策工具。

(2)方法层: 基于 SVM 构建岩体可灌性分析方法。收集已建灌浆工程数据, 制作注灰量与可灌性预测数据集, 分别建立注灰量回归预测 SVR 模型和可

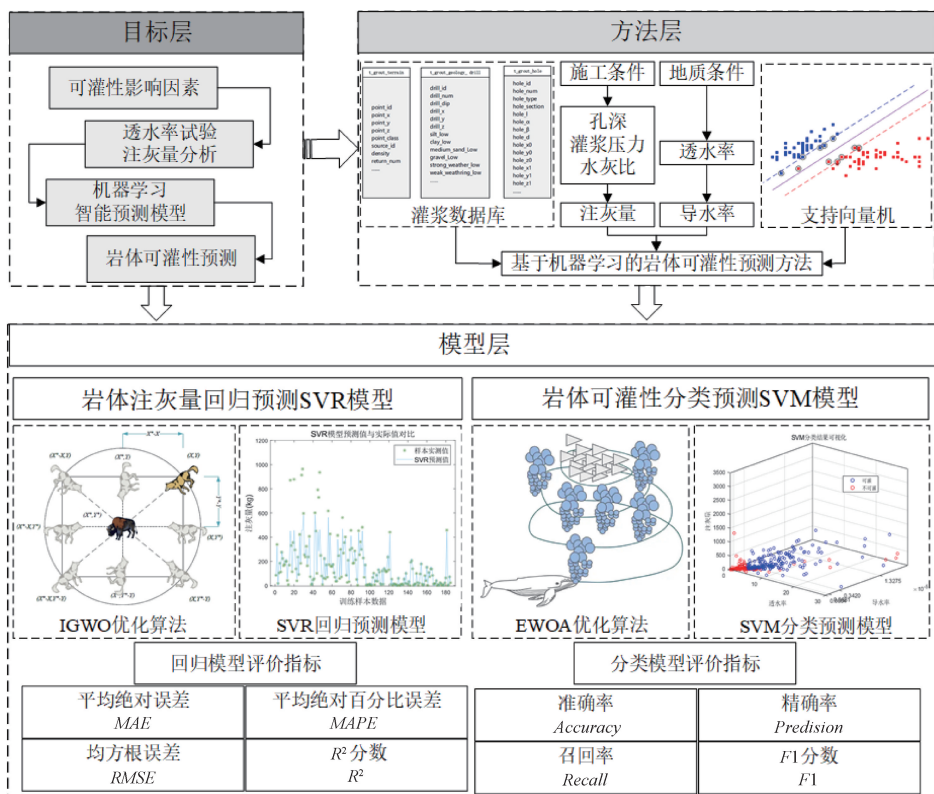


图 1 研究框架

灌性分类预测 SVM 模型, 结合压水试验与注灰量预测, 实现分类预测。

(3)模型层: 包括注灰量预测模型与可灌性分类预测模型。SVR 模型以孔深、段长、透水率、灌浆压力、水灰比为输入, 预测注灰量; SVM 模型以透水率、导水率、注灰量为输入, 预测可灌性。同时, 结合改进灰狼优化(IGWO)和增强鲸鱼优化(EWOA)算法, 优化 SVM 超参数(惩罚因子 C 、核函数参数 g), 提升模型预测精度。

1.2 岩体灌浆注灰量预测 SVR 模型

1.2.1 基于 IGWO-SVR 的岩体注灰量预测

传统 SVR 参数调优依赖网格搜索和交叉验证, 计算成本高、优化效率低。为提升优化效率, 本文引入改进灰狼优化(IGWO), 构建 IGWO-SVR 注灰量预测模型, 其流程如图 2 所示, 主要包括以下步骤。

(1)参数初始化: 以孔深、段长、透水率、灌浆压力、水灰比作为输入, 构建注灰量数据集。初始化 IGWO 种群规模、最大迭代次数及优化参数范围, 并设定均方根误差(RMSE)为适应度函数。

(2)超参数寻优: 采用 IGWO 算法, 通过 α 狼、 β 狼、 δ 狼协同优化, 模拟围猎、追捕、攻击过程, 不断更新个体位置, 迭代优化 SVR 超参数, 直至达到最优适应度。

(3)训练与预测: 获取最优超参数(C 、 g 、 ϵ), 训练 SVR 模型, 计算预测结果及其准确率, 评估 IGWO-SVR 模型的预测性能。

1.2.2 回归模型评价指标

为评估 IGWO-SVR 注灰量预测模型的性能, 需采用常见回归指标衡量预测精度, 以确保模型满足应用需求。对于 n 个样本真实值 y , 对应回归预测模型的预测值 y' , 主要使用指标包括平均绝对误差(Mean Absolute Error, MAE), 平均绝对百分比误差(Mean Absolute Percentage Error, MAPE)、均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)和 R^2 分数(R -Squared Score, R^2)。

1.3 岩体可灌性分类预测 SVM 模型

1.3.1 基于 EWOA-SVM 的岩体可灌性分类预测

为提高岩体可灌性分类预测的精度, 本文采用增强鲸鱼优化(EWOA)算法优化支持向量机(SVM), 建立 EWOA-SVM 可灌性预测模型, 流程如图 3 所示。首先, 基于现场压水试验、导水率计算、灌浆记录仪数据, 整理透水率、导水率、注灰量等参数, 构建预测数据集。然后, 初始化 EWOA 优化算法, 设定鲸鱼种群规模、最大迭代次数、交叉算子比例, 并定义 SVM 核函数类型、惩罚因子 C 、核函数参数 g 的优化

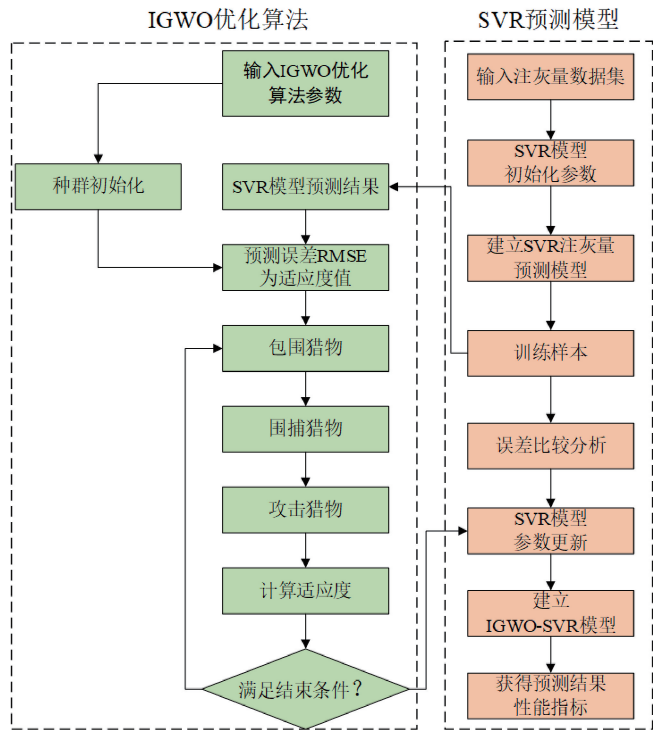


图 2 IGWO-SVR 模型建立流程

范围。训练过程中, 以 SVM 预测结果的准确率作为目标函数, 计算个体鲸鱼的适应度值, 并采用池化机制随机抽取最优个体与最差个体组成新种群。随后, 利用迁移搜索、优先选择搜索、富集包围猎物搜索、气泡网攻击策略动态更新鲸鱼个体位置, 提高优化收敛效果。若满足最大迭代次数或达到设定精度, 则输出最优参数, 否则继续迭代优化。最终, 采用最优超参数训练 SVM 模型, 建立 EWOA-SVM 可灌性预测模型, 为岩体可灌性分析提供高效可靠的计算工具。

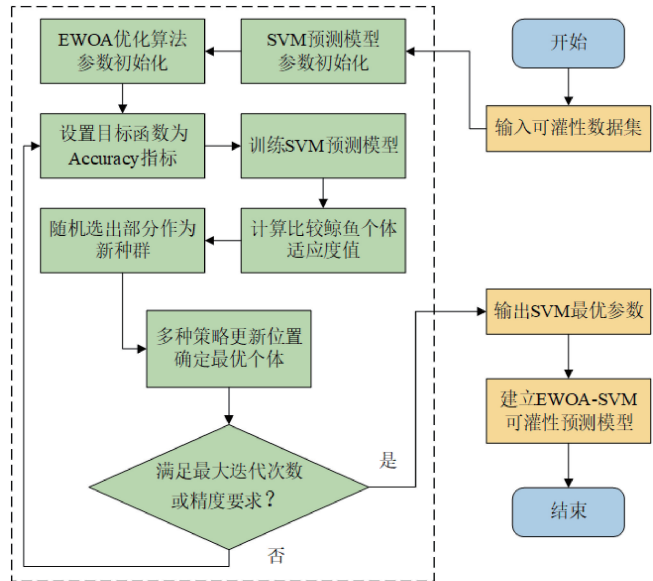


图 3 EWOA-SVM 模型建立流程

1.3.2 分类模型评价指标

为评估 EWOA-SVM 岩体可灌性分类模型的性能, 采用常规分类评价指标。根据真实类别与预测类别的匹配情况, 样本可分为真正例 (TP)、假正例 (FP)、假负例 (FN)、真负例 (TN)、准确率 *Accuracy*、精确率 *Precision*、召回率 *Recall* 和 *F1* 值用于衡量模型分类效果。

2 模型验证

2.1 工程介绍

2.1.1 注灰量预测数据集

本研究选取孔深、段长、透水率、灌浆压力、水灰比作为输入变量, 注灰量作为预测目标, 从施工单位汇总的灌浆数据中整理出 220 组不同灌浆孔段的注灰量预测数据集, 如表 1 所列。该数据集涵盖注灰量的主要影响因素, 为模型训练提供可靠数据支持。

表 1 灌浆注灰量预测数据集

序号	孔深 /m	段长 /m	透水率 /Lu	灌浆压力 /MPa	水灰比	注灰量 /kg
1	2	2	28.61	1.12	3	6.5
2	5	3	12.73	1.32	3	168.2
3	10	5	11.81	1.52	2	1 005.1
4	15	5	14.64	2.12	3	870.8
5	17	2	178.68	2.78	2	2 434.6
6	20	3	106.53	2.82	2	3 069.1
7	25	5	134.91	3.01	2	2 290.5
8	30	5	47.14	3.06	1	1 083.6
9	35	5	7.06	2.97	3	330.4
10	40	5	8.92	3.25	3	114
11	45	5	44.88	3.29	3	355.1
12	50	5	48.23	3.09	1	878.2
13	55	5	17.06	3.19	3	294.3
14	59	4	8.24	3.05	3	137.2
15	64	5	2.23	2.99	3	39.1

2.1.2 可灌性分类数据集

可灌性预测涉及浆液性质、施工条件、地质条件三方面因素, 但部分指标难以现场获取, 因此本研究选取注灰量、透水率、导水率作为模型输入, 岩体可灌性作为预测目标。从施工单位的灌浆成果中整理出 336 组可灌性分析数据, 如表 2 所列, 为模型训练提供支撑。

2.2 岩体注灰量预测效果

为了验证所提出基于 IGWO-SVR 注灰量预测方法的调参简单以及在小样本数据集上的准确性优势, 将所提出方法与目前常用的 BP 神经网络 (BPNN)、

表 2 灌浆可灌性预测数据集

序号	透水率/Lu	导水率/m ² ·s ⁻¹	注灰量/kg	可灌性
1	1.8	9.867×10 ⁻⁷	6.9	不可灌
2	7.06	4.500×10 ⁻⁶	330.4	可灌
3	1.3	6.335×10 ⁻⁷	61.0	不可灌
4	6.9	4.390×10 ⁻⁶	222.9	可灌
5	1.6	8.225×10 ⁻⁷	124.0	不可灌
6	1.2	6.311×10 ⁻⁷	6.9	不可灌
7	6.9	4.367×10 ⁻⁶	108.7	可灌
8	6.8	4.046×10 ⁻⁶	684.5	可灌
9	24.7	1.355×10 ⁻⁵	890.0	可灌
10	5.3	2.853×10 ⁻⁶	403.0	可灌
11	3.2	1.596×10 ⁻⁶	20.7	不可灌
12	5.3	2.975×10 ⁻⁶	30.6	不可灌
13	1.2	6.311×10 ⁻⁷	6.9	不可灌
14	28.61	4.870×10 ⁻⁶	6.5	不可灌
15	19.1	9.545×10 ⁻⁶	158.1	可灌

LASSO 回归、随机森林 (RF) 不同预测方法进行对比, 同时计算误差评价指标进行分析, 多种模型对比分析如图 4 所示, 误差分析结果如图 5 所示。

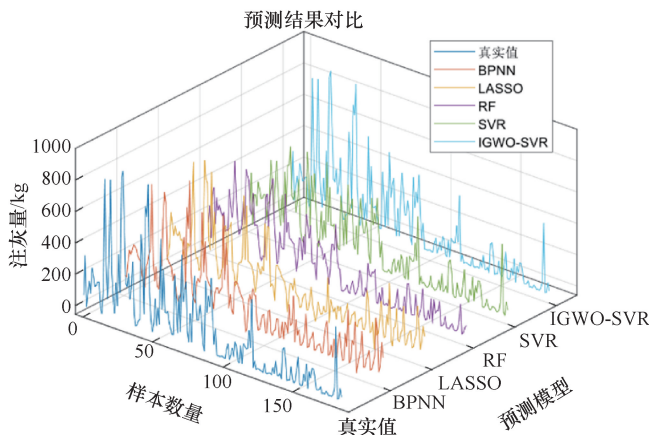


图 4 注灰量模型预测效果对比

据图 4 和图 5 可知, 5 种方法均能够建立注灰量预测模型, 其中 BPNN 预测模型、LASSO 预测模型、RF 预测模型受到注灰量数据离散特性的影响预测准确性不高, 模型性能提升空间比较大, 而本文所就提出的基于 IGWO-SVR 注灰量预测方法通过引入 IGWO 优化方法进行寻优, 保证了预测模型的精度, 误差计算结果 *MAE*、*MAPE*、*RMSE* 均最小, *R*² 最大, 进一步表明了 IGWO-SVR 注灰量预测模型的优势。

同时将基于 IGWO-SVR 注灰量预测方法与粒子群优化算法 (PSO)、麻雀优化算法 (SSA)、鲸鱼优化算法 (WOA)、灰狼优化算法 (GWO)、增强鲸鱼优化算法 (EWOA) 等优化算法进行对比, 设置相同的种群数量与最大迭代次数, 并计算误差评价指

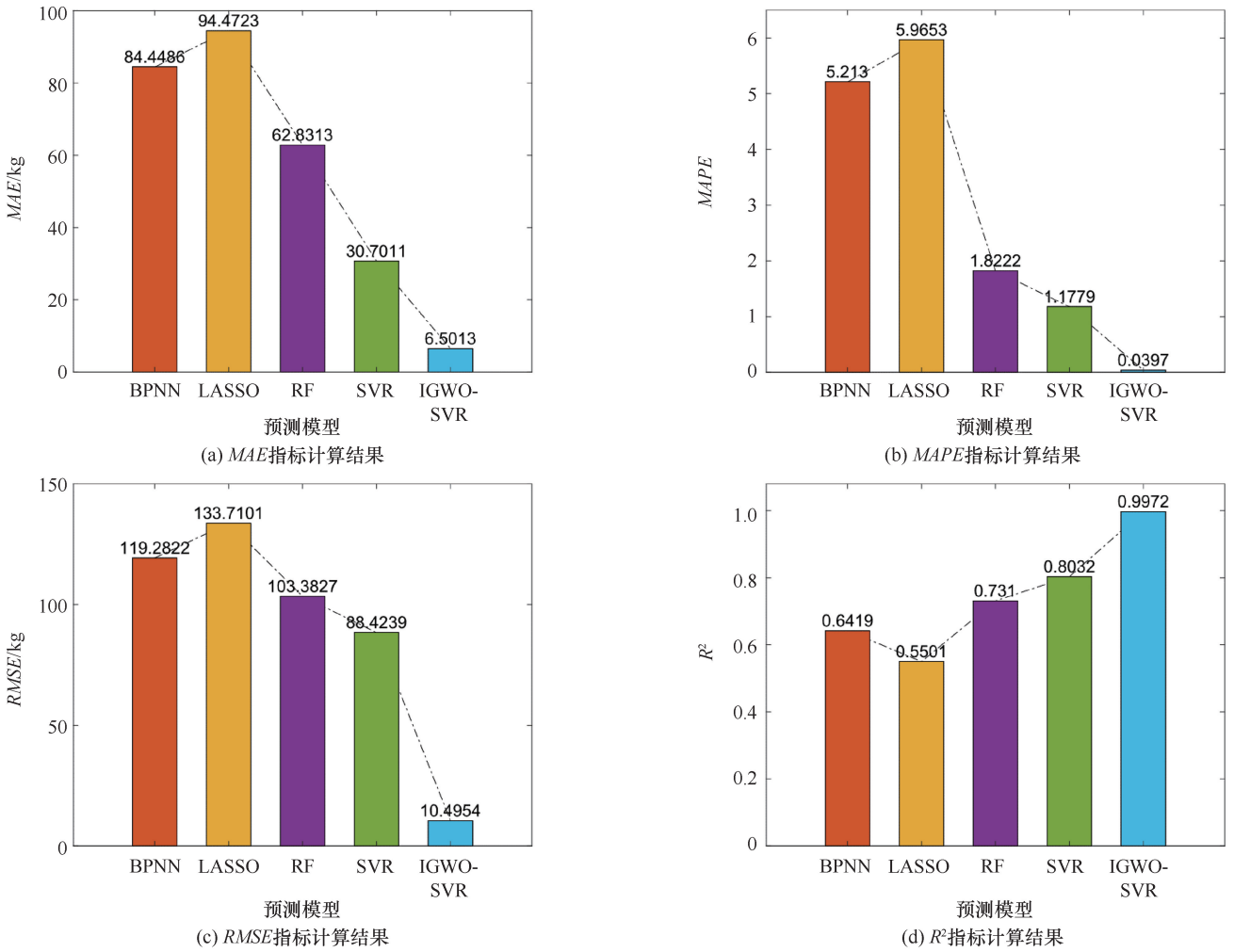


图5 回归模型评价指标对比

标, 迭代优化曲线如图6所示。可以看出采用GWO和IGWO方法进行优化的适应度寻优过程收敛速度更快, 优化效率更高, 具有更优的搜索性能。

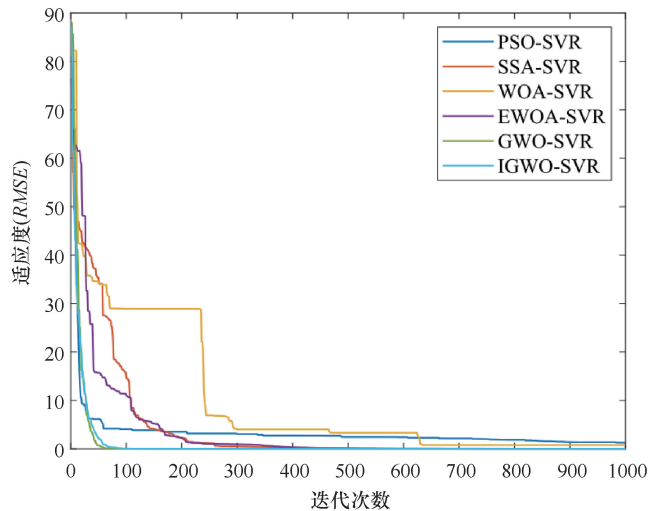
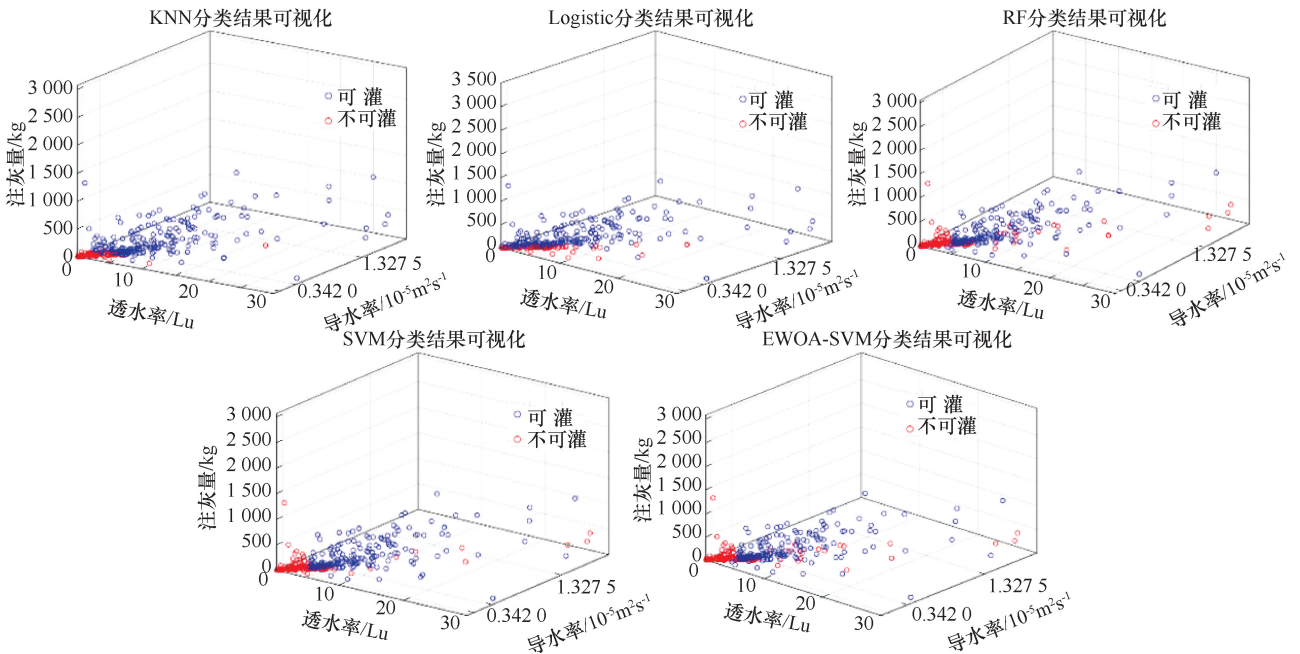


图6 超参数寻优过程对比

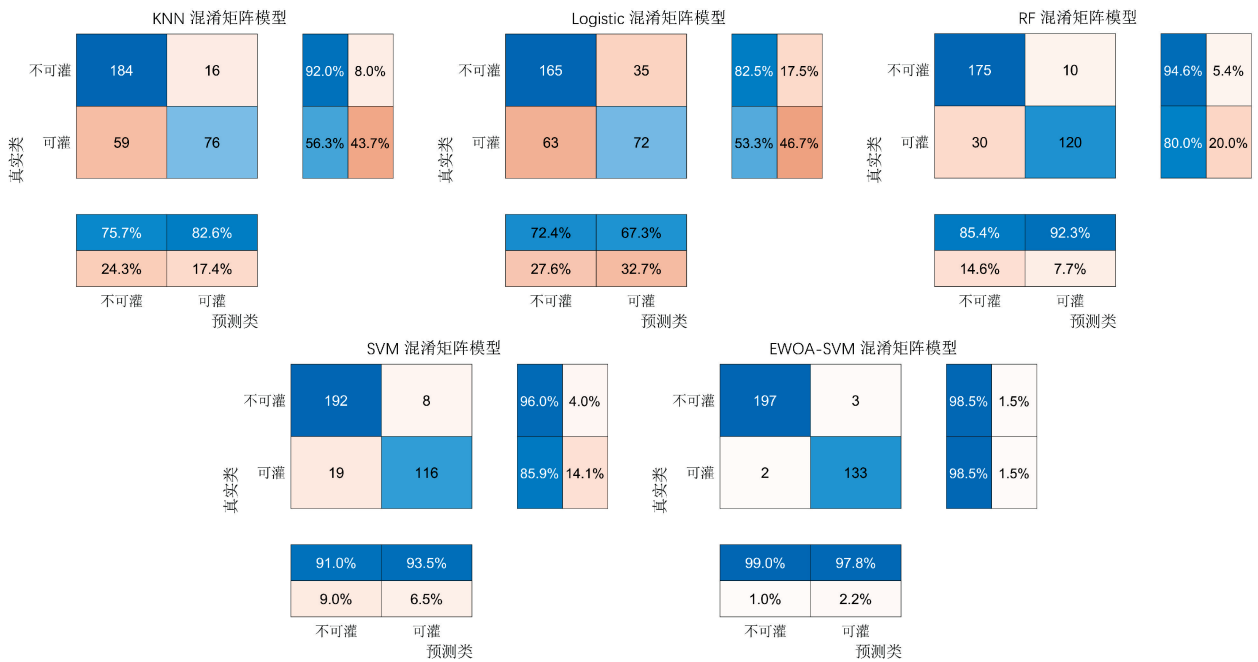
2.3 岩体可灌性预测效果

为了验证SVM模型调参简单并在小样本数据集上的优势, 将可灌性分类数据集按照4:1进行训练数据与测试数据的划分, 同时将所提出基于EWOA-SVM的岩体可灌性分类预测方法与K临近算法(KNN)、Logistic算法、随机森林算法(RF)不同分类方法进行对比, 同时计算分类模型评价指标进行分析, 多种模型分类结果与混淆矩阵如图7所示, 评价指标计算结果如图8所示。

据图7和图8可知, 针对本文基于5种方法所建立岩体可灌性分类预测模型, 其中Logistic分类模型预测准确性最低, 且SVM分类模型比KNN分类模型、RF分类模型准确性有提升, 而本文所就提出的基于EWOA-SVM可灌性分类预测方法通过引入EWOA优化方法优化后, 分类预测准确率提高约6.5%, 其他评价指标也有明显提升, 验证了EWOA-SVM可灌性分类模型的有效性。



(a) 模型预测结果可视化



(b) 模型分类混淆矩阵

图 7 分类模型预测结果

3 结论

本文提出了一种基于支持向量机的岩体可灌性分析预测模型。主要研究成果如下：

(1) 通过综合支持向量机算法与群体优化算法，结合岩体注灰量与岩体可灌性的影响因素，提出了岩体注灰量回归预测 SVR 模型和岩体可灌性分类预测 SVM 模型的建立流程。

(2) 构建注灰量预测数据集和可灌性分类数据集，将改进灰狼优化算法 IGWO 与增强鲸鱼优化算法 EWOA 应用于支持向量机模型的超参数寻优，提高注灰量预测模型与可灌性分类模型预测结果的准确性。

(3) 基于预测模型评价指标，将提出的岩体可灌性分析预测模型与其他多种预测方法对比，与其他常见方法模型相比在小样本数据集上的预测结果更精确，模型调参也更简单，体现出了基于 IGWO-SVR

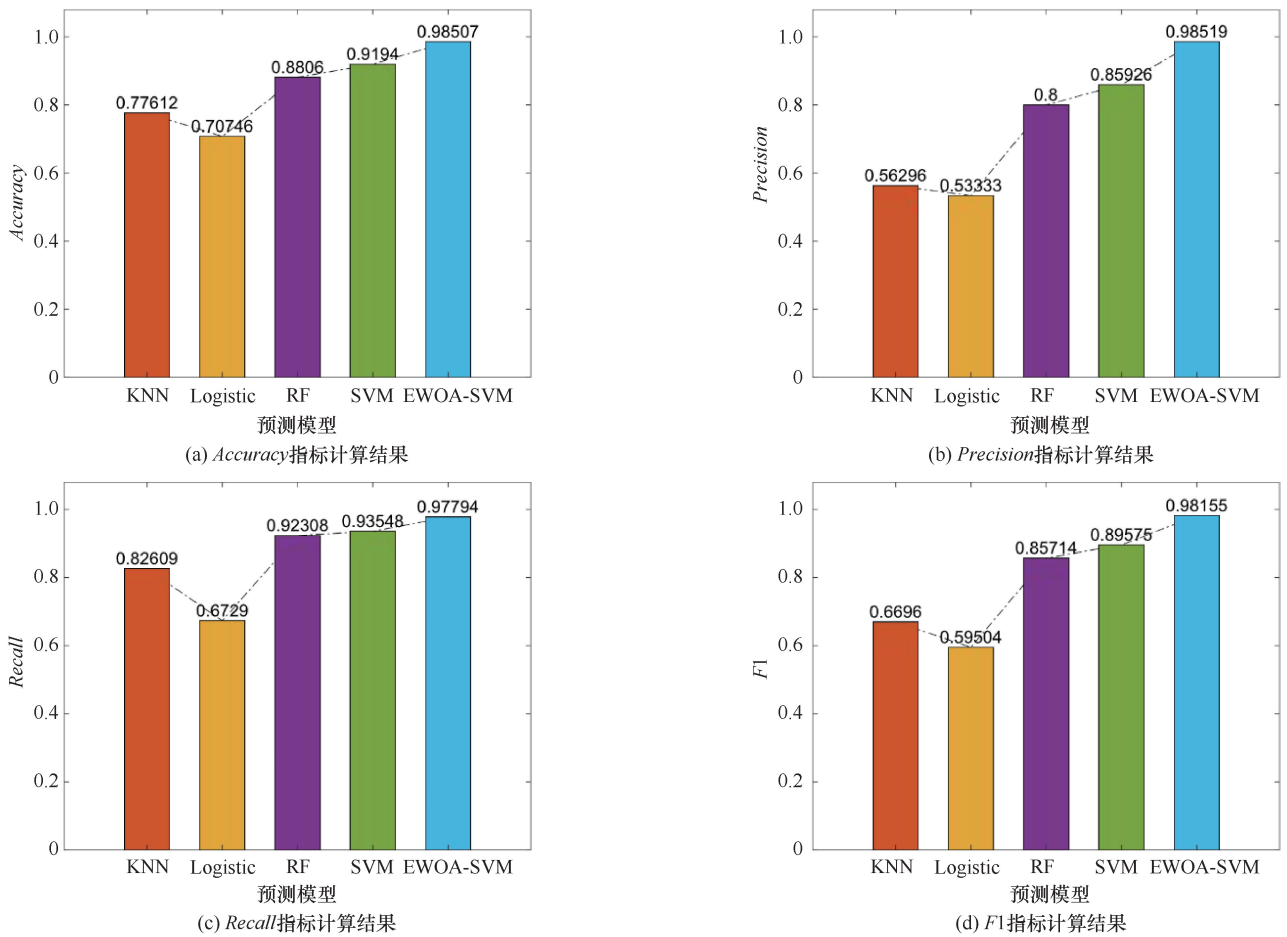


图 8 分类模型评价指标

的岩体注灰量预测模型与基于 EWOA -SVM 的岩体可灌性分类预测模型的优越性。

参考文献:

[1] 宿辉, 王丽影, 牛贝贝. 均匀粗砂层中灌浆机理微观数值模拟研究[J]. 水利水电技术, 2013, 44(10): 73-76.

[2] 张泽甫, 成远登, 丁文云, 等. 基于离散元模拟的黏土劈裂注浆扩散特性[J]. 长江科学院院报, 2022, 39(12): 154-160.

[3] 罗平平. 裂隙岩体可灌性及灌浆数值模拟研究[D]. 南京: 河海大学, 2006.

[4] EKLUNDL D, STILLE H. Penetrability due to filtration tendency of cement-based grouts [J]. Tunnelling and Underground Space Technology, 2008, 23(4): 389-398.

[5] 樊贵超, 钟登华, 任炳昱, 等. 基于分形理论的坝基裂隙岩体注灰量与导水率关系研究[J]. 水利学报, 2017, 48(5): 576-587.

[6] 曾国华, 肖承京. 透水性红砂岩防渗帷幕丙烯酸酯化学灌浆试验研究[J]. 长江科学院院报, 2023, 40(2): 136-140.

[7] XU Y, LI C S, ZHANG X. Development of model test system for grouting simulation in flowing water and study of the diffusion form of anti-dispersion grout[J]. Applied Mechanics and Materials, 2011, 1446(90-93): 208-212.

[8] 崔激, 王利新, 江志安, 等. 基于修正立方定律的岩体粗糙裂隙网络注浆过程模拟研究[J]. 岩土力学, 2021, 42(8): 2250-2258.

[9] 邓韶辉, 王晓玲, 敖雪菲, 等. 大坝基岩帷幕宾汉姆浆液灌浆的三维数值模拟[J]. 水利学报, 2016, 47(2): 165-172.

[10] LIAO K, FAN J, HUANG C. An artificial neural network for groutability prediction of permeation grouting with microfine cement grouts[J]. Computers and Geotechnics, 2011, 38(8): 978-986.

[11] CHENG M Y, HOANG N D. Groutability prediction of microfine cement based soil improvement using evolutionary LS-SVM inference model[J]. Journal of Civil Engineering and Management, 2014, 20(6): 839-848.

[12] FENG S X, ZHAO Y F, WANG Y J, et al. A comprehensive approach to karst identification and groutability evaluation: A case study of the Dehou reservoir, SW China[J]. Engineering Geology, 2020, 269: 105529.

[13] DENG S H, WANG X L, ZHU Y F, et al. Hybrid grey wolf optimization algorithm-based support vector machine for groutability prediction of fractured rock mass [J]. Journal of Computing in Civil Engineering, 2019, 33(2): 04018065.

(责任编辑 王海锋)