

中文引用格式:祁云,白晨浩,秦凯,等. 基于 HEOA-XGBoost 组合模型的边坡稳定性预测[J]. 中国安全科学学报, 2025, 35, (9): 137-144.

英文引用格式:QI Yun, BAI Chenhao, QIN Kai, et al. Slope stability prediction based on HEOA-XGBoost combined model [J]. China Safety Science Journal, 2025, 35(9): 137-144.

基于 HEOA-XGBoost 组合模型的边坡稳定性预测*

祁云^{1,2,3}副教授, 白晨浩^{**2}, 秦凯⁴助理研究员, 段宏飞⁵教授,
李绪萍¹教授, 汪伟^{1,2}副教授

(1 内蒙古科技大学 矿业与煤炭学院, 内蒙古 包头 014010; 2 山西大同大学 煤炭工程学院, 山西 大同 037000; 3 中国职业安全健康协会《中国安全科学学报》编辑部, 北京 100029;
4 煤炭科学技术研究院有限公司, 北京 100013; 5 中山大学 土木工程学院, 广东 广州 510275)

中图分类号:X936

文献标志码:A

DOI: 10.16265/j.cnki.issn1003-3033.2025.09.0030

基金项目:国家自然科学基金面上项目资助(52174188); 国家自然科学基金地区基金资助(52464020); 山西省研究生实践创新项目(2024SJ378); 山西大同大学研究生实践创新项目(2024SJCX05)。

【摘要】 为预防边坡失稳安全事故发生, 针对边坡失稳的不确定性及其影响因素的复杂性等问题, 提出一种基于人类进化优化算法(HEOA)优化极端梯度提升(XGBoost)的组合模型, 以预测边坡稳定性。首先分析影响边坡失稳的主控因素, 选取边坡岩体的6项影响因素建立边坡稳定性预测指标体系; 其次利用极差标准化统一样本量纲, 并采用合成少数类过采样技术(SMOTE)平衡样本等级分布; 然后通过HEOA优化XGBoost模型的最大深度、学习率、子样本比例、列样本比例和最小损失; 最后利用准确率、精确率、召回率、 F_1 分数和科恩卡帕系数综合评价所建模型的预测结果, 并将该模型应用于具体工程实例。结果表明: 经HEOA优化后XGBoost模型的最大深度、学习率、子样本比例、列样本比例和最小损失分别为6、0.583 8、0.461 5、0.584 6和0.024 4时效果凸显; HEOA-XGBoost组合模型预测边坡稳定性状态相比于其他智能算法优化的XGBoost模型和单一XGBoost模型, 其各评价指标均有所提升, 表明该模型预测边坡稳定性状态具有较高的精准度和泛化性。

【关键词】 边坡稳定性; 人类进化优化算法(HEOA); 极端梯度提升(XGBoost); 极差标准化; 合成少数类过采样技术(SMOTE)

Slope stability prediction based on HEOA-XGBoost combined model

QI Yun^{1,2,3}, BAI Chenhao², QIN Kai⁴, DUAN Hongfei⁵, LI Xuping¹, WANG Wei^{1,2}

(1 School of Mining and Coal, Inner Mongolia University of Science and Technology, Baotou Inner Mongolia 014010, China; 2 College of Coal Engineering, Shanxi Datong University, Datong Shanxi 037000, China;
3 Editorial Office of China Safety Science Journal, China Occupational Safety and Health Association, Beijing 100029, China; 4 China Coal Research Institute, Beijing 100013, China; 5 School of Civil Engineering, Sun Yat-sen University, Guangzhou Guangdong 510275, China)

* 文章编号:1003-3033(2025)09-0137-08; 收稿日期:2025-03-20; 修稿日期:2025-06-12

** 通信作者:白晨浩(2001—),男,内蒙古准格尔旗人,硕士研究生,主要研究方向为深部矿山动力灾害防治及应急技术。E-mail: 15248405464@163.com。

Abstract: To prevent slope instability accidents, a combined model based on HEOA optimized XGBoost was proposed to predict slope stability in response to the uncertainty of slope instability and the complexity of influencing factors. First, the main controlling factors affecting slope instability were analyzed. Six key influencing factors related to slope rock mass were selected to establish a slope stability prediction index system. Second, range normalization was applied to unify the feature scales, and SMOTE was employed to balance the distribution of stability classes within the dataset. Third, the HEOA was used to optimize the maximum depth, learning rate, subsample ratio, column sample ratio, and minimum loss of the XGBoost model. Finally, the prediction results of the constructed model were comprehensively evaluated using the following metrics: accuracy, precision, recall, F_1 score, and Cohen's Kappa coefficient, and the model was applied to specific engineering cases. The results show that the XGBoost model optimized by HEOA achieves the best performance when the maximum depth, learning rate, subsample ratio, column sample ratio, and minimum loss were 6, 0.583 8, 0.461 5, 0.584 6 and 0.024 4, respectively. Compared with other intelligent algorithms-optimized XGBoost models and single XGBoost model, the HEOA-XGBoost hybrid model shows improvements in all evaluation indicators in predicting slope stability, indicating that the model has high accuracy and generalization ability in predicting slope stability.

Keywords: slope stability; human evolutionary optimization algorithm (HEOA); eXtreme gradient boosting (XGBoost); range normalization; synthetic minority oversampling technique (SMOTE)

0 引言

复杂地质环境的岩土工程建设难免涉及混合体边坡,导致极易引发以滑坡为主的地质灾害^[1]。边坡失稳影响因素众多,不确定性较大,易造成人员伤亡和设备损坏等严重后果^[2]。据2017年我国非煤矿山较大事故统计结果,自2013—2017年我国(不含港澳台)矿山安全事故边坡滑坡的事故总数和死亡人数逐年递减,位居非煤矿山所有安全事故第3,占比约为13.5%和9.3%^[3]。由于大规模岩土工程施工及暴雨等自然灾害侵蚀,导致边坡失稳安全事故的发生日益明显,因此,寻求准确高效的边坡稳定性预测方法,对预防边坡失稳的发生并提前采取针对性防控措施具有重要意义。

边坡稳定性预测是提前预防和控制边坡失稳灾害发生非常有效的措施之一,国内外学者针对边坡稳定性预测方法,将其划分为定性分析和定量分析方法^[4]。其中,定性分析方法是综合考虑边坡的地质构造和水文条件等影响条件,判别并预测边坡的稳定状态和未来发展趋势。传统定量分析方法是数学模型和计算方法评估边坡的安全系数和失稳概率^[5]。上述方法虽在一定程度上能够预测边坡的稳定状态,但定性分析和传统定量分析方法的适用范围均受限于工程规模和地质复杂度小的边坡环境,致使难以形成统一的分析方法,很难达到理

想的预测效果。

随着人工智能和大数据等新兴领域的兴起,智能决策为解决非线性多变量的复杂问题提供了新思路。近年来,众多学者将边坡稳定性预测指标融入人工智能模型中,如LIN Mansheng等^[6]利用数字孪生技术构建少量数值边坡,通过注意力机制改进卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)预测边坡稳定性状态,揭示了模型在有限样本量下的稳定性。祁云等^[7]提出多策略麻雀搜索算法(Sparrow Search Algorithm, SSA)优化核极限学习机(Kernel Extreme Learning Machine, KELM)预测边坡稳定性状态,通过引入混沌映射、飞行策略和动态自适应权重提升组合模型的预测效果,揭示了模型内部逻辑运行机制。尽管上述预测方法能够实现边坡稳定性预测,但由于边坡失稳诱发的复杂机制及各种智能算法自身的不足,导致其在实际应用中有一定的局限性,缺乏普遍性。同时,现阶段的预测方法对输入数据的质量和数量要求高,且模型解释性差,难以处理非结构化数据等问题。

鉴于此,文中选取221组边坡工程案例数据,建立预测边坡稳定性状态的初始样本,结合极差标准化和合成少数类过采样技术(Synthetic Minority Oversampling Technique, SMOTE)预处理原始样本,以提升数据的质量与适用性。将人类进化优化算法(Human Evolutionary Optimization Algorithm, HEOA)

和极端梯度提升 (eXtreme Gradient Boosting, XGBoost) 模型相结合,引入边坡稳定性状态预测中;建立基于 HEOA-XGBoost 的边坡稳定性状态组合预测模型,并对比分析所建模型与另外 3 种模型的预测结果,以期提高边坡稳定性状态预测的精准度,促进安全生产。

1 边坡稳定性预测机制

1.1 SMOTE 算法

为解决原始样本中类别不平衡等问题,CHAWLA 等^[8]于 2002 年提出了 SMOTE 算法,旨在通过合成少数类样本来提升模型对少数类的识别能力,具体算法原理见文献[8]。

1.2 HEOA 算法

HEOA 算法是 LIAN Junbo 等^[9]于 2024 年提出的一种元启发式优化算法,该算法将全局搜索过程分为人类探索和人类发展 2 个阶段,通过模拟人类社会协同分工实现目标优化。

1.3 XGBoost 模型

传统的梯度提升决策树 (Gradient Boosting

Decision Tree,GBDT) 模型仅使用了一阶导数,容易出现过拟合现象,而 XGBoost 模型引入了 2 阶导数的优化、正则化和分布式计算,使模型的性能和计算效率进一步得到提升^[10]。

XGBoost 模型的目标函数由正则项和误差项组成,其中,正则项是模型的结构误差,而误差项是衡量模型预测结果与实际结果的差异,具体算法原理见参考文献[10]。

2 边坡稳定性预测指标选取及分析

2.1 样本选取

为探究多因素协同影响边坡稳定性状态的复杂非线性问题,文中结合边坡失稳的理论研究和工程经验,从边坡结构参数和岩土力学物理性质等方面,选取边坡岩体的容重 g 、黏聚力 c 、内摩擦角 j 、边坡角 φ 、边坡高度 H 及孔隙压力比 r 等 6 个因素,作为文中所提组合模型的输入参数。基于上述边坡稳定性预测指标,文中搜集 221 组典型边坡案例数据,并建立原始样本^[11-13],其中,F 表示边坡失稳,S 表示边坡稳定,详细数据见表 1。

表 1 边坡稳定性部分案例样本
Table 1 Partial case data of slope stability

序号	$g/(\text{kN}\cdot\text{m}^{-3})$	c/kPa	$j/(^{\circ})$	$\varphi/(^{\circ})$	H/m	r	σ	边坡状态
1	14	11.97	26	30	88	0.34	1.02	F
2	27	35.00	35	42	359	0.25	1.27	S
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
221	25	46.00	35	46	393	0.25	1.24	S

2.2 数据分析

2.2.1 各指标分析

文中收集的边坡案例数据样本之间相互独立,其中, g 、 c 、 j 、 φ 、 H 及 r 为模型的自变量,MR 为模型的因变量,变量基本信息见表 2。

表 2 变量基本信息

Table 2 Basic information of variables

统计量	g	c	j	φ	H	r
平均数	23.26	27.59	31.23	38.41	164.27	0.30
标准差	4.67	25.77	9.09	9.46	163.48	0.09
最小值	12	0	0	8	3.66	0.11
最大值	31.3	150	45	53	511	0.50
25%分位数	20	10	29.7	31	20	0.25
50%分位数	23.65	20	35	42	90.5	0.29

续表 2

统计量	g	c	j	φ	H	r
75%分位数	27	46	36	45	301	0.35
中位数	23.65	20	35	42	90.5	0.29
众数	27	0	35	45	50	0.25

由表 2 可知: c 、 H 、 r 预测指标的平均数大于其对应的中位数和众数,故呈现右偏分布;而 g 、 j 和 φ 预测指标的众数大于等于其对应的中位数和平均数,故呈现左偏分布。为更好地理解样本的分布状态,绘制 6 个变量的分布曲线和各变量在区间内出现的频率,如图 1 所示。

2.2.2 不平衡性分析

文中通过统计原始样本中边坡各状态发现,边坡稳定状态共计 124 例,占比 56.1%,而边坡失稳状

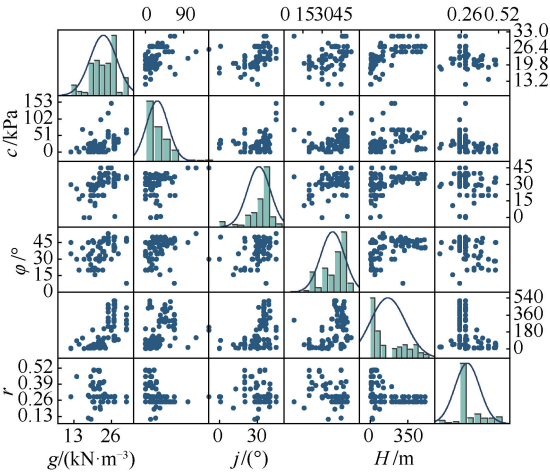


图1 各预测指标分布曲线和区间频率
Fig.1 Distribution curve and interval frequency of each prediction index

表3 标准化后边坡稳定性部分案例数据

Table 3 Some case data of slope stability after standardization

序号	$g/(kN \cdot m^{-3})$	c/kPa	$j/(^{\circ})$	$\varphi/(^{\circ})$	H/m	r	σ	边坡状态
1	0.10	0.08	0.58	0.49	0.17	-0.28	1.02	F
2	0.78	0.23	0.78	0.76	0.70	0.36	1.27	S
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
221	0.67	0.31	0.78	0.84	0.77	0.36	1.24	S

性样本状态分布的均衡性,原始边坡失稳样本量与平衡后样本量对比,如图2所示。

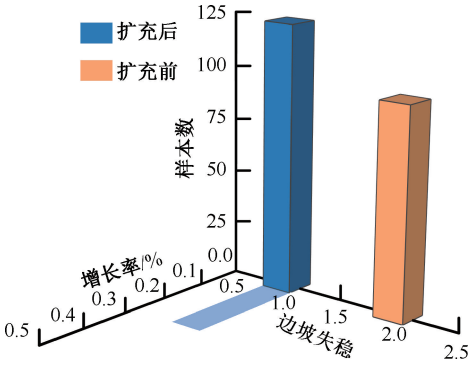


图2 原始样本与平衡后样本对比

Fig.2 Comparison between original sample and balanced sample

由图2可知:在扩充原始样本后,边坡失稳的样本数量增至124,增长率为27.84%,总样本数由221组增至248组,解决了样本等级分布的不均衡性,满足了机器学习算法对样本均衡性的要求。

4 边坡稳定性预测模型建立

4.1 算法验证

为验证HEOA算法的寻优性能,选取4种经典的

态共计97例,占比43.9%。由此可见:样本存在一定的不平衡性,故需扩充少数类数据以改善数据集各类别分布的平衡性。

3 边坡稳定性预测数据处理

3.1 标准化处理

为提高分类模型预测的准确性,在特征提取之前,采用极差标准化法消除数据之间因不同纲量导致的差异,通过标准化将原始数据映射到[0,1]之间,标准化后的数据见表3。

3.2 不平衡性处理

由于边坡失稳和边坡稳定2种分布状态样本数目比为1:1.278,为使各类样本达到平衡,通过SMOTE算法扩充边坡失稳类样本,以改善边坡稳定

复杂非线性基准函数作为测试函数进行迭代测试,并与差异化创意搜索算法(Differentiated Creative Search, DCS)、比例-积分-微分搜索优化算法(Proportional-Integral-Derivative Search Algorithm,PSA)2种算法对比分析,标准函数类型见表4,函数测试结果如图3所示,其中, x 表示当前样本; n 表示样本量; $\text{rand}(\cdot)$ 表示随机选取 $(\cdot)$ 范围内的随机数。

由图3可知:HEOA算法在单峰和多峰基准测试函数中均表现出良好的收敛能力与速度,且相比于DCS和PSA算法其收敛能力显著提升,可见,该算法具有高效的探索能力、快速的收敛速度及强大的寻优能力。

4.2 HEOA-XGBoost 组合模型

XGBoost模型训练速度快且预测效果好,但该模型占用计算资源较大且易受超参数选取的影响,较低的内存空间及不同的超参数组合可能会导致不同的预测结果。为准确高效地预测岩土工程中边坡的稳定性状态,采用HEOA算法优化XGBoost模型的5个重要参数,即最大深度、学习率、子样本比例、列样本比例和最小损失。基于HEOA算法优化XGBoost的岩土工程边坡稳定性组合的预测模型,具体实现步骤如下:

表 4 标准函数类型

Table 4 Standard function types

测试函数	维度	取值范围
$f_1(x) = \sum_{i=1}^n x_i^2$	30	$[-100,100]$
$f_2(x) = \sum_{i=1}^n ix_i^4 + \text{rand}[0,1)$	30	$[-1.28,1.28]$
$f_3(x) = \sum_{i=1}^n [x_i^2 - 10\cos(2\pi x_i) + 10]$	30	$[-5.12,5.12]$
$f_4(x) = -20\exp(-0.2\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^n x_i^2}) - \exp(\frac{1}{n}\sum_{i=1}^n \cos 2\pi x_i) + 20 + e$	30	$[-32,32]$

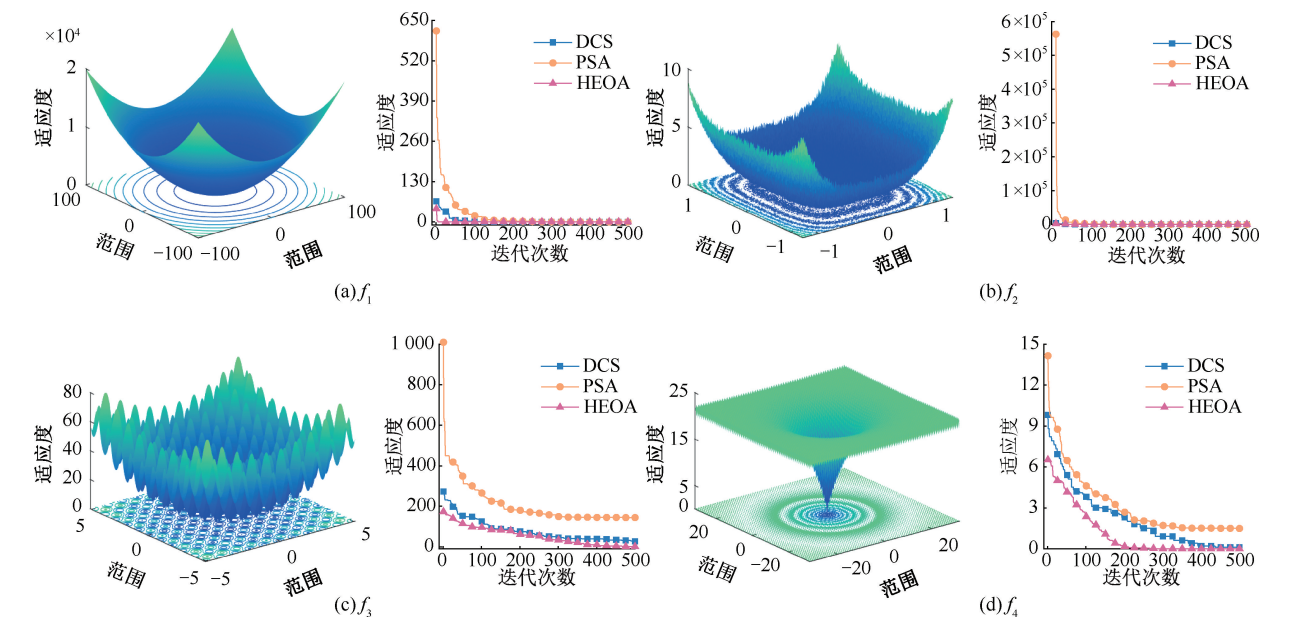


图 3 函数测试结果

Fig. 3 Function test results

1) HEOA 初始化。采用一维离散逻辑斯谛混沌映射,并设定 5 个超参数的寻优区间。

2) 寻找最优位置。将每次迭代后的寻优参数代入目标函数更新适应度,根据当前种群的状态更新种群的位置并利用均方根误差作为适应度函数更新最优解;每次迭代完成后,评估当前种群中各个解的适应度,采用当前最优解作为下一代种群的起点,往复循环直至迭代次数满足终止条件,输出最优种群位置对应的超参数组合。

3) 测试和应用。通过 HEOA 算法寻优后的最佳参数组合输入到 XGBoost 模型,得出训练后的最佳预测模型。HEOA-XGBoost 边坡稳定性预测模型整体流程如图 4 所示。

4.3 模型训练与测试

4.3.1 模型参数优化

为验证边坡稳定性预测模型的可行性和有效

性,随机选取原始样本中 80%的数据作为训练集用以训练模型,20%作为测试集用以检验模型的预测效果。其中,划分后训练集共有 198 个样本,测试集共有 50 个样本。超参数优化前需综合分析所优化的超参数和取值范围,见表 5。

表 5 XGBoost 超参数的初始值和预定的搜索范围

Table 5 Initial values of XGBoost hyperparameters and predetermined search scope

参数名称	参数含义	范围	初始值
learning_rate	学习率	$[0.01,1]$	0.3
max_depth	最大深度	$[1,20]$	6
subsample	子样本比例	$(0.1,1]$	1
colsample	列样本比例	$(0.1,1]$	1
gamma	最小损失	$[0,10]$	0

通过 HEOA 算法优化 XGBoost 模型的 5 项超参数,寻找与该模型最适配的超参数组合,并设置

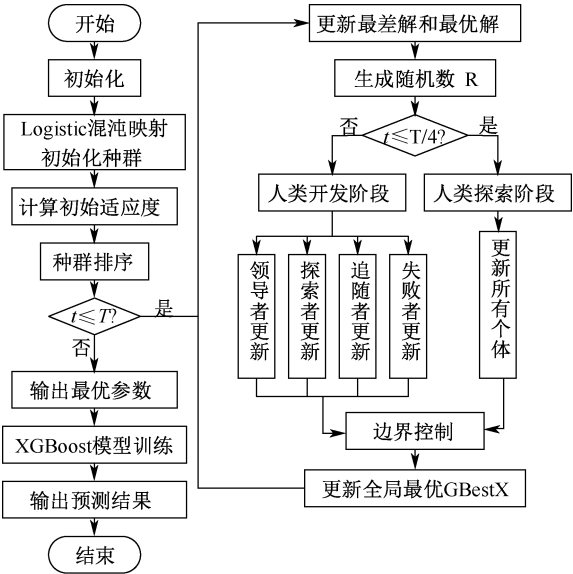


图 4 HEOA-XGBoost 预测模型流程

Fig. 4 Flow of HEOA-XGBoost prediction model

HEOA 算法的维度为 5。同时,引入 DCS 和 PSA 分别优化 XGBoost 模型,分别对比上述 3 种算法的适应度情况,结果如图 5 所示。

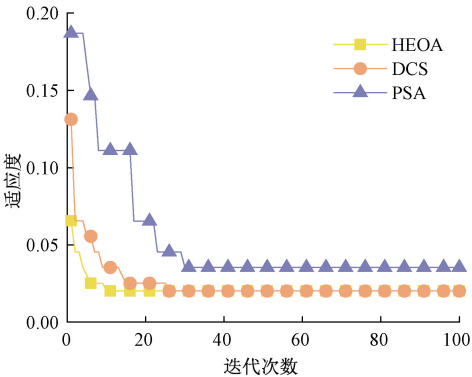


图 5 3 种优化算法的适应度迭代曲线

Fig. 5 Fitness iteration curves for 3 optimization algorithms

由图 5 可知:HEOA 算法与 DCS 算法优化 XGBoost 模型的超参数分别迭代 10 次和 26 次后达到收敛值 0.02,而 PSA 算法则需迭代 31 次后达到收敛值 0.04。经寻优后 HEOA 优化 XGBoost 模型的超参数组合为 learning_rate = 0.583 8、max_depth = 6、subsample = 0.461 5、colsample_bytree = 0.584 6 和 gamma = 0.024 4 时效果凸显。

4.3.2 模型性能评估指标

为验证 HEOA 算法寻优后的 XGBoost 边坡稳定性预测模型的性能,引入 5 项评估指标作为模型性能的评估依据,分别是准确率 A_c 、精确率 P 、召回率 R 、平衡 F 分数 F_1 和 科恩卡帕系数 K 。此外,各评估

指标通过真正例 (True Positive, TP)、假正例 (False Positive, FP)、真反例 (True Negative, TN) 和假反例 (False Negative, FN) 所表示,具体计算过程如下:

$$A_c = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \tag{1}$$

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \tag{2}$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \tag{3}$$

$$F_1 = 2 \times \frac{P \times R}{P + R} \tag{4}$$

$$K = \frac{N \sum_{i=1}^n TP_i - \sum_{i=1}^n (TP_i + FP_i)(TP_i + FN_i)}{N^2 - \sum_{i=1}^n (TP_i + FP_i)(TP_i + FN_i)} \tag{5}$$

式中: N 为样本总数; n 为样本类别总数。

4.3.3 预测效果分析

为进一步验证 HEOA 算法优化 XGBoost 模型的鲁棒性、优越性及稳定性,文中选取未经优化的 XGBoost 模型以及采用 DCS 算法和 PSA 算法分别优化 XGBoost 的 3 种模型与文中所建模型对比分析。各模型在测试集上的预测情况,见表 6。

表 6 模型各等级预测情况

Table 6 Prediction of model for each level					
状态	实际状态	预测模型状态			
		XGBoost	PSA-XGBoost	DCS-XGBoost	HEOA-XGBoost
F	25	19	20	21	21
S	25	20	23	24	25
总计	50	39	43	45	46

由表 6 可知:HEOA-XGBoost 模型预测边坡稳定性与实际稳定性相比,在边坡稳定状态与实际状态完全一致,而在边坡失稳状态下存在一定偏差。表明文中所建模型针对边坡稳定状态分类性能强,对边坡失稳状态分类性能较弱。相比其他 3 种模型,HEOA-XGBoost 模型预测正确的边坡稳定性状态最多,为 46 个;DCS-XGBoost 与 PSA-XGBoost 模型次之,分别为 45 和 43 个;未经优化的 XGBoost 模型预测最少,为 39 个。

5 边坡稳定性预测模型应用

为验证 HEOA-XGBoost 模型的普适性与稳定性,以苏家坪滑坡、大溪滑坡、旬阳水电站杨大沟滑坡、江西七一水库滑坡、天生桥二级水电站 7 号边

坡、四川垮梁子边坡和云南头寨沟边坡为具体工程实例数据,作为外部测试集进行验证,具体数据见表 7。各模型预测结果如图 6 所示。

表 7 10 个工程实例样本数据
Table 7 Sample data of 10 engineering cases

序号	工程名称	$g/(\text{kN}\cdot\text{m}^{-3})$	c/kPa	$j/(^{\circ})$	$\varphi/(^{\circ})$	H/m	r	边坡状态
1	苏家坪滑坡	20.0	30	36.0	45.0	50.0	0.29	F
2	大溪滑坡	22.0	20	36.0	45.0	30.0	0.29	F
3	旬阳水电站杨大沟滑坡	31.3	68	37.0	49.0	200.5	0.29	F
4	江西七一水库滑坡	18.8	25	14.6	20.3	50.0	0.40	F
5	天生桥二级水电站 7 号边坡	22.0	10	35.0	30.0	10.0	0.29	S
6	四川垮梁子边坡	21.0	10	30.3	30.0	30.0	0.29	S
7	云南头寨沟边坡	21.5	15	29.0	41.5	123.6	0.36	S

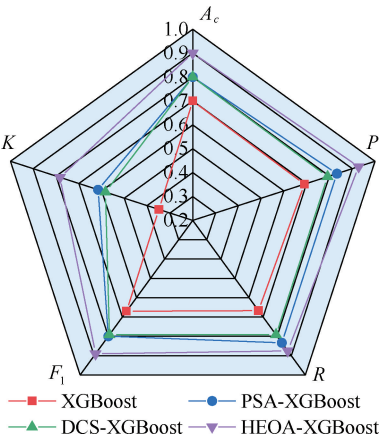


图 6 各模型预测结果
Fig. 6 Prediction results of each model

由图 6 可知:HEOA-XGBoost 模型各评价指标相较于其他智能算法模型的拟合度更优,其准确率为 90%,DCS-XGBoost 和 PSA-XGBoost 预测模型的准确率次之,为 80%,而 XGBoost 模型预测效果较低,其准确率为 70%。综上所述,HEOA-XGBoost 模型预测边坡稳定性状态能够深入挖掘各指标之间的相关性,且具有较强的学习能力和较高的准确率。

由此可见,HEOA-XGBoost 边坡稳定性状态预测模型在实际应用中相较于其他智能算法模型,具备更高的精准度与泛化性。

6 结 论

- 1) 针对原始样本存在冗余和类别不平衡等问题,文中通过极差标准化消除指标间的冗余信息,利用 SMOTE 算法合成少数类样本,平衡类别样本类别分布,为后续建模分析奠定基础。
- 2) HEOA-XGBoost 边坡稳定性预测模型相较于 DCS-XGBoost、PSA-XGBoost 和 XGBoost 模型的各项评价指标均为更优,表明 HEOA 优化算法寻优能力强,同时可用于其他智能模型确定超参数。
- 3) 通过具体工程实例验证文中所建模型,并与其他智能模型对比分析,表明 HEOA-XGBoost 模型的边坡稳定性状态预测结果与实际状态拟合度较优,而其他智能算法模型都存在偏大或偏小的预测错误。综上所述,基于 HEOA-XGBoost 的边坡稳定性状态预测模型精度高,且具有良好的泛化性和稳定性。

参 考 文 献

[1] 谢永利,刘新荣,晏长根,等. 特殊岩土体工程边坡研究进展[J]. 土木工程学报,2020,53(9):93-105.
XIE Yongli, LIU Xinrong, YAN Changgen, et al. Research progress of special soil and rock engineering slopes[J]. China Civil Engineering Journal, 2020, 53(9): 93-105.

[2] 金磊,曾亚武,程涛,等. 土石混合体边坡稳定性的三维颗粒离散元分析[J]. 哈尔滨工业大学学报,2020,52(2): 41-50.
JIN Lei, ZENG Yawu, CHENG Tao, et al. Stability analysis of soil-rock mixture slope based on 3-D DEM[J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2020, 52(2): 41-50.

[3] 中华人民共和国应急管理部. 2017 年全国非煤矿山生产安全事故统计分析报告[R], 2018.

[4] 张梦涵,魏进,卞海丁. 基于机器学习的边坡稳定性分析方法:以国内 618 个边坡为例[J]. 地球科学与环境学报, 2022,44(6):1 083-1 095.

ZHANG Menghan, WEI Jin, BIAN Haiding. Slope stability analysis method based on machine learning: taking 618 slopes in China as examples[J]. Journal of Earth Sciences and Environment, 2022, 44(6): 1 083-1 095.

[5] BAGHBANI A, FARADONBEH S R, LU Yi, et al. Enhancing earth dam slope stability prediction with integrated AI and statistical models[J]. Applied Soft Computing, 2024, 164: DOI:10.1016/j.asoc.2024.111999.

[6] LIN Mansheng, CHEN Xuedi, CHEN Gongfa, et al. Stability prediction of multi-material complex slopes based on self-attention convolutional neural networks[J]. Stochastic Environmental Research and Risk Assessment, 2024: DOI:10.1007/s00477-024-02792-2.

[7] 祁云,薛凯隆,李绪萍,等. 多策略改进 SSA 优化 KELM 的边坡稳定性预测模型[J]. 中国安全科学学报,2025, 35(3):92-98.

QI Yun, XUE Kailong, LI Xuping, et al. Slope stability prediction model based on multi-strategy improved SSA for optimizing KELM[J]. China Safety Science Journal, 2025, 35(3): 92-98.

[8] CHAWLA N, BOWYER K, HALL L, et al. SMOTE: synthetic minority over-sampling technique[J]. The Journal of Artificial Intelligence Research, 2002, 16: 321-357.

[9] LIAN Junbo, HUI Guohua. Human evolutionary optimization algorithm [J]. Expert Systems with Applications, 2024, 241: DOI:10.1016/j.eswa.2023.122638.

[10] 朱彤,秦丹,魏雯,等. 基于机器学习的公交驾驶员事故风险识别及影响因素研究[J]. 中国安全科学学报,2023, 33(2):23-30.

ZHU Tong, QIN Dan, WEI Wen, et al. Research on accident risk identification and influencing factors of bus drivers based on machine learning[J]. China Safety Science Journal, 2023, 33(2): 23-30.

[11] 余文质. 基于不确定性分析方法的边坡稳定性评价及预测[D]. 成都:成都理工大学,2008.

YU Wenzhi. Evaluation and prediction of slop stability based on indeterminacy mathematic method [D]. Chengdu: Chengdu University of Technology, 2008.

[12] 罗战友,杨晓军,龚晓南. 基于支持向量机的边坡稳定性预测模型[J]. 岩石力学与工程学报,2005, 24(1): 144-148.

LUO Zhanyou, YANG Xiaojun, GONG Xiaonan. Support vector machine model in slope stability evaluation[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2005,24(1): 144-148.

[13] 熊振涛. 基于机器学习的边坡稳定性预测模型优化研究[D]. 昆明:昆明理工大学,2023.

XIONG Zhentao. Optimization of slope stability prediction model based on machine learning[D]. Kunming: Kunming University of Science and Technology, 2023.

作者简介： 祁云 （1988—）,男,安徽淮北人,博士,副教授,主要从事矿山动力灾害防治及应急管理技术研究。E-mail: qiyun_sx@163.com。