

DOI:10.13870/j.cnki.stbxb.2025.02.008

CSTR:32310.14.stbxb.2025.02.008

耿豪鹏, 徐子怡, 郭宇, 等. 基于粒子群优化算法的东构造结滑坡清单建立与侵蚀速率估算[J]. 水土保持学报, 2025, 39(2): 338-347.

GENG Haopeng, XU Ziyi, GUO Yu, et al. Identification and estimation of landslide erosion rate based on particle swarm optimization algorithm[J]. Journal of Soil and Water Conservation, 2025, 39(2): 338-347.

基于粒子群优化算法的东构造结滑坡 清单建立与侵蚀速率估算

耿豪鹏, 徐子怡, 郭宇, 张建

(兰州大学资源环境学院西部环境教育部重点实验室, 兰州 730000)

摘要: [目的] 构建喜马拉雅东构造结地区大范围的多时相滑坡清单, 量化滑坡侵蚀速率, 揭示滑坡过程在该区域的地貌学意义。[方法] 基于粒子群优化算法 (particle swarm optimization, PSO) 进行遥感影像归一化植被指数 (normalized difference vegetation index, NDVI) 的变化检测, 构建 1987—2021 年东构造结地区的多时相滑坡清单; 根据滑坡面积-体积经验公式计算该区域的滑坡侵蚀速率; 结合气候和地形等参数, 探讨滑坡过程的诱发因素。[结果] 研究区 1987—2021 年共识别滑坡 1 323 次, 其中 2017—2021 年的滑坡数量最多, 共 389 次; 滑坡主要分布在雅鲁藏布江大拐弯附近的河谷两侧; 研究区滑坡侵蚀速率为 0~76.06 mm/a, 平均值为 0.44 mm/a, 呈以雅鲁藏布江大拐弯段为中心向四周逐渐降低的变化趋势; 滑坡侵蚀速率与地质尺度岩体的剥露速率及千年尺度流域平均侵蚀速率相近; 研究区滑坡的发生与降雨过程和地震活动相关, 主要发育在南向坡面上, 并在海拔 1 500~3 000 m 和坡度 35°~45°聚集。[结论] 滑坡是东构造结地区的主导侵蚀过程; 降雨受迎风坡效应的影响在南向坡面富集, 驱动该坡向上滑坡的集中分布。降水促进河流下切, 以陡化边坡的方式诱发滑坡。

关键词: 粒子群优化算法; 多时相滑坡清单; 喜马拉雅东构造结; 滑坡侵蚀速率; 地貌演化

中图分类号: TP18; P548

文献标识码: A

文章编号: 1009-2242(2025)02-0338-10

Identification and Estimation of Landslide Erosion Rate Based on Particle Swarm Optimization Algorithm

GENG Haopeng, XU Ziyi, GUO Yu, ZHANG Jian

(Key Laboratory of Western China's Environmental Systems (Ministry of Education),
College of Earth and Environmental Sciences, Lanzhou University, Lanzhou 730000, China)

Abstract: [Objective] To construct a comprehensive multi-temporal landslide inventory across the Eastern Himalayan Syntaxis and quantify landslide-driven erosion rates, thereby revealing the geomorphological significance of landslide processes in this region. [Methods] The Particle Swarm Optimization (PSO) algorithm was employed to detect the change of the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) from remote sensing images, and a multi-temporal landslide inventory for the Eastern Syntaxis from 1987 to 2021 was constructed. The landslide erosion rate was calculated using an empirical landslide area-volume relationship. Additionally, the factors inducing landslide processes by considering climatic and topographic parameters were explored. [Results] A total of 1 323 landslides were identified in the study area between 1987 and 2021, with the highest occurrence of 389 landslides recorded between 2017 and 2021. The landslides predominantly occurred on both sides of the river valleys near the Yarlung Tsangpo River's Great Bend. The landslide erosion rates in the study area ranged from 0 to 76.06 mm/a, with an average rate of 0.44 mm/a. These rates showed a decreasing trend from the Great Bend section of the Yarlung

收稿日期: 2024-08-18

修回日期: 2024-10-24

录用日期: 2024-10-30

网络首发日期 (www.cnki.net): 2024-12-17

资助项目: 第二次青藏高原综合科学考察研究项目 (2019QZKK0205); 国家自然科学基金项目 (42322101, 42201003)

第一作者: 耿豪鹏 (1985—), 男, 博士, 教授, 主要从事坡面侵蚀过程与地貌演化研究。E-mail: hpgeng@lzu.edu.cn

通信作者: 张建 (1990—), 男, 博士, 博士后, 主要从事物源分析与盆山耦合过程研究。E-mail: jianzhang@lzu.edu.cn

http://stbxb.alljournal.com.cn

Tsangpo River outward. The erosion rates were comparable to the exhumation rates of geological-scale rock bodies and the millennial-scale basin-wide average erosion rates. Landslide occurrences were associated with rainfall events and seismic activities, primarily developing on south-facing slopes and clustering within an elevation range of 1 500 to 3 000 meters and slopes of 35° to 45°. **[Conclusion]** Landslides represent the dominant erosion process in the Eastern Himalayan Syntaxis. Rainfall is influenced by the windward slope effect and concentrates on south-facing slopes, and drives the concentrated distribution of landslides on these slopes. Moreover, precipitation also triggers landslides by enhancing river incision, which steepens the adjacent slopes.

Keywords: particle swarm optimization algorithm; multi-temporal landslide inventory; the East Himalayan Syntaxis; landslide erosion rate; geomorphological evolution

Received: 2024-08-18

Revised: 2024-10-24

Accepted: 2024-10-30

Online(www.cnki.net): 2024-12-17

地貌是构造-气候-地表过程相互作用的结果^[1]。侵蚀作为重要的地表过程,开展侵蚀速率的量化研究和影响因素分析是揭示区域地貌演化过程的关键。目前,国内外学者^[2]已经对全球各大山脉不同时空尺度的侵蚀速率进行了广泛的估算。结果表明,在空间尺度上,坡度等地形指标是影响侵蚀的主要因素^[3]。在临界坡度以下,侵蚀以蠕动过程或流水作用为主,随坡度呈线性增加^[4];而在临界坡度以上,侵蚀以滑坡等重力过程为主,随坡度呈指数增加^[5]。在时间尺度上,冰期-间冰期转换对应的温度变化可以通过影响滑坡的物质供应和空间分布的方式来调控坡面的侵蚀过程^[6]。由此可见,滑坡对不同时空尺度的侵蚀过程均有显著影响^[7]。因此,量化滑坡侵蚀速率就显得尤为重要,而关键是要构建区域的滑坡清单(滑坡提取)。

近年来,随着航空航天遥感向高空间分辨率、高光谱分辨率、高时间分辨率、多极化、多角度的方向迅猛发展,利用遥感影像进行长时间跨度、大空间范围的滑坡清单构建成为较佳选择^[8]。基于遥感影像构建滑坡清单的方法分为传统目视解译法和新型半/自动化识别法。传统的目视解译法识别滑坡的效率较低,很难应用于大范围的滑坡清单构建,对于地貌和环境条件复杂的区域耗时长且缺乏精准性的评估^[9]。随着计算机科学的进步,马尔可夫随机场、卷积神经网络、粒子群优化等人工智能和机器学习的算法,逐步被引入到滑坡提取的研究中^[10]。这些算法基于遥感影像的光谱和纹理特征的变化检测,半/自动化识别滑坡,有效避免目视解译的主观性,具有高效率、高精度等特点^[11],被广泛应用。其中,粒子群优化算法(particle swarm optimization, PSO)作为一种人工智能优化算法^[12],具有通用性强、原理结构简单、设置参数少及容易实现等优点,在遥感变化检测、滑坡易发性分析中得到广泛应用,具有较高的应用于滑坡提取的潜力。

喜马拉雅东构造结(下文简称东构造结)位于喜马拉雅造山带东段,平均海拔超过4 400 m,断层分布密集,滑坡频发,是青藏高原东南缘地形变化最剧烈、构造最复杂的地区^[13]。同时,该区域降水充沛,植被覆盖茂密。因此,该区域是基于遥感影像进行滑坡提取、探讨构造、气候和滑坡侵蚀相互作用的理想区域。已有研究^[14]表明,该区域的滑坡在流域侵蚀中具有主导作用,但这些研究主要集中在小范围,且缺乏具体时间尺度的测算。本研究提出一种基于PSO改进的遥感影像变化检测的方法来构建东构造结1987—2021年大区域、多时相的滑坡清单,计算滑坡平均侵蚀速率。在此基础上,结合气候和地形等参数,以及不同时空尺度的侵蚀速率数据,探讨滑坡过程的诱发因素,并分析其在地貌演化过程中的作用机制。

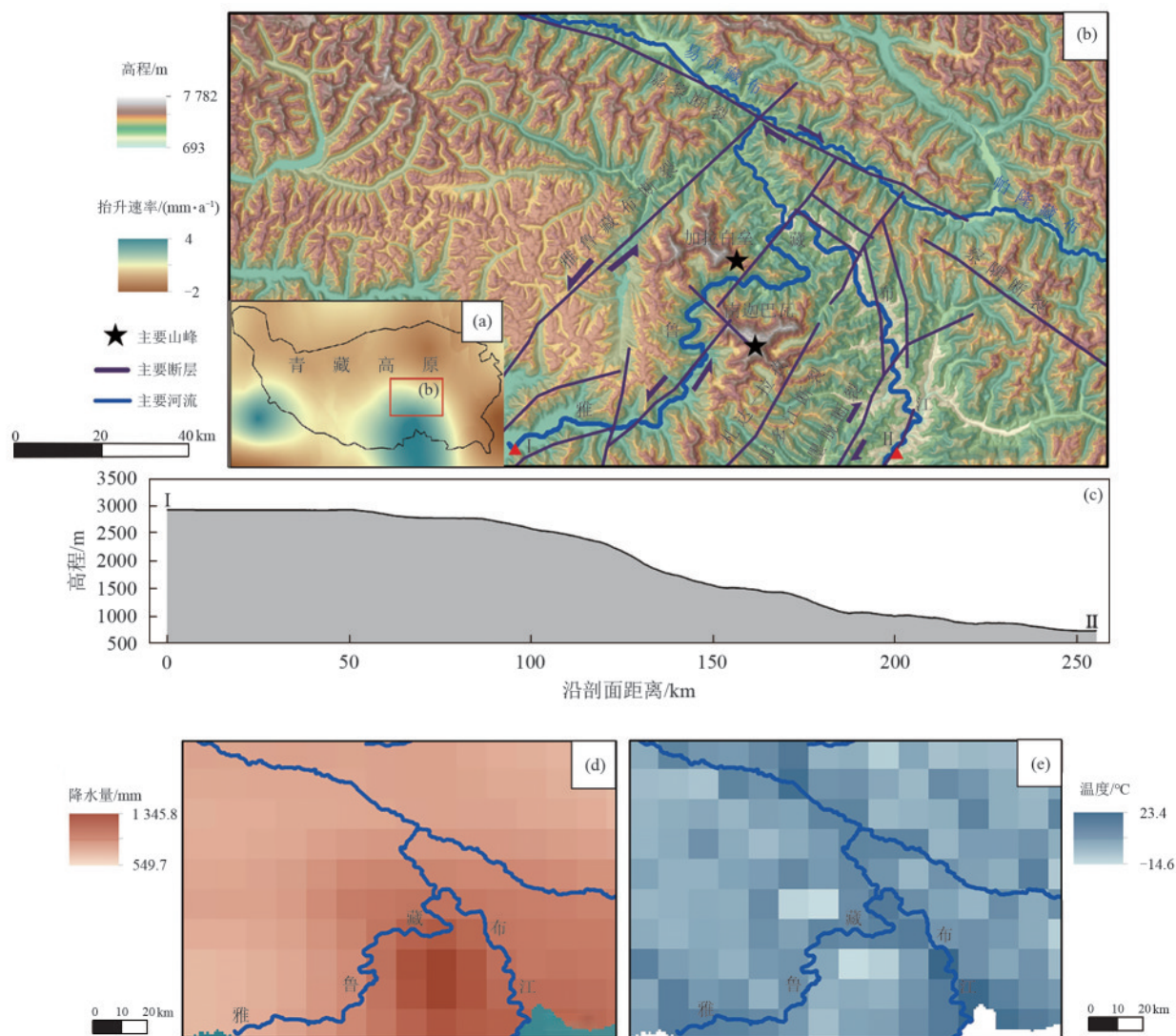
1 研究区概况

喜马拉雅东构造结位于青藏高原东南部(图1a),主体部分为28°~32°N, 92°~98°E,总面积约 5.39×10^4 km²。该区域海拔693~7 782 m,平均海拔超过4 400 m,最高峰南迦巴瓦峰高达7 782 m。区域内的河流主要包含雅鲁藏布江下游及其主要支流易贡藏布、帕隆藏布和尼洋河(图1b)。河流的快速下切形成山高谷深的地貌格局,且河流的落差较大,如雅鲁藏布江下游的垂直落差达2 000 m以上(图1c)。研究区降水主要受西南季风控制,雨热同期。根据中国区域地面气象要素驱动数据集^[15],计算得到该区域1979—2018年的年平均降水量为549~1 345.8 mm,年平均气温为-14.6~23.4℃。降水量的高值和温度的低值主要分布在雅鲁藏布江大拐弯附近的南迦巴瓦和加拉白垒等高海拔地区(图1d和图1e)。

东构造结位于青藏高原南部地震亚区的喜马拉雅地震带上^[16],主要分布有墨脱断裂带、嘉黎断裂带、察隅断裂带、雅鲁藏布江断裂带等断裂构造(图1b)。基于已有的⁴⁰Ar/³⁹Ar热年代学和U-(Th)-Pb离子探针锆石数

据, DING 等^[17]对东构造结变质变形时间进行限定表明, 至少从中新世晚期以来, 东构造结一直在经历强烈的地壳挤压; 段虎荣等^[18]采用最新的 Gravity Recovery and Climate Experiment (GRACE) 卫星 (Release06) 数据, 得到青藏高原及其邻域地壳运动引起的重力变化,

进而反演出喜马拉雅推覆构造带 2004—2015 年区域平均隆升速率为 $(2.01 \pm 0.87) \text{ mm/a}$ (图 1a)。伴随着青藏高原的隆升, 内、外动力条件的强烈交织与转化, 形成研究区特殊和复杂的地质环境条件, 塑造研究区雄伟而复杂的地貌, 并频繁发生滑坡等坡面侵蚀过程。



注: 图 a 为研究区所处青藏高原位置及地壳隆升速率; 图 b 为数字高程模型 (ASTER GDEM V3 数据, 分辨率为 30 m), 断层数据来源于“中国地震活动探测断层数据中心” (<https://www.activefault-datacenter.cn/>); 图 c 为雅鲁藏布江大拐弯段 (I-II) 河流纵剖面; 图 d、图 e 为降雨量和温度数据, 空间分辨率为 0.1° 。

图 1 喜马拉雅东构造结数字高程模型及主要断层、降雨量与温度分布

Fig. 1 Digital elevation model of the Eastern Himalayan Syntaxis and the distribution of major faults, precipitation and temperature

2 数据与方法

2.1 滑坡清单构建

2.1.1 遥感数据的选取 目前, 可用的遥感数据种类丰富, 涵盖不同分辨率、不同频率范围, 如 Landsat 系列 (30、15 m)、Sentinel-2 (10、20 m)、SPOT 系列 (1.5、6 m) 和 ALOS (10、1~3 m) 等, 其分辨率最高可达到几十厘米。尽管一些高分辨率卫星数据提供了非常细致的地表信息, 但它们通常覆盖的区域较小, 且时间较短, 难以满足研究需求。因此, 为保证数据在

空间上和时间上的连贯和一致性, 本研究选用中等空间分辨率 ($\sim 30 \text{ m}$) 的 Landsat 5 和 Landsat 8 遥感影像进行滑坡提取。该影像数据具有波段信息丰富、数据源载体的持续运行时间长、数据质量高及获取成本较低等优点^[19]。研究区的范围可由 8 张 Landsat 5/Landsat 8 的影像拼接覆盖。按照每 4~5 a 为 1 个周期, 共下载 1987—2021 年 376 幅 8—11 月无云或少云的遥感影像 (表 1), 以尽量减少云、积雪对影像的影响。1987 年、1992 年、1997 年、2002 年、2007 年选用的

是 Landsat 5 影像;2017 年、2021 年选用的是 Landsat 8 影像。由于 2012 年缺少可用的影像,本文结合 2011 年的 Landsat 5 和 2013 年的 Landsat 8 影像数据作为 2012 年的遥感影像数据用于滑坡提取。

表 1 本研究使用的遥感数据的类型、年份及数量

Table 1 Types, years, and quantity of remote sensing data used in the study

遥感卫星	产品级别	年份	数量/幅	总数/幅
Landsat 5	L2SP ^a	1987	53	304
		1992	59	
		1997	45	
		2002	50	
		2007	63	
		2011 ^b	34	
Landsat 8	L2SP	2013 ^b	10	72
		2017	33	
		2021	29	

注:表中 a 表示下载的影像经过预处理的地表反射率数据;b 表示 2012 年没有影像,分别选用 2011 年的 Landsat 5 影像和 2013 年的 Landsat 8 影像代替。

2.1.2 基于变化检测的差异影像生成 本研究基于 4~5 a 间隔的遥感影像中光谱和纹理等信息的显著变化来识别滑坡过程。为保证滑坡识别的准确性,关键是获取高质量的无云遥感影像,主要通过影像融合的方式来实现。首先,确定 1 张云量较少的影像作为底图,利用 ENVI 的 Fmask 工具,基于云的光谱特征,直接获得该影像云雾覆盖范围,将云雾覆盖范围生成掩膜区域。为了更加准确地利用插值法替换掉掩膜区域,减少伪影或不连续边界的产生,获得高质量且基本无云的融合影像,选择多幅时间相近、相同位置的影像,将其与底图进行直方图匹配,以减少由太阳仰角和天气等原因导致的系统误差^[20],降低影像间的光谱差异。其次,利用 Matlab 将直方图匹配后的每张影像读取为像素值的矩阵并进行运算,对底图中掩膜区域的像素进行插值。

将一对空间范围完全相同、拍摄于滑坡发生之前与之后的 2 幅融合影像作为 1 组变化检测影像对^[21],通过对影像进行波段计算生成差异影像(difference image, DI)。考虑到研究区植被覆盖度良好,本文基于归一化植被指数(normalized difference vegetation index, NDVI)的变化(δNDVI)来衡量地表变化程度,生成包含植被变化信息的 DI,进而检测滑坡。 δNDVI 的计算方式为:

$$\delta\text{NDVI} = \left(\frac{\rho_{\text{NIR}} - \rho_{\text{R}}}{\rho_{\text{NIR}} + \rho_{\text{R}}} \right)_{\text{pre}} - \left(\frac{\rho_{\text{NIR}} - \rho_{\text{R}}}{\rho_{\text{NIR}} + \rho_{\text{R}}} \right)_{\text{post}} \quad (1)$$

式中: ρ_{NIR} 为近红外波段(Landsat 5 波段 4, Landsat 8

波段 5)的灰度值; ρ_{R} 为红色波段(Landsat 5 波段 3, Landsat 8 波段 4)的灰度值,下标 pre 和 post 分别表示滑坡事件前和事件后某个年份的影像。

2.1.3 目视解译构建训练样本 使用算法提取滑坡,需要有准确的真实样本(即训练样本)数据集对算法进行训练,确定能够代表滑坡的像素阈值。训练样本集的准确构建是基于算法提取滑坡的根本,一定程度上直接决定着算法模型的精确度。获取训练样本的方法通常是目视解译或直接使用现有的滑坡清单。研究区现有的滑坡清单数据不够完善,并不能满足本研究的需求,因此,采用目视解译的方法获取训练样本。以 1987—1992 年、1992—1997 年、1997—2002 年、2002—2007 年、2007—2012 年、2012—2017 年、2017—2021 年每 4~5 a 为时间间隔,使用 300×300 像素的矩形框随机在每个图幅截取一小部分作为训练区,所选区域样本具有高度的代表性,涵盖典型滑坡发生的关键特征,能够有效捕捉滑坡识别所需的核心特征。研究区同时由 8 张图幅覆盖,即每个时间段共有 8 个 300×300 像素的训练区。基于已获得的变化检测影像对,通过对比影像对前后真彩色影像(使用遥感影像的红、绿、蓝波段)的变化,对训练区的滑坡进行目视解译,得到训练样本,用于下一步的算法训练。

2.1.4 PSO 算法提取滑坡 在 DI 中,滑坡导致区域植被覆盖度发生不同程度的变化, δNDVI 值应是一个尽可能包含所有滑坡的像素阈值范围。通过阈值 1、阈值 2 将 DI 影像中的像素分为 3 类。1) 非滑坡像素:NDVI 未变化或增加,表示植被未变化或是植被覆盖度增加的区域;2) 可能滑坡像素:NDVI 减小,表示植被覆盖度可能因滑坡降低;3) 非滑坡像素:云雪等影响,植被覆盖度几乎为 0。使用 PSO 算法的目的是寻得能将每张 DI 中滑坡分离出来的 δNDVI 大小,即 2 个像素阈值的最优组合。PSO 算法由许多粒子组成,从初始随机粒子群开始,每个粒子都有其所在的位置,对应一对像素阈值组合,代表提取滑坡的 1 个候选解。这些粒子在给定的搜索空间中不断改变它们的位置(改变像素阈值组合),以探索具有更高适应度的位置(本研究中设置为训练区 PSO 分割结果与目视解译样本精度评定指标中 Kappa 系数的值),抑或是运行迭代至最大次数。在优化过程中,每个粒子记住自己遇到的最优位置,称为局部最优解。所有粒子局部最优解中的最佳解,即为全局最优解,就是提取滑坡最佳 δNDVI 值的范围(阈值分割范围),令 PSO 提取的滑坡范围尽可能多地接近目视解译获得的训练样本范围。图 2 为使用 PSO 算法解决该问题的原理。

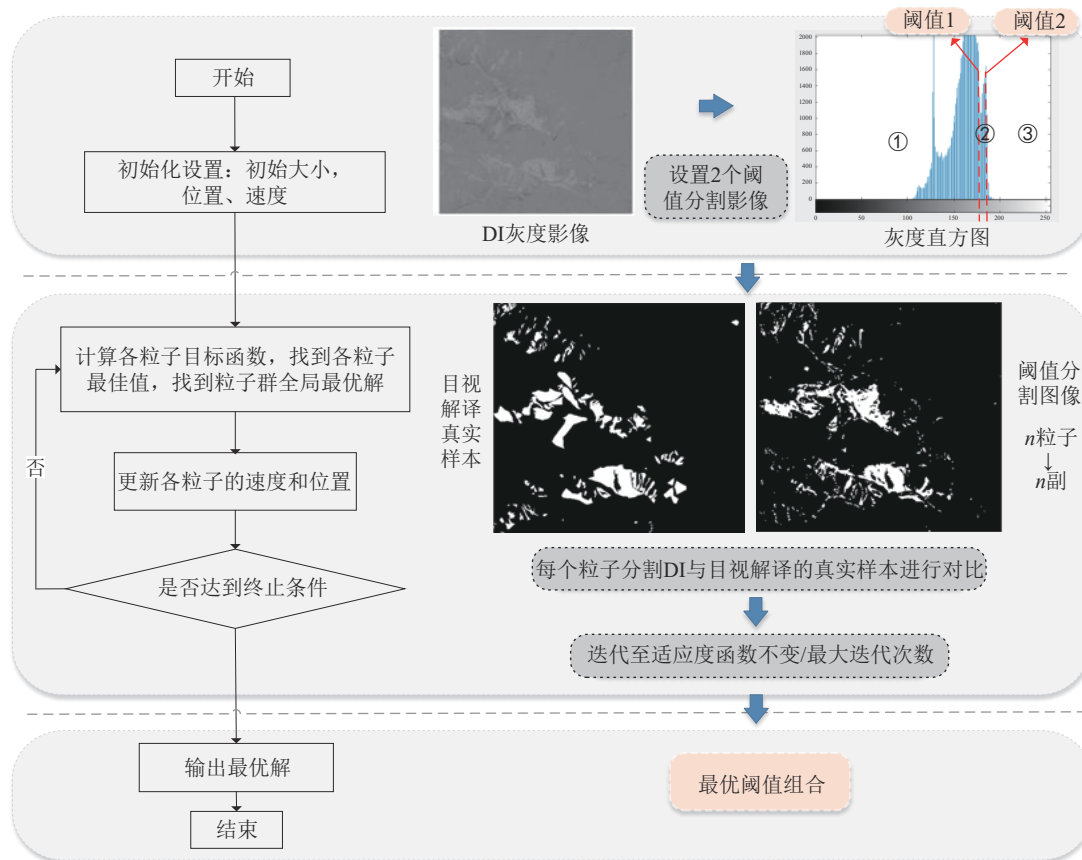


图2 PSO算法寻找最优解的流程

Fig. 2 Flow chart of using PSO algorithm to find the optimal solution

2.1.5 滑坡提取结果的优化与验证 本文将基于PSO算法计算得到的阈值范围内的像素初步判定为滑坡像素。但在实际自然环境中,除滑坡外,还有其他可能导致 δNDVI 值处于最优解范围内的因素,如地表的水体、冰川或未被完全去除的残留云雾,其NDVI值较低,往往被误认为是滑坡后的低植被覆盖像素,因此需

要筛选去除。张明华^[22]研究表明,因为冰川和水体在遥感影像的红波段和近红外波段中通常都具有很高的灰度值,通过对红、近红外波段阈值进行限定,可以有效去除部分这类被错分的像素。因此,本文对PSO求取的滑坡像素,进行红、近红外波段的阈值限定,以此来消除水体、冰川和云雾的影响,优化滑坡像素。判断标准为:

$$I_{\text{DI}} < T_1 \quad \text{非滑坡像素}$$

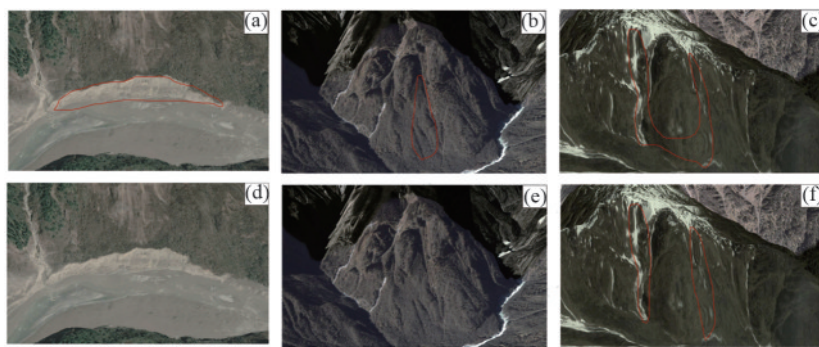
$$T_1 \leq I_{\text{DI}} \leq T_2, \begin{cases} \rho_{\text{NIR}} \geq T_{\text{NIR}}, \rho_{\text{R}} \geq T_{\text{R}} & \text{非滑坡像素} \\ \rho_{\text{NIR}} < T_{\text{NIR}} \text{ 或 } \rho_{\text{R}} < T_{\text{R}} & \text{滑坡像素} \end{cases} \quad (2)$$

$$I_{\text{DI}} > T_2 \quad \text{非滑坡像素}$$

式中: I_{DI} 为像素的灰度值; T_1 和 T_2 分别为PSO得到最优阈值组合中的较小与较大阈值; ρ_{NIR} 为像素点在近红外波段的灰度值; ρ_{R} 为像素点在红色波段的灰度值; T_{NIR} 和 T_{R} 分别为近红外波段与红波段对水体等像素的限制阈值。通过不断尝试,观察影像中冰川等提取的效果,本研究中影像的 T_{NIR} 和 T_{R} 分别设置为18 000和20 000。

除上述考虑的情况,伐木形成的裸地、新铺设的人工地面或修筑的建筑物等也导致相似的光谱信息变化。同时,单个滑坡面积的大小直接影响到后面滑坡体积和侵蚀速率的评估。因此,本文通过坡度限制和人工识别对滑坡对象进一步筛选优化(图3),

包括有1)坡度筛选:去除平均坡度 $<15^\circ$ 的对象,这些对象更可能是河岸新形成的沙洲或人类活动导致的植被破坏;2)人工筛选:通过比较真实影像,人工判别去除明显的非滑坡对象;3)范围筛选:在识别出的具有不规则形状的滑坡中观察是否存在多个滑坡体相连的情况,如若存在,将其进行打断,划分为多个单一的滑坡体;4)面积筛选:考虑到遥感影像中像元的混合效应及滑坡的形状复杂性,为提高滑坡识别精度,通常需要较多的像元来可靠地分析^[23]。本文设置10个像元为最小滑坡范围。筛选掉滑坡像素中 <10 个像元的范围,即面积 $<0.009 \text{ km}^2$ 的滑坡对象。



注:(a)为坡度筛选优化前;(b)为人工筛选优化前;(c)为范围筛选优化前;(d)为坡度筛选优化后;(e)为人工筛选优化后;(f)为范围筛选优化后。

图3 3种滑坡优化情况的实况

Fig. 3 Actual conditions of the optimization scenarios of three landslides

对滑坡像素进行筛选后,将优化后得到的滑坡结果与目视解译得到的训练区真实滑坡样本进行比较,以评估 PSO 算法提取的滑坡结果的可靠性。选用精确度和准确率作为判别指标。精确度衡量所有判定为滑坡的像素中与真实滑坡像素的吻合情况;准确率则衡量全部结果(滑坡/非滑坡)被正确判定的情况。精确度和准确率的计算公式为:

$$\text{精确度} = \frac{TP}{TP + FP} \quad (3)$$

$$\text{准确率} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (4)$$

式中:TP为真正例,指示像素在提取结果和训练样本中均被识别为滑坡的个数;FP为假正例,指示像素只在提取结果中被识别为滑坡的个数;TN为真反例,指示像素在提取结果和训练样本中均被识别为非滑坡的个数;FN为假反例,指示像素只在训练样本中被识别为滑坡的个数。以2017—2021年的滑坡提取结果和训练样本为典型样例,统计发现,在300×300像素的训练区内,共90 000个像素点,其中,TP 5 098个,FP 3 078个,TN 77 759个,FN 4 065个,精确度为62.4%,准确率为92.1%,表明本研究使用基于 PSO 算法改进的变化检测滑坡提取方法具有较高的准确性。

2.2 滑坡侵蚀速率计算

在大范围研究中,通过实地测量滑坡的表面及内部的参数来计算滑坡体积的方法并不实用。因此,本文利用 SIMONETT^[24]提出的滑坡面积-体积经验公式来估算滑坡体积:

$$V = \alpha A^{\gamma} \quad (5)$$

式中:V为滑坡体积,m³;α为常数,α的计算公式为: $\log_{[L \cdot (3-2\gamma)]} \alpha = -0.59$;A为滑坡面积,m²;γ为面积-体积关系幂指数。L为最大滑坡的长度,m。基于面积A预测的体积V依赖于关系幂指数γ和常数α。LARSEN等^[25]通过对4 231个滑坡的几何测量数据进行汇编,建立深层和浅层滑坡的面积-体积经验公

式。根据对喜马拉雅滑坡数据集的整合认为,研究区γ取值1.36较为合理。本研究区按照1 000 m计算,α的值约为0.32。最后得到适用于本研究区的滑坡面积-体积公式为:

$$V = 0.32 A^{1.36} \quad (6)$$

本研究以10 km×10 km的格网面积计算其内滑坡的总体积,将其除以格网总面积便可求出滑坡导致的地貌高程的降低量;再用该值除以研究的时间跨度(34 a)即得到每个格网中滑坡的平均侵蚀速率。

2.3 滑坡的诱发因素

为了探讨滑坡的影响因素,本文结合气候因素(温度和降水)、地形因素(坡度、坡向和高程)、地震因素(最大震级),分析其与滑坡在空间或时间上的相关性。温度和降水数据来源于中国区域地面气象要素驱动数据集^[15],使用1979—2018年的年平均值;坡向、坡度和高程数据基于 ASTER GDEM V3 数据提取;地震震级等历史地震资料来源于美国地质勘探局(<https://earthquake.usgs.gov/>)。利用诱发因素的不同区间范围内滑坡占区域总面积的比值(LAD)来分析滑坡与影响因素的相关性:

$$LAD = N(L)/N(S) \quad (7)$$

式中:LAD为滑坡面积占比;N(L)为诱发因素某一区间的滑坡总面积(m²);N(S)为该诱发因素这一区间的区域总面积(m²)。

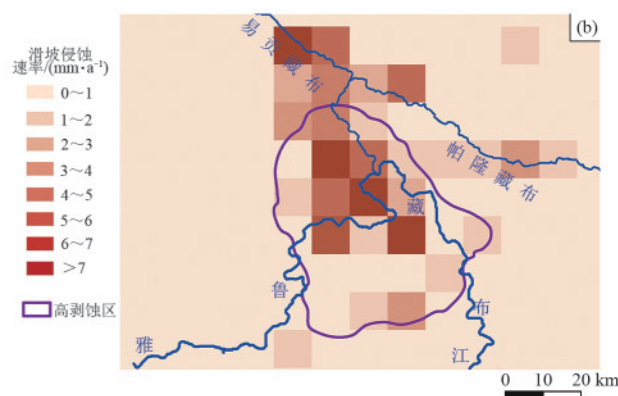
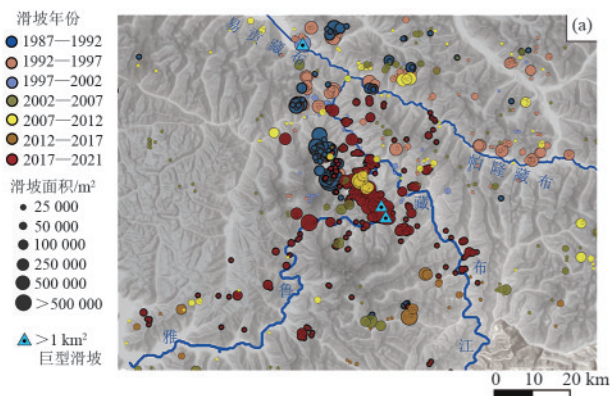
通过 ArcGIS 计算特定范围内影响因素和滑坡所占的矢量面积。因为无法计算一定震级范围内相应震级所占的区域面积,所以只统计滑坡清单中每个年份段最大的地震震级,代表滑坡震级对滑坡产生的影响。

3 结果与分析

基于 PSO 改进的滑坡提取方法,建立东构造结地区1987—2021年的历史滑坡清单。滑坡发生的年份、面积及空间分布见图4a。共识别出滑坡1 323个,总面积为43.8 km²,约占研究区总面积的0.16%,单个

滑坡的平均面积约为 0.045 km^2 。从时间来看,2017—2021 年发生的滑坡数量最多,共 389 次,总面积最大,达 16.7 km^2 ;2012—2017 年发生的滑坡数量最少,仅 55 次,总面积约为 1.48 km^2 。从面积来看,最大的单个滑坡体分布在易贡藏布干流河谷($95^\circ 57' \text{E}$, $30^\circ 11' \text{N}$),发生于 1997—2002 年,面积达到 2.24 km^2 。还有 2 个面积超过 1 km^2 的巨型滑坡,位于雅鲁藏布江干流大拐弯

段的边坡上($29^\circ 45' \text{N}$, $95^\circ 07' \text{E}$; $29^\circ 47' \text{N}$, $95^\circ 09' \text{E}$),发生于 2017—2012 年。其余的滑坡大多属于中型滑坡,面积为 $0.01 \sim 0.1 \text{ km}^2$ 。从空间来看,研究区内的滑坡往往分布在河谷两侧或附近,特别是集中分布在雅鲁藏布江大拐弯附近。在该区域,单个网格内最多分布有 106 个滑坡,总面积达 8.60 km^2 ,表示网格内 8.6% 的地表都被滑坡所覆盖。



注:(a)为本文识别的东构造结滑坡点时空分布;(b)为基于 10 km 窗口大小计算的滑坡侵蚀速率。

图 4 研究区滑坡点和滑坡侵蚀速率的空间分布格局

Fig. 4 Spatial distribution patterns of landslide locations and landslide erosion rates in the study area

基于面积-体积经验公式,本文按照 10 km 的窗口大小计算得到的研究区滑坡侵蚀速率的空间分布特征(图 4b)。总体而言,研究区的滑坡侵蚀速率为 $0 \sim 76.06 \text{ mm/a}$,平均值为 0.44 mm/a ,最高的侵蚀速率出现在雅鲁藏布江大拐弯段的河谷附近,并呈现以此为中心,向周缘地区逐渐减小的变化趋势。

本文基于 Landsat 遥感影像和 PSO 算法建立的东构造结 1987—2021 年的滑坡清单与 LARSEN 等^[14]通过 KH-9 影像目视解译建立的该区域 1944—1974 年的滑坡清单结果吻合。在空间上,滑坡过程均集中分布在雅鲁藏布江大拐弯附近(图 4a);在高剥蚀区(紫色曲线范围)(图 4b),LARSEN 等^[14]计算的滑坡侵蚀速率为 $2 \sim 6 \text{ mm/a}$,得到的平均滑坡侵蚀速率为 5.34 mm/a ,二者能够很好地匹配,反映出基于 PSO 算法构建历史滑坡清单的可靠性。

4 讨论

4.1 不同时空尺度侵蚀速率对比

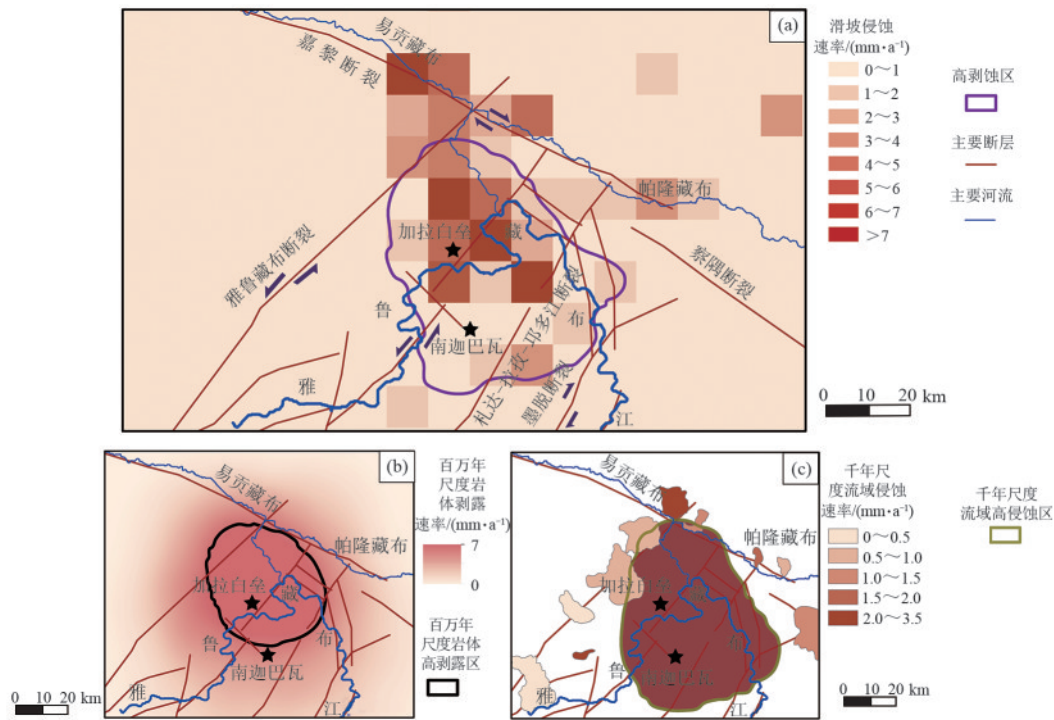
厘清不同时空尺度的侵蚀速率及其变化对揭示区域的地貌演化过程至关重要^[26]。本文将获取的滑坡侵蚀速率与研究区地质尺度(百万年尺度)和千年尺度的侵蚀速率进行对比(图 5)。结果显示,地质尺度和千年尺度侵蚀速率的高值同样出现在加拉白垒和南迦巴瓦地区(图 5a)。在地质尺度,多种热年代学方法(锆石(U-Th)/He、黑云母 $^{40}\text{Ar}/^{39}\text{Ar}$ 、磷灰石裂变径迹)揭示以上地区 2 Ma 以来岩体的平均剥蚀速率最高可达 7 mm/a ^[27](图 5b 高剥蚀区);在千年

尺度,基于宇生核素 ^{10}Be 方法得到的流域平均侵蚀速率也在 3 mm/a ^[28](图 5c 高侵蚀区)。本文得到的高侵蚀区的平均滑坡侵蚀速率为 7.89 mm/a 。在高侵蚀区的周缘,地质尺度的岩体剥蚀速率降为 $1.5 \sim 2.5 \text{ mm/a}$ ^[27](图 5b),千年尺度的流域侵蚀速率为 $0.2 \sim 3.49 \text{ mm/a}$ ^[28](图 5c),平均滑坡侵蚀速率为 2.01 mm/a (图 5a)。说明东构造结地区滑坡侵蚀速率与不同时空尺度的侵蚀速率相近,表明至少自 2 Ma 以来,滑坡便是该地区主导的侵蚀过程。

4.2 滑坡的诱发因素分析

滑坡在侵蚀过程中的主导作用表明其对地貌的演化有显著影响,因此,明确滑坡过程的诱发因素对揭示区域的地貌演化过程至关重要。已有研究^[29]表明,喜马拉雅山脉滑坡的发生与夏季风导致的长时间强降雨事件相关,此外地震事件也对滑坡有显著的影响^[30]。本文识别的位于雅鲁藏布江干流大拐弯段边坡上 2 个面积超过 1 km^2 的巨型滑坡便被认为是由 2017 年的林芝地震触发^[31]。由图 6 可知,东构造结地区滑坡的发生与降水量和地震震级呈较好的正相关(图 6a、图 6b),而与温度的相关性较差(图 6c)。该结果与已有研究^[29-31]吻合,指示降雨和地震过程对滑坡有显著的增强作用。降雨通过地表入渗和改变地下水位等方式,增加土体孔隙水压力,削弱土壤抗剪强度,影响土壤基质吸力,进而诱发浅层和深层滑坡。地震通过释放巨大的能量,触发断层活动,增加岩体破碎程度,降低岩体稳定性,进而诱发滑坡^[32]。在坡向上,约 70% 的滑

坡集中发育在南向的坡面上(图 6d),可能是在迎风坡效应影响下,降雨集中在南向坡面上有关。在坡度上,滑坡在 35°~45°坡度富集(图 6e),与临界坡度对应,指示当坡面坡度达到临界值后,滑坡是重要的侵蚀过程^[5];在海拔上,滑坡在海拔 1 500~3 000 m 聚集(图 6f),与该区域河道的海拔相当(图 1c)。



注:(a)为滑坡侵蚀速率,mm/a,紫色曲线表示 LARSEN 等^[14]划定的 1944—1974 年滑坡高剥蚀区;(b)为百万年尺度岩体剥蚀速率,mm/a,黑色曲线表示 KING 等^[27]划定的百万年尺度岩体高剥蚀区;(c)为千年尺度流域平均侵蚀速率,mm/a,棕色曲线表示 LUPKER 等^[28]划定的千年尺度流域高侵蚀速率区。本文只汇总与滑坡侵蚀速率计算面积相当(10 km×10 km)的流域侵蚀速率数据^[28]。

图 5 研究区滑坡侵蚀速率和不同时间尺度侵蚀速率分布

Fig. 5 Distribution of landslide erosion rates and erosion rates at different temporal scales in the study area

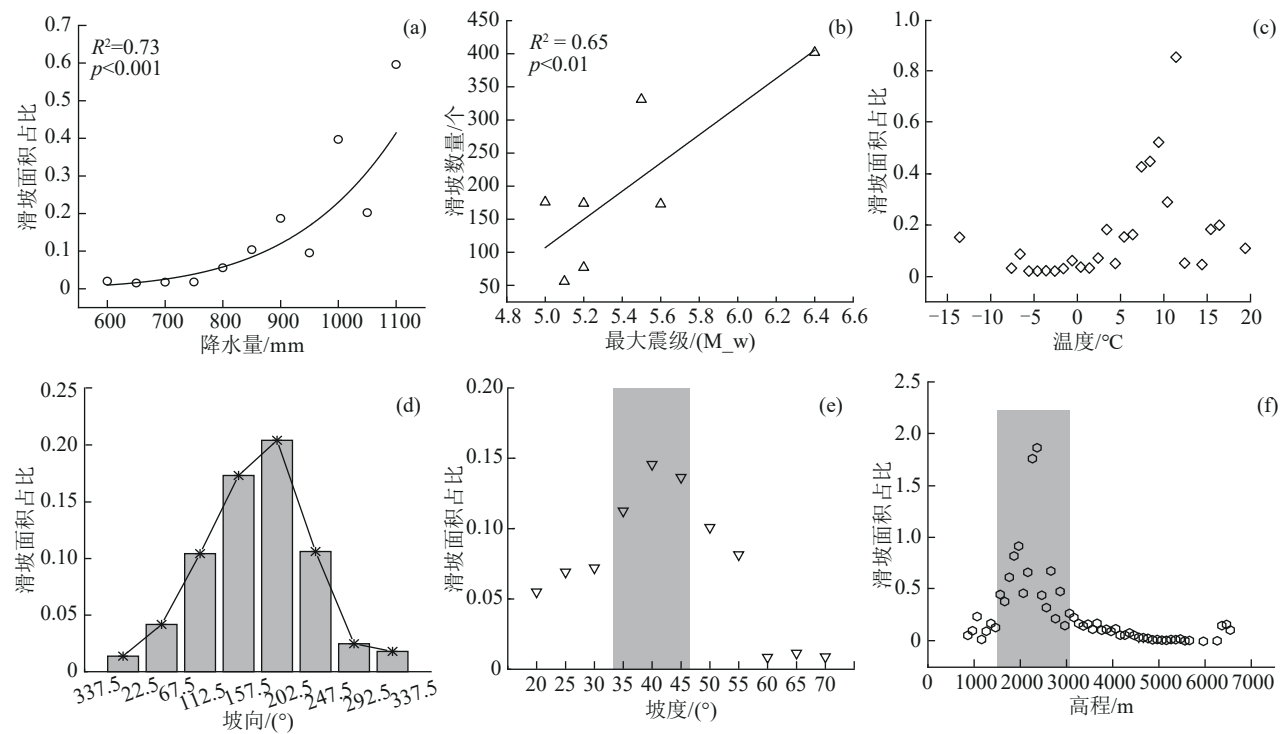


图 6 东构造结地区滑坡过程的诱发因素分析

Fig. 6 Analysis of factors triggering landslide processes in the eastern Himalayan Syntax
<http://stbcbx.alljournal.com.cn>

综上所述,本文认为东构造结地区的构造-气候-地表过程存在的耦合机制为:在第四纪以来构造隆升塑造的地貌格局背景下,受西南季风影响,研究区形成大量的降水,在雅鲁藏布江大拐弯附近的年平均降雨量可达 1 345.8 mm/a,强降雨诱发滑坡的发生。同时,受迎风坡效应影响,降水集中在南向坡面上,导致南向坡面上的滑坡占比达到 70%。强降雨还导致河流发生快速下切,形成雅鲁藏布江大拐弯段山高谷深的地貌形态。河流的深切通过陡化边坡的方式来促进滑坡(图 1c),特别是当坡度达到临界值(35°~45°)以后,滑坡发生的概率显著增加。

5 结 论

1) 本文建立的基于 PSO 优化算法,结合归一化植被指数的变化,通过划分合理的分割阈值进行半自动滑坡提取的方法,可以快速高效地构建大空间范围的多时相滑坡清单。

2) 基于面积-体积经验公式计算的滑坡平均侵蚀速率与百万年尺度的岩体剥露速率和千年尺度的流域平均侵蚀速率相近,指示滑坡是东构造结地区主导的侵蚀过程。

3) 降水和地震是驱动东构造结地区滑坡过程的主要因素。受迎风坡效应影响,降雨集中在南向坡面,进而导致南向坡面滑坡的聚集。同时,强降雨导致河流深切,陡化边坡,进而促进滑坡过程。

参考文献:

- [1] MONTGOMERY D R, BALCO G, WILLETT S D. Climate, tectonics, and the morphology of the Andes[J]. *Geology*, 2001, 29(7): 579-582.
- [2] KASHYAP A, BEHERA M D. The influence of landslide morphology on erosion rate variability across western Himalayan catchments: Role of westerlies and summer monsoon interaction in the landscape characterization[J]. *Geological Journal*, 2024, 59(3): 1112-1125.
- [3] WHIPPLE K, ADAMS B, FORTE A, et al. Eroding the Himalaya: Topographic and climatic control of erosion rates and implications for tectonics[J]. *Journal of Geology*, 2023, 131(4): 265-288.
- [4] WANG A, YUAN X P, WANG G C, et al. A non-critical hillslope model: Evidence and topographic implications[J]. *Geomorphology*, 2024, 453: e109155.
- [5] HOVIUS N, MEUNIER P, LIN C W, et al. Prolonged seismically induced erosion and the mass balance of a large earthquake[J]. *Earth and Planetary Science Letters*, 2011, 304(3/4): 347-355.
- [6] RODA-BOLUDA D C, SCHILDGEN T F, WITTMANN H, et al. Elevation-dependent periglacial and paraglacial processes modulate tectonically-controlled erosion of the western southern Alps, new zealand[J]. *Journal of Geophysical Research (Earth Surface)*, 2023, 128(11): e2023JF007271.
- [7] CYR A J, GRANGER D E. Dynamic equilibrium among erosion, river incision, and coastal uplift in the northern and central Apennines, Italy[J]. *Geology*, 2008, 36(2): 103-106.
- [8] CASAGLI N, INTRIERI E, TOFANI V, et al. Landslide detection, monitoring and prediction with remote-sensing techniques[J]. *Nature Reviews Earth and Environment*, 2023, 4: 51-64.
- [9] ZHANG C X, YUE P, TAPETE D, et al. A deeply supervised image fusion network for change detection in high resolution bi-temporal remote sensing images[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2020, 166: 183-200.
- [10] SHI W Z, ZHANG M, KE H F, et al. Landslide recognition by deep convolutional neural network and change detection[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2021, 59(6): 4654-4672.
- [11] ZHAO C Y, LU Z. Remote sensing of landslides: A review[J]. *Remote Sensing*, 2018, 10(2): e279.
- [12] KENNEDY J, EBERHART R. Particle swarm optimization[C]//Proceedings of ICNN'95-International Conference on Neural Networks. November 27-December 1, 1995, Perth, WA, Australia. IEEE, 1995: 1942-1948.
- [13] YANG Z J, PANG B, DONG W F, et al. Interaction of landslide spatial patterns and river canyon landforms: Insights into the Three Parallel Rivers area, southeastern Tibetan Plateau[J]. *Science of the Total Environment*, 2024, 914: e169935.
- [14] LARSEN I J, MONTGOMERY D R. Landslide erosion coupled to tectonics and river incision[J]. *Nature Geoscience*, 2012, 5: 468-473.
- [15] 阳坤,何杰.中国区域地面气象要素驱动数据集(1979—2018)[Z/OL]. 时空三极环境大数据平台, 2019. <http://poles.tpd.ac.cn/zh-hans/data/8028b944-daaa-4511-8769-965612652c49/>.
YANG K, HE J. Data set driven by surface meteorological elements in China (1979—2018)[Z/OL]. Space-time tripolar environment big data platform, 2019. <http://poles.tpd.ac.cn/zh-hans/data/8028b944-daaa-4511-8769-965612652c49/>.
- [16] 蔡晓亮.西藏米林地区断裂活动性及构造稳定性评价[D].成都:成都理工大学, 2014.
CAI X L. Evaluation of fault activity and structural stability in Milin area, Tibet[D]. Chengdu: Chengdu University of Technology, 2014.
- [17] DING L, ZHONG D L, YIN A, et al. Cenozoic struc-

- tural and metamorphic evolution of the eastern Himalayan syntaxis (Namche Barwa) [J]. *Earth and Planetary Science Letters*, 2001, 192(3): 423-438.
- [18] 段虎荣, 康明哲, 吴绍宇, 等. 利用GRACE时变重力场反演青藏高原的隆升速率[J]. *地球物理学报*, 2020, 63(12): 4345-4360.
- DUAN H R, KANG M Z, WU S Y, et al. Uplift rate of the Tibetan Plateau constrained by GRACE time-variable gravity field [J]. *Chinese Journal of Geophysics*, 2020, 63(12): 4345-4360.
- [19] BOUKHENNAF A, MEZOUAR K. Long and short-term evolution of the Algerian coastline using remote sensing and GIS technology [J]. *Regional Studies in Marine Science*, 2023, 61: e102893.
- [20] GONZALEZ R C. *Digital image processing* [M]. India: Pearson Education India, 2009.
- [21] LI Z B, SHI W Z, LU P, et al. Landslide mapping from aerial photographs using change detection-based Markov random field [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2016, 187: 76-90.
- [22] 张明华. 西藏墨脱公路地质灾害遥感勘察[J]. *公路*, 2004, 49(5): 91-96.
- ZHANG M H. A remote sensing survey of geological disasters of Motuo County highway in Tibet [J]. *Highway*, 2004, 49(5): 91-96.
- [23] KEYPORT R N, OOMMEN T, MARTHA T R, et al. A comparative analysis of pixel- and object-based detection of landslides from very high-resolution images [J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2018, 64: 1-11.
- [24] SIMONETT D S. Landslide distribution and earthquakes in the Bawani and Torricelli mountains, New Guinea [M]. *Landform Studies from Australia and New Guinea*, 1967: 64-84.
- [25] LARSEN I J, MONTGOMERY D R, KORUP O. Landslide erosion controlled by hillslope material [J]. *Nature Geoscience*, 2010, 3(4): 247-251.
- [26] BHATTACHARJEE S, BOOKHAGEN B, SINHA R. Sediment-transport rates from decadal to millennial timescales across the Indo-Gangetic Plain: Impacts of tectonics, climatic processes, and vegetation cover [J]. *Earth-Science Reviews*, 2022, 233: e104165.
- [27] KING G E, HERMAN F, GURALNIK B. Northward migration of the eastern Himalayan syntaxis revealed by OSL thermochronometry [J]. *Science*, 2016, 353(6301): 800-804.
- [28] LUPKER M, LAVÉ J, FRANCE-LANORD C, et al. Be systematics in the Tsangpo-Brahmaputra catchment: The cosmogenic nuclide legacy of the eastern Himalayan syntaxis [J]. *Earth Surface Dynamics*, 2017, 5(3): 429-449.
- [29] STRUCK M, ANDERMANN C, HOVIUS N, et al. Monsoonal hillslope processes determine grain size-specific suspended sediment fluxes in a trans-Himalayan river [J]. *Geophysical Research Letters*, 2015, 42(7): 2302-2308.
- [30] ROBACK K, CLARK M K, WEST A J, et al. The size, distribution, and mobility of landslides caused by the 2015 Mw7.8 Gorkha earthquake, Nepal [J]. *Geomorphology*, 2018, 301: 121-138.
- [31] ZHAO B, LI W L, WANG Y S, et al. Landslides triggered by the Ms 6.9 Nyingchi earthquake, China (18 November 2017): Analysis of the spatial distribution and occurrence factors [J]. *Landslides*, 2019, 16(4): 765-776.
- [32] GRATCHEV I. *Mechanisms of earthquake-induced landslides: Insights in field and laboratory investigations* [M]// *Geotechnical, Geological and Earthquake Engineering*. Cham: Springer International Publishing, 2022: 428-436.
- (上接第317页)
- [33] 任强, 艾鹭, 胡健, 等. 不同强度牦牛放牧对青藏高原高寒草地土壤和植物生物量的影响[J]. *生态学报*, 2021, 41(17): 6862-6870.
- REN Q, AI Y, HU J, et al. Effects of different yak grazing intensities on soil and plant biomass in an alpine meadow on the Qinghai-Xizang Plateau [J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2021, 41(17): 6862-6870.
- [34] CHEN Z X, XU X, WEN Y L, et al. The critical role of soil ecological stoichiometric ratios: How does reforestation improve soil nitrogen and phosphorus availability? [J]. *Plants*, 2024, 13(16): e2320.
- [35] 黄琳曦, 陈倩, 张先言, 等. 两种乔木凋落叶浸提液处理对地毯草土壤酶活性及其化学计量比的影响[J]. *草业学报*, 2024, 33(4): 35-46.
- HUANG L X, CHEN Q, ZHANG X Y, et al. Effect of two kinds of tree litter leaf extracts on soil enzyme activities and eco-enzymatic stoichiometry of *Axonopus compressus* [J]. *Acta Prataculturae Sinica*, 2024, 33(4): 35-46.