

DOI:10.13409/j.cnki.jdpme.20250612001

基于主动学习支持向量机的预应力锚索加固边坡可靠度分析

段祥睿¹, 刘存福¹, 何丰前¹, 谢小创², 张洁², 陆盟²

(1. 雅砻江流域水电开发有限公司, 四川 成都 610051; 2. 同济大学地下建筑与工程系, 上海 200092)

摘要: 高坝大库水电站库岸边坡受复杂地质条件影响显著, 传统预应力锚索加固设计通常忽略了土体强度参数的不确定性, 且极限平衡法难以有效应对复杂地质环境, 导致分析结果可靠性不足、计算效率低下。为解决上述问题, 提出一种结合主动学习支持向量机(AL-SVM)与强度折减法的高效可靠度分析方法: 支持向量机可高效近似边坡失稳判据, 替代传统耗时的强度折减过程, 实现快速可靠度评估; 主动学习算法通过迭代主动筛选决策边界附近的关键样本点, 极大降低了支持向量机训练所需的计算成本。以两河口水电站库岸边坡为实例验证, 所提方法较传统蒙特卡罗方法计算效率提升约98%, 且具备高准确性, 能够定量揭示加固参数变化对边坡失效概率的影响。该方法显著提升了复杂地质条件下预应力锚索边坡加固设计的可靠度分析效率与精度, 创新性地解决了复杂工况下可靠度分析难题。

关键词: 预应力锚索加固边坡; 可靠度; 支持向量机; 主动学习; 两河口水电站

中图分类号: TU443 **文献标识码:** A **文章编号:** 1672-2132(2025)05-1052-10

Reliability Analysis of Slopes Reinforced with Prestressed Anchor Cables Based on Active Learning Support Vector Machine

DUAN Xiangrui¹, LIU Cunfu¹, HE Fengqian¹, XIE Xiaochuang², ZHANG Jie², LU Meng²

(1. Yalong River Hydropower Development Company, LTD., Chengdu 610051, China;

2. Department of Geotechnical Engineering, Tongji University, Shanghai 210092, China)

Abstract: The reservoir bank slopes of high-dam and large-reservoir hydropower stations are significantly affected by complex geological conditions. Traditional prestressed anchor cable reinforcement designs often neglect the uncertainty of soil strength parameters, and the limit equilibrium method struggles to effectively address complex geological environments, resulting in insufficient reliability of the analysis results and low computational efficiency. To address the aforementioned issues, this study innovatively proposed an efficient reliability analysis method integrating active learning support vector machine (AL-SVM) with the strength reduction method. The support vector machine could efficiently approximate the instability criterion of the slope, replacing the traditionally time-consuming strength reduction process to achieve rapid reliability assessment. Additionally, the active learning algorithm it-

* 收稿日期: 2025-06-12; 修回日期: 2025-09-01

基金项目: 国家自然科学基金项目(42402280)、国家资助博士后研究人员计划(GZB20240533)、上海市白玉兰人才计划浦江项目(23PJD104)资助

作者简介: 段祥睿(1993—), 男, 工程师, 博士。主要从事水电工程建设管理研究。E-mail: duanxiangrui@sdic.com.cn

eratively and actively selected critical sample points near the decision boundary, substantially reducing the computational cost required for training the support vector machine. Taking the reservoir bank slope of the Lianghekou hydropower station as a case study, the proposed method showed an improvement in computational efficiency of approximately 98% compared to the traditional Monte Carlo method, while maintaining high accuracy and quantitatively revealing the influence of reinforcement parameter variations on slope failure probability. This method significantly improves the efficiency and accuracy of reliability analysis for the design of slopes reinforced with prestressed anchor cables under complex geological conditions, and provides an innovative solution to the challenges of reliability analysis under complex working conditions.

Keywords: slopes reinforced with prestressed anchor cables; reliability; support vector machine; active learning; Lianghekou hydropower station

0 引言

高坝大库水电站运行后,库水蓄涨使库岸岩土体经历岩土软化、渗透压力变化、渗透潜蚀和水力冲刷等复杂水岩相互作用。此外,库水位周期性涨落引发的失水固结、干裂和崩解效应进一步降低库岸稳定性,易诱发滑塌^[1]。库岸滑塌不仅威胁公路、桥梁、居民区等基础设施安全,还影响水库的长期运行稳定性,因此其治理是水电工程运行管理的关键问题^[2]。库岸滑塌治理可采用多种工程措施。在条件允许时,公路沿线滑塌点可通过线路内移或改线处理,具备周期短、经济性好等优点。但在桥梁、隧道及明线连接段等线路调整受限区域,难以采取避让措施,此时需采用加固技术增强边坡和路基稳定性。预应力锚索加固技术因主动受力特性,在库岸滑塌治理中广泛应用^[3]。相较于传统的挡土墙、抗滑桩等被动支挡结构,预应力锚索具有以下优势^[4]:(1)可主动向岩土体施加预应力,提高整体稳定性;(2)施工扰动小,适用于地形复杂或环境敏感区;(3)适应性强,能有效控制高陡边坡及深层滑坡的稳定性。

传统边坡治理措施的设计通常以稳定性分析为基础,对加固后边坡的安全性进行评估^[5-6]。但由于土体高度非均质且具有随机性,其力学参数存在显著不确定性,导致求解稳定性系数的确定易产生较大误差^[7]。在实际治理方案设计中,参数选取往往依赖工程经验,缺乏系统性的统计支撑,影响了分析的可信度^[8]。可靠度方法则从概率统计角度充分考虑参数不确定性,使加固措施的分析结果更加科学可靠,为边坡治理提供坚实的理论基础^[8-9]。为保证计算效率,传统设计常采用极限平衡法进行稳

定性分析,但该方法依赖预设滑动面形态,对于非圆弧形滑动面,尤其是固有滑带条件下,存在分析困难^[10],且难以有效考虑土体与支护结构的相互作用,限制了其在复杂地质条件下的应用^[11-12]。相比之下,强度折减法基于应力—应变关系进行分析,无需预设滑动面,能更真实地反映边坡破坏过程,现已广泛应用于预应力锚索加固边坡的稳定性分析^[13-15]。

将强度折减法与可靠度分析相结合,有助于更全面、准确地评估边坡稳定性,提升治理设计的可靠性和实用性,但分析效率仍需保证^[16-17]。实质上,强度折减的核心在于对边坡在不同参数下的稳定状态进行判别,若能训练高效的二分类代理模型,则可替代传统的强度折减判别过程^[18]。支持向量机(Support Vector Machine, SVM)作为常用二分类方法,具备泛化能力强、分类精度高和适用于高维空间等优势,在各类工程判别和分类问题中得到广泛应用^[19-20]。但SVM训练仍需依赖数值分析生成训练样本,进一步降低训练样本量以优化计算效率,是提升可靠度分析工程实用性的关键^[21]。

综上,本文提出了一种主动学习支持向量机(AL-SVM)与强度折减法耦合的高效可靠度分析方法。训练完成的边坡稳定性支持向量机可高效判别样本稳定状态,替代传统的数值判别过程,实现复杂地质条件下预应力锚索加固边坡的快速可靠度评估;主动学习算法则能够自适应筛选并聚焦于决策边界附近的关键样本,显著降低支持向量机训练对大规模数值样本的依赖。方法经与传统蒙特卡罗法对比验证,具有足够的分析精度和显著的效率优势,适用于预应力锚索加固边坡的高效可靠度分析。

1 基于强度折减法的预应力锚索加固边坡稳定性分析

为充分模拟土体与预应力锚索接触,考虑预应力锚索的力学行为,土体采用基于摩尔库伦屈服准则的理想弹塑性材料并利用实体单元进行模拟,预应力锚索则基于弹簧黏结滑移单元进行模拟^[14,22-23]。图1给出了由弹簧黏结滑移单元组成的预应力锚索结构单元的本构模型示意图。

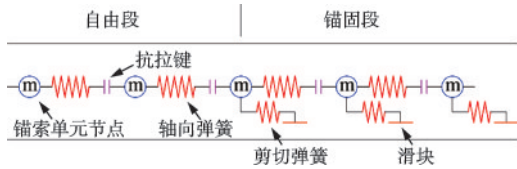


图1 预应力锚索结构单元本构模型

Fig.1 Constitutive model of prestressed anchor cable structural element

作为一种线性结构单元,预应力锚索结构单元由携带质量属性的单元节点、轴向弹簧、抗拉键、轴向弹簧和滑块构成。基于弹簧黏结滑移单元,预应力锚索结构单元轴向力学行为采用弹脆性本构关系:轴向弹簧控制变形;抗拉键控制受拉破坏,当轴向拉力超过抗拉强度,预应力锚索即发生断裂。轴向弹簧的刚度 K_n 采用下式确定^[24]:

$$K_n = \frac{A_c E_c}{L_c} \quad (1)$$

式中, A_c 为预应力锚索的横截面积; E_c 为弹性模量; L_c 为预应力锚索单元的长度。

预应力锚索的自由段仅需考虑轴向力学行为,而锚固段则在节点处进一步增加了剪切弹簧和滑块,以模拟锚固段注浆体与岩土体的摩擦行为。锚固段摩擦行为采用理想弹塑性本构关系:当节点处剪切力小于剪切强度,由剪切弹簧控制产生线弹性剪切变形;当节点处剪切力超过剪切强度,由滑块控制产生塑性变形。锚固段摩擦行为的关键参数为剪切弹簧的剪切刚度 K_g , 主要由注浆体的性质决定,目前许多商业数值分析软件给出了推荐公式,以本文采用的FLAC^{3D}为例,剪切刚度 K_g 可计算如下^[24]:

$$K_g = \frac{2\pi G_g}{10 \ln(1 + 2t_g/D_g)} \quad (2)$$

式中, G_g 为注浆体剪切模量; t_g 为注浆体厚度; D_g 为注浆孔直径。

对于上述模型,可采用基于二分法的强度折减法求解预应力锚索加固边坡的稳定性系数^[13-15]。其中,边坡的稳定性系数 F_s 可定义如下:

$$c_{\min} = \frac{c}{F_s} \quad (3)$$

$$\tan \varphi_{\min} = \frac{\tan \varphi}{F_s} \quad (4)$$

式中, c_{\min} 和 φ_{\min} 分别是边坡极限平衡状态下的黏聚力和内摩擦角。采用二分法实施强度折减法逼近稳定性系数,首先需要预估边坡稳定性系数 F_s 的一个上限和下限,以 F_u 和 F_l 来表示,然后检验强度折减系数等于 $(F_u + F_l)/2$ 时边坡的稳定性。若边坡稳定,则 $(F_u + F_l)/2$ 作为新的 F_l ; 若边坡失稳,则 $(F_u + F_l)/2$ 作为新的 F_u 。重复上述步骤,直到 F_u 和 F_l 之差小于设定的容许误差 ΔF , 此时取 $(F_u + F_l)/2$ 作为 F_s 。

上述功能可利用FLAC^{3D}内置强度折减程序实现。FLAC^{3D}内置强度折减程序基于模型的收敛性判定作为边坡失稳的判定准则,模型计算是否收敛则取决于节点的不平衡力与外荷载的比值(简称不平衡力比),当模型通过计算能使节点中的最大不平衡力比低于设定的阈值,则判定模型收敛^[24]。为保证计算精度,后续分析中最大不平衡力比阈值设置为 10^{-6} ^[25]。

2 主动学习支持向量机可靠度方法

2.1 预应力锚索加固边坡可靠度分析模型

为考虑预应力锚索加固边坡稳定性分析中的不确定性,可以把预应力锚索加固边坡的土体强度参数模拟为随机变量,用 x 表示。则该预应力锚索加固边坡稳定性的功能函数 $g(x)$ 可以写作

$$g(x) = F_s - 1 \quad (5)$$

根据可靠度原理^[26],该预应力锚索加固边坡的失效概率 p_f 可以通过求解随机变量概率密度函数在由 $g(x) < 0$ 确定的边坡失稳区域的积分,计算如下:

$$p_f = \int_{g(x) < 0} f(x) dx \quad (6)$$

式中, $f(x)$ 为随机变量 x 的概率密度函数。

2.2 边坡失稳分类主动学习支持向量机

根据式(6)计算预应力锚索加固边坡的失效概率 p_f , 在已知概率密度函数 $f(x)$ 和功能函数 $g(x)$ 的情况下,可采用蒙特卡罗模拟以规避复杂地积分运

算^[27],则式(6)可写作:

$$p_f = \int I[g(x)]f(x)dx \approx \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N I[g(x)] \quad (7)$$

式中, $I[g(x)]$ 为功能函数 $g(x)$ 的指示函数。

$$I[g(x)] = \begin{cases} 1 & g(x) < 0 \\ 0 & g(x) \geq 0 \end{cases} \quad (8)$$

由于采用强度折减法计算预应力锚索加固边坡的稳定性系数 F_s ,功能函数 $g(x)$ 为隐式,即使采用蒙特卡罗模拟计算失效概率 p_f ,在式(8)给出指示函数 $I[g(x)]$ 时会涉及高额的计算量。鉴于指示函数 $I[g(x)]$ 实际上是根据功能函数 $g(x)$ 对样本 x 进行二分类,可训练一个二分类器替代原功能函数 $g(x)$,以实现隐式功能函数与可靠度分析的解耦。进一步引入主动学习策略,通过动态优选判别边界附近信息量最大的样本点,仅对这些关键点实施强度折减法数值分析,从根本上减少了训练支持向量机模型所需的数值计算量。

2.2.1 边坡失稳分类支持向量机

支持向量机是一种常用且高效的二分类器^[28]。为方便分析,首先将随机变量 x 转换为标准正态空间的随机变量 u 。要建立可预测边坡稳定性的支持向量机,可定义一个边坡稳定性标签函数 $Y(\cdot)$ 如下:

$$Y(u) = \begin{cases} -1 & g(u) \geq 0 \\ +1 & \text{else} \end{cases} \quad (9)$$

式(9)根据式(8)将边坡稳定的样本定义为负样本,将边坡失稳的样本定义为正样本。则对于一个边坡稳定性训练集 $[u_1, u_2, \dots, u_n; Y(u_1), Y(u_2), \dots, Y(u_n)]$,若采用一个超平面,在样本空间中对正样本和负样本进行划分,该超平面方程 $h(u)$ 可表述为^[29]:

$$h(u) = w^T u + v = 0 \quad (10)$$

式中, w 为一个与随机变量 u 维度相同的列向量,决定超平面的方向; v 是位移项,决定原点与超平面之间的距离。

训练支持向量机则是为确定一个最优超平面,以对训练集以外的边坡稳定性样本分类适用,而该最优超平面能使训练集中距离超平面最近的样本与超平面距离最大^[30]。上述最优化问题可表述为^[29]:

$$\begin{aligned} \min_{w, v, \xi} & \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i \\ \text{s.t.} & \begin{cases} Y(u_i)(w^T u_i + v) \geq 1 - \xi_i \\ \xi_i \geq 0 \end{cases} \end{aligned} \quad (11)$$

式(11)中采用了一项惩罚项 $C \sum_{i=1}^n \xi_i$,以考虑边坡稳定性训练集在样本空间中不可严格划分的情况,从而平衡支持向量机训练过拟合程度和误差。其中, C 为正则化参数, ξ_i 为松弛变量。 C 值越大则 ξ_i 值越小,对边坡稳定性训练集的划分越严格。若 C 趋近无穷大,则要求支持向量机对边坡稳定性训练集进行严格划分。为了求解式(11)的最优化问题,可采用拉格朗日乘法法将其改写如下^[29]:

$$\begin{aligned} (w, v, \alpha, \xi, \eta) = & \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i + \\ & \sum_{i=1}^n \alpha_i [1 - \xi_i - Y(u_i)(w^T u_i + v)] - \sum_{i=1}^n \eta_i \xi_i \end{aligned} \quad (12)$$

式中, $\alpha = (\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n)$; $\xi = (\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_n)$; $\eta = (\eta_1, \eta_2, \dots, \eta_n)$ 。 $\alpha_i \geq 0$ 和 $\eta_i \geq 0$,为拉格朗日乘子。

最小化式(12)可得^[29-30]:

$$\left. \frac{\partial L}{\partial w} \right| = w - \sum_{i=1}^n \alpha_i Y(u_i) = 0 \quad (13)$$

$$\left. \frac{\partial L}{\partial v} \right| = \sum_{i=1}^n \alpha_i Y(u_i) = 0 \quad (14)$$

$$\left. \frac{\partial L}{\partial \xi_i} \right| = C - \alpha_i - \eta_i = 0 \quad (15)$$

将式(13)、(14)和(15)代入式(12),并考虑KKT条件,可得式(12)的对偶形式如下^[29]:

$$\begin{aligned} \max_{\alpha} & \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \alpha_i \alpha_j Y(u_i) Y(u_j) u_i^T u_j \\ \text{s.t.} & \begin{cases} \sum_{i=1}^n \alpha_i Y(u_i) = 0 \\ 0 \leq \alpha_i \leq C, \quad i = 1, \dots, n \end{cases} \end{aligned} \quad (16)$$

式(16)为二次规划问题,可采用Sequential Minimal Optimization方法^[31]求解。令 $\alpha^* = (\alpha_1^*, \alpha_2^*, \dots, \alpha_n^*)$ 为式(16)拉格朗日乘子的解,其中仅少数距离超平面最近边坡稳定性训练样本对应的 α^* 不等于0。这些训练样本由于决定了超平面,被称为支持向量。令 $u_s = (u_{s1}, u_{s2}, \dots, u_{sn})$ 代表支持向量, $\alpha_s^* = (\alpha_{s1}^*, \alpha_{s2}^*, \dots, \alpha_{sn}^*)$ 代表支持向量的拉格朗日乘子,则未知样本 u_{n+1} 的分类标签可预测如下^[29]:

$$\hat{Y}(u_{n+1}) = \text{sign} \left[\sum_{i=1}^{n_s} \alpha_{si}^* Y(u_{si}) u_{si}^T u_{n+1} + v^* \right] \quad (17)$$

式中, $\text{sign}(\cdot)$ 为符号函数; n_s 为训练集中支持向量的数量; v^* 为位移项 v 的解。由于支持向量 u_{si} 均应满足如下公式^[29]:

$$Y(\mathbf{u}_s) \left[\sum_{i=1}^{n_s} \alpha_{si}^* Y(\mathbf{u}_{si}) \mathbf{u}_{si}^T \mathbf{u}_{n+1} + v^* \right] = 1 \quad (18)$$

为求解 v^* , 将所有支持向量代入式(18)并计算均值, 可获得一个比较鲁棒的解^[30,32]:

$$v^* = \frac{1}{n_s} \sum_{i=1}^{n_s} \left[Y(\mathbf{u}_{si}) - \sum_{j=1}^{n_s} \alpha_{sj}^* Y(\mathbf{u}_{sj}) \mathbf{u}_{sj}^T \mathbf{u}_{n+1} \right] \quad (19)$$

为进一步应对边坡稳定性训练集在样本空间不可严格划分的情况, 可在式(17)中引入核函数 $K(\mathbf{u}_i, \mathbf{u}_j)$ 以替换 $\mathbf{u}_i^T \mathbf{u}_j$, 从而将边坡稳定性训练集映射至高维特征空间, 转换为可分状态。则未知样本 \mathbf{u}_{n+1} 的分类标签可预测如下^[29]

$$\hat{Y}(\mathbf{u}_{n+1}) = \text{sign} \left[\sum_{i=1}^{n_s} \alpha_{si}^* Y(\mathbf{u}_{si}) K(\mathbf{u}_{si}, \mathbf{u}_{n+1}) + v^* \right] \quad (20)$$

$$v^* = \frac{1}{n_s} \sum_{i=1}^{n_s} \left[Y(\mathbf{u}_{si}) - \sum_{j=1}^{n_s} \alpha_{sj}^* Y(\mathbf{u}_{sj}) K(\mathbf{u}_{sj}, \mathbf{u}_{si}) \right] \quad (21)$$

常用的核函数有多项式核函数、高斯核函数和 S 形核函数等^[33], 经后续分析验证, 采用高斯核函数 $\exp(-\chi \|\mathbf{u}_i - \mathbf{u}_j\|^2)$ 获得的分类结果较好。而高斯核函数中, 宽度参数 χ 决定了边坡稳定性训练集非线性映射至高维特征空间的结果^[34]。

对于上述边坡失稳分类支持向量机, 需要进行超参数优化的关键参数包括正则化参数 C 和宽度参数 χ , 可采用网格搜索法^[33,35] 试算, 并结合交叉验证法^[33] 评价以最终确定。经后续分析验证, 边坡稳定性训练集仅采用高斯核函数即可达到可分状态, 因此设置正则化参数 C 趋近无穷大, 而仅需对宽度参数 χ 实施超参数优化。

2.2.2 主动学习算法

为提高边坡失稳分类支持向量机的训练效率, 本文引入主动学习算法, 通过主动筛选信息量最大的样本, 以减少训练支持向量机所需的数值计算量。主动学习的基本原理在于, 通过持续关注模型判别最为不确定的区域, 即优先利用判别边界附近的样本, 有效提升模型的整体判别能力。具体操作流程为: ①基于均匀分布抽样生成一个初始样本较少的边坡稳定性训练样本集 S , 完成初始支持向量机训练; ②基于均匀分布进一步生成一个较大的样本池 P , 在每轮迭代中, 利用当前已训练的支持向量机模型, 通过主动学习算法从样本池中选取最优的新样本点 \mathbf{u}_b , 加入训练样本集 S 并再次训练支持向量机。③重复上述步骤, 直至主动学习训练收敛, 最终以较少的样本完成支持向量机训练, 大幅降低强度折减法的数值计算量。

在具体样本筛选环节, 对于支持向量机, 可利用式(10)函数 $h(\mathbf{u}_p)$ 的值(即 margin 值)衡量样本点到当前超平面的距离, margin 值越接近零, 说明该样本越靠近决策边界, 是提升模型判别能力的重点对象。与此同时, 为保证新增样本的多样性, 还需考虑其与当前训练样本集的最小距离。为实现上述目标, 需设置合适的学习函数^[36]。X. Li 等^[37] 提出的学习函数不仅可用于主动学习样本筛选, 在支持向量机应用中还可以结合 margin 值来判别样本优先级, 具体形式如下:

$$\mathbf{u}_b = \arg \min_{\mathbf{u}_p} \frac{(1 + \|\mathbf{u}_p\|)[h(\mathbf{u}_p)]}{\left\{ \frac{d(\mathbf{u}_p, S)}{1 + \exp[-20(d(\mathbf{u}_p, S) - d(S))]} \right\}} \quad (22)$$

式中, \mathbf{u}_p 为样本池 P 中的某样本; $d(\mathbf{u}_p, S)$ 为 \mathbf{u}_p 与当前训练样本集 S 中样本的最小距离, 可表示如下:

$$d(\mathbf{u}_p, S) = \min_{\mathbf{u}_i} \{\|\mathbf{u}_p - \mathbf{u}_i\| \mid \mathbf{u}_i \in S\} \quad (23)$$

$d(S)$ 则规定了 $d(\mathbf{u}_p, S)$ 的一个建议最小值, 根据当前训练样本集 S 样本间的一个合理最小距离定义:

$$d(S) = \lambda \max_{\mathbf{u}_i} \min_{\mathbf{u}_j} \{\|\mathbf{u}_i - \mathbf{u}_j\| \mid \mathbf{u}_i, \mathbf{u}_j \in S, i \neq j\} \quad (24)$$

式中, λ 为一个取值范围 0.1~0.5 的缩放系数, 具体可根据支持向量机超平面的非线性程度以及计算效率权衡取值。 λ 的值越小, 可以应对支持向量机超平面的非线性程度越高, 但收敛效率可能降低。

当样本池具有位于当前支持向量机超平面的样本, 即 $h(\mathbf{u}_p) = 0$, 式(22)中目标方程直接取得最小值, 此时 \mathbf{u}_p 即为 \mathbf{u}_b ; 当样本池仅具有接近当前支持向量机超平面的样本, 即 $h(\mathbf{u}_p)$ 接近 0, 仅当 \mathbf{u}_p 与当前训练样本集 S 的样本具有相当的距离, 即 $d(\mathbf{u}_p, S) > d(S)$, 式(22)中目标方程可能取得最小值, 以确保 \mathbf{u}_b 与当前训练集样本具有差异。此外, $\|\mathbf{u}_p\|$ 越小, \mathbf{u}_p 距原点越近, 式(22)中目标方程越可能取得最小值, 以确保 \mathbf{u}_b 位于样本空间高概率密度区域。

为判定主动学习训练收敛并计算边坡的失效概率, 首先可根据随机变量联合分布采用直接抽样或拉丁超立方抽样生成一个样本数量较大的测试样本集 S_{test} , 然后利用每次训练的边坡失稳分类支持向量机获得边坡失稳样本在测试样本集 S_{test} 中的占比, 即为当前迭代步中边坡的失效概率 p_f 。根据连续 5 次迭代边坡的失效概率 p_{f_i} , 可以统计其均值 μ_{p_f} 、标准差 σ_{p_f} 及变异系数 COV_{p_f} 。当 COV_{p_f} 足够小, 即认为主动

学习训练收敛,可设置一个阈值 η 进行判断:

$$\text{COV}_{\text{pf}} = \frac{\sigma_{\text{pf}}}{\mu_{\text{pf}}} \leq \eta \quad (25)$$

其中, η 应取值合理以平衡失效概率精度和计算量。经后续分析验证,本文取 $\eta=10^{-4}$ 。主动学习训练收敛后,取最近一次失效概率 p_f 作为边坡失效概率。

2.3 预应力锚索加固边坡可靠度分析程序

为实现所提出的预应力锚索加固边坡可靠度方法的工程应用,结合 MATLAB 和 FLAC^{3D} 开发了预应力锚索加固边坡可靠度分析程序,其中利用 FLAC^{3D} 实施预应力锚索加固边坡数值分析获取样本的响应值,利用 MATLAB 完成可靠度分析,相关分析流程如图 2 所示。为保障上述可靠度分析程序高效运行,相关关键点可简述如下。

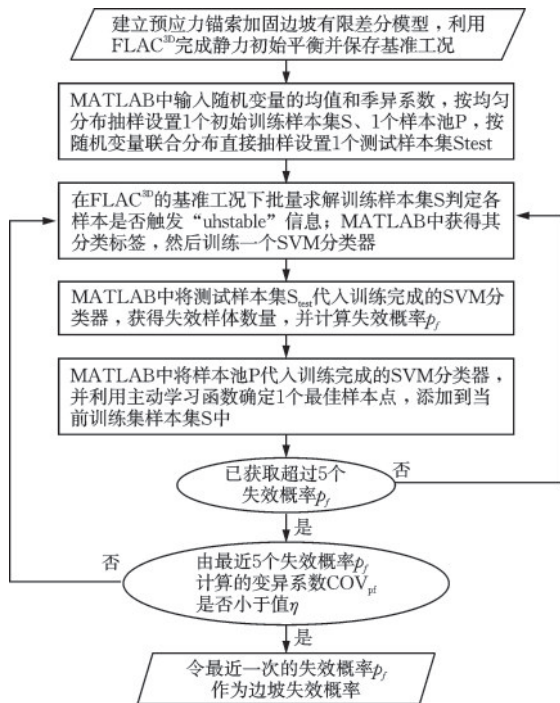


图 2 基于主动学习支持向量机的可靠度分析流程

Fig.2 Flowchart of reliability analysis based on AL-SVM

2.3.1 可靠度分析高效数据交互

为实现 MATLAB 和 FLAC^{3D} 的耦合, MATLAB 中利用函数 system('dir/flac3d700_gui.exe call model.f3dat') 可实现对 FLAC^{3D} 调用及数值分析命令文本 model.f3dat 的运行, 其中 dir 为 flac3d700_gui.exe 调用路径; FLAC^{3D} 中利用 FISH 函数 file.open, file.read 和 file.close 读取存储输入数据的文本 data.txt, 数值分析结束后, 利用 FISH 函数

file.open, file.write 和 file.close 将计算结果保存在文本 res.txt 中; 利用 MATLAB 的 importdata.m, readmatrix.m 等函数可读取文本 res.txt 中的数据。由此, 创建 MATLAB 和 FLAC^{3D} 的高效数据接口。

2.3.2 基于二分法强度折减程序的失效样本判别

根据所提边坡失稳分类支持向量机对训练样本分类标签的需求, 结合稳定性系数是否大于 1 判定边坡稳定性的原理, 可利用 FLAC^{3D} 采用二分法的强度折减法在样本阶段直接获得分类标签。具体操作为: 对每个训练样本, 仅需在折减系数 $(F_0 + F_1)/2$ 为 1 时判定一次边坡模型是否稳定, 无需执行完整的强度折减流程以获取精确稳定性系数, 从而显著降低数值分析计算量。程序以 $\Delta F < 0.005$ $(F_0 + F_1)/2$ 为终止条件^[24]。分类标签信息通过 FLAC^{3D} 的 Program Log On 命令输出计算日志 (flac3d.log), 程序结束后根据日志最后一行是否包含 "unstable" 关键词, 即可确定样本分类标签。

3 案例分析

两河口水电站为 I 等大(1)型工程, 正常蓄水位 2 865 m, 死水位 2 785 m, 库水位年内消落 80 m, 库岸线长 464 km。库区地处高山峡谷, 地形陡峻, 谷坡陡立, 基岩主要为三叠系浅变质砂板岩, 包括两河口组、雅江组, 局部夹杂侏倭组、如年各组、杂谷脑组和杂杂山组地质, 构造运动强烈。本研究对象为库区复建交通工程中某特大桥的右岸桥台下边坡, 其稳定性直接受库水位波动与降雨影响, 对桥梁安全至关重要。勘察显示, 该边坡表层持续发生蠕滑变形。地表以下 8~10 m 存在一控制性软弱结构面, 该结构面并非偶然, 系区域构造运动形成的板岩层间剪切带, 并经后期地下水长期软化、泥化作用而形成; 其岩体破碎、夹泥、锈染严重, 工程性状极差, 易形成滑动控制界面。若不及时加固, 可能引发滑塌, 直接威胁上方特大桥桥台及库区道路安全。钻孔资料揭示, 该边坡软弱结构面以上为中风化岩体, 黏聚力、内摩擦角、弹性模量、泊松比和重度分别为 119 kPa、29°、530 MPa、0.25 和 23 kN/m³; 软弱结构面以下为中风化—微风化岩体, 相关参数分别为 288 kPa、35°、1 680 MPa、0.25 和 24 kN/m³; 软弱结构面自身的黏聚力、内摩擦角、弹性模量、泊松比和重度分别为 28 kPa、22°、80 MPa、0.3 和 21 kN/m³。

现采用预应力锚索框格梁对该边坡进行加固。

加固前将原始边坡开挖为两级,几何尺寸如图3所示。每级边坡设3排锚索,自下而上编号1#~6#,排距3.5 m,加固角度(与水平夹角)为25°。锚固段长度均为5 m,自由段长度见表1。预应力锚索由6束截面积140 mm²的钢绞线组成,每束设计抗拉强度为260.4 kN,弹性模量195 GPa,重度78.5 kN/m³,设计张拉力为设计抗拉强度的50%。锚索钻孔直径165 mm,采用M40水泥砂浆灌注。锚固段与注浆体组合重度为23.85 kN/m³,剪切刚度 K_g 为 1.75×10^{10} N/m。考虑锚固段剪切破坏发生在注浆体-岩体界面,剪切强度参数在强度折减过程中与岩体一致。本文预应力锚索按短期工况的设计取值参与计算,暂不考虑界面黏结强度时变与预应力损失。框格梁采用C30钢筋混凝土,弹性模量30 GPa,泊松比0.2,重度24 kN/m³。框格梁与岩体之间设无厚度接触面,具体设置参考黄俊等^[38],接触面强度参数在强度折减过程中与岩体保持一致。

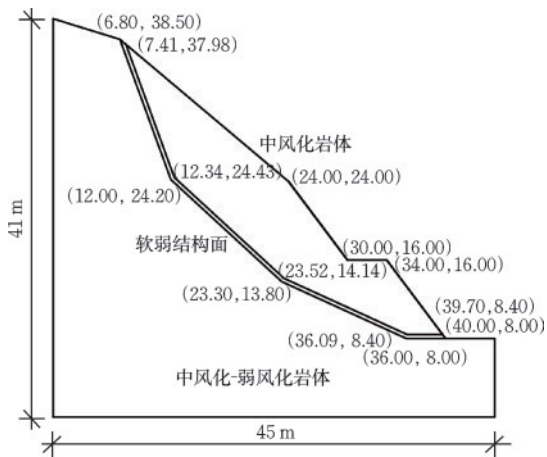


图3 预应力锚索加固边坡几何模型

Fig.3 Geometric model of slope reinforced with prestressed anchor cables

表1 不同加固角度预应力锚索长度参数

Table 1 Length parameters of prestressed anchor cables at different reinforcement angles 单位:m

编号	加固角度		
	20°	25°	30°
1#	4	3.5	3
2#	7	6.5	6
3#	9	8.5	8
4#	8.5	8	8
5#	9	9	8.5
6#	10	9.5	9.5
总计	47.5	45	43

图4为根据上述条件和参数建立的该边坡的有限差分模型。为降低计算量,模型采用对称形式,并在垂直边界施加水平位移约束,底部边界施加水平和垂直位移约束。

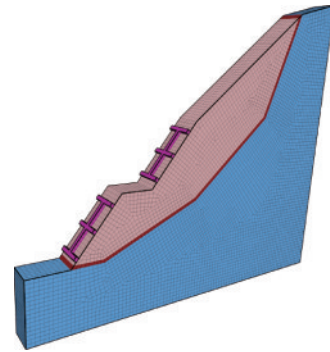


图4 预应力锚索加固边坡数值模型

Fig.4 Numerical model of slope reinforced with prestressed anchor cables

由于软弱结构面的强度参数是影响边坡稳定性的关键因素,本文在分析中重点考虑其参数不确定性。假设软弱结构面的黏聚力和内摩擦角均服从对数正态分布,其均值分别为119 kPa和29°,变异系数分别为0.3和0.2。因标准正态空间中,样本基本集中在 $-4.5 < u_i < 4.5$ 区间,故在该区间内均匀抽取 4^m 个样本作为初始训练样本集 S ,按均匀分布在该范围内抽取5 000^m个样本作为样本池 P ,按照多元正态分布抽取5 000^m个样本构建测试样本集 S_{test} ,其中 m 为随机变量 u 的维度。如图5所示,利用本文的主动学习支持向量机可靠度方法,对未加固的边坡进行分析,在经历32次迭代后,获得边坡失效概率为54.660%;进一步分析采用6束钢绞线、加固角度为25°的预应力锚索加固边坡,共经历87次迭代,计算得到边坡失效概率为0.049%。上述计算基于一台搭载AMD Ryzen 9 9950X处理器的计算

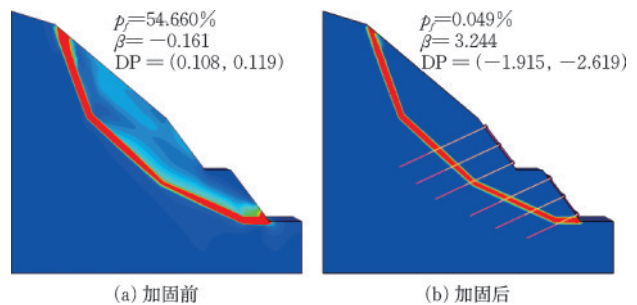


图5 预应力锚索加固前后边坡可靠度

Fig.5 Slope reliability before and after prestressed anchor cable reinforcement

机完成,计算耗时分别为约37 min和6 h 43 min。

为验证上述分析结果,采用蒙特卡罗方法对边坡进行可靠度分析。在未加固条件下,采用1 000个样本进行模拟,计算得到边坡失效概率为54.421%,失效概率的变异系数为0.029;在相同加固条件下,采用50 000个样本进行模拟,计算得到失效概率为0.047%,失效概率的变异系数为0.207。上述计算均采用相同计算机进行,耗时分别约5 h 50 min和416 h 40 min。对比可知,蒙特卡罗法所得失效概率与本文的主动学习支持向量机可靠度方法结果一致,但在计算效率方面,后者具有显著优势。

训练完成主动学习支持向量机还可用于识别一阶可靠度设计点DP和可靠度指标 β :(1)判断原点是否为正样本;(2)若原点为负样本,则在样本池P的正样本中距离原点最近点可近似认为是设计点DP;(3)若原点为正样本,则在样本池P的负样本中距离原点最近点可近似认为是设计点DP;(4)设计点DP和原点距离为可靠度指标 β 。根据可靠度原理,设计点DP处边坡的滑动情况具有最大发生可能性,采用最大剪应变增量云图进行展示^[39],如图5所示。

3.1 预应力锚索钢绞线束数的影响

为优化设计、节约成本,进一步研究了采用4束和5束钢绞线的预应力锚索加固条件下的分析结果。如图6所示,钢绞线束数对边坡可靠度有重要影响:随着钢绞线束数减少,边坡失效概率显著增大,可靠度指标显著减小。按照建筑结构的安全等级为二级考虑,延性破坏目标可靠度指标为 $\beta_T=3.2$ ^[40],故该案例中钢绞线数量为6束以下的预应力锚索难以满足设计要求。

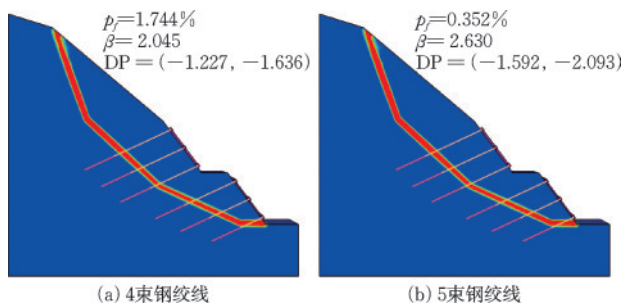


图6 不同钢绞线束数预应力锚索加固后边坡可靠度

Fig.6 Slope reliability after prestressed anchor cable reinforcement with different numbers of steel strands

3.2 预应力锚索加固角度的影响

预应力锚索加固角度对加固效果和加固成本

有一定影响。如图7所示,本案例中加固角度越大,边坡的失效概率越大,可靠度指标越小,表明随着加固角度增大,锚索的水平约束有所减小,边坡加固效果相应有所下降。但加固角度并非越小越好,一方面加固角度越小对于施工工艺要求越高,可能增加施工成本,另一方面根据表1所示,加固角度越小,锚索自由段穿越软弱结构面所需的长度越长,可能一定程度上增加材料成本。结合需达到延性破坏目标可靠度指标 $\beta_T=3.2$ 的目标,本案例中边坡加固角度控制在 25° 为宜。

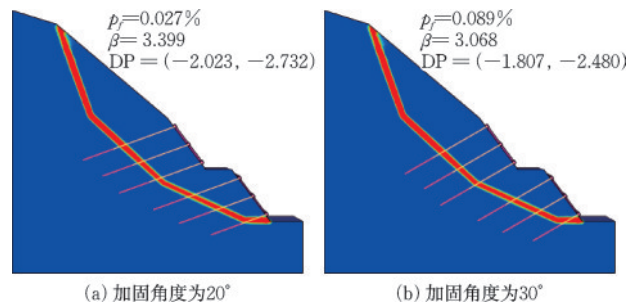


图7 不同预应力锚索加固角度下边坡可靠度

Fig.7 Slope reliability at different prestressed anchor cable reinforcement angles

4 结论

(1)提出一种集成主动学习支持向量机(AL-SVM)与强度折减法的高效预应力锚索加固边坡可靠度分析方法。通过主动筛选决策边界附近的关键样本点,有效减少支持向量机训练所需的数值分析次数,显著提升复杂地质条件下可靠度分析的计算效率。对比蒙特卡罗法,所提方法在保证精度基本一致的前提下,大幅降低计算成本,为工程实际应用提供了可行的新工具。

(2)基于MATLAB与FLAC3D平台,开发了相应的分析程序,实现分析数据高效交互与自动失效判别,并在两河口水电站库岸边坡工程中得到成功应用。案例验证表明,该方法能够快速定量分析加固参数变化对边坡失效概率的影响,计算效率较传统方法提升明显。

(3)案例分析进一步揭示了锚索钢绞线束数和加固角度对边坡可靠度的影响规律:钢绞线束数减少或加固角度增大均会使失效概率升高、可靠度指标下降。因此,合理优化加固参数配置,对于兼顾边坡安全性与工程经济性具有重要意义。所提方法为复杂地质条件下预应力锚索加固边坡的可靠度优化设计提供了高效实用的技术支撑。

参考文献:

- [1] 王思敬,马凤山,杜永廉. 水库地区的水岩作用及其地质环境影响[J]. 工程地质学报, 1996, 4(3): 1-9.
Wang S J, Ma F S, Du Y L. On the rock-water interaction in reservoir areas and its geoenvironmental effect [J]. Journal of Engineering Geology, 1996, 4(3): 1-9. (in Chinese)
- [2] 李其虎. 两河口水电站库区特大桥边坡稳定性复核与治理[J]. 人民长江, 2023, 54(2): 159-164.
Li Q H. Slope stability analysis and reinforcement of super river-crossing bridge in reservoir area of Lianghekou Hydropower Station [J]. Yangtze River, 2023, 54(2): 159-164. (in Chinese)
- [3] 刘刚. 预应力锚索在三峡库区高边坡工程中的应用[J]. 施工技术, 2007, 36(3): 37-40.
Liu G. Application of prestressed anchor cable in high slope of Sanxia Reservoir area [J]. Construction Technology, 2007, 36(3): 37-40. (in Chinese)
- [4] 成永刚. 公路工程斜坡病害防治理论与实践[M]. 北京: 人民交通出版社, 2020.
- [5] 邓东平, 李亮, 罗强. 预应力锚索加固土质边坡极限平衡稳定性分析[J]. 工程地质学报, 2013, 21(1): 53-60.
Deng D P, Li L, Luo Q. Limit equilibrium analysis on stability of soil slopes reinforced with pre-tensioned cables [J]. Journal of Engineering Geology, 2013, 21(1): 53-60. (in Chinese)
- [6] 章瑞环, 叶帅华, 陶晖. 基于改进极限平衡法的多级均质黄土边坡稳定性分析[J]. 岩土力学, 2021, 42(3): 813-825.
Zhang R H, Ye S H, Tao H. Stability analysis of multi-stage homogeneous loess slopes by improved limit equilibrium method [J]. Rock and Soil Mechanics, 2021, 42(3): 813-825. (in Chinese)
- [7] Phoon K-K. Reliability-based design in geotechnical engineering: computations and applications [M]. [s.l.]: CRC Press, 2008.
- [8] 陈祖煜, 陈立宏, 王玉杰, 等. 滑坡和建筑物抗滑稳定分析中的可靠度分析和分项系数设计方法 [C]//水利水电工程风险分析及可靠度设计技术进展. 北京: 中国水利水电出版社, 2010: 27-39.
Chen Z Y, Chen L H, Wang Y J, et al. Reliability analysis and partial factor design methods for slope stability [C]//Proceedings of the symposium on risk analysis and reliability based design for water resources and hydropower projects. Beijing: China Water Power Press, 2010: 27-39. (in Chinese)
- [9] 范军甫, 崔春义, 季则舟, 等. 基于Copula理论的高桩码头岸坡可靠性分析[J]. 防灾减灾工程学报, 2024, 44(3): 518-524.
Fan J F, Cui C Y, Ji Z Z, et al. Reliability analysis of piled wharf and bank slope based on copula theory [J]. Journal of Disaster Prevention and Mitigation Engineering, 2024, 44(3): 518-524. (in Chinese)
- [10] Ching J, Phoon K K, Hu Y-G. Observations on limit equilibrium-based slope reliability problems with inclined weak seams [J]. Journal of Engineering Mechanics, 2010, 136(10): 1220-1233.
- [11] Griffiths D V, Lane P A. Slope stability analysis by finite elements [J]. Géotechnique, 1999, 49(3): 387-403.
- [12] Ma J Z, Zhang J, Huang H W, et al. Identification of representative slip surfaces for reliability analysis of soil slopes based on shear strength reduction [J]. Computers and Geotechnics, 2017, 85: 199-206.
- [13] 吴晓彬, 陈芳, 林太清. 预应力锚索框格梁加固岩质边坡的数值模拟研究[J]. 水利建设与管理, 2019, 39(2): 17-21.
Wu X B, Chen F, Lin T Q. Numerical simulation research on rock slope reinforced by prestressed anchor cable girder [J]. Water Conservancy Construction and Management, 2019, 39(2): 17-21. (in Chinese)
- [14] 孙洪月. 考虑预应力锚索的边坡三维极限分析法及应用研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2015.
Sun H Y. Three-dimensional limit analysis method of slope considering prestressed anchor cable and its application [D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2015. (in Chinese)
- [15] 杨朝震. 预应力锚索加固岩质边坡及锚索参数优化数值分析[J]. 武汉理工大学学报, 2021, 43(12): 64-68.
Yang C Z. Numerical analysis on reinforcement of rock slope with prestressed anchor cable and optimization of anchor cable parameters [J]. Journal of Wuhan University of Technology, 2021, 43(12): 64-68. (in Chinese)
- [16] Duan X R, Zhang J, Huang H W, et al. System reliability analysis of soil slopes through constrained optimization [J]. Landslides, 2021, 18(2): 655-666.
- [17] Duan X R, Zhang J, Liu L L, et al. Hybrid response surface method for system reliability analysis of pile-reinforced slopes [J]. Journal of Rock Mechanics and Geotechnical Engineering, 2024, 16(9): 3395-3406.
- [18] Zhao J, Duan X R, Ma L N, et al. Importance sampling for system reliability analysis of soil slopes based on shear strength reduction [J]. Georisk: Assessment and Management of Risk for Engineered Systems and

- Geohazards, 2021, 15(4): 287-298.
- [19] 章铭, 詹伟, 于洋, 等. 土石混合体地基系数支持向量机模型与应用[J]. 防灾减灾工程学报, 2021, 41(6): 1308-1315.
- Zhang M, Zhan W, Yu Y, et al. Foundation coefficient model of soil-rock mixture based on support vector machine and its application [J]. Journal of Disaster Prevention and Mitigation Engineering, 2021, 41(6): 1308-1315. (in Chinese)
- [20] 朱涛, 史文兵, 刘永志, 等. 基于支持向量机的三维点云岩体结构面半自动识别方法[J]. 防灾减灾工程学报, 2025, 45(1): 95-103.
- Zhu T, Shi W B, Liu Y Z, et al. Semi-automatic identification of rock mass structural planes in 3D point clouds based on support vector machines [J]. Journal of Disaster Prevention and Mitigation Engineering, 2025, 45(1): 95-103. (in Chinese)
- [21] Kremer J, Steenstrup Pedersen K, Igel C. Active learning with support vector machines [J]. WIREs Data Mining and Knowledge Discovery, 2014, 4(4): 313-326.
- [22] 李英勇, 张顶立, 张宏博, 等. 边坡加固中预应力锚索失效机制与失效效应研究[J]. 岩土力学, 2010, 31(1): 144-150, 157.
- Li Y Y, Zhang D L, Zhang H B, et al. Research on failure mechanism and effects of prestressed anchor cables for reinforcing slopes [J]. Rock and Soil Mechanics, 2010, 31(1): 144-150, 157. (in Chinese)
- [23] 侯喜楠. 考虑预应力损失的框架预应力锚索支护黄土边坡稳定性分析[D]. 兰州: 兰州理工大学, 2021.
- Hou X N. Stability analysis of loess slope supported by frame prestressed anchor cable considering prestress loss [D]. Lanzhou: Lanzhou University of Technology, 2021. (in Chinese)
- [24] Itasca Consulting Group. FLAC3D — Fast Lagrangian Analysis of Continua in Three-Dimensions[CP]. v7.0. Minneapolis: Itasca, 2019.
- [25] 涂义亮, 刘新荣, 钟祖良, 等. 三类边坡失稳判据的统一性[J]. 岩土力学, 2018, 39(1): 173-180, 190.
- Tu Y L, Liu X R, Zhong Z Z, et al. The unity of three types of slope failure criteria[J]. Rock and Soil Mechanics, 2018, 39(1): 173-180, 190. (in Chinese)
- [26] Bichon B J, McFarland J M, Mahadevan S. Efficient surrogate models for reliability analysis of systems with multiple failure modes [J]. Reliability Engineering & System Safety, 2011, 96(10): 1386-1395.
- [27] Zhang J, Zhang L M, Tang W H. New methods for system reliability analysis of soil slopes [J]. Canadian Geotechnical Journal, 2011, 48(7): 1138-1148.
- [28] Cortes C, Vapnik V. Support-vector networks [J]. Machine Learning, 1995, 20(3): 273-297.
- [29] Vapnik V N. Methods of pattern recognition[M]//The Nature of Statistical Learning Theory. New York, NY: Springer, 2000: 123-180.
- [30] 周志华. 机器学习[M]. 北京: 清华大学出版社, 2016.
- [31] Platt J. Sequential Minimal Optimization: A fast algorithm for training support vector machines [R]. Redmond: Microsoft Research, 1998.
- [32] Zięba M, Tomczak J M. Boosted SVM with active learning strategy for imbalanced data [J]. Soft Computing, 2015, 19(12): 3357-3368.
- [33] Hsu C W, Chang C C, Lin C J. A practical guide to support vector classification[R]. Taipei: Department of Computer Science, National Taiwan University, 2003.
- [34] Duan K B, Keerthi S S, Poo A N. Evaluation of simple performance measures for tuning SVM hyperparameters [J]. Neurocomputing, 2003, 51: 41-59.
- [35] Zhang J, Xiao T, Ji J, et al. Geotechnical reliability analysis: Theories, methods, and algorithms [M]. Shanghai: Tongji University Press, 2021.
- [36] Zeng P, Zhang T L, Li T B, et al. Binary classification method for efficient and accurate system reliability analyses of layered soil slopes [J]. Georisk: Assessment and Management of Risk for Engineered Systems and Geohazards, 2022, 16(3): 435-451.
- [37] Li X, Gong C L, Gu L X, et al. A sequential surrogate method for reliability analysis based on radial basis function [J]. Structural Safety, 2018, 73: 42-53.
- [38] 黄俊, 赵江, 段祥睿, 等. 基于强度折减法的抗滑桩加固边坡可靠度分析[J]. 土木与环境工程学报(中英文), 2020, 42(6): 11-18.
- Huang J, Zhao J, Duan X R, et al. Reliability analysis for soil slopes reinforced with piles using shear strength reduction method [J]. Journal of Civil and Environmental Engineering, 2020, 42(6): 11-18. (in Chinese)
- [39] Cheng Y M, Lansivaara T, Wei W B. Two-dimensional slope stability analysis by limit equilibrium and strength reduction methods [J]. Computers and Geotechnics, 2007, 34(3): 137-150.
- [40] 建筑结构可靠性设计统一标准: GB 50068—2018[S]. 北京: 中国建筑工业出版社, 2018.

(本文编辑: 赵霞)