

中文引用格式:叶霄,沈琳轩,余以强,等. 基于保序回归的滑坡变形与诱发因素关联分析[J]. 中国安全科学学报, 2026, 36(3): 121-129.

英文引用格式:YE Xiao, SHEN Linxuan, YU Yiqiang, et al. Linking landslide deformation to triggering factors via isotonic constraints of displacement measurements[J]. China Safety Science Journal, 2026, 36(3): 121-129.

基于保序回归的滑坡变形与诱发因素关联分析^{*}

叶霄^{1,2}副教授, 沈琳轩², 余以强³高级工程师, 陈笑予²,

詹伟^{**3}教授级高级工程师, 朱鸿鹄⁴教授

(1 南京信息工程大学 公共安全治理研究院, 江苏 南京 210044; 2 南京信息工程大学
应急管理学院, 江苏 南京 210044; 3 浙江省交通运输科学研究院 浙江省道桥检测与养护
技术研究重点实验室, 浙江 杭州 310023; 4 南京大学 地球工程与科学学院, 江苏 南京 210023)

中图分类号:X935

文献标志码:A

DOI: 10.16265/j.cnki.issn1003-3033.2026.03.1209

基金项目:国家自然科学基金资助(42507243); 浙江省道桥检测与养护技术研究重点实验室开放基金资助
(202501Z); 南京信息工程大学人才启动经费项目(2025r064)。

【摘要】 为精准判识包含大量噪声数据的滑坡变形特征及诱发因素, 提出一种基于保序回归的位移监测数据降噪处理方法, 构建考虑时间滞后效应下不同分区变形与多级水文气象条件的关联规则。以重庆市奉节县渣口石滑坡为例, 对比分析保序回归处理前后的位移监测数据, 初步探讨不同位置的滑坡变形特征, 计算各监测点位移相对降雨量与库水位高程的滞后时间, 挖掘不同分区的滑坡变形与水文气象因子关联规则, 明确该滑坡的长期变形特征及其诱发因素。结果表明: 保序回归算法能够有效剔除非物理噪声、保留本征信号, 显著提升数据质量; 渣口石滑坡变形呈现显著空间异质性, 前缘受库水下降与降雨共同控制变形最大, 后缘受地形增强的降雨补给影响次之; 库水位骤降(>0.5 m/d)与强降雨(>30 mm/d)协同作用, 产生指向坡外的渗透力并削弱基质吸力, 是该滑坡失稳的主要触发机制。

【关键词】 全球卫星导航系统(GNSS)位移; 保序回归; 滑坡变形; 诱发因素; 关联分析

Linking landslide deformation to triggering factors via isotonic constraints of displacement measurements

YE Xiao^{1, 2}, SHEN Linxuan², YU Yiqiang³, CHEN Xiaoyu², ZHAN Wei³, ZHU Honghu⁴

(1 Institute of Public Safety Governance, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing Jiangsu 210044, China; 2 School of Emergency Management, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing Jiangsu 210044, China; 3 Key Laboratory of Road and Bridge Detection and Maintenance Technology in Zhejiang Province, Zhejiang Scientific Research Institute of Transport, Hangzhou Zhejiang 310023, China; 4 School of Earth Sciences and Engineering, Nanjing University, Nanjing Jiangsu 210023, China)

Abstract: To accurately identify landslide deformation characteristics and triggering factors from

* 文章编号:1003-3033(2026)03-0121-09; 收稿日期:2025-09-30; 修稿日期:2025-12-05

** 通信作者:詹伟(1983—),男,浙江杭州人,博士,教授级高级工程师,主要从事边坡灾害监测预警技术等方面的研究。E-mail: zhanwei@zju.edu.cn。

monitoring data containing excessive noise, this study proposed a noise-reduction method for displacement monitoring data based on isotonic regression. It further established correlation rules linking deformation in different subzones to multi-level hydrometeorological conditions, incorporating time-lag effects. Using the Zhakoushi landslide in Fengjie County, Chongqing as a case study, displacement monitoring data before and after isotonic regression processing were comparatively analyzed to preliminarily investigate deformation patterns at different locations. The time delays between displacement at each monitoring station and rainfall and elevation of reservoir water level were calculated, enabling the extraction of association rules between deformation in these subzones and hydrometeorological factors, thus clarifying long-term deformation characteristics and its triggering mechanism of the landslide. The results demonstrate that the isotonic regression algorithm effectively removes non-physical noise while preserving intrinsic deformation information, considerably enhancing data quality. The landslide movements exhibit significant spatial heterogeneity, with the front part experiencing the most extensive deformation controlled jointly by reservoir drawdown and rainfall, followed by the rear part influenced by topography-enhanced rainfall recharge. The synergistic effect of rapid drawdown of reservoir water (>0.5 m/d) and intense rainfall (>30 mm/d), which generate an outward-directed seepage force and reduce matrix suction, is the primary triggering mechanism for the landslide.

Keywords: global navigation satellite system (GNSS) displacement; isotonic regression; landslide deformation; triggering factor; association analysis

0 引言

地质安全是国土资源与空间开发利用的基础保障。滑坡作为一种典型的地质灾害,对人口密集区、交通干线、水利水电枢纽和城镇建设构成严重威胁,直接关系到人民生命财产安全及生态环境破坏^[1]。据统计,2004—2016 年我国(不含港澳台地区)共发生滑坡 278 880 次,占有非地震地质灾害事件的 97.9%^[2]。有效防范和减轻滑坡灾害风险,已成为工程地质环境与灾害领域的核心任务^[3-4]。在此背景下,原位实时监测可为揭示滑坡演化全过程、捕捉失稳前兆信息提供极其重要的数据支撑^[5]。

变形监测是滑坡监测领域的关键内容,为滑坡稳定性分析和早期预警提供数据基础。全球卫星导航系统(Global Navigation Satellite System, GNSS)凭借其全天候、高精度的连续观测优势,在滑坡防治工程中已得到广泛应用^[6]。然而,实践表明:GNSS 位移观测值中包含固有的多路径效应、大气延迟、接收机测量噪声等物理误差源,使得自动化 GNSS 位移时序数据经常表现出轻微的背景震荡^[7](± 5 mm 幅值的非周期性波动)现象,甚至出现显著偏离整体变形趋势的离散位移“孤点”,存在复杂监测数据中噪声与真实变形信号难以有效甄别的问题^[8]。工程实践中往往将这些非理想数据点视为无意义的噪声予以剔除或简单地平滑处理,这可能导致:①丢失

包含潜在变形信息(如局部加速、外部扰动响应)的宝贵数据片段;②过度解读这些“波动”而误判滑坡状态,引发不必要的预警或工程干预^[9-10]。因此,消除缺陷数据中误差系统并保留变形本征信息,合理地评估滑坡状态成为提升滑坡监测预警可靠性的一大行业共性问题^[11]。当前,针对此非“理想”监测数据的处理主要分为物理模型修正法(如精密单点定位-实时动态差分技术)、统计滤波剔除法(如 3 σ 准则、Butterworth 低通滤波)和机器学习降噪法(如长短期记忆网络自编码器)3 类。杜源等^[12]基于扩展卡尔曼滤波理论,提出顾及监测点历史形变状态信息的 GNSS 实时滤波算法,获取更加可信的实时解算序列。LIU Xiaohuan 等^[13]针对高精度 GNSS 位移监测中的多路径误差消除问题,提出基于突变点识别的滑动分段方法,并提前 3 h 成功预警黑方台滑坡事件。NAVA 等^[14]提出 1 种基于深度学习的滑坡位移预测方法,该方法利用深度学习模型处理监测数据,能够有效提高滑坡位移预测的精度。QIU Hongzhi 等^[15]提出基于数据增强(Data Augmentation, DA)提升训练集数据质量的滑坡预测方法,为滑坡预测提供创新思路。尽管现有研究在非平稳位移数据质量提升方面取得一定进展,但仍存在一些缺陷,如传统低通滤波在去噪时可能过度平滑掉蕴含加速前兆的高频变形分量;而长短期记忆网络自编码器等深度学习模型对训练数据量要

求过高,依赖大量训练数据导致小样本滑坡适用性受限^[16]。因此,如何有效利用含有大量噪声的非稳定位移监测数据成为滑坡数据科学的重点。

鉴于此,笔者立足滑坡 GNSS 位移监测含噪数据的科学利用问题,拟提出基于保序回归的降噪处理方法,并以渣口石大型滑坡开展案例研究。首先对 GNSS 位移监测数据保序降噪,再计算滑坡位移相对于水文气象因素(如库水位高程、降雨)响应的滞后时间。通过构建不同分区变形与多级水文气象条件的关联规则,系统探究滑坡变形的时空演化特征及其主要诱发因素,以期制定更具针对性的滑坡风险防控策略提供科学依据。

1 位移保序约束及关联分析算法

1.1 保序回归

保序回归是一种非参数回归方法,适用于自变量与因变量之间存在单调关系的场景^[17]。其核心目标是通过拟合数据点的同时,强制约束预测值的单调性,从而在保持数据内在顺序结构的前提下最小化预测误差。基于地质力学先验的单调性约束条件(即累计位移单调增加),对滑坡位移时序监测数据进行物理机制驱动的噪声过滤与趋势还原。

给定观测数据集 $\{(x_i, y_i)\}_{i=1}^n$, 其中, $x_i \in R$ 为有序自变量,即观测时间(假设 $x_1 \leq x_2 \leq \dots \leq x_n$)。保序回归求解一组预测值 $\{\hat{y}_n\}_{i=1}^n$, 即滑坡位移。该数据集满足以下约束与优化目标:①目标函数单调性约束: $\hat{y}_1 \leq \hat{y}_2 \leq \dots \leq \hat{y}_n$ (递增)或 $\hat{y}_1 \geq \hat{y}_2 \geq \dots \geq \hat{y}_n$ (递减);②其目标函数所具有的残差平方和(Sum of Squared Deviations, SSD): $SSD = \min_{\hat{y}_1 \leq \dots \leq \hat{y}_n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2$, 且满足于 $\hat{y}_1 \leq \hat{y}_2 \leq \dots \leq \hat{y}_n$ 。

保序回归算法的关键特性与评价指标包括:①拟合特性:保序回归的预测值为分段常数函数,相邻区间的跳变点对应数据中的关键转折。若数据本身严格单调,保序回归为普通最小二乘拟合。②误差度量:均方误差(Mean-Square Error, MSE):衡量整体拟合精度;单调性违背次数和评估拟合结果对约束的满足程度(理想情况下为0)。

1.2 Apriori 关联分析算法

关联分析是一种无监督数据挖掘技术,旨在从大规模事务数据中发现频繁共现的项集及其关联规则^[18]。其核心目标包括:①揭示潜在特征:识别高频出现的项组合;②支持决策优化:基于规则指导交

叉销售、库存管理或个性化推荐;③探索数据内在结构:通过项集之间的依赖关系理解复杂系统的行为模式。

关联规则通常表示为 $X \rightarrow Y$ (前项 X 推演出后项 Y), 其重要性通过以下指标量化:

1) 支持度 S : 衡量项集在整个数据集中出现的频率。

$$S(X \cup Y) = \frac{|\{T \in D | X \cup Y \subseteq T\}|}{|D|} \quad (1)$$

式中: S 为 $X \cup Y$ 的支持度; D 为事件数据集; T 为单个事件。

2) 置信度 C : 反映规则 $X \rightarrow Y$ 的可靠性。

$$C(X \rightarrow Y) = \frac{S(X \cup Y)}{S(X)} \quad (2)$$

式中 C 为当 X 出现时 Y 也出现的条件概率。

3) 提升率 L : 评估规则的有效性, 衡量 X 与 Y 的统计独立性。

$$L(X \rightarrow Y) = \frac{S(X \cup Y)}{S(X) \cdot S(Y)} \quad (3)$$

式中 L 为当 X 出现时对 Y 出现概率的影响程度; 当 $L > 1$ 时, X 与 Y 呈正相关, 规则才有意义。

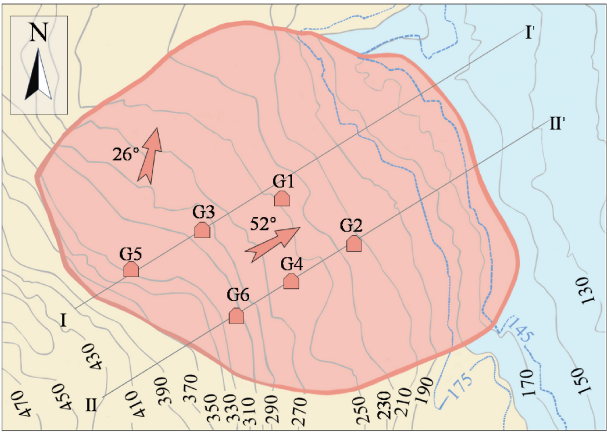
2 滑坡案例

渣口石滑坡位于长江支流梅溪河右岸斜坡地带分别如图 1a、图 1b 所示。滑坡左边界为冲沟, 右边界为山脊, 前缘高程为 160 m, 伸入梅溪河主河道, 后缘高程约 355 m。滑坡现有分布面积约 $2.26 \times 10^5 \text{ m}^2$, 体积约 $4.52 \times 10^6 \text{ m}^3$, 属大型土质老滑坡, 平均坡向约为 27° 。斜坡地形中前部缓而后部陡, 省道 S103 从滑坡中部穿过。除公路交通外, 滑坡风险还威胁包括耕地 0.15 km^2 、居民 28 人安全及梅溪河航运安全。据历史资料记录和现场调查显示, 2003 年 8 月, 在滑坡中后缘发生局部滑塌; 2005 年 5 月, 再次发生局部崩塌, 造成居民房屋严重破坏。目前滑坡体仍保持滑移变形。

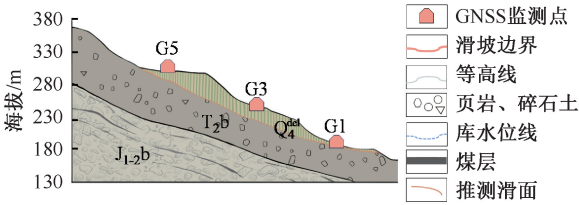
滑坡区地层岩性如图 1c、图 1d 所示, 滑物质主要为第 4 系全新统滑坡堆积层碎块石土 Q_{del} 4, 碎块石呈棱角状、巨块状, 以泥岩、砂岩为主, 块石含量为 50%~80%, 粒径一般为 0.15~1.50 cm。滑体厚 5~35 m, 前缘剪出口附近较厚, 向后缘逐步变薄。滑带厚度 0.4~1.0 m, 滑带物质主要为灰褐色粉质黏土夹碎块石。滑坡区内降雨主要集中在夏季, 年降水量约 1 000 mm, 极端性较强; 库水位在 145~175 m 高程区间周期性波动, 前缘受冲刷影响显著。



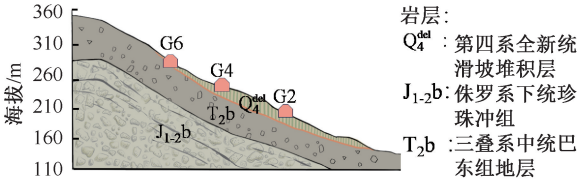
(a) 渣口石滑坡实景



(b) 滑坡平面图及其监测布设



(c) 工程地质剖面 I - I'



(d) 工程地质剖面 II - II'

图1 渣口石滑坡典型平、剖面图及GNSS位移监测布设
Fig.1 Plan and sectional views of Zhakoushi landslide, along with GNSS instrumentation

由图1可知:滑坡区内6个GNSS位移监测点(G1—G6)的布设情况,包括滑坡前缘(G1和G2)、中部(G4)及后缘(G3、G5和G6)。这些监测点从2016年6月—2023年6月的位移曲线及同期降雨与库水位高程数据如图2所示。位移曲线的阶跃式上升大多发生于持续性暴雨期间;27次暴雨及大暴雨事件中,15次(占比55.6%)均触发滑坡变形。初步表明强降雨可能是滑坡变形的直接诱发因素。同时,观察到位移曲线上升趋势多与库水位下降阶段

同步出现,表明水位下降也可能促进滑坡的变形。然而,并非所有水位下降情况均引发位移加速上升,这种非线性响应特征说明滑坡变形可能受水位变化与其他因素的共同控制。

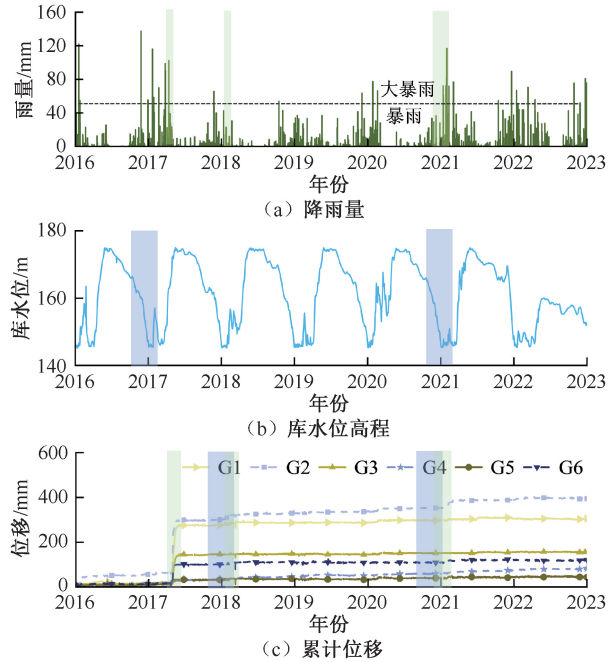


图2 GNSS实测位移及其同期降雨与库水位记录

Fig.2 Measured GNSS displacements and simultaneous rainfall and reservoir water level records

3 滑坡变形特征及诱发因素关联分析

3.1 基于位移保序约束的数据优化

图3显示了位移保序约束下滑坡长期变形分析流程图。如1.1节所述,在不考虑系统误差和人为干预的条件下,滑坡累计位移曲线应始终保持斜率非负特征。引入保序回归算法修正原始累计位移数据,其核心约束条件为确保修正后的累计位移序列严格单调增加,遵循滑坡位移累积不可逆的物理本质。图4分别展示了滑坡前、中、后部3个代表性监测点累计位移曲线经保序回归处理前后的对比结果。保序降噪后的位移曲线有效消除原始数据中存在的大量非物理性负位移,保留真实变形信息。这种基于数学优化理论的校正方法,即剔除监测噪声干扰,又完整继承滑坡演化的地质力学特征,为后续的滑坡变形特征及机制分析提供更可靠的数据基础。

3.2 考虑时滞效应的滑坡变形特征

受非饱和渗流-岩土变形耦合过程控制^[19],库岸边坡(或涉水滑坡)变形对降雨及水位变动的响

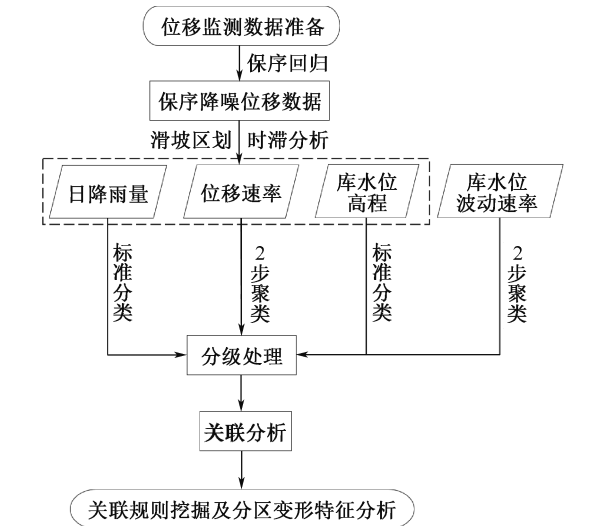


图 3 位移保序约束的滑坡变形与诱发因素关联分析流程

Fig. 3 Flowchart of association analysis between landslide deformation and triggering factors using isotonic regression-based displacements

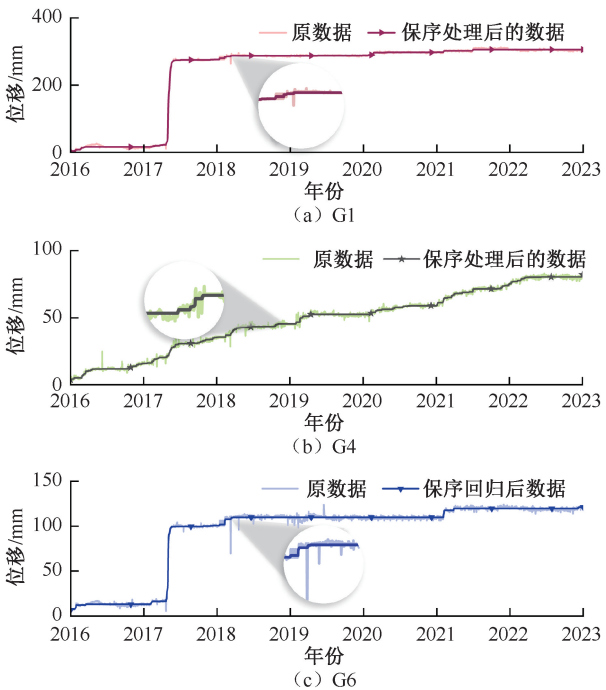


图 4 保序回归处理前后的累计位移曲线

Fig. 4 Cumulative displacement curves before and after isotonic regression processing

应通常呈现出显著的滞后特征^[20]。确定位移响应滞后时间将为后续准确评估诱发因素对滑坡变形的影响程度提供重要依据^[21]。为定量描述其变形时滞效应,采用 2 种交叉相关分析指标(即皮尔逊相关、归一化互信息),选取库水位高程和降雨量作为关键因子,确定各位移监测点对这 2 个因子响应的滞后时间^[22],见表 1。

表 1 滑坡位移相对降雨与库水位的滞后时间

Table 1 Time delay of landslide displacements in response to rainfall and reservoir water level

序号	T_R/d	PCC_R	NMI_R	T_{RWL}/d	PCC_{RWL}	NMI_{RWL}
G1	4	0.21	0.20	33	-0.33	-0.33
G2	12	0.35	0.34	49	-0.20	-0.20
G3	13	0.32	0.32	40	-0.21	-0.28
G4	18	0.33	0.22	64	-0.21	-0.17
G5	11	0.32	0.32	47	-0.22	-0.21
G6	2	0.30	0.30	26	-0.28	-0.28

注: T_R 为相对降雨的位移滞后时间,d; T_{RWL} 为相对库水位波动的位移滞后时间,d; PCC_R 和 PCC_{RWL} 分别为对应滞后时间的皮尔逊相关系数; NMI_R 和 NMI_{RWL} 分别为对应滞后时间的归一化互信息值。

除 G1 和 G6 外,位移对降雨的响应滞后时间分布在 11~18 天,呈中等正相关(即降雨量增大导致有效应力增大,进而诱发位移增大);监测点 G1 和 G6 因临近道路和滑坡后缘边界,张拉裂缝有利于降雨入渗,其滞后时间分别为 4 和 2 天,呈弱相关。因此,确定用于后续关联分析的滑坡前、中、后部位移速率对降雨量响应滞后时间 T_R 取值分别为 8、18、9 天。相反,位移对库水位的响应均呈弱—中等负相关(即库水位下降后,位移呈现显著的滞后性增大),滞后时间分布在 26~64 天,这是由于库水位快速下降时,坡体内渗流产生的指向坡外的渗透力增大,同时滑带土体的有效应力增加,二者耦合作用降低了抗滑力,从而诱发位移^[22]。同样地,确定滑坡前、中、后部位移对库水位响应滞后时间 T_{RWL} 取值分别为 42、64、38 天。这与库水影响随斜坡距离衰减的直观预期不符。滑坡后部位移响应滞后时间相对较短可归因于滑坡边界外高陡山体对后部降雨补给的局部增强效应,形成强大的局部水头源,从而部分抵消库水传导的空间劣势。

考虑变形时滞效应,选取滑坡各分区代表性位移监测点(G1、G4、G6)进一步探究其变形触发因素,位移速率与日降雨量、库水位高程关系如图 5 所示。尽管这 3 个监测点位移峰值在数量级上相差悬殊,但峰值位置几乎同步出现。当各位移速率达到峰值时,库水位下降速率普遍处于约 0.5 甚至 1.0 m/d;降雨量则普遍超过 30 mm/d。这一发现确认库水位下降和大雨是渣口石滑坡变形的主要诱发因素,变形模式为降雨—库水下降耦合的渗流驱动型滑坡^[23-24]。此外,图 5 分析也间接证明保序降噪结合时滞分析方法在粗糙原始数据的质量提升、准确了解滑坡变形特征方面的有效性。

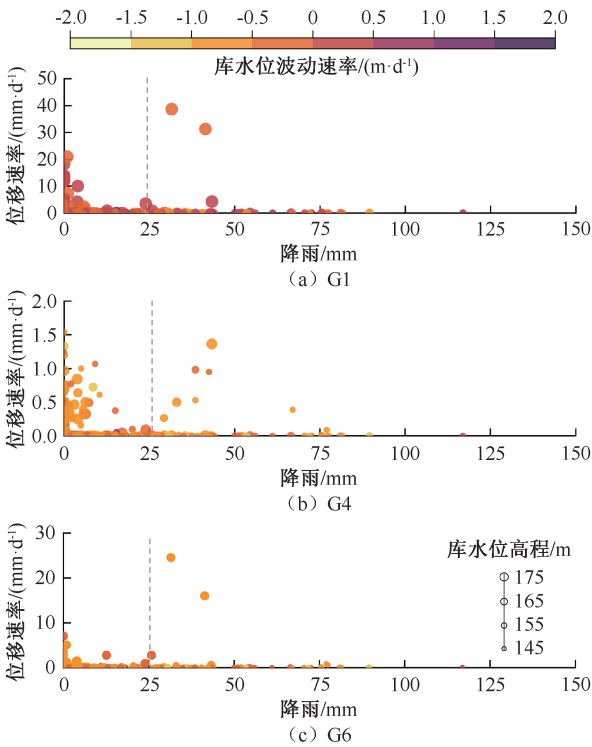


图5 位移速率与日降雨量、库水位高程关系

Fig. 5 Relationship between displacement rate, daily rainfall and elevation of reservoir water level

3.3 诱发因素关联分析

3.3.1 分级依据

1) 降雨。依据中国气象局《降雨量等级划分标准》(GB/T 28592—2012),依次将日降雨量按 0~9.9、10~24.9、25~49.9、50~99.9、100~249.9 mm 划分为小雨、中雨、大雨、暴雨和大暴雨。

2) 库水位高程。将运行的库水位高程按[145, 155]、(155, 165]、(165, 175]m 分别划分为低库水位、中库水位、高库水位 3 个等级。

3) 库水位波动速率。采用两步聚类法,将其分为快速上升、缓慢上升、小幅波动、缓慢下降、快速下降共 5 个类别,各类别对应的库水位波动速率(m/d)范围分别为 $(-\infty, -0.634]$ 、 $(-0.634, -0.066]$ 、 $(-0.066, 0.422]$ 、 $(0.422, 1.427]$ 、 $(1.427, +\infty)$ 。

4) 滑坡位移速率。根据各监测点的累计位移量、高程和距库岸距离,在多次两步聚类结果基础上,将渣口石滑坡划分为 3 个分区,即前部(G1、G2)、中部(G4)和后部(G3、G5、G6)。进一步地,对各分区内按位移速率聚类分级,即滑坡前、后部位移速率满足 $(0, 0.04]$ 、 $(0.04, 4.00]$ 、 $(4.00, +\infty)$ 分别为稳定态、缓动态和活跃态 3 个类别^[25-26];滑坡中部

整体位移较小,位移速率按 $(0, 0.04]$ 、 $(0.04, 4.00]$ 、 $(4.00, +\infty)$ 分别为稳定态、波动态和缓动态。

3.3.2 关联规则挖掘

采用 Apriori 关联规则挖掘算法探究滑坡位移与潜在诱发因素(如降雨、库水位等)之间的关系。在规则设定上,将滑坡位移状态(即位移类别)作为前项,诱发因素作为后项,主要基于以下考量:①从数据特性看,位移与诱发因素的数据是同步获取的,存在天然的同时性。将位移作为前项,直接对应“当观测到特定滑坡位移模式时,其诱因环境有何特征”这一诊断逻辑。②从算法稳健性看,面临小样本挑战。若将低频率的“活跃态”作为后项,会直接拉低整个规则的置信度,导致关键规则因达不到阈值而被过滤。反过来,将位移状态作为前项,则可有效规避此问题,从小样本中更稳定地提取出有意义的关联。同时,经阈值敏感性分析(网格搜索法)筛选最佳阈值组合,最终确定最小置信度为 0.55,最小支持度为 0.01。

表 2 所列位移活跃态由强降雨与库水位慢速下降协同触发(规则 1),且库水位慢速下降本身即为充分条件(规则 4),印证动水压力主导变形机制。稳定态则存在双路径维持机制,即库水位小幅波动(规则 6)或弱降雨独立作用(规则 7)。高库水位虽与活跃态强统计关联(规则 2、3),但其极低支持度表明此类事件发生频率极低,实际预警中需谨慎采纳。缓动态表现为过渡状态,受高库水位和小幅波动组合驱动(规则 5)。综上,活跃态需水位慢速下降与强降雨协同触发,稳定态可由水位近乎不变或弱降雨单因素维持;高库水位暂因样本不足需进一步考察。

表 2 滑坡前部关联规则挖掘结果

Table 2 Association rule mining for landslide toe				
规则	前项	后项	支持度	置信度
1	活跃态	大雨、慢速下降	0.01	1.00
2	活跃态	高库水位、慢速下降	0.01	1.00
3	活跃态	大雨、高库水位	0.01	1.00
4	活跃态	慢速下降	0.01	1.00
5	缓动态	高库水位、小幅波动	0.01	0.71
6	稳定态	小幅波动	0.80	0.80
7	稳定态	小雨	0.91	0.92

滑坡中部关联规则挖掘结果见表 3,表明:其变形机制具有显著的降雨主导特征,即弱降雨(小雨)作为稳定态的独立驱动因子呈现高支持度与置信度(规则 4);相反,强降雨(大雨)是缓动态的主要诱发因素(规则 1)。波动态虽与小雨存在关联(规则

2、3),其极低支持度表明该状态为非常规事件。综上,中部变形主要受降雨直接调控(强降雨诱发滑坡中部缓动态),库水位波动速率的影响可忽略。

表 3 滑坡中部关联规则挖掘结果

Table 3 Association rule mining for mid landslide				
规则	前项	后项	支持度	置信度
1	缓动态	大雨	0.01	0.73
2	波动态	小雨	0.01	0.80
3	波动态	小雨、小幅波动	0.01	0.60
4	稳定态	小雨	0.90	0.91
5	稳定态	小幅波动、小雨	0.73	0.74

滑坡后部关联规则挖掘结果见表 4,表明:弱降雨对稳定态的绝对控制(规则 7)超过库水位小幅波动的辅助作用(规则 6),凸显后部对降雨的敏感性;强降雨与活跃态存在强对应关联,暴雨可独立触发活跃态(规则 3),而大雨往往耦合高库水位才触发活跃态(规则 2),但二者极低的支持度(0.01)表明此类事件属小概率场景(大雨和暴雨同属于强降雨事件,遂将规则保留);活跃态与库水位参数的关联(规则 1、4)因样本稀缺失效,缓动态受小幅波动驱动(规则 5)。综上,后部位移主要由降雨诱发,库水位呈现全局脱耦。

表 4 滑坡后部关联规则挖掘结果

Table 4 Association rule mining for landslide head				
规则	前项	后项	支持度	置信度
1	活跃态	小幅波动	0.01	1.00
2	活跃态	大雨、高库水位	0.01	0.5
3	活跃态	暴雨	0.01	0.5
4	活跃态	高库水位	0.01	1.00
5	缓动态	小幅波动	0.02	0.82
6	稳定态	小幅波动	0.79	0.80
7	稳定态	小雨	0.90	0.92

综上所述,可明确影响滑坡变形速率的水文气象因素存在显著的空间异质性^[3]。滑坡整体的位移速率主控因素为降雨。在集中降雨的条件下,滑体易饱水,产生一定的动水压力及静水压力,同时降低了滑动岩土体的抗剪强度参数,进而导致滑坡体趋于失稳。而引起滑坡前部位移的因素,除降雨外,还包含库水位下降。库水位周期性波动使滑坡前部

受河流冲刷,表层松散土体被带走,局部形成冲蚀磨蚀型塌岸,滑坡前部临空条件不断增强,更易发生位移。因此,相较于滑坡中、后部,前部位移更加显著。

4 结 论

1) 保序回归约束考虑岩土体塑性累积变形的物理本质,能够有效剔除监测数据中的非物理噪声,并保留滑坡变形的本征信号。鉴于水位波动和温度变化引起“回弹”变形极其有限,位移保序约束可延伸至一般滑坡的长期运动学分析(冻土滑坡除外),而无需事先明确变形触发机制。当研究滑坡的多年尺度变形行为及其主控因素时,宜采取全局约束;若探究其年内、年际尺度特征,则建议采取分段约束(如仅对库水位下降阶段施加位移递增约束)。

2) 考虑变形相对库水和降雨响应的时滞效应,当各位移速率达到峰值时,库水位下降速率普遍处于 ~ 0.5 甚至 ~ 1.0 m/d,降雨量则普遍超过 30 mm/d,表明库水位下降和大雨是渣口石滑坡变形的 主要诱发因素,水位下降与降雨协同产生向外的渗透力作用是斜坡失稳的主要机制。

3) 渣口石滑坡变形集中发生于降水丰沛的夏季,滑坡前部变形最为剧烈,主要受控于库水位下降及降雨共同作用;后部变形次之,主要受降雨影响,后缘高陡山体地形因素产生的局部降雨补给增强效应加剧了该区域的变形;滑坡中部坡度较缓,整体变形相对较小,仅为前、后部变形的 8%~53%。

4) 初步验证了保序回归算法融合关联分析在判识滑坡状态及触发因素方面的有效性。未来将考虑纳入强非线性变形特征的更多复杂滑坡案例实现保序回归算法的自适应修正,并进一步开展滑坡位移动态预测研究。

5 致谢

特别感谢长安大学杜源博士、中国地质科学院地质力学研究所白正伟博士、香港科技大学郑万基博士和中国地质大学(武汉)苗发盛副教授对本文工作的指导和帮助。

参 考 文 献

[1] LACROIX P, HANDWERGER A L, BIÈVRE G. Life and death of slow-moving landslides[J]. Nature Reviews Earth & Environment, 2020, 1(8): 404-419.

- [2] ZHANG Fanyu, HUANG Xiaowei. Trend and spatiotemporal distribution of fatal landslides triggered by non-seismic effects in China[J]. *Landslides*, 2018, 15: 1 663–1 674.
- [3] 叶霄, 朱鸿鹄, 田坤, 等. 应急管理视角下特大型库区滑坡科学观测与早期预警[J]. *中国安全科学学报*, 2025, 35(3): 221–231.
- YE Xiao, ZHU Honghu, TIAN Kun, et al. Scientific observation and early warning of extremely large reservoir landslides from perspective of emergency management[J]. *China Safety Science Journal*, 2025, 35(3): 221–231.
- [4] 谢博, 施富强, 廖学燕, 等. 边坡位移的 EEMD-PSO-ELM 模型预测方法[J]. *中国安全科学学报*, 2020, 30(3): 157–162.
- XIE Bo, SHI Fuqiang, LIAO Xueyan, et al. Slope displacement prediction method based on EEMD-PSO-ELM model[J]. *China Safety Science Journal*, 2020, 30(3): 157–162.
- [5] 朱鸿鹄. 工程地质界面: 从多元表征到演化机理[J]. *地质科技通报*, 2023, 42(1): 1–20.
- ZHU Honghu. Engineering geological interface: From multivariate characterization to evolution mechanism[J]. *Bulletin of Geological Science and Technology*, 2023, 42(1): 1–20.
- [6] 白正伟, 张勤, 黄观文, 等. “轻终端+行业云”的实时北斗滑坡监测技术[J]. *测绘学报*, 2019, 48(11): 1 424–1 429.
- BAI Zhengwei, ZHANG Qin, HUANG Guanwen, et al. Real-time BeiDou landslide monitoring technology of "light terminal plus industry cloud"[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2019, 48(11): 1 424–1 429.
- [7] QI Xing, HU Chao, CAO Ruliang. An improved filtering method and application of landslide deformation monitoring[J]. *Advances in Civil Engineering*, 2024: DOI: 10.1155/2024/9173882.
- [8] 刘健, 黄观文, 杜源, 等. 基于基准站信噪比先验信息的 GNSS 观测数据多路径误差识别方法及应用[J]. *地球科学与环境学报*, 2022, 44(2): 352–362.
- LIU Jian, HUANG Guanwen, DU Yuan, et al. Method and application of identifying multipath errors in GNSS observation data based on prior information of base station's signal-to-noise ratio[J]. *Journal of Earth Sciences and Environment*, 2022, 44(2): 352–362.
- [9] BOGUSZ J, KLOS A. On the significance of periodic signals in noise analysis of GPS station coordinates time series[J]. *GPS Solutions*, 2016, 20: 655–664.
- [10] ZHANG Wengang, LI Hongrui, TANG Libin, et al. Displacement prediction of Jiuxianping landslide using gated recurrent unit (GRU) networks[J]. *Acta Geotechnica*, 2022, 17(4): 1 367–1 382.
- [11] 张勤, 白正伟, 黄观文, 等. GNSS 滑坡监测预警技术进展[J]. *测绘学报*, 2022, 51(10): 1 985–2 000.
- ZHANG Qin, BAI Zhengwei, HUANG Guanwen, et al. Review of GNSS landslide monitoring and early warning[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2022, 51(10): 1 985–2 000.
- [12] 杜源, 王纯, 张勤, 等. 顾及黄土滑坡灾害状态特征的实时 GNSS 滤波算法[J]. *武汉大学学报: 信息科学版*, 2023, 48(7): 1 216–1 222.
- DU Yuan, WANG Chun, ZHANG Qin, et al. Real-time GNSS filtering algorithm considering state characteristics of loess landslide hazards[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2023, 48(7): 1 216–1 222.
- [13] LIU Xiaohuan, DU Yuan, HUANG Guanwen, et al. Mitigating GNSS multipath in landslide areas: a novel approach considering mutation points at different stages[J]. *Landslides*, 2023, 20: 2 497–2 510.
- [14] NAVA L, CARRARO E, REYES-CARMONA C, et al. Landslide displacement forecasting using deep learning and monitoring data across selected sites[J]. *Landslides*, 2023, 20(10): 2 111–2 129.
- [15] QIU Hongzhi, CHEN Xiaoqing, FENG Peng, et al. Advancing predictive accuracy of shallow landslide using strategic data augmentation[J]. *Journal of Rock Mechanics and Geotechnical Engineering*, 2025, 17(7): 4 273–4 287.
- [16] 饶炜博, 陈刚, 邹崇尧, 等. 基于历史样本增强的滑坡智能识别改进算法[J]. *地质科技通报*, 2025, 44(4): 48–61.
- RAO Weibo, CHEN Gang, ZOU Chongyao, et al. An improved algorithm for intelligent landslide identification based on historical sample enhancement[J]. *Bulletin of Geological Science and Technology*, 2025, 44(4): 48–61.
- [17] 朱莹莹. 保序回归的算法及应用[D]. 南昌: 江西师范大学, 2011.
- ZHU Yingying. Algorithms and applications of isotonic regression[D]. Nanchang: Jiangxi Normal University, 2011.
- [18] GUO Liangjie, MIAO Fasheng, ZHAO Fancheng, et al. Data mining technology for the identification and threshold of

governing factors of landslide in the Three Gorges Reservoir area[J]. Stochastic Environmental Research and Risk Assessment, 2022, 36(11): 3 997–4 012.

[19] 仇文岗,顾鑫,刘汉龙,等. 基于贝叶斯更新的非饱和土坡参数概率反演及变形预测[J]. 岩土力学, 2022, 43(4): 1 112–1 122.

ZHANG Wen'gang, GU Xin, LIU Hanlong, et al. Probabilistic back analysis of soil parameters and displacement prediction of unsaturated slopes using Bayesian updating[J]. Rock and Soil Mechanics, 2022, 43(4): 1 112–1 122.

[20] 黄观文,王家兴,杜源,等. 顾及降雨及库水位因素的滑坡时滞分析与预测:以三峡库区新铺滑坡为例[J]. 地球科学与环境学报, 2021, 43(3): 621–631.

HUANG Guanwen, WANG Jiaxing, DU Yuan, et al. Time-delay analysis and prediction of landslide considering precipitation and reservoir water level-a case study of Xinpu landslide in Three Gorges reservoir area, China[J]. Journal of Earth Sciences and Environment, 2021, 43(3): 621–631.

[21] MIAO Fasheng, WU Yiping, LI Linwei, et al. Triggering factors and threshold analysis of Baishuihe landslide based on the data mining methods[J]. Natural Hazards, 2021, 105:2 677–2 696.

[22] COHEN-WAEBER J, BÜRGMANN R, CHAUSSARD E, et al. Spatiotemporal patterns of precipitation-modulated landslide deformation from independent component analysis of InSAR time series[J]. Geophysical Research Letters, 2018, 45(4): 1 878–1 887.

[23] ZHOU Chao, CAO Ying, YIN Kunlong, et al. Characteristic comparison of seepage-driven and buoyancy-driven landslides in Three Gorges reservoir area, China[J]. Engineering Geology, 2022, 301: DOI: 10.1016/j. enggeo. 2022. 106590.

[24] ZHU Honghu, YE Xiao, PEI Huafu, et al. Probing multi-physical process and deformation mechanism of a large-scale landslide using integrated dual-source monitoring[J]. Geoscience Frontiers, 2024, 15(2): DOI: 10.1016/j. gsf. 2023. 101773.

[25] HUNGR O, LEROUEIL S, PICARELLI L. The Varnes classification of landslide types, an update[J]. Landslides, 2014, 11(2): 167–194.

[26] ZHANG Junrong, TANG Huiming, LI Changdong, et al. Deformation stage division and early warning of landslides based on the statistical characteristics of landslide kinematic features[J]. Landslides, 2024, 21(4): 717–735.

作者简介：叶 霄（1993—）,男,江苏南京人,博士,副教授,主要从事滑坡灾变演化机理与智能感知预警、极端气候工程地质界面效应等方面的研究。E-mail: yexiao@ nuist. edu. cn。

