

基于 GA-SVM 的边坡稳定性预测模型研究

贾荣谷¹, 王学祥², 李育红¹, 高连通¹, 殷诗茜³

(1. 云南建投第一勘察设计有限公司, 昆明 650102; 2. 云南宾鹤高速公路投资开发有限公司, 鹤庆 671599;
3. 昆明理工大学, 昆明 650500)

摘要: 边坡失稳每年在全球造成重大的经济损失, 为了更快速精确地判断边坡的稳定状态, 保障边坡工程的安全。针对此问题, 本文提出采用 GA-SVM 算法构建边坡稳定性预测模型。选取 6 个典型边坡参数: 容重、黏聚力、内摩擦角、坡角、坡高、孔隙水压力比作为输入端要素, 边坡状态作为输出端要素, 结合收集到 740 个工程实际案例数据构建完成模型训练样本集。结果表明: GA-SVM 模型受试者工作特征曲线下面积(AUC)值为 0.942, 准确率为 0.976, 召回率为 0.976, 精确率 0.979, F1 score 为 0.976, 反映出该模型在识别边坡失稳状态时的预测精度高、泛化能力强、预测结果可靠。再结合工程实例验证反映出边坡状态的评估结果与实际情况一致。说明可将 GA-SVM 模型应用于实际的边坡稳定性预测, 可为边坡的设计施工提供依据, 在实际的工程应用中具有良好的应用前景。

关键词: 边坡稳定性; 机器学习; GA-SVM 模型; 稳定性预测

中图分类号: TU457; TU458 **文献标识码:** A

STUDY ON SLOPE STABILITY PREDICTION MODEL BASED ON GA-SVM

JIA Rong-gu¹, WANG Xue-xiang², LI Yu-hong¹, GAO Lian-tong¹, YIN Shi-qian³

(1. Yunnan Construction Investment First Survey and Design Co., Ltd, Kunming 650102, China;
2. Yunnan Binhe Highway Investment & Development Co., Ltd., Heqing 671599, China;
3. China, Yunnan Heqing County, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, China)

Abstract: Slope instability causes significant economic losses worldwide every year. In order to judge the stability state of slopes more quickly and accurately and to guarantee the safety of slope engineering. To address this issue, this paper proposes to construct a slope stability prediction model using GA-SVM algorithm. Six typical slope parameters are selected: capacity, cohesion, internal friction angle, slope angle, slope height and pore water pressure ratio as input side elements and slope state as output side elements, combined with 740 actual engineering case data collected to build a completed model training sample set. The results show that the AUC value of GA-SVM model is 0.942, the accuracy is 0.976, the recall is 0.976, the accuracy is 0.979, and the F1 score is 0.976, reflecting that the model has high prediction accuracy, strong generalization ability and reliable prediction results in identifying the slope instability state. Then, combined with the engineering example verification reflects that the assessment results of slope state are consistent with the actual situation. It indicates that the GA-SVM model can be applied to the actual slope

stability prediction, which can provide a basis for the design and construction of slopes and has good application prospects in the actual engineering application.

Key words: slope stability; machine learning; GA-SVM model; stability prediction

1 引言

中国有 70% 左右的土地为山区, 根据大量数据反映在山区公路项目建设中, 不良地质边坡往往会给公路项目的建设和维护带来不可预测的风险^[1]。边坡失稳是一种复杂的自然现象, 在许多国家都造成严重的自然灾害和经济损失。因此, 对于公路边坡的稳定性进行评估是十分有必要的^[2]。边坡稳定性研究是岩土工程中最重要课题之一, 比其他岩土工程项目更具风险性和挑战性, 目前已存在有 300 多年的历史。一般来说, 边坡破坏的类型直接取决于其地质单元及其组成的地质材料、几何特征、应力-应变背景、地质构造与构造条件、地貌状况、区域气候、地震活动、水条件(地表和地下)、植被覆盖、风化程度、排水模式、施工活动以及边坡的特殊条件^[3]。边坡的稳定性采用 F_s 计算, F_s 代表边坡的一般或局部稳定状态。 F_s 是沿着从坡顶到坡脚的任何潜在滑动面计算的。 F_s 等于 1 被认为是临界状态。取最小的 F_s 值表示边坡的稳定状态^[4]。简单评估、平面破坏、极限状态准则、极限平衡分析、数值分析法、混合和高阶法, 以及在二维和三维的实现, 是目前主要发展的稳定性评估技术^[5,6]。虽然稳定性分析理论较为完善, 但是在一些实际的工程应用中, 众多的因素影响着边坡的稳定性, 并且在这些因素的耦合作用下, 仍是难以准确表达边坡变化和预报安全系数。

随着计算机技术的发展, 为了解决该问题, 学者们尝试采用机器学习智能算法来分析边坡变形这一复杂非线性问题。这些方法利用现有的边坡数据进行分析 and 预测, 分析边坡稳定性及其影响之间的关系。如现有研究采用人工神经网络(ANN)^[7]、梯度推进机(GBM)^[8]、支持向量回归(SVR)、半径基函数(RBF)^[9]、支持向量机(SVM)^[10]、LightGBM 算法^[11]等, 皆得到较为良好的预测效果。其中基于统计学习理论建立的 SVM 模型, 用结构风险最小化原则^[12]优化了传统机器学习(ML)方法中的经验风险最小化原则。SVM 模型具有很好的泛化能力, 克服了传统人工神经网络的不足^[13]。目前已有的研究表明, SVM 模型在准确性和稳定性方面都有较为出色的表现^[14,15], 但其泛化性能对参数的选择很敏

感^[15]。其最主要的缺点便是难以捕获关键建模变量^[16], 在很大程度上限制了 SVM 模型的发挥。因此, 为了能够自动地获取最佳的关键参数, 迫切需要应用优化算法来寻找支持向量机的最优参数。遗传算法(GA)是一种优化算法, 它模仿了自然界生物进化论机制发展出的随机搜索和优化方法, 其本质是一种高效、并行、全局搜索的方法, 遗传算法具有并行性和全局寻优的优点, 在大量的研究中取得了很好的优化结果^[17,18]。

综上所述, 本研究通过 Matlab 编程, 采用遗传算法对支持向量机参数进行选择和优化, 构建 GA-SVM 算法模型。基于 GA-SVM 算法模型选取容重、黏聚力、内摩擦角、坡角、坡高、孔隙水压力比 6 个因素作为评价指标, 对边坡稳定性进行预测分析。利用受试者工作特征曲线下面积(AUC)、混淆矩阵、准确度、召回率、精确率和 F1-score 等评价指标对模型的预测能力进行评价。该研究旨在为今后边坡稳定性预测提供新的解决思路, 为今后类似边坡防治提供一定的参考与建议。

2 GA-SVM 算法模型

2.1 支持向量机(SVM)原理

支持向量机模型是在统计学习理论和结构风险最小化原理的基础上发展起来的一种通用学习方法。在面对小样本、非线性、高维的模式识别问题时, 支持向量机能够表现出较强的泛化能力。设样本训练集为 $T = \{(x_i, y_i) | i = 1, 2, \dots, N\}$, 其中 $x_i \in R^d$, $y_i \in \{1, -1\}$, 通过寻找超平面对样本进行分割, 分割的基本思想是使区间尽可能大, 同时将其转化为凸二次规划问题, 其核心是最大化分类边界。

求解最优分类超平面可转化为求解以下优化问题:

$$\begin{cases} \min \left(\frac{1}{2} \omega^2 + C \sum_{i=1}^N \xi_i \right) \\ s. t. y(\omega \cdot x + b) \geq 1 - \xi_i, i = 1, 2, \dots, N \end{cases} \quad (1)$$

式中, ω 为超平面的法向量; b 为偏置; C 为惩罚参数, 用于实现最大分类区间和最小错误样本数之间的妥协, 是影响支持向量机的分类性能; ξ 为松弛变量, 近似表示误分类样本的数量。为了解决这一凸

二次规划问题,引入了拉格朗日函数,并将原优化问题转化为凸二次规划问题。

$$\begin{cases} \max \left(\sum_{i=1}^N \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^N y_i y_j \alpha_i \alpha_j K(x_i, x_j) \right) \\ s. t. \sum_{i=1}^N y_i \alpha_i = 0, (0 \leq \alpha_i \leq C, i = 1, 2, \dots, N) \end{cases} \quad (2)$$

式中, α_i 为拉格朗日乘子; $K(x_i, x_j)$ 为核函数。常用的核函数类型有:线性核函数、多项式核函数、径向基核函数(RBF)和 sigmoid 函数。核函数可以表示为:

$$K(x_i, x_j) = \varphi(x_i) \cdot \varphi(x_j) \quad (3)$$

式中, $\varphi(x)$ 为样本集到高维空间的非线性映射。根据式(2)和式(3),非线性支持向量机表示为:

$$f(x) = \text{sgn} \left(\sum_{i=1}^N \alpha_i y_i K(x_i, x_j) + b \right) \quad (4)$$

2.2 GA 原理

遗传算法是 Holland 等 1975 年提出的一种基于生物遗传和进化机制的适用于复杂系统优化自适应概率优化技术^[19]。它模拟自然进化过程,寻找最优解。该算法模拟了自然选择和遗传学中发生的现象,如繁殖、交叉和突变。从一个初始种群开始,通过选择、杂交和突变的操作,产生了一组适应能力较强的个体。这些个体使团队在搜索空间中进化成一个更好的领域。然后通过常数乘法和进化,收敛到最能适应环境的个体,得到最优解或近似最优解。本文采用标准遗传算法(Simple Generic Algorithm, SGA)对 SVM 回归预测模型的参数进行寻优。SGA 提供了适用于遗传算法求解的所有基本框架,是其他遗传算法的基础。SGA 可以表示为:

$$SGA = (C, E, P_0, M, \varphi, \Gamma, \psi, T) \quad (5)$$

式中, C 为遗传算法中的染色体编码方法; E 为遗传算法中的个体适应度函数; P_0 为生成的初始种群; M 为初始种群的规模; φ 为遗传算法选择算子; Γ 为遗传算法交叉算子; ψ 为遗传算法变异算子; T 为给定的遗传算法终止条件。

2.3 GA-SVM 组合算法

针对边坡工程稳定性分析的是多因素影响的复杂的非线性过程,应选取容错性强、泛化程度高的算法模型。考虑到支持向量机对模型参数的敏感性,所以选取遗传算法对参数进行优化,建立了 GA-SVM 耦合模型。GA-SVM 耦合模型具体步骤为:①遗传算法参数初始化并定义初始种群;②确定 GA-SVM 参数寻优范围并编码;③种群个体适应度的确定;④染色体的选择、交叉、变异;⑤进化终止寻

优求解结束并解码。流程图如图 1 所示。

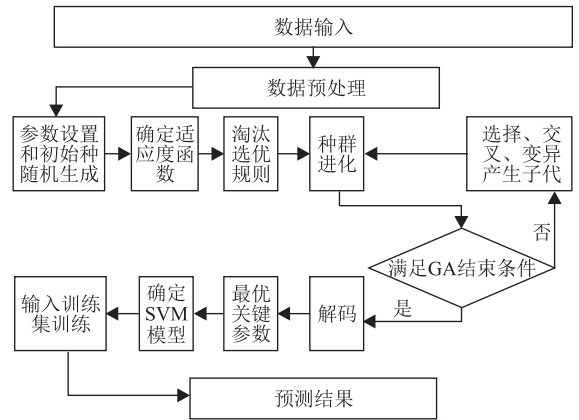


图 1 GA-SVM 预测模型分析流程图

3 边坡稳定性预测模型的建立

3.1 模型的数据与处理

通过收集工程现场资料与调研相关文献,共收集到 740 个土坡实例工程^[10,20-24]来检验 GA-SVM 模型的可靠性。确定模型输入参数为容重(γ)、黏聚力(c)、内摩擦角(φ)、坡角(β)、坡高(H)、孔隙水压力比(P)此 6 个因素,该 6 因素也是影响边坡稳定性主要的因素。输出参数为边坡状态,边坡状态用 1 和 0 表示,其中 1 表示“边坡稳定”,0 表示“边坡失稳”。参照表 1 可知样本数据具有不同的特征及量纲,且数据样本还具有较高离散性。为消除数据之间的量纲影响,增强数据之间的可比性,需要对样本数据进行归一化处理。将样本数据分别归一化至区间 $[-1, 1]$ 内,根据式(6)进行换算得到归一

表 1 部分训练样本集

序号	容重 /kN·m ⁻³	黏聚力 /kPa	内摩擦角 /°	坡角 /°	坡高 /m	孔隙水压力比 /kPa	边坡状态
1	18.00	18.00	35.00	50.00	20.00	0.50	0
2	25.00	0.00	21.00	20.00	8.00	0.35	1
3	27.50	18.00	31.00	38.00	440.00	0.25	1
4	27.50	18.80	28.00	47.80	135.00	0.25	1
5	27.00	45.00	40.00	40.00	417.00	0.25	1
6	20.00	0.00	26.00	45.00	45.00	0.50	0
7	21.80	6.60	22.00	38.00	13.00	0.50	0
8	25.00	44.00	36.00	46.00	435.00	0.25	1
...
733	21.60	12.00	33.00	42.60	50.00	0.25	1
734	21.60	12.00	33.00	45.00	51.00	0.25	1
735	28.30	27.50	20.00	40.00	55.00	0.25	1
736	12.00	0.00	30.00	35.00	8.00	0.31	1
737	23.47	0.00	32.00	37.00	214.00	0.31	0
738	20.00	20.00	36.00	45.00	50.00	0.31	1
739	27.00	40.00	35.00	47.10	292.00	0.31	0
740	31.30	68.00	37.00	47.00	213.00	0.31	0

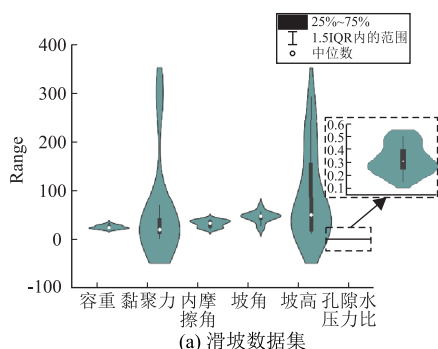
化数值。归一化后的数据样本能最大化地消除奇异数据导致的不良影响,同时提高模型预测精度,加快模型的收敛性。

$$X_{out} = \frac{(K_{max} - K_{min})(x_i - X_{min})}{X_{max} - X_{min}} + K_{min}E \quad (6)$$

式中, K_{max} 、 K_{min} 分别是 1、-1; X_{max} 、 X_{min} 分别为原始数据集每列数据的最大值、最小值组成的矩阵; E 为单位矩阵; X_{out} 为归一化处理后的数值。

3.2 边坡稳定性评价指标的确定

边坡稳定性评价作为二分类问题需要保证各因子之间要保持独立性,针对数据集的 6 项指标因子需要进行相关性分析,剔除相关性较大的因子,规避因子间的相互干扰。图 2 为指标因子相关性热力图,利用 SPSS 软件平台得到 Pearson 相关值,当 Pearson 相关值 < 0.2 说明因子不相关, $0.2 \sim 0.4$ 说明因子低度相关, $0.4 \sim 0.7$ 说明因子中度相关, > 0.7 时表明存在高度共线性^[25]。如图 2 所示,各评价因子之间相关性系数最高为 0.49,反映出因子间不存在明显的相关性。训练集中所选取的 6 项指



标因子可作为模型训练样本。图 3 小提琴图中的中间原点表示中位数,中间的箱线盒分别定义为第一四分位数 -1.5 IQR 和第三四分位数 $+1.5$ IQR。从其延伸的黑线代表 1.5 倍四分位距的数据,外部形状表示核密度估计量。对比图 3(a)、(b),在边坡失稳与稳定的状态下,两者指标因子的特征分布存在一定的差异,因此可进行下一步学习训练。

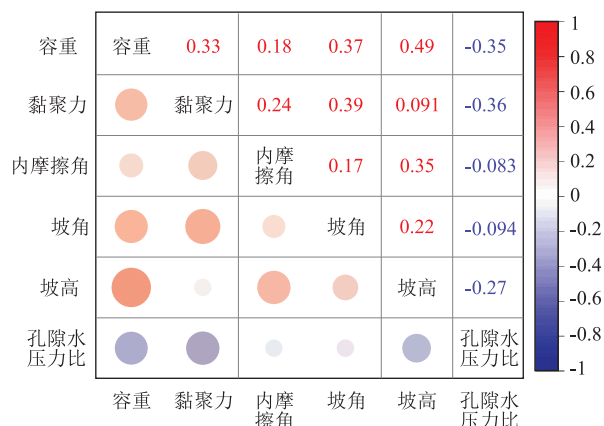


图 2 指标因子相关性热力图

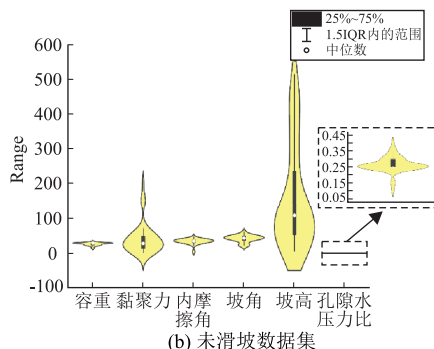


图 3 指标因子特征分布小提琴图

3.3 GA-SVM 模型的结果与分析

边坡稳定性预测属于监督分类问题。对于这类问题,通过学习特征值和目标值来建立模型。必须将数据集划分为训练集和测试集。训练集的选择必须代表整个数据集,如果训练集的比例太小,就不能正确学习。当训练集的比例过大时,容易产生过拟合。在本研究中,训练集和测试集的比例分别为 70% 和 30%。因此,该模型具有足够的学习能力和更准确的结果。将准备好的数据库随机分为训练集和测试集。训练集覆盖主数据库的 70%,测试集覆盖 30%。算法采用 Matlab 软件平台编写实现,模型训练后将训练集样本输入模型进行边坡稳定性预测,再将预测边坡状态与实际边坡状态进行对比(图 4)。为对比 GA-SVM 模型的性能和效果,使用受试者工作特征曲线下面积(AUC)、混淆矩阵、准确度、召回率、精确率和 F1-score 等评价指标对模

		预测边坡状态	
		失稳	稳定
实际边坡状态	失稳	93	7
	稳定	3	415

图 4 GA-SVM 模型训练混淆矩阵

型的预测能力进行评价。根据受试者工作特征曲线和混淆矩阵得到 GA-SVM 模型的 AUC 值为 0.942(图 5),针对 AUC 值一般大于 0.9 时,反映模型的预测性能十分理想。准确率为 0.976,召回率为 0.976,精确率 0.979,F1 score 为 0.976(表 2),反映出该模型在识别边坡失稳状态时的预测精度高、泛

化能力强、预测结果可靠。

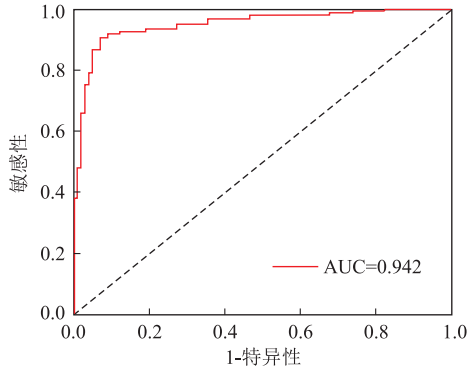


图 5 GA-SVM 模型 ROC 曲线

表 2 模型的评估结果

	准确率	召回率	精确率	F1 score
GA-SVM 模型	0.976	0.976	0.979	0.976

4 GA-SVM 模型的性能测试

为进一步测试 GA-SVM 模型在工程实践中是否可靠,研究依托云南某边坡实例工程作为研究对象,构建三维数值模型。项目地处滇西北横断山脉中段碧罗雪山和高黎贡山之间的怒江峡谷,位于云南省怒江傈僳族自治州中部。东与兰坪白族普米族自治县和维西傈僳族自治县交界,南与泸水市相连,西与缅甸接壤,北与贡山独龙族怒族自治县相邻。项目建成后将在场地西侧形成永久性人工建筑边坡,拟建项目开挖至场地整平标高后,场地西侧部位将形成人工建筑边坡,开挖后边坡高度介于 2.00~17.00 m 之间,全长约 950.00 m。场地范围内坡向为由西向东倾,坡度介于 25°~60°之间。设计单位拟对边坡采用单级放坡,坡脚设置支挡结构进行支挡。采用 Midas GTS 软件构建数值模型(图 6),采用 Mohr-Coulomb 失效准则进行稳定性分析。训练集采用的训练样本皆为均值边坡,因此需对模型做一定的简化,通过改变模型的参数设计不同的试验样本组,具体的参数见表 3 所示。依据表 3 进行模型计算得到计算值,同时将相同试验参数输入 GA-SVM 模型训练得到预测结果。通过计算值与预测结果对比,检验 GA-SVM 模型的预测性能。

表 4 为计算值与预测结果的对比,通过数据可以反映出 GA-SVM 模型预测的边坡情况与计算结果是较为一致的,皆正确地预测了边坡的稳定性情况。反映出基于 GA-SVM 算法构建的边坡稳定性预测模型具有实际的应用意义,可用于实际的边坡稳定性预测,为边坡的设计施工提供依据,在实际的

工程应用中具有良好的应用前景。

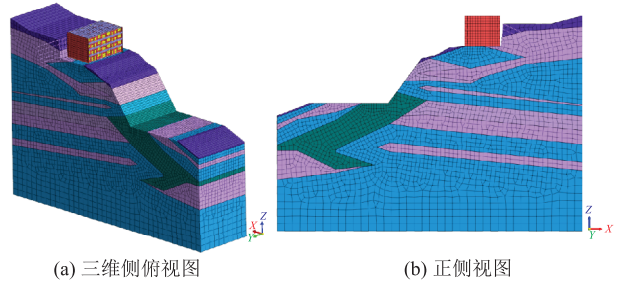


图 6 三维数值边坡模型

表 3 模型试验组参数

序号	容重 /kN·m ⁻³	黏聚力 /kPa	内摩擦角/°	坡角 /°	坡高 /m	孔隙水压力比 /kPa
1	20.6	0.0	30.0	55.0	12.0	0.31
2	20.6	20.0	36.0	55.0	12.0	0.31
3	18.7	10.0	31.0	55.0	17.0	0.31
4	18.7	30.0	30.0	55.0	12.0	0.31
5	20.6	30.0	39.7	55.0	17.0	0.31

表 4 计算结果与模型预测对比

序号	计算 F_s 值	预测边坡情况
1	0.76	失稳
2	1.12	稳定
3	0.81	失稳
4	1.18	稳定
5	1.23	稳定

5 结论与展望

本研究尝试使用 GA-SVM 算法建立一个高精度的边坡稳定性预测模型,采用收集到的 740 个工程案例作为模型的训练样本。选取容重(γ)、黏聚力(c)、内摩擦角(φ)、坡角(β)、坡高(H)、孔隙水压力比(P)此 6 个因素作为输入端要素,边坡状态作为输出端要素。利用受试者工作特征曲线下面积(AUC)、混淆矩阵、准确度、召回率、精确率和 F1-score 等评价指标验证了模型的预测能力。文章得到主要结论如下:

(1) 本研究通过 GA-SVM 算法对过往的工程案例进行训练,建立了边坡稳定与 6 项因素之间的响应关系。其 AUC 值为 0.942,准确率为 0.976,召回率为 0.976,精确率 0.979,F1 score 为 0.976,反映出该模型在识别边坡失稳状态时的预测精度高、泛化能力强、预测结果可靠。

(2) 结合工程实例构建的三维数值模型,通过设置不同的试验参数计算得出相应的稳定性系数,相同试验参数输入 GA-SVM 模型训练得到预测结果。通过两者结果对比可知,GA-SVM 模型对于边

坡稳定性的预测性能优异,对于边坡状态的评估结果与实际情况一致,可将 GA-SVM 模型应用于实际的边坡稳定性预测,为边坡的设计施工提供依据。

(3) 文章的研究结果也表明采用遗传算法搜索寻优支持向量机的参数,克服了参数选取的问题,提高了分类的性能,算法比较稳定。

文章中选用的工程案例训练集皆为均质边坡,后续研究应进一步考虑边坡的非均质条件,使其更接近于实际工程情况,提升 GA-SVM 边坡稳定性预测模型的适用性。

参考文献

- [1] Cao S, Ye H, Zhan Y. Cliff roads; An ecological conservation technique for road construction in mountainous regions of China[J]. *Landscape and Urban Planning*, 2010, 94(3): 228-233.
- [2] Park H J, West T R, Woo I. Probabilistic analysis of rock slope stability and random properties of discontinuity parameters, Interstate Highway 40, Western North Carolina, USA[J]. *Engineering Geology*, 2005, 79(3-4): 230-250.
- [3] Chakraborty A, Goswami D. State of the art; Three Dimensional (3D) Slope-Stability Analysis[J]. *International Journal of Geotechnical Engineering*, 2016, 10(5): 493-498.
- [4] Huang Y H. Slope Stability Analysis by the Limit Equilibrium Method[M]. American Society of Civil Engineers, 2014.
- [5] Azarafza M, Hajjalilue Bonab M, Derakhshani R. A novel empirical classification method for weak rock slope stability analysis[J]. *Scientific Reports*, 2022, 12(14744): 1-11.
- [6] Azarafza M, Akgün H, Ghazifard A, et al. Discontinuous rock slope stability analysis by limit equilibrium approaches-a review[J]. *国际数字地球学报(英文)*, 2021, 14(12): 1918-1941.
- [7] 秦驰越, 张文兴. 基于机器学习的露天矿排土场边坡稳定性预测[J]. *金属矿山*, 2021, (8): 164-169.
- [8] Zhou J. Slope stability prediction for circular mode failure using gradient boosting machine approach based on an updated database of case histories[J]. *Safety science*, 2019, 10(118): 505-518.
- [9] Wei W, Li X, Liu J, et al. Performance Evaluation of Hybrid WOA-SVR and HHO-SVR Models with Various Kernels to Predict Factor of Safety for Circular Failure Slope[J]. *Applied Sciences*, 2021, 11(4): 1-21.
- [10] 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): 1083-1095.
- [11] 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.
- [12] Yuan Y. Forecasting the movement direction of exchange rate with polynomial smooth support vector machine [J]. *Mathematical and Computer Modelling*, 2013, 57(3): 932-944.
- [13] Karballaezadeh N, Mohammadzadeh S D, Shamshirband S, et al. Prediction of remaining service life of pavement using an optimized support vector machine (case study of Semnan - Firuzkuh road)[J]. *Engineering Applications of Computational Fluid Mechanics*, 2019, 13(1): 188-198.
- [14] 周超, 殷坤龙, 黄发明. 混沌序列 WA-ELM 耦合模型在滑坡位移预测中的应用[J]. *岩土力学*, 2015, 36(9): 2674-2680.
- [15] Zhou, Chao, Yin, et al. Landslide susceptibility modeling applying machine learning methods; A case study from Longju in the Three Gorges Reservoir area, China[J]. *Computers & Geosciences*, 2018, 3(112): 23-37.
- [16] Bc A, Amb C, Eha D, et al. Earth fissure hazard prediction using machine learning models[J]. *Environmental Research*, 2019, 179(Part A): 1-14.
- [17] 连可, 黄建国, 王厚军, 等. 一种基于遗传算法的 SVM 决策树多分类策略研究[J]. *电子学报*, 2008, (8): 1502-1507.
- [18] Betiku E, Okunsolawo S S, Ajala S O, et al. Performance evaluation of artificial neural network coupled with generic algorithm and response surface methodology in modeling and optimization of biodiesel production process parameters from shea tree (*Vitellaria paradoxa*) nut butter [J]. *Renewable Energy*, 2015, 4(76): 408-417.
- [19] Holland J H. *Adaptation In Natural And Artificial Systems* [M]. 1975.
- [20] 冯夏庭. 智能岩石力学导论[M]. 科学出版社, 2000.
- [21] 孙吉书, 夏健超, 王建平, 等. 相关向量机模型在边坡稳定性预测中的应用[J]. *科学技术与工程*, 2021, 21(28): 12234-12242.
- [22] 史秀志, 周健, 郑纬, 等. 边坡稳定性预测的 Bayes 判别分析方法及应用[J]. *工程科学与技术*, 2010, 42(3): 63-68.
- [23] 黄俊, 刘小生. 基于 GS-PSO-SVM 模型的边坡稳定性预测模型[J]. *中国矿业*, 2020, 29(6): 205-209.
- [24] 徐兴伦. 基于模糊神经网络的公路边坡稳定性评价[D]. 重庆大学, 2012.
- [25] Booth GD, Niccolucci MJ, Schuster EG. Identifying proxy sets in multiple linear regression; an aid to better coefficient interpretation [J]. US Dept of Agriculture Forest Service, Ogden, 1994, 1-9.

作者简介: 贾荣谷 (1978—), 男, 汉族, 云南曲靖人, 正高级工程师, 毕业于桂林工学院土木工程专业, 主要从事岩土工程勘察设计及施工管理方面的工作。E-mail: 891330078@qq.com