

基于监测信息多尺度变量提取的滑坡灾害态势评估分析

Landslide Disaster Situation Assessment based on Multi-scale Variable Extraction from Monitoring Information

王荣荣, 王 猛, 魏中凯

(河南省第四地质勘查院有限公司, 郑州 450001)

摘要: 为准确实现滑坡灾害的态势评估, 以滑坡变形数据为基础, 先开展其变形特征分析, 再利用变分模态分解开展变形数据的多尺度变量提取, 以得到若干模态分量; 同时, 通过极限学习机和改进麻雀搜索算法构建滑坡变形预测模型, 并利用预测结果实现滑坡灾害态势评估分析。研究表明: 在监测时段内, 各监测点的累计变形量介于 84.16~212.48 mm 之间, 即滑坡整体累计变形已相对较大, 且变形速率也具较大的波动范围, 因此, 该滑坡变形特征显著; 同时, 变分模态分解能有效实现滑坡变形数据的多尺度变量提取, 并由预测结果可知, 多尺度变量提取处理及参数优化处理均能有效提高预测精度, 所得预测结果的相对误差主要间于 1.98%~2.14%, 具有较优预测效果, 且按不利原则, 滑坡的灾害态势将会进一步加重, 需尽快开展防灾整治。

关键词: 滑坡; 变分模态分解; 变形预测; 相对误差; 灾害态势

中图分类号: TU196 文献标志码: A 文章编号: 1005-8249 (2025) 01-0150-06

DOI:10.19860/j.cnki.issn1005-8249.2025.01.028

WANG Rongrong, WANG Meng, WEI Zhongkai

(Henan Fourth Geological Exploration Institute Co., Ltd., Zhengzhou 450001, China)

Abstract: To accurately assess the situation of landslide disasters, based on landslide deformation data, deformation characteristic analysis is carried out first, and then multi-scale variable extraction of deformation data is carried out using variational mode decomposition to obtain several modal components; At the same time, a landslide deformation prediction model is constructed through extreme learning machines and improved sparrow search algorithms, and the prediction results are used to achieve landslide disaster situation assessment and analysis. The analysis results show that during the monitoring period, the cumulative deformation of each monitoring point ranges from 84.16 to 212.48 mm, indicating that the overall cumulative deformation of the landslide is relatively large, and the deformation rate also has a large fluctuation range. Therefore, the deformation characteristics of the landslide are significant; At the same time, variational mode decomposition can effectively extract multi-scale variables from landslide deformation data, and the prediction results show that both multi-scale variable extraction and parameter optimization can effectively improve the prediction accuracy. The relative error of the obtained prediction results mainly ranges from 1.98% to 2.14%, which has a better prediction effect. According to the principle of disadvantage, the disaster situation of landslides will further worsen, and disaster prevention and remediation should be carried out as soon as possible.

Key words: landslide; variational mode decomposition; deformation prediction; relative error; disaster situation

0 引言

灾害态势评估是近年才兴起的热点课题，其主要用于评估灾害后续可能的状态，具有重要的工程意义，潜在研究价值较大；一般来说，滑坡变形是其稳定性的直观体现，基于滑坡变形数据基础上的灾害态势评估是可行的^[1-2]。

在以往滑坡变形预测方法中，江松^[3]认为变形预测是实现滑坡灾害态势评估的有效方法，针对具体滑坡进一步完善滑坡灾害态势评估方法的构建是必要的；李仁江等^[4]构建了考虑库水位变动引发滑坡变形滞后的预测模型；雷海智等^[5]探究了长短期记忆人工神经网络在滑坡变形预测中的适用性，取得了良好的预测效果；袁维等^[6]利用灰色理论、随机森林算法等构建了滑坡变形预测模型，并通过预测结果实现了滑坡预警。曹恩华等^[7]的分析成果，由于滑坡变形的非线性特征显著，其变形数据存在多尺度变量，且研究表明变分模态分解能有效实现变形数据的多尺度变量提取；同时，曹博等^[8]将蚁群算法融入至极限学习机中，实现了滑坡位移的高精度预测；方筠等^[9]在滑坡变形数据分解处理基础上，实现了滑坡变形的组合预测；李晓斌等^[10]则在优化极限学习机基础上实现了滑坡变形监测预报研究；根据杨玲等^[11-12]的研究成果，麻雀搜索算法能有效实现模型参数的优化处理，即可利用其实现极限学习机的参数寻优，因此，提出通过麻雀搜索算法优化的极限学习机来构建滑坡变形预测模型，并根据变形预测结果开展其灾害态势评估。

综合上述，结合滑坡变形监测成果，在其变形特征分析基础上，先利用变分模态分解开展变形数据的多尺度变量提取，再利用优化极限学习机实现其变形预测，并根据变形预测结果掌握其灾害态势评估，以期为其防治提供一定的理论指导。

1 基本原理

分析流程是基于滑坡变形监测信息，先开展其变形特征分析；同时，利用变分模态分解（Variational Mode Decomposition, VMD）开展变形数据的多尺度变量提取，以得到若干模态分量，并以极限学习机（Extreme Learning Machine, ELM）和改进麻雀

搜索算法（Improved Sparrow Search Algorithm, ISSA）为基础，构建出滑坡变形预测模型，通过其开展处理后数据的变形预测；最后，通过预测结果开展滑坡灾害的态势评估分析。若滑坡后续变形呈加速增加，那么滑坡的灾害态势将会进一步加重；反之，将会减弱。分析思路如图1所示。

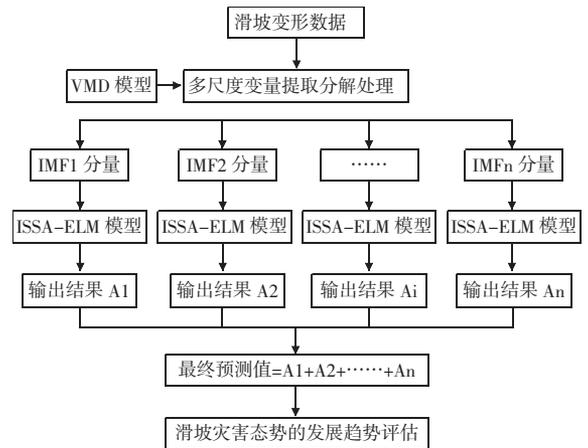


图1 滑坡灾害态势评估模型

Fig. 1 Landslide disaster situation assessment model

1.1 多尺度变量提取模型的构建

VMD模型可在变分框架范围内将滑坡变形数据按照频率由低至高顺序进行合理分离，具有较强的自适应性及准正交性，相较传统分解模型，VMD模型能有效剔除冗余分量，优势较为明显。

在VMD模型的应用过程中，分解模数 K 对多尺度变量提取效果存在一定影响，主要表现为：若 K 值过小，其分解后的模态分量会存在信息丢失或模态异构的问题；若 K 值过大，则会形成过度分解，增加后续预测模型的复杂性，不利于提高预测精度。因此，为保证多尺度变量提取效果，需对分解模数 K 进行优化处理，优化措施为：将分解模数 K 的取值范围设定为2~9层，逐层试算其多尺度变量提取效果，以确定出最优分解模数。

同时，提出通过降噪误差比 $dnSNR$ 作为提取效果评价指标，即：

$$dnSNR = 10 \lg \frac{P_s}{P_g} \quad (1)$$

式中： P_s 为含随机噪声信号的功率； P_g 为滤除随机噪声信号的功率。

据 $dnSNR$ 值的评价原理，其值越小，多尺度变量提取效果越好；反之，多尺度变量提取效果越差。

研究与应用

1.2 ISSA-ELM 模型

ELM 模型是一种改进型神经网络模型, 相较传统神经网络, 其优势主要体现在: 应用过程操作较为简便, 并具有较强的泛化能力。因此, 提出利用 ELM 模型构建各模态分量的预测模型。

据 ELM 模型的基本原理, 其训练函数为:

$$t_j = \sum_{i=1}^L \beta_i g(w_i x_j + b_i) \quad (2)$$

式中: t_j 为预测值; x_j 为输入信息; L 为隐层个数; β_i 和 w_i 为连接权值; b_i 为偏置阈值; $g(*)$ 为核函数。

据 ELM 模型的应用经验, 连接权值和偏置阈值是由模型随机生成, 为保证预测精度, 提出利用麻雀搜索算法开展上述两参数的优化处理, 其优化流程如图 2 所示。

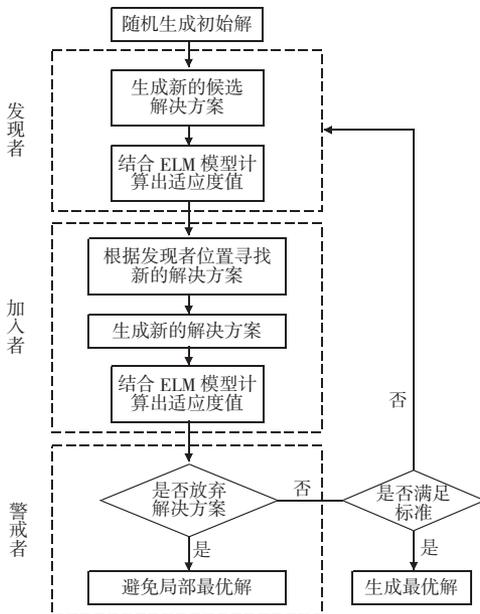


图 2 麻雀搜索算法的寻优过程

Fig. 2 Optimization process of sparrow search algorithm

传统麻雀搜索算法 (SSA) 可能存在陷入局部极值的缺陷, 为保证寻优结果的全局最优性, 提出对麻雀搜索算法进行改进处理, 改进措施为:

种群初始化改进: 在麻雀搜索算法的初始化过程中, 由于初始参数为随机产生, 使得麻雀单体可能存在不均匀特征, 因此, 利用 Singer 混沌映射来提升参数初始化的均匀性。

迭代更新方式改进: 在麻雀搜索算法的迭代更

新过程中, 主要是针对上一代较优条件的单体进行更新, 这较易发展成局部寻优, 且会导致收敛过早等问题。为保证更新方式的合理性, 提出通过柯西-高斯变异策略对更新单体进行变异扰动, 以保证全局寻优^[13-14]。

为便于描述, 将改进麻雀搜索算法命名为 ISSA 算法。所以, 各模态分量的预测模型为 ISSA-ELM 模型。

2 案例分析

2.1 案例详情

2.1.1 滑坡地质条件

据滑坡勘察成果, 滑坡区地质条件为:

地形地貌: 滑坡区具侵蚀低山地貌, 高程范围 853~934 m, 高差 81 m, 起伏相对较大; 同时, 滑坡区斜坡坡度主要介于 18°~25°之间, 后缘相对较陡, 前缘相对较缓。

地层岩性: 在滑坡区, 上覆土层主要为崩坡积层及残坡积层, 岩性主要为粉质黏土, 灰色~灰褐色, 可塑~硬塑, 含有少量碎石, 含量介于 5%~8%, 粒径多小于 10 cm, 磨圆度较差, 母岩成分主要为砂岩、泥岩; 下覆基岩为侏罗系蓬莱镇组砂岩、泥岩, 紫红色, 强风化~中风化, 厚度变化差异较大, 可见明显的斜层理, 两者具互层结构, 易发育软弱夹层, 岩层产状为 71°∠23°。

地质构造: 滑坡区主要位于两个褶皱构造交接处, 构造相对较发育, 岩体完整性相对较差。

水文地质条件: 由于滑坡位于斜坡中上部, 使得其区内地表水不发育。地下水可分为孔隙水、裂隙水, 孔隙水赋存于上部地层孔隙中, 受降雨补给, 水力联系相对较弱; 裂隙水赋存于破碎基岩中, 其富水性主要受构造发育影响, 且连续性相对较差。

2.1.2 滑坡形态特征及物质组成

滑坡平面具“簸箕状” (平面如图 3 所示), 主滑方向为 35°, 纵向长度约 260 m, 横向宽度约 310 m, 厚度介于 12~20 m 之间, 平均厚度约 15 m, 1.209 × 10⁶ m³, 属大型土质滑坡。

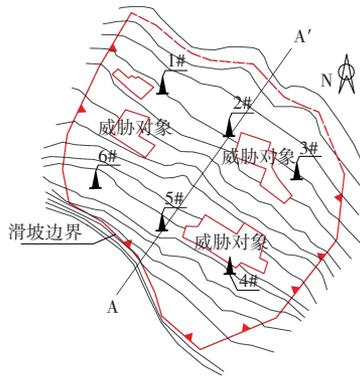


图3 滑坡平面示意图
Fig. 3 Landslide plan

结合钻探成果，滑坡区物质组成为：

滑体土：岩性主要为粉质黏土，结构松散，可塑~硬塑状，含有少量碎石，含量一般少于8%，粒径多小于10 cm，磨圆度较差，母岩成分主要为砂岩、泥岩。

滑带土：岩性也主要为粉质黏土，紫红色，厚度约20 cm，软塑~可塑状，且滑面形态前、后缘存在一定差异，即后缘滑带倾角约 16° ，前缘滑带倾角约 8° 。

滑床：岩性主要为砂岩、泥岩，紫红色，两者具互层结构，产状如前所述，结构较破碎，整体完整性较差。

据上信息，滑坡主滑面A-A'的结构剖面图如图4所示。

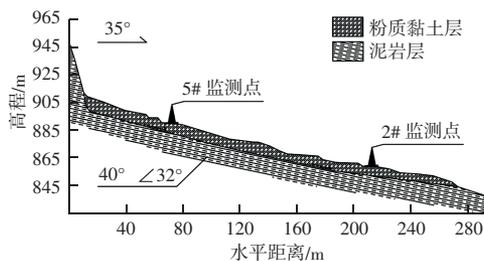


图4 滑坡A-A'剖面示意图

Fig. 4 Schematic diagram of A-A' section of landslide

2.1.3 变形特征分析

该滑坡变形历时相对较长，最早可追溯至2004年，其后历年强降雨时，均会出现规模不一的变形裂缝；在调查过程中，主要可见4条裂缝及小规模坍塌，裂缝基本特征为：

裂缝1：延伸方向近似 174° ，长度约22 m，宽度约2~4 cm，可见深度约1.5 m，下错约6~7 cm。

裂缝2：延伸方向近似 84° ，长度约14 m，宽度约3~5 cm，可见深度约1.2 m，下错约5 cm。

裂缝3：延伸方向近似 37° ，长度约10 m，宽度约2~7 cm，可见深度约1.1 m，下错3~7 cm。

裂缝4：延伸方向近似 235° ，长度约13 m，宽度约3~4 cm，可见深度约1.4 m，下错5~7 cm。

为进一步掌握滑坡变形特征，在滑坡上布置了6个监测点，具体布置如图3所示；在监测过程中，共计得到40期监测成果（监测频率为1次/周）；经统计，6个监测点的最终变形值如图5所示。6个监测点的累计变形值存在一定差异，其中，1~3#监测点的累计变形值明显小于4~6#监测点的累计变形值，结合图4，滑坡后缘的变形明显大于前缘。

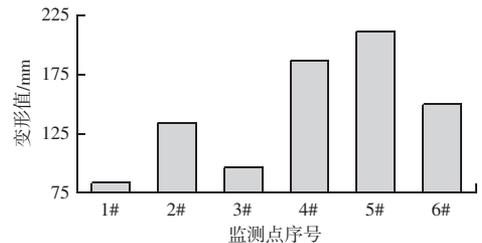


图5 不同监测点的变形值对比

Fig. 5 Comparison of deformation values at different monitoring points

选择累计变形量相对较大的4个监测点2#、4#、5#及6#监测点开展后续分析。经统计，上述4个监测点的变形曲线如图6所示。

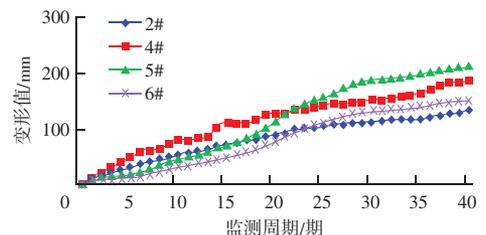


图6 滑坡累计变形曲线

Fig. 6 Cumulative deformation curve of landslide

2.2 滑坡灾害态势评估分析

2.2.1 监测信息的多尺度变量提取结果

为验证VMD模型在滑坡变形数据中的多尺度变量提取效果，分析步骤为两步；其一，对分解模数进行优化处理，以筛选出最优的分解模数；其二，引入其他模型，开展同样的多尺度变量提取效果对比。

首先，统计不同分解模数条件下的多尺度变量

研究与应用

提取结果,见表1。不同分解模数的多尺度变量提取效果是有差异的,主要表现为:随 K 值增加, $dnSNR$ 值呈先减小后增加的趋势,且在 $K=6$ 时, $dnSNR$ 值最小,因此,确定VMD模型的最佳分解模数为6。

表1 不同分解模数的提取结果

分解模数 K	2	3	4	5	6	7	8	9
$dnSNR$ 值	32.16	30.55	29.45	28.06	26.72	27.64	29.45	31.08

其次,再引入sym小波、Kalman滤波及EMD模型开展同样的多尺度变量提取,得到不同模型的提取结果。4种提取模型的多尺度变量提取效果是不同的,其中,sym小波的 $dnSNR$ 值为39.08,Kalman滤波的 $dnSNR$ 值为35.05,EMD模型的 $dnSNR$ 值为36.82,而VMD模型的 $dnSNR$ 值为26.72,明显小于前3种模型,因此,VMD模型具有较优的多尺度变量提取效果。

VMD模型相较其他模型具有明显的优越性,即其适用于滑坡变形数据的多尺度变量提取。

2.2.2 变形预测结果

表2 不同预测模型的预测结果

Table 2 Prediction results of different prediction models

监测周期 /期	变形值 /mm	模型1		模型2		模型3		模型4	
		ELM模型预测结果		VMD-ELM模型预测结果		VMD-SSA-ELM模型预测结果		VMD-ISSA-ELM模型预测结果	
		预测值 Y/mm	相对误差 E/%	预测值 Y/mm	相对误差 E/%	预测值 Y/mm	相对误差 E/%	预测值 Y/mm	相对误差 E/%
36	121.08	117.14	3.25	117.39	3.05	118.20	2.38	118.56	2.08
37	122.78	118.59	3.41	119.09	3.01	119.82	2.41	120.19	2.11
38	127.35	122.90	3.50	123.56	2.98	124.32	2.38	124.64	2.13
39	128.68	124.23	3.46	124.68	3.11	125.75	2.28	126.06	2.04
40	134.50	129.96	3.38	130.36	3.08	131.40	2.31	131.63	2.14

在上述分析基础上,再对其余监测点开展预测分析,结果见表3。各监测点的结果为:

2#监测点:相对误差的变化范围为2.04%~2.14%,平均值为2.10%。

4#监测点:相对误差的变化范围为2.01%~2.13%,平均值为2.07%。

5#监测点:相对误差的变化范围为1.98%~2.08%,平均值为2.05%。

6#监测点:相对误差的变化范围为1.99%~2.11%,平均值为2.04%。

4个监测点的预测精度相当,均具有较好的预测效果,且由各监测点在41~44周期的预测结果

预测模型为ISSA-ELM模型,由于其构建过程具多重优化处理流程,因此,通过2#监测点开展其不同预测模型的预测效果对比,所得结果见表2。4类模型的预测效果存在显著差异,总体来说,从模型1至模型4,在相应验证周期处的相对误差值呈持续减小趋势,只是减小幅度不同,充分说明各类优化手段是有效的,其中,模型1和模型2对比,说明开展滑坡变形数据的多尺度变量提取有助于提高预测精度;模型3或模型4与模型2对比,得出开展ELM模型参数优化处理是十分必要的;模型3和模型4对比,得出麻雀搜索算法的改进处理能一定程度上提高预测精度。

模型4的预测结果中相对误差变化范围为2.04%~2.14%,平均值为2.10%,具有较优的预测精度。

总之,VMD-ISSA-ELM模型适用于滑坡变形预测,其各阶段的优化处理均能很好的提高预测精度,充分验证该模型构建思路的合理性。

可知,滑坡后续变形将会进一步增加,并无明显收敛趋势。

2.2.3 灾害态势最终评估

结合1.2节思路,定义速率 S_1 为滑坡现状变形速率,即为最近4期变形速率均值;速率 S_2 为滑坡外推预测速率。经统计,得到4个监测点的不同速率结果如图7所示。

2#监测点和5#监测点的速率 S_2 相对更小,但其余两个监测点的 S_2 速率相对更大,即滑坡局部位置处的后续变形会加速增加,所以,按不利原则,滑坡的灾害态势将会进一步加重,需尽快开展防灾整治。

表 3 预测结果

Table 3 Prediction results

监测 周期 /期	2#监测点预测结果			4#监测点预测结果			5#监测点预测结果			6#监测点预测结果		
	变形值 /mm	预测值 Y/mm	相对误差 E/%									
36	121.08	118.56	2.08	169.21	165.81	2.01	201.65	197.48	2.07	142.25	139.42	1.99
37	122.78	120.19	2.11	176.40	172.64	2.13	203.66	199.42	2.08	143.66	140.63	2.11
38	127.35	124.64	2.13	180.84	177.05	2.10	205.78	201.50	2.08	145.16	142.24	2.01
39	128.68	126.06	2.04	183.87	180.04	2.08	208.82	204.58	2.03	147.30	144.33	2.02
40	134.50	131.63	2.14	187.46	183.62	2.05	212.39	208.18	1.98	149.82	146.69	2.09
41		134.89			187.65			211.05			148.97	
42		137.05			191.48			213.46			150.78	
43		139.12			197.65			215.18			152.46	
44		141.55			202.05			217.86			155.01	

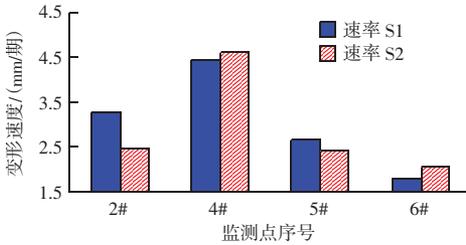


图 7 不同阶段的速率对比

Fig. 7 Comparison of rates at different stages

3 结论

通过滑坡灾害态势评估分析，主要得出如下结论：

(1) 滑坡整体累计变形已相对较大，变形速率也具较大的波动范围，变形特征显著。

(2) VMD 模型能有效实现滑坡变形数据的多尺度变量提取，相较其他模型具有明显的优越性。

(3) VMD-ISSA-ELM 模型适用于滑坡变形预测，其各阶段的优化处理均能很好的提高预测精度；同时，预测结果显示，滑坡局部位置处的后续变形会加速增加，所以，按不利原则，滑坡的灾害态势将会进一步加重。

(4) 在监测信息多尺度变量提取基础上开展了滑坡灾害态势分析，建议后续可结合数值模拟进一步开展滑坡稳定性分析，以便更好指导其灾害防治。

参 考 文 献

[1] 贾升安, 李春阳, 段顺荣. 青海杂沙日特大型滑坡稳定性评价 [J]. 大地测量与地球动力学, 2023, 43 (3): 250-254.
 [2] 陶盛宇. 四川宣汉县大园包滑坡复活机理及稳定性评价 [D].

成都: 成都理工大学, 2020.

[3] 江松. 基于多监测场信息融合的滑坡灾害态势评估与预警研究 [D]. 西安: 西安建筑科技大学, 2019.
 [4] 李仁江, 魏明垒, 赵小铭, 等. 考虑滞后性变化的滑坡位移预测模型研究 [J]. 人民长江, 2023, 54 (11): 99-105.
 [5] 雷海智, 谢继香. 滑坡变形预测分析和趋势判断研究 [J]. 西北师范大学学报 (自然科学版), 2023, 59 (4): 129-134.
 [6] 袁维, 孙瑞峰, 钟辉亚, 等. 阶跃型滑坡综合变形预测及监测预警方法研究 [J]. 水利学报, 2023, 54 (4): 461-473.
 [7] 曹恩华, 包腾飞, 刘永涛, 等. 基于 VMD 的多尺度变量提取法在混凝土坝变形预测中的应用 [J]. 水电能源科学, 2022, 40 (2): 114-118.
 [8] 曹博, 汪帅, 宋丹青, 等. 基于蚁群算法优化极限学习机模型的滑坡位移预测 [J]. 水资源与水工程学报, 2022, 33 (2): 172-178.
 [9] 方筠, 庞旭卿. 考虑数据去噪分解的滑坡位移组合预测研究 [J]. 中国安全生产科学技术, 2022, 18 (3): 168-174.
 [10] 李晓斌, 白海军. 变质岩区大型高位滑坡的变形监测预报研究 [J]. 大地测量与地球动力学, 2023, 43 (10): 1045-1050.
 [11] 杨玲, 魏静, 许子伏. 基于平滑先验法-麻雀搜索算法-支持向量机回归模型的滑坡位移预测——以三峡库区八字门和白水河滑坡为例 [J]. 地球科学与环境学报, 2022, 44 (6): 1096-1110.
 [12] 马飞燕, 李向新. 基于改进麻雀搜索算法-核极限学习机耦合算法的滑坡位移预测模型 [J]. 科学技术与工程, 2022, 22 (5): 1786-1793.
 [13] 姜礼涛, 周爱红, 袁颖, 等. 基于 NRS-ISSA-SVM 的砂土液化判别模型 [J]. 地震工程学报, 2022, 44 (3): 570-578.
 [14] 邓小鹏. 基于信息分解的滑坡变形稳定性评价及预警分析 [J]. 人民长江, 2021, 52 (5): 101-107.