doi: 10.19388/j.zgdzdc.2024.148

引用格式: 苗元亮,张书坤,孟超. 三峡库区库岸堆积层滑坡变形趋势分析[J]. 中国地质调查,2024,11(6): 86-92. (Miao Y L, Zhang S K, Meng C. Analysis of the deformation trend of landslides in the accumulation layer on the bank of Three Gorges Reservoir area[J]. Geological Survey of China,2024,11(6): 86-92.)

三峡库区库岸堆积层滑坡变形趋势分析

苗元亮,张书坤,孟超

(山东水总有限公司,山东 济南 250014)

摘要:为了准确掌握三峡库区库岸堆积层滑坡的变形发展规律,基于滑坡变形监测数据,利用重标极差法、灰色 模型及优化广义回归神经网络等开展滑坡变形趋势的综合研究。研究成果表明:在滑坡变形趋势判别结果中, 各监测点的 Hurst 指数均大于 0.5,得到滑坡变形具持续增加趋势;在变形预测结果中,随 GM(1,1) - SFLA -GRNN 模型的不断优化组合处理,预测精度明显提高,说明模型构建过程是合理的,且其预测显示滑坡变形仍会 进一步增加,所得预测结果的平均相对误差介于 1.76% ~1.82%,训练时间介于 52.21 ~57.23 ms,具有较优的预 测效果;之后,引入 BP 神经网络和支持向量机,开展类比预测,发现 GM(1,1) - SFLA - GRNN 模型相较 BP 神经 网络和支持向量机具有更高的预测精度及更快的训练速度,优越性显著。对比滑坡变形趋势判别结果和变形预测 结果,滑坡变形仍会进一步增加且无收敛趋势,滑坡防治的必要性显著,且相互佐证了两类分析方法的合理性,为滑 坡防治提供了一定的理论支持。

关键词:库岸滑坡;重标极差法;变形预测;趋势分析
中图分类号: P642
文献标志码: A
文章编号: 2095 - 8706(2024)06 - 0086 - 07

0 引言

堆积层滑坡具有其特殊性,因此开展相关研究 具有重大意义^[1-3]。在堆积层滑坡的相关研究中, 滑坡变形趋势分析可为其灾害防治提供一定的理 论依据,显得格外重要,因此,侧重于此方面研究具 有重要的现实意义。在 1992 年调查资料中,三峡 库区滑坡有 557 个,其中堆积层滑坡有 226 个,所 占比例为 40.6%,占比相对较大,且顾及三峡工程 的重要性,因此将三峡库区堆积层滑坡作为研究对 象^[4-9]。

在三峡堆积层滑坡研究成果中,以往多是从 滑带指标^[10]、渗流影响规律^[11]及变形滞后效 应^[12]方面进行分析,较少涉及此类滑坡的变形趋 势研究,因此,仍有拓展研究空间。在滑坡变形趋 势研究方面,也有相应学者开展了类似研究,变形 预测手段多包括数值模拟^[13]、支持向量机^[14]等, 各类手段虽均能实现滑坡变形趋势分析,但大部 分研究所用方法均较为单一,未涉及多种方法的 联合应用分析,因而需进一步拓展研究。研究提 出基于滑坡变形监测数据,先利用重标极差法、灰 色模型及优化广义回归神经网络等开展滑坡变形 趋势的综合研究,再结合滑坡区地质条件,开展滑 坡成灾机理分析,以期为此类滑坡防治提供一定 的理论依据。

1 研究区概况

树坪滑坡位于三峡库区湖北省秭归县沙镇溪 镇树坪村一组的长江南岸岸坡,下距三峡工程大坝 坝址约47 km,中上部有乡村公路通过,交通较为便 利。研究区具侵蚀构造中低山地貌,地形整体呈南 高北低,最高、最低高程分别为540 m和145 m,高 差约400 m,起伏较大。同时,滑坡地表具阶状特 征,发育有多个滑坡平台,较缓处斜坡坡度约5°~

收稿日期: 2023-03-27;修订日期: 2024-03-26。

第一作者简介: 苗元亮(1977—),男,研究员,主要从事地基与基础处理技术、江河流域生态治理及病险水库除险加固技术、复杂条件下高 坝水库混凝土施工技术方面的工作。Email: myll232023@163.com。

10°,较陡处斜坡坡度约20°~30°。钻探成果显示: 区内下覆基岩以三叠系巴东组砂岩、泥岩互层为 主;上覆第四系主要包含残坡积层和滑坡堆积层, 前者岩性主要为含碎块石黏土和粉质黏土,后者岩 性主要为粉质黏土,夹杂少量碎块石。在地质构造 方面,研究区构造主要受秭归向斜控制(图1),构 造线以EW向为主,且新构造运动形成的一级阶地 时间与长江库岸时间一致,抬升幅度较大。



Fig. 1 Structural sketch of the study area

2 研究方法

该文分析过程为保证变形趋势研究结果的准确 性。第一步,先利用改进重标极差法(improved rescaling range method, IR/S)进行滑坡变形趋势判别; 第二步,利用灰色 GM(1,1)模型和优化广义回归神 经网络(generalized regression neural network, GRNN) 进行滑坡变形预测;最后,将两者分析结果进行对比 分析,相互佐证各自分析结果的准确性。

2.1 变形趋势判别模型的构建

重标极差法(rescaling range method, R/S)分 析是分形理论的定量实现方法之一,已被广泛应 用于滑坡变形趋势判断过程中,适应性较强,进而 利用其开展滑坡变形趋势判断。需要指出的是, 当评价序列具有短记忆性、非平稳性时,传统 R/S 分析会存在一定的估计误差,难以准确表达评价 序列的长记忆性^[15]。为克服该问题,IR/S 分析应 运而生,其主要修正是将样本协方差引入到传统 R/S分析中。

在计算过程中,子序列长度 n 与(R/S)_n之间具 有——对应关系,因此,可改变 n 值大小,得到若干 对应的(R/S)_n,且两者的对数值存在如下线性关系

 $lg(R/S)_n = H \cdot lgn + Z$ 。 (1) 式中: $(R/S)_n$ 为重标极差值; H为 Hurst 指数; Z 为拟合常数。

利用 H 值判断滑坡变形趋势:当0.5 < H < 1 时,滑坡变形具正向持续性,会进一步增加,且 H 值 越大,趋势性越强;当 H = 0.5 时,评价序列无法判 断其趋势性;当0 < H < 0.5 时,滑坡变形具反向持 续性,会持续减小,且 H 值越小,趋势性越强。

根据上述,将 H 值与 0.5 间的差值 p 构建趋势 程度判别指标,标准见表 1。

| 表 1 | 趋势程度划分标准 |
|-----|----------|
| | |

Tab. 1 Classification criteria of trend degree

| 差值 p | <i>p</i> ≤0.2 | 0.2 | p > 0.35 |
|------|---------------|-------|----------|
| 趋势等级 | 1级 | 2级 | 3级 |
| 趋势程度 | 较低 | 一般 | 强 |

2.2 变形预测模型的构建

受滑坡非线性变形特征影响,单一模型难以完 全刻画滑坡变形特征,提出递进优化思路来实现滑 坡变形的高精度预测,即:先利用灰色 GM(1,1)模 型对滑坡变形进行初步预测,再利用优化 GRNN 模 型进行误差修正预测,两者构建过程如下^[16-17]。

(1)初步预测模型的构建。据前述,本文初步 预测模型为灰色 GM(1,1)模型,其对样本需求较 少,加之其具有较强的趋势性识别能力,进而以其 构建滑坡初步预测模型是可行的。在初步预测过 程中,先对原始变形序列进行累加处理,得一次累 加序列 x₁,公式为

 $x_{1} = (x_{1}(1), x_{1}(2), \dots, x_{1}(i)) \quad (2)$ 式中: $x_{1}(i)$ 为一次累加序列值。

对式(2)进行求导,得其白化方程为

 $dx_1(k)/dt + ax_1(k) = b \quad (3)$

式中: *a*、*b*为常数; *k*为一次累加序列的序号; *t*为时间变量。

为求得待定常数 a、b,在最小二乘法条件下,求 得式(3)的响应序列为

$$x_1(k+1) = \left[x_0(1) - \frac{b}{a}\right]e^{-ak} + \frac{b}{a} \quad (4)$$

式中: $x_1(k+1)$ 符号含义同式(2); $x_0(1)$ 为第一个初始量。

最后,对累加序列进行反向递减处理,即可求 得对应的预测值,以完成滑坡变形的初步预测。

(2)修正预测模型的构建。初步预测模型难以 保证预测精度,进而需对其预测结果进行修正预测, 由于 GRNN 模型是传统 RBF 神经网络的改进形式, 具有较强的修正能力和较快的训练速度,其优越性不 言而喻,因此,以其构建修正预测模型。值得指出都 是,在 GRNN 模型应用过程中,其隐层节点数由使用 者确定,且其应用过程易陷入局部极值,为保证其修正 效果,有必要对其进行优化处理,具体优化方法如下。

隐层节点数优化。在以往传统神经网络预测 过程中,多以式(5)求解隐层节点数的经验值,即

$$L = \sqrt{m+n} + 10 \quad (5)$$

式中:m、n为输入、输出层的节点数。经式(5)计 算,得计算经验值为14,然而,该经验值并不一定为 最优值,有必要在此基础上进行优化筛选处理。提 出将隐层节点数的取值范围设置为10~18间的偶 数,通过逐步试算确定出最优隐层节点数。

避免局部极值优化。混合蛙跳算法(shuffled frog leading algorithm, SFLA)具有收敛能力强、操作简单等优点,进而利用其优化 GRNN 模型的局部极值问题。据上,将预测模型最终确定为 GM(1,1) – SFLA – GRNN 模型。

3 树坪滑坡基本特征

结合现场调查成果,树坪滑坡平面形态呈"圈 椅状"(图2),纵向长约800m,宽度约670m,面积 约54万m²,厚度间于30~70m,平均厚度约50m, 体积约2070万m³,属深层特大型滑坡。



图 2 树坪滑坡平面形态示意图

Fig. 2 Schematic diagram of Shuping landslide plane morphology in Shuping landslide

树坪滑坡属老滑坡,最早于 1996 年开始出现 变形,主要为后缘出现拉张裂缝,并造成多栋房屋 开裂;其后,自 2003 年三峡工程蓄水以来,滑坡出 现持续变形,主要变形特征为滑坡后缘出现不同规 模的拉张裂缝,前缘出现塌岸现象。为准确掌握滑 坡变形特征,在其西侧布设了 3 个监测点(即 ZC88、ZC89 和 ZC90),具体布设如图 2、图 3 所示。



Fig. 3 Layout of the monitoring points along *AA'* section in the western Shuping landslide

4 树坪滑坡变形趋势分析

在滑坡变形趋势分析过程中,以 ZG88 ~ ZG90 监测点为例进行详述分析。同时,监测频率设置为 1 次/月,通过统计,各监测点在 2008—2011 年的变 形曲线见图 4。





4.1 变形趋势判别

在变形趋势判别过程中,将分析过程划分为两步:其一,利用 IR/S 分析对所有监测样本进行变 形趋势判别,以评价其整体发展趋势;其二,将监 测样本进行阶段性划分,并对各阶段均进行 IR/S 分析,以评价不同阶段的发展趋势。

表4 初步预测结果

Tab. 4 Preliminary prediction results

| 监测周期/月 | 变形值/mm | 预测值/mm | 相对误差/% |
|--------|---------|----------|--------|
| 44 | 2 193.8 | 2 131.72 | 2.83 |
| 45 | 2 223.4 | 2 156.03 | 3.03 |
| 46 | 2 226.6 | 2 154.24 | 3.25 |
| 47 | 2 232.8 | 2 166.26 | 2.98 |
| 48 | 2 246.5 | 2 175.96 | 3.14 |

(2)修正预测分析。在前述初步预测基础上, 再利用优化 GRNN 模型实现其误差修正预测,且 按修正预测思路,首先,得到隐层节点数的筛选结 果(表5)。据表5:在预测精度方面,当隐层节点 数为16时的相对误差均值最小,说明其预测效果 相对最优;在训练时间方面,随隐层节点数增加, 训练时间也不断增加。鉴于不同隐层节点数条件 下的训练时间均相对较短,为保证预测精度,确定 该文 GRNN 模型的隐层节点数为16。

表 5 隐层节点数的优化筛选结果

Tab. 5 Optimization results of hidden layer node numbers

| 隐层节点数 | 10 | 12 | 14 | 16 | 18 |
|----------|-------|-------|-------|-------|-------|
| 平均相对误差/% | 2.86 | 2.63 | 2.54 | 2.49 | 2.76 |
| 训练时间/ms | 37.20 | 40.05 | 41.28 | 43.19 | 48.53 |

其次,再利用 SFLA 算法开展 GRNN 模型参数 优化,将前述隐层节点数优化后的结果命名为初始 优化预测结果,经 SFLA 算法优化后的预测结果命 名为 SFLA - GRNN 模型预测结果,两者结果见表 6。据表 6,通过 SFLA 算法的优化处理,在相应验 证节点处的相对误差均不同程度地减小,且 SFLA - GRNN 模型预测结果的平均相对误差为 1.76%,预测精度较高,小于 GRNN 模型预测结果 的平均相对误差为 2.49%,验证了各类优化步骤的 合理性。SFLA - GRNN 模型的训练时间为 57.23 ms,略大于 GRNN 模型的训练时间 为 57.23 ms,略大于 GRNN 模型的训练时间 3.19 ms,训练时间虽一定程度增加,但属可接受 范围。另外,外推预测显示,ZG88 监测点的变形仍 会进一步增加,且增加速率也未见减小趋势,与趋 势性判别结果一致。

(3)可靠性验证分析。为验证该文预测模型的 可靠性,再对 ZG89 和 ZG90 监测点进行同样预测, 结果见表7。由表7 可知: ZG89 监测点的平均相

(1)整体趋势性判别。经统计,整体发展趋势判别条件下的结果如表 2 所示。据表 2,3 个监测点的 Hurst 指数均大于 0.5,说明滑坡变形具正向持续性,会持续增加。同时,对比 3 个监测点的趋势等级,得出 ZG88 监测点的趋势性相对最强,其趋势等级为 3 级,趋势程度为强,其次是 ZG89 和 ZG90 监测点,两者的趋势等级依次减小。

表 2 整体趋势判别结果

Tab. 2 Results of overall trend discrimination

| 监测点 | Hurst 指数 | 拟合度 | 差值p | 趋势等级 | 趋势程度 |
|------|----------|-------|-------|------|------|
| ZG88 | 0.943 | 0.927 | 0.443 | 3级 | 强 |
| ZG89 | 0.736 | 0.948 | 0.236 | 2级 | 一般 |
| ZG90 | 0.564 | 0.931 | 0.064 | 1级 | 较低 |

(2)分阶段的趋势性判别。在阶段划分过程 中,以一年为界进行划分,将监测样本分为4个阶 段,得各阶段的趋势分析结果如表3所示。据表3, 各监测点在不同阶段的Hurst指数存在明显差异, 即各阶段的变形趋势存在不同。对比3个监测点 的分阶段判别结果,ZC88 监测点的趋势性等级始 终较高,ZC89和ZC90 监测点的趋势性具一定减弱 趋势,说明滑坡变形主要集中于滑坡前缘,且变形 程度向滑坡后缘逐渐减弱。

表 3 分阶段的趋势判别结果

Tab. 3 Results of trend discrimination by stages

| 阶段划分 | ZG88 监测点 | ZG89 监测点 | ZG90 监测点 |
|------|-------------|-----------|----------|
| 阶段一 | 0.883 * * * | 0.757 * * | 0.572 * |
| 阶段二 | 0.972 * * * | 0.742 * * | 0.570 * |
| 阶段三 | 0.822 * * | 0.574 * | 0.561 * |
| 阶段四 | 0.912 * * * | 0.595 * | 0.552 * |

注: "*"代表趋势等级为1级; "**"代表趋势等级为2级; "***"代表趋势等级为3级。

综合滑坡整体和分阶段的趋势性判别结果,得 出树坪滑坡变形具正向持续性,且趋势性等级及强 度基本维持原有状态,并无明显收敛趋势。

4.2 变形预测分析

在前述变形趋势性判别基础上,再对滑坡变形 进行预测分析,并以 ZG88 监测点为例,详述各阶段 的预测效果。在变形预测过程中,将验证样本设置 为最后5期数据,后续外推预测4期。

(1)初步预测分析。ZG88 监测点经 GM(1,1) 模型的初步预测结果见表 4。据表 4,初步预测结 果的相对误差范围为 2.83% ~ 3.25%,平均值为

表 6 ZG88 监测点的预测结果 Tab. 6 Prediction results of ZG88 monitoring point

| 监测周 | 变形值/ | 初始优化预测结果 | | SFLA – GRNN 模型 预测结果 | |
|-----|---------|----------|-------|------------------------|-------|
| 期/月 | mm | 预测值/ | 相对误差/ | 预测值/ | 相对误差/ |
| | | mm | % | mm | % |
| 44 | 2 193.8 | 2 136.10 | 2.63 | 2 153.87 | 1.82 |
| 45 | 2 223.4 | 2 170.26 | 2.39 | 2 185.82 | 1.69 |
| 46 | 2 226.6 | 2 168.49 | 2.61 | 2 183.40 | 1.94 |
| 47 | 2 232.8 | 2 177.20 | 2.49 | 2 194.40 | 1.72 |
| 48 | 2 246.5 | 2 194.38 | 2.32 | 2 209.43 | 1.65 |
| 49 | | | | 2 235.17 | |
| 50 | | | | 2 248.72 | |
| 51 | | | | 2 271.28 | |
| 52 | | | | 2 294.15 | |

| 14 | 2 193.8 | 2 136.10 | 2.63 | 2 153.87 | 1.82 | |
|----|---------|----------|------|----------|------|--|
| 45 | 2 223.4 | 2 170.26 | 2.39 | 2 185.82 | 1.69 | |
| 46 | 2 226.6 | 2 168.49 | 2.61 | 2 183.40 | 1.94 | |
| 17 | 2 232.8 | 2 177.20 | 2.49 | 2 194.40 | 1.72 | |
| 48 | 2 246.5 | 2 194.38 | 2.32 | 2 209.43 | 1.65 | |
| 49 | | | | 2 235.17 | | |
| 50 | | | | 2 248.72 | | |
| 51 | | | | 2 271.28 | | |
| 52 | | | | 2 294.15 | | |
| | | | | | | |

| 表 7 | ZG89 和 ZG90 监测点的预测结果 |
|--------|-------------------------------------|
| Tab. 7 | Prediction results of ZG89 and ZG90 |

| monitoring | points |
|------------|--------|
|------------|--------|

| 收测国 | ZG89 监测点预测结果 | | | ZG90 监测点预测结果 | | |
|--------------|--------------|--------|------|--------------|--------|------|
| 监测向 111/日 | 变形值/ | 预测值/ | 相对误 | 变形值/ | 预测值/ | 相对误 |
| 刑/ 八 | mm | mm | 差/% | mm | mm | 差/% |
| 44 | 311.3 | 306.26 | 1.62 | 109.0 | 107.09 | 1.75 |
| 45 | 317.9 | 311.67 | 1.96 | 120.4 | 118.40 | 1.66 |
| 46 | 320.2 | 313.70 | 2.03 | 118.1 | 115.62 | 2.10 |
| 47 | 334.0 | 328.22 | 1.73 | 102.3 | 100.42 | 1.84 |
| 48 | 342.7 | 337.05 | 1.65 | 116.8 | 114.78 | 1.73 |
| 49 | | 340.28 | | | 121.26 | |
| 50 | | 347.18 | | | 127.43 | |
| 51 | | 353.29 | | | 133.27 | |
| 52 | | 360.19 | | | 136.19 | |

对误差为 1.80%, 训练时间为 54.18 ms; ZG90 监 测点的平均相对误差为 1.82%, 训练时间为 52.21 ms。两者预测效果与 ZG88 监测点的预测效 果相当,且两监测点外推预测显示,滑坡变形也会 进一步不增加,并无收敛趋势。根据前述,验证了 该文预测模型的有效性、可靠性和优越性,且预测 结果与趋势性判断结果一致,均得出树坪滑坡仍会 进一步加剧,且并无收敛趋势,需加强该其灾害防 治,避免成灾损失。

变形趋势模型的优点 5

(1)通过重标极差法、变形预测两类方法的综 合对比,能有效确保滑坡变形趋势分析结果的准 确性。

(2)在滑坡变形预测过程中,传统单一模型难

以完全刻画其变形规律,因此,多种方法组合模型 在滑坡变形预测中的适用性较强,目经由本文验 证,GM(1,1) - SFLA - GRNN 模型能有效实现滑坡 高精度预测。为进一步验证 GM(1,1) - SFLA -GRNN 模型的合理性,再引入 BP 神经网络、支持向 量机进行同样预测,以对比研究其预测效果。经统 计,以预测结果的平均相对误差、训练时间为指标, 得到3类预测模型的结果如表8所示。在相应监 测点条件下,本文预测模型的平均相对误差、训练 时间明显小于 BP 神经网络和支持向量机的平均相 对误差、训练时间,充分说明本文预测模型具有相 对更高的预测精度及更快的训练速度,进一步验证 了其预测效果是有效的。

| Tab. 8 | Compariso | n of prediction results of different models |
|--------|-----------|---|
| | 表 8 | 不同模型的预测结果对比 |

| | 本文预测模型 | | BP 神经网络 | | 支持向量机 | |
|------|--------|-------|---------|--------|-------|--------|
| 监测点 | 平均相对 | 训练时 | 平均相对 | 训练时 | 平均相对 | 训练时 |
| | 误差/% | 间/ms | 误差/% | 间/ms | 误差/% | 间/ms |
| ZG88 | 1.76 | 57.23 | 3.15 | 254.15 | 3.38 | 240.82 |
| ZG89 | 1.80 | 54.18 | 3.29 | 223.08 | 3.24 | 261.48 |
| ZG90 | 1.82 | 52.21 | 3.34 | 219.47 | 3.20 | 229.70 |

综上所述,此文建立的变形趋势模型的分析结 果可信度较高,构建思路清晰合理,值得推广应用 研究。

结论 6

(1) IR/S 分析能有效实现滑坡变形趋势性判 别,其结果显示滑坡各监测点的 Hurst 指数均大于 0.5,说明滑坡变形具增加趋势,且不同阶段的趋势 性程度虽具一定差异,但发展方向是一致的。

(2)随 GM(1,1) - SFLA - GRNN 模型的不断 优化组合处理,预测精度明显提高,说明模型构建 过程是合理的: 预测结果统计,本文预测模型的平 均相对误差介于1.76%~1.82%,训练时间介于 52.21~57.23 ms, 明显优于 BP 神经网络和支持向 量机的预测效果,充分说明 GM(1,1) - SFLA -GRNN 模型具有更强的预测能力,能有效解决滑坡 变形预测精度低的问题。

(3)通过滑坡变形趋势性判别及变形预测,综 合得出滑坡变形还会进一步增加,且无收敛趋势, 为滑坡后续防治奠定了理论支撑。本研究重点探 讨了滑坡变形趋势分析方法,建议后续在此基础上

进一步开展滑坡防治措施设计,以切实确保区内居 民的生命财产安全。

参考文献(References):

- [1] 黄金勇,陈志伟,沈艺璇.库水位下降速率对库岸老滑坡间歇 性复活的影响[J].水电能源科学,2020,38(1):147-150.
 Huang J Y, Chen Z W, Shen Y X. Effect of water level decline rate on intermittent revival of old landslide on reservoir bank[J].
 Water Resources and Power,2020,38(1):147-150.
- [2] 刘录录,李玉婕. 库岸降雨型滑坡发生机制变形特征及处理研究[J]. 人民长江,2019,50(S1):96-101.
 Liu L L,Li Y J. Mechanism analysis of landslide of reservoir bank triggered by rainfall and handling measures[J]. Yangtze River, 2019,50(S1):96-101.
- [3] 李松林,许强,汤明高,等. 三峡库区滑坡空间发育规律及其关键影响因子[J]. 地球科学,2020,45(1):341-354.
 Li S L, Xu Q, Tang M G, et al. Study on spatial distribution and key influencing factors of landslides in Three Gorges Reservoir Area[J]. Earth Science,2020,45(1):341-354.
- [4] 陈才. 三峡库区地质灾害类型和灾害机理研究[J]. 灾害学, 2019,34(2):37-42.

Chen C. Types and mechanism of geological disasters in Three Gorges Reservoir Area [J]. Journal of Catastrophology, 2019, 34(2):37-42.

- [5] 代贞伟,魏云杰,侯时平. 三峡库区杨家水井滑坡变形失稳机 理研究[J]. 工程地质学报,2016,24(4):527-534.
 Dai Z W,Wei Y J,Hou S P. Deformation and failure mechanism of Yangjia Well landslide in Three Gorges Reservoir Area[J].
 Journal of Engineering Geology,2016,24(4):527-534.
- [6] 卫童瑶,殷跃平,高杨,等. 三峡库区巫山县塔坪 H1 滑坡变形 机制[J].水文地质工程地质,2020,47(4):73-81.
 Wei T Y, Yin Y P, Gao Y, et al. Deformation mechanism of the Taping H1 landslide in Wushan County in the Three Gorges Reservoir Area [J]. Hydrogeology & Engineering Geology, 2020, 47(4):73-81.
- [7] 代贞伟,李滨,陈云霞,等. 三峡大树场镇堆积层滑坡暴雨失稳机理研究[J].水文地质工程地质,2016,43(1):149-156.
 Dai Z W,Li B,Chen Y X,et al. A study of the failure mechanism of rainfall induced accumulation landslide in the Three Gorges Reservoir Region [J]. Hydrogeology and Engineering Geology, 2016,43(1):149-156.
- [8] 吴丽丽,贺可强,全恩厚,等.树坪滑坡切坡抗滑增稳优化治 理数值模拟研究[J].河南理工大学学报:自然科学版,2022, 41(4):158-165.

Wu L L, He K Q, Quan E H, et al. Numerical simulation study on optimization treatment of anti sliding and stability enhancement of cut slope of Shuping Landslide [J]. Journal of Henan Polytechnic University (Natural Science), 2022, 41(4):158 – 165.

[9] 易庆林,文凯,覃世磊,等.三峡库区树坪滑坡应急治理工程 效果分析[J].水利水电技术,2018,49(11):165-172. Yi Q L, Wen K, Qin S L, et al. Analysis on effect of emergency treatment project of Shuping Landslide in Three Gorges Reservoir Area[J]. Water Resources and Hydropower Engineering, 2018, 49(11):165-172.

 [10] 汤罗圣,左清军,岳敏,等.基于滑带完整性指标的三峡库区 堆积层滑坡失稳破坏判据[J].地质科技通报,2022,41(6): 77-84.

Tang L S, Zuo Q J, Yue M, et al. Instability failure criterion of debris landslide in the Three Gorges Reservoir Area based on the sliding zone integrity index[J]. Bulletin of Geological Science and Technology,2022,41(6):77–84.

[11] 殷跃平,张晨阳,闫慧,等. 三峡水库蓄水运行滑坡渗流稳定
 和防治设计研究[J]. 岩石力学与工程学报,2022,41(4):
 649-659.

Yin Y P,Zhang C Y,Yan H, et al. Research on seepage stability and prevention design of landslides during impoundment operation of the Three Gorges Reservoir, China[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2022, 41(4):649-659.

- [12] 高晨曦,刘艺梁,薛欣,等. 三峡库区典型堆积层滑坡变形滞后时间效应研究[J]. 工程地质学报,2021,29(5):1427-1436.
 Gao C X,Liu Y L,Xue X,et al. Study on deformation lag time effect of typical colluvial landslide in Three Gorges Reservoir Area[J].
 Journal of Engineering Geology,2021,29(5):1427-1436.
- [13] 肖婷,殷坤龙,杨背背. 三峡库区四方碑滑坡稳定性与变形趋势预测[J]. 中国地质灾害与防治学报,2018,29(1):10-14.
 Xiao T,Yin K L,Yang B B. Stability and deformation trend prediction of the Sifangbei Landslide in the Three Gorges Reservoir[J].
 The Chinese Journal of Geological Hazard and Control, 2018, 29(1):10-14.
- [14] 黄海峰,易武,刘艺梁,等. 滑坡位移预测的 SVR MIV 变量 筛选方法研究[J]. 地下空间与工程学报,2016,12(1):213 -219.

Huang H F, Yi W, Liu Y L, et al. Study on variables selection using SVR – MIV method in displacement prediction of landslides [J]. Chinese Journal of Underground Space and Engineering, 2016, 12(1):213–219.

- [15] 张文远,王祯意,孟楠丁. 基准风格资产的收益率长记忆性研究
 ——基于修正的 R/S 模型[J]. 经济问题,2014(2):59-63.
 Zhang W Y, Wang Z Y, Meng N D. An study on long term memory of fund style asset yields: Based on modified R/S model[J].
 On Economic Problems,2014(2):59-63.
- [16] 邓小鹏,相兴华,王小敏. 涉水滑坡岩土体参数弱化机理及变形预测[J]. 水力发电,2020,46(9):69-73.
 Deng X P, Xiang X H, Wang X M. Weakening mechanism of rock and soil parameters of wading landslide and its deformation prediction[J]. Water Power,2020,46(9):69-73.
- [17] 冯子帆,成枢,董娟. 残差修正的 GM(1,1) 模型在滑坡位移预 测中的应用[J]. 地理空间信息,2019,17(9):113-115.
 Feng Z F, Cheng S, Dong J. Application of residual modified GM (1,1) model in landslide displacement prediction[J]. Geospatial Information,2019,17(9):113-115.

Analysis of the deformation trend of landslides in the accumulation layer on the bank of Three Gorges Reservoir area

MIAO Yuanliang, ZHANG Shukun, MENG Chao

(Shandong Water Conservancy Group Co., Ltd., Shandong Jinan 250014, China)

Abstract: In order to accurately grasp the deformation and development laws of landslides in the accumulation lager on the bank of the Three Gorges Reservoir area, the authors conducted a comprehensive study on landslide deformation trends using the rescaled range method, grey model and optimized generalized regression neural network, based on the landslide deformation monitoring data. The research results show that the Hurst exponent of each monitoring point is greater than 0.5 in the landslide deformation trend discrimination results, indicating a continuous increasing trend of landslide deformation. In the deformation prediction results, with the continuous optimization and combination processing of the GM (1,1) – SFLA GRNN model, the prediction accuracy has been significantly improved, indicating that the model construction process is reasonable. Besides, its prediction shows that landslide deformation will continue to increase. The average relative error of the obtained prediction results is between 1.76% and 1.82%, and the training time is between 52.21 ms and 57.23 ms, which has a better prediction effect. Then, BP neural network and support vector machine were introduced for analogical prediction. The results show that the GM (1,1) - SFRA - GRNN model has relatively higher prediction accuracy and faster training speed compared to BP neural network and support vector machine. Comparing the results of landslide deformation trend discrimination and the results of deformation prediction, the authors found that landslide deformation will continue to increase without convergence trend. The necessity of landslide prevention and control is significant, and the rationality of the two analysis methods is mutually supported, providing certain theoretical support for landslide prevention and control.

Keywords: reservoir bank landslide; rescaled range method; deformation prediction; trend analysis

(责任编辑: 刘丹)