

降雨特征差异对群发滑坡类型分异与触发时序影响

罗森林¹, 毛卫无^{*1,3}, 郑国明⁴, 邹嘉玲¹, 黄雨^{1,2,3}

1. 同济大学土木工程学院, 上海 200092;

2. 同济大学土木工程防灾减灾全国重点实验室, 上海 200092;

3. 同济大学岩土及地下工程教育部重点实验室, 上海 200092;

4. 福建省地质科学研究院, 福建福州 350013

摘要: 福建省武平县 2022、2024 年两起群发滑坡降雨量阈值相差近 100 mm。为揭示降雨特征差异对群发滑坡响应的影响, 本文构建了降雨过程特征描述框架与滑坡空间拓扑特征分类方法, 对两次事件的地质地形背景、降雨时空结构及滑坡类型进行了定量对比分析, 并讨论了入渗控制机制与触发时序的关联。结果表明, 两次事件的区域背景与降雨特征差异显著, 但滑坡点关键地质地形条件高度一致。同时, 滑坡类型和时序特征受降雨特征影响亦存在差异, 2022 年以短历时强峰值降雨和微小型滑坡为主, 2024 年则表现为长持时强降雨, 平面型与汇聚型滑坡显著增多。研究表明, 群发滑坡预警应显式纳入雨型信息, 并关注峰值结构、降雨历时入渗补给与地形汇流的共同控制, 相关结论为复杂降雨条件下群发滑坡预警与机理揭示提供了重要途径。

关键词: 降雨型群发滑坡; 降雨特征; 滑坡特征; 拓扑数据分析

中图分类号: TB16

收稿日期: 2026-1-1

Effects of Rainfall Characteristics on the Typological Differentiation and Triggering Sequence of Clustered Landslides

Senlin Luo^{1,2}, Wuwei Mao^{*1,3}, Guoming Zheng⁴, Jialing Zou¹, Yu Huang^{1,2,3}

1. School of Civil Engineering, Tongji University, Shanghai 200092, China;

2. State Key Laboratory of Disaster Reduction in Civil Engineering, Tongji University, Shanghai 200092, China;

3. Key Laboratory of Geotechnical and Underground Engineering of the Ministry of Education, Tongji University, Shanghai 200092, China;

4. Fujian Institute of Geological Sciences, Fuzhou 350013, China

Abstract: The rainfall thresholds of two clustered landslide events that occurred in Wuping County, Fujian Province, in 2022 and 2024 differed by nearly 100 mm. To clarify how differences in rainfall characteristics affect clustered landslide responses, this study developed a rainfall process characterization framework and a spatial topological classification method for landslides. Based on these approaches, the two events were quantitatively compared in terms of their geological and topographic settings, spatiotemporal rainfall structures, and landslide types, and the relationship between infiltration control mechanisms and triggering timing was further discussed. The results show that, although the two events exhibited significant differences in regional background conditions and rainfall characteristics, the key geological and topographic conditions at the landslide locations were highly consistent. At the same time, landslide types and temporal characteristics also differed in response to rainfall characteristics: the 2022 event was dominated by short-duration, high-peak rainfall and mostly small landslides, whereas the 2024 event was characterized by long-duration intense rainfall, with a marked increase in planar and convergent landslides. These findings suggest

基金项目: 国家重点研发计划 (No. 2024YFC3012600).

作者简介: 罗森林 (1996-), 男, 博士研究生, 主要从事降雨型群发滑坡致灾机理与风险动态智能评估研究. Email: luosenlin1996@163.com, ORCID: 0000-0002-2111-3990.

***通讯作者:** 毛卫无 (1986-), 男, 副教授, 博士, 主要从事地质灾害防治、地震工程地质与颗粒物物质力学研究. Email: maowuwei@tongji.edu.cn, ORCID: 0000-0002-7301-3895.

that rainfall pattern information should be explicitly incorporated into clustered landslide early warning, with particular attention to the combined controls of peak rainfall structure, duration-dependent infiltration recharge, and topographic flow convergence. The results provide an important basis for improving early warning and understanding the mechanisms of clustered landslides under complex rainfall conditions.

Keywords: rainfall-induced clustered landslides; rainfall characteristics; landslide characteristics; topological data analysis

引言

降雨向来被认为是诱发滑坡最主要的因素，基于 Gómez 等(2023)构建的全球 1902 至 2020 年滑坡数据库 (UGLD)，25194 起滑坡事件中由降雨诱发的占比高达 92.2%，共造成 88813 人伤亡，表明降雨型滑坡在全球范围内具有突出的致灾性。在全球气候变化背景下，极端降雨事件呈现频发与增强趋势，降雨诱发滑坡的风险也随之显著提高 (Embersson et al., 2021)。同时，降雨诱发滑坡高风险区域与人类活动密集、经济发达地区高度重合，降雨型滑坡灾害可能严重阻碍社会与经济的发展 (Dille et al., 2022)。因此，针对降雨型滑坡灾害的防灾减灾工作，无论是从城市规划理念、应急计划、防灾教育等结构性措施，或是更具有针对性的滑坡预警技术与系统等非结构性措施，都应得到重视和发展 (Piciullo et al., 2018)。

在众多预警方法中，降雨阈值模型因其数据易获取、形式直观、便于业务化部署而被广泛采用。自 Endo (Vennari et al., 2014) 1969 年提出滑坡降雨阈值概念以来，Onodera et al. (1974) 基于地形、地质等背景条件给出了经验阈值框架。其中，强度 - 历时 (I-D) 阈值模型 (Guzzetti et al., 2008) 最具代表性，为欧洲多国构建本地化阈值与预警实践提供了基础 (Muller et al., 2008; Brunetti et al., 2010; Ayuso-Muñoz et al., 2015)。我国香港在宝珊道滑坡后亦开启了系统性的阈值风险评估与预警体系建设 (Yang et al., 2022)。然而，大量实践也表明：即便在地质地貌背景相近的区域，不同降雨事件所对应的“有效阈值”仍可能显著波动，阈值的跨事件迁移与泛化能力不足，成为限制预警精度与可推广性的关键瓶颈之一。其根源可能在于，传统阈值多侧重累计雨量或强度 - 历时关系，而对降雨过程形态及其空间结构的刻画相对不足，从而难以解释同一地区在不同雨型作用下滑坡响应的差异。

直至目前，更高精度及更具有物理可解释性的滑坡降雨阈值的研究仍是重要的课题。其中，“高精度”不仅指阈值对滑坡发生与未发生事件具有更高的识别能力和更低的误报、漏报率，也强调其在不同事件、不同区域及不同降雨类型条件下的稳定适用性；“物理可解释性”则要求阈值参数能够对应前期含水状态、降雨峰值、降雨历时、入渗补给及坡体响应等明确的水文 - 力学过程。一方面，通过开展物理模型试验、数值模拟、概率建模等以构建显式的降雨诱发滑坡模型 (黄发明等, 2022; Huang et al., 2023; 钟源等, 2023; Zhang et al., 2025)。例如，部分研究基于流固耦合模型探讨地表径流与渗流的共同作用 (Wang and Xu, 2025; 龚涛等, 2025)，或采用蒙特卡洛模拟的渗流 - 稳定性耦合计算开展库水位涨落与降雨情景下缓慢滑坡的定量风险评估 (Guo et al., 2020)，以及通过物理模型试验探究降雨过程特征对边坡稳定性的影响 (Zhang et al., 2025) 等，大量研究进一步提升学者对于降雨型滑坡的认知。另一方面，由于降雨型滑坡具有的多因素、多尺度强耦合特征 (Yang et al., 2024; 刘智琪等, 2025)，深度学习等隐式方法在融合地质、地貌、气象、生态与工程等多源信息方面展现出优势，近年得到广泛应用 (Mondini et al., 2023; 姬建等, 2024; Zhang et al., 2024; Guo et al., 2025)。但总体而言，孕灾因子的强非线性与诱灾因子的高度不确定性耦合，使得现有预警结果在跨事件、跨区域应用中仍具有较强局限性，尚难实现兼具高精度与强解释性的时空预警。

本研究源于对多个降雨型群发滑坡案例分析，在尝试基于深度学习算法构建滑坡强度 - 降雨预测模型过程中发现：即便地理位置一致，模型在不同降雨事件间的迁移效果仍不理想，泛化能力明显不足。该现象表明，除地形、地质背景外，降雨过程特征差异可能是影响群发滑坡响应、滑坡类型分异及阈值稳定性的关键因素 (Fan et al., 2020)。为进一步揭示其机理，有必要建立一套可复现、可量化的框架，将降雨过程从降雨量与强度拓展到“过程形态与空间结构”，并将滑坡响应从是否发生进一步细化到“类型组成与触发时序”。

因此，本文以武平县两次空间距离相近、背景条件具有较高可比性但降雨过程特征差异显著的群发滑坡事件为对照案例，围绕“降雨过程特征差异如何驱动滑坡类型分异与触发阈值差异”这一科学问题展开研究。具体而言，本文首先从区域背景与滑坡点的地质地形特征出发进行对比；随后构建峰值系数-总降雨以及采用峰度-偏度参数体系对降雨特征进行量化与可视化表征，进一步计算滑坡边界的空间拓扑特征，并通过 K-means 聚类方法实现滑坡类型客观划分与定量描述。综合对比两次事件的降雨时空结构与滑坡类型组成差异，讨论可能的致灾机制，并提出对区域滑坡预警模型可迁移性改进的启示。

1 案例概况

武平县位于我国东南区域（图 1a），闽粤赣交界的山地丘陵区，是武夷山脉南缘与南岭山脉东北段的汇合部位，整体地势由西北向东南倾斜，高程约 149-1523m，低中山和切割丘陵广布，山脊与河谷呈带状展布，形成沟谷深切和阶地相间的地貌格局（图 1b）。区域处于华南构造体系的转换部位，北东向与北北东向断裂较为发育，并伴随若干北西向构造线，这些线性构造与主要河谷及洼地走向大致一致，显著控制了排水骨架和河谷展布，同时降低了岩体整体性，为地下水运移和强风化提供了有利通道。地层以上泥盆统至上中侏罗统为主，岩性以砂岩、粉砂岩、页岩、石英砂岩和砂砾岩为主体，局部夹有煤层、灰岩、白云岩及硅质岩，并可见较大规模的前古生代变质岩和燕山期花岗岩侵入体（图 1b）；沉积岩出露面积约占全县面积约 15%，长期缓慢抬升背景下岩石普遍深度风化，坡面广泛覆盖厚层残积土和坡积物，物理力学性质较为软弱且保水性强，对降雨变化十分敏感。武平县处于中亚热带向亚热带过渡的气候带，受东亚季风和南海暖湿气流共同影响，年降雨量约 1500-2200mm，集中于 5-6 月龙舟雨季与 8 月台风季；受高差和坡向控制，暖湿气流在丘陵山地区易形成地形性降水，这种复杂地形与高强度季风降雨的组合，为极端降雨引发的群发性地质灾害提供了典型的区域背景条件。

武平县的中部和南部分别在 2022 年和 2024 年遭受极端降雨天气，诱发群发滑坡，均造成大量人员伤亡和经济损失。从表观数据来看，两次群发滑坡事件差异显著，基于全县 41 个雨量站当日监测数据进行插值形成降雨云图（图 1d-g）。雨量站空间分布如图 1b，整体分布均匀合理，虽高海拔区分布较少，但未见明显的山区与平原分布偏倚，因此，插值结果可有效反映降雨的空间分布特征。2022 年降雨中心最大降雨量约为 227mm，共发生约 417 起滑坡（图 1d），而 2024 年最大降雨量达到了 358mm，在武平县内诱发了约 6189 起滑坡（图 1e）。定性而言，二者滑坡中心与降雨中心几乎重合，宏观结果表现出随着降雨量和降雨范围增加，滑坡数量相应增加，但实际结果需进一步探究。由图 1(f)、(g)所示的两次群发滑坡事件前序降雨空间分布特征可知，前序降雨中心与群发滑坡中心关联性较弱。不可否认，即便前序降雨在滑坡区内仅有少量分布，仍可能对滑坡发生有促进作用，但显然并不是主要因素，因此本研究主要聚焦于直接诱发滑坡的降雨事件开展分析和讨论。同时需要指出，为降低基础数据噪声对分析结果的影响，本文采用的滑坡数据均源于吉林一号 0.5 m 分辨率遥感影像的目视解译成果，并通过与灾前影像对比核查，剔除了历史滑坡影响。

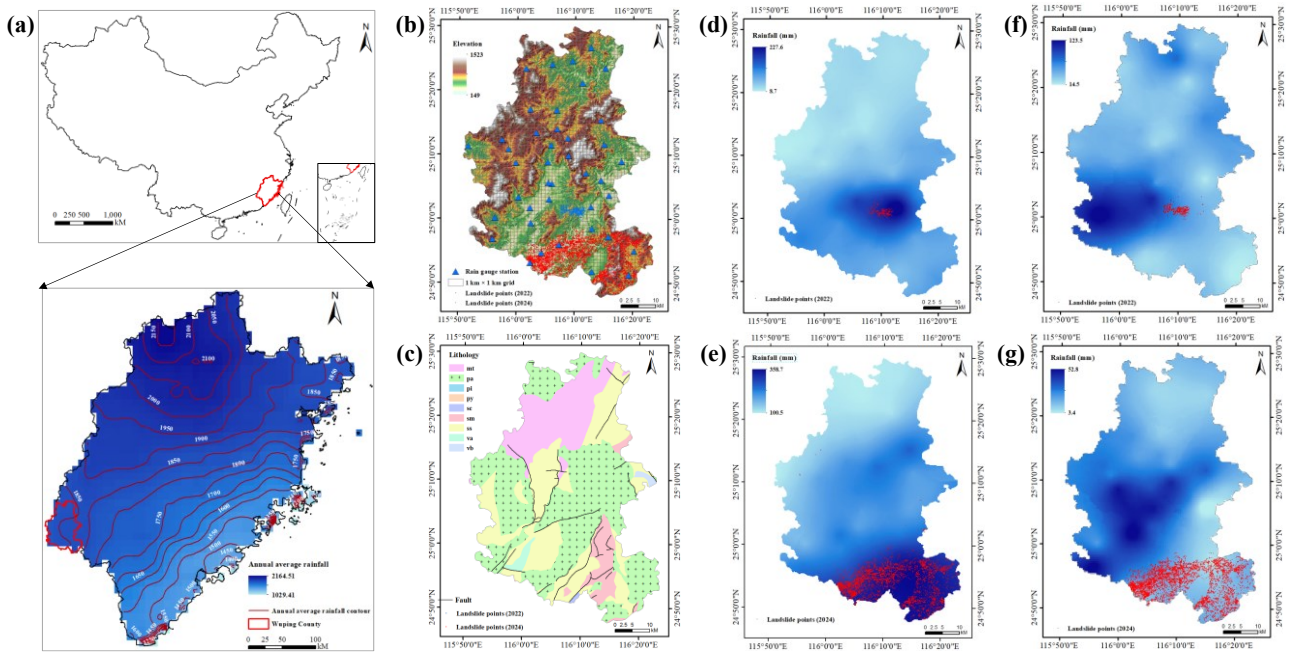
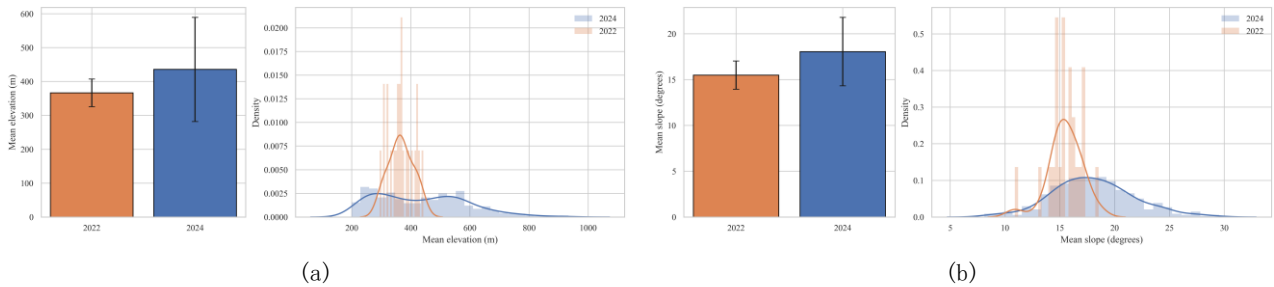


图 1 (a) 武平县区位图; (b) 武平县地形特征及雨量站分布; (c) 武平县地层岩性分布; (d) 2022 年降雨空间分布及滑坡分布; (e) 2024 年降雨空间分布及滑坡分布; (f) 2022 年群发滑坡事件前 3 日降雨分布; (g) 2024 年群发滑坡事件前 3 日降雨分布

Fig. 1. (a) Location of Wuping County; (b) topographic features and rain gauge distribution in Wuping County; (c) distribution of stratigraphic lithology in Wuping County; (d) spatial distributions of rainfall and landslides during the 2022 event; (e) spatial distributions of rainfall and landslides during the 2024 event; (f) cumulative rainfall distribution during the 3 days preceding the 2022 clustered landslide event; (g) cumulative rainfall distribution during the 3 days preceding the 2024 clustered landslide event.

(注: mt: 变质岩; pa: 酸性侵入岩; pi: 中性侵入岩; py: 火山碎屑岩; sc: 碳酸沉积岩; sm: 混合沉积岩; ss: 硅质碎屑沉积岩; va: 酸性火山岩; vb: 基性火山岩)

将两次滑坡区域的地质地形基本特征进行统计分析, 将武平县按 1km^2 的网格进行划分, 共划分 2853 个网格, 若网格内滑坡数不小于 3, 则归为滑坡事件核心区域, 再分别对两次事件核心区域的地形、地质特征进行对比 (图 2)。显然, 因 2022 年受降雨范围影响, 滑坡区域偏小, 在地形、地质指标上具有集中特征。具体而言, 相较于 2024 年滑坡区域, 2022 年滑坡区域整体海拔更低、坡度更缓, 因此地形破碎程度 (TRI) 也相对较低。用于表征边坡走向与坡向离散性的 VRM 差异较小, 空间分布特征整体一致, 但 2024 年滑坡区域较大, 使得其取值分布区间增宽。代表区域汇流能力的参数 TWI 在 2022 年滑坡区域较大, 说明该区域更易积水。本文采用像元到路网的最短距离值作为道路网密度的代理表征指标, 用于间接刻画研究单元周边路网发育程度, 并在一定程度上反映区域工程活动强度。两区域路网密度分布特征相似, 但 2024 年滑坡区域路网密度总体较低一些。地层岩性作为地质背景的基本特征, 2022 与 2024 群发滑坡区域中均以花岗岩为主, 但研究区面积较小时具有较大随机性, 因此主要用以纵向对比分析。



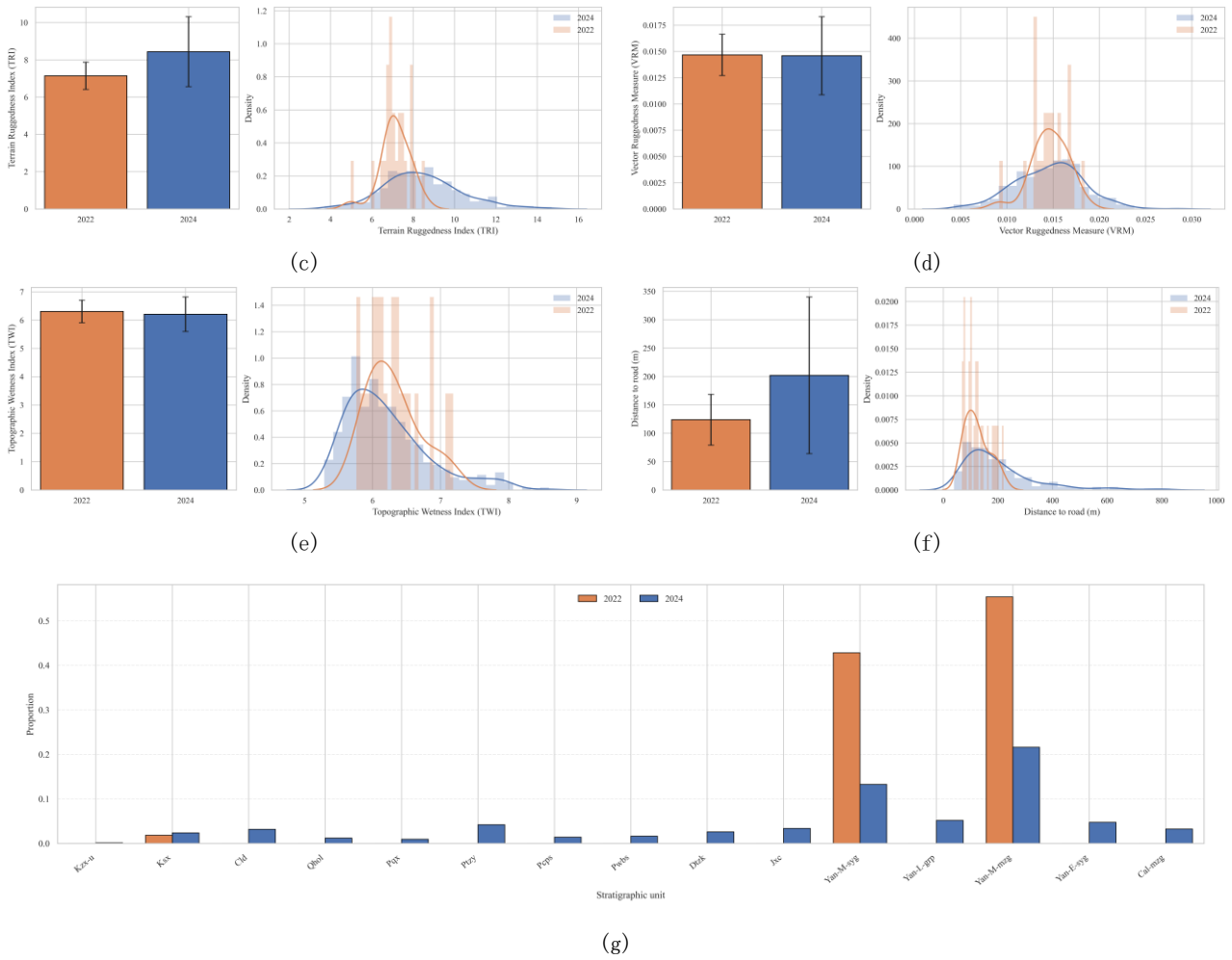


图 2 2022 年滑坡区域与 2024 年滑坡区域地形特征对比(a)海拔；(b)坡度；(c)地形因子；(d) 向量地形粗糙度指数；(e) 地形湿度因子；(f)道路网密度；(g)地层岩性

Fig. 2. Comparison of topographic characteristics between the 2022 and 2024 landslide-affected areas: (a) elevation; (b) slope; (c) terrain factor; (d) vector ruggedness measure (VRM); (e) topographic wetness index (TWI); (f) road network density; (g) stratigraphic and lithological distribution.

(注: Kzx-u: 白垩系寨下组上段; Ksx: 白垩系沙县组; Cld: 石炭系林地组; Qhol: 第四系全新统; Pqx: 二叠系栖霞组; Ptzy: 二叠系童子岩组; Pcps: 二叠系翠屏山组; Pwbs: 二叠系文笔山组; Dtzk: 泥盆系桃子坑组; Jxc: 侏罗系下村组; Yan-M-syg: 燕山中期正长花岗岩; Yan-L-grp: 燕山晚期花岗斑岩; Yan-M-mzg: 燕山中期二长花岗岩; Yan-E-syg: 燕山早期正长花岗岩; Cal-mzg: 加里东期二长花岗岩; Yan-M-qmz: 燕山中期石英二长岩)

整体而言，例如坡度、地形粗糙因子等明显对滑坡有显著促进作用的因子，2024 年滑坡区都大于 2022 年滑坡区，再加上 2024 年总降雨量显著大于 2022 年，似乎可以有效解释最终结果 2024 年滑坡量远大于 2022 年的原因，但事实上并非如此。

2 降雨特征与滑坡空间分布差异

2.1 降雨特征描述方法

事实上，降雨作为唯一的动态输入因子，对滑坡时空分布特征起决定性作用。但即便是相同的降雨量，不同的降雨持时和强度特征往往会造成差异显著的致灾响应，而这也是仅采用降雨值对群发滑坡风险评估通常难以奏效的根本原因。降雨特征该如何描述？对于群发滑坡而言，滑坡是持续发生的过程性事件，难以精确界定每个滑坡分别由什么时间段的降雨诱发。因此通常将群发滑坡的结果作为整体事件，根据少量被确切记录到的滑坡，并结合最大降雨值的时间段，综合确定降雨事件时间段。为便于统计和分析，若时间段大于 24 小时则按照实际降雨时间段，若不满 24 小时则向前取至 24 小时为降雨事件，以兼顾直接触发降雨及其前期短时湿润准备过程，并增强不同事件间降雨特征指标的可比性。

对于降雨事件而言，其特征复杂，常用的持时与强度参数虽一定程度可表述降雨特征(Ran et al., 2018)，但大量现象表明集中降雨时间段在整个事件期间的分布也显著影响着滑坡结果(Fan et al., 2020; He et al., 2024)。为基于绝对参数和相对参数两方面对降雨特征进行描述，本文首先采用3小时峰值强度指数与总降雨量从绝对参数对降雨强度和分布不均匀特征进行表征，定义24小时降雨序列为：

$$\{r_1, r_2, \dots, r_{24}\}, r_t \geq 0 \quad (1)$$

其中 r_t 为第 t 小时的降雨量 (mm)， R 为24小时总降雨量 (mm)。

将降雨事件中，3小时最大连续降雨量定义为：

$$R_{3h}(k) = r_k + r_{k+1} + r_{k+2}, k = 1, 2, \dots, 22 \quad (2)$$

$$R_{3h}^{\max} = \max_{k \in [1, 22]} R_{3h}(k) \quad (3)$$

进一步将该值转换为无量纲“峰值放大系数”：

$$PI_{3h} = \frac{R_{3h}^{\max}/3}{R/24} \quad (4)$$

PI_{3h} 能充分反映降雨的峰值突出程度，而短时强降雨是诱发滑坡的重要因素，为了充分反映降雨分布不均以及总降雨强度，以 PI_{3h} 为与总降雨量 R 结合作为综合指标体系（图3）。

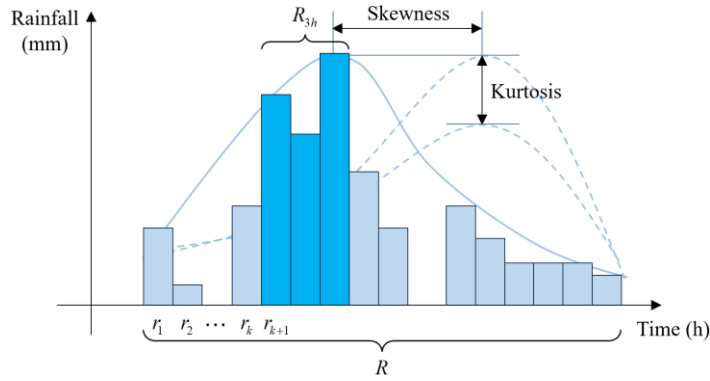


图3 降雨特征描述方法示意图

Fig. 3. Schematic illustration of the method for describing rainfall characteristics.

但如前文所述，该框架无法表征降雨在时间上的分布，因此再基于峰度和偏度对全程降雨特征进行描述。首先，为了描述降雨过程在24 h区间内的时序形态，将时间标准化为区间(0, 1]内的无量纲变量：

$$x_t = \frac{t-0.5}{24}, t = 1, 2, \dots, 24 \quad (5)$$

为了体现不同时间段降雨量的在整个降雨事件的重要性，将降雨作为权重进而构造离散概率分布：

$$p_t = \frac{r_t}{R}, \sum_{t=1}^{24} p_t = 1 \quad (6)$$

其表明，在整个降雨事件中，在第 t 小时降雨量占总降雨量的比例。基于式(5)与式(6)，可定义降雨过程的中心时间为加权均值：

$$\mu = \sum_{t=1}^{24} p_t x_t \quad (7)$$

不难理解，当 μ 较小时则表明降雨主要集中于降雨过程的前半段，较大则对应降雨过程的后半段。

至此，引入偏度和峰度的概念的对降雨的时间分布与强度特征进行准确表征（图3）。需要解释的是，在统计学中偏度是随机变量的标准化三阶中心矩，表征分布相对于均值的非对称性。峰度是标准化四阶中

心矩，可有效刻画分布在均值附近的集中程度及尾部特征。偏度和峰度作为分布的高阶矩特征，能够在给定总雨量和方差的前提下，从数学上进一步区分降雨时程曲线在时间上的非对称性与集中程度，可精准地表征降雨的过程特征(He et al., 2024)。

$$\text{Skew} = \frac{\sum_{t=1}^{24} p_t (x_t - \mu)^3}{\sigma^3} \quad (8)$$

$$\text{Kurt} = \frac{\sum_{t=1}^{24} p_t (x_t - \mu)^4}{\sigma^4} \quad (9)$$

其中， σ 为降雨时间标准差，用以描述降雨在整个降雨事件持续时间的离散和集中程度。

$$\sigma = \sqrt{\sum_{t=1}^{24} p_t (x_t - \mu)^2} \quad (10)$$

2.2 降雨特征差异

基于全县的 41 个雨量站监测数据，绘制降雨时间分布图（图 4）。显然，2022 年的降雨范围较小，时空分布极为不均，极端降雨出现在降雨过程的前半段，且最大小时降雨量超过了 60mm。2024 年几乎县全域均在降雨，降雨集中于降雨事件的尾端，最大小时降雨量为 57mm。

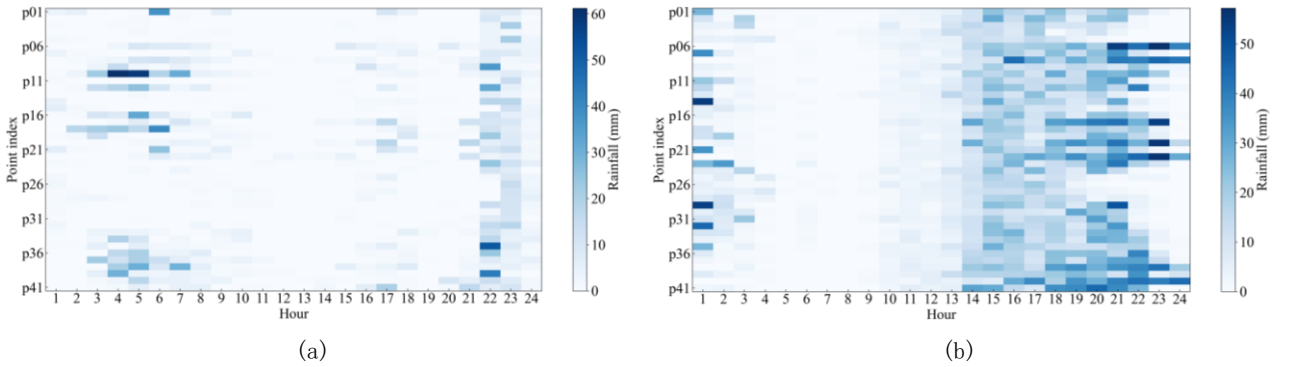


图 4 降雨时间分布特征：(a) 2022 年降雨时间特征；(b) 2024 年降雨时间特征

Fig. 4. Temporal characteristics of rainfall: (a) temporal rainfall characteristics in 2022; (b) temporal rainfall characteristics in 2024.

基于 2.1 节提出的量化框架，对研究区每个网格的 24 小时降雨特征进行表述。基于 PI_{3h} 与 R 量化描述降雨的短时极端程度与总量，同时以散点的色阶表征单个网格的滑坡数，绘制如图 5。可见，两次降雨事件的特征截然不同，整体而言，2022 年降雨量显著低于 2024 年。虽然两次降雨事件的 3 小时峰值系数均超过了 2.5，但 2022 年峰值系数仍显著大于 2024 年，这表明了 2022 年降雨的时间不均匀性，这从图 4 所给出的小时最大降雨值也能得到相近的结论。但需要指出，从式 (6) 可知，当总降雨量较小时，会一定程度放大峰值系数。同时，可以发现，无论是 2022 年或者 2024 年群发滑坡事件，在同一群发滑坡事件中诱发滑坡的降雨特征相近，呈现聚集现象，可见降雨诱发群发滑坡并不是随机事件。不同的降雨特征其诱发滑坡的降雨量阈值具有显著差异，2022 年最低诱发滑坡降雨量阈值约为 120mm，而 2024 年的阈值达到了 300mm。然而，根据第 2 章的基础地形特征分析结果，2024 年滑坡区具有更高的易发性，降雨量阈值应较低。这一矛盾说明，短时强降雨在强汇水区域(图 2e)可能更易触发滑坡。

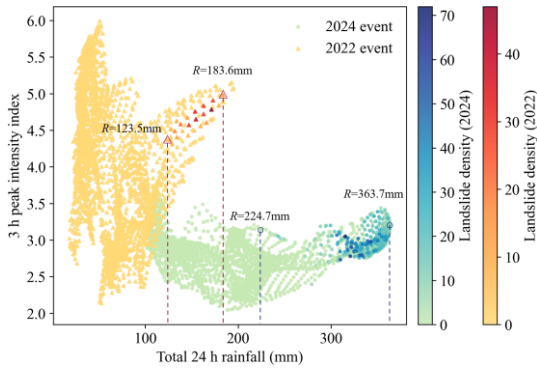


图 5 PI_{3h} -R 散点图

Fig. 5. Scatter plot of PI_{3h} versus R.

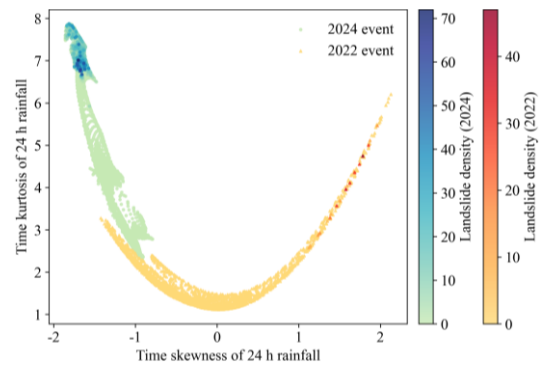


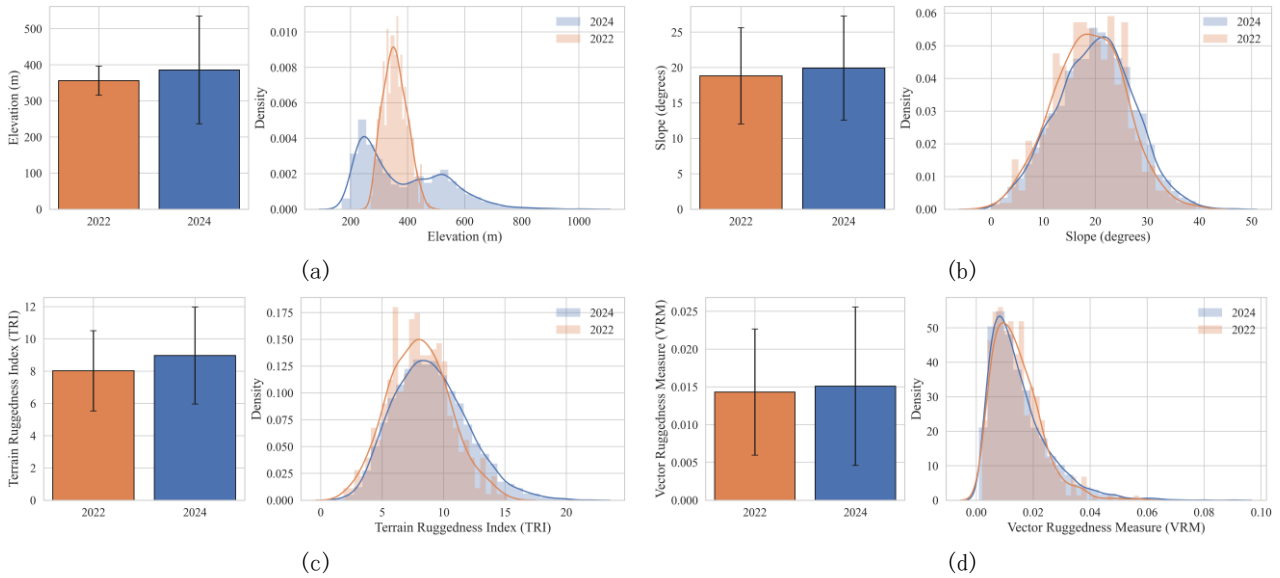
图 6 峰度-偏度散点图

Fig. 6. Scatter plot of kurtosis versus skewness.

在对降雨强度因子分析后,进而通过降雨的峰度-偏度特征分析降雨在整个过程的分布如何影响滑坡触发。两次降雨事件的峰度-偏度散点图如图 6 所示,两次事件在峰度-偏度空间的重合度依然较低。基于偏度指标,2024 年的所有区域的降雨主要集中于后半段,而 2022 年则呈现显著的时空不均匀性,不同区域的偏度呈现多样性。对峰度而言,2024 年的峰度略高于 2022 年,并且 2024 年的滑坡区域的降雨峰度集中于 6.5 至 8 之间,而 2022 年滑坡区域的降雨峰度分布更广,介于 2.5 至 5.5。需要说明的是,峰值显示降雨时间不均匀性是基于全统计样本的,由于 2024 年的总降雨量较大,而在事件内存在一段低降雨段,因此在峰度上 2024 年和 2022 年和图 5 存在一定差异。依然可观察到,两次群发滑坡事件的高密度网格在偏度-峰度空间聚集出现,再次说明对于同一事件,触发滑坡的降雨时序特征并非随机分布,并且不同类型的降雨时间结构对应着差异明显的滑坡响应模式与触发阈值。

2.3 滑坡在空间分布的差异

通过对滑坡点的基础地质地形特征提取,并统计绘制曲线如图 7 所示。由上述研究可知,两次滑坡区的基础地质、地形特征存在差异,降雨时空特征也存在差异,但滑坡点的地质、地形特征,除海拔和道路距离保留部分背景特征外,其他地质、地形因子几乎不受背景特征影响,呈现高度一致的特征。地层岩性基本保持了背景特征,相对而言燕山中期二长花岗岩的滑坡比例略高于燕山中期正长花岗岩。总的来说,虽两次滑坡区的局部地层岩性、地形特征存在差异,但宏观地质,气候,地貌特征仍具有相似性,使得整个区域的易滑地层分布一致,进而滑坡所表征的特点具有一致性。



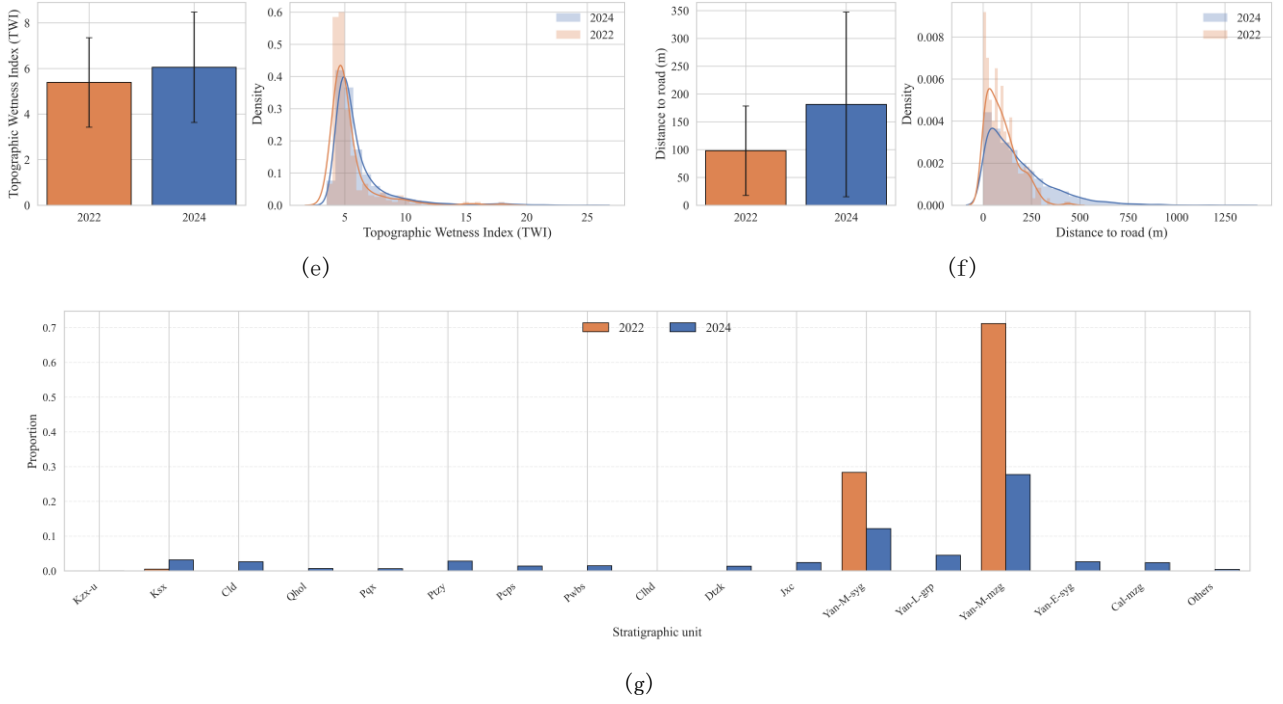


图 7 2022 年滑坡点与 2024 年滑坡点地形特征对比(a)海拔；(b)坡度；(c)地形因子；(d) 向量地形粗糙度指数；(e)地形湿度因子；(f)道路分布密度；(g)地层岩性

Fig. 7. Comparison of topographic characteristics at landslide locations in 2022 and 2024: (a) elevation; (b) slope; (c) terrain factor; (d) vector ruggedness measure (VRM); (e) topographic wetness index (TWI); (f) road network density; (g) stratigraphic and lithological distribution.

这表明，对于宏观地质、气候特征相近的区域，滑坡高易发的地质、地形特征高度一致，不受诱发因素降雨特征差异的影响。可见，基于静态因子获得的滑坡易发性的科学性得到了证实(Reichenbach et al., 2018)，当然，降雨特征的差异仍影响着滑坡在区域上的时空响应，而该问题是实现降雨型滑坡高精度预测的关键。

3 基于空间拓扑特征的滑坡类型差异分析

3.1 基于空间拓扑特征的滑坡分类方法

章节 1 与章节 2 已对滑坡区域地质、地形背景特征，降雨时空特征以及滑坡点的地形特征进行了详细分析。大量现场调查结果表明，虽然滑坡都以浅层中小型滑坡为主要共同特征，但在不同微地貌依然存在运动形式和体量上的差异。为进一步揭示降雨特征对滑坡类型的影响机制，引入拓扑数据分析(topological data analysis, TDA)对滑坡微地貌的空间拓扑特征进行量化描述(Bhuyan et al., 2024)。为统一描述标量场或点云不同数据对象下的拓扑演化过程，本文采用过滤值函数 ϕ (Edelsbrunner and Harer, 2010)在复形 K 上构造一族随尺度参数 t 单调嵌套的滤波序列。其中， K 表示由研究对象构造得到的单纯复形， σ 表示复形中的单形，单形是构成单纯复形的基本单元，可对应点、边、三角形及其高维推广； $\phi: K \rightarrow \mathbb{R}$ 表示定义在各单形上的过滤函数。

$$K(t) = \{\sigma \in K \mid \phi(\sigma) \leq t\}, \quad t \in \mathbb{R} \quad \text{且} \quad K(t_1) \subseteq K(t_2) (t_1 \leq t_2) \quad (11)$$

当输入为栅格标量场时，可将 ϕ 取为该标量场在单形上的取值，从而得到子水平集滤波序列；当输入为点云时，可通过点间距离诱导 ϕ ，从而得到基于点云的 Vietoris-Rips 滤波序列。随着尺度 t 的增大，拓扑特征如连通分量与环，会在不同尺度上出现并消失。本文用第 k 维同调群 $H_k(K(t))$ 记录该过程，其中 $H_k(K(t))$ 用于表征滤波复形在第 k 维上的拓扑结构， $k = 0$ 对应连通分量， $k = 1$ 对应环结构，并重点关注二维情形下 $k = 0$ 的连通分量与 $k = 1$ 的环结构。将所有第 k 维拓扑特征的出生尺度 $b_i^{(k)}$ 与死亡尺度 $d_i^{(k)}$ 组成点集，即得

到第 k 维持久图(Zomorodian and Carlsson, 2004):

$$D_k = \left\{ \left(b_i^{(k)}, d_i^{(k)} \right) \right\}_{i=1}^{m_k} \quad (12)$$

其中 m_k 为第 k 维持久图中的特征个数。

进一步地, 定义第 k 维第 i 个拓扑特征的持久度为:

$$L_i^{(k)} = d_i^{(k)} - b_i^{(k)} \quad (13)$$

$L_i^{(k)}$ 衡量拓扑特征在尺度空间中的稳定性与显著性: 持久度越长, 通常意味着该结构越稳定、越不易被噪声或局部扰动所改变。为将持久图压缩为可用于统计分析与分类的有限维特征向量, 本文采用四个经典汇总指标: 总持久度 (Total persistence, TP)、平均持久度 (Mean persistence, MP)、最大持久特征 (Most persistent feature, MPF) 以及持久熵 (Persistent entropy, PE), 分别定义为:

$$\text{TP}^{(k)} = \sum_{i=1}^{m_k} L_i^{(k)} \quad (14)$$

$$\text{MP}^{(k)} = \frac{1}{m_k} \sum_{i=1}^{m_k} L_i^{(k)} \quad (15)$$

$$\text{MPF}^{(k)} = \max_i L_i^{(k)} \quad (16)$$

$$\text{PE}^{(k)} = - \sum_{i=1}^{m_k} p_i^{(k)} \log p_i^{(k)}, \quad p_i^{(k)} = \frac{L_i^{(k)}}{\sum_j L_j^{(k)}} \quad (17)$$

上述指标从不同角度刻画了持久图的总体强度、典型尺度、最显著结构及多尺度混合程度, 为后续分类提供基础特征。

为比较不同标量场所诱导的拓扑结构差异, 并保证结果具有稳定性与可复现性, 本文采用瓶颈距离 d_B 衡量两张持久图的差异。在由过滤值函数诱导的滤波序列情形下, 持久图满足经典稳定性不等式 Cohen-Steiner et al. (2005): 若两标量场 ϕ 与 ψ 在全域上的最大差异满足 $\|\phi - \psi\|_\infty \leq \varepsilon$, 则其对应持久图之间的瓶颈距离也被同一上界控制:

$$d_B(D_k(\phi), D_k(\psi)) \leq \|\phi - \psi\|_\infty, \quad k = 0, 1 \quad (18)$$

该不等式严格刻画了“小输入扰动仅引起小拓扑变化”, 为在噪声、重采样与平滑等处理下结果的稳定性提供理论支撑。

在具体实现中, 本文针对每个滑坡多边形沿其边界 $\partial\Omega_s$ 以步长 $s=15\text{m}$ 重新采样边界点, 并在 DEM 上提取对应高程, 得到三维点云:

$$X = \left\{ (x_i, y_i, z_i) \right\}_{i=1}^n \quad (19)$$

为消除不同滑坡尺度与单位差异带来的影响, 本文对点云坐标进行标准化得到 \hat{X} , 并在欧氏度量下构造 Vietoris - Rips 复形 $R_t(\hat{X})$ 。随着尺度参数 t 的增大, $R_t(\hat{X})$ 形成一族单调嵌套的滤波序列, 从而可计算 $k = 0, 1$ 维持久图 D_0 与 D_1 (图 8)。其中, D_0 描述边界点云由离散到连通的并合层级, D_1 描述环结构的出现与被填充消失过程, 反映边界形态在三维地形上的闭合与汇聚特征。

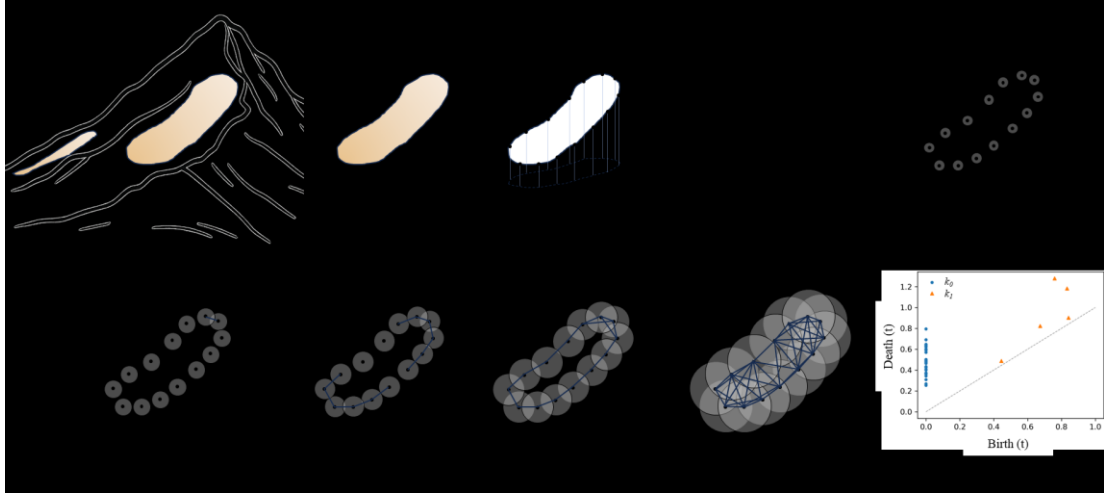


图8 边界-Vietoris - Rips 工作流程

Fig. 8. Workflow of the boundary-based Vietoris - Rips analysis.

为量化上述两类拓扑结构并用于滑坡类型划分，本文进一步定义 Betti 曲线

$$\beta_k(t) = \#\{i \mid b_i^{(k)} \leq t \leq d_i^{(k)}\} \quad (20)$$

表示尺度 t 下第 k 维拓扑特征的数量变化，并基于 D_0 与 D_1 构造两类共六个指标。首先，针对连通分量 $k = 0$ 定义：连通分量平均寿命 $AL^{(0)}$ 、Betti 曲线面积 $BC^{(0)}$ 与 $k = 0$ 的 Wasserstein 振幅 $WA^{(0)}$ ，分别为

$$AL^{(0)} = \bar{L}^{(0)} \quad (21)$$

$$BC^{(0)} = \int \beta_0(t) dt \quad (22)$$

$$WA^{(0)} = W_2(D_0, \emptyset) = \left(\sum_i (L_i^{(0)} / 2)^2 \right)^{1/2} \quad (23)$$

其中， $W_2(\cdot, \cdot)$ 为二阶 Wasserstein 距离， \emptyset 表示空图。该类指标分别刻画典型并合尺度 ($AL^{(0)}$)、多尺度连通复杂度 ($BC^{(0)}$) 以及整体拓扑强度/粗糙度 ($WA^{(0)}$)。

其次，针对环结构 $k = 1$ 定义：主导闭合比 $DOM^{(1)}$ 、闭合主尺度 $t_{\text{peak}}^{(1)}$ 与 $k = 1$ 的 Wasserstein 振幅 $WA^{(1)}$ ，分别为：

$$DOM^{(1)} = \frac{L_{\max}^{(1)}}{\left(\sum_i (L_i^{(1)} / 2)^2 \right)^{1/2}} \quad (24)$$

$$t_{\text{peak}}^{(1)} = \arg \max_t \beta_1(t) \quad (25)$$

$$WA^{(1)} = W_2(D_1, \emptyset) = \left(\sum_i (L_i^{(1)} / 2)^2 \right)^{1/2} \quad (26)$$

其中 $L_{\max}^{(1)} = \max_i L_i^{(1)}$ 。上述指标分别刻画环结构是否被单一显著闭合所主导 ($DOM^{(1)}$)、环结构最丰富对应的主尺度 ($t_{\text{peak}}^{(1)}$) 以及环结构整体强度 ($WA^{(1)}$)。最后，基于上述六个拓扑指标对滑坡样本进行聚类分析，以实现滑坡类型的客观划分。

3.2 滑坡拓扑特征差异分析

基于上述方法计算两次群发滑坡事件所有滑坡的拓扑特征参数，并采用 KDE 曲线和 Weibull 函数表征其分布特征与统计规律，绘制图 9。基于各参数进行分析， $AL^{(0)}$ 参数呈现轻度偏右，反映坡折尺度较小且更集中，坡面相对平整，仅有少量滑坡分布于大坡折坡面， $WA^{(1)}$ 分布特征表征坡内局部起伏程度，也揭示了相似的规律。 $DOM^{(1)}$ 呈现近正态分布，但峰度较低，且轻度右尾，因此表明滑坡既存在单一滑动轨迹和汇聚特征，也存在少部分的分流特征。 $BC^{(0)}$ 主要集中分布于较小的值，虽有部分右尾，但大多数滑坡边缘较为平整光滑，说明整体地形的平坦，无深切沟谷。由于研究区滑坡存在流滑复合运动特征，边坡失稳后沿汇流路径持续运动一段距离，进而导致 $t_{peak}^{(1)}$ 集中于较小值，且轻度右尾。同时体现在 $WA^{(0)}$ 参数，即虽呈右偏分布，但主要滑坡依然呈现长条形或长椭圆形，整体宽度变化较小。整体来看，符合现场调查多数滑坡规模偏小、形态相对平顺，以中等坡折以及中等汇聚为基本特征，仅在个别谷口或局部地形约束处出现单点强闭合或较大的弯折程度。

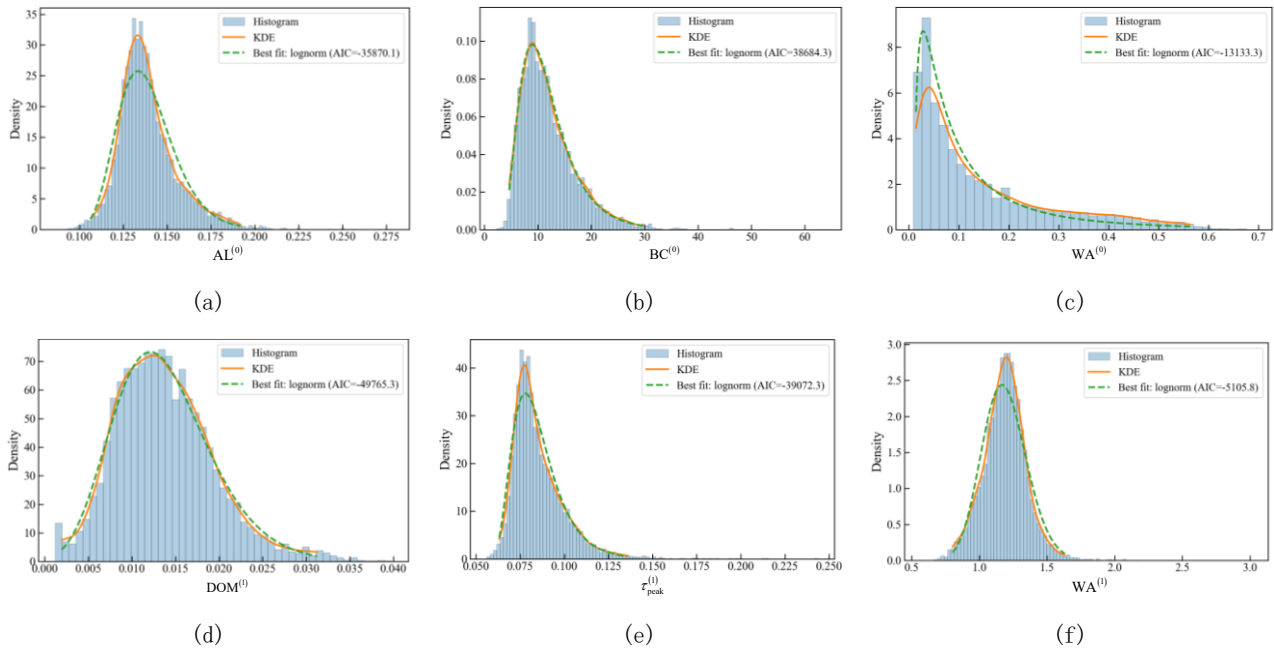


图 9 2022 与 2024 年群发滑坡空间拓扑特征：(a) $AL^{(0)}$ ；(b) $BC^{(0)}$ ；(c) $WA^{(0)}$ ；(d) $DOM^{(1)}$ ；(e) $t_{peak}^{(1)}$ ；(f) $WA^{(1)}$

Fig. 9. Spatial topological characteristics of clustered landslides in 2022 and 2024: (a) $AL^{(0)}$ ；(b) $BC^{(0)}$ ；(c) $WA^{(0)}$ ；(d) $DOM^{(1)}$ ；(e) $t_{peak}^{(1)}$ ；(f) $WA^{(1)}$

再利用 k-means 聚类对所有滑坡六个参数进行聚类，实现对滑坡基于拓扑空间特征的有效且客观地分类。基于肘部法确定最佳分类数量为 3，由图 10b 可知，类别区分度较高，且主要受 PC1 主导。PC1 和 PC2 分别是由六个拓扑参数线性组合构成的第一、第二主成分，二者在相互正交的条件下依次表征数据中最大和次大的方差方向。其中，PC1 的主控因子是 $WA^{(1)}$ 、 $BC^{(0)}$ 、 $DOM^{(1)}$ ，分别占比为 49.9%、17.8%及 13.8%。综合来看，PC1 主要表征滑坡形态受汇聚地形约束的三维受限程度，并叠加一定的边界碎裂复杂度。PC2 主要由 $AL^{(0)}$ 、 $BC^{(0)}$ 及 $t_{peak}^{(1)}$ 控制，分别占比为 45.7%、22%及 14.3%，表明 PC2 表征滑坡形态的尺度特征与坡折结构差异，这主要用以区分在平面坡面发生的滑坡或者是在汇聚地形发生的滑坡。

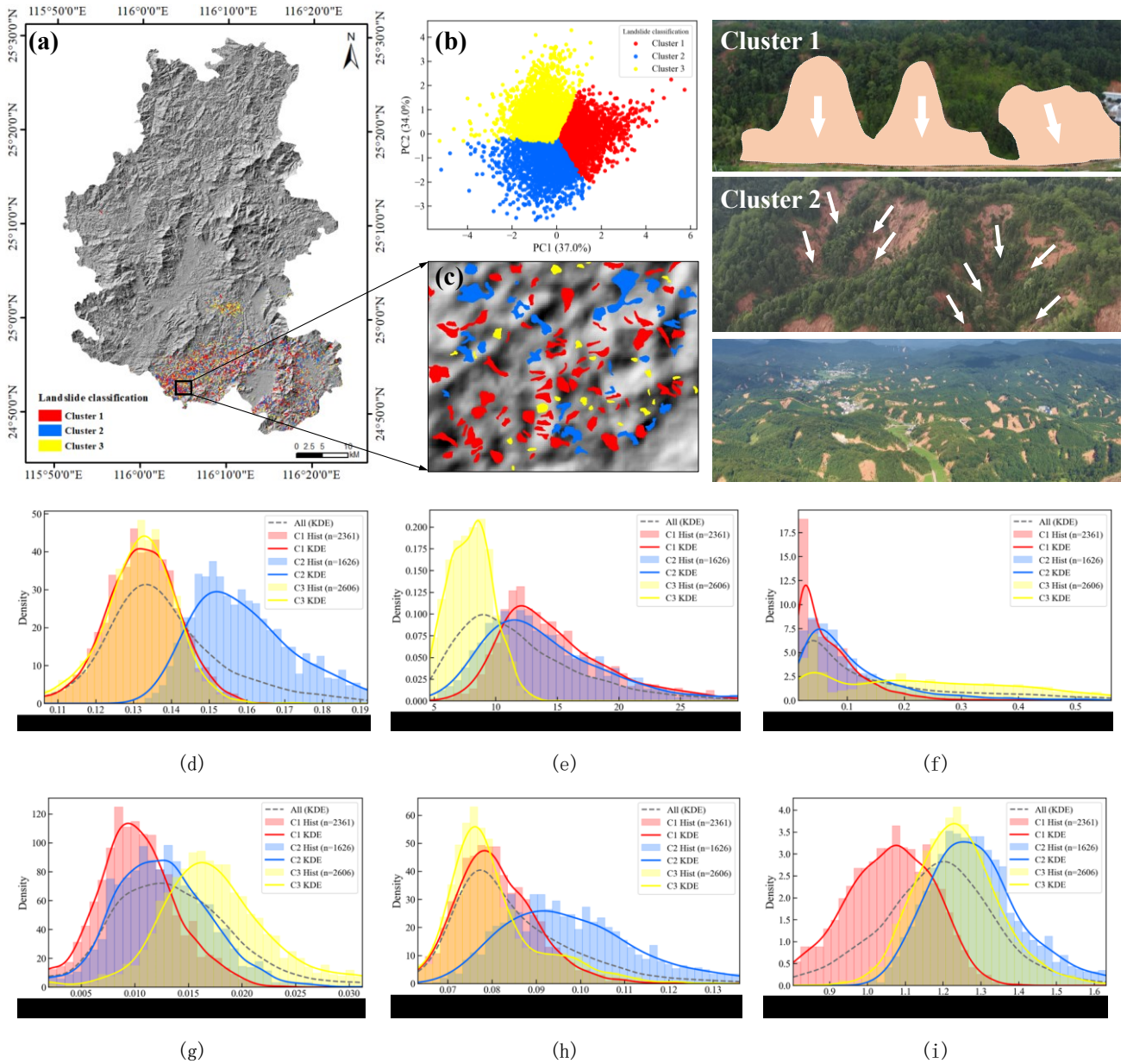


图 10 分类后的三类滑坡空间拓扑特征曲线：(a) 滑坡分类后在空间上的整体分布特征；(b) K-means 聚类 PCA 二维得分散点图；(c) 不同类别滑坡平面几何特征局部放大图；(d) $AL^{(0)}$ ；(e) $BC^{(0)}$ ；(f) $WA^{(0)}$ ；(g) $DOM^{(1)}$ ；(h) $t_{peak}^{(1)}$ ；(i) $WA^{(1)}$

Fig. 10. Spatial topological feature curves of the three landslide classes after classification: (a) overall spatial distribution of classified landslides; (b) 2D PCA score scatter plot for K-means clustering; (c) enlarged views of local planform geometric features for different landslide classes; (d) $AL^{(0)}$; (e) $BC^{(0)}$; (f) $WA^{(0)}$; (g) $DOM^{(1)}$; (h) $t_{peak}^{(1)}$; (i) $WA^{(1)}$

对分类后各类滑坡的空间拓扑特征因子进行简要分析。Cluster 2 的 $AL^{(0)}$ 因子显然大于其他两类，表明该类滑坡所在滑面的坡折度较大，从坡顶到坡脚，由陡坡转变为缓坡，而其他两类滑坡更多呈现平面滑动。 $WA^{(1)}$ 在描述边坡内部高差起伏时，得到了相似的结论。体现在滑坡边界上，Cluster 1 更贴近于长条形，而 Cluster 2 可能呈现滑坡宽度变化剧烈，或者多舌形状，通常汇聚地形孕育的滑坡具有该特征。同样表征滑坡边界几何的 $WA^{(0)}$ 与 $t_{peak}^{(1)}$ 因子，Cluster 1 与 Cluster 2 特征一致，Cluster 1 的这两类特征值都较小，表征滑坡几何呈长条形，局部呈现细颈，而 Cluster 2 的滑坡几何更趋近于圈椅状，Cluster 3 因为体量较小，几何特征代表性较弱， $WA^{(0)}$ 呈现均匀分布，而 $t_{peak}^{(1)}$ 因其整体面积较小而集中于小值区域。并且，因 Cluster 3 体量较小，其边界光滑， $BC^{(0)}$ 值也区别于其他两类。由于研究区降雨型群发滑坡存在

复合流滑特征，在空间上存在汇流和分流的现象，体现在 DOM⁽¹⁾ 参数中则是 Cluster 1 和 Cluster 2 均分布于较小的值域。从分类结果来看，Cluster 1 和 Cluster 3 数量相近，而 Cluster 2 最少。其中 Cluster 1 整体呈条状平面滑动，是浅层土质滑坡最典型的滑坡类型。Cluster 2 滑坡更多发育于汇聚地形，相较于其他类型其滑坡体量通常更大。Cluster 3 通常因其体量较小，空间拓扑特征不显著，是数量最多的滑坡。

为了更直观地揭示各类滑坡的地形特征，本文选取滑坡中分线的几何中心作为代表性位置，提取关键地形参数并绘制了箱型图与核密度估计 (KDE) 曲线 (图 11)。结果表明：Cluster 1 类滑坡所在区域坡度较大，邻域高程差也相应更大；但因其多发育于较为平顺的坡面，地表难以汇水与积水，因而地形湿度指数 (TWI) 与矢量地形粗糙度 (VRM) 均较小。相比之下，Cluster 2 类滑坡的整体坡度较缓，地形起伏度 (TRI) 也较小。这可能是由于代表性位置处于该类滑坡的汇水腹地；而从腹地向滑坡边界过渡时，地形起伏显著增强，导致其 VRM 值增大。同时，数据明确显示 Cluster 2 类滑坡的汇水与积水能力最为显著。此外，Cluster 3 类属于微型滑坡，其发生相对随机且空间分布离散；但值得注意的是，其地形参数特征与 Cluster 2 高度相似。这表明微型滑坡同样倾向于发育在与汇聚地形相关的水文环境中，并可能代表了汇聚型滑坡演化过程的早期阶段，从而进一步证实了汇聚型滑坡的孕育与发生具有一定的迟滞性与阶段性特征。需要指出，利用拓扑特征分类基于空间几何特征，而代表性点为该点所处的地形特征，可能存在一定误差。

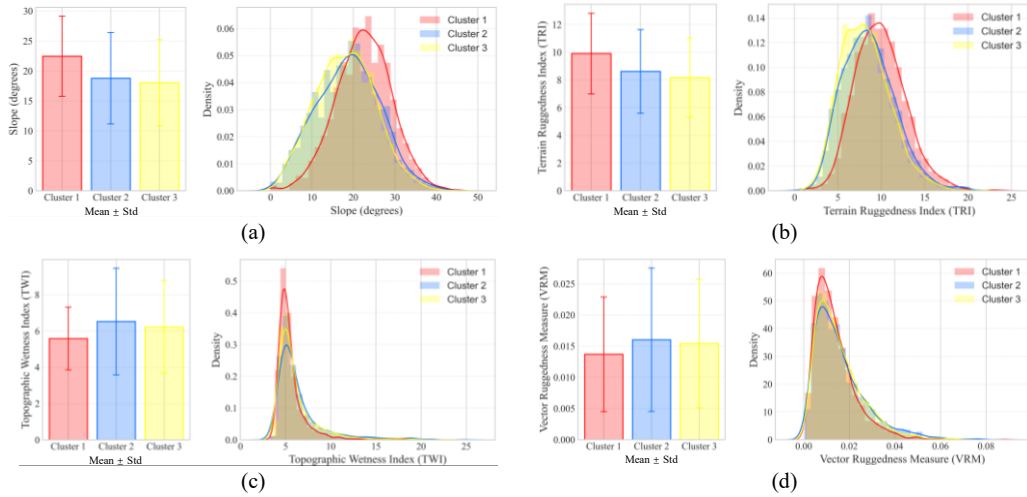


图 11 分类后的滑坡代表性位置的主要地形特征因子分布

Fig. 11. Distributions of key topographic factors at representative locations of the classified landslides.

4 讨论

4.1 降雨特征与滑坡类型分异

基于完全客观的分类结果对两个案例进行统计，2022 年的滑坡类型与 2024 年的滑坡类型有着显著的差异 (图 12)。2022 年 Cluster 3 微型滑坡的占比达到了 69.1%，而 2024 年的微型滑坡占比为 37.5%。同时相比 2022 年，Cluster 2 与 Cluster 1 滑坡数量的比值有所提升，说明 2024 年的持续降雨诱发了更多汇聚型滑坡。虽上述数据仅包含两个案例，但两次降雨特征鲜明，依然可以作合理讨论和分析。此外，受限于地形数据的时效性以及滑坡清单难以逐一进行野外现场核对，数据提取可能存在一定误差，但该误差处于可控范围，分析结果仍具有较高可信度。

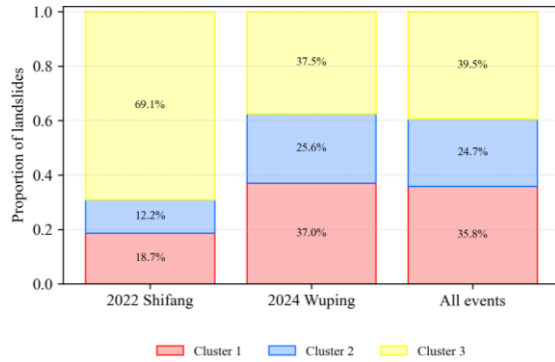


图 12 2022 年与 2024 案例中不同类型滑坡占比

Fig. 12. Proportions of different landslide types in the 2022 and 2024 events.

本文重点阐明的一个核心发现是：滑坡类型与降雨特征关联紧密，而滑坡点的地形特征与降雨事件类型的关联度相对较弱。这一现象看似矛盾，实则反映了“滑坡点”与“滑坡类型”所代表的不同物理内涵。“滑坡点”的空间分布主要受控于地形、岩性等静态地质环境因子，反映的是边坡固有的易发性背景；而在不同降雨特征作用下，边坡的水文响应存在显著差异，进而改变了失稳方式与演化路径，最终表现为滑坡类型的分异。

结合基础地形分析可见（图 7、图 12），2022 与 2024 两次事件中滑坡点对应的坡度等地形特征重叠度较高。尽管统计结果表明微型滑坡在较低坡度更易发（图 12），但仅凭静态地形因素难以解释两次群发滑坡在类型组成上的巨大差异，因此雨型差异更可能是驱动类型分异的关键因素。具体而言，短时极端强降雨易造成强地表径流与局部汇水增强，更倾向诱发小体量微型滑坡（Cluster 3）。随着降雨历时增加，入渗深度加大并逐步影响残积层乃至全风化层，平面型浅层滑坡大量出现（Cluster 1）；在汇聚型地貌约束下，局部形成优势汇流甚至积水区，增强的水文与动水压力进一步促发体量更大的汇聚型滑坡（Cluster 2）。

进一步推演，若 2022 年过程持续时间延长，滑坡类型组成也可能向更大体量滑坡占比增加的方向演化；这些滑坡既可能由微型滑坡扩展并合而来，也可能在持续补给条件下独立发育。总体而言，本研究不仅为静态易发性制图提供了依据，更强调：在易发性背景相近时，降雨过程特征往往主导滑坡触发方式、类型分异及灾害后果，因此未来区域预警与风险评估模型应显式引入雨型信息，以提升物理解释力与跨区域可迁移性。

4.2 降雨诱发滑坡物理机制讨论

至此，仍有一个关键问题有待进一步讨论：为何在 2024 年持续降雨量达到 300mm 远高于 2022 年最高降雨量 227mm 情况下，较大区域未发生滑坡？案例数据有限时，难以从统计角度得出可靠结论，因此该问题更需要依托精细试验从机理层面加以约束，本研究根据所开展的崩解试验结果进行简要定性讨论。对滑坡壁的不同土层开展崩解试验（图 13a），结果表明全风化花岗岩崩解性极强，几乎在 5min 内完全崩解，崩解后呈现三角锥状（图 13b）。残积层亦可在 10min 左右完成崩解，图示试样的外层土体完全崩解塌落。而腐殖层试样持续崩解 30 分钟，仍未完成崩解，试样仍保持初始形状。Liu et al. (2022) 的试验证明 3.5m 全风化花岗岩地层以深的土层，遇水崩解性会逐渐变弱。可见，在我国东南花岗岩广布地区，土体的遇水崩解性随深度变化呈分段特征：由浅至深先增强后减弱。由此可推断，当雨水入渗至残积层或全风化层时，其较强的崩解性会显著削弱土体强度，从而大幅提高边坡失稳概率。虽本文尚无法完全揭示为何在单日总降雨量更高的条件下，雨水入渗深度反而低于短时极端强降雨，但上述试验结果为进一步解释这一反常现象提供了重要切入点。除超渗产流、表层侵蚀与渗透补给之间的耦合作用外，还应关注浅表层差异渗流结构对入渗过程的控制作用（Fan et al., 2020; Wu et al., 2021）。具体而言，表层土体受根系发育影响，往往形成较多优势渗流通道，使浅表层表现出较大的表观渗透系数，雨水可沿这些通道快速下渗；而在稍深部位，随着根系影响减弱、优势渗流通道逐渐消失，土体表观渗透系数显著降低，进而可能在渗透性突变界面附近形成短暂滞水层。该滞水层一方面会增强局部土体软化与孔隙水聚集，另一方面也可能成为诱发滑坡的重要水文机制之一。与此同时，即便在相同雨量条件下，边坡初始含水率、微地貌汇水格

局与局部水文条件等因素仍可能造成显著空间差异，这也可能是部分区域未发生滑坡的重要原因之一。

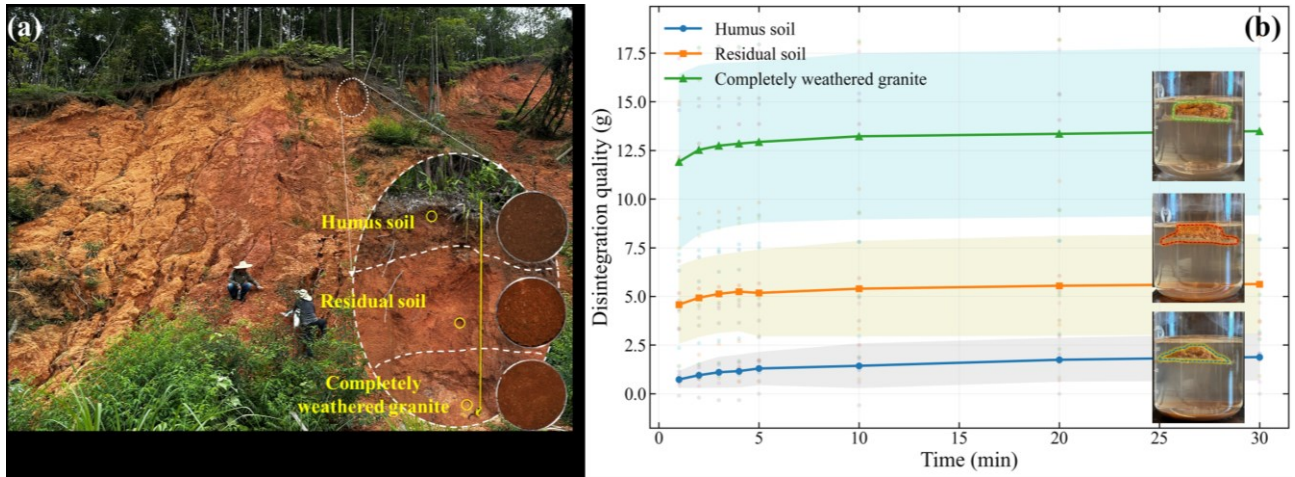


图 13 腐殖层、残积层、全风化层花岗岩环刀样崩解试验：(a) 滑坡壁出露地层；(b) 崩解试验结果

Fig. 13. Slaking tests of ring-knife specimens from the humus layer, residual soil layer, and completely weathered granite layer: (a) stratigraphic exposures on the landslide scarp; (b) slaking test results.

5 结论

本研究源于通过不同案例利用数据驱动方法开展滑坡区域预测的尝试，但模型表现远未达预期。为探究其根本原因，遂建立客观量化框架，对两起时空距离相近的群发滑坡案例从地质背景、地形条件、降雨特征及滑坡类型等特征显示表达，并开展对比分析，得到以下结论：

(1) 尽管 2022 与 2024 群发滑坡区在宏观地质地貌上存在差别，但滑坡点所对应的关键地质地貌特征高度一致，表明区域滑坡易发性由地质地形背景主控，在此基础上，降雨过程决定了滑坡触发的规模、类型与时序差异。

(2) 降雨特征决定滑坡类型，两事件降雨特征几乎完全不同，并对应显著不同的滑坡表现，短历时极端雨倾向触发微型浅表失稳，长历时持续雨更易形成成片失稳并出现流滑复合运动。

(3) 采用恒定预警阈值会带来显著系统性偏差，本文两次事件的滑坡降雨量阈值相差近 200 mm，其根源在于入渗—汇流机制差异。可见，降雨特征是实现在高精度滑坡预警的重要因子，以峰值结构、历时控制的入渗补给与地形汇流共同约束，从机理上刻画不同降雨过程对孔压演化与临界失稳时刻的影响。

(4) 基于滑坡的空间拓扑特征，构建了定量的滑坡分类框架，并通过案例的对比分析，定性揭示了群发滑坡发生的阶段性时序特征，以前期零星的微型滑坡启动，继而发生大范围的平面型滑坡，随着降雨和汇水作用的持续增强，汇聚型滑坡大量发生，同时数据表明，微型滑坡与汇聚型滑坡所处地形特征高度一致。

References

- Ayuso-Muñoz, J. L., García-Marín, A. P., Ayuso-Ruiz, P., et al., 2015. A More Efficient Rainfall Intensity–Duration–Frequency Relationship by Using an “at-Site” Regional Frequency Analysis: Application at Mediterranean Climate Locations. *Water Resources Management*, 29(9): 3243–3263. doi: 10.1007/s11269-015-0993-z
- Bhuyan, K., Rana, K., Ferrer, J. V., et al., 2024. Landslide Topology Uncovers Failure Movements. *Nature Communications*, 15(1): 2633. doi: 10.1038/s41467-024-46741-7
- Brunetti, M. T., Peruccacci, S., Rossi, M., et al., 2010. Rainfall Thresholds for the Possible Occurrence of Landslides in Italy. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 10(3): 447–458. doi: 10.5194/nhess-10-447-2010
- Cohen–Steiner, D., Edelsbrunner, H., Harer, J., 2005. Stability of Persistence Diagrams. *Proceedings of the Twenty-First Annual Symposium on Computational Geometry*, 263–271. doi: 10.1145/1064092.1064133
- Dille, A., Dewitte, O., Handwerger, A. L., et al., 2022. Acceleration of a Large Deep-Seated Tropical Landslide due to Urbanization Feedbacks. *Nature Geoscience*, 15(12): 1048–1055. doi: 10.1038/s41561-022-01073-3
- Edelsbrunner, H., Harer, J., 2010. *Computational Topology: An Introduction*. American Mathematical Society
- Emberson, R., Kirschbaum, D., Stanley, T., 2021. Global Connections between El Nino and Landslide Impacts. *Nature Communications*, 12(1): 2262. doi: 10.1038/s41467-021-22398-4
- Fan, L., Lehmann, P., Zheng, C., et al., 2020. Rainfall Intensity Temporal Patterns Affect Shallow Landslide Triggering and Hazard Evolution. *Geophysical Research Letters*, 47(1): e2019GL085994. doi: 10.1029/2019GL085994
- Gómez, D., García, E. F., Aristizábal, E., 2023. Spatial and Temporal Landslide Distributions Using Global and Open Landslide Databases. *Natural Hazards*, 117(1): 25–55. doi: 10.1007/s11069-023-05848-8
- Gong, T., He, R. H., He, C., et al., 2025. Fluid–Solid Coupled Modeling of the Entire Process of Rainfall–Induced Landslides and Study of Landslide Timing. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 44(10): 2608–2621 (in Chinese with English abstract). doi: 10.3724/1000-6915.jrme.2025.0211
- Guo, Z., Chen, L., Yin, K., et al., 2020. Quantitative Risk Assessment of Slow–Moving Landslides from the Viewpoint of Decision–Making: A Case Study of the Three Gorges Reservoir in China. *Engineering Geology*, 273: 105667. doi: 10.1016/j.enggeo.2020.105667
- Guo, Z., Zeng, T., Zhang, Y., et al., 2025. A Novel Hybrid Model Integrating High Resolution Remote Sensing and Stacking Ensemble Techniques for Landslide Susceptibility Mapping: Application to Event–Based Landslide Inventory. *Geomorphology*, 486: 109886. doi: 10.1016/j.geomorph.2025.109886
- Guzzetti, F., Peruccacci, S., Rossi, M., et al., 2008. The Rainfall Intensity–Duration Control of Shallow Landslides and Debris Flows: an Update. *Landslides*, 5(1): 3–17. doi: 10.1007/s10346-007-0112-1
- He, Z., Huang, Y., Li, Y., et al., 2024. Probabilistic Fragility Assessment of Slopes Considering Uncertainty Associated with Temporal Patterns of Rainfall Intensity. *Computers and Geotechnics*, 173: 106534. doi: 10.1016/j.compgeo.2024.106534
- Huang, F. M., Chen, J. W., Fan, X., et al., 2022. Logistic Regression Fitting of Rainfall–Induced Landslide Occurrence Probability and Continuous Landslide Hazard Prediction Modelling. *Earth Science*, 47(12): 4609–4628 (in Chinese with English abstract). doi: 10.3799/dqkx.2021.164
- Huang, Y., Zhao, C., Jin, X., et al., 2023. Case Study of a Landslide Continuous Probability Rainfall Threshold Analysis Based on the Prediction Interval Principle. *Scientific Reports*, 13(1): 2434. doi: 10.1038/s41598-023-29625-6
- Ji, J., Cui, H. Z., Tong, B., et al., 2024. Fast Zoning of Rainfall–Induced Shallow Landslide

- Susceptibility Based on Physical Process Uncertainty: Development and Application of GIS-FORM. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 43(4): 838–850 (in Chinese with English abstract). doi: 10.13722/j.cnki.jrme.2023.0724
- Liu, X., Zhang, X., Kong, L., et al., 2022. Disintegration of Granite Residual Soils with Varying Degrees of Weathering. *Engineering Geology*, 305: 106723. doi: 10.1016/j.enggeo.2022.106723
- Liu, Z. Q., Wu, Q., Wang, L. Q., et al., 2025. Review on Multi-Scale Formation Mechanisms of Rainfall-Induced Cluster Landslides in Southeastern China under Multi-Factor Coupling Effects. *Earth Science*, 1–24. doi: 10.3799/dqkx.2025.266 (in Chinese with English abstract)
- Mondini, A. C., Guzzetti, F., Melillo, M., 2023. Deep Learning Forecast of Rainfall-Induced Shallow Landslides. *Nature Communications*, 14(1): 2466. doi: 10.1038/s41467-023-38135-y
- Muller, A., Bacro, J. N., Lang, M., 2008. Bayesian Comparison of Different Rainfall Depth-Duration-Frequency Relationships. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 22(1): 33–46. doi: 10.1007/s00477-006-0095-9
- Onodera, T., Yoshinaka, R., Kazama, H., 1974. Slope Failures Caused by Heavy Rainfall in Japan. *Journal of the Japan Society of Engineering Geology*, 15(4): 191–200
- Piciullo, L., Calvello, M., Cepeda, J. M., 2018. Territorial Early Warning Systems for Rainfall-Induced Landslides. *Earth-Science Reviews*, 179: 228–247. doi: 10.1016/j.earscirev.2018.02.013
- Ran, Q., Hong, Y., Li, W., et al., 2018. A Modelling Study of Rainfall-Induced Shallow Landslide Mechanisms under Different Rainfall Characteristics. *Journal of Hydrology*, 563: 790–801. doi: 10.1016/j.jhydrol.2018.06.040
- Reichenbach, P., Rossi, M., Malamud, B. D., et al., 2018. A Review of Statistically-Based Landslide Susceptibility Models. *Earth-Science Reviews*, 180: 60–91. doi: 10.1016/j.earscirev.2018.03.001
- Vennari, C., Gariano, S. L., Antronico, L., et al., 2014. Rainfall Thresholds for Shallow Landslide Occurrence in Calabria, Southern Italy. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 14(2): 317–330. doi: 10.5194/nhess-14-317-2014
- Wang, J. H., Xu, W. J., 2025. Slope Stability and Failure Dynamics of Rainfall-Induced Landslide: Algorithm and Applications. *Computers and Geotechnics*, 177: 106919. doi: 10.1016/j.compgeo.2024.106919
- Wu, S., Chui, T. F. M., Chen, L., 2021. Modeling Slope Rainfall-Infiltration-Runoff Process with Shallow Water Table during Complex Rainfall Patterns. *Journal of Hydrology*, 599: 126458. doi: 10.1016/j.jhydrol.2021.126458
- Yang, H. Q., Zhang, L., Gao, L., et al., 2022. On the Importance of Landslide Management: Insights from a 32-Year Database of Landslide Consequences and Rainfall in Hong Kong. *Engineering Geology*, 299: 106578. doi: 10.1016/j.enggeo.2022.106578
- Yang, Y. Q., Peng, S. Y., Huang, B. M., et al., 2024. Multi-Scale Analysis of the Susceptibility of Different Landslide Types and Identification of the Main Controlling Factors. *Ecological Indicators*, 168: 112797. doi: 10.1016/j.ecolind.2024.112797
- Zhang, C. Y., Wang, S. M., Wang, L., et al., 2025. Hydrological Response and Stability of Landslide with Cracks under Intermittent Rainfall: Integrating Physical Modeling, Numerical Simulation, and Field Investigations. *Journal of Hydrology*, 663: 134316. doi: 10.1016/j.jhydrol.2025.134316
- Zhang, S. R., Jia, H., Wang, C., et al., 2024. Deep-Learning-Based Landslide Early Warning Method for Loose Deposits Slope Coupled with Groundwater and Rainfall Monitoring. *Computers and Geotechnics*, 165: 105924. doi: 10.1016/j.compgeo.2023.105924
- Zhang, S., Wang, X., Tan, Q., et al., 2025. Correlation of Engineering Geological Aspects of Bi-Geomaterial Interface and Failure Patterns of Rainfall-Induced Accumulation Landslides in Huanggang Area, China. *Bulletin of Engineering Geology and the Environment*, 84(12): 1–19. doi: 10.1007/s10064-025-04614-3
- Zhong, Y., Li, Y. Y., Yin, K. L., et al., 2023. Failure Mechanism of Thick Colluvium Landslide

Triggered by Heavy Rainfall Based on Model Test. *Earth Science*, 48(10): 3912–3924 (in Chinese with English abstract). doi: 10.3799/dqkx.2021.248

Zomorodian, A., Carlsson, G., 2004. Computing Persistent Homology. *Proceedings of the Twentieth Annual Symposium on Computational Geometry*, 347–356. doi: 10.1145/997817.997870

附中文参考文献

龚涛, 何荣昊, 何川, 等, 2025. 降雨诱发滑坡全过程流固耦合模拟与滑坡时机研究[J]. *岩石力学与工程学报*, 44(10): 2608–2621. doi: 10.3724/1000-6915.jrme.2025.0211

黄发明, 陈佳武, 范宣梅, 等, 2022. 降雨型滑坡时间概率的逻辑回归拟合及连续概率滑坡危险性建模[J]. *地球科学*, 47(12): 4609–4628. doi: 10.3799/dqkx.2021.164

姬建, 崔红志, 佟斌, 等, 2024. 基于物理过程不确定性的降雨诱发浅层滑坡易发性快速区划: GIS-FORM 技术开发与应用[J]. *岩石力学与工程学报*, 43(4): 838–850. doi: 10.13722/j.cnki.jrme.2023.0724

刘智琪, 吴琼, 王亮清, 等, 2025. 多因素耦合作用下东南降雨型群发滑坡多尺度孕育机制研究综述[J]. *地球科学*, 70: 1–24. doi: 10.3799/dqkx.2025.266

钟源, 李远耀, 殷坤龙, 等, 2023. 基于物理模型试验的厚层堆积层滑坡强降雨触发机制[J]. *地球科学*, 48(10): 3912–3924. doi: 10.3799/dqkx.2021.248