

基于 InSAR 速率分级的山地蠕滑滑坡水文 形变因果响应

凌晴¹: (框架设计, 资金获取, 内容审阅, 终稿修改), 郭琪¹: (框架设计, 文献调研, 初稿起草, 内容审阅, 实验设计), 刘晓杰¹: (内容审阅), 张勤^{2*}: (框架设计, 论文指导), 瞿伟²: (内容审阅, 论文指导), 任峻广¹: (代码验证), 杨晨健¹: (文献调研)

1.兰州理工大学 土木与水利工程学院, 甘肃 兰州 7300502.

2.长安大学 地质工程与测绘学院, 陕西 西安 710054.

摘要: 澜沧江上游高山深切峡谷区蠕滑滑坡与水文因子之间的因果关联尚不明确, 尤其是水文与形变之间是否存在双向因果反馈以及滑坡不同形变等级的响应模式有何差异, 缺乏定量研究。本研究基于 2020—2023 年升轨 Sentinel-1A 影像, 采用 SBAS-InSAR 技术获取地表形变速率, 以此为基础对识别出的活动滑坡开展速率分级评估。进而运用收敛交叉映射 (Convergent Cross Mapping, CCM) 方法, 定量揭示了滑坡形变与降水 (TP) 及多层土壤湿度 (M1~M4) 之间的双向因果响应规律。结果表明: 在水文影响形变路径上, 三类区域对水文因子的敏感性排序一致 (M1>M4>M3>M2>TP), 但初始响应因子各异; 在形变反馈水文路径上, 全域均以中层土壤湿度 (M3、M2) 为主导。基于此, 研究提出高速区“表驱-深响”失稳前兆、中速区“快响-强馈”临界联动、稳定区“惰性-衰减”稳定三类典型模式。本研究聚焦区域尺度, 揭示水文因子与群发滑坡形变之间的统计因果关系, 研究结论适用于区域规律认知, 可为该区域滑坡机理认识与风险防控提供理论依据。

关键词: 澜沧江上游; 昌都; SBAS-InSAR; 滑坡识别; 速率分级; 因果分析

中图分类号: P642.22

收稿日期: 2026-1-26

Causality of Hydrological Deformation of Mountain Creep Landslides Based on InSAR Rate Classification

Ling Qing¹, Guo Qi¹, Liu Xiaojie¹, Zhang Qin^{2*}, Qu Wei², Ren Junguang¹, Yang
Chenjian¹

1.School of Civil Engineering, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China

2.School of Geological Engineering and Geomatics, Chang'an University, Xi'an University 710054, China

Abstract: To elucidate the development mechanisms of landslides in the complex environment of the high-mountainous deep-incised valley region in the upper reaches of the Lancang River. This study utilized ascending-track Sentinel-1A images (2020–2023) and applied SBAS-InSAR technology to derive surface deformation velocities. Building upon this, a velocity-based grading assessment was conducted for identified active landslides. Subsequently, the Convergent Cross Mapping (CCM) method was employed to quantitatively reveal the bidirectional causal response patterns between landslide deformation and precipitation (TP) as well as multi-layer soil moisture (M1–M4). Results demonstrate that: Along the pathway of hydrological influence on deformation, three identified zones exhibited the same order of sensitivity to hydrological factors (M1 > M4 > M3 > M2 > TP),

基金项目: 国家自然科学基金 (42304048, 42174006, 42090055); 陕西省杰出青年科学基金 (2022JC-18)

作者简介: 凌晴 (1983—), 女, 博士, 副教授, 主要从事滑坡稳定性分析与评价, E-mail: lingqing@chd.edu.cn

*通讯作者: 张勤 (1958—), 女, 博士, 教授, 主要从事空间定位技术理论与方法及地质灾害早期识别与监测预警, E-mail: dczhangq@chd.edu.cn

while differing in their primary initiating factor. Along the pathway of deformation feedback on hydrology, deformation predominantly impacted mid-layer soil moisture (M3, M2) across all zones. Based on these findings, the study proposes three characteristic instability mechanisms: 1) The “Surficial-Driven and Deep-Response” pre-failure precursor for high-velocity zones, 2) The “Rapid-Response and Strong-Feedback” critical linkage for medium-velocity zones, and 3) The “Inertial-Behaviour and Attenuated-Feedback” stability for stable zones. This research provides a theoretical foundation for understanding landslide mechanisms and guiding risk prevention and control strategies in the region.

Key words: the upper of Lancang river; Chamdo; SBAS-InSAR; identification of landslide; rate classification; causal analysis

0 引言

蠕滑滑坡常造成巨大的人员伤亡和重大的经济损失 (Yang et al., 2024)。在高山峡谷区, 陡峭的斜坡为滑坡体提供了充足的重力势能, 导致大规模蠕滑滑坡频发 (Fan et al., 2020; Liu et al., 2024), 其破坏力与次生灾害风险尤为突出 (张勤等, 2022)。因此, 深入揭示此类滑坡的形成机制, 对防灾减灾至关重要。然而, 高山峡谷区数据获取困难, 严重制约了研究的规模和结论的普适性。当前, 合成孔径雷达 (Synthetic Aperture Radar, SAR) 与干涉合成孔径雷达 (Interferometric SAR, InSAR) 技术, 尤其是小基线集 InSAR (SBAS-InSAR) 技术 (Berardino et al., 2002), 已成为该区域蠕滑滑坡监测的主流手段 (Kang et al., 2017; Novellino et al., 2021; Du et al., 2025)。该技术更适用于捕获蠕滑滑坡缓慢、长期的形变特性 (Yao et al., 2022; 陈文凯等, 2026), 为克服数据瓶颈、开展机制研究奠定了坚实基础。

现有关于蠕滑滑坡的形变监测研究, 多聚焦于地表变形速率较高的区域及其时间演化特征, 并已取得显著进展 (冯文凯等, 2020; 王伟卓等, 2024; 刘晓杰等, 2025)。如许强等 (2017) 对新磨村滑坡特征进行了分析, 并结合高速率形变点数据, 深入探讨了该滑坡的成因—即先天的内在控制性因素与外在诱发因素的共同作用; 戴可人等 (2020) 选取鲁日村三个高速率形变点进行时序分析, 并将该滑坡形变加速的主要自然原因归因于气候变化。然而, 现有研究尚未覆盖滑坡中及稳定形变速率区, 导致基于形变速率的空间系统性识别、分类与对比研究较匮乏。这一局限不仅影响对滑坡整体形变空间异质演变规律的全面认识, 也使得不同速率区域在外界扰动下的响应差异、协同演化以致整体失稳的变形机理尚不清晰, 进而制约了中、稳定速率形变区域在滑坡失稳前兆识别与预警中潜在价值的挖掘。

在形变驱动机制研究方面, 水文过程已被广泛证实是滑坡变形与失稳的关键诱发因素 (Bogaard and Greco, 2016; 黄健等, 2026)。如 Pang 等 (2023) 应用小波相干的相关性分析工具, 分析了水库水位与降雨两种因子对果卜滑坡形变的影响; 杨圣桑等 (2025) 则采用时频分析方法, 定量评估了降雨在该滑坡形变中的作用。然而, 现有研究多依赖于统计相关性, 难以明确形变与水文因子之间的因果方向, 更无法刻画时空异质性地形变响应的非线性、差异化及滞后响应特征。近年来, 因果推断方法如收敛交叉映射 (Convergent Cross Mapping, CCM) (Sugihara et al., 2012) 等为理解此类复杂系统的驱动关系提供了新途径, 但将其应用于山地蠕滑滑坡的形变-水文耦合系统研究中尚处于探索阶段。特别是在区分高、中、稳定等不同形变速率区域对水文扰动的因果响应模式差异方面, 现有研究较少, 亟需开展深入探讨。

鉴于此, 为揭示高山峡谷区蠕滑滑坡体内不同形变速率区域对外部水文扰动的响应机制, 本文融合 SBAS-InSAR 形变分区与 CCM 因果发现方法, 以澜沧江上游昌都段典型蠕滑滑坡体为研究对象开展研究。首先, 采用 SBAS-InSAR 时序技术获取研究区滑坡空间分布, 并基于形变速率划分高、中及稳定区域。进一步, 引入 CCM 因果分析方法, 系统辨识不同形变区域与关键水文要素 (降水和土壤湿度) 之间的有向相互作用及时空响应规律, 重点揭示其非线性、差异化与滞后特征。研究旨在从因果视角阐明不同形变速率区域的驱动路径与敏感性差异, 为区域滑坡灾害的风险分级识别与防控提供新的理论依据与数据支撑。

1 研究区概况与数据

1.1 研究区概况

澜沧江发源于青海玉树，流经西藏昌都后进入云南高山峡谷区，最终于南阿阿口出境后称为湄公河，是我国唯一连接六国的国际河流。其中国境内段流域面积约为 167487km²，干流全长 2161km。按河段特征，通常划分为：上游（源头至昌都，518km）、中游（昌都至功果桥，821km）和下游（功果桥至南阿河口，783km）(周长进和关志华, 2001)。本文研究的昌都河段以典型的高山峡谷地貌为主，区内山高谷深，地势高差悬殊、侵蚀切割强烈，地形极其复杂。区域地质上属特提斯-喜马拉雅构造域，为古特提斯养育分布的主体地带，复杂的区域地质格局为滑坡灾害孕育提供了基础地质条件(苏鹏程和韦方强, 2014; 曹世超等, 2025)。该区域同时地处“三江（金沙江、澜沧江、怒江）并流区”核心地带，三条大江及其主要支流再狭小范围内近于平行向南深切，形成了序列深邃险峻的“V”型河谷。这种独特而剧烈的地表过程，使得昌都地区成为解析地貌演化过程、河流侵蚀作用机制以及地质灾害发育模式的天然理想研究区（图 1）。此外，该区域短时强降水天气多发，是诱发滑坡等地质灾害的重要因素(德吉宗曲等, 2025)。

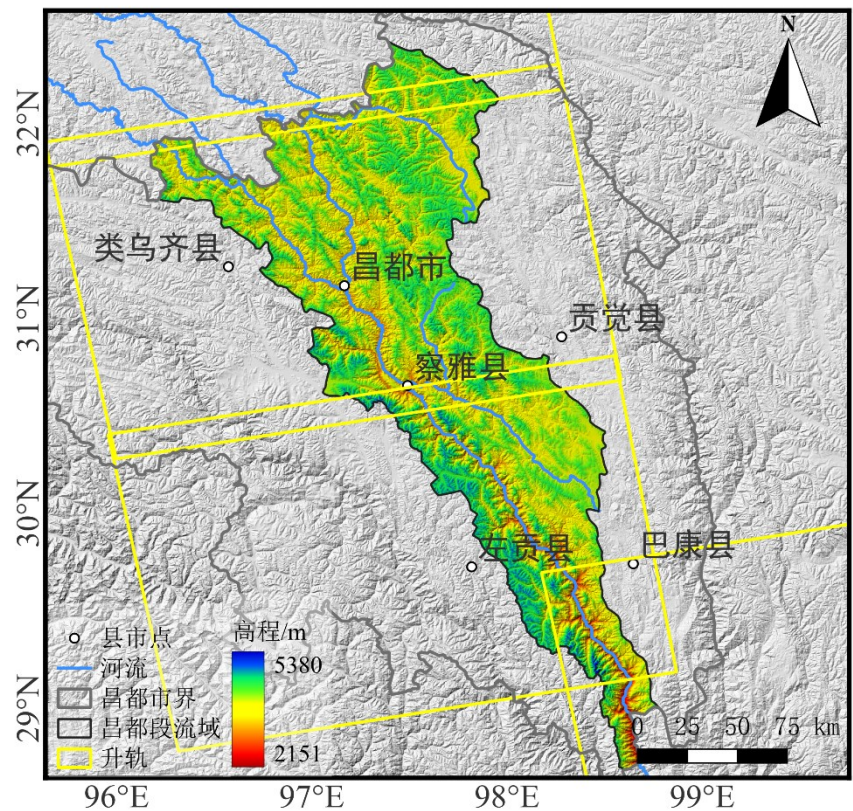


图 1 研究区地理位置与 Sentinel-1 数据覆盖图

Fig.1 Geographical location of the study area and Sentinel-1 data coverage

1.2 实验数据

1.2.1 InSAR 数据

本文收集欧洲航空局的 C 波段的 IW 模式下 VV 极化方式的单视复数（Single Look Complex, SLC）影像开展昌都段的流域活动滑坡早期识别与监测。升轨数据来自 2 个不同轨道，其时间跨度是 2020—2023 年，共 409 景。SAR 数据空间覆盖情况如图 1 所示，详细参数见表 1。本文采用 30 米分辨率哥白尼数字高程模型（Copernicus DEM, COP-DEM），该

数据由欧洲航天局 (European Space Agency, ESA) 发布, 是具有平面和高程精度最高的 DEM 之一, 用以去除地形相位和 SAR 数据地理编码 (<https://dataspace.copernicus.eu/explore-data/data-collections/copernicus-contributing-missions/collections-description/COP-DEM>)。此外, 利用 Sentinel-1A 卫星的精密定轨星历数据修正轨道信息, 提高轨道信息的准确性和可靠性。

表 1 Sentinel-1A 数据参数

序号	Path	Frame	轨道方向	时间跨度	影像景数
1	172	1287	升轨	20200112-20231222	102
2	172	1282	升轨	20200107-20231229	103
3	172	1277	升轨	20200119-20231229	102
4	99	1275	升轨	20200102-20231224	102

1.2.2 水文数据

为支撑后续不同形变速率蠕滑滑坡的因果关系推断, 本文选取降水量和土壤湿度作为主要水文驱动因子。其中, 降水量数据是落到地球表面的积聚液体和冻结的水, 包括雨和雪。后续 TP (Total Precipitation) 即表示为降水量。土壤湿度包括 M1、M2、M3 及 M4, 对应的土壤深度分别是 0-10cm、10-40cm、40-100cm 及 100-200cm。降水数据采用气象 10 公里精度日值再分析数据 (数据源编号 C603), 空间分辨率为 $0.1^{\circ} \times 0.1^{\circ}$, 土壤湿度数据来源于土壤信息系统 (SIS) 逐日全球陆地格点数据 (数据源编号 D302、D303), 空间分辨率为 $0.5^{\circ} \times 0.5^{\circ}$ (表 2)。两类数据均为规则格网再分析产品。为实现与 InSAR 形变时序匹配, 采用滑坡点最近格点匹配法: 将每个滑坡的几何中心点纬度输入数据平台, 获取对应格点的逐日时序数据, 确保一对一空间对应。需要指出的是, 由于 Sentinel-1 数据取样时间尺度是 12d, 本研究为实现多变量时序耦合分析的数据匹配性, 统一采用 12d 固定时间窗口对所有时序数据进行重构处理, 依据各变量自身物理内涵选取对应统计方式: 日尺度降水与 InSAR 地表形变同属于累积总量型指标, 故采用 12d 累积统计; 而多层土壤湿度为表征土体含水状态的瞬时状态型指标, 无物理累积意义, 因此采用 12d 均值以反映各土层在该时间周期内的整体平均湿润水平。受再分析格点数据空间分辨率限制, 本研究聚焦区域尺度下, 累积水文作用下坡体长期蠕变演化及耦合模式的统计规律, 不重点关注单体滑坡内部的水文空间差异刻画。

表 2 水文数据信息

因子	数据来源	空间分辨率	土壤深度	单位
降水(TP)	C603	0.1°		(mm)
土壤湿度(M1)	D302/D303	0.5°	0-10cm	(kg/m ²)
土壤湿度(M2)	D302/D303	0.5°	10-40cm	(kg/m ²)
土壤湿度(M3)	D302/D303	0.5°	40-100cm	(kg/m ²)
土壤湿度(M4)	D302/D303	0.5°	100-200cm	(kg/m ²)

2 研究方法

本文提出一种融合时序 InSAR 形变与因果分析研究框架, 该框架以 InSAR 形变速率分级为基础, 并应用于澜沧江上游昌都段蠕滑滑坡形变与水文因子的因果关系探究 (图 2)。该框架主要包括三个步骤: 首先, 利用 SBAS-InSAR 技术结合高分辨率光学遥感影像, 开展区域内活动滑坡的普查识别; 其次, 对获取的 InSAR 形变速率进行分级处理, 划分为高、中及稳定三个级别; 最后, 基于分级后的形变速率结果, 对时序 InSAR 周期形变与水文因子进行融合因果分析。该研究从因果关联的角度, 揭示滑坡不同形变速率区域的动态演化过程对水文因子的敏感性差异, 为理解滑坡形变机制提供了新的科学视角。

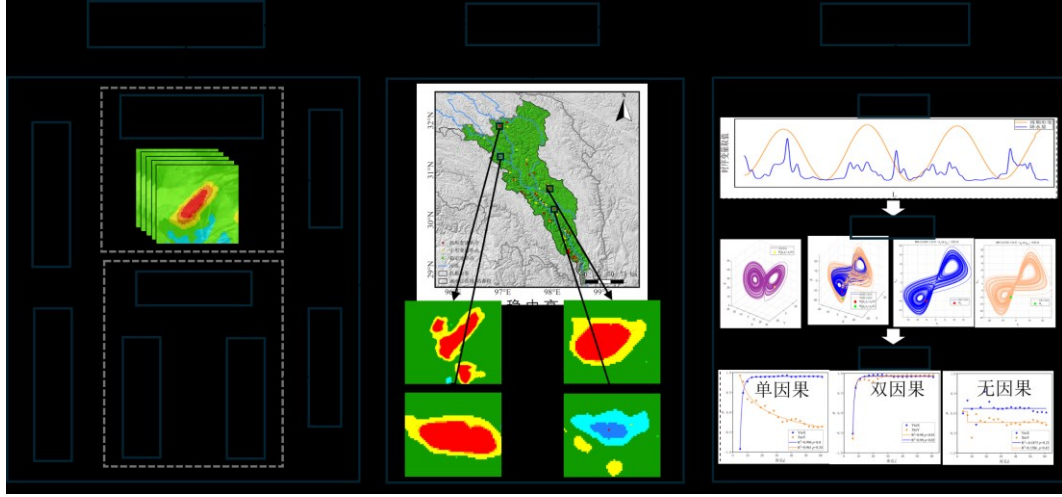


图 2 技术路线图

Fig.2 Technical flowchart

2.1 SBAS-InSAR 技术

为弥补差分干涉测量技术（Differential InSAR, D-InSAR）易受时空失相干影响的不足，Berardino 等于 2002 年提出一种时序 InSAR 技术—SBAS-InSAR。相较于 PS-InSAR 技术，SBAS-InSAR 更适合山区监测(康亚等, 2016;张路等, 2018)。因此，本文采用该技术开展活动滑坡早期识别。

本研究采用 GAMMA 软件进行 SBAS-InSAR 数据处理(Wegnuller, 2016)。具体流程与关键参数设置如下：在 SAR 影像多视处理中，距离向和方位向的多视因子分别设置为 10:2，以平衡研究区中小尺度滑坡探测需求与斑点噪声抑制效果；随后，组合所有干涉图生成时间干涉对，采用自适应滤波技术提高干涉图的信噪比，滤波窗口选择 48×48 (宋家苇等, 2024)；接着，使用最小费用流算法进行相位解缠，并选取 0.4 的相干性阈值提取高相干点，以过滤掉低相干性区域的干扰。高相干像元相位解缠后，其差分干涉相位除形变相位外，仍包含空间相关的 DEM 误差、大气延迟、轨道误差和噪声。针对这些误差在时空域表现出的不同特性，本研究依次采用时间域高通滤波和空间域低通滤波方法进行分离与抑制，以减少 DEM 误差和大气延迟误差对形变监测结果的影响。

2.2 滑坡位移时序分解

为准确揭示滑坡形变与水文响应之间的内在机制，需从原始位移序列中分离出受不同主导控制的位移分量。原始位移时间序列通常由代表滑坡整体演化趋势的趋势项位移、受周期性外部因素（如降水、库水位波动）驱动的周期项位移以及随机噪声组成。直接使用原始序列进行分析，其复杂性和噪声会严重掩盖关键的物理过程，导致难以精确量化降水与形变间的时滞关联。为此，本研究采用 SVMD 方法(Nazari et al., 2020)对滑坡累积时序位移分解为趋势项和周期项：

$$S(t) = \varphi(t) + \eta(t) \quad (1)$$

式中， t 为时间步长， $S(t)$ 为累积形变量， $\varphi(t)$ 为趋势项位移， $\eta(t)$ 为周期项位移。

图 3 为 InSAR 原始时序形变数据，经过 SVMD 方法分解，得到分量 IMF1-4，对应的时域频域分量如图 4(a)(b)。本研究结合时域波形与频域频谱双重特征对 SVMD 分解分量进行划分：

（1）趋势项判定

从频域频谱图可知（图 4(a)），IMF1 分量的频谱峰值位于横轴最左侧（趋近于 0Hz 的极低频区间），呈现“瞬时冲高、迅速衰减”的典型极低频趋势形态；结合时域波形可见（图 4(b)），该分量变化平缓、无明显往复震荡。因此，将 IMF1 划分为趋势项，表征滑坡自身不可逆蠕滑累积形变。需要说明的是，上述判据并非预设所有滑坡形变都存在周期项。若滑

坡的形变序列经分解后,没有 IMF 分量满足周期项判定条件,则认为该滑坡的“水文-形变”周期性响应不显著。

(2) 周期项判定

IMF2、IMF3、IMF4 分量的频谱峰值依此向右移动,分布于中高频区间,且频谱呈现“一波三折、多峰震荡”的特征,表明分量包含具有稳定周期的多尺度波动成分。从时域波形看,各分量均表现出明显的往复起伏震荡结构。本文将上述中高频分量叠加求和构建综合周期项,对应季节性降水、多层土壤湿度驱动下的多尺度形变响应。

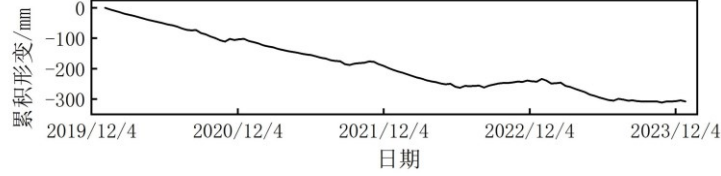


图3 原始时序数据

Fig.3 Original time series data

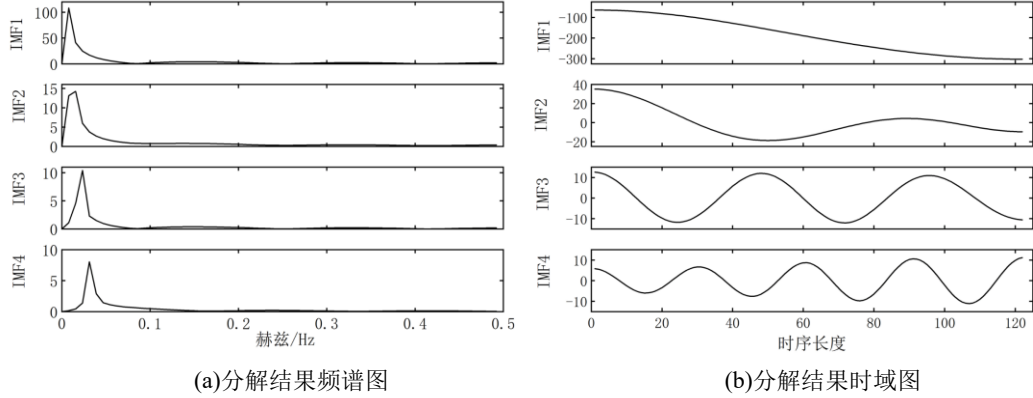


图4 SVMD 分解结果图

Fig.4 SVMD decomposition result diagram

2.3 收敛交叉映射 (CCM)

2.3.1 CCM 方法原理步骤

CCM 方法的基本思想是基于 Takens 的嵌入定理,选择合适的嵌入维度 E 和时间滞后 τ ,对 X 和 Y 两个变量重构其状态空间,通过交叉映射量化变量间的因果关系。具体步骤如下:

(1) 状态空间重构

将时序长度为 L 的水文数据 $X = \{X(1), X(2), \dots\}$ 与滑坡 InSAR 周期形变序列 $Y = \{Y(1), Y(2), \dots\}$ 分别重构:

$$M_X = \{X_t = (X_t, X_{t-\tau}, X_{t-2\tau}, \dots, X_{t-(E-1)\tau})\} \quad (2)$$

$$M_Y = \{Y_t = (Y_t, Y_{t-\tau}, Y_{t-2\tau}, \dots, Y_{t-(E-1)\tau})\} \quad (3)$$

其中, $t = 1 + (E-1)\tau, \dots, L - (E-1)\tau$ 。

(2) 交叉映射预测 (以 X 预测 Y 为例)

首先,在 X 的重构流形 M_X 中,对其中每个状态点 $X(t)$,在上寻找其 $(E+1)$ 个最邻近点,并记录对应的时间索引;随后,将这些时间索引映射到 Y 的重构流形 M_Y 中,获得对应的 $Y(t)$ 状态向量;最后,依据 M_X 中邻近点与目标点的距离计算权重,对 M_Y 中对应的状态向量进行加权,重构出 $Y(t)$ 的预测值 (式 4):

$$\hat{Y}_t = \sum_{k=1}^{E+1} \frac{\exp(-d_k/d_{\min})}{\sum_j \exp(-d_j/d_{\min})} Y_{t_k} \quad (4)$$

其中, $d_k = \|Y_t - Y_{t_k}\|$, $d_{\min}$ 为最小距离。

(3) 评估预测技能

计算预测变量 X 与目标变量 Y 间的相关系数 ρ , 其值越大表明因果关系越强。

$$\rho_{X \rightarrow Y} = \text{corr}(Y_t, \hat{Y}_t) \quad (5)$$

接着, 通过逐步增加库长度 L , 观察 ρ 是否随 L 增大并收敛至稳定水平: 若 ρ - L 关系符合 Sigmoid 函数拟合且 $R^2 > 0.9$ (Ling et al., 2024), 则表明检测到的因果关系稳健成立, 反之则不成立。

(4) 因果方向判定

重复步骤 2-3, 用 M_Y 预测 X 并计算 $\rho_{Y \rightarrow X}$ 。若 $\rho_{X \rightarrow Y} > \rho_{Y \rightarrow X}$ 且 $\rho_{X \rightarrow Y}$ 收敛, 则 X 为 Y 的因; 反之亦然; 若 ρ 双向收敛且相近, 则可能为双向耦合或共同驱动。

2.3.2 CCM 参数设置

本研究对嵌入维度 E 和时滞参数 τ 进行组合遍历 ($E=[2, 3, 4, 5, 6]$, $\tau=[0, 1, 2, 3, 4, 5, 6]$), 共 35 种参数组合。参数范围的选择依据如下:

(1) 嵌入维度 E 的选取

E 的下限设为 2, 其原因是二维像空间是最低维度重构, 代表欠拟合边界, 且代码实现要求 E 从 2 开始。 E 的上限设为 6, 依据如下: 代码的经验规则建议 $E \leq N/10$, 本研究数据序列长度 $N \approx 120$, 理论上 E 可达 12。但多次实验验证, 收敛状态在本研究设定的 $E \leq 6$ 范围内即可达到。因此, 在满足经验规则的前提下, 综合考虑计算效率与收敛稳定性, 将 E 上限设为 6。

(2) 时间延迟 τ 的选取

匹配 Sentinel-1A 的重访周期 (12 天), $\tau=6$ 对应最大合理延迟窗口 (72 天)。可覆盖降水入渗、土壤水分传导与滑坡变形之间的滞后响应时长 (数天至数月)。 $\tau=0$ 代表即时响应, $\tau=1 \sim 6$ 连续取值, 确保无论滑坡响应是即时的还是滞后的, 都能被 CCM 方法捕捉。

2.4 显著性检验方法

本研究采用基于傅里叶变换的替代数据检验法 (Tang et al., 1985) 验证 CCM 因果关系的统计显著性。该方法通过生成替代序列构建“无因果关系”的零假设分布, 具体步骤如下:

(1) 生成替代序列: 对原始时间序列 $X(t)$ 进行傅里叶变换。保留其幅度谱不变, 相位替换为在 $[0, 2\pi]$ 内均匀分布的随机相位向量, 再经反傅里叶变换重构替代序列 $X_{\text{surr}}(t)$;

(2) 构建零分布: 生成 $N=100$ 组独立的替代序列, 对每一对替代序列对 $(X_{\text{surr}}(t), Y(t))$ 执行 CCM 分析, 得到预测技能系数 ρ_{surr} , 由此形成在零假设下的经验性零分布;

(3) 评估显著性: 将原始序列 $X(t)$ 的预测技能系数 ρ_{orig} 与上述零分布进行比较, 计算 p 值:

$$p = \frac{\{\rho_{\text{surr}} \geq \rho_{\text{orig}} \text{ 的序列数}\}}{N} \quad (6)$$

(4) 结果判定: 设定显著性水平 $\alpha = 0.05$ 。若 $p \leq 0.05$, 则拒绝零假设 H , 认为 X 对 Y 的因果关系具有统计显著性。

3 结果与分析

3.1 结果

基于 2020 年-2023 年的 Sentinel-1 数据的升轨时序 InSAR 监测结果显示（图 5(a)）：研究区地表形变速率为 $-80.5\text{mm/a}\sim 38.7\text{mm/a}$ ，蓝色正值表示靠近卫星运动，红色负值表示远离卫星运动，共识别出 602 处滑坡（图 5(b)）。

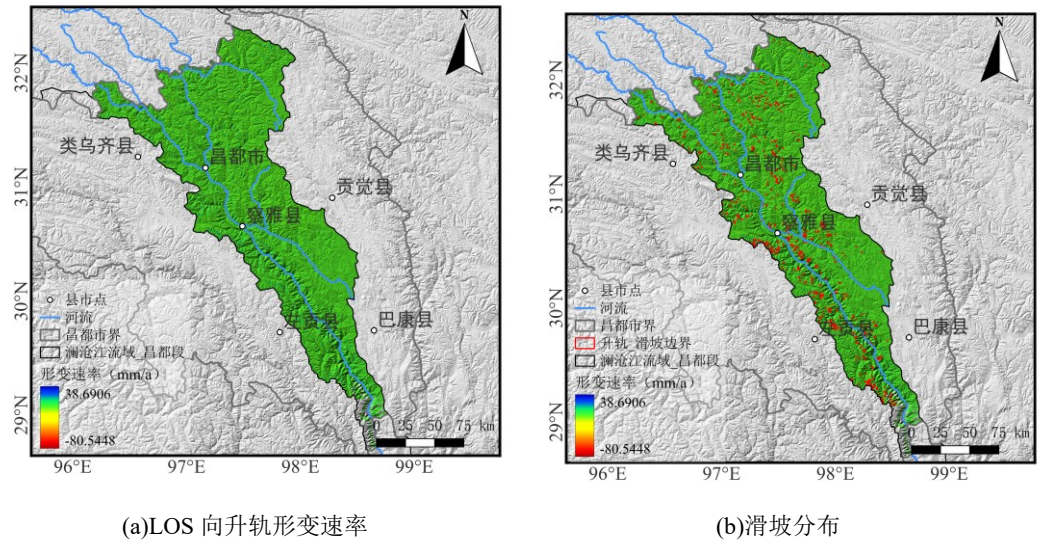


图 5 澜沧江上游昌都段 LOS 向升轨形变速率图

Fig.5 Deformation velocity maps along the LOS direction of ascending tracks over the Chamdo section of the upper Lancang river

本研究以蠕滑滑坡特征分析为核心，首先，在研究区域内典型蠕滑滑坡体上随机筛选若干研究样本。针对每个样本滑坡，围绕其蠕滑形变特征，以 LOS 向形变速率的相对大小（该指标反映的是卫星视线向上的相对活动差异，而非斜坡真实变形速率的绝对值）为依据，参考已有 InSAR 形变速率分级标准进行形变等级划分。其中，稳定区阈值采用李振洪等（2019）滑坡分类中“很慢 $<10\text{mm/a}$ ”，高、中速区阈值则参考 Ling 等（2025）的分级标准并进行适应性调整（见表 3）。在此基础上，从形变监测点中分层选取代表高、中、低的典型观测点，共获得 150 个样本点，其中滑坡高速蠕动控制点、滑坡中速蠕动控制点、滑坡低速蠕动控制点（稳定速率点）各 50 个（见图 6）。以图 6(b)的分级速率数值为例，结合五种水文数据，将基于速率分级的时序 InSAR 数据与水文数据时空分布可视化展示（图 7）。

表 3 基于地表形变速率的分级依据

Table 3 Grading Basis Based on Surface Deformation Rate

形变分级类型	形变速率取值
高速率区（红/蓝）	$<-30\text{mm/a}&>30\text{mm/a}$
中速率区（黄/青）	$[-30\text{mm/a},-10\text{mm/a}]&[10\text{mm/a},30\text{mm/a}]$
稳定速率区（绿）	$[-10\text{mm/a},10\text{mm/a}]$

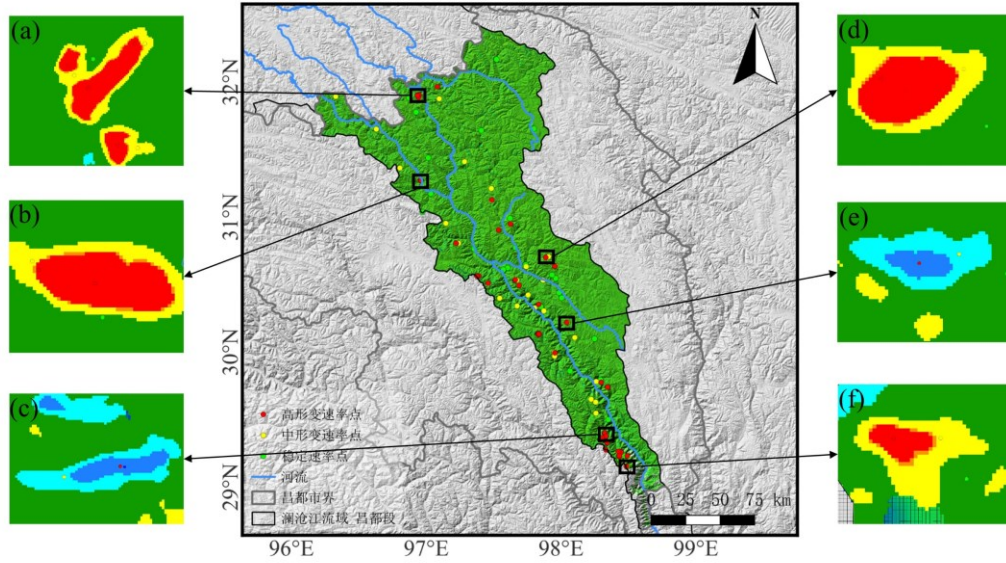


图6 样本点分布及速率分级示例

Fig.6 Distribution of sample points and rate classification

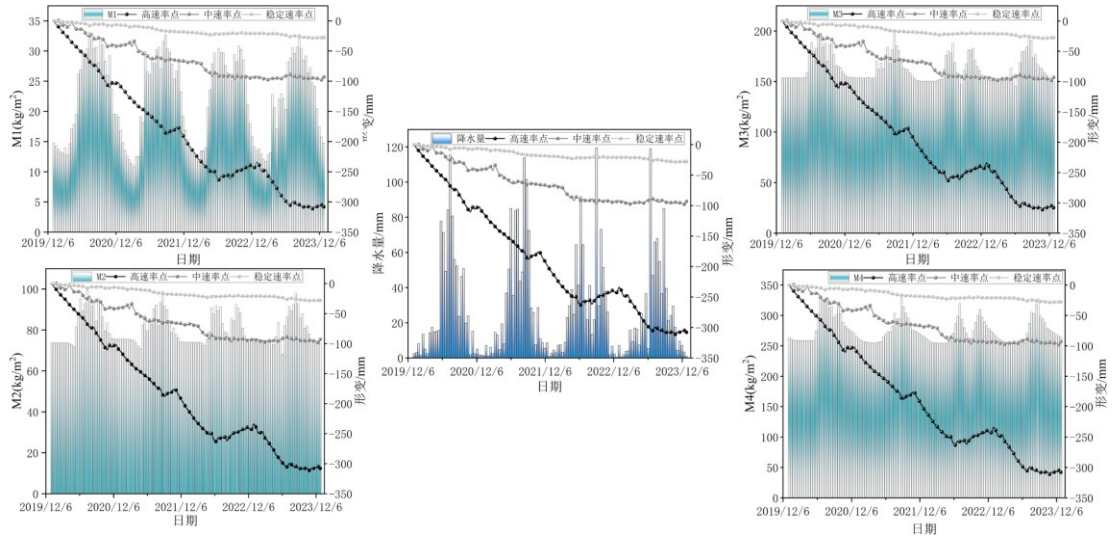


图7 分级形变及水文要素时空分布图

Fig.7 Spatiotemporal distribution map of classified deformation and hydrological features

3.2 水文因子 → 形变单向因果响应与差异分析

为确保本研究结果的可靠性，本文采用了如下一致性约束条件作为判断因果关系的依据：①数据必须符合收敛性要求：数据需能够很好地被 Sigmoid 函数拟合，拟合优度 $R^2 > 0.9$ 。②CCM 统计显著性：使用 CCM 算法计算的显著性水平 (p 值) 作为判定依据，定义 $p \leq 0.05$ 为具有统计显著性， $p > 0.05$ 则视为不具有统计显著性。③取首次符合上述两条规则的结果为最终结果。在后续图表中，“无”字样代表该数据点的 CCM 结果 $p > 0.05$ (即不具有显著性)。如图 8 所示，首先生成集合 $E=[2, 3, 4, 5, 6]$ 与 $\tau=[0, 1, 2, 3, 4, 5, 6]$ 组成的全部 35 种参数组合，然后基于上述选择规则进行筛选。最终找到的首个同时满足收敛性且显著性 $p \leq 0.05$ 的参数组合 (图 8 中所示红框结果 $E=2 \tau=5$)，即为最优解。

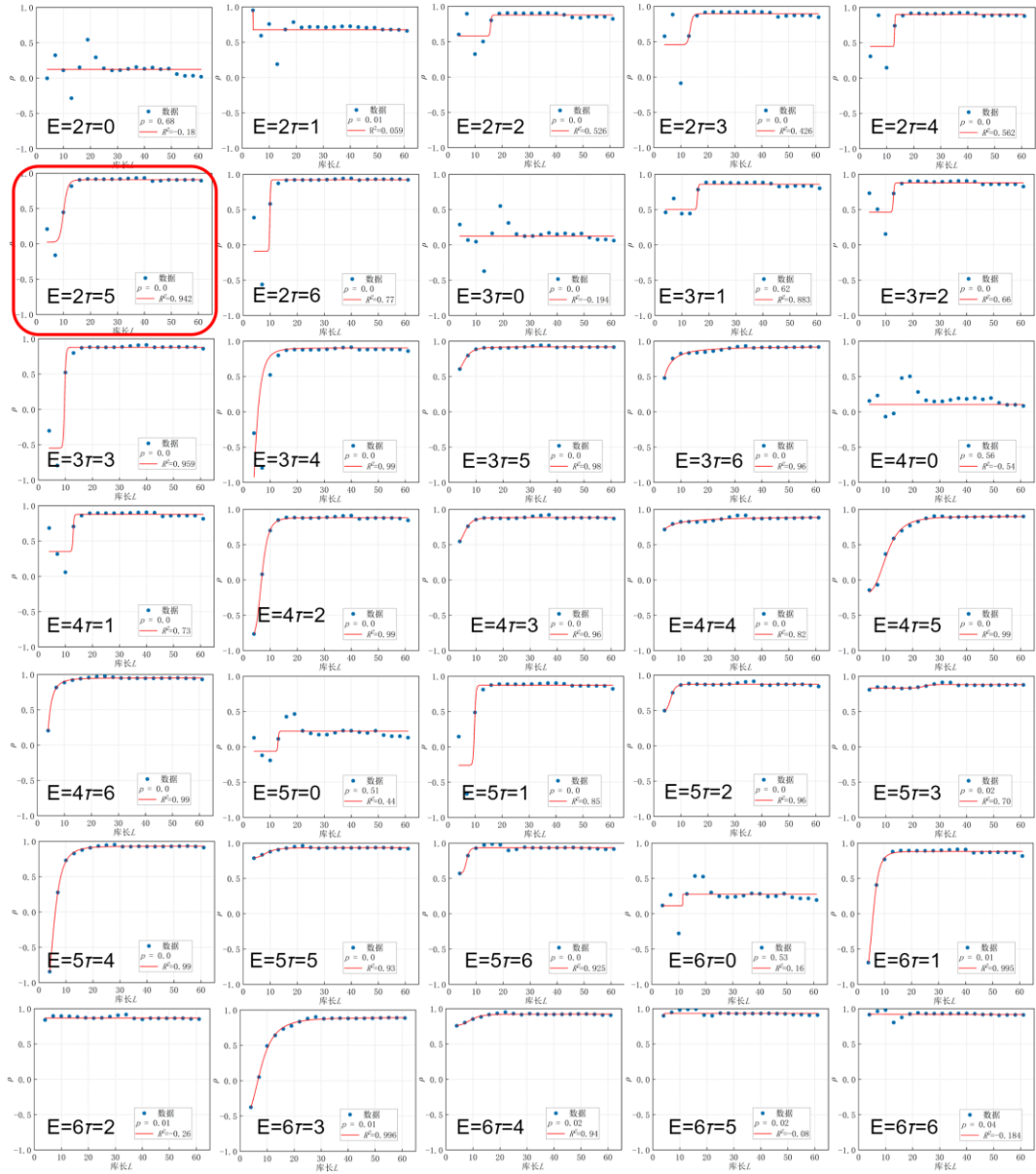


图 8 E 和 τ 的所有组合

Fig.8 All combinations of E and τ

图 9 展示了各样本点时间延迟 τ 的频率分布特征，其最高频率时间延迟 τ 值见表 4。据此分析，不同形变速率区域的表现特征迥异：

高形变速率区（G 样本）：当以 M4 作为 X 变量时， $\tau=2$ 期的样本占比最高；以 TP 作为解释变量时， $\tau=4$ 期的样本占比最高；而分别以 M1、M2、M3 作为 X 变量时， $\tau=5$ 期的样本占比均为最高。这一时间延迟模式揭示，高形变速率区(G)的土壤形变过程倾向于由深层向外缘（更早阶段显现）扩散发展。

中形变速率区（Z 样本）：如表 4 所示，TP 作为 X 变量时，显著形变最集中于 $\tau=2$ 期；以 M1 为解释变量时，最集中时间进一步提前至 $\tau=1$ 期；而以 M2、M3 或 M4 为 X 变量时，显著形变的最集中时间段则分别延后 $\tau=5-6$ 期。该分布特征表明，中形变速率区(Z)的形变过程表现为由表层（更早阶段触发）逐步向深层（更晚阶段显现）的逐层演变。

稳定形变速率区（W 样本）：利用 TP 作为解释变量时，检测到 $\tau=1$ 期的样本占比显著最高（对应于约 12 天的较短时间延迟）；当分别利用 M1、M2 或 M4 作为解释变量时， $\tau=5$ 期的样本占比最高；而以 M3 为解释变量时， $\tau=6$ 期的样本占比最高。此特征表明在稳定形

变速率区(W)，土壤对降水输入的力学响应时间显著较短，而其深层过程响应则相对滞后。

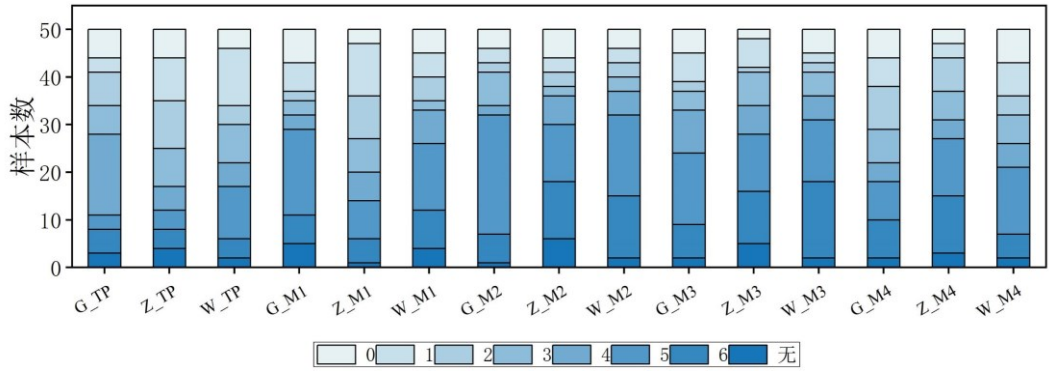


图9 不同水文因子下滑坡形变响应的时滞分布特征

Fig.9 Distribution of time-lag responses of landslide deformation to different hydrological factors

表4 最高频率时间延迟 τ 值

Table 4 Time Delay at Maximum Frequency(τ)			
分组	G	Z	W
TP	4	2	1
M1	5	1	5
M2	5	5/6	5
M3	5	5	6
M4	2	5/6	5

本文进一步制作了各水文因子与滑坡形变的单向因果驱动强度 ρ 值分布图(图 10)。由图可知，各水文因子与滑坡形变的单向因果驱动强度关系为： $\rho_{M1} > \rho_{M4} > \rho_{M3} > \rho_{M2} > \rho_{TP}$ ，即 M1 的驱动作用最强，M2-M4 的驱动强度随土壤深度增加而逐渐增强，降水(TP)对滑坡形变的单向因果效应最弱。就不同变形分区而言，G 样本在 X 变量为 M1、M2、M3 时具有最高的 ρ 值，表明这三种因子对该区形变的因果驱动效应最为突出；Z 样本的 ρ 值则在 TP 和 M4 作为驱动因子时达到最高，反应 TP 和 M4 对该区域的因果效应最为显著；W 样本在所有水文因子作为驱动变量时，其 ρ 值均为最低。综合分析表明，高速变形区和中速变形区对于水文因子的因果响应效应强度高于稳定变形区，也进一步印证了稳定变形区整体状态相对稳定、不易受到外部水文因子扰动影响的特征。

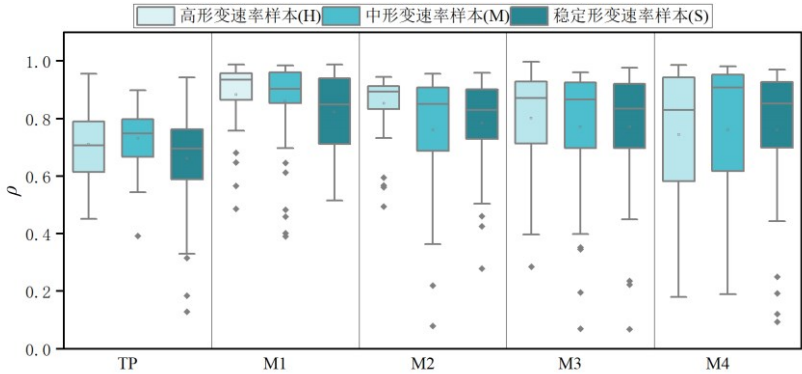


图10 $X \rightarrow Y$ 的单向因果强度分布

Fig.10 Distribution of causal ρ -values from hydrological factors to landslide deformation

3.3 向因果关系揭示的“水文-形变”耦合模式与演化机制

本研究进一步利用 CCM 方法探测到了滑坡形变(Y)对各水文因子(X)的反向因果效应($Y \rightarrow X$)，旨在揭示系统内部可能存在的反馈机制。为确保分析的严谨性， $Y \rightarrow X$ 反向因

果检验采用了与 $X \rightarrow Y$ 因果相同的显著性与收敛性判定标准。

3.3.1 反向因果效应 ($Y \rightarrow X$) 的基本特征

分析表明 (图 11), 形变对水文因子的反馈效应在空间上存在显著分异, 且反馈作用主要集中于特定土层: 高速形变区 (G) 与稳定区 (W) 的反馈强度排序一致, 均为 $M3 > M2 > M4 > M1 > TP$, 这表明形变中深层土壤湿度 ($M2, M3$) 的影响最为显著。中速形变区 (Z) 的反馈强度排序为 $M2 > M3 > M4 > M1 > TP$, 其最强反馈层位略浅于 G/W 区, 集中于中浅层 ($M2$)。

3.3.2 双向因果不对称性驱动的区域演化模式综合诊断

综合 $X \rightarrow Y$ (驱动) 和 $Y \rightarrow X$ (反馈) 的强度、时滞及方向性差异, 本研究从统计角度归纳出三种“水文-形变”系统的统计关联模式。为方便表述, 我们结合水文-力学先验知识, 为每种统计模式赋予了一个物理命名, 并对其背后可能的物理过程进行了推测。需明确指出, 这些物理命名目前属于间接推断, 不代表已通过现场观测或试验验证的物理机制, 其验证是未来研究重点。根据表 5 给出的判据, 结合表 4 (响应层)、图 10 (驱动层) 及图 11 (反馈层), 对三类分区进行三种模式的归纳, 具体分析如下:

(1) 高速形变区 (G): “表驱-深响”的失稳前兆模式

统计判据: 该区域在驱动层上, 由 $\rho(X \rightarrow Y)$ 可知表层土壤湿度 ($M1$) 的驱动作用最强, 是形变的核心驱动因子; 在响应层上, 由 $\tau(X \rightarrow Y)$ 可知形变对深层土壤湿度 ($M4$) 波动的响应时滞最短 ($\tau=2$, 约 24 天); 在反馈层上, 由 $\rho(Y \rightarrow X)$ 可知形变主要影响中深层土壤, 而对驱动其演化的表层 $M1$ 与深层 $M4$ 的反馈作用较相对弱。物理机制推测: $M1$ 驱动最强, 说明表层水文输入是核心驱动力 (“表驱”); $M4$ 响应最及时, 说明深层水分变化与形变在时间上最同步, 表明水文效应经土层传递后, 在深部触发了力学响应 (“深响”)。据此将该模式命名为 “表驱-深响”。

(2) 中速形变区 (Z): “快响-强馈”的临界联动模式

统计判据: 该区域在驱动层上, 由 $\rho(X \rightarrow Y)$ 可知表层土壤湿度 ($M1$) 的驱动作用最强, 是形变的核心驱动因子, 与 G 区一致; 在响应层上, 由 $\tau(X \rightarrow Y)$ 来看, 形变对 TP ($\tau=2$, 约 24 天) 与表层土壤湿度 ($M1$, $\tau=1$, 约 12 天) 的响应时滞最短; 在反馈层上, 由 $\rho(Y \rightarrow X)$ 可知形变主要影响中浅层土壤 ($M2$), 其反向因果强度最为突出, 且 $M2$ 在驱动方向亦是关键驱动因子之一, 呈现双向耦合。

与 G 区对比: 虽然 G 区和 Z 区的驱动层主因子均为 $M1$, 但两类的响应模式截然不同。G 区的最及时响应因子为 $M4$, 表明水文信号需传递至深层后才触发形变; 而 Z 区的最及时响应因子为 TP/ $M1$, 呈现近即时响应特征, 表明形变对表层水文扰动的响应无需经过深层传递。

物理机制推测: Z 区响应最及时的是 TP/ $M1$ 本身, 推测该区域土体可能存在优势通道, 是的表层水文扰动能够快速绕过深层传递过程, 直接接触形变响应 (“快响”)。在此基础上, Z 区在反馈端呈现以 $M2$ 为核心的强烈双向耦合: 形变对 $M2$ 的反向因果强度最高, 且 $M2$ 在驱动方向亦作用显著, 推测形变可能通过扰动中浅层土体结构, 改变 $M2$ 的水力特性, 进而增强水文扰动对形变的驱动效率, 形成一个 “外部扰动 $\rightarrow$ 快速形变 $\rightarrow$ 中浅层水文性质变化 $\rightarrow$ 驱动增强” 的自我强化正反馈回路 (强馈)。据此将该模式命名为 “快响-强馈”。

(3) 稳定速率区 (W): “惰性-衰减”的稳定模式

统计判据: 该区域在驱动层上, 由 $\rho(X \rightarrow Y)$ 可知 $M1$ 的驱动作用最强, 是形变的核心驱动因子, 但在驱动层形变对五种水文因子的整体因果响应强度为最低; 在响应层上, 由 $\tau(X \rightarrow Y)$ 可知形变对 TP ($\tau=1$, 约 12 天) 的响应时滞最短; 在反馈层上, 由 $\rho(Y \rightarrow X)$ 可知形变主要影响 $M3$, 但形变对各水文因子的反向因果强度与 G/Z 相比是最弱。

与 Z 区对比: W 区与 Z 区在驱动层和响应层上具有相似的统计模式, 但两类区域在反

馈层存在本质差异。Z 区呈现以 M2 为核心的双向耦合，而 W 区的反馈强度整体较弱，未形成显著的形变→水文反馈回路。

物理机制推测：W 区虽具备与 Z 区相似的“M1 驱动+TP 快响”的驱动-响应模式，但其反馈端强度显著弱于 Z 区。推测该区域土体虽可能存在一定的优势通道使降水快速触发形变，但形变发生后，由于土体结构相对完整、裂隙不发育或滑带尚未形成连续剪切面，形变未能对土体水文结构产生实质性形变，因此未能形成 Z 区的自我强化正反馈回路。这种“有驱动、无反馈”的特征，使得该区域的形变难以持续加速，整体表现为低速率、间歇性的稳定蠕滑状态。据此将该模式命名为“惰性-衰减”。

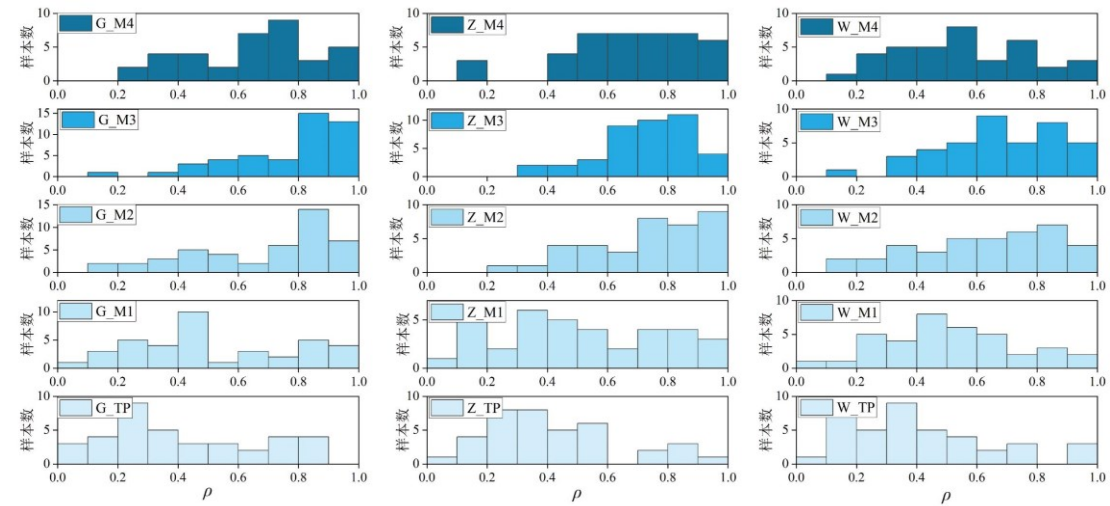


图 11 Y→X 的 ρ 值分布

Fig.11 Distribution of ρ values for Y→X

表 5 模式的量化判据

Table 5 Quantitative Criteria for the Mode

判定层	统计标准	量化判据
驱动层	$\rho(X \rightarrow Y)$	计算五种水文因子对形变的因果强度 ρ ，取最大值对应的因子作为“主驱动因子”
响应层	$\tau(X \rightarrow Y)$	在 ρ 显著的因果链中，取时滞 τ 最小值对应的因子作为“最及时响应因子”
反馈层	$\rho(Y \rightarrow X)$	计算形变对五种水文因子的反向因果强度 ρ ，取高 ρ 值对应的因子作为“主反馈因子”

4.讨论

4.1 典型滑坡分析

为验证全域宏观水文-形变耦合规律及“表驱-深响”“快响-强馈”“惰性-衰减”三类演化模式的实际适用性，选取研究区内独立未参与全域建模的典型蠕滑滑坡开展专项实验分析，实验严格遵循“原始周期数据-CCM 因果检验与时滞分析-统计耦合模式分析匹配-结合水文分析解释统计模式”的核心思路，具体过程如下：

(1) 原始数据预处理

实验选取的典型蠕滑滑坡（图 12），首先完成多源时序数据的收集与处理，为后续 CCM 因果分析及耦合规律挖掘奠定基础。在形变时序周期数据方面，获取滑坡 InSAR 地表形变速率数据，基于表 3 的形变速率分级标准划分高速形变区、中速形变区及稳定形变区三类空间分区，分别提取各分区的形变时序，并利用 SVM 算法从中提取各分区周期项形变（图 13），用于后续与水文因子的耦合分析。在水文时序数据方面，采用与全域研究一致的网格化降水、多层土壤湿度数据，提取该滑坡所在区域的降水时序序列与各层土壤湿度时序，按照 1.2.2 节的数据处理方法完成时间尺度对齐。在数据匹配方面，将各分区周期形变与对应的降水、多层土壤湿度数据进行逐一匹配，构建“水文-形变”双时序数据集，从而明确实验分析的核心数据对象，为后续因果检验与时滞分析提供数据支撑。

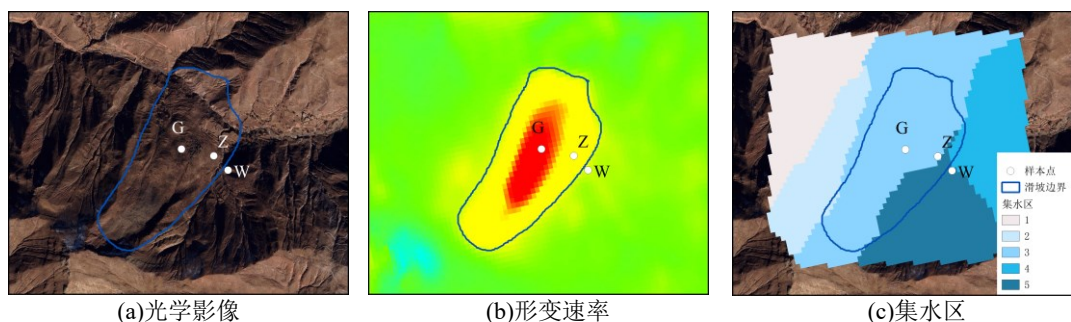


图 12 典型滑坡的光学影像、形变速率于集水区空间分布

Fig.12 Optical images of typical landslides, velocity of deformation, and spatial distribution of catchment area

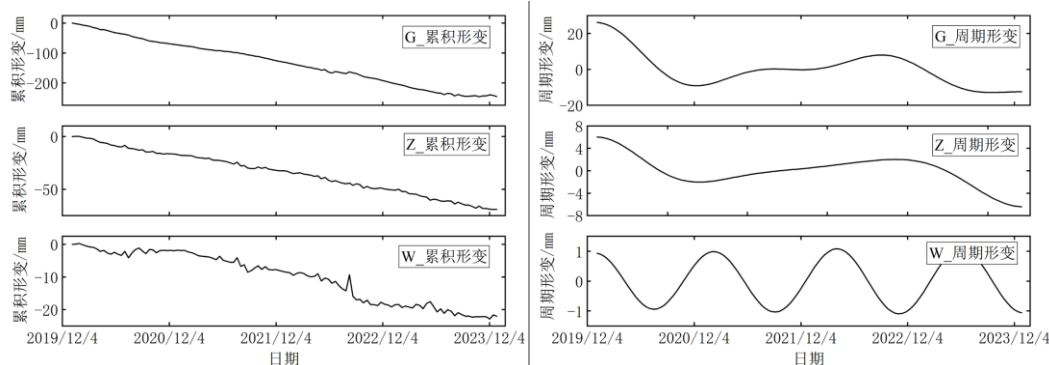


图 13 典型滑坡时序形变的 SVMD 分解结果

Fig.13 The SVMD decomposition result of a typical landslide

(2) CCM 因果检验与时滞分析

基于预处理后的双时序数据集，采用 CCM 方法对各分区水文因子与形变周期的因果检验及时滞特征开展研究，以揭示水文因子与滑坡形变的因果关联强度及时滞响应规律。在 CCM 因果检验中，针对各分区分别计算降水、各层土壤湿度与周期形变的 CCM 相关系数，依据 2.5 节所确定的显著性检验标准，判断各类水文因子与滑坡形变之间是否存在显著因果关联，进而刻画不同分区水文驱动的差异性特征。在时滞分析中，进一步计算水文因子与形变序列的响应时滞，分析不同分区、不同水文因子对滑坡形变的滞后效应差异，量化时滞时长，明确“水文驱动-形变响应”的时间差规律，为后续耦合模式匹配及演化机制解析提供关键参数支撑。三个样本点详细结果见表 6、7、8。

表 6 G 样本五种水文因子 CCM 分析结果

Table.6 Analysis Results of Five Hydrological Factors in G Sample using CCM Method

水文因子	因果方向	(E, τ) 组合	因果关联强度 ρ	关联显著性 p
TP	X→Y	(2,3)	0.56	不显著(p=0.08)
	Y→X	(3,3)	0.34	不显著(p=0.29)
M1	X→Y	(3,5)	0.94	显著(p=0.01)
	Y→X	(3,0)	0.6	显著(p=0.02)
M2	X→Y	(3,3)	0.82	显著(p=0.05)
	Y→X	(2,0)	0.8	显著(p=0)
M3	X→Y	(2,6)	0.86	显著(p=0.03)
	Y→X	(2,0)	0.82	显著(p=0)
M4	X→Y	(2,1)	0.81	显著(p=0.03)
	Y→X	(2,1)	0.41	显著(p=0.05)

表 7 Z 样本五种水文因子 CCM 分析结果

Table.7 Analysis Results of Five Hydrological Factors in Z Sample using CCM Method

水文因子	因果方向	(E, τ)组合	因果关联强度 ρ	关联显著性 p
TP	X $\rightarrow$ Y	(2,3)	0.7	显著(p=0)
	Y $\rightarrow$ X	无拟合	无拟合	无拟合
M1	X $\rightarrow$ Y	(2,1)	0.96	显著(p=0.01)
	Y $\rightarrow$ X	(4,0)	0.94	显著(p=0.05)
M2	X $\rightarrow$ Y	(3,3)	0.85	显著(p=0)
	Y $\rightarrow$ X	(2,0)	0.83	显著(p=0)
M3	X $\rightarrow$ Y	(2,6)	0.93	显著(p=0)
	Y $\rightarrow$ X	(2,0)	0.8	显著(p=0)
M4	X $\rightarrow$ Y	(2,5)	0.95	显著(p=0)
	Y $\rightarrow$ X	(2,1)	0.74	显著(p=0.03)

表 8 W 样本五种水文因子 CCM 分析结果

Table.8 Analysis Results of Five Hydrological Factors in W Sample using CCM Method

水文因子	因果方向	(E, τ)组合	因果关联强度 ρ	关联显著性 p
TP	X $\rightarrow$ Y	(5,6)	0.57	显著(p=0.02)
	Y $\rightarrow$ X	(2,4)	0.43	不显著(p=0.59)
M1	X $\rightarrow$ Y	(2,0)	0.72	不显著(p=0.23)
	Y $\rightarrow$ X	(2,0)	0.67	显著(p=0.05)
M2	X $\rightarrow$ Y	(2,1)	0.75	不显著(p=0.41)
	Y $\rightarrow$ X	(2,0)	0.83	显著(p=0)
M3	X $\rightarrow$ Y	(2,0)	0.79	不显著(p=0.13)
	Y $\rightarrow$ X	(2,0)	0.85	显著(p=0.01)
M4	X $\rightarrow$ Y	(2,0)	0.7	不显著(p=0.13)
	Y $\rightarrow$ X	(2,0)	0.58	不显著(p=0.11)

(3) 统计耦合模式分析匹配

通过将典型滑坡各分区的耦合特征与前期实验归纳的“表驱-深响”“快响-强馈”“惰性-衰减”三类耦合模式进行逐一匹配，完成了模式适用性验证，明确了各分区对应的具体耦合模式，实现了宏观模式与单体滑坡实际特征的结合。具体匹配过程依据表 5 的判定标准。对于 G 样本，由表 6 可知，在驱动层中，表层土壤湿度（M1）的 ρ 值是 0.94，为五种因子中最高，符合“表驱”的特征；在响应层中，深层土壤湿度（M4）的 τ 为 1，为响应最快的因子，符合“深响”特征。因此，该区匹配“表驱-深响”模式。对于 Z 样本：由表 7 可知，Z 的整体 ρ 值高于 G、W；驱动层 M1 的 ρ 值最高，响应层 M1 的 τ 值最短，TP、M2 次之，符合“快响”特征；反馈层 M1 的 ρ 值最高，结合驱动层特征，表明 M1 具有双向反馈属性。尽管反馈主导因子与全域规律中的 M2 有所不同，但“存在双向反馈”这一核心特征与“强馈”模式一致。因此，典型滑坡的 Z 区整体符合“快响-强馈”的模式规律。对于 W 样本，由表 8 可知，W 的整体 ρ 值相对低于 G、Z，且各因子显著性整体不高，符合“惰性-衰减”的模式特征。

通过上述模式匹配，验证了全域宏观耦合模式在单体滑坡不同分区中的适用性，进一步说明所提出的耦合模式具备实际应用价值，有效弥补了全域规律与单体滑坡实际响应之间脱节的问题。

(4) 结合水文分析解释统计模式

基于 DEM 的水文分析，是指通过 DEM 提取滑坡体及周边区域的水流路径与汇水范围划分出的集水区，是指降水后所有地表径流最终汇入同一出口点的区域范围。集水区的大小与分布，直接决定了滑坡体可获得的降水补给总量与汇水条件差异，是影响滑坡水文-形变耦合响应的重要地形控制因素。

通过 DEM 完成典型滑坡单体区域的水文特征提取（图 12(c)），本研究提取的集水区分类（Value1-5）是基于河网分段对应的独立子流域单元，每个 Value 代表一个空间上的连续、水文上闭合的汇水区。该单体滑坡范围内包含 5 类集水区，其中 G、Z 两样本都位于 3，W 样本位于 5，将该 DEM 水文分析成果与既有 CCM 耦合分析、分区特征相结合，可进一步补充汇水条件对滑坡水文-形变耦合规律的影响，具体分析如下：

基于 DEM 提取的集水区特征可知，各分区所在集水区的核心差异在于 G、Z 样本位于 3，该集水区面积相对较大，汇水补给条件更充足，能够为坡体提供持续的水分供给；W 样本位于 5，该集水区面积小于 G、Z 所在的集水区。W 样本所在集水区面积较小，导致降水补给后水分难以在坡体内部大量累积，这与该区域 CCM 分析中“水文驱动强度弱、无反馈

放大”的特征相契合,进一步解释了其“惰性-衰减”模式的形成原因,即汇水条件有限(集水区面积小)导致水分补给不足,即使存在降水快速触发的优势通道,也难以形成持续的水文驱动及正反馈回路,最终表现为低速率、间歇性稳定蠕滑。而 G、Z 所在集水区面积较大,汇水补给充足,能够为坡体形变提供持续的水文驱动,这与两者 CCM 分析中“水文驱动强度高、存在明显响应特征”的结果相匹配。其中, Z 形成了自我强化的正反馈回路,表现为对应耦合模式的典型特征, G 则依托充足汇水补给,维持稳定的水文-形变耦合响应。

4.2 统计耦合模式的预警意义

本研究从系统相互作用的角度,揭示了滑坡体内三种典型的水文-形变耦合模式,阐明了不同区域稳定性分异的动力学根源,对灾害监测预警具有一定的启示:(1)高形变区(G)应视为深层失稳高风险区,监测重点须置于深层土壤湿度(M4)的突变以及表层累积入渗(M1)的长期累积趋势,二者结合可为深部破坏提供关键预警信号。(2)中形变区(Z)应视为气象触发敏感区,需高度关注短时强降水事件,并将中浅层土壤湿度(M2)的急剧变化视为形变可能因内部反馈而加速的前兆信号。(3)稳定形变区(W)在当前地质与气候背景下,整体失稳风险较低,监测资源可适度优化配置。

通过诊断“驱动层”与“反馈层”的分离与耦合关系,本研究不仅证实了水文因子对形变的驱动作用,更重要的是,阐明了形变如何通过改变关键层位的水文性质来影响后续演化,为理解滑坡的时空渐进性破坏提供了新的动力学视角。

5 结论与展望

基于 SBAS-InSAR 形变监测与 CCM 因果分析方法,本研究系统揭示了澜沧江上游昌都段高山峡谷区蠕滑滑坡的水文-形变耦合机制,主要结论如下:

(1)活动滑坡空间分布定量识别:基于 2020-2023 年的 SBAS-InSAR 监测数据,在研究区识别活动性蠕滑滑坡 602 处,并依据形变速率划分为高速(G)、中速(Z)和稳定(W)三类区域。

(2)水文-形变双向因果机制的定量解析:①正向因果(水文→形变方向):时滞路径分异:高速区对深层土壤水(M4)响应最快($\tau=2$),中速区对浅层土壤(M1)响应最敏感($\tau=1$),而稳定区则对直接降水(TP)响应最为及时($\tau=1$)。从因果强度角度分析,三类区域对水文因子的系统敏感性整体一致,均为 $\rho_{M1} > \rho_{M4} > \rho_{M3} > \rho_{M2} > \rho_{TP}$ ②反向因果(形变→水文方向):形变对土壤湿度具有明显的层级反馈特征,整体表现为 $M3 > M2 > M4 > M1 > TP$,其中中层土壤湿度(M2、M3)受形变反馈影响最为显著。

(3)差异化的区域演化模式:根据双向因果的不对称性,提炼出三种典型模式:高速区呈现“表驱-深响”的失稳前兆模式;中速区表现出“快响-强馈”的临界联动模式;稳定区呈现“惰性-衰减”的稳定模式。这些模式从动力学角度解释了不同区域稳定性的内在分异机制,可为滑坡灾害风险精准识别与分级预警提供新方法。

需要指出的是,尽管本研究利用时序 InSAR 技术和 CCM 方法揭示了滑坡形变与水文条件之间的因果关系,但受限于监测点的数量与空间分布,分析未能完全覆盖该区域的滑坡空间变形特征,后续将通过扩大样本点规模来增强结论的普遍适用性。此外,受研究数据基础与研究范畴限制,当前尚未结合野外滑坡变形裂缝调查等工程地质实测数据开展校验,所得结论以宏观时序规律为主。未来可进一步结合现场原位监测与岩土体试验数据,开展精细化机理验证与分析深化工作。

References

- Yang, H., Qu, L., Chen, L., et al.,2024. Potential sliding zone recognition method for the slow-moving landslide based on the Hurst exponent. *Journal of Rock Mechanics and Geotechnical Engineering*, 16(10): 4105-4124. <https://doi.org/10.1016/j.jrmge.2023.08.007>
- Fan, X., Yang, F., Subramanian, S. S., et al.,2020. Prediction of a multi-hazard chain by an integrated numerical simulation approach: the Baige landslide, Jinsha River, China. *Landslides*, 17(1): 147-164. <http://doi.org/10.1007/s10346-019-01313-5>
- Liu, X.J., Zhao C.Y., Yin Y.P., et al.,2024. Refined InSAR method for mapping and classification of active landslides in a high mountain region: Deqin county, southern Tibet Plateau, China. *Remote Sensing of Environment*, 304: 114030. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2024.114030>
- Zhang, Q, Zhao, C.Y., Chen, X.R.,2022. Technical progress and development trend of geological hazards early identification with multi-source remote sensing. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 51(6):885-896.(in Chinese with English abstract)
- Berardino, P., Gianfranco, F., Riccardo, L., et al.,2002. A new algorithm for surface deformation monitoring based on small baseline differential SAR interferograms. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*,40(11): 2375-2383.<http://doi.org/10.1109/tgrs.2002.803792>
- Kang, Y., Zhao, C.Y., Zhang, Q., et al.,2017. Application of InSAR techniques to an analysis of the Guanling landslide. *Remote sensing*,9(10): 1046. <https://doi.org/10.3390/rs9101046>
- Novellino, A., Cesarano, M., Cappelletti, P., et al. Slow-moving landslide risk assessment combining Machine Learning and InSAR techniques. *Catena*, 2021, 203: 105317. <https://doi.org/10.1016/j.catena.2021.105317>
- Du, J., Song, C., Li, Z., et al.,2025. Kinematic behavior and sliding geometry of large anthropogenic-induced landslides using three-dimensional time series InSAR: insights from the Li-Kan Road landslide. *Landslides*, 2025: 1-15. <https://doi.org/10.1007/s10346-02542-7>
- Yao, J., Yao, X., Liu, X., 2022. Landslide detection and mapping based on SBAS-InSAR and PS-InSAR: A case study in Gongjue County, Tibet, China. *Remote Sensing*, 14(19): 4728. <https://doi.org/10.3390/rs14194728>
- Chen, W.K., Guo, C.B., Yan, Y.Q., et al.,2026. Analysis on Deformation Characteristics and Influencing Factors of the Large-scale Deep-seated Creeping Landslide in Gonghuo Village.*Geoscience*,1-14[2026-01-17].<https://doi.org/10.19657/j.geoscience.1000-8527.2025.047>. (in Chinese with English abstract)
- Feng, W.K., Dun, J.W., Yi, X.Y., et al.,2020. Deformation analysis of Woda village landslides in Jinsha river basin using SBAS-InSAR technology. *Journal of Engineering Geology*,28(02):384-393. (in Chinese with English abstract)
- Wang, W.Z., Zhao, C.Y., Liu, X.J., et al.,2024. Identification and deformation monitoring of potential geotechnical hazards in the Deqin section of the Lancang river, China. *Journal of Earth Sciences and Environment*,46(04):557-568. (in Chinese with English abstract)
- Liu, X.J., Zhao, C.Y., Li, B., et al.2025. Identification and dynamic deformation monitoring of active landslides in Jishishan Earthquake area(Gansu, China) using InSAR technology. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*,50(02):297-312. (in Chinese with English abstract)
- Xu, Q., Li, W.L., Dong, X.J., et al.,2017. The Xinmocun landslide on June 24, 2017 in Maoxian, Sichuan: characteristics and failure mechanism. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*,36(11):2612-2628. (in Chinese with English abstract)
- Dai, K.R., Tie, Y.B., Xu, Q., et al.,2020. Early identification of potential landslide geohazards in alpine-canyon terrain based on SAR interferometry—a case study of the middle section of yalong river. *Journal of Radars*,9(03):554-568. (in Chinese with English abstract)

- Bogaard, T.A., Greco, R., 2016. Landslide hydrology: from hydrology to pore pressure. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Water*, 3(3): 439-459. <https://doi.org/10.1002/wat2.1126>
- Huang, J., Zhang, T., Wang, Y.F., et al., 2026. Early detection of rainfall-triggered landslides using InSAR and stability Index. *Earth Science*, 1-17[2026-01-19]. <https://link.cnki.net/urlid/42.1874.P.20251210.1614.006>. (in Chinese with English abstract)
- Pang, L., Li, C.H., Liu, D., et al., 2023. Response of Guobu slope displacement to rainfall and reservoir water level with time-series InSAR and wavelet analysis. *Applied Sciences*, 13(8): 5141. <https://doi.org/10.3390/app13085141>
- Yang, S.S., Guo, Q., He, J., et al., 2025. Advancing landslide susceptibility modeling with time series analysis and wavelet transform. *Remote Sensing Technology and Application*, 40(03): 636-646. (in Chinese with English abstract)
- Sugihara, G., May, R., Ye, H., et al., 2012. Detecting causality in complex ecosystems. *Science*, 338(6106): 496-500. <https://doi.org/10.1126/science.1227079>
- Zhou, C.J., Guan, Z.H., 2001. The source of Lancanjiang(Mekong) River. *Geographical Research*, (2): 184-190. (in Chinese)
- Su, P.C., Wei, F.Q., 2014. Landslides and debris flow hazards and danger zonation along the Lancang river. *Resources Science*, 36(02): 273-281. (in Chinese with English abstract)
- Cao, S.C., Guo, C.B., Yang, W.M., 2025. Development characteristics and evolution mechanisms of large high-altitude landslides along the Deqin reach of the upper Lancang River, *Earth Science*, 1-29[2026-04-28]. <https://link.cnki.net/urlid/42.1874.P.20251205.1716.002>. (in Chinese with English abstract)
- Deji, Q.Z., SuoLang, D.J., Ciren, W., et al., 2025. Determination of short-term heavy precipitation threshold and analysis on temporal-spatial distribution characteristics in Chamdo, eastn Xizang. *Technology of Xizang*, 47(06): 20-26. (in Chinese with English abstract)
- Kang, Y., 2016. Landslide detection and monitoring over southwestern mountainous area with InSAR. Xi'an: Chang'an University. (in Chinese)
- Zhang, L., Liao, M.S., Dong, J., et al., 2018. Early Detection of landslide hazards in mountainous area of west China using time series SAR Interferometry—a case study of Danba, Sichuan. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 43(12): 2039-2049. (in Chinese with English abstract)
- Wegnuller, U., Werner, C., Strozzi, T., et al., 2016. Sentinel-1 support in the GAMMA software. *Procedia Computer Science*, 100: 1305–1312. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2016.09.246>
- Song, J.W., Yang, Y.H., Xu, Q., et al., 2024. Research on key theoretical methods for early landslide detection using InSAR technology. *Journal of Engineering Geology*, 32(3): 963-977. (in Chinese with English abstract)
- Nazari, M., Sakhaei, S. M., 2020. Successive variational mode decomposition. *Signal Processing*, 174: 107610. <https://doi.org/10.1016/j.sigpro.2020.107610>
- Ling, X., Ming, D.P., Zhang, Z., et al., 2025. Revealing the causal response in landslide hydrology with MT-InSAR and spatial-temporal CCM: A case study in Jinsha River. *Environmental Modelling & Software*, 188: 106434. <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2025.106434>
- Tang, J., Lin, C.P., Bowman, M.K., et al., 1985. An alternative to Fourier transform spectral analysis with improved resolution. *Journal of Magnetic Resonance* (1969), 62(1): 167-171. [https://doi.org/10.1016/0022-2364\(85\)90312-9](https://doi.org/10.1016/0022-2364(85)90312-9)
- Li, Z.H., Song, C., Yu, C., et al., 2019. Application of Satellite Radar Remote Sensing to Landslide Detection and Monitoring: Challenges and Solutions. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 44(07): 967-979. (in Chinese with English abstract)

附中文参考文献

- 张勤,赵超英,陈雪蓉,2022.多源遥感地质灾害早期识别技术进展与发展趋势.测绘学报,51(06):885-896.
- 陈文凯,郭长宝,闫怡秋,等,2026.四川巴塘贡伙村大型深层蠕滑型滑坡变形特征与影响因素分析.现代地质,1-14[2026-01-17].<https://doi.org/10.19657/j.geoscience.1000-8527.2025.047>
- 冯文凯,顿佳伟,易小宇,等,2020.基于 SBAS-InSAR 技术的金沙江流域沃达村巨型老滑坡形变分析.工程地质学报,28(02):384-393.
- 王伟卓,赵超英,刘晓杰,等,2024.澜沧江德钦段地质灾害隐患 InSAR 识别与形变监测.地球科学与环境学报,46(04):557-568.
- 刘晓杰,赵超英,李滨,等,2025.基于 InSAR 技术的甘肃积石山震区活动滑坡识别与动态形变监测.武汉大学学报(信息科学版),50(02):297-312.
- 许强,李为乐,董秀军,等,2017.四川茂县叠溪镇新磨村滑坡特征与成因机制初步研究.岩石力学与工程学报,36(11):2612-2628.
- 戴可人,铁永波,许强,等,2020.高山峡谷区滑坡灾害隐患 InSAR 早期识别——以雅砻江中段为例.雷达学报,9(03):554-568.
- 黄健,曾探,王英凡,等,2026.耦合 InSAR 形变与稳定指数的降雨突发型滑坡早期识别.地球科学,1-17[2026-01-19].<https://link.cnki.net/urlid/42.1874.P.20251210.1614.006>
- 杨圣桑,郭擎,贾贺,等,2025.时频分析与机器学习模型耦合的滑坡动态敏感性评估.遥感技术与应用,40(03):636-646.
- 周长进,关志华,2001.澜沧江(湄公河)正源及其源头的再确定.地理研究,(2):184-190.
- 苏鹏程,韦方强,2014.澜沧江流域滑坡泥石流空间分布与危险性分区.资源科学,36(02):273-281.
- 曹世超,郭长宝,杨为民,等,2026.澜沧江上游德钦段大型高位滑坡发育特征与形成演化机制研究.地球科学,1-29[2026-04-28].<https://link.cnki.net/urlid/42.1874.P.20251205.1716.002>.
- 德吉曲宗,索朗多吉,次仁旺姆,等,2025.藏东昌都短时强降水阈值确定及时空分布特征分析.西藏科技,47(06):20-26.
- 康亚,2016. InSAR 技术在西南山区滑坡探测与监测的应用(博士学位论文). 西安:长安大学.
- 张路,廖明生,董杰,等,2018.基于时间序列 InSAR 分析的西部山区滑坡灾害隐患早期识别——以四川丹巴为例.武汉大学学报(信息科学版),43(12):2039-2049.
- 宋家苇,杨莹辉,许强,等,2024.滑坡灾害 InSAR 早期识别关键技术方法研究.工程地质学报,32(3):963-977.
- 李振洪,宋闯,余琛,等,2019.卫星雷达遥感在滑坡灾害探测和监测中的应用:挑战与对策.武汉大学学报(信息科学版),44(07):967-979.