

黄成, 邓云龙, 晏祥省, 等. 基于多模型的滑坡易发性评估研究[J]. 中国岩溶, 2024, 43(6): 1386-1397.

DOI: 10.11932/karst20240615

基于多模型的滑坡易发性评估研究

黄成^{1,2,3,4}, 邓云龙^{1,2,3}, 晏祥省^{1,2,4}, 周鑫城^{1,2,3}

(1. 自然资源部高原山地地质灾害预报预警与生态保护修复重点实验室, 云南昆明 650216; 2. 云南省高原山地地质灾害预报预警与生态保护修复重点实验室(筹), 云南昆明 650216; 3. 昆明理工大学国土资源工程学院, 云南昆明 650093; 4. 云南省地质环境监测院, 云南昆明 650216)

摘要: 滑坡是我国最常见的地质灾害之一, 其突发性和不确定性给防灾减灾工作带来巨大的挑战。滑坡易发性评估是一个复杂的过程, 常规手段是依赖于静态因子分析, 难以实现滑坡易发性的动态评估。随着合成孔径雷达干涉测量(InSAR)技术的发展, 可实现地表形变的动态监测, 文章以双江县作为研究区, 在常规地质灾害易发性评价中, 引入地表形变表征性因子, 并使用三种模型分别进行滑坡易发性评估, 改善了滑坡地质灾害易发性评估的不确定性, 提高了评估精度。综合考量研究区地形地貌、地质构造、水文环境、人类工程活动等静态地质环境条件因子, 同时引入 InSAR 地表形变速率动态因子, 共同构建多维度的评估指标体系, 并使用信息量模型、确定性系数模型和频率比模型进行滑坡区域易发性评估比较。试验结果表明, CF 模型在高易发区和较高易发区滑坡密度比值较高, 为 7.77、1.10, 其准确值和 AUC 值最大, 分别为 0.822、0.879, 均优于其他模型。基于 InSAR 技术获取地表形变因子, 结合 CF 模型的滑坡易发性具有最好的评估精度。使用滑坡密度比值、ROC 曲线和 AUC 评估绘制出的滑坡易发性图的精度更具有竞争优势。

关键词: 滑坡易发性; InSAR; 信息量; 确定性系数; 频率比

创新点: 从 InSAR 形变数据中挖掘滑坡动态变化特征作为地表变化表征因子, 分别在 3 种模型中进行易发性评价, 得到 CF 模型获取的滑坡易发性能更好反映双江县特征, 提高了评估精度。

中图分类号: P642.22 **文献标识码:** A

文章编号: 1001-4810(2024)06-1386-12

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



0 引言

滑坡监测是滑坡预警的基础, 是减少地质灾害风险的有效措施之一^[1-2]。山体滑坡的发生对生命、财产和基础设施产生危险后果, 滑坡易发性评估是调查区域有效空间的有效措施之一^[3-4]。滑坡易发性图是通过对当前滑坡发生率与激发的空间因素之间的

关系进行空间统计分析来确定的^[5-6]。因此, 易发性图可以揭示给定区域内滑坡发生概率的空间分布。世界各地的学者依靠几种统计空间方法来划定滑坡危险区, 这些方法有助于进行滑坡风险评估。主要有信息量、频率比、证据权、模糊权、确定系数、层次分析、熵指数、逻辑回归、支持向量机、随机森林、神经网络和深度学习等方法^[7-16]。

资助项目: 云南省地质灾害综合防治体系建设专项计划(2013-2020)(云政发[2013]108号); 云南省地质灾害隐患识别中心建设(云财资环[2021]22号); 部省合作试点项目—云南高原山地地质灾害隐患综合遥感识别监测技术系统研究及应用(2023ZRBHZ048)

第一作者简介: 黄成(1981—), 男, 硕士, 高级工程师, 主要从事地质环境信息化与时空大数据应用、地质灾害隐患识别与综合遥感研究等工作。

E-mail: hch2377@163.com。

通信作者: 邓云龙(1997—), 男, 硕士, 主要从事遥感 GIS 和地质灾害研究。E-mail: 1545079868@qq.com。

收稿日期: 2024-01-01

近年来,国内引进推广遥感动态监测、扫面先进技术,提高新增隐患的发现率,为巡查排查地质灾害隐患提供指导^[17]。随着科学技术不断更新与发展,遥感技术、合成孔径干涉测量技术(interferometric synthetic aperture radar, InSAR)、机载激光雷达测量技术(light detection and ranging, LiDAR)以及无人机航摄技术陆续地应用到地质灾害中,InSAR 技术具有全天候、全天时、范围广等特点,可以对不同环境条件的地表进行实时监测,了解易发滑坡地质灾害表面岩土体的运动状态,更好地对地质灾害进行识别监测。该类技术代替了传统的地质灾害识别方法,使部分隐患的地质灾害监测成为可能^[18-19],对此,国内外学者做了大量的相关性研究。殷跃平等^[20]通过可变形滑块-弹簧模型,在农业机械学犁耕阻力理论的基础上,建立了高位远程滑坡运动与犁切耦合模型,证明滑坡的发生与地表形变息息相关。魏云杰等^[21]通过澜沧江拉金神谷滑坡监测数据分析岩体结构和变形特征,采用 InSAR 技术更好地揭示滑坡体的变形规律,验证 InSAR 技术对地质灾害识别的可行性。许强等^[22]提出建立天-空-地为一体的自然灾害隐患早期识别系统,综合运用多种灾害监测手段,实时获得更准确的滑坡灾害。李梦华团队^[23]使用 Sentinel-1A/1B 和 SBAS-InSAR 两种时序方法,成功发现了茂县岷江河谷区段 20 处滑坡隐患,并通过实地考察证实了这些发现的准确性。蒋卓等^[24]提出了一种改进的基于 InSAR 的黄土丘陵区大面积滑坡测绘程序,基于四叉树分割的对流层延迟校正和基于最小误差边界的干涉图自动选择,共探测和绘制了 50 个潜在的黄土滑坡。鉴于此,InSAR 形变数据反映滑坡在垂直方向的动态形变特征,能够提高滑坡易发性评估精度,可以发现 InSAR 技术的出现极大地改善了滑坡地质灾害预测的不确定性,对发现、识别、预测、预防滑坡等滑坡监测工作有极其重要的作用。

双江县滑坡主要受到广泛和严重的形态动力学过程的影响。为了确保生命财产安全,推动地区可持续发展,精确绘制滑坡易发性图至关重要。因此,本研究的主要目标是:(1)数字化当前滑坡事件的空间分布;(2)使用信息量(I)、确定系数模型(CF)和频率比(FR)等方法评估各影响因子和滑坡栅格之间的空间统计关系,并绘制滑坡易发性图;(3)评估滑坡易发性图的准确性。最终输出的滑坡易发性图包含

了若干不同的风险等级,为地球科学家、政府相关管理者及规划人员用于缓解边坡失稳,制定适当的保护措施提供技术支撑。

1 研究区概况

双江拉祜族佤族布朗族傣族自治县(简称双江县)位于云南省西南部,属临沧市所管辖。双江县东与景谷县隔江相望,南与澜沧、沧源两县毗邻,北接临沧市圈内乡,西同耿马县相依。属南亚热带与中热带湿润季风气候;地层以古生代变质地层为主,有少量泥盆系、石炭系、三叠系、侏罗系、上第三系和第四系。

2 模 型

2.1 信息量模型

信息量模型(Information Quantity Model, I)是一种数据驱动的定量统计方法^[22],该方法理论基础源于 20 世纪 40 年代产生的信息论^[25]。通过信息量值来反应地质滑坡灾害发生概率,信息量越大,地质滑坡发生的概率越大^[6]。具体公式如下:

$$I(Y, X_i) = \ln \frac{N_i/N}{S_i/S} \quad (1)$$

$$I_j = \sum_{i=1}^n I(Y, X_i) = \sum_{i=1}^n \frac{1}{n} \frac{N_i/N}{S_i/S} \quad (2)$$

式中: N_i 为评价因子分类中滑坡栅格点个数; N 为研究区滑坡栅格点总数; S_i 为研究区评价因子分类的栅格点个数; S 为研究区所有栅格点总数; I 为单个评价因子的信息量; I_j 为评价单元总的信息量。

2.2 确定系数模型

确定性系数(certainty factor, CF)模型本质上是概率函数,最早是 20 世纪 70 年代由 E. H. Shortliffe 等^[26]提出,后面 D. Heckerman 对其进行改进^[27],本研究用于分析影响滑坡发生的各个因素的敏感性。CF 的计算公式如下:

$$CF = \begin{cases} \frac{PP_a - PP_s}{PP_s(1 - PP_a)} (PP_a < PP_s) \\ \frac{PP_a - PP_s}{PP_a(1 - PP_s)} (PP_a \geq PP_s) \end{cases} \quad (3)$$

式中: PP_a 为事件在数据类 a 中发生的条件概率,这里为因子分级类别 a 中的滑坡个数与 a 的栅格个数

的比值; PP_s 为事件在整个数据中发生的先验概率, 这里为代表研究区滑坡总个数与研究区总栅格个数的比值。

2.3 频率比模型

频率比 (frequency ratio, FR) 是一种变量统计方法, 可以作为一种有效的地理空间评估工具来确定因变量和自变量之间的概率关系。即某一因子分类区间内滑坡栅格占有所有滑坡栅格百分比与该区间栅格占研究区所有栅格百分比的比值。简而言之, 频率比是通过因子分类区间的滑坡比除以分类栅格比获得^[28]。

$$FR(X_{ij}) = \frac{N_{ij}/N}{S_{ij}/S} \tag{4}$$

式中: N_{ij} 为第 i 个评价因子 j 类发生滑坡栅格个数; N 为研究区内滑坡的栅格总数; S_{ij} 为第 i 个评价因子 j 类区间的栅格个数; S 为研究区总栅格个数。

3 分 析

3.1 数据准备

本文以区域地形地貌、地质构造和研究区滑坡台账数据为基础, 利用多时像的 Google Earth 遥感图像和高分影像数据的多光谱影像、指数、纹理和地形特征寻找出滑坡地质灾害发生点^[29]。但光学影像识别滑坡可能会受到天气或山体阴影区域的影响,

InSAR 技术是一种利用微波信号测量地表高程或形变信息的方法, 因此, 本文结合 InSAR 技术进行交叉验证滑坡识别。

本文使用 SBAS-InSAR 技术对研究区开展形变分析, 收集 42 景 Sentinel-1A 数据处理成果 (2018 年 7 月 1 日至 2021 年 5 月 22 日), 成像模式为 IW 模式, 分辨率为 $5\text{ m} \times 20\text{ m}$ 。本次数据处理选择 2019 年 12 月 11 日作为超级主影像, 剩余的 40 景影像作为辅助影像, 与超级主影像进行配准。时间基线阈值设置为 60 d, 然后进行差分干涉处理及相位解缠, 选取解缠效果好的部分点作为地面控制点, 结合 DEM 数据信息进行轨道精炼与重去平, 剔除地形误差、大气延迟误差和噪声, 即可获得误差校正后的形变数据集 (图 1)。通过分析 Sentinel-1A 卫星升降轨数据, 结果表明, 升轨 LOS 向形变速率为 $-75.14 \sim 80.64\text{ mm} \cdot \text{y}^{-1}$, 降轨 LOS 向形变速率为 $-184.45 \sim 212.49\text{ mm} \cdot \text{y}^{-1}$, 高形变区主要位于研究区北部和中部。本文根据杨旭东、李媛等^[30] 的移动 3S 技术的地质灾害野外调查数据采集系统进行灾害点核查, 综合 InSAR 形变速率、高分辨率卫星遥感、无人机遥感、机载激光雷达测量等多种新技术手段, 通过天 (卫星)—空 (无人机)—地 (地面) 的联合应急调查组织实施^[31], 建立滑坡数据集, 共有地质滑坡 116 处, 其中 56 个滑坡区域具有形变, 据实地调查滑坡区域范围, 部分坡体出现明显形变迹象。

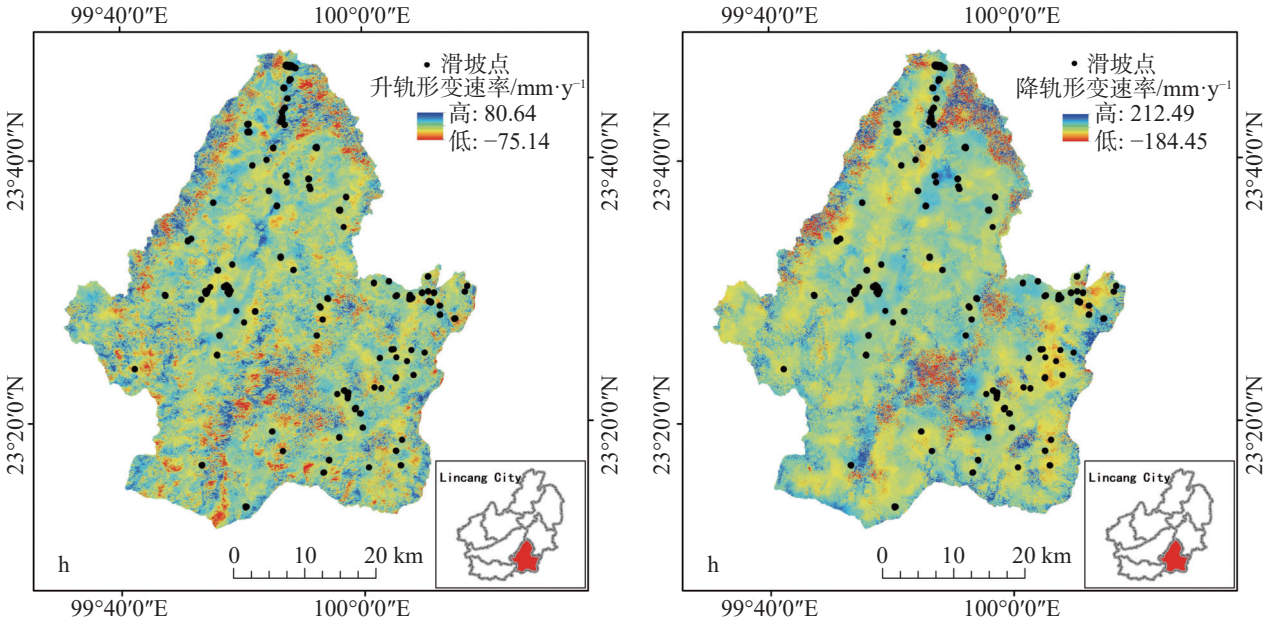


图 1 InSAR 形变速率分布图
Fig. 1 Distribution of InSAR deformation rate

3.2 评价因子分析

本文随机选择 70% 的滑坡事件用于空间建模训练,而剩余的 30% 用于模型验证。模型综合选取了 InSAR 升降轨地表形变速率数据、DEM、坡度、坡向、曲率、地层岩性、断层、土地利用、年平均降雨量、道路及河流 12 个评价指标因子来确定滑坡的易发性。分别对评价因子进行分类或分级处理(图 2)。滑坡地质灾害点主要集中在升降轨形变速率为 $-5\sim 15\text{ mm}\cdot\text{y}^{-1}$ 区间,道路在小于 1 000 m 区间,河流在 200~600 m 区间,断层小于 1 200 m 区间,土地利用为草地和耕地,降雨量小于 1 200 mm,高程为 1 000~2 000 m 区间,坡度为大于 25° ,坡向在东南坡和南坡,地层岩性为 Pz_1ln^b 、 Pz_1ln^a 、 N_1 、 γm_{51} 。

3.3 评价因子独立性检验

在进行滑坡易发性评价过程中,为了确保评价

因子在实验中的有效性、真实性及准确性,需判断评价因子之间是否相互独立,因此,在实验中,可用指标因子是否存在共线来判断它们之间的相互关系^[32]。此实验利用 ArcGIS 软件中的坡段集统计工具对评价因子进行相互独立性检验,得到其相关系数(ρ =协方差/标准差),以保证滑坡易发性评价模型的准确性。 $\rho<0.3$ 代表因子之间不相关。根据表 1 可知,相关性系数均小于 0.3,说明评价因子之间相互独立,也表明了这 12 个评价因子均可纳入评价模型,并对评价因子进行分析。

3.4 评价因子对比

本文通过随机抽样的方式选取 70% 的滑坡事件作为滑坡栅格样本,根据滑坡灾害样本在各评价因子的分级情况,分别统计出所占的栅格,结合公式(1-4),分别计算出各评价因子的信息量值、频率比值和

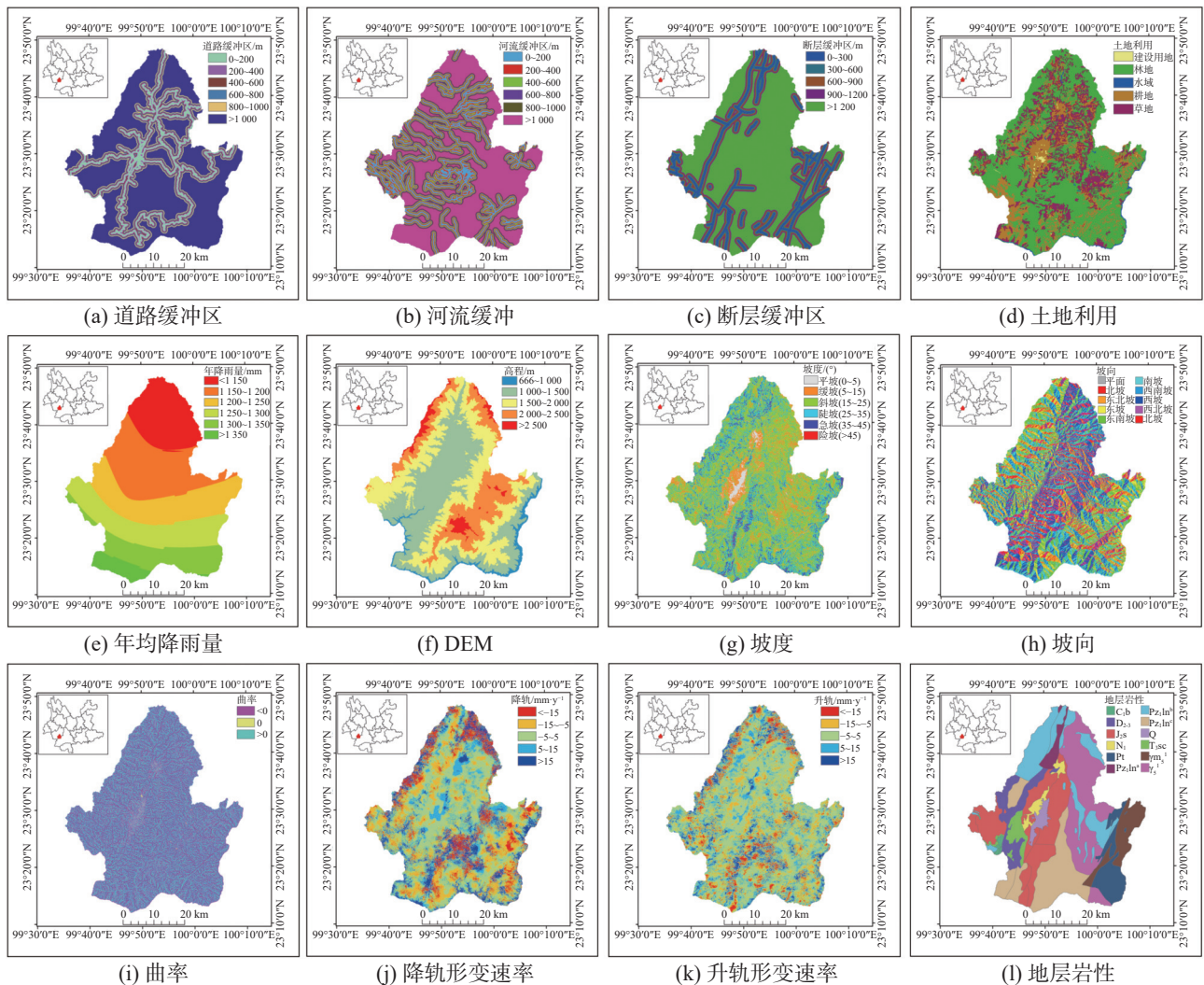


图 2 评价因子分级图

Fig. 2 Grading chart of evaluation factors

表 1 评价因子相关系数矩阵
Table 1 Correlation coefficient matrix of evaluation factors

评价因子	a	b	c	d	e	f	g	h	i	j	k	l
a	1.000											
b	0.048	1.000										
c	-0.044	-0.018	1.000									
d	-0.184	-0.025	0.028	1.000								
e	0.148	0.082	-0.146	-0.103	1.000							
f	0.152	0.182	0.109	-0.140	-0.224	1.000						
g	0.201	0.014	-0.078	-0.143	0.116	0.034	1.000					
h	-0.043	-0.011	0.016	0.016	-0.018	-0.004	-0.038	1.000				
i	0.002	0.012	0.002	0.004	-0.001	0.052	0.025	0.001	1.000			
j	-0.007	0.005	0.016	0.001	0.003	-0.096	0.044	0.067	-0.016	1.000		
k	-0.020	0.017	-0.017	-0.008	-0.004	0.014	0.036	-0.052	0.038	0.042	1.000	
l	0.033	0.039	0.061	-0.030	0.111	-0.065	-0.039	0.003	-0.001	0.017	-0.021	1.000

注: a.道路 b.河流 c.断层 d.土地利用 e.降雨量 f.DEM g.坡度 h.坡向 i.曲率 j.降轨形变速率 k.升轨形变速率 l.地层岩性。
Note: a. road b. river c. fault d. land use e. rainfall f. DEM g. slope gradient h. aspect i. curvature j. orbital deformation rate k. rail lifting deformation rate l. stratigraphic lithology.

确定系数值, 计算得出来的值不仅能比较各评价因子的重要性, 也能看出评价因子在哪个分级容易发生滑坡。频率比值表征了指标因子各类别对于滑坡发生的重要程度。FR>1, 表明该评价因子对滑坡发育促进作用, FR 值越大, 对滑坡发育影响越大; FR<1, 表明该评价因子不利于滑坡发育^[33], 因此, 本文采用频率比法分析滑坡评价因子的有效性及滑坡易发性。

如表 2 所示, 将升降轨形变速率分为如下区间: 小于 $-15\text{ mm}\cdot\text{y}^{-1}$ 、 $-15\sim-5\text{ mm}\cdot\text{y}^{-1}$ 、 $-5\sim5\text{ mm}\cdot\text{y}^{-1}$ 、 $5\sim15\text{ mm}\cdot\text{y}^{-1}$ 和大于 $15\text{ mm}\cdot\text{y}^{-1}$; DEM 分级: 小于 1 000 m、1 000~1 500 m、1 500~2 000 m、2 000~2 500 m 和大于 2 500 m;

坡度分级为: $0^{\circ}\sim5^{\circ}$ (平坡)、 $5^{\circ}\sim15^{\circ}$ (缓坡)、 $15^{\circ}\sim25^{\circ}$ (斜坡)、 $25^{\circ}\sim35^{\circ}$ (陡坡)、 $35^{\circ}\sim45^{\circ}$ (急坡) 和大于 45° (险坡);

坡向分级类别: $337.5^{\circ}\sim360.0^{\circ}$ 或者 $0^{\circ}\sim22.5^{\circ}$ (北坡)、 $22.5^{\circ}\sim67.5^{\circ}$ (东北坡)、 $67.5^{\circ}\sim112.5^{\circ}$ (东坡)、 $112.5^{\circ}\sim157.5^{\circ}$ (东南坡)、 $157.5^{\circ}\sim202.5^{\circ}$ (南坡)、 $202.5^{\circ}\sim247.5^{\circ}$ (西南坡)、 $247.5^{\circ}\sim292.5^{\circ}$ (西坡)、 $292.5^{\circ}\sim337.5^{\circ}$ (西北坡) 和 else(平面);

曲率分级为: 小于 0、等于 0 和大于 0;

断层分级为: 0~300 m、300~600 m、600~900 m、900~1 200 m 和大于 1 200 m;

河流和公路分级为: 0~200 m、200~400 m、400~

600 m、600~800 m、800~1 000 m 和大于 1 000 m;

年均降雨量分级为: 小于 1 150 mm、1 150~1 200 mm、1 200~1 250 mm、1 250~1 300 mm、1 300~1 350 mm 和大于 1 350 mm;

土地利用分类为: 建设用地、林地、水域、耕地和草地;

地层岩性分类为: $\text{Pz}_1\text{ln}^{\text{a}}$ 为古生代变质地层双江地区澜沧群 a 段; $\text{Pz}_1\text{ln}^{\text{b}}$ 为古生代变质地层双江地区澜沧群 b 段; $\text{Pz}_1\text{ln}^{\text{c}}$ 为古生代变质地层双江地区澜沧群 c 段; J_2s 为侏罗系中统锐房街统; N_1 为新近系中新统; D_{2-3} 为泥盆系中上统; Q 为全新统冲积层; Pt 为元古界; T_3sc 为三叠系上统三岔河组; C_1b 为石炭系下统班歪组; γ_5^1 为三叠系岩浆组; γm_5^1 为白垩纪侵入岩。

FR 值越大对滑坡发育影响越大(表 2), $\text{FR}>1$ 评价因子包括: 升降轨形变速率为 $-5\sim15\text{ mm}\cdot\text{y}^{-1}$ 区间; 高程为 1 000~2 000 m 区间; 坡度为大于 25° ; 坡向在东南坡和南坡; 曲率小于等于 0; 断层小于 1 200 m; 河流在 200~600 m 区间; 降雨量小于 1 200 mm; 道路在小于 1 000 m; 土地利用为草地和耕地; 地层岩性为 $\text{Pz}_1\text{ln}^{\text{b}}$ 、 $\text{Pz}_1\text{ln}^{\text{a}}$ 、 N_1 、 $\gamma\text{m}_{51}^{\circ}$ 。

3.5 易发性模型

利用 GIS 将研究区各评价因子指标的信息量值叠加, 获取双江县滑坡灾害信息量值分布图, 根据 GIS 中的自然段点法将其分为 5 个易发性等级区间:

表 2 评价因子分级计算
Table 2 Grading calculation of evaluation factors

评价因子	分类	I	CF	FR					
降轨形变速率/mm·y ⁻¹					断层缓冲区/m	900~1 200	0.723 7	0.515 3	2.053 6
	<-15	-1.419 0	-0.758 1	0.242 0		>1 200	-0.436 3	-0.353 7	0.664 9
	-15~-5	-0.514 3	-0.402 2	0.597 9	河流缓冲区/m	0~200	-0.598 4	-0.450 4	0.528 5
	-5~5	0.272 1	0.238 3	1.312 7		200~400	0.213 9	0.192 6	1.310 7
	5~15	0.474 8	0.378 1	1.607 6		400~600	0.282 3	0.246 0	1.341 4
	>15	-1.004 6	-0.633 9	0.366 2		600~800	-1.224 8	-0.706 3	0.319 1
升轨形变速率/mm·y ⁻¹						800~1 000	-0.282 5	-0.246 2	0.761 2
	<-15	-1.134 4	-0.678 5	0.321 6	降雨量/mm	>1 000	0.177 9	0.163 1	1.169 5
	-15~-5	-0.181 2	-0.165 8	0.834 3		<1 150	1.094 0	0.665 4	2.908 7
	-5~5	0.079 6	0.076 6	1.082 9		1 150~1 200	0.103 8	0.098 6	1.126 6
	5~15	0.290 7	0.252 3	1.337 3		1 200~1 250	-0.696 6	-0.501 8	0.518 2
	>15	-1.233 9	-0.708 9	0.291 1		1 250~1 300	-1.130 7	-0.677 3	0.342 4
DEM/m						1 300~1 350	-1.556 1	-0.789 1	0.221 5
	<1 000	-2.000 0	-1.000 0	0.000 0		>1 350	-1.993 3	-0.863 8	0.143 0
	1 000~1 500	0.038 7	0.037 9	1.041 4	道路缓冲区/m	0~200	1.052 9	0.651 4	2.943 8
	1 500~2 000	0.488 5	0.386 6	1.627 0		200~400	0.288 6	0.250 8	1.362 5
	2 000~2 500	-1.787 8	-0.832 7	0.168 8		400~600	0.302 1	0.260 8	1.341 3
	>2 500	-2.000 0	-1.000 0	0.000 0		600~800	0.940 9	0.610 0	2.580 9
坡度/°	0~5	-1.942 0	-0.856 6	0.140 5		800~1 000	0.605 8	0.454 6	1.674 8
	5~15	-0.019 5	-0.019 3	0.938 3		>1 000	-0.968 5	-0.620 4	0.377 0
	15~25	-0.140 5	-0.131 1	0.913 1	土地利用	建设用地	-1.314 2	-0.731 4	0.188 1
	25~35	0.252 3	0.223 1	1.245 5		林地	-0.530 1	-0.411 5	0.588 9
	35~45	0.209 7	0.189 2	1.259 4		水域	-0.460 5	-0.369 1	0.588 8
	>45	0.239 2	0.212 8	1.333 6		耕地	0.686 4	0.496 8	1.996 5
坡向/°	平面	-2.000 0	-1.000 0	0.000 0	地层岩性	草地	0.114 4	0.108 1	1.112 6
	北坡	-0.877 7	-0.584 3	0.392 0		Pz ₁ ln ^b	1.050 8	0.650 6	2.752 9
	东北坡	-1.334 4	-0.736 8	0.273 5		Pz ₁ ln ^a	1.032 2	0.644 1	2.852 3
	东坡	-0.074 5	-0.071 8	0.985 7		J ₂ S	-1.302 4	-0.728 2	0.297 6
	东南坡	0.567 0	0.433 0	1.780 8		N ₁	1.954 4	0.858 7	7.238 1
	南坡	0.851 8	0.573 6	2.289 5		D ₂₋₃	-2.140 0	-0.882 4	0.144 1
	西南坡	-0.508 4	-0.398 7	0.624 2		Pz ₁ ln ^c	-1.607 2	-0.799 6	0.204 4
	西坡	-0.734 2	-0.520 2	0.489 1		Q	0.287 7	0.250 1	1.306 6
	西北坡	-0.477 0	-0.379 5	0.579 2		Pt	0.029 5	0.029 0	0.983 9
曲率	<0	0.099 7	0.094 9	1.099 9		T ₃ sc	-2.686 8	-0.931 9	0.095 3
	1	0.151 1	0.140 3	1.159 8		C ₁ b	-0.636 6	-0.471 0	0.370 3
	>0	-0.134 7	-0.126 1	0.879 3		γ ₅ ¹	-0.458 2	-0.367 7	0.664 0
断层缓冲区/m	0~300	0.265 9	0.233 6	1.344 0		γ m ₅ ¹	0.051 4	0.050 2	1.071 8
	300~600	0.369 6	0.309 1	1.392 7					
	600~900	0.448 5	0.361 6	1.466 3					

低易发区、较低易发区、中易发区、较高易发区和高易发区。如图 3 和表 3 所示,滑坡高易发区主要分布在双江县北部;滑坡低易发区主要集中在双江县西北部。极低易发区和低易发区中检验样本栅格占总检验滑坡栅格的 1.81%,而较高易发区和高易发区

中检验样本栅格占总检验滑坡栅格的 88.69%。双江县滑坡确定性系数值和频率比值分布图的获取方法和信息量值分布图的获取方法相同。在 CF 模型中,极低易发区和低易发区中检验样本栅格占总检验滑坡栅格的 2.49%,而较高易发区和高易发区中检验样

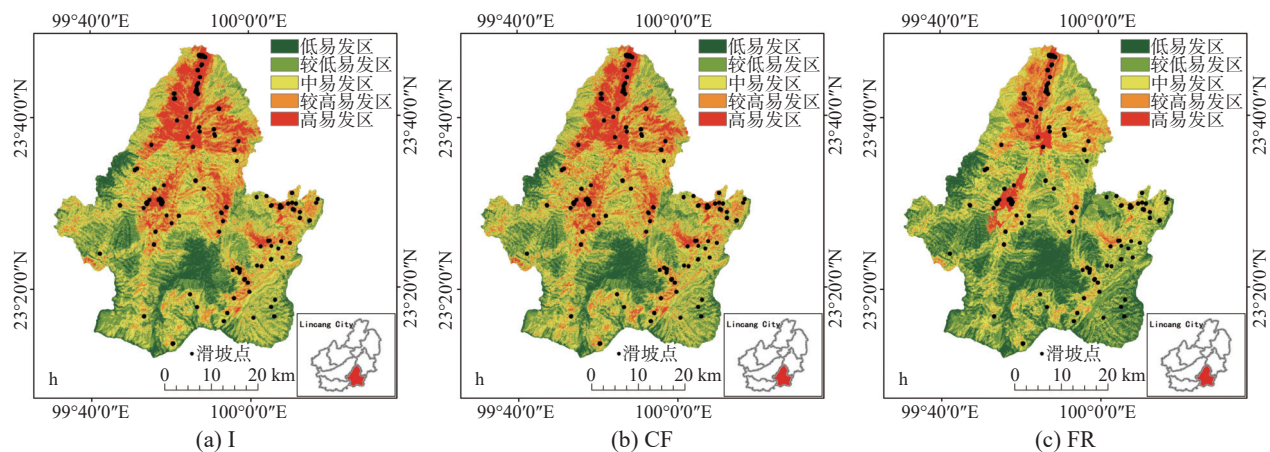


图 3 模型易发性图

Fig. 3 Model susceptibility

表 3 检验样本占比表

Table 3 Proportions of test samples

模型	易发性等级	I/%	CF/%	FR/%
检验样本占比	低	0.00	0.00	0.68
	较低	1.81	2.49	7.47
	中	9.50	8.60	16.97
	较高	22.17	20.36	22.85
	高	66.52	68.55	52.04

本栅格占总检验滑坡栅格的 88.91%; 在 FR 模型中, 极低易发区和低易发区中检验样本栅格占总检验滑坡栅格的 8.15%, 而较高易发区和高易发区中检验样本栅格占总检验滑坡栅格的 74.89%。

3.6 精度分析

滑坡易发性图的验证是检验实施模型性能有效性的重要步骤, 本文计算出滑坡点密度比值(滑坡点数量比值/易发分区面积占比)进行精度分析, 高易发区和较高易发区的密度比值越大, 说明精度越高^[34]。图 4 所示, CF 模型在高易发区和较高易发区密度比值为 7.77、1.10, FR 模型密度比值为 7.32、1.20, I 模型密度比值为 6.12、0.98, CF 模型在高易发区和较高易发区的密度比值整体偏高, 表明 CF 模型在双江县滑坡易发性应用具有较高的性能。除此之外, 本文将 30% 的检验样本分别对 I、FR 和 CF 滑坡易发性图进行评价。ROC(receiver operating characteristic curve)曲线和曲线下面积 AUC(area under curve)值是滑坡灾害易发性评价精度验证的常用方法, ROC 曲线是反映敏感性和特异性两者变量之间的相互关系, AUC 是检测模型好坏的评价标准, 曲线越靠

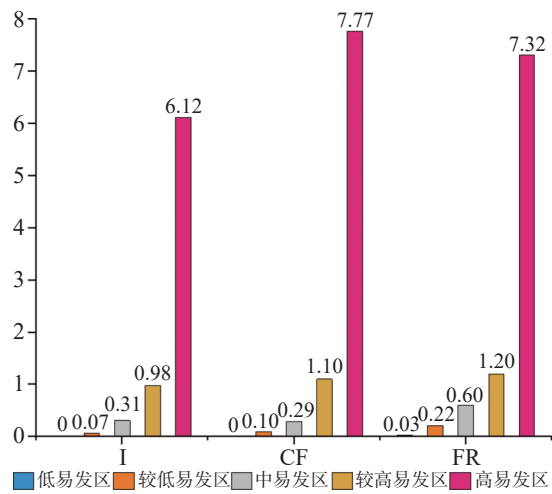


图 4 滑坡点密度比值图

Fig. 4 Ratio of landslide site density

近左上角, 说明模型的预测效果和精度越好^[5, 35], 混淆矩阵是分类模型预测结果的情形分析表, 评估每个正确和错误分类实例的数量。

$$TPR = \frac{TP}{TP + FN} \quad (5)$$

$$FPR = \frac{FP}{TN + FP} \quad (6)$$

$$precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (7)$$

$$recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (8)$$

式中: TPR 为真阳性率; FPR 为假阳性率; TP 为真阳性的数量; FP 为假阳性的数量; FN 为假阴性的数量; TN 为真阴性的数量。

从表 4、图 5 可知, CF 模型的准确值和 AUC 值最高, 分别为 0.822 和 0.879; FR 模型次之, 为 0.806 和 0.869; I 模型最低, 为 0.795 和 0.862。这三个模型

表 4 混淆矩阵
Table 4 Confusion matrix

是否滑坡(实际)		预测结果		准确值
		是	否	
I	是	1 123	277	0.795
	否	314	1 160	
FR	是	1 166	289	0.806
	否	271	1 148	
CF	是	1 203	280	0.822
	否	234	1 157	

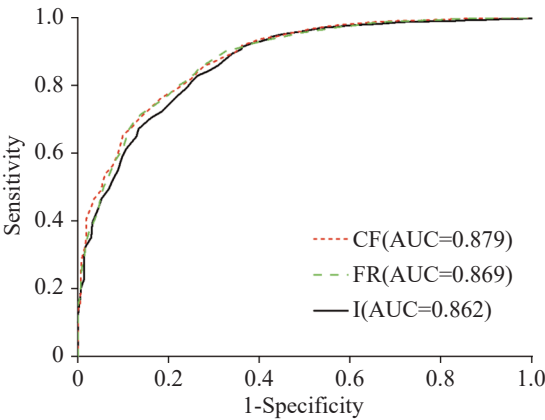


图 5 ROC 曲线和 AUC 值
Fig. 5 ROC curve and AUC values

均能准确地评价双江县滑坡易发性。其中,CF 模型的评价精度最高,FR 模型其次,I 模型最低。CF 算法无论是准确值还是 AUC 值,均优于其他两种算法,表明 CF 模型能更准确地评价双江县滑坡易发性。

4 结 果

本文应用多时段高精度光学遥感、InSAR、无人机航摄等现代遥感技术,相互融合,互补验证,寻找出地质灾害 116 处。利用静态数据提取滑坡的空间特征,同时从 InSAR 形变数据挖掘滑坡的动态变化特征,提高滑坡易发性评估的可靠性。实验随机选择其中 70% 的当前滑坡事件用于空间建模训练,而剩余的 30% 用于模型验证。

通过分析 Sentinel-1A 卫星升降轨数据,采用 SBAS-InSAR 技术监测双江县及其周边地区形变信息,结果表明,升轨 LOS 向形变速率为-75.14~80.64 mm·y⁻¹,降轨 LOS 向形变速率为-184.45~212.49 mm·y⁻¹,高形变区主要位于研究区北部和中部。结合 InSAR 形变速率图,提取滑坡区域形变 56 个。

通过多模型和 GIS 软件区划评估了双江县的滑坡易发性。在本研究中,信息量、频率比和确定系数模型进行滑坡易发性评价,利用自然断点法将其重新分为五类,制作了 3 张滑坡易发性图。通过三种模型相比,CF 模型模拟的滑坡易发性图显示出更高的预测精度,高易发区和较高易发区密度比值为 7.77 和 1.10,准确值为 0.822,AUC 值为 0.879;FR 模型其次;I 模型最低。验证评估表明,CF 模型制作的滑坡易发性图能更好地评价双江县边坡失稳。

5 展 望

由于实际滑坡系统的复杂性,本研究还存在不足,需进一步完善:

在建立滑坡易发性模型时,由于滑坡演化的内外部因素较多,所选取的评价指标因子存在一定的局限性,在后续研究中,应对评价因子的选取进行优化试验,以建立更全面、更准确的预测模型。

本研究基于 InSAR 数据,提出了一种基于有效地表形变的易发性模型。但由于 SAR 数据源受到限制,Sentinel-1A 卫星采用的是 C 波段作为数据源,而研究区绝大部分为高原山区,植被覆盖率高,受波长和分辨率的限制,植被茂密区域失相干现象严重,导致 InSAR 技术提取的相干目标点数量不足或局部区域没有提取相干目标点,进而影响 InSAR 形变数据的精度。

参考文献

[1] 唐亚明,薛强,李政国,冯卫. 基于单体和区域尺度的黄土滑坡监测预警方法与实例[J]. 灾害学, 2015, 30(4): 91-95, 106.
TANG Yaming, XUE Qiang, LI Zhengguo, FENG Wei. Loess landslide monitoring and early-warning methods and practices on scale of single slope and regional scope[J]. Journal of Catastrophology, 2015, 30(4): 91-95, 106.

[2] 王宇. 云南省地质灾害应急监测预警及处置措施研究[R]. 云南省地质调查局, 2019-03-12.
Wang Yu. Research on Emergency Monitoring, Early Warning and Disposal Measures of Geological Disasters in Yunnan Province [R]. Yunnan Geological Survey Bureau, March 12, 2019.

[3] 周超,殷坤龙,曹颖,李远耀. 基于集成学习与径向基神经网络耦合模型的三峡库区滑坡易发性评价[J]. 地球科学, 2020, 45(6): 1865-1876.
ZHOU Chao, YIN Kunlong, CAO Ying, LI Yuanyao. Landslide susceptibility assessment by applying the coupling method of radial basis neural network and adaboost: A case study from the

- Three Gorges Reservoir Area[J]. *Earth Science*, 2020, 45(6): 1865-1876.
- [4] 王宇. 云南省崩塌滑坡泥石流灾害及防治[J]. *地质灾害与环境*, 1998, 9(4): 38-41, 47.
- WANG Yu. Hazards collapse landslide and debris flow in Yunnan and their control[J]. *Journal of Geological Hazards and Environment Preservation*, 1998, 9(4): 38-41, 47.
- [5] 李文彬, 范宣梅, 黄发明, 武雪玲, 殷坤龙, 常志璐. 不同环境因子联接和预测模型的滑坡易发性建模不确定性[J]. *地球科学*, 2021, 46(10): 3777-3795.
- LI Wenbin, FAN Xuanmei, HUANG Faming, WU Xueling, YIN Kunlong, CHANG Zhilu. Uncertainties of landslide susceptibility modeling under different environmental factor connections and prediction models[J]. *Earth Science*, 2021, 46(10): 3777-3795.
- [6] 殷坤龙, 朱良峰. 滑坡灾害空间区划及 GIS 应用研究[J]. *地学前缘*, 2001, 8(2): 279-284.
- YIN Kunlong, ZHU Liangfeng. Landslide hazard zonation and application of GIS[J]. *Earth Science Frontiers*, 2001, 8(2): 279-284.
- [7] 张玘恺, 凌斯祥, 李晓宁, 孙春卫, 徐建祥, 黄涛. 九寨沟县滑坡灾害易发性快速评估模型对比研究[J]. *岩石力学与工程学报*, 2020, 39(8): 1595-1610.
- ZHANG Qikai, LING Sixiang, LI Xiaoning, SUN Chunwei, XU Jianxiang, HUANG Tao. Comparison of landslide susceptibility mapping rapid assessment models in Jiuzhaigou county, Sichuan Province, China[J]. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 2020, 39(8): 1595-1610.
- [8] 刘睿, 施妮娜, 孙德亮, 许嘉慧. 基于 GIS 与随机森林的巫山县滑坡易发性区划[J]. *重庆师范大学学报(自然科学版)*, 2020, 37(3): 86-96.
- LIU Rui, SHI Shuxian, SUN Deliang, XU Jiahui. Based on GIS and random forest model for landslide susceptibility mapping in Wushan county[J]. *Journal of Chongqing Normal University (Natural Science)*, 2020, 37(3): 86-96.
- [9] 黄武彪, 丁明涛, 王栋, 蒋良文, 李振洪. 基于层数自适应加权卷积神经网络的川藏交通廊道沿线滑坡易发性评价[J]. *地球科学*, 2022, 47(6): 2015-2030.
- HUANG Wubiao, DING Mingtao, WANG Dong, JIANG Liangwen, LI Zhenhong. Landslide susceptibility assessment along the Sichuan-Tibet transportation corridor based on layer adaptive weighted convolutional neural network[J]. *Earth Science*, 2022, 47(6): 2015-2030.
- [10] 吴雨辰, 周晗旭, 车爱兰. 基于粗糙集-神经网络的 IBURI 地震滑坡易发性研究[J]. *岩石力学与工程学报*, 2021, 40(6): 1226-1235.
- WU Yuchen, ZHOU Hanxu, CHE Ailan. Susceptibility of landslides caused by IBURI earthquake based on rough set-neural network[J]. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 2021, 40(6): 1226-1235.
- [11] 唐亚明, 程秀娟, 薛强, 毕俊攀. 基于层次分析法的黄土滑坡风险评价指标权重分析[J]. *中国地质灾害与防治学报*, 2012, 23(4): 40-46.
- TANG Yaming, CHENG Xiujuan, XUE Qiang, BI Junbo. Weights analysis of Loess collapse risk assessing factors based on analytical hierarchy process[J]. *The Chinese Journal of Geological Hazard and Control*, 2012, 23(4): 40-46.
- [12] 黄立鑫, 郝君明, 李旺平, 周兆叶, 贾佩钱. 基于 RBF 神经网络-信息量耦合模型的滑坡易发性评价: 以甘肃岷县为例[J]. *中国地质灾害与防治学报*, 2021, 32(6): 116-126.
- HUANG Lixin, HAO Junming, LI Wangping, ZHOU Zhaoye, JIA Peiqian. Landslide susceptibility assessment by the coupling method of RBF neural network and information value: A case study in Minxian, Gansu Province[J]. *The Chinese Journal of Geological Hazard and Control*, 2021, 32(6): 116-126.
- [13] 周萍, 邓辉, 张文江, 薛东剑, 吴先谭, 卓文浩. 基于信息量模型和机器学习方法的滑坡易发性评价研究: 以四川理县为例[J]. *地理科学*, 2022, 42(9): 1665-1675.
- ZHOU Ping, DENG Hui, ZHANG Wenjiang, XUE Dongjian, WU Xiantan, ZHUO Wenhao. Landslide susceptibility evaluation based on information value model and machine learning method: A case study of Lixian county, Sichuan Province[J]. *Scientia Geographica Sinica*, 2022, 42(9): 1665-1675.
- [14] Bhagya S B, Sumi A S, Balaji S, Danumah J H, Costache R, Rajaneesh A, Gokul A, Chandrasenan C P, Quevedo R P, Johny A, Sajinkumar K S, Saha S, Ajin R S, Mammen P C, Abdelrahman K, Fnais M S, Abioui M. Landslide Susceptibility assessment of a part of the Western Ghats (India) employing the AHP and F-AHP models and comparison with existing susceptibility maps[J]. *Land*, 2023, 12(468).
- [15] Ikram R M A, Dehrashid A A, Zhang B Q, Chen, Z H, Le B N, Moayed H. A novel swarm intelligence: Cuckoo optimization algorithm (COA) and SailFish optimizer (SFO) in landslide susceptibility assessment[J]. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 2023, 37(5): 1-27.
- [16] Huang C, Li F, Wei L, Hu X D. Landslide susceptibility modeling using a deep random neural network[J]. *Applied Sciences*, 2022, 12(24): 12887.
- [17] 王宇. 云南省地质灾害防治与研究历史评述[J]. *灾害学*, 2019, 34(3): 134-139.
- WANG Yu. Historical review of geological disaster prevention and research in Yunnan Province, China[J]. *Journal of Catastrophology*, 2019, 34(3): 134-139.
- [18] 陈立权, 赵超英, 任超锋, 王佩杰, 陈雪蓉, 陈恒伟. 光学遥感用于贵州发耳镇尖山营滑坡监测研究[J]. *中国岩溶*, 2020, 39(4): 518-523.
- CHEN Liquan, ZHAO Chaoying, REN Chaofeng, WANG Peijie, CHEN Xuerong, CHEN Hengwei. Monitoring the Jianshanying landslide in a karst mountainous area of Guizhou by optical remote sensing[J]. *Carsologica Sinica*, 2020, 39(4): 518-523.
- [19] 杨辰, 邓飞, 史绪国. 利用 2015-2019 年 Sentinel-1 数据监测武汉白沙洲岩溶区地表沉降特征[J]. *中国岩溶*, 2023, 42(3): 558-564.
- YANG Chen, DENG Fei, SHI Xuguo. Monitoring subsidence

- characteristics of Baishazhou karst area in Wuhan with Sentinel-1 images from 2015 to 2019[J]. *Carsologica Sinica*, 2023, 42(3): 558-564.
- [20] 殷跃平, 王文沛. 高位远程滑坡动力侵蚀犁切计算模型研究[J]. *岩石力学与工程学报*, 2020, 39(8): 1513-1521.
- YIN Yueping, WANG Wenpei. A dynamic erosion plowing model of long run-out landslides initialized at high locations[J]. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 2020, 39(8): 1513-1521.
- [21] 魏云杰, 王俊豪, 胡爱国, 苟安田. 澜沧江拉金神谷滑坡成灾机理分析[J]. *中国地质调查*, 2022, 9(4): 19-26.
- WEI Yunjie, WANG Junhao, HU Aiguo, GOU Antian. Analysis of formation mechanism of Lajinshengu landslide in Lancang river[J]. *Geological Survey of China*, 2022, 9(4): 19-26.
- [22] 许强, 董秀军, 李为乐. 基于天-空-地一体化的重大地质灾害隐患早期识别与监测预警[J]. *武汉大学学报 (信息科学版)*, 2019, 44(7): 957-966.
- XU Qiang, DONG Xiujun, LI Weile. Integrated space-air-ground early detection, monitoring and warning system for potential catastrophic geohazards[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2019, 44(7): 957-966.
- [23] 李梦华, 张路, 董杰, 蔡杰华, 廖明生. 四川茂县岷江河谷区段滑坡隐患雷达遥感识别与形变监测[J]. *武汉大学学报 (信息科学版)*, 2021, 46(10): 1529-1537.
- LI Menghua, ZHANG Lu, DONG Jie, CAI Jiehua, LIAO Ming-sheng. Detection and monitoring of potential landslides along Minjiang river valley in Maoxian county, Sichuan using radar remote sensing[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2021, 46(10): 1529-1537.
- [24] Jiang Z, Zhao C Y, Yan M, Wang B H, Liu X J. The early identification and spatio-temporal characteristics of loess landslides with SENTINEL-1A datasets: A case of Dingbian county, China[J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(23): 6009.
- [25] 王志旺, 李端有, 王湘桂. 区域滑坡空间预测方法研究综述[J]. *长江科学院院报*, 2012, 29(5): 78-85, 94.
- WANG Zhiwang, LI Duanyou, WANG Xianggui. Review of researches on regional landslide susceptibility mapping model[J]. *Journal of Yangtze River Scientific Research Institute*, 2012, 29(5): 78-85, 94.
- [26] Shortliffe E H, Buchanan B G. A model of inexact reasoning in medicine[J]. *Mathematical Biosciences*, 1975, 23(3-4): 351-379.
- [27] Heckerman D. Probabilistic interpretations for MYCIN's certainty factors[J]. *Machine Intelligence and Pattern Recognition*, 1986: 167-196.
- [28] 李文彦, 王喜乐. 频率比与信息量模型在黄土沟壑区滑坡易发性评价中的应用与比较[J]. *自然灾害学报*, 2020, 29(4): 213-220.
- LI Wenyan, WANG Xile. Application and comparison of frequency ratio and information value model for evaluating landslide susceptibility of loess gully region[J]. *Journal of Natural Disasters*, 2020, 29(4): 213-220.
- [29] 丁永辉, 张勤, 杨成生, 王猛, 丁辉. 基于高分遥感的金沙江流域滑坡识别: 以巴塘县王大龙村为例[J]. *测绘通报*, 2022(4): 51-55.
- DING Yonghui, ZHANG Qin, YANG Chengsheng, WANG Meng, DING Hui. Landslide identification in Jinsha river basin based on high-resolution remote sensing: Taking Wangdalong village of Batang county as an example[J]. *Bulletin of Surveying and Mapping*, 2022(4): 51-55.
- [30] 杨旭东, 李媛, 佟彬, 闫金凯, 徐为, 李崇贵. 基于移动 3S 技术的地质灾害野外调查数据采集系统设计与实现[J]. *中国地质灾害与防治报*, 2016, 27(4): 93-96, 113.
- YANG Xudong, LI Yuan, TONG Bin, YAN Jinkai, XU Wei, LI Chonggui. Design and implementation of field data acquisition system for geo-hazards survey based on mobile 3S technology[J]. *The Chinese Journal of Geological Hazard and Control*, 2016, 27(4): 93-96, 113.
- [31] 王宇, 黄成, 周翠琼, 杨迎冬, 肖华宗, 晏祥省, 张令泽, 王裕琴. 山区地质灾害应急调查的内涵及方法分析评述[J]. *中国岩溶*, 2020, 39(4): 492-499.
- WANG Yu, HUANG Cheng, ZHOU Cuixiong, YANG Yingdong, XIAO Huazong, YAN Xiangsheng, ZHANG Lingze, WANG Yuqin. Review on the connotation and methods of emergency investigations to geological hazards in mountainous area[J]. *Carsologica Sinica*, 2020, 39(4): 492-499.
- [32] 张钟远, 邓明国, 徐世光, 张云波, 付弘流, 李忠海. 镇康县滑坡易发性评价模型对比研究[J]. *岩石力学与工程学报*, 2022, 41(1): 157-171.
- ZHANG Zhongyuan, DENG Mingguo, XU Shiguang, ZHANG Yunbo, FU Hongliu, LI Zhonghai. Comparison of landslide susceptibility assessment models in Zhenkang county, Yunnan Province, China[J]. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 2022, 41(1): 157-171.
- [33] Shano L, Raghuvanshi T K, Meten M. Landslide susceptibility mapping using frequency ratio model: The case of Gamo highland, South Ethiopia[J]. *Arabian Journal of Geosciences*, 2021, 14(7): 1-18.
- [34] 赵占骛, 王继周, 毛曦, 马维军, 路文娟, 何毅, 高轩宇. 多维 CNN 耦合的滑坡易发性评价方法[J]. *武汉大学学报 (信息科学版)*, 2024, 49(8): 1466-1481.
- ZHAO Zhan'ao, WANG Jizhou, MAO Xi, MA Weijun, LU Wenjuan, HE Yi, GAO Xuanyu. A multi-dimensional CNN coupled landslide susceptibility assessment method[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2024, 49(8): 1466-1481.
- [35] 罗路广, 裴向军, 黄润秋, 裴钻, 朱凌. GIS 支持下 CF 与 Logistic 回归模型耦合的九寨沟景区滑坡易发性评价[J]. *工程地质学报*, 2021, 29(2): 526-535.
- LUO Luguang, PEI Xiangjun, HUANG Runqiu, FEI Zuan, ZHU Ling. Landslide susceptibility assessment in Jiuzhaigou Scenic Area with GIS based on certainty factor and logistic regression model[J]. *Journal of Engineering Geology*, 2021, 29(2): 526-535.

A study on multiple-model evaluation of landslide susceptibility

HUANG Cheng^{1,2,3,4}, DENG Yunlong^{1,2,3}, YAN Xiangsheng^{1,2,4}, ZHOU Xincheng^{1,2,3}

(1. Key Laboratory of Geohazard Forecast and Geocological Restoration in Plateau Mountainous Area, MNR, Kunming, Yunnan 650216, China; 2.

Yunnan Key Laboratory of Geohazard Forecast and Geocological Restoration in Plateau Mountainous Area, Kunming, Yunnan 650216, China;

3. Faculty of Land Resources Engineering, Kunming University of Science and Technology, Kunming, Yunnan 650093, China;

4. Yunnan Institute of Geo-Environment Monitoring, Kunming, Yunnan 650216, China)

Abstract Landslides are one of the most common geological disasters in China, characterized by sudden occurrence and uncertainty. The evaluation of landslide susceptibility is a complex process. Conventional methods mainly use static factors, making it difficult to achieve dynamic assessment of landslide susceptibility. With the ongoing advancement of science and technology, interferometric synthetic aperture radar (InSAR) has been successively applied to the study of geological disasters. This technology is characterized by its all-weather capability, continuous operation, and extensive coverage, allowing for real-time monitoring of the Earth's surface under varying environmental conditions. InSAR enables a comprehensive understanding of the movement of the surface rocks and soil masses associated with landslide geological disasters. It effectively captures the dynamic deformation characteristics of landslides in the vertical direction, thereby enhancing the identification and dynamic monitoring of surface deformation and improving the accuracy of evaluating landslide susceptibility. In this study, the surface deformation representative factor has been introduced into the conventional evaluation of geological disaster susceptibility. This addition improves the reliability of the evaluation of landslide susceptibility and enhances the overall accuracy.

This study focused on Shuangjiang county as the research area. It utilizes evaluation index factors such as Digital Elevation Model (DEM), slope gradients, aspects, curvatures, stratigraphic lithology, faults, land use, annual average rainfall, roads, and rivers. The representative factor of InSAR surface deformation was comprehensively considered to evaluate landslide susceptibility. Through an extensive analysis of InSAR deformation, a dataset of landslides was established, identifying a total of 116 landslide geological disasters. Among them, 56 landslide areas exhibited deformation, with some slopes showing significant signs of deformation. The information quantity, certainty factor, and frequency ratio models were employed to evaluate the susceptibility of areas to landslides. The accuracy of the generated landslide susceptibility was evaluated with the use of the landslide density ratio, curve of Receiver Operating Characteristic (ROC), and the Area Under the Curve (AUC). In this study, 70% of the landslide events were randomly selected for spatial modeling training, while the remaining 30% were used for model verification. The segment set statistical tool in ArcGIS software was utilized to conduct the mutual independence test on the evaluation factors. Research findings indicate that all the correlation coefficients are less than 0.3, suggesting that the evaluation factors are independent of one another. According to the natural paragraph point method in Geographic Information System (GIS), the susceptibility can be categorized into five intervals: low susceptibility area, relatively low susceptibility area, medium susceptibility area, relatively high susceptibility area, and high susceptibility area. The high landslide susceptibility areas are mainly distributed in the northern part of Shuangjiang county; the low landslide susceptibility areas are mainly concentrated in its northwestern part. In the relatively high susceptibility area and the high susceptibility area, the raster of the inspection samples accounts for 88.69% of the total landslide inspection raster.

The experimental results show that the Certainty Factor (CF) model exhibits a relatively high landslide density ratio in both the high susceptibility area and the relatively high susceptibility area, with ratios of 7.77 and 1.10, respectively. Additionally, the model demonstrates the highest accuracy and AUC values, which are 0.822 and 0.879, respectively. The accuracy of Frequency Ratio (FR) model is followed by CF model, and that of Information Quantity (I) model is the lowest. The landslide susceptibility map generated by the CF model provides a more accurate

evaluation of slope instability in Shuangjiang county. Therefore, deriving the surface deformation factor based on InSAR technology and the CF model for evaluating landslide susceptibility yields the highest accuracy.

Key words landslide susceptibility, InSAR, information quantity, certainty factor, frequency ratio

(编辑 张 玲)

极端干热气候正在增加岩溶石漠化区生态风险

近 20 多年来,我国通过实施系列重大工程,有效遏制了岩溶石漠化趋势。截至 2021 年底,全国石漠化土地面积为 7.22 万 km²,以轻度和中度为主。研究表明,脆弱的岩溶生态地质背景是石漠化发生的基础,而不合理的人为活动是重要驱动力。石漠化治理已从“综合治理”进入“科学治理”阶段,治理理念转变为“山水林田湖草沙一体化保护和系统治理”。

然而,全球气候变化和极端天气频发使我国南方岩溶区面临两大困境:一是暖干气候特征加剧,2022 年南方大部分地区降水量偏少 10%~30%,西南地区减少 15%,极端高温事件频发;二是降雨时空分布不均,2022 年南方降水日数偏少 10~20 天,雨季集中在 5 月至 8 月,9 月至次年 3 月持续干旱,导致春秋旱灾范围广、持续时间长。

最新调查显示,衡桂岩溶丘陵农田生态区(涉及

广西和湖南)受 2022 年干热事件影响,210 多平方公里植被枯死,包括乔木、灌木和竹林。这些区域表层岩溶发育程度较低,多为封山育林的石漠化生态修复区。2023 年,全球气候变化持续加剧,多项气候指标创新高,岩溶生态系统因脆弱性和低承载能力,面临植被枯死、森林退化和石漠化恶化的生态风险。极端干热气候已成为岩溶石漠化区生态风险增加的重要因素。

为科学推进石漠化治理,提高极端气候下的生态风险应对能力,建议:(1)持续监测南方岩溶脆弱区的石漠化和森林退化等生态问题;(2)加强极端气候下岩溶生态系统的响应机制研究,探索退化生态系统的恢复途径;(3)提高公众生态安全意识,减少对受损生态环境的人为干扰。

(供稿:刘绍华)