

基于 SSA-BP 神经网络的库区边坡变形时序预测研究

武益民, 张成良, 张焕雄

(昆明理工大学国土资源工程学院, 云南 昆明 650093)

摘要: 针对库区边坡位移预测中存在的复杂非线性及不确定性难题, 构建了一种基于智能优化算法的混合预测模型 SSA-BP, 旨在克服传统 BP 网络训练速度慢、易陷入局部最优的局限, 从而提升边坡位移预测的精度和鲁棒性。通过麻雀搜索算法 SSA 对 BP 神经网络的初始权值和阈值进行全局优化, 增强其收敛效率和适应性, 并基于张家湾边坡历时 5 个月的真实位移监测数据进行训练。为验证模型优势, 将 SSA-BP 模型与基于遗传算法(GA)和粒子群算法(PSO)优化的 BP 网络进行性能比对。研究表明, 模型在 24 次迭代内快速收敛, 显著优于对比模型, 其均方根误差(R_{RMSE})、平均绝对百分比误差(M_{MAPE})、决定系数(R^2)等评价指标均表现最佳。SSA-BP 模型为库区边坡位移预测提供了一种可靠且高效的智能方法。

关键词: 库区边坡; 位移变形预测; 麻雀搜索算法(SSA); BP 网络模型优化

中图分类号: TV697

文献标志码: A

文章编号: 1000-7709(2026)01-0177-05

Study on Time Series Prediction of Slope Deformation in Reservoir Area Based on SSA-BP Neural Network

WU Yi-min, ZHANG Cheng-liang, ZHANG Huan-xiong

(Faculty of Land Resources Engineering, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650093, China)

Abstract: An improved hybrid prediction model SSA-BP based on intelligent optimization algorithms was developed to address the complex nonlinearities and uncertainties inherent in slope displacement prediction in reservoir areas. This methodology effectively overcomes the limitations of the traditional BP networks, such as slow training speed and susceptibility to local optimum so as to improve the accuracy and robustness of slope displacement prediction. Through the global optimization of initial weights and thresholds using the Sparrow Search Algorithm (SSA), convergence and adaptability of the model was improved. The proposed model was trained using five-month real-time displacement monitoring data obtained from the Zhangjiawan slope. A comparative performance analysis was conducted between the SSA-BP model and BP networks optimized by genetic algorithm (GA) and particle swarm optimization (PSO). The results demonstrate that the SSA-BP model achieves rapid convergence within 24 iterations, significantly outperforming the comparative models. Evaluation metrics including root mean square error, mean absolute percentage error, and coefficient of determination (R^2) reveal superior performance of the SSA-BP model. This research presents a reliable and efficient intelligent approach for accurate and robust slope displacement prediction in reservoir area.

Key words: slopes in the reservoir area; displacement deformation prediction; sparrow search algorithm(SSA); BP network model optimization

1 引言

水库库区边坡的滑坡失稳不仅可能对水利设施造成巨大冲击, 还会对周边居民的生命财产安

全和生态环境造成无法弥补的伤害。因此, 准确预测库区边坡位移具有十分重要的研究意义。库区边坡位移变化受多因素耦合影响, 具有不确定性和非线性, 现有的经验公式法和数值模拟法在处理这种复杂性问题时存在明显局限。近年来,

收稿日期: 2025-01-11, 修回日期: 2025-03-16, 接受日期: 2025-03-25

基金项目: 国家自然科学基金面上项目(51934003)

作者简介: 武益民(2000-), 男, 硕士研究生, 研究方向为水库边坡稳定性, E-mail: 759041030@qq.com

通讯作者: 张成良(1978-), 男, 博士、副教授、硕导, 研究方向为边坡稳定性, E-mail: zhangchengliang@kust.edu.cn

人工智能技术的兴起为库区边坡的变形预测提供了新思路,如王祥等^[1]基于 PS-InSAR 技术与 M-LSTM 神经网络提出小型水库大坝及岸坡变形预测方法;苏金亮等^[2]通过构建 GM(1,1)灰色模型对边坡变形监测数据进行处理及预测;姚子顺等^[3]利用基于支持向量机的方法预测了边坡变形;袁爱平^[4]利用层次分析法—正态云模型对边坡变形进行预测;甘祥前等^[5]提出了一种基于整体最小二乘(TLS)的非线性 GM-AR 库坡变形预测模型。尽管基于机器学习的库坡变形预测研究取得了一定进展,但其仍存在模型收敛效率低、算法参数设置复杂、预测效果差等问题。鉴此,本文构建了一种高效的智能预测模型 SSA-BP,将其应用于库区边坡变形预测研究,应用结果验证了所提方法的有效性。

2 模型方法构建

2.1 BP 神经网络

BP 神经网络是一种典型的多层前馈网络,广泛应用于模式识别和非线性建模。其核心算法通过误差反向传播,不断调整权值和阈值以逼近目标函数。然而,BP 网络对初始参数敏感,容易陷入局部最优,导致收敛速度慢、预测精度受限。这些局限性限制了其在复杂非线性问题中的应用。

2.2 麻雀算法

麻雀搜索算法(SSA)是一种基于群体行为的智能优化算法,通过模拟麻雀觅食和防御行为的动态交互机制,实现全局优化。

2.2.1 种群初始化

算法通过种群初始化,将个体分为发现者和加入者,分别执行全局和局部搜索,以动态权重和随机扰动增强解空间覆盖能力。为避免陷入局部最优,SSA 引入危险预警机制,通过个体转移提升种群多样性和鲁棒性,确保高效搜索全局最优解。

2.2.2 位置更新规则与终止条件

麻雀搜索算法中的位置更新通过以下数学模型实现,以模拟麻雀在觅食行为中的动态调整。

(1)发现者的位置更新。发现者的位置根据全局最优解和随机数进行动态调整,其公式为:

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} X_{i,j}^t e^{-i/T} + QL & R_2 < S_T \\ X_{i,j}^t + Q |X_{i,j}^t - X_{\text{best},j}^t| & R_2 \geq S_T \end{cases} \quad (1)$$

式中, $X_{i,j}^t$ 为第 i 个麻雀在第 t 代的第 j 维位置; T 为最大迭代次数; Q 为服从正态分布的随机数; L 为一个常数,表示步长; R_2 为随机生成的数,用于判断是否处于危险状态; S_T 为预警值,表

示警戒阈值,通常为 0.5; $X_{\text{best},j}^t$ 为当前全局最优解在第 j 维的位置。

(2)加入者的位置更新。加入者的位置更新依赖于当前种群中最差个体的位置,公式为:

$$X_{i,j}^{t+1} = X_{i,j}^t + K \frac{X_{i,j}^t - X_{\text{worst},j}^t}{\|X_{i,j}^t - X_{\text{worst},j}^t\|} \quad (2)$$

式中, K 为一个正态分布的随机数,控制加入者的步长; $X_{\text{worst},j}^t$ 为当前种群中最差个体的位置。

(3)危险感知个体的位置更新。当个体感知到危险时,其位置更新规则为:

$$X_{i,j}^{t+1} = X_{i,j}^t + \alpha D \quad (3)$$

式中, α 为随机数; D 为一个动态步长因子,用于模拟麻雀逃避威胁时的大幅跳跃行为。

(4)终止条件。SSA 的终止条件通常设为达到最大迭代次数或满足目标精度。当算法满足终止条件时,输出最优解。

2.3 SSA-BP 模型构建

(1)设置 BP 网络结构,合理确定隐藏层神经元数以平衡欠拟合与过拟合风险;

(2)初始化麻雀种群,以随机生成的参数位置确保解的多样性;

(3)定义适应度函数以评估参数性能;

(4)根据麻雀觅食行为更新种群位置,发现者进行全局搜索,加入者执行局部优化,警戒者规避局部最优;

(5)依据最大迭代次数或收敛条件输出最优参数。

3 数据来源对象

张家湾滑坡位于闻溪河左岸,地处嘉陵江亭子口枢纽核心要道,若发生失稳,将威胁滑坡区 54 户 172 人的生命财产安全,潜在经济损失约 3 000 万元。该滑坡平面近似“倒梯形”,最大纵向长约 415 m(高程为 325~740 m),平均横宽约 450 m,平均厚度 8 m,滑坡区分为前部陡坡区和后缘缓坡区。缓坡区以水田为主,陡坡区基岩裸露,差异风化导致崩塌频发;地层表层广泛分布残坡积黏土,下伏白垩系剑阁组砂泥岩互层,滑带土抗剪强度为 19.1 kPa,内摩擦角为 18°。水文地质条件复杂,松散层孔隙水与基岩裂隙水交互作用,渗透系数介于弱至中等透水范围,表层黏土渗透系数为 9.65×10^{-5} cm/s。为确定该边坡的稳定性状态,按照《水利水电工程地质勘察规范》^[6]要求,并结合库岸区域的实际情况,布置 5 条水平测线($\#1 \sim \#5$ 测线)进行表面位移监测,每条测

线设置 10 个监测点,点间距 20~30 m,库区水位为最高水位 418 m,最低水位 397 m,因此 5 条测线位置分别布置在高程 430~445、445~460、460~475、475~490、490~505 m 处,测点设置观测墩,采用大棱镜或十字线标配合全站仪进行位移监测。本文选取张家湾边坡区域持续发生大变形的#1~#5 测点位移实测沉降数据进行分析研究,数据采集时间为 2023 年 6 月 1 日至 10 月 31 日,历时 5 个月(共 75 组数据,测量周期 2 天),张家湾边坡结构及监测点分布见图 1。

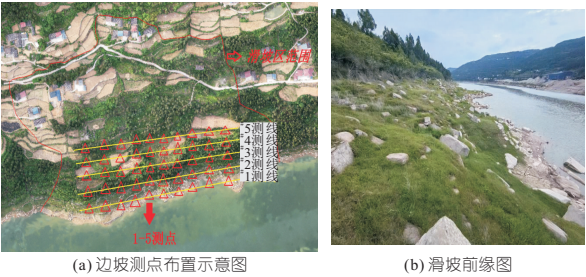


图 1 张家湾边坡区域图

Fig. 1 Exploration diagram of heavy experiments in the field

通过整理表 1 的实测边坡垂直位移数据,将其绘制成散点连线图,如图 2 所示。其中 x 轴为时间步长, y 轴为库坡随时序正向变化而累加的沉降位移量。

表 1 #1~#5 测点位移沉降数据

Tab. 1 #1~#5 displacement and settlement data for measurement points

时 序	累计沉 降/mm	时 序	累计沉 降/mm	时 序	累计沉 降/mm	时 序	累计沉 降/mm
1	0	20	-98.421	39	-208.446	58	-308.454
2	-3.269	21	-99.252	40	-215.867	59	-319.907
3	-9.589	22	-104.401	41	-218.484	60	-328.734
4	-16.569	23	-107.939	42	-221.547	61	-340.923
5	-20.668	24	-109.852	43	-229.297	62	-347.754
6	-26.527	25	-112.402	44	-233.315	63	-352.163
7	-32.785	26	-118.528	45	-235.255	64	-355.126
8	-38.549	27	-124.041	46	-239.508	65	-366.133
9	-45.458	28	-132.283	47	-243.704	66	-372.945
10	-46.568	29	-140.482	48	-248.165	67	-378.403
11	-52.859	30	-148.679	49	-255.989	68	-383.356
12	-58.598	31	-150.313	50	-258.291	69	-389.409
13	-60.311	32	-160.707	51	-261.449	70	-401.923
14	-70.484	33	-163.711	52	-268.793	71	-406.895
15	-72.595	34	-170.652	53	-271.246	72	-409.589
16	-76.748	35	-180.587	54	-279.983	73	-415.754
17	-82.722	36	-191.681	55	-288.627	74	-424.586
18	-85.038	37	-194.845	56	-295.467	75	-433.863
19	-94.941	38	-201.407	57	-303.927		

图 2 显示,库坡的累积垂直位移随时间持续增加,但由于降雨入渗、库水变化、人类活动和地质构造等多因素耦合作用,其变化表现出随机性和非线性特征。从初始 0 mm 至结束 433.863

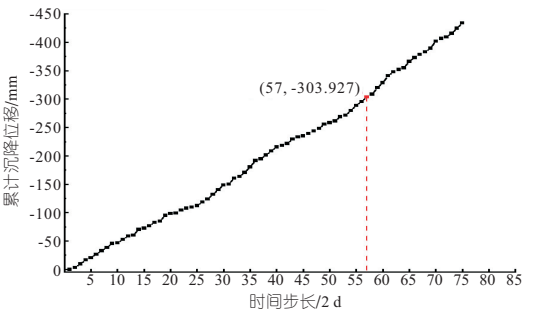


图 2 累计位移时序变化点线图

Fig. 2 Point-line diagram of time-sequential changes in cumulative displacement

mm 沉降量随时间呈非线性递增,且曲线斜率未趋缓,位移速率未收敛,持续加速且无稳定迹象的位移曲线符合边坡蠕动的典型特征。根据《岩土工程监测规范》^[7],库区边坡累计沉降超过 300 mm 或月均沉降速率超过 50 mm 时,需判定为高风险状态。通过监测数据发现,张家湾边坡在 57 个时间步长时边坡累计位移超过 300 mm,月均沉降达 86.6 mm,超过规范阈值,表明其已处于高风险蠕动阶段,存在渐进性滑坡的紧迫威胁,需立即采取防护措施。

为此,本文提出基于 SSA 优化 BP 神经网络的模型,利用 SSA 优化其偏置和权重,以有效应对坡体变形的不确定性和非线性特性,提升预测结果的自适应性和精度,从而对边坡的高风险状态进行及时预警,采取响应的安全措施。

4 模型实际应用

4.1 模型参数

SSA 的超参数设置种群数量 5,最大迭代次数 100,预警值 0.8,发现者与加入者比例为 2:8,危险个体比例 20%,BP 网络隐藏节点数通过交叉验证设定为 5。对比算法 GA 和 PSO 模型的超参数中 GA 种群规模 5,最大遗传代数 100,优化变量范围 $[-1,1]$;PSO 学习因子 C_1 、 C_2 均为 4.494,速度范围 $[-1,1]$,位置范围 $[-1,1]$ 。

实测数据包含 75 组,按 8:2 划分训练集与测试集,并在数据预处理中进行去噪处理,以提升模型性能。

4.2 适应度函数

智能算法的优化过程依赖适应度函数对个体解的优劣排序机制,本文选取均方误差(M_{MSE})作为适应度函数,通过计算预测值与实际值的差方均值,反映模型拟合效果的优劣程度。

SSA-BP、GA-BP、PSO-BP 三种优化算法最

大迭代次数均设为 100,通过比较算法找到优质解的时间,以此来探寻不同算法的收敛速度及全局搜索的能力。具体见图 3。图 3 表明,SSA-BP 神经网络模型仅需 24 次迭代即可找到均方误差最优值,相较于 GA-BP 的 87 次和 PSO-BP 的 42 次迭代,具有更快的收敛速度。同时,在相同迭代次数下,SSA 优化模型的解质量明显优于其他算法。综合解的精度、计算时间和收敛效率,SSA-BP 模型在库岸边坡变形预测等复杂非线性问题中表现出快速收敛性和高鲁棒性,具有显著优势。

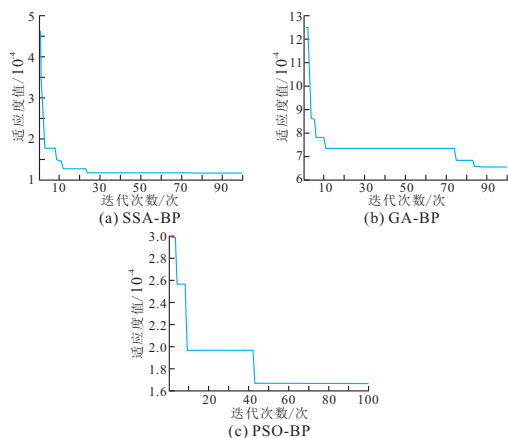


图 3 SSA、GA、PSO 优化 BP 神经网络适应度变化曲线

Fig. 3 SSA, GA and PSO optimised BP neural network adaptation change curve

4.3 模型预测表现

为评估各模型在未知数据上的预测性能,采用 SSA-BP、PSO-BP 和 GA-BP 三种神经网络模型对边坡沉降位移进行预测。图 4 通过时序点线图直观反映模型对位移变化的捕捉能力,图 5 呈现了不同模型在测试样本上的误差分布特征。由图 4、5 可见,GA-BP 模型预测效果最差,误差起伏较大;PSO-BP 模型表现优于 GA-BP,但仍逊于 SSA-BP 模型。相比之下,SSA-BP 模型预测值与实测值高度契合,其误差绝对值基本控制在 0~6 mm 范围内,预测精度显著优于其他模型。

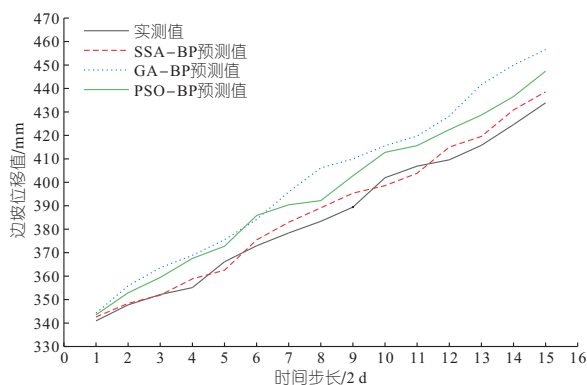


图 4 模型预测值对比点线图

Fig. 4 Comparison of model predictions point and line chart

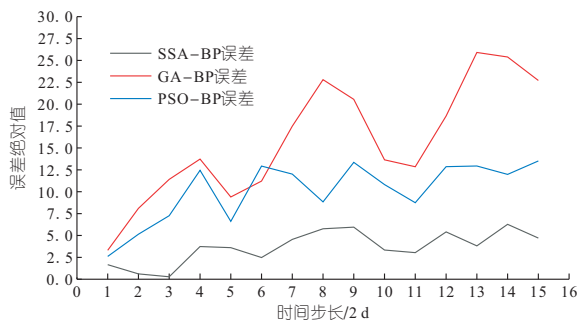


图 5 模型预测误差图

Fig. 5 Model prediction error plot

为进一步直观展示预测值与实测值的偏离程度,图 4 被转化为图 6(a)~(c),以清晰对比各模型的预测性能和差异。

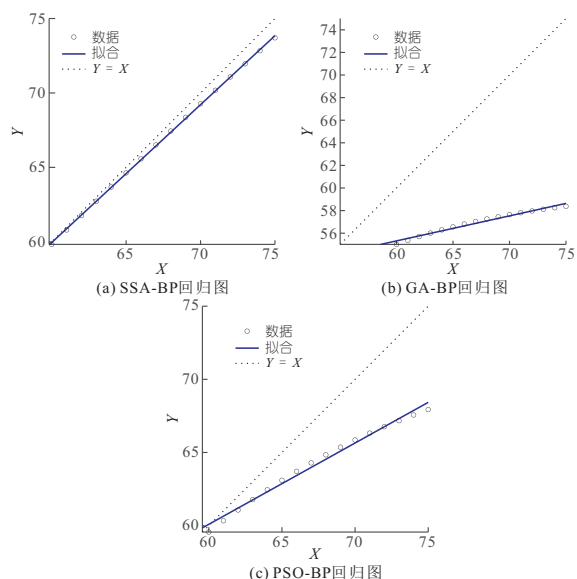


图 6 SSA-BP、GA-BP、PSO-BP 测试集回归图

Fig. 6 SSA-BP, GA-BP, PSO-BP test set regression plot

图 6 显示, $Y=X$ 为理想基准线,数据点越接近该线,模型拟合效果越佳。SSA-BP 模型预测值拟合直线距离 $Y=X$ 最近,与实测值趋势一致;相比之下,PSO-BP、GA-BP 模型的拟合直线偏离较远。SSA-BP 模型的相关系数 $R=0.99579$,高于 PSO-BP 的 $R=0.98635$ 、GA-BP 的 $R=0.96537$,表明其预测值越接近实际值。

4.4 预测精度指标

模型预测精度的评价主要包括均方根误差 (R_{RMSE})、平均绝对误差 (M_{MAE})、决定系数 (R^2) 以及平均绝对百分比误差 (M_{MAPE}),以全面评估模型性能和预测效果。 R_{RMSE} 用于量化预测值与实际观测值之间的平方偏差均方根。 M_{MAE} 越小,说明预测输出与实际数据的吻合度越高。 R^2 数值越趋近于 1,代表模型对数据变动趋势的捕捉效果越好。 M_{MAPE} 越小,说明模型预测稳健性更佳。SSA-BP、GA-BP、PSO-BP 各模型的精度评

判指标结果见表 2。由表 2 可知,SSA-BP 模型在所有指标上均表现出优异的预测效果,其决定系数 $R^2=0.991\ 6$ 高于 GA-BP 的 0.931 9、PSO-BP 的 0.972 9。 R_{RMSE} 为 1.562, M_{MAE} 为 0.963, M_{MAPE} 为 0.579%, M_{MSE} 为 2.440,均显著优于其他两个模型。这表明 SSA-BP 模型具备较高的预测精度和优越性。

表 2 预测模型精度表

Tab. 2 Predictive model accuracy table

预测模型	M_{MSE}	R_{RMSE}	M_{MAE}	R^2	$M_{MAPE}/\%$
SSA-BP	2.440	1.562	0.963	0.9916	0.579
GA-BP	7.568	2.751	1.766	0.9319	1.126
PSO-BP	3.857	1.964	1.173	0.9729	0.752

5 整治防护

结合图 2 的位移时序曲线及工程规范要求,张家湾边坡的变形特征表明其已处于高风险蠕动阶段,持续加速的趋势使边坡具备渐进破坏的可能性,需及时对边坡采取紧急整治措施。根据边坡实际情况,立即对库坡进行地表截排水、坡脚加压的应急措施,对坡体裂隙区域进行高压注浆提升坡体抗剪强度,在滑坡主滑方向布设抗滑桩,结合锚索形成抗滑桩+预应力锚索复合支护体系。

基于本文所提出 SSA-BP 预测模型,将 SSA-BP 模型嵌入实时监测平台,设定自动报警阈值,动态输出风险等级,制定分级响应预案。当边坡日沉降速率大于 2 mm 小于 3 mm 时,发布黄色预警,启动巡查;当边坡日沉降速率大于 3 mm 小于 5 mm 时,发布橙色预警,需及时进行注浆加固等局部加固措施;当日沉降速率大于 5 mm 时,发布红色预警,需对边坡进行全面支护并紧急疏散人员。

6 结论

a. SSA-BP 预测模型在处理边坡位移非线性和不确定性问题上具有强大优势,该模型收敛速度快(24 次迭代),预测精度高($R^2=0.991\ 6$, $R_{RMSE}=1.562$, $M_{MAE}=0.963$, $M_{MAPE}=0.579\%$),显著优于 GA-BP 和 PSO-BP 模型。

b. 针对张家湾边坡的蠕变特征,SSA-BP 模型不仅能表征边坡的加速变形趋势,还可通过误差反向传播机制优化支护决策阈值,为边坡实时监测提供动态风险评价。未来可通过融合多源环境因子构建时空耦合模型,进一步提升模型的适用性。

参考文献:

[1] 王祥,姜楚,蒋煌斌. 基于 PS-InSAR 技术与 M-LSTM 的小型水库大坝及岸坡变形预测模型研究[J]. 水电能源科学, 2024, 42(10): 153-157. (WANG X, JIANG C, JIANG H B. Deformation prediction model of small reservoirs dams and bank slopes based on PS-InSAR technique and M-LSTM [J]. Water resources and power, 2024, 42(10): 153-157. (in Chinese))

[2] 苏金亮,黎盟,艾露,等. 基于北斗 GNSS 的边坡自动化实时监测数据处理及变形预测方法[J]. 水电能源科学, 2022, 40(5): 146-150. (SU J L, LI M, AI L, et al. Method of data processing and deformation prediction for slope automatic real-time monitoring based on Beidou GNSS [J]. Water resources and power, 2022, 40(5): 146-150. (in Chinese))

[3] 姚子顺,陶桂兰,范俊燕. 基于支持向量机的荆江河段高滩岸坡稳定性预测[J]. 水电能源科学, 2016, 34(3): 156-159. (YAO Z S, TAO G L, FAN J Y. High earth slope stability prediction of Jingjiang reach based on support vector machine [J]. Water resources and power, 2016, 34(3): 156-159. (in Chinese))

[4] 袁爱平. 基于层次分析法-正态云模型的岩质边坡稳定性预测[J]. 水电能源科学, 2016, 34(9): 153-156. (YUAN A P. Stability evaluation of rocky slope based on AHP-normal cloud model [J]. Water resources and power, 2016, 34(9): 153-156. (in Chinese))

[5] 甘祥前,任超,刘林波,等. 基于 TLS 的非线性 GM-AR 高边坡变形预测模型及应用[J]. 水电能源科学, 2018, 36(3): 150-153. (GAN X Q, REN C, LIU L B, et al. Nonlinear GM-AR model of high slope deformation prediction based on TLS and its application [J]. Water resources and power, 2018, 36(3): 150-153. (in Chinese))

[6] 中华人民共和国住房和城乡建设部,国家质量监督检验检疫总局. 水利水电工程地质勘察规范(2022 年版): GB 50487-2008[S]. 北京: 中国计划出版社, 2009. (Ministry of Housing and Urban-rural Development of the People's Republic of China, General Administration of Quality Supervision, Inspection and Quarantine of the People's Republic of China. Code for engineering geological investigation of water resources and hydropower: GB 50487-2008 [S]. Beijing: China Planning Press, 2009. (in Chinese))

[7] 中华人民共和国工业和信息化部. 岩土工程监测规范: YS/T 5229-2019[S]. 北京: 中国计划出版社, 2019. (Ministry of Industry and Information of the People's Republic of China. Geotechnical Engineering Monitoring Code: YS/T 5229-2019 [S]. Beijing: China Planning Press, 2019. (in Chinese))