

中文引用格式:王团辉,王超,吴顺川,等. 基于 MISSA-SVM 模型的边坡稳定性预测及应用[J]. 中国安全科学学报, 2024, 34(4): 135-144.

英文引用格式:WANG Tuanhui, WANG Chao, WU Shunchuan, et al. Slope stability prediction and application based on MISSA-SVM model [J]. China Safety Science Journal, 2024, 34(4):135-144.

基于 MISSA-SVM 模型的边坡稳定性预测及应用*

王团辉¹, 王超^{**1,2,3}副教授, 吴顺川^{1,2,3}教授, 王琦玮¹, 徐健琿¹

(1 昆明理工大学 国土资源工程学院, 云南 昆明 650093; 2 自然资源部 高原山地地质灾害
预报预警与生态保护修复重点实验室, 云南 昆明 650093; 3 云南省高原山地地质灾害
预报预警与生态保护修复重点实验室, 云南 昆明 650093)

中图分类号:X948

文献标志码:A

DOI: 10.16265/j.cnki.issn1003-3033.2024.04.1275

资助项目:云南省重大科技专项项目(202202AG050014);云南省创新团队项目(202105AE160023)。

【摘要】 为提高边坡稳定性的预测精度,提出一种基于多策略改进的麻雀搜索算法(MISSA)优化支持向量机(SVM)的边坡稳定性预测模型。选取容重 γ 、黏聚力 c 、内摩擦角 Φ 、边坡角 φ_f 、边坡高度 H 、孔隙压力比 r_u 等6个代表性特征作为模型的预测指标。针对麻雀优化算法(SSA)存在的收敛速度慢、精确度不高、易陷入局部最优等问题,引入一维复合混沌映射、正余弦算法(SCA)、Levy飞行机制和步长因子动态调整等策略进行优化改进,构建基于MISSA-SVM的边坡稳定性预测模型。将MISSA-SVM模型应用到太溪滑坡等9组边坡工程实例进行验证。结果表明:MISSA-SVM模型的准确率、精确率、召回率、 F_1 分数、均方误差(MSE)和曲线下面积(AUC)分别达到96.29%、92.3%、100%、0.96、0.016和0.967,均优于SSA优化的SVM模型和BP模型,预测结果与实际边坡状况完全吻合,表明MISSA-SVM模型具有较强的泛化能力。

【关键词】 多策略改进麻雀搜索算法(MISSA); 支持向量机(SVM); 边坡稳定性; 正余弦算法(SCA); 预测指标

Slope stability prediction and application based on MISSA-SVM model

WANG Tuanhui¹, WANG Chao^{1,2,3}, WU Shunchuan^{1,2,3}, WANG Qiwei¹, XU Jianhui¹

(1 Faculty of Land Resource Engineering, Kunming University of Science and Technology, Kunming Yunnan 650093, China; 2 Key Laboratory of Geohazard Forecast and Geocological Restoration in Plateau Mountainous Area, Ministry of Natural Resources of the People's Republic of China, Kunming Yunnan 650093, China; 3 Yunnan Key Laboratory of Geohazard Forecast and Geocological Restoration in Plateau Mountainous Area, Kunming Yunnan 650093, China)

Abstract: In order to further improve the prediction accuracy of slope stability, a slope stability prediction model based on MISSA optimized SVM was proposed. Six representative indexes, including bulk density (γ), cohesion (c), internal friction angle (Φ), slope angle (φ_f), slope height (H) and pore pressure ratio (r_u) were selected as the prediction indexes of the model. In response to the problems of slow convergence speed, low accuracy, and susceptibility to local optima in the sparrow optimization

* 文章编号:1003-3033(2024)04-0135-10; 收稿日期:2023-12-18; 修稿日期:2024-02-25

** 通信作者:王超(1984—),男,山东济宁人,博士,副教授,主要从事岩石力学及矿山安全方面的研究。E-mail:wangchao@kust.edu.cn。

algorithm (SSA), strategies such as one-dimensional composite chaotic mapping, SCA, Levy flight mechanism, and dynamic adjustment of step size factor are introduced for optimization and improvement. A slope stability prediction model based on MISSA-SVM was constructed. The MISSA-SVM model was applied to 9 groups of slope engineering examples, such as the Daxi landslide, for verification. The results show that the accuracy, precision, recall, F_1 score, mean square error (MSE) and area under the curve (AUC) of the MISSA-SVM model reach 96.29%, 92.3%, 100%, 0.96, 0.016 and 0.967, respectively, which are better than the SSA-optimized SVM model and BP model, and the prediction results are completely consistent with the actual slope conditions, indicating that the MISSA-SVM model has strong generalization ability.

Keywords: multi-strategy improvements sparrow search algorithm (MISSA); support vector machine (SVM); slope stability; sine cosine algorithm (SCA); predictive indicators

0 引言

边坡是矿山、隧道、铁路、水利等多个领域的关键工程之一^[1],其安全性问题备受关注。2023年2月22日,内蒙古自治区新井煤业有限公司矿区发生山体滑坡,造成53人死亡、6人受伤^[2]。自然资源部发布的全国地质灾害灾情统计数据显示,2021年我国共发生2335起滑坡事故,占地质灾害总数的48.93%,居于首位^[3]。可见:边坡稳定性预测及防治研究尤为重要^[4]。

传统的边坡稳定性预测方法主要是极限平衡法^[5]和数值分析方法^[6],此类方法计算量大,计算过程复杂且存在收敛性问题,在处理非线性关系方面也有局限性^[7]。随着计算机网络和人工智能的发展,边坡稳定性预测被开辟了新方向^[8]。目前,常用的机器学习模型有反向传播(Back-Propagation, BP)神经网络^[9]、随机森林^[10]、支持向量机(Support Vector Machines, SVM)^[11]等。相较于其他机器学习模型,SVM基于非线性映射理论,在处理小样本、非线性、避免陷入局部最优解等多个问题中展现出独特优势^[12]。吕鹏^[13]比较分析了6种人工智能方法在边坡稳定性预测中的应用情况,结果表明:SVM在实际工程中预测效果最好。但由于SVM模型准确率涉及惩罚因子和核函数参数的合理确定,目前尚无统一的参数确定方法。因此,很多智能优化算法被用于SVM模型的参数寻优,如遗传算法^[14]、蚁群优化算法^[15]、麻雀搜索算法(Sparrow Search Algorithm, SSA)^[16]等。

SSA通过模仿麻雀个体搜索食物和反捕食行为进行迭代寻优,相较于其他群体智能优化算法具有较好的寻优能力^[17]。金爱兵等^[22]采用SSA优化SVM,构建边坡失稳智能预测的SSA-SVM模型;李

波等^[18]通过改进的极限学习机(Extreme Learning Machine, ELM),构建了SSA-ELM露天矿边坡位移预测模型并开展了工程应用,结果表明:SSA具有较好地改进效果。但SSA在求解复杂优化问题时,当搜索接近全局最优时,种群多样性显著降低,收敛速度缓慢,易陷入局部最优^[19]。此外,在边坡稳定性预测方面,针对SSA存在收敛速度慢、精确度不高、易陷入局部最优等不足进行改进的研究尚未开展。

鉴于此,笔者拟针对SSA存在的缺点进行多策略优化改进,并采用改进的SSA对SVM的惩罚因子和核函数参数进行寻优,建立基于多策略改进SSA(Multi-strategy Improvements SSA, MISSA)优化SVM的边坡稳定性预测模型,并进行工程应用,以期提高边坡稳定性的预测精度。

1 预测指标选取及样本分析

1.1 边坡稳定性预测指标选取

边坡是否稳定取决于沿假定滑动面抗滑力与下滑力的比值。以仁遵高速边坡(第RZTJ-9合同段K43+345—K43+470)^[20]为例进行分析,该段边坡以碳酸盐岩和红黏土为主体,为岩土混合质边坡,岩溶峰丛坡度较大,介于40~90°之间,相对高差约200m,属于高陡边坡。在相同条件下,边坡越高越陡,会直接影响到坡体假定滑动面的剩余下滑力,越易造成边坡失稳^[21]。该段边坡岩土层的黏聚力 c 大部分小于20kPa,内摩擦角 Φ 大部分小于25°,可以看出,抗剪强度较小,其中, c 间距越大 c 越小,其抗剪强度也越小,边坡越易失稳^[22]; Φ 越小,坡体颗粒间的相互阻力减小,假定滑动面的抗滑力减小,导致抗剪强度降低,边坡越易失稳^[23]。且该段边坡还伴随降雨,使坡体饱和度增加,部分区域表层土体崩

坏,抗剪强度衰减,孔隙压力比 r_u 可以用来表征注液量变化和降雨过程。容重 γ 为岩土体自身属性,当体积一定时,自重将受到 γ 的直接影响,进而增加下滑力,对边坡稳定性造成威胁。在多种因素影响下,该段边坡出现了失稳现象。

综上,边坡稳定性预测作为一个多因素协同影响的非线性复杂问题^[24],对于指标体系中的每个指标,都要能合理地反映边坡的真实情况。根据前人研究成果^[16,18,25],充分考虑影响边坡稳定性的内因

和外因,最终选取 γ 、 c 、 Φ 、边坡角 φ_f 、边坡高度 H 、 r_u 等 6 个代表性特征作为边坡稳定性的预测指标。

1.2 样本数据库建立与分析

1) 数据库建立。为使模型预测结果更有说服力,从文献[22,26]中选取 90 组边坡历史案例建立样本数据库,包含大量不同类型的边坡样本,并已广泛应用于边坡稳定性预测。其中,失稳状态样本 51 个、稳定状态样本 39 个(岩质边坡样本 58 个、土质边坡样本 32 个)。部分样本数据见表 1。

表 1 原始样本数据库

Tab.1 Original sample database

样本编号	工程名称	预测指标						边坡类型	边坡实际状态
		$\gamma/(\text{kN} \cdot \text{m}^{-3})$	c/kPa	$\Phi/(\text{°})$	$\varphi_f/(\text{°})$	H/m	r_u/kPa		
1	桂柳高速公路	27.1	22	18.6	25.6	100	0.19	土质	失稳
2	小浪底水库滑坡	21.2	0	35	23.75	150	0.25	土质	失稳
3	三峡水电项目滑坡	26.57	300	38.7	45.3	80	0.15	岩质	失稳
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
89	三穗-凯里高速公路	26.5	36.1	31	35	39	0	岩质	稳定
90		26	42.4	37	38	55	0	岩质	稳定

2) 指标相关性分析。采用 R 4.3.1 软件分析数据集中影响因素之间的相关性,预测指标相关性分析矩阵如图 1 所示。 r_u 与其他 5 个内部参数之间的相关性均小于 0.2,认为相关性很小;5 个内部参数均属于边坡的固有属性,之间具有一定的关联性,

其中, γ 与 φ_f 的相关性系数(0.572)最大,其余均小于 0.5。可见:所有相关性系数均在 0.6 以下,参数之间的相关程度均属于非强相关,存在较为复杂的非线性关系。

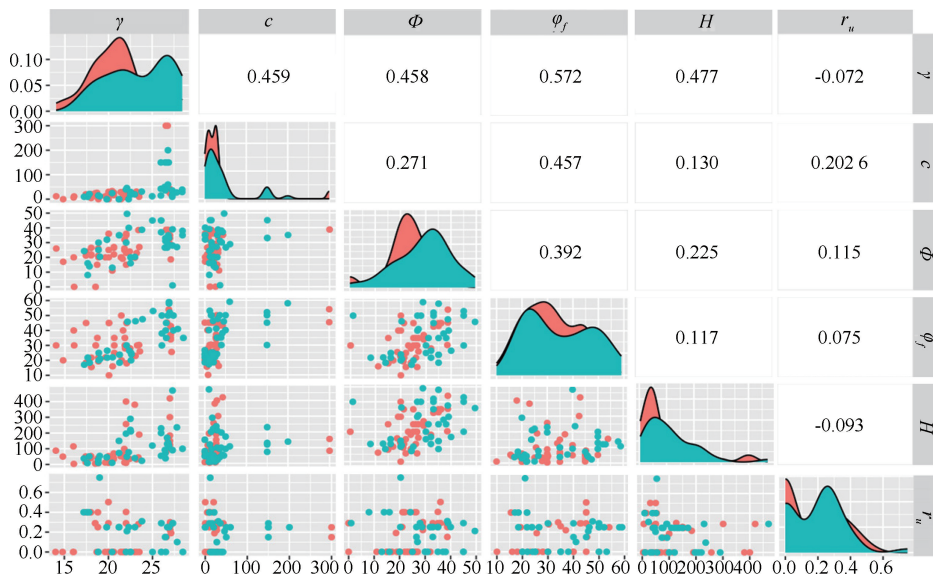


图 1 预测指标相关性分析矩阵

Fig.1 Correlation analysis matrix of prediction indexes

2 MISSA-SVM 预测模型构建

2.1 SSA 改进策略

SSA 算法已较为成熟,本文的改进策略基于文

献[27]中的麻雀搜索算法。

1) 一维复合混沌映射。种群初始化时,增加种群多样性,更易搜索到全局最优解且加快前期收敛速度^[28]。其混沌映射方程为:

$$x_i = F(x_{i-1}, \eta, \mu) = \begin{cases} \text{mod}(x_{i-1}/\eta + \mu \sin(\pi x_{i-1}) + q, 1), & 0 \leq x_{i-1} \leq \eta \\ \text{mod}((x_{i-1}/\eta)/(0.5 - \eta) + \mu \sin(\pi x_{i-1}) + q, 1), & \eta \leq x_{i-1} \leq 0.5 \\ F(1 - x_{i-1}, \eta, \mu), & 0.5 \leq x_{i-1} \leq 1 \end{cases} \quad (1)$$

式中: mod 为求余函数; q 为混沌系统的扰动参数; η 为控制参数, $\eta \in (0, 1)$; μ 为密钥, $\mu \in (0, 1)$ 。

2) 正余弦算法 (Sine Cosine Algorithm, SCA)^[29]。当发现者搜索到局部最优区域时, 大量追随者相继赶来, 可能会造成麻雀群体停滞不前, 陷入局部最优的概率增加, 因此, 引入 SCA, 利用其函数的震荡特性不断更新发现者位置, 提高麻雀种群的全局搜索能力, 促进获得群体最优。基本的 SCA 的步长搜索因子 r_1 呈现线性递减, 如下式:

$$r_1 = a - \frac{at}{t_m} \quad (2)$$

式中 a 为常数, 设 $a = 1$ 。

为平衡 SSA 的局部和全局搜索能力, 改进后的非线性递减搜索因子如下式:

$$r_1^* = a \left(1 - \left(\frac{t}{t_m} \right)^f \right)^{1/f} \quad (3)$$

式中 f 为调节系数, $f \geq 1$ 。

由于种群个体在位置更新时受到当前位置的影响较大, 因此, 引入自适应权重 ω , 如下式:

$$\omega = \frac{\exp\left(\frac{t}{t_m}\right) - 1}{e - 1} \quad (4)$$

式中 e 为常数, 确保 ω 在合理变化范围内。

调整个体对当前位置的依赖程度, 其变化曲线如图 2 所示。前期较小的权重会减小对当前位置的依赖程度, 从而提升全局搜索能力; 后期权重值增加, 依赖程度增加, 提升算法的收敛速度。改进后新的发现者位置如下式:

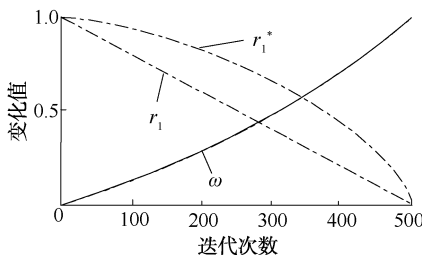


图 2 r_1, r_1^*, ω 变化曲线

Fig. 2 Variation curve of r_1, r_1^*, ω

$$x_{i,d}^{t+1} = \begin{cases} \omega \cdot x_{i,d}^t + r_1^* \cdot \sin r_2 \cdot |r_3 \cdot x_b - x_{i,d}^t|, & R_2 < S_T \\ \omega \cdot x_{i,d}^t + r_1^* \cdot \cos r_2 \cdot |r_3 \cdot x_b - x_{i,d}^t|, & R_2 \geq S_T \end{cases} \quad (5)$$

式中 r_2 和 r_3 为 $[0, 2\pi]$ 中的随机数, r_2 控制麻雀的移动距离, r_3 控制最优个体对麻雀后一位置的影响。

3) Levy 飞行机制^[30]。当麻雀种群搜索到全局最优空间时可增强局部搜索能力, 当陷入局部最优时通过长距离步长跳出局部最优解。

将 Levy 飞行用于追随者的位置更新, Levy 飞行的随机步长为:

$$\text{Levy}(x) = \frac{\mu}{|v|^{1/\beta}} \quad (6)$$

其中, $\beta = 1.5$ 。 μ 和 v 均属于服从正态分布的随机数, $\mu \sim N(0, \sigma_\mu^2)$, $v \sim N(0, \sigma_v^2)$; σ_μ 和 σ_v 如下式:

$$\sigma_\mu = \left\{ \frac{\Gamma(1 + \beta) \sin \frac{\pi\beta}{2}}{\Gamma[(1 + \beta)/2] \beta \cdot 2^{(\beta-1)/2}} \right\}^{1/\beta} \quad (7)$$

$$\sigma_v = 1 \quad (8)$$

式中 $\Gamma(x)$ 为 Gamma 函数。

Levy 飞行改进后的追随者位置为:

$$x_{i,d}^{t+1} = \begin{cases} Q \cdot \exp\left(\frac{x_{w,d}^t - x_{i,d}^t}{t^2}\right), & i > \frac{n}{2} \\ x_{p,d}^{t+1} + |x_{i,d}^t - x_{p,d}^{t+1}| \otimes \text{Levy}(d), & i \leq \frac{n}{2} \end{cases} \quad (9)$$

式中: $x_{p,d}^{t+1}$ 为发现者的最佳位置; d 为麻雀个体维度。

4) 步长因子动态调整策略。警戒者位置中的步长因子参数 β 和 K 为有域限制的随机数, 易导致搜索过程陷入局部最优^[31]。将 β 和 K 值进行动态调整, 使其有利于进行全局搜索、促进局部寻优, 减少局部最优出现概率。改进的 β 和 K 如下式:

$$\beta = f_g - (f_g - f_w) \cdot \left(\frac{t_m - t}{t_m} \right)^{1.5} \quad (10)$$

$$K = (f_g - f_w) \cdot$$

$$\exp\left(-20 \cdot \tan\left(\left(\frac{t}{t_m}\right)^2\right) \cdot (2 \cdot \text{rand} - 1)\right) \quad (11)$$

可见: 改进后的 β 呈现非线性变化, 在算法初期较小的 β 值具有较强的局部搜索能力; 算法后期较大的 β 值可跳出局部最优从而扩大种群搜索范围。改进后的 K 值呈现前期递增、后期快速递减的趋势, 前期快速寻优算法空间, 后期加快收敛速度。

5) 测试函数性能评估。为验证算法的改进效

果,选取 5 个基准测试函数进行测试,如图 3 所示。算法改进前后的测试函数对比如图 4 所示。

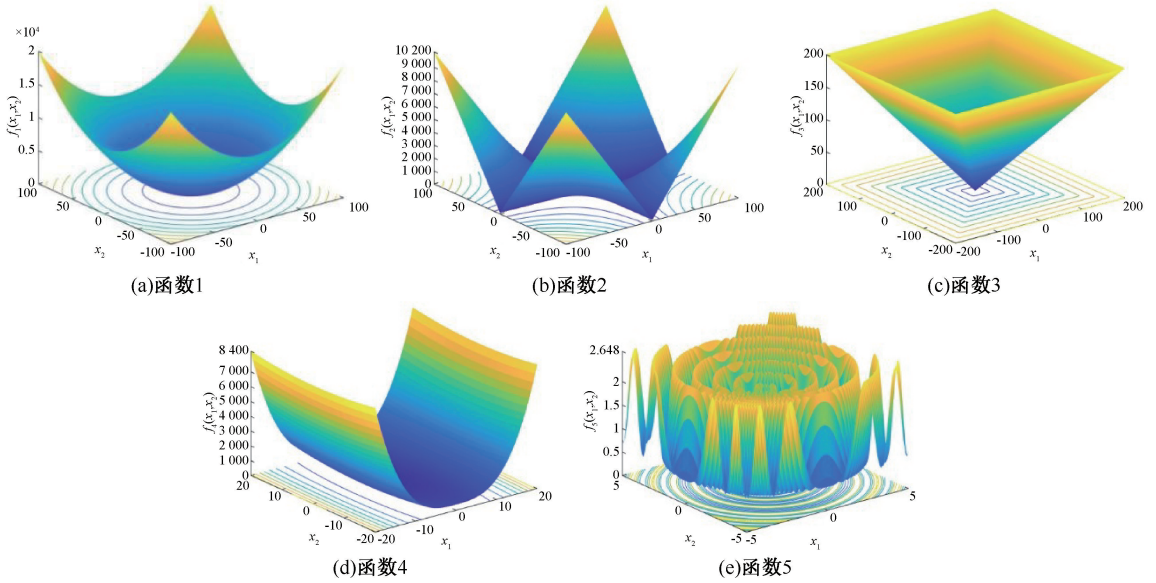


图 3 测试函数

Fig. 3 Test function diagram

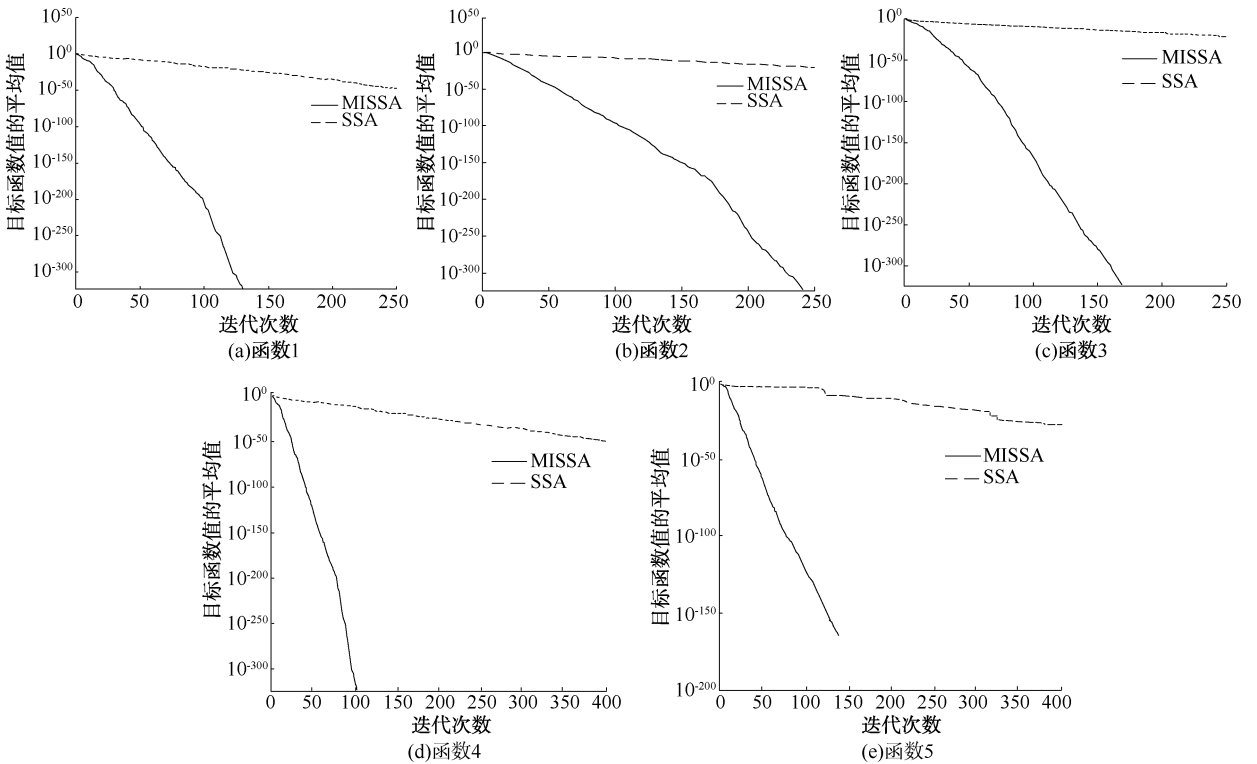


图 4 测试函数性能对比

Fig. 4 Comparison of test function performance

由图 4 可知:MISSA 的收敛曲线相较于 SSA 呈现出快速收敛的特性,均在 250 代内就完成收敛,表明改进后在算法空间内增强了局部和全局搜索能力,从而加快了收敛速度,验证 MISSA 算法的优越性。

2.2 MISSA-SVM 模型建立

1) 模型建立及预测效果。MISSA-SVM 模型的构建流程如图 5 所示。将表 1 中的样本数据按 7 : 3 的比例随机分为训练集 (70%) 和测试集

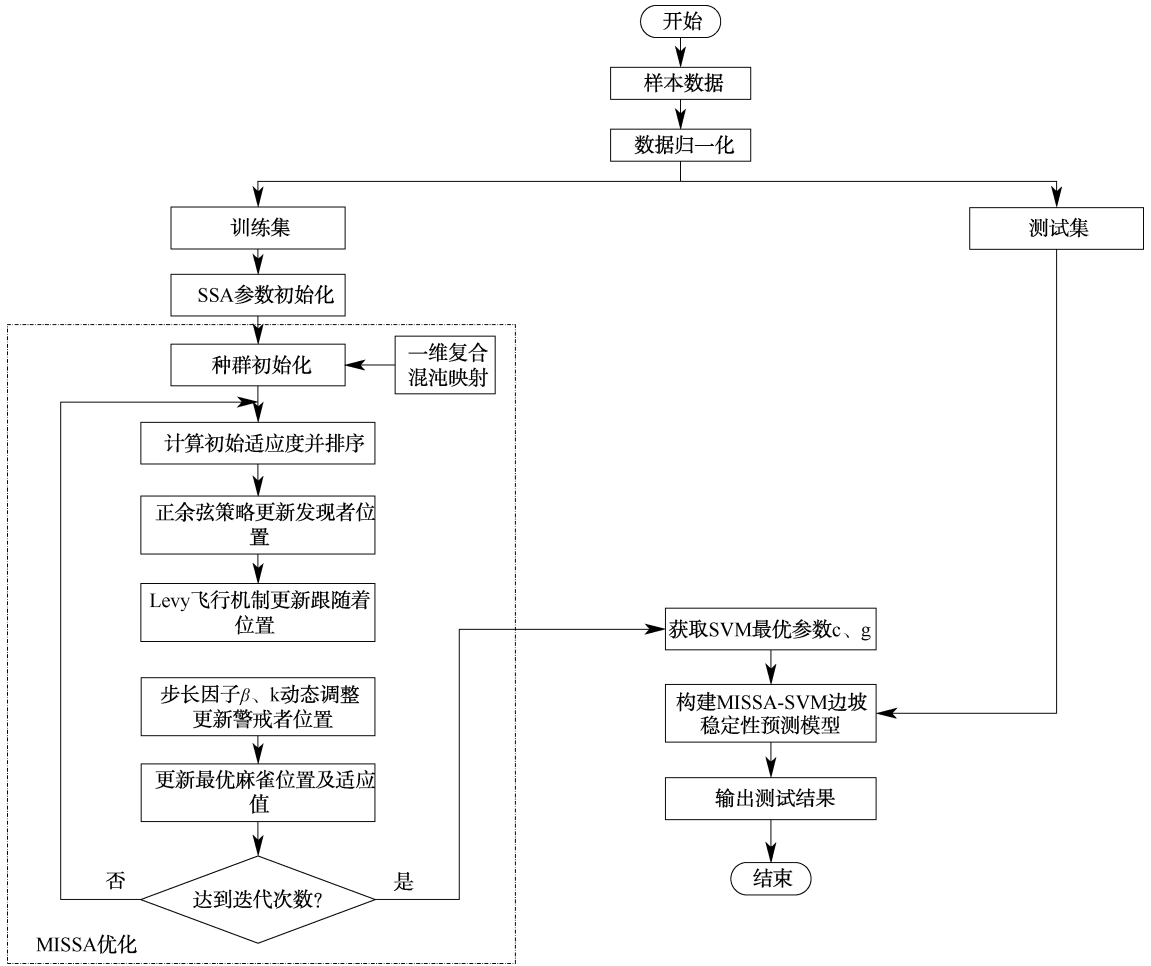


图5 MISSA-SVM 流程
Fig. 5 MISSA-SVM flowchart

(30%),以选取6个指标作为输入、边坡稳定性状态为输出,建立基于MISSA-SVM的边坡稳定性预测模

型,并与SSA-SVM模型和SSA-BP模型的性能进行对比,测试集样本的预测结果见表2。

表2 测试集样本预测结果(部分)
Tab.2 Prediction results of test set sample

工程名称	预测指标						边坡实际状态	预测结果		
	$\gamma/(\text{kN} \cdot \text{m}^{-3})$	c/kPa	$\Phi/(\text{°})$	$\varphi_f/(\text{°})$	H/m	r_u/kPa		MISSA-SVM	SSA-SVM	SSA-BP
三峡库区链子崖滑坡	18.5	25	0	30	6.003	0.29	失稳	失稳	失稳	失稳
三穗-凯里高速公路	20	8	20	10	10	0	失稳	失稳	稳定	失稳
	21.4	28.8	20	50	52	0	失稳	稳定	失稳	失稳
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
三板溪水电站3号边坡	27.3	36	1	50	92	0.29	稳定	稳定	稳定	失稳
印度露天铁矿	28.44	29.42	35	35	100	0	稳定	稳定	失稳	失稳
	28.44	39.23	38	35	100	0	稳定	稳定	稳定	失稳
霸王山边坡	22.1	45.8	49.5	45.8	49.5	0.21	稳定	稳定	稳定	失稳

由表 2 可知:MISSA-SVM 模型的判别结果中只有一个错判样本,测试集预测准确率为 96.29%;而 SSA-SVM 模型和 SSA-BP 模型的准确率分别为 92.59%、85.18%,均低于 MISSA-SVM 模型。表明改进 SSA 后,在 SVM 的 2 个超参数的寻优方面相较其他优化算法更强,在边坡稳定性预测方面具有更

好地性能。

2) 模型性能评估及对比分析。各模型的测试集混淆矩阵如图 6 所示。基于混淆矩阵可得准确率、精确率、召回率、 F_1 分数 4 种模型性能评判指标,其计算公式详见文献[32]。

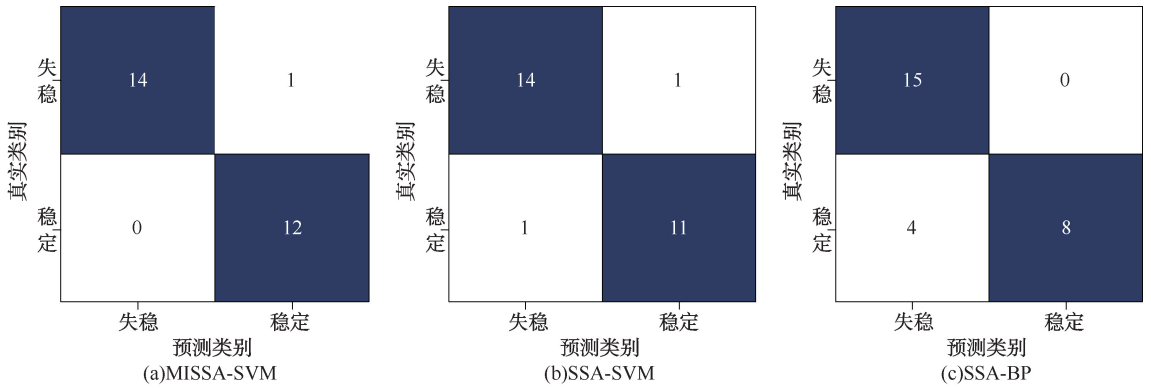


图 6 模型测试集混淆矩阵

Fig. 6 Confusion matrix diagram of model test set

为验证模型在边坡稳定性预测方面的适用性,采用准确率、精确率、召回率、 F_1 分数和均方误差 (Mean Square Error, MSE) 等 5 个评判指标。基于上述测试集预测结果 (表 2) 和混淆矩阵 (图 6),得到各模型的预测性能评估结果,见表 3。

表 3 模型性能评估结果

Tab. 3 Evaluation results of model performance

预测模型	准确率/%	精确率/%	召回率/%	F_1 分数	MSE
MISSA-SVM	96.29	92.3	100	0.96	0.016
SSA-SVM	92.59	91.67	91.67	0.92	0.074
SSA-BP	85.18	100	66.67	0.8	0.148

由表 3 可知:MISSA-SVM 模型相较于 SSA-SVM 模型和 SSA-BP 模型,测试集准确率分别提高 3.7% 和 11.1%,在预测精度、 F_1 分数值上均有较大提升,且 MSE 也均低于对比模型。可见:改进后的优化算法有效提高了 SVM 模型的预测效果和稳定性。

各模型的被试工作特性 (Receiver Operating Characteristic, ROC) 曲线如图 7 所示,AUC 定义为 ROC 曲线下的面积,定量描述模型的泛化性能 (越接近 1 性能越好)。MISSA-SVM、SSA-SVM、SSA-BP 模型的 AUC 值分别为 0.967、0.925、0.833,2 个 SVM 模型的 AUC 值均大于 0.9,表明 SVM 在边坡稳定性预测方面具有较好效果。MISSA-SVM 模型的 AUC 值达到 0.967,均优于其他 2 个对比模型,表明相较于 SSA,MISSA 在 SVM 的 2 个超参数寻优方

面具有更好的效果。

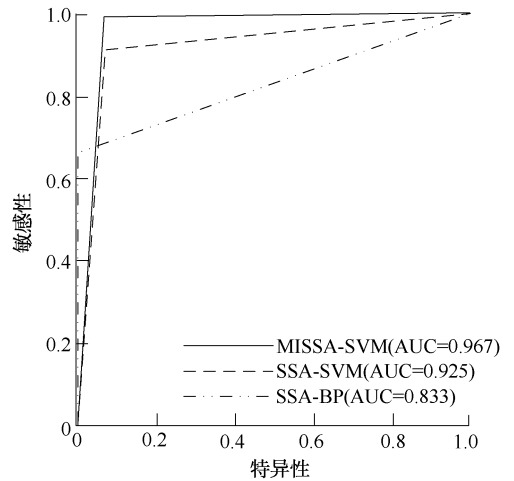


图 7 模型 ROC 曲线

Fig. 7 Curve of ROC model

3 边坡稳定性预测模型工程应用

将构建的 MISSA-SVM 边坡稳定性预测模型用于文献[22]中公开的大溪滑坡、子洪水库右岸滑坡等 9 个具体工程实例中进行验证。工程实例预测结果对比见表 4。由表 4 可知:MISSA-SVM 模型的预测结果和实际情况完全吻合,而基于 SSA 优化的 SVM 模型和 BP 模型均存在 3 个错判实例。

以旬阳水电站杨大沟滑坡^[33]为例进行具体分析。杨大沟滑坡位于汉江左岸,其滑坡地点位于杨

表 4 工程实例预测结果对比
Tab. 4 Prediction results comparison of engineering cases

序号	工程名称	预测指标						边坡实际状态	预测结果		
		$\gamma/$ ($\text{kN} \cdot \text{m}^{-3}$)	$c/$ kPa	$\Phi/$ ($^\circ$)	$\varphi_f/$ ($^\circ$)	$H/$ m	$r_u/$ kPa		MISSA-SVM	SSA-SVM	SSA-BP
1	大溪滑坡	22	20	36	45	30	0.29	失稳	失稳	失稳	
2	子洪水库右岸滑坡	12	0.03	30	35	4	0.29	失稳	失稳	稳定	
3	中延村滑坡	12	0	30	45	8	0.29	失稳	失稳	失稳	
4	旬阳水电站杨大沟滑坡	31.3	68	37	49	200.5	0.29	失稳	失稳	失稳	
5	苏家坪滑坡	20	30	36	45	50	0.29	失稳	失稳	失稳	
6	江西七一水库滑坡	18.82	25	14.6	20.32	50	0.4	失稳	失稳	失稳	
7	天生桥二级水电站 7 号边坡	22	10	35	30	10	0.29	稳定	稳定	失稳	
8	四川垮梁子边坡	21	10	30.34	30	30	0.29	稳定	稳定	失稳	
9	云南头寨沟边坡	21.5	15	29	41.5	123.6	0.36	稳定	稳定	稳定	

大沟和凸起的山梁之间,滑坡层面裂隙极发育,该边坡倾向汉江,属于两面临空,边坡高度在 200 ~ 520 m,坡体倾角为 30 ~ 70°,属于高陡边坡,形成了较多不稳定块体。杨大沟上部基岩出现重力卸荷,裂隙张开,岩体局部遭受破坏,边坡抗滑力减小,其抗剪强度降低并形成塌滑堆积体,进而发生岩土质混合型滑坡,可见:MISSA-SVM 模型预测结果符合工程实际情况。

4 结 论

1) 引入一种多策略改进的 SSA 算法,通过 5 种函数测试,结果表明:该改进算法在时间和精度上均有显著提升,极大提高了局部和全局搜索能力,降低

了陷入局部最优解的风险。

2) 将构建的 MISSA-SVM 模型应用于边坡稳定性分析,并与 SSA 优化的 SVM 和 BP 模型进行对比。MISSA-SVM 模型的准确率、精确率、召回率、 F_1 分数、MSE 和 AUC 值分别达到 96.29%、92.3%、100%、0.96、0.016 和 0.967,均优于 2 个对比模型,在边坡稳定性预测上展现出良好的性能和较强的泛化能力。

3) 通过 9 组边坡实例验证 MISSA-SVM 模型,结果表明:该模型的预测结果与实际工况完全吻合,而 SSA 优化的 SVM 和 BP 模型均存在 3 个错判实例,进一步验证文中模型在边坡稳定性预测方面的可靠性。

参 考 文 献

[1] 张凯,张科. 基于 LightGBM 算法的边坡稳定性预测研究[J]. 中国安全科学学报,2022,32(7):113-120.
ZHANG Kai, ZHANG Ke. Prediction study on slope stability based on LightGBM algorithm[J]. China Safety Science Journal, 2022, 32(7): 113-120.

[2] 中华人民共和国应急管理部. 内蒙古阿拉善新井煤业有限公司露天煤矿“2·22”特别重大坍塌事故调查报告公布[Z]. 2023-08-29.

[3] 中华人民共和国自然资源部. 2021 年全国地质灾害灾情及 2022 年地质灾害趋势预测[Z]. 2022-01-17.

[4] 吴顺川,贺鹏彬,程海勇,等. 非煤露天矿山岩质边坡稳定性评价标准探讨[J]. 工程科学学报,2022,44(5): 876-885.
WU Shunchuan, HE Pengbin, CHENG Haiyong, et al. Discussion on the stability evaluation standard of a rock slope in a noncoal open-pit mine[J]. Chinese Journal of Engineering, 2022, 44(5): 876-885.

[5] 吴顺川,李浚弘,张化进,等. 考虑岩土体剪胀特性的边坡稳定性分析[J]. 中国安全生产科学技术,2020,16(10): 108-114.
WU Shunchuan, LI Junhong, ZHANG Huajin, et al. Analysis on slope stability considering shear dilatation characteristics of rock and soil mass[J]. Journal of Safety Science and Technology, 2020, 16(10): 108-114.

[6] DENG Dongping, LI Liang. Limit equilibrium analysis of slope stability with coupling nonlinear strength criterion and double-strength reduction technique[J]. International Journal of Geomechanics, 2019, 19(6): DOI:10.1061/(ASCE)

GM. 1943-5622. 0001431.

- [7] 卢坤林,朱大勇,甘文宁,等.一种边坡稳定性分析的三维极限平衡法及应用[J].岩土工程学报,2013,35(12): 2 276-2 282.
LU Kunlin, ZHU Dayong, GAN Wenning, et al. 3D limit equilibrium method for slope stability analysis and its application[J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering, 2013, 35(12): 2 276-2 282.
- [8] 张化进,吴顺川,张中信,等.边坡稳定性自动机器学习预测方法研究[J].中国安全生产科学技术,2023,19(1): 35-40.
ZHANG Huajin, WU Shunchuan, ZHANG Zhongxin, et al. Research on automatic machine learning prediction method of slope stability[J]. Journal of Safety Science and Technology, 2023, 19(1): 35-40.
- [9] GONG Bin. Study of PLSR-BP model for stability assessment of loess slope based on particle swarm optimization[J]. Scientific Reports, 2021, 11(1): 1-10.
- [10] 汪伟,崔欣超,祁云,等.基于 SSA-RF 的采空区煤自燃温度回归分析模型[J].中国安全科学学报,2023,33(9): 136-141.
WANG Wei, CUI Xinchao, QI Yun, et al. Regression analysis model of coal spontaneous combustion temperature in goaf based on SSA-RF[J]. China Safety Science Journal, 2023, 33(9): 136-141.
- [11] 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.
- [12] 丁茜,赵晓东,吴鑫俊,等.基于 RBF 核的多分类 SVM 滑坡易发性评价模型[J].中国安全科学学报,2022,32(3): 194-200.
DING Qian, ZHAO Xiaodong, WU Xinjun, et al. Landslide susceptibility assessment model based on multi-class SVM with RBF kernel[J]. China Safety Science Journal, 2022, 32(3): 194-200.
- [13] 吕鹏.基于信息技术的深凹露天矿高陡边坡稳定性综合分析研究[D].北京:北京科技大学,2019.
LYU Peng. Comprehensive analysis and research on the stability of high and steep slopes in deep open pit mines based on information technology[D]. Beijing: University of Science and Technology Beijing, 2019.
- [14] 林青,姚俊名,梁伟,等.基于深度学习的燃气发电机组剩余寿命预测[J].中国安全科学学报,2023,33(9): 113-121.
LIN Qing, YAO Junming, LIANG Wei. Residual life prediction of gas generator set based on deep learning[J]. China Safety Science Journal, 2023, 33(9): 113-121.
- [15] KAHATADENIYA K S, NANAKORN P, NEAUPANE K M. et al. Determination of the critical failure surface for slope stability analysis using ant colony optimization[J]. Engineering Geology, 2009, 108(1/2): 133-141.
- [16] 金爱兵,张静辉,孙浩,等.基于 SSA-SVM 的边坡失稳智能预测及预警模型[J].华中科技大学学报:自然科学版,2022,50(11):142-148.
JIN Aibing, ZHANG Jinghui, SUN Hao, et al. Intelligent prediction and alert model of slope instability based on SSA-SVM[J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology: Natural Science Edition, 2022, 50(11): 142-148.
- [17] XUE Jiankai, SHEN Bo. A novel swarm intelligence optimization approach: sparrow search algorithm[J]. Systems Science & Control Engineering, 2020, 8(1): 22-34.
- [18] LI Bo, QIU Junbo. Displacement prediction of open-pit mine slope based on SSA-ELM[J]. Frontiers in Earth Science, 2023, 11: DOI:10.3389/FEART.2023.1126394.
- [19] PANIMALAR K, KANMANI S. Energy efficient cluster head selection using improved sparrow search algorithm in wireless sensor networks[J]. Journal of King Saud University-Computer and Information Sciences, 2023, 34(10): 8 564-8 575.
- [20] 赵建祥,毕鹏飞,惠亚强.基于梯度回归树的高填方边坡稳定性预测[J].水利水电技术:中英文,2021,52(增2): 406-411.
ZHAO Jianxiang, BI Pengfei, HUI Yaqiang. Prediction of high fill slope stability based on gradient regression tree[J]. Water Resources and Hydropower Engineering, 2021, 52(S2): 406-411.

- [21] 雷航. 基于坡面位移监测信息的边坡稳定性分析[D]. 成都:西南交通大学, 2014.
LEI Hang. Slope stability analysis based on slope displacement monitoring information[D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2014.
- [22] 王超. 工程高边坡稳定性预测方法研究[D]. 北京:北京交通大学, 2010.
WANG Chao. Research on the stability prediction method of engineering high slope[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2010.
- [23] ZHOU Jian, LI Enming, YANG Shan, et al. Slope stability prediction for circular mode failure using gradient boosting machine approach based on an updated database of case histories[J]. Safety Science, 2019, 118: 505-518.
- [24] 姜德义,朱合华,杜云贵. 边坡稳定性分析与滑坡防治[M]. 重庆:重庆大学出版社, 2005:21-261.
- [25] CHAKRABORTY A, GOSWAMI D. Prediction of slope stability using multiple linear regression (MLR) and artificial neural network (ANN)[J]. Arabian Journal of Geosciences, 2017, 10(17): 1-11.
- [26] 张伟龙. 基于机器学习的边坡稳定性分析研究[D]. 太原:太原理工大学, 2020.
ZHANG Weilong. The research of slope stability analysis based on machine learning[D]. Taiyuan: Taiyuan University of Technology, 2020.
- [27] 祖林禄,柳平增,赵妍平,等. 基于 SSA-LSTM 的日光温室环境预测模型研究[J]. 农业机械学报, 2023, 54(2): 351-358.
ZU Linlu, LIU Pingzeng, ZHAO Yanping, et al. Solar greenhouse environment prediction model based on SSA-LSTM[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(2): 351-358.
- [28] STEEB W H, VAN WYK M A, STOOP R. Chaotic maps, control parameter, and liapunov exponent[J]. International Journal of Theoretical Physics, 1998, 37(10): 2 653-2 655.
- [29] 李爱莲,全凌翔,崔桂梅,等. 融合正余弦和柯西变异的麻雀搜索算法[J]. 计算机工程与应用, 2022, 58(3): 91-99.
LI Ailian, QUAN Lingxiang, CUI Guimei, et al. Sparrow search algorithm combining sine-cosine and cauchy mutation[J]. Computer Engineering and Applications, 2022, 58(3): 91-99.
- [30] YANG Xinshe, SUASH D. Eagle strategy using Lévy walk and firefly algorithms for stochastic optimization[C]. Nature Inspired Cooperative Strategies for Optimization (NICSO 2010), 2010: 101-111.
- [31] 马纪梅,张欣彤,张政林,等. 基于改进麻雀搜索算法的微网容量优化配置[J]. 电子测量技术, 2022, 45(8): 76-82.
MA Jimei, ZHANG Xintong, ZHANG Zhenglin, et al. Microgrid capacity optimization based on improved sparrow search algorithm[J]. Electronic Measurement Technology, 2022, 45(8): 76-82.
- [32] LI Mingliang, LI Kegang, QIN Qingci, et al. Research and application of an intelligent prediction of rock bursts based on a bayes-optimized convolutional neural network[J]. International Journal of Geomechanics, 2023, 23(5): DOI:10.1061/IJGNAL.GMENG-8213.
- [33] 朱克娟. 汉江旬阳水电站杨大沟滑坡稳定性分析[J]. 电力勘测设计, 2017(6): 71-75, 80.
ZHU Kejuan. Stability analysis on Yangdagou landslide of Xunyang hydropower station[J]. Electric Power Survey & Design, 2017(6): 71-75, 80.



作者简介: 王团辉 (1999—),男,河南焦作人,硕士研究生,主要研究方向为岩土工程灾害防治。E-mail:wangtuanhui2022@163.com。