

倪章, 常鸣, 唐亮亮, 等. 川西高山峡谷地区震后滑坡演化趋势研究[J]. 灾害学, 2023, 38(2): 178–184, 205. [NI Zhang, CHANG Ming, TANG Liangliang, et al. Study on the Evolution Trend of Post-earthquake Landslide in Alpine Valley Area of Western Sichuan [J]. Journal of Catastrophology, 2023, 38(2): 178–184, 205. doi: 10.3969/j.issn.1000-811X.2023.02.026.]

# 川西高山峡谷地区震后滑坡演化趋势研究<sup>\*</sup>

倪章, 常鸣, 唐亮亮, 向兰兰, 徐恒志

(成都理工大学 地质灾害防治与地质环境保护国家重点实验室, 四川 成都 610059)

**摘要:** 汶川地震引发的同震滑坡给川西高山峡谷地区人民带来了巨大威胁。震后在强降雨的影响下, 新生滑坡及古滑坡活动加剧, 分析震后滑坡的演化趋势, 对重点地区及时开展监测预警显得尤为重要。以汶川县东北部为研究区, 基于GIS平台选取岩性、距断层距离、PGA、高程、坡度、坡向、剖面曲率、地形起伏度、年最大24 h降雨等9个影响因子, 利用滑坡频率密度、面积密度和数量密度, 统计分析2009年、2011年、2015年、2021年4期滑坡时空演化特征; 同时结合证据权重(WOE)、随机森林(RF)、证据权重-随机森林(WOE-RF)模型, 开展研究区滑坡易发性演化趋势分析。结果表明: 随时间推移, 滑坡数量、面积和规模均大幅减小, 已处于较低水平; 滑坡时空演化以2015年为转折由南向北发展; 经ROC验证, WOE-RF得到的滑坡易发性精度最高, 且三种模型均显示滑坡极高易发区演化也呈远离震中的由南向北之势。研究结果为川西高山峡谷地区滑坡灾害早期识别与监测预警提供理论依据。

**关键词:** 高山峡谷地区; 震后滑坡; 时空演化; 证据权重-随机森林模型

**中图分类号:** X43; X915.5; P642 **文献标志码:** A **文章编号:** 1000-811X(2023)02-0178-08

doi: 10.3969/j.issn.1000-811X.2023.02.026

一次强震所带来的影响通常是巨大而持久的, 分析震后滑坡演化趋势很有必要。黄润秋等<sup>[1]</sup>以汶川地震16个极重灾县为例, 通过遥感解译和野外排查识别出3 627处同震滑坡, 认为其主要受断层、高程、坡度、岩性的影响。CHANG等<sup>[2]</sup>解译出日本伊布利地震同震滑坡5 977处, 认为其主要受PGA和岩性的影响。崔鹏等<sup>[3]</sup>认为汶川地震灾区崩滑产生的松散固体物质达2.8亿m<sup>3</sup>之多, 为震区后续泥石流长期活动提供了充足的物质基础条件。龙玉洁等<sup>[4]</sup>认为汶川地震后前3 a为地质灾害强活动期, 2012年~2016年为中活动期, 2017年以后为弱活动期, 但仍未恢复到震前水平。SHI等<sup>[5]</sup>研究了汶川地震震后12 a七盘沟泥石流活动性, 提出研究区植被恢复率会在20 a内达到震前水平, 泥石流活动将持续50 a以上。HUANG等<sup>[6]</sup>通过对汶川地震震后6 a绵远河流域地质灾害的研究, 得出了震后地质灾害将持续20~25 a的结论。由于机器学习在滑坡易发性评价中具有突出表现, 越来越多学者运用机器学习确定滑坡易发性。田乃满等<sup>[7]</sup>利用人工神经网络模型对福建省南平市蔡源流域滑坡进行了易发性评价, GUO等<sup>[8]</sup>利用决策树模型和K-means聚类算法对延长县滑坡进行了易发性评价, LIU等<sup>[9]</sup>利用改进支持向量机模

型对陕西省进行了滑坡易发性评价。黄发明等<sup>[10]</sup>研究了多种机器学习模型的江西省宁都县滑坡易发性, 得出随机森林模型精度最高的结论; BAI等<sup>[11]</sup>采用逻辑回归、多层感知器、随机森林和支持向量机四种模型对渝东北地区滑坡进行了易发性评价, 结果表明, 随机森林模型的精度最高且最符合实际情况; IMTIAZ等<sup>[12]</sup>利用随机森林、支持向量机和贝叶斯分类器对巴基斯坦北部地区滑坡进行了易发性评价, 结果表明, 随机森林模型的精度最高。

本文以典型川西高山峡谷地区汶川县为例, 通过对2009年、2011年、2015年和2021年4期滑坡的分析, 得出了汶川地震震后13 a滑坡的时空演化与易发性演化趋势, 弥补了前人研究时间跨度的不足, 克服了维度单一的缺陷, 为震后滑坡灾害早期识别与监测预警提供理论依据。

## 1 研究区概况

研究区位于四川省汶川县东北部, 地理位置103°12'E~103°38'E, 30°58'N~31°31'N, 总面积

<sup>\*</sup> 收稿日期: 2022-07-17 修回日期: 2022-11-15

基金项目: 国家重点研发计划(2018YFE0100100); 国家自然科学基金项目(U21A2032; 42077245)

第一作者简介: 倪章(1997-), 男, 汉族, 四川成都人, 硕士研究生, 主要从事地质灾害风险评价与演化趋势研究。

E-mail: nizhang@stu.cdut.edu.cn

通信作者: 常鸣(1985-), 男, 汉族, 山东临沂人, 博士, 教授, 主要从事地质灾害早期识别与地质灾害防治研究工作。

E-mail: changmxq@126.com

约为 1 279.96 km<sup>2</sup>。地形为典型的高山峡谷, 总体来说西北高, 东南低, 高程为 778 m ~ 5 261 m, 相对高差达 4 483 m(图 1)。气候为温带季风气候, 且南湿北旱趋势明显, 年均日照 1 600 h 以上, 年平均温度 12.9 ℃, 年均降雨量在 700 mm 以上<sup>[13]</sup>。研究区内主要发育着茂汶断裂带和北川-映秀断裂带, 岩性以岩浆岩为主, 在西部和北部分布着少量砂板岩、泥页岩、砂砾岩和碳酸盐。复杂的地质条件造成了区域内滑坡灾害频发, 并为后续泥石流等地质灾害提供物源条件, 严重威胁当地人民生命财产安全。

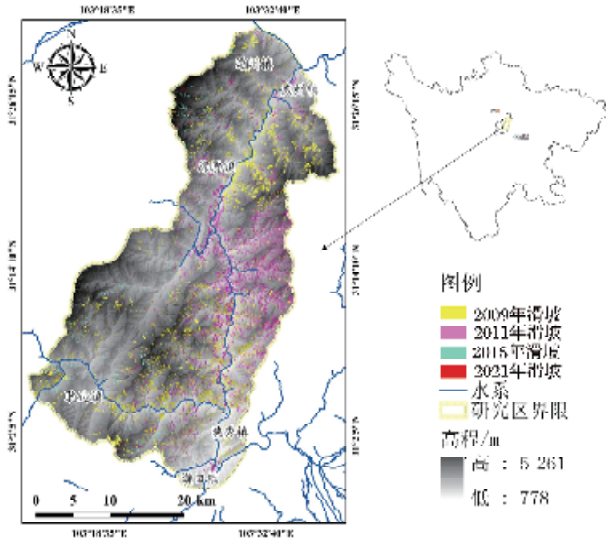


图 1 研究区地理位置及概况  
(注: 基于自然资源部标准地图服务系统下载的审图号为 GS(2020) 4619 号的标准地图制作行政边界, 底图无修改, 下同。)

## 2 数据与方法

### 2.1 数据来源与滑坡数据库构建

本研究使用的数据主要有: 遥感影像、数字高程模型、地质图和其他基本资料(表 1)。利用高精度遥感影像, 参考 XU 等<sup>[14]</sup>提出的滑坡解译方法, 遵循应绘制滑坡边界和滑坡源区的位置、滑坡

的空间分布应连续、复杂滑坡应分为单个滑坡的原则, 本文解译出了四期共 18 175 处滑坡(图 2), 其数量、总面积及平均面积整体呈下降趋势(表 2)。

表 1 数据源和用途

序号	数据	来源	精度
1	影像(2009.05.03)	SPOT-5	2.5 m
2	影像(2011.02.10)	SPOT-5	2.5 m
3	影像(2015.08.03)	GF-1	2 m
4	影像(2021.04.29)	GF-1	2 m
5	DEM	四川省地震局	30 m
6	地质图	四川省地震局	1:50 000
7	降雨量	四川省气象局	年最大 24 h

表 2 4 期滑坡数据统计表

年份	数量/个	总面积/km <sup>2</sup>	平均面积/m <sup>2</sup>
2009	7 583	78.23	1 032
2011	9 039	57.41	635
2015	1 178	7.64	649
2021	375	1.73	461

### 2.2 影响因素

本文初步选择了基础地质、地形地貌、水文环境、人类工程活动等 4 个一级指标, 岩性、断层距离、PGA、高程、坡度、坡向、平面曲率、剖面曲率、高程变异系数、地形起伏度、年最大 24 h 降雨量、距水系距离、距道路距离等 13 个影响因素。由于因子间有相互关联作用, 导致模型精度下降, 本文对所有因子进行两两皮尔逊相关性分析, 剔除了距水系距离、距道路距离、平面曲率、高程变异系数等 4 个相关性 > 0.5 的因子(图 3), 保留基础地质、地形地貌、水文环境等 3 个一级指标中的 9 个因子(图 4)。

#### 2.2.1 地质构造

岩性是影响滑坡的重要因素, 尤其是在高山峡谷地区。不同岩性的岩石物理化学性质有很大不同, 这显著影响着边坡稳定性。一般来说, 低渗透岩体地区发生滑坡的可能更大<sup>[15]</sup>。构造断裂对弱化岩体和导致滑坡起重要作用, 所以, 距断层距离是滑坡的控制指标<sup>[16]</sup>。PGA 即峰值地面加速度, 反映了地震动对边坡的作用力, 所以作为一个滑坡的影响参数<sup>[17]</sup>。

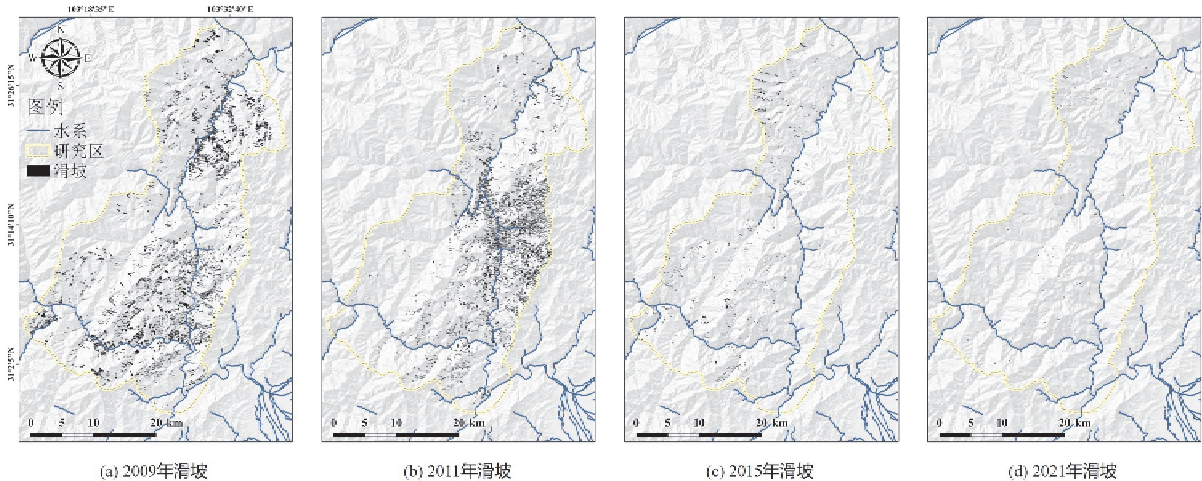


图 2 四期滑坡分布图

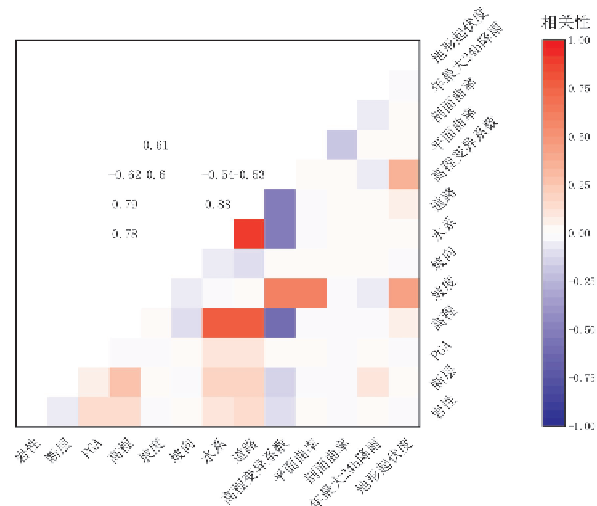
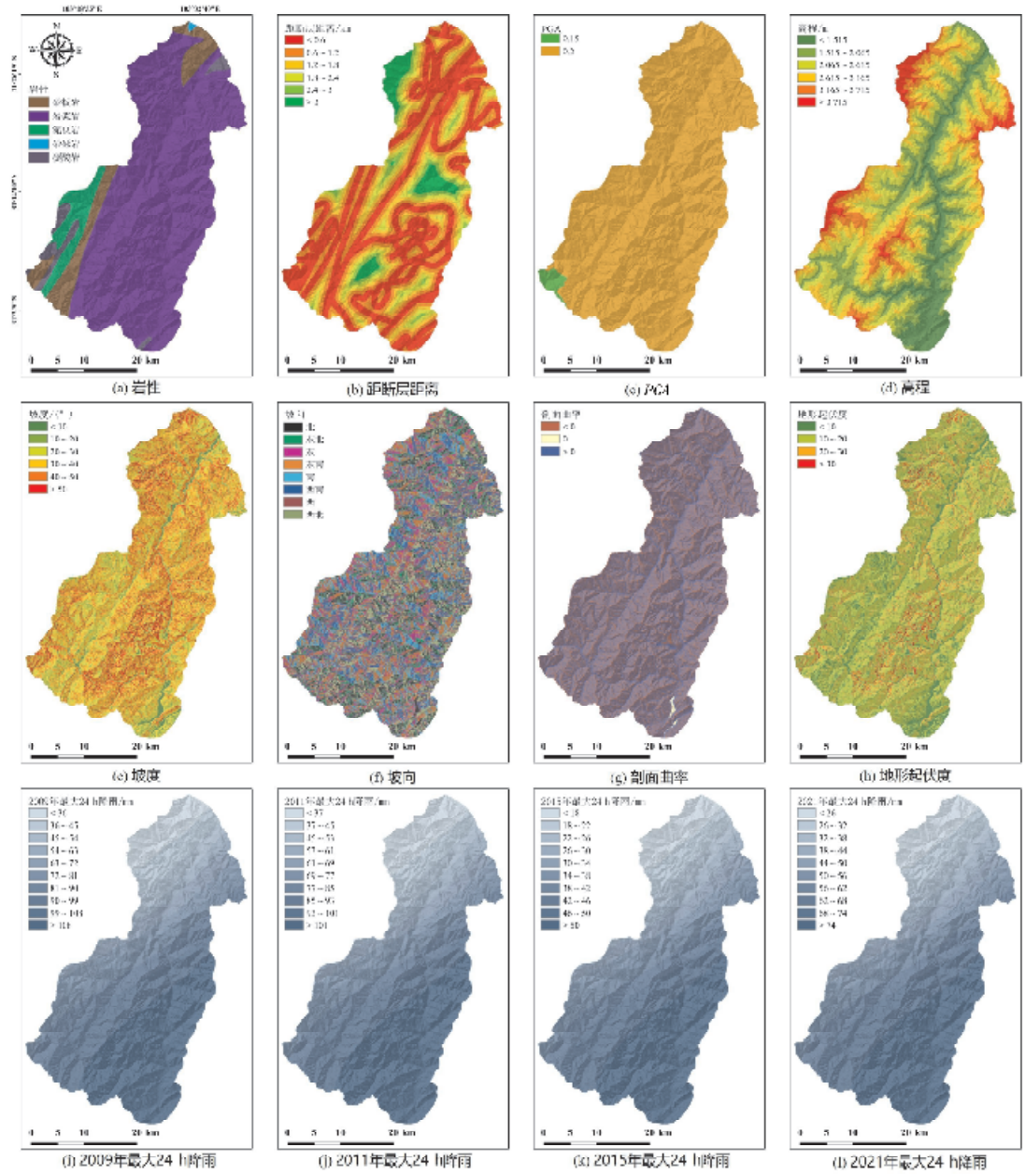


图 3 相关性分析图





### 2.2.2 地形地貌

高程高低的不同对应着斜坡环境的不同, 因此, 高程被认为是滑坡发生的影响因素之一<sup>[18]</sup>。坡度是地表单元的陡缓程度, 通常被认为是影响滑坡的重要因素<sup>[19]</sup>。坡向是控制受降水和太阳辐射影响的地形湿度浓度, 是滑坡的重要影响因子。地形起伏度是在指定区域内, 最高海拔点和最低海拔点的差值, 这合理地反映了研究区的地形。剖面曲率平行于坡度, 表示最大坡度方向, 影响了水流的加速和减速<sup>[20]</sup>。

### 2.2.3 气象水文

在一个比较大的研究区域内, 不同区域的实际降水特征往往相差很大<sup>[21]</sup>, 因此本文用年最大 24 h 降水量作为一个静态环境因子来描述不同区域降水特征的空间变化。

## 2.3 易发性模型

### 2.3.1 证据权重模型(WOE)

WOE 模型以贝叶斯概率统计为基础, 综合各证据层来预测某个事件的发生概率。其把已有滑坡和各证据因子空间关联, 得到滑坡点各证据因子的分布, 以求得各证据层因子对滑坡发生贡献的权重<sup>[22]</sup>。其计算公式如下:

$$W^+ = \ln \frac{P(B/D)}{P(B/\bar{D})}; \quad (1)$$

$$W^- = \ln \frac{P(\bar{B}/D)}{P(\bar{B}/\bar{D})}; \quad (2)$$

$$C = W^+ - W^-; \quad (3)$$

式中:  $P$  为事件发生概率,  $B$  为因子所在分级的栅格数,  $D$  为发生滑坡的栅格数,  $W^+$  为因子的正相关权重,  $W^-$  为因子的负相关权重,  $C$  为因子权重值。

### 2.3.2 随机森林模型(RF)

RF 模型是一种基于多颗决策树的预测模型, 它是具有代表性的 Bagging 集成算法。首先从训练集中随机抽出  $n$  个样本集进行置换, 创建  $n$  颗决策树; 再在每次重采样时选出一个特征, 进而创建  $n$  颗决策树; 最后将所有数集合进行分类, 由投票选出最合适的分类<sup>[23]</sup>。在滑坡范围外生成与滑坡相等数量的随机点, 和滑坡点一起按 7:3 比例分为训练集和测试集, 有效避免比例过高造成的模型过拟合以及比例过低造成的泛化误差不准确。RF 模型能处理超大样本数据, 并且在二分类问题上表现突出, 对滑坡易发性预测具有很高精度。

### 2.3.3 证据权重-随机森林模型(WOE-RF)

由于训练集中有和滑坡点相等数量的非滑坡点, 普通随机生成的方法可能导致选择了一些位于高易发分区的点, 进而造成模型精度下降。所以本文在 WOE 模型得出结果的低易发分区中生成随机点, 有效避免上述单一模型的缺陷。

### 2.3.4 模型验证方法

ROC 曲线即接受者操作特性曲线, 是对同一信号刺激的反应。其横轴为易发性分区面积的累计百分比, 纵轴为滑坡对应的栅格数累计百分比。ROC 曲线能有效反映出模型的预测精度,  $AUC$  值 (ROC 曲线下面积) 越接近 1, 表明模型精度越高, 一般认为当  $AUC$  值  $>0.7$  时, 模型比较准确。

## 3 结果与分析

### 3.1 时空演化趋势

利用前文所述的 WOE-RF 模型, 得到了各因子的权重 (表 3)。2009 年和 2011 年距 2008 年汶川地震不久, 地质环境破坏程度大, 在降雨作用下, 容易在较高坡度和较大地形起伏度处发生滑坡; 而 2015 年和 2021 年距汶川地震时间长, 在大力的工程治理和生态治理后, 地质环境得到修复, 但在高海拔地区治理缺少, 加之日照对南向坡环境的影响, 高程和坡向两个因子权重加大。结合四期权重, 本文选取了对滑坡影响最大的年最大 24 h 降雨、坡度、地形起伏度、高程、坡向等因子, 对滑坡时空演化趋势进行分析。

#### 3.1.1 数量-面积演化

为量化滑坡的整体演化趋势, 本文对四期滑坡进行了面积-频率密度分析 (图 5)。结果显示, 2009 年频率密度极大值为  $96 \text{ m}^2$ , 2011 年为  $944 \text{ m}^2$ , 2015 年为  $768 \text{ m}^2$ , 2021 年为  $36 \text{ m}^2$ 。这表明, 滑坡的规模从 2009 年开始陡增, 在 2011 年前后达到峰值, 2011 年到 2015 年之间整体呈下降趋势, 并在 2015 年之后骤降至 2021 年的  $36 \text{ m}^2$ 。需要注意的是, 虽然 2009 年滑坡平均面积最大, 但其频率密度极大值仍低于 2011 年和 2015 年, 这是由于 2009 年滑坡面积分布极其不均匀, 与 2008 年汶川地震导致的固体物质松散有很大关系。

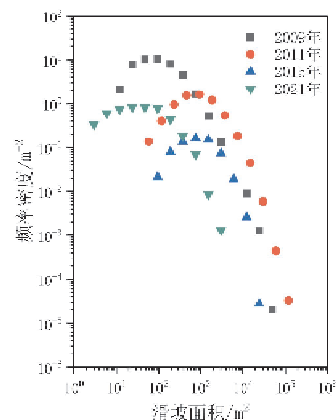


图 5 滑坡频率密度-面积图

表 3 影响因子权重表

年份	降雨	坡度	地形起伏度	高程	坡向	断层	岩性	剖面曲率	PGA
2009	0.215	0.374	0.318	0.028	0.053	0.004	0.001	0.004	0.001
2011	0.371	0.242	0.164	0.126	0.007	0.004	0.059	0.001	0.028
2015	0.178	0.075	0.046	0.123	0.165	0.112	0.059	0.139	0.007
2021	0.325	0.057	0.039	0.195	0.153	0.088	0.078	0.028	0.005

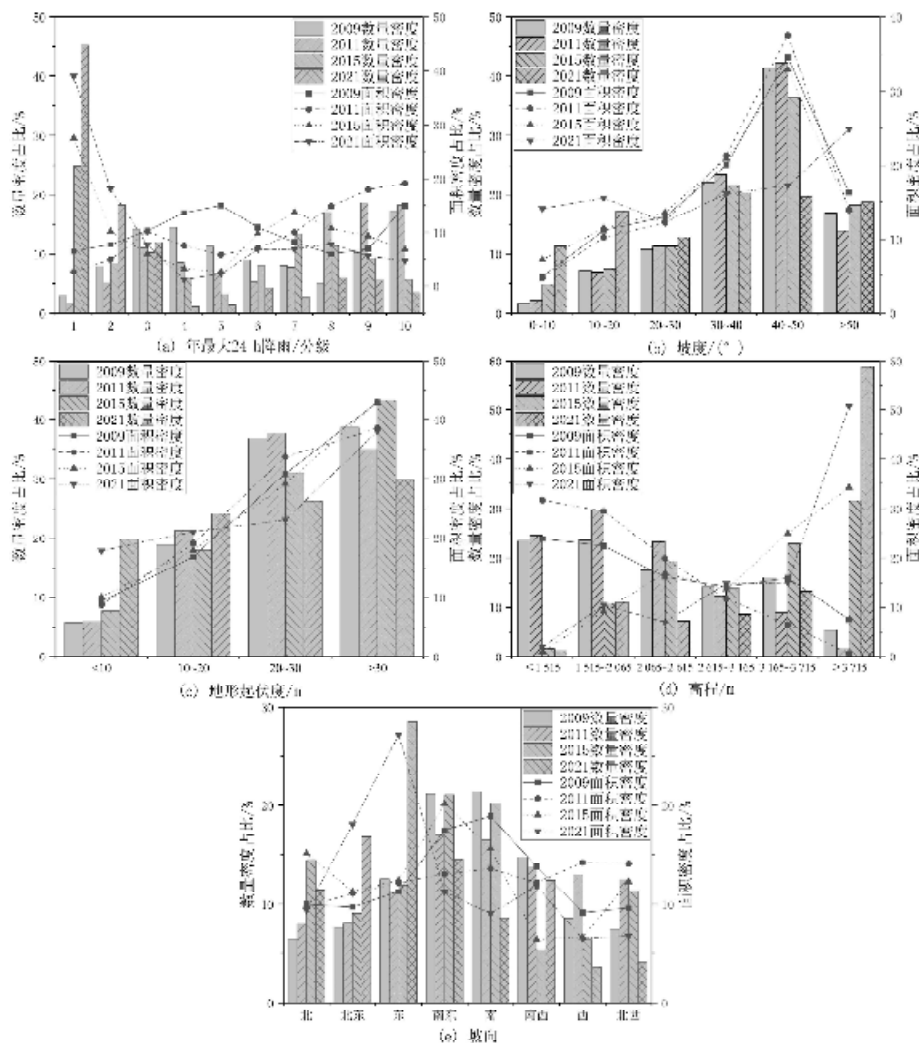


图6 决定性因子分级数量密度占比(柱状)和面积密度占比(折线)分布图

### 3.1.2 降雨

滑坡密度在2009年和2011年于降雨强烈地区较高,2015年和2021年则发展成降雨较弱地区(图6a)。由于研究区降雨分布为南高北低,南部为震中映秀地区,震后滑坡治理与生态修复力度大,孕灾条件逐步降低,所以滑坡分布的演化也是由南至北,在2021年研究区北部滑坡较为集中。

### 3.1.3 坡度

2009年、2011年、2015年滑坡密度随坡度增大呈递增趋势,在 $40^{\circ} \sim 50^{\circ}$ 区间达到峰值,并在 $>50^{\circ}$ 区间大幅降低(图6b),这是由于在陡峭的岩壁上,风化层很薄,不能很好地提供滑坡发生的条件。但2021年滑坡密度分布较前3期相对平均,这与样本量较少有一定关系。

### 3.1.4 地形起伏度

4期滑坡密度在整体上随地形起伏度增大呈递增趋势,且大多数集中在 $>20\text{ m}$ 区间(图6c)。地形起伏度大的地区,其相对高差大,更容易形成较大坡度斜坡,有利于滑坡形成。

### 3.1.5 高程

2009年和2011年主要分布于 $<2615\text{ m}$ 区间,2015年和2021年则主要分布于 $>3165\text{ m}$ 区间(图6d)。这表明,在2015年前后,滑坡有向高位演化的趋势,这是因为高程 $<2615\text{ m}$ 区间为主要人类活动区域,滑坡治理与环境保护也在此集中。

由于研究区地势为西北高,东南低,这再次证明滑坡在向北演化。

### 3.1.6 坡向

滑坡整体上多分布于南、东南、西南三个方位,四期平均面积占比和数量占比分别为46.77%和40.85%(图6e)。这可能与日照有关,由于汶川地处北半球,南向坡日照大于北向坡,地质环境更容易被破坏,从而导致滑坡发生。

## 3.2 易发性演化趋势

### 3.2.1 易发性精度

四期易发性中都是 $WOE-RF$ 模型精度最高,且 $RF$ 模型比 $WOE$ 模型精度平均提高了5.1%, $WOE-RF$ 模型比 $WOE$ 模型精度平均提高了7.9%(表4)。鉴于由三种模型得出的易发性分布在整体上具有一致性,本文选取精度最高的 $WOE-RF$ 模型对易发性演化趋势进行分析。

表4 不同模型对研究区滑坡易发性评价精度对比

年份	WOE	RF	WOE-RF
2009	0.867	0.891	0.933
2011	0.869	0.907	0.926
2015	0.883	0.917	0.939
2021	0.774	0.881	0.912
平均	0.848	0.899	0.928

### 3.2.2 易发性演化趋势

滑坡易发性属于自然属性, 易发性值越高, 代表该区域滑坡发生的可能性越大, 进而威胁附近居民生命财产安全。易发性分区按自然断点法分为低易发, 中易发, 高易发和极高易发四级, 本文以威胁最大的极高易发分区来分析研究区滑坡易发性演化趋势。

2009 年极高易发分区面积  $252.7 \text{ km}^2$ , 威胁建筑共 85 栋; 2011 年极高易发分区面积  $169.4 \text{ km}^2$ ,

威胁建筑共 75 栋; 2015 年极高易发分区面积  $186.9 \text{ km}^2$ , 威胁建筑共 78 栋; 2021 年极高易发分区面积  $150.3 \text{ km}^2$ , 威胁建筑共 411 栋。结果显示 2009 年、2011 年、2015 年极高易发区主要位于研究区南部, 但 2021 年极高易发区主要分布于北部 (图 7), 且威胁建筑大幅增多。如此可知, 滑坡极高易发区在 2015 年前后向远离震中的北部演化, 虽然 2021 年极高易发区面积为 4 期最低, 但其位置更靠近人口密集区域, 威胁更多居民。

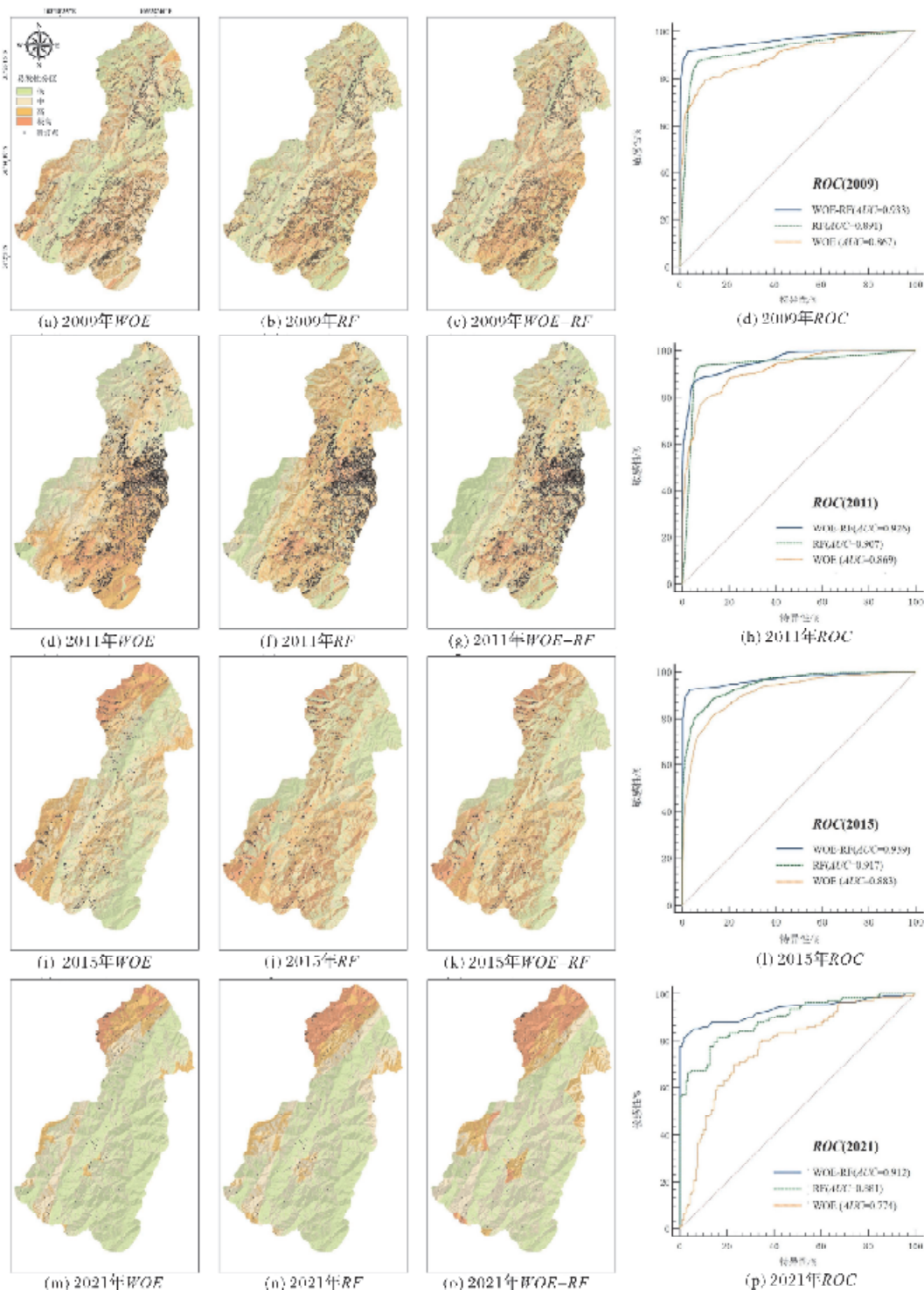


图7 研究区震后滑坡易发性评价结果

这种由南向北演化的演化趋势,我们认为其主要原因是在研究区南部及其附近区域,分布着草坡自然保护区和龙池国家森林公园,规范的治理使得其生态环境良好,植被恢复速度快,孕灾条件显著低于北部地区。

## 4 结论

本文以汶川县东北部为研究区,利用 GIS 平台与机器学习技术,分析 2009 年、2011 年、2015 年、2021 年 4 期滑坡时空演化与易发性演化趋势,得到以下结论:

(1)建立了 2009 年、2011 年、2015 年、2021 年 4 期滑坡数据库,研究区滑坡总数由 2009 年的 7 583 处减少到了 2021 年的 375 处,总面积由 2009 年的 78.23 km<sup>2</sup> 减少到了 2021 年的 1.73 km<sup>2</sup>,滑坡数量与面积大幅减少,已处于较低水平。滑坡规模在 2011 年左右达到峰值后,在 2021 年演化为以小规模滑坡为主。2015 年为滑坡由南向北演化转折点,2021 年滑坡多分布于研究区北部。

(2)利用岩性、距断层距离、PGA、高程、坡度、坡向、剖面曲率、地形起伏度、年最大 24 h 降雨等 9 个影响因子,结合 WOE、RF、WOE-RF 模型,得到研究区滑坡易发性。4 期易发性都是 WOE-RF 模型精度最高,平均精度达到了 0.928。

(3)滑坡极高易发区在 2015 年向远离震中的北部演化,虽然 2021 年极高易发区面积为 4 期最低,但其位置更靠近人口密集区域,威胁更多居民,更应加强滑坡早期识别与预警工作。

## 参考文献:

- [1] 黄润秋,李为乐. “5·12”汶川大地震触发地质灾害的发育分布规律研究[J]. 岩石力学与工程学报, 2008, 27(12): 2585-2592.
- [2] CHANG M, ZHOU Y, ZHOU C, et al. Coseismic landslides induced by the 2018 Mw 6.6 Iwate, Japan, Earthquake: spatial distribution, key factors weight, and susceptibility regionalization[J]. Landslides, 2021, 18(2): 755-772.
- [3] 崔鹏, 庄建琦, 陈兴长, 等. 汶川地震震后泥石流活动特征与防治对策[J]. 四川大学学报(工程科学版), 2010, 42(5): 10-19.
- [4] 龙玉洁, 李为乐, 黄润秋, 等. 汶川地震震后 10 a 绵远河流域滑坡遥感自动提取与演化趋势分析[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2020, 45(11): 1792-1800.
- [5] SHI Q Y, TANG C, GONG L F, et al. Activity evolution of landslides and debris flows after the Wenchuan earthquake in the Qipan Catchment, Southwest China[J]. Journal of Mountain Science, 2021, 18(4): 932-951.
- [6] HUANG R Q, LI W L. Post-earthquake landsliding and long-term impacts in the Wenchuan earthquake area, China[J]. Engineering Geology, 2014, 182: 111-120.
- [7] 田乃满, 兰恒星, 伍宇明, 等. 人工神经网络和决策树模型在滑坡易发性分析中的性能对比[J]. 地球信息科学学报, 2020, 22(12): 2304-2316.
- [8] GUO Z Z, SHI Y, HUANG F M, et al. Landslide susceptibility zonation method based on C5.0 decision tree and K-means cluster algorithms to improve the efficiency of risk management[J]. Geoscience Frontiers, 2021, 12(6): 249-267.
- [9] LIU M M, LIU J P, XU S H, et al. Landslide susceptibility mapping with the fusion of multi-feature SVM model based FCM sampling strategy: a case study from Shaanxi Province[J]. International Journal of Image and Data Fusion, 2021, 12(4): 349-366.
- [10] 黄发明, 陈佳武, 唐志鹏, 等. 不同空间分辨率和训练测试集比例下的滑坡易发性预测不确定性[J]. 岩石力学与工程学报, 2021, 40(6): 1155-1169.
- [11] BAI Z, LIU Q, LIU Y. Landslide susceptibility mapping using GIS-based machine learning algorithms for the Northeast Chongqing Area, China[J]. Arabian Journal of Geosciences, 2021, 14(24): 1-16.
- [12] IMTIAZ I, UMAR M, LATIF M, et al. Landslide susceptibility mapping: improvements in variable weights estimation through machine learning algorithms—a case study of upper Indus River Basin, Pakistan[J]. Environmental Earth Sciences, 2022, 81(4): 112.
- [13] 李宁, 唐川, 卜祥航, 等. “5·12”地震后汶川县泥石流特征与演化分析[J]. 工程地质学报, 2020, 28(6): 1233-1245.
- [14] XU C. Preparation of earthquake-triggered landslide inventory maps using remote sensing and GIS technologies: Principles and case studies[J]. Geoscience Frontiers, 2015, 6(6): 825-836.
- [15] YAO J Y, QIN S W, QIAO S S, et al. Application of a two-step sampling strategy based on deep neural network for landslide susceptibility mapping[J]. Bulletin of Engineering Geology and the Environment, 2022, 81(4): 1-20.
- [16] YOUSSEF A M, POURGHASEMI H R. Landslide susceptibility mapping using machine learning algorithms and comparison of their performance at Abha Basin, Asir Region, Saudi Arabia[J]. Geoscience Frontiers, 2021, 12(2): 639-655.
- [17] SANGEETA, MAHESHWARI B K, KANUNGO D P. GIS-based pre- and post-earthquake landslide susceptibility zonation with reference to 1999 Chamoli earthquake[J]. Journal of Earth System Science, 2020, 129(1): 55.
- [18] DAS S, SARKAR S, KANUNGO D P. GIS-based landslide susceptibility zonation mapping using the analytic hierarchy process (AHP) method in parts of Kalimpong Region of Darjeeling Himalaya[J]. Environmental Monitoring and Assessment, 2022, 194(3): 234.
- [19] CHANG M, CUI P, DOU X Y, et al. Quantitative risk assessment of landslides over the China-Pakistan economic corridor[J]. International Journal of Disaster Risk Reduction, 2021, 63: 102411.
- [20] AL-NAJJAR H A H, PRADHAN B. Spatial landslide susceptibility assessment using machine learning techniques assisted by additional data created with generative adversarial networks[J]. Geoscience Frontiers, 2021, 12(2): 625-637.
- [21] LIN Q G, LIMA P, STEGER S, et al. National-scale data-driven rainfall induced landslide susceptibility mapping for China by accounting for incomplete landslide data[J]. Geoscience Frontiers, 2021, 12(6): 268-282.
- [22] 周超, 常鸣, 徐璐, 等. 贵州省典型城镇矿山地质灾害风险评价[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2020, 45(11): 1782-1791.
- [23] 李文彬, 范宣梅, 黄发明, 等. 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.

[29] 卢萍珍, 曾静, 盛谦. 软黏土蠕变试验及其经验模型研究 [J]. 岩土力学, 2008, 29(4): 1041–1044, 1052.

[30] 张济勋. 水库运行期消落带黏土蠕变本构模型的构建及其在 FLAC3D 中的二次开发[D]. 合肥: 合肥工业大学, 2020.

## Effect of the Initial Rise and Fall of the Reservoir Water Level on the Creep Characteristics of the Mud and Soil of the Woshaxi Landslide and the Study of the Deformation Law

WANG Wei<sup>1,2</sup>, WANG Xiaochuan<sup>1,2</sup>, ZHANG Zhenhua<sup>3</sup>, FENG Gan<sup>4</sup>

(1. Hubei Key Laboratory of Waterjet Theory and New Technology, Wuhan University, Wuhan 430072, China;

2. State Key Laboratory of Water Resources and Hydropower Engineering Science, Wuhan University,

Wuhan 430072, China; 3. School of Civil Engineering, Hefei University of Technology, Hefei

230009, China; 4. State Key Laboratory of Hydraulics and Mountain River Engineering,

Sichuan University, Chengdu 610065, China)

**Abstract:** Taking Woshaxi landslide as the research object, triaxial creep tests are carried out on undamaged soil samples and dry – wet cyclic treatment specimens of the sliding zone of the landslide to analyze its creep characteristics. Merchant model, Burgers model and Nishihara model are established respectively, and the fitting accuracy of the three creep models is compared and analyzed. Furthermore the deformation and long – term stability of Woshaxi landslide is predicted based on Burgers model simplified by FLAC 3D built – in code. The results show that the dry – wet cycle can reduce the bearing capacity of soil, increase the creep deformation, and lengthen the time to reach stability, and increase the strain rate at the initial stage of decay creep. The influence of deviatoric stress level on creep characteristics is reflected in that the soil undergoes instantaneous deformation, decaying creep and stable creep stages under low stress, and undergoes instantaneous deformation, decaying creep and isokinetic creep stages under medium stress and high stress. Burgers model is more suitable for silty clay in Woshaxi, and the creep deformation of landslide body under the influence of dead weight is mainly concentrated in the middle and upper raised area, which should be protected.

**Keywords:** the initial rise and fall of the reservoir water level; Woshaxi landslide; creep constitutive model; silty clay; creep property

(上接第 184 页)

## Study on the Evolution Trend of Post – earthquake Landslide in Alpine Valley Area of Western Sichuan

NI Zhang, CHANG Ming, TANG Liangliang, XIANG Lanlan, XU Hengzhi

(State Key Laboratory of Geohazard Prevention and Geoenvironment Protection, Chengdu University of Technology, Chengdu 610059, China)

**Abstract:** The same earthquake landslide caused by the Wenchuan M<sub>s</sub>8.0 poses a massive threat to the people in the alpine valley area of western Sichuan. Under the influence of heavy rainfall after the earthquake, the new landslides and ancient sliding slopes have intensified. The evolution of the post – earthquake landslide is significant for conducting monitoring and early warning in critical areas on time. we take the northeast of Wenchuan County as the research area. The impact factors are selected for the lithology, distance from the fault, PGA, elevation, slope, slope direction, profile curvature, topographic relief, and annual maximum 24H rainfall. Based on the frequency density, area density, and quantity density of landslides, landslides' temporal and spatial evolution characteristics in 2009, 2011, 2015, and 2021 are statistically analyzed. Meanwhile, combined with WOE, stochastic forest (RF), and evidence weighting – stochastic forest (WOE – RF) models, the evolution trend of landslide susceptibility in the study area is analyzed. The results show that: with the passing of time, the number of landslides, the area, and the scale of the landslide has been dramatically reduced, which is at a low level; the evolution of landslides developed from south to north in 2015; after the ROC verified the landslide obtained by WOE – RF is easy to develop. The highest sexual accuracy and the three models show that the evolution of the high – tech area of the landslide is also far from south to north. The research results provide the theoretical basis for early identification, monitoring, and warning of landslides in the alpine valley area of western Sichuan.

**Keywords:** Takayama canyon area; post – shock landslide; time and space evolution; the weight of evidence – random forest model