

四川雅江县火后泥石流易发性与冲出规模预测模型

龚学强¹, 周永豪¹, 何坤^{1,2}, 胡卸文^{1,2}, 罗刚^{1,2}, 杨东强³, 马洪生⁴

1. 西南交通大学地球科学与工程学院, 四川成都 611756

2. 四川省环青藏高原交通廊道地质灾害生态化防治工程技术研究中心, 四川成都 611756

3. 核工业西南勘察设计研究院有限公司, 四川成都 610000

4. 四川省公路规划勘察设计研究院有限公司, 四川成都 610056

摘要: 2024年3月15日, 雅江县发生大型森林火灾, 并在首个雨季引发数百起泥石流, 为西南山区火后泥石流研究提供了充足样本。本文基于野外调查、无人机影像、卫星遥感和降雨数据, 以2024年“3.15”雅江县城森林火灾火烧迹地火后泥石流暴发数据库构建了易发性评估和一次冲出规模预测模型为依据, 开展了2024年“12.09”雅江县城厢村和2025年“02.02”木泽西村两处火烧迹地火后泥石流成灾预测。结果表明, (1) 最优随机森林易发性模型 AUC 为 0.905, 精度为 0.950, 城厢村和木泽西村极高和高易发流域分别为 10 个和 22 个, 占各自火烧迹地流域总数的 40.57%和 73.68%。(2) 最优体积预测模型的因子包含小时雨强、坡度大于 30° 面积占比、土壤粘粒含量、沟壑密度、植被归一化指数和中~重度火烧面积, 体积预测模型 R^2 为 0.65。在三种降雨场景下, 城厢村火烧迹地流域体积规模 200 m³ 以上的占比分别为 2.86%、25.72%和 34.29%, 木泽西村火烧迹地流域体积规模 1000 m³ 以上流域占比分别为 0, 15.79%和 63.16%。城厢村火烧迹地泥石流体积普遍较小, 而保护对象密集, 其中 CX05、CX08、CX13 和 CX25 流域危害较大; 木泽西村火烧迹地泥石流体积相对较大, 其中 MZX02 和 MZX04 流域危害较大。本研究可为雅江县火后泥石流快速评估和精细防控提供科学支撑。

关键词: 雅江, 火后泥石流, 易发性, 冲出规模, 预测模型

中图分类号: P642.23

收稿日期: 2025-03-23

Prediction Models for Post-Fire Debris Flow Susceptibility and Debris Flow Volume in Yajiang County, Sichuan, China

Gong Xueqiang¹, Zhou Yonghao¹, He Kun^{1,2}, Hu XieWen^{1,2}, Luo Gang^{1,2}, Yang Dongqiang³, Ma Hongsheng⁴

1. Faculty of Geosciences and Engineering, Southwest Jiaotong University, Chengdu, Sichuan 611756

2. Sichuan Province Engineering Technology Research Center of Ecological Mitigation of Geohazards in Tibet Plateau Transportation Corridors, Chengdu, Sichuan 611756

3. Nuclear Industry Southwest Geotechnical Investigation & Design Institute CO., LTD., Chengdu, Sichuan 610000

4. Sichuan Highway Planning, Survey, Design and Research Institute Ltd, Chengdu, Sichuan 610056

Abstract: On March 15, 2024, an extensive forest fire occurred in Yajiang County, Sichuan Province. In the first post-fire rainy season, hundreds of post fire debris flows(PDFs) were triggered, providing a valuable dataset for studying PDFs in southwestern mountainous regions. This study developed PDF susceptibility and volume prediction models based on field investigations, UAV imagery, satellite remote sensing, and rainfall data. The models were constructed using the PDF event database from the burned area of Yajiang County on March 15, 2024, and were subsequently applied to hazard prediction for two burned areas: Chengxiang Village (December 9, 2024) and Muzexi Village (February 2, 2025). The results show that: (1) The optimal Random Forest susceptibility model achieved an AUC of 0.905 and an accuracy of 0.950. For the Chengxiang and Muzexi burned areas, 10 and 22 catchments, respectively, were classified as extremely high or high susceptibility, accounting for 48.57% and 73.68% of their total watersheds. (2) The optimal factor combination for the volume prediction model included hourly rainfall intensity, percentage of catchment area with slopes exceeding 30°, soil clay content, gully density, normalized difference vegetation index (NDVI), and the moderate and severe burned

基金项目: 国家自然科学基金“不同岩性区火烧迹地火后泥石流成灾效应”(42377170)

第一作者简介: 龚学强(2000-), 男, 博士研究生, 主要从事地质灾害成因与防治研究. ORCID: 0009-0008-4492-1158. E-mail: xueqianggong.swjtu.edu.cn@my.swjtu.edu.cn.

通讯作者简介: 胡卸文(1963-), 男, 博士, 教授, 博士生导师, 主要从事工程地质、环境地质方面的教学与研究工作. E-mail: huxiewen@swjtu.edu.cn.

area. The generalized additive model for volume prediction achieved an R^2 of 0.65. Under Q25%, Q75%, and P20% rainfall scenarios, the proportion of catchments in Chengxiang with debris flow volumes exceeding 200 m³ was 2.86%, 25.72%, and 34.29%, respectively, while in Muzexi, the proportion of catchments with volumes exceeding 1000 m³ was 0%, 15.79%, and 63.16%, respectively. Debris flow volumes in Chengxiang are generally smaller, but the area contains a high density of vulnerable elements, with catchments CX05, CX08, CX13, and CX25 posing significant hazards. In contrast, debris flows in Muzexi tend to have larger volumes, with catchments MZX02 and MZX04 identified as high-risk areas. This study provides a scientific basis for rapid assessment and targeted mitigation of PFDFs in Yajiang county.

Key words: Yajiang; Post fire debris flow; Susceptibility; Debris flow volume; Prediction model

0 引言

近年来,全球气候变化和人类活动加剧,导致火灾频率和强度持续上升,进而显著增加了火后泥石流灾害发生风险(Wall *et al.*, 2020; 胡卸文等, 2024)。据统计,全世界火烧迹地泥石流的发生概率在 60%,其中中国西南山区火烧迹地火后泥石流发生概率约 70%(胡卸文等, 2018)。火后泥石流主要发生在火后 1-2 年(Cannon *et al.*, 2010; Staley *et al.*, 2017),尤其是火后的第一个雨季(DeGraff *et al.*, 2015)。在这期间,火灾破坏植被截留能力和土壤结构,导致地表径流激增,使火后泥石流具有暴发频率高、降雨阈值低等特征(胡卸文等, 2024),严重威胁过火区域居民生命财产安全。因此,快速评估火后泥石流易发性和冲出规模对此类灾害的应急响应和防灾减灾措施确定至关重要。

为了定量评估火后泥石流发生概率,研究者们开发了多种基于经验(胡卸文等, 2020; 周瑞宸等, 2024)、数理统计(Staley *et al.*, 2017)和机器学习(Kern *et al.*, 2017; Nikolopoulos *et al.*, 2018)的建模方法,其中逻辑回归模型作为线性建模方法,因其计算简单、易于解释,被广泛应用于火后泥石流易发性评估(Gartner *et al.*, 2014; Jin *et al.*, 2022)。然而, Kern *et al.* (2017)发现非线性机器学习方法(如朴素贝叶斯、混合判别分析)相比逻辑回归模型在火后泥石流易发性评估中表现更优。此外,大量研究表明,以随机森林和梯度提升树为代表的集成学习算法相比单一机器学习方法(朴素贝叶斯,支持向量机和决策树等)在易发性评估中性能更优(Merghadi *et al.*, 2020; Pourghasemi *et al.*, 2020)。其中,随机森林模型通过随机特征选择和多棵决策树集成,能有效降低模型过拟合风险,在滑坡、泥石流易发性评估广泛应用(Pourghasemi *et al.*, 2020)。

泥石流冲出规模预测可以提供设计雨强下的火后泥石流体积空间分布,确定减灾工作优先级别。现有火后泥石流冲出规模预测模型主要集中于美国西部地区(Gartner *et al.*, 2008; Gartner *et al.*, 2014; Wall *et al.*, 2022)。Gartner *et al.* (2014)开发了考虑

流域中-重度火烧面积、15 分钟降雨强度和流域高差的应急评估模型。Wall *et al.* (2022)开发了引入平均流域径流量和有机质含量作为变量的预测模型,表明适用于缺少暴雨数据的美国西部山区。此外, Gorr *et al.* (2024)在适用于美国西部地区的冲出规模预测模型基础上,又开发了 3 个适用于美国西南部的预测模型。但就国内而言,由于预测模型区域限制性和缺乏泥石流冲出规模实测数据验证,针对中国西南山区的火后泥石流冲出规模预测研究较为缺乏,亟需建立适应西南山区植被及地层岩性特征的冲出规模预测模型。

火后泥石流暴发及冲出规模预测的关键指标尚未达成统一共识,目前研究主要关注地形、土壤特性、火烈度以及降雨特征(Kean *et al.*, 2011; Gartner *et al.*, 2014; 胡卸文等, 2018; Gorr *et al.*, 2024)。与森林火灾相关因素中,流域内重度火烧面积的占比被认为是影响火后泥石流发生的关键因子之一(Cannon *et al.*, 2010)。流域中坡度大于 23°且为中-重度火烧面积也被证实是预测泥石流易发性的有效指标(Staley *et al.*, 2017)。预测模型进一步表明,这些林火相关指标可能与泥石流冲出规模存在关联(Gorr *et al.*, 2024)。降雨强度被广泛认为是影响泥石流暴发的关键预测因子,同时泥石流冲出规模也与其呈正相关关系。地形因素中坡度大于 30°的流域面积以及流域高差被认为是冲出规模预测的主要控制因子(Cannon *et al.*, 2010)。以往研究主要采用多元线性回归方法进行规模预测研究(Staley *et al.*, 2017; Gorr *et al.*, 2024),对变量之间的复杂非线性关系解释性低,而广义加性模型(Generalized Additive Model, GAM)可为不同自变量拟合一个光滑样条函数表征其参数估计,从而在一定置信区间内解释自变量对因变量变化的响应程度(Bordoni *et al.*, 2020),由此可以获得更为准确的模型。

2024 年 3 月 15 日四川省雅江县发生大型森林火灾,过火面积约 278.81km²,裸露地表和大量的火烧灰烬泥沙等松散物源使得 2024 年雨季产生大量

火后泥石流 (He *et al.*, 2024)。本文以“3.15”火烧迹地及雅江县 2024 年“12.09”城厢村、2025 年“02.02”木泽西村火烧迹地为研究对象,通过野外调查、无人机倾斜摄影、卫星遥感识别和降雨监测等方法,分析 2024 年雅江“3.15”雅江县城火烧迹地火后泥石流暴发特征,并以该次火烧迹地火后泥

石流暴发数据库构建了易发性评估模型和冲出规模预测模型,并将该预测模型应用于 2024 年“12.09”城厢村和 2025 年“02.02”木泽西村火烧迹地,分析这两个火烧区火后泥石流易发性和一次冲出规模预测。

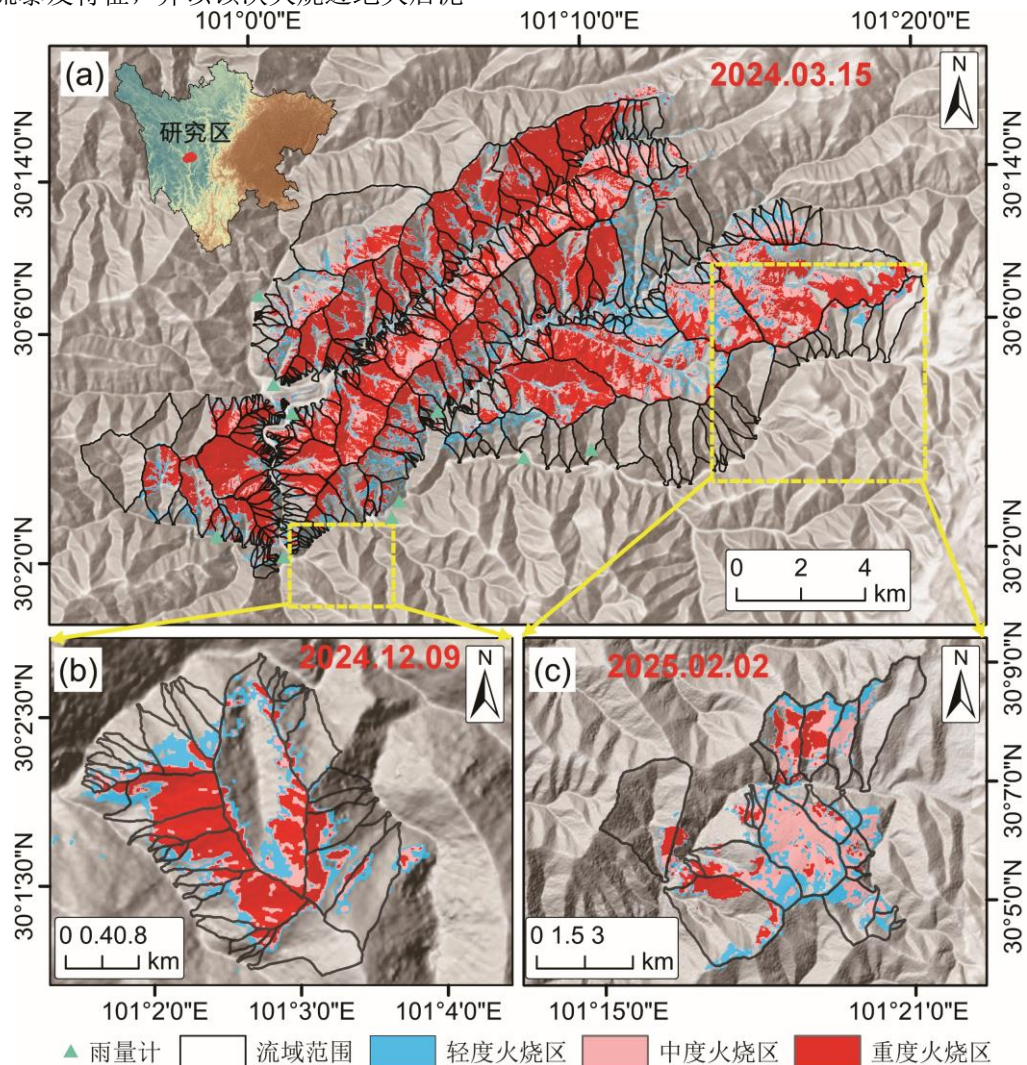


图 1 研究区区域位置与火烈度划分
Figure.1 Regional location and classification of burn severity of the study area

1 研究区地质环境条件

研究区位于四川省甘孜州雅江县,地处鲜水河断裂带与理塘断裂带之间,受构造隆升和挤压作用褶皱发育,岩体结构破碎。火烧区属于深切中山峡谷地貌,河流切割作用强,两岸形成陡峭的沟谷。地层岩性主要以变质岩为主,主要分布三叠系板岩、板岩夹砂岩。区域气候属于大陆性季风高原气候,多年平均降雨量为 783mm,降雨集中在 5~9 月,占全年降雨量 86.4%,多以局部短时强降雨为主。

火烧迹地植被主要由青冈、马尾松和低矮灌木组成。2024 年“3.15”森林火灾后火烧迹地植被及

土壤结构遭到严重破坏。如表 1 所示,该火烧区位于雅江县城周边及东北侧山脉,总过火面积达 278.8km²,中-重度火烧面积占比达到 77.46%。根据现场调查和遥感分析,火烧迹地内不等规模流域共 407 个(图 1a),流域面积 0.004~29.77 km²不等。2024 年雅江“12.9”河口镇城厢村火烧迹地总过火面积 3.46km²,中-重度火烧面积占比为 71.15%,火烧迹地内流域共 35 个(图 1b),流域面积 0.014~1.607 km²不等。2025 年雅江“02.02”八角楼乡沐泽西村火烧迹地总过火面积 22.85km²,中-重度火烧面积占比 66.2%,火烧迹地内流域共 15 个(图

1c), 流域面积 0.069~6.596km² 不等

表 1 三个火烧迹地过火情况统计

Table 1. Statistics of burned severity in the three burned area of Yajiang county

火烧迹地	轻度火 烧面积 (km ²)	中度火 烧面积 (km ²)	重度火 烧面积 (km ²)	过火 面积 (km ²)
“3.15” 雅江县城	84.0	73.9	142.1	278.8
“12.09” 城厢村	1.00	0.90	1.77	3.46
“02.02” 木泽西村	7.72	10.62	4.51	22.85

研究方法

2.1 数据来源

采用多源数据进行火后泥石流流易发性及冲出规模预测分析,数据包括火烈度解译、泥石流数据库、地形与土壤数据、降雨数据和植被指数等。包括:1)火烈度解译基于 20m 分辨率的 Sentinel-2 L2A 级影像(<https://browser.dataspace.copernicus.eu/>)计算 dNBR 得到,烈度等级划分与 He *et al.* (2024) 一致,并经实地调查验证;2)2024 年“3.15”雅江县城火烧迹地火后泥石流数据库记录泥石流暴发流域、时间和冲出规模。数据来源于野外实地调查测绘及遥感解译编录(<https://www.planet.com>),其中新堆积扇是识别泥石流发生的重要标志(Kean *et al.*, 2011),规模估算由卡车清理量(Riley *et al.*, 2013)、无人机影像(Cannon, 1989),及现场测量来确定(Gartner *et al.*, 2014),调查工作持续至 2024 年 11 月 18 日(即火后首个雨季结束)。3)地形来自 12.5m 分辨率的 DEM 数据(<https://search.asf.alaska.edu/>),土壤数据为 250m 分辨率的土壤黏粒含量(<http://soil.geodata.cn/data>),用于生成流域的地形、土壤和水文等因子。4)降雨数据来自于研究区 10 个雨量计(图 1),时间分辨率为 1h,计量精度为 0.1mm。火后泥石流触发雨强按当次降雨期间的峰值雨强为准,空间有效性为 5km。5)年平均 NDVI 数据来源于火灾前 5 年内 Landsat 8 影像(精度 30m),由 Google earth engine 处理。

2.2 影响因子选择

根据国内外火后泥石流流易发性判别研究成果(Cannon *et al.*, 2010; 胡卸文等, 2020; Jin *et al.*,

2022),本文从地形地貌、水文响应、可起动物源、植被和火烈度五个方面共初选 18 个影响因子。地形地貌因素包括 7 个影响因子,分别为流域面积(A , km²)、流域最大高差(R , m)、主沟沟道纵坡降(LG , ‰)、主沟沟道沟长(L , m)、流域内地形坡度大于 30° 面积占比($S30$, ‰)、流域形状系数(WS)和地形粗糙度(TRI)。水文响应因素包括 3 个影响因子,分别为径流强度指数(SPI)、地形湿度指数(TWI)和沟壑密度(GD , km/km²)。可起动物源因素包括 3 个影响因子,分别为泥沙输送指数(STI)、黏粒含量(CC , g/kg)和平均灰烬厚度(AT , mm)。黏粒含量定义为地表 0~5cm 厚度内的每单位质量土体中土壤粘粒质量, Cannon *et al.* (2010) 已经证实其与火后泥石流发生概率的显著相关性。平均灰烬厚度反映了火后坡面灰烬泥沙这一特殊物源的储量大小,计算方法参照胡卸文等(2020)的经验公式。火前植被因素选取流域火前 5 年的平均 $NDVI$ 作为影响因子。火烈度因素共 4 个影响因子,分别为中-重度火烧面积占比($MSBI$, ‰)、中-重度火烧面积($MSBA$, km²)、中-重度火烧面积区域且坡度大于 23° 占比($S23\&MS$, ‰)和流域过火面积(BA , km²) (Nikolopoulos, *et al.*, 2018; Garnter *et al.*, 2004)。火烈度等级通过分级 dNBR 数据得到,分级界限值由现场校核确定。未火烧、轻度火烧、中度火烧和重度火烧的 dNBR 界线值分别为 0.09, 0.22, 0.35。

采用皮尔逊相关系数对因子间的相关性进行评估(图 2),相关性系数大于 0.7 被视为高共线性判断的经验阈值(Austin, 2002; Dormann *et al.*, 2013; Hou *et al.*, 2014)。在此基础上,结合 Austin (2002) 提出的变量筛选思路,采用“诱发变量—直接变量—间接变量—代理变量”的优选原则,优先剔除冗余性较高的间接变量或代理变量。各变量所属类型在图 2 中已标注,*表示间接变量,**表示直接变量,***表示诱发变量,未标注为代理变量。。最终筛选得到 10 个因子,包括:坡度大于 30° 面积占比($S30$),流域形状系数(WS),径流强度指数(SPI),地形湿度指数(TWI),沟壑密度(GD),黏粒含量(CC),泥沙输送指数(STI),植被归一化指数($NDVI$)、中-重度火烧面积($MSBA$)和中-重度火烧面积占比($MSBI$)。

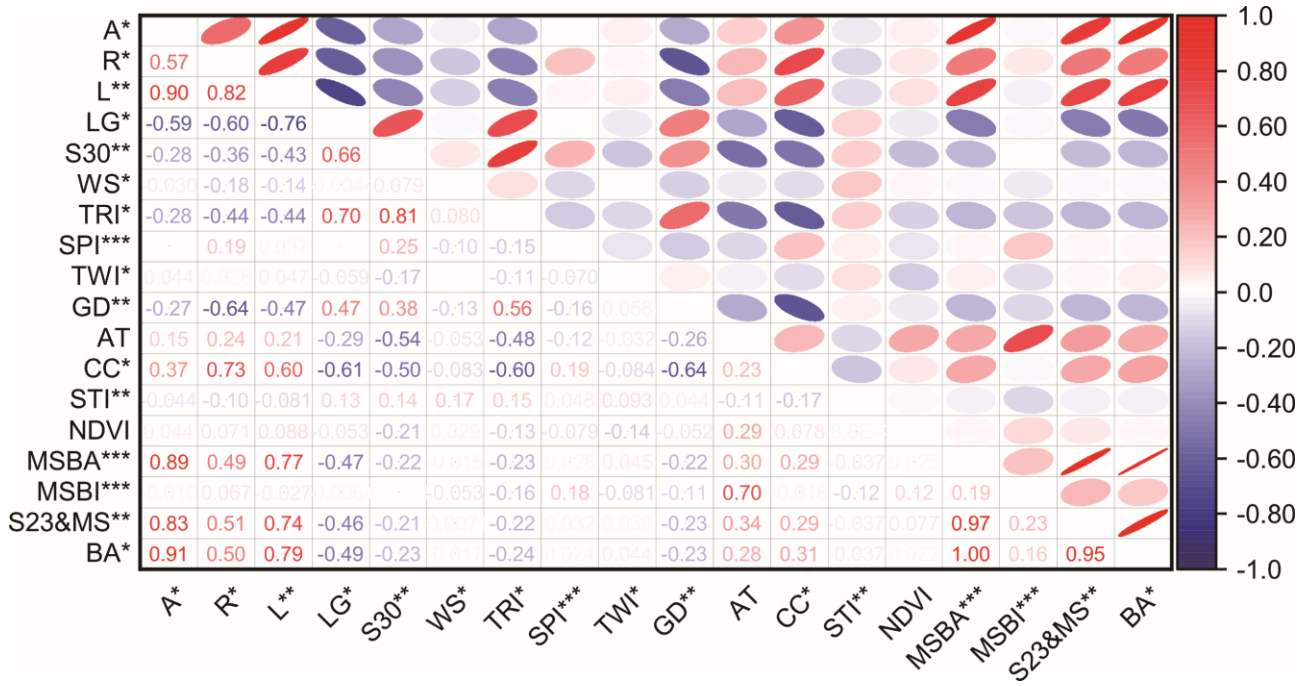


图 2 模型影响因子相关性分析
Figure.2 Correlation analysis of model influencing factors

2.3 泥石流易发性建模

随机森林模型 (Random Forest, RF) 是由多棵决策树组合形成的一种集成学习算法。该方法通过集成多棵决策树结果进行分类预测, 具有较强的非线性建模能力和抗过拟合能力。具体而言, RF 在每次训练过程中通过自助抽样法 (bootstrap) 对原始训练集进行有放回抽样, 构建若干子样本集, 并在每棵决策树节点的划分中引入随机特征选择机制, 从而能有效降低模型方差, 避免训练过拟合问题 (Galiano *et al.*, 2015; Merghadi *et al.*, 2020), 与传统机器学习方法 (如支持向量机、梯度提升树和逻辑回归等) 相比, 随机森林模型表现出更好的预测性能和稳定性 (Pourghasemi *et al.*, 2020; Pugliese Vilorio *et al.*, 2024), 已广泛应用于地质灾害的早期识别、遥感地物分类和风险预测等方面 (Long *et al.*, 2023; Chen *et al.*, 2025)。其表达式如下:

$$F(x) = \arg \max_Y \sum_{i=1}^t I(f_i(x) = Y) \quad (1)$$

式中, $F(x)$ 代表随机森林分类结果, $f_i(x)$ 代表决策树分类结果, Y 代表模型输出变量, I 代表示性函数。

本文采用随机森林模型构建火后泥石流易发性预测模型。将现场确定的“3.15”雅江火后泥石流数据库首个雨季暴发泥石流的 211 个流域标记为正样本, 未暴发的 138 个流域标记为负样本。根据 Green (1991) 提出的经验公式 $n \geq 50 + 8m$ (n 为建

模所需样本最小数量, m 为预测变量数量), 本研究所用 10 个预测变量所需最小样本量为 130 个, 当前样本规模已满足建模要求。考虑到正负样本不平衡 (正负样本比为 1.52:1), 为降低单次划分训练集与测试集可能带来的不确定性, 采用 10 次随机采样策略, 每次采样均以 70% 数据作为模型训练样本, 其余 30% 作为测试样本。最后, 选择最优预测模型对城厢村火烧迹地和木泽西村火烧迹地火后泥石流易发性进行预测。

2.4 火后泥石流冲出规模预测模型

冲出规模预测模型采用初筛的 10 个易发性因子作为静态因子, 并加入小时雨强 (i_{60}) 作为动态因子。泥石流降雨强度与临近的雨量计进行匹配, 选取离流域最近的雨量计作为该流域雨量数据, 若 5km 范围内无雨量计, 则不纳入冲出规模预测模型样本, 最终共得到 442 个样本。

已有研究表明, GAM 在滑坡规模预测中表现出良好的建模能力和解释性 (Lombardo *et al.*, 2021; Fang *et al.*, 2024)。此外, Kern *et al.* (2017) 通过对比朴素贝叶斯、支持向量机和决策树等方法, 验证了非线性模型在火烧迹地火后泥石流易发性建模中的适用性。因此, 结合 GAM 在滑坡规模预测中的有效应用与火后泥石流体积预测的高度非线性机制, 本文基于广义加性模型提出冲出规模预测模型, 计算表达式如下式(2):

$$Y = \alpha + V_1(x_1) + V_2(x_2) + \dots + V_n(x_n) + \varepsilon \quad (2)$$

式中: Y 为因变量, 即预测体积 (m^3); a 为截距, $x_1, \dots, x_n$ 为自变量, n 为变量个数, 即经过初步筛选的 10 个影响因子。 $V_1, \dots, V_n$ 为非参数光滑样条函数, ε 为随机误差项。

为降低模型复杂程度以及提升因子可解释性, 进一步运用逐步回归算法 (Stepwise Regression), 旨在通过逐步添加或移除自变量来探索各因子之间的复杂非线性关系, 从而获取最优自变量组合, 进行最优回归方程构建 (王利等, 2023)。为进行对比验证分析, 采用 Gartner *et al.* (2014) 提出的泥石流冲出规模预测模型进行了“3.15”火烧迹地火后泥石流冲出规模预测建模 (MLR-G)。鉴于数据的可获取性, 降雨变量使用 $i60$ 代替。其表达式如式 (3)。

$$\ln(V) = a + b \times \sqrt{i60} + c \times \ln(MSBA) + d \times \sqrt{R} \quad (3)$$

式中: V 为泥石流冲出规模 (m^3); $i60$ 为泥石流暴发所在降雨期内小时峰值雨强 (mm/h); $MSBA$ 为流域中-重度火烧面积 (km^2)。 a 为评估模型的常数项, b 、 c 和 d 为自变量的系数。

2.5 模型验证

易发性模型性能评价采用 AUC 、准确率 (ACC)、精确率 ($precision$) 进行评价 (Jin *et al.*, 2022)。 AUC 为 ROC 曲线的下包络面积, 准确率和精确率均使用模型评价的混淆矩阵得到, 评估参数值范围为 0-1, 越接近 1 表示模型预测效果越好。

本文使用 Anderson-Darling 检验计算了冲出规模预测模型的变量描述性统计和显著性 p 值 ($P <$

0.05), 并计算了每个解释变量与泥石流冲出规模的斯皮尔曼相关系数 (ρ)。冲出规模预测模型的验证基于实测与预测冲出规模的对比, 由相关系数 (R^2) 和均方误差 (MSE) 进行评估, 并与多元线性回归模型对比验证。

3 结果

3.1 “3.15”雅江县城火烧迹地火后泥石流流数据库

受 36 次降雨事件触发, 雅江 2024 年“3.15”森林火灾区首个雨季从 4 月 1 日至 11 月 20 日共有 211 个 (51.8%) 流域暴发了泥石流 (图 3), 其中 72% 火后泥石流发生于中-重度火烧程度面积占比达到 50% 以上的流域, 暴发总次数达到 506 次, 累积暴发规模 58.995 万 m^3 。距离火后的第 1 月至第 7 月暴发流域数量分别为 31、173、121、109、23、11 和 38 条, 每月泥石流流域平均冲出规模分别为 69, 308, 1990, 725, 3883, 4672 和 1984 m^3 。高频次和大规模泥石流事件主要发生在强降雨期间, 集中在火灾发生后的第 2 至第 4 月 (对应雨季的 5 至 7 月), 暴发数量占比为 79.25%。其中 6 月 11 日的短时强降雨造成了最为严重的泥石流危害, 火烧区累积暴发规模为 12.385 万 m^3 。其中, 典型沟道土窝沟单次规模约 40000 m^3 , 造成 1 处工程掩埋, 7 栋房屋损毁, 雅新公路中断 (图 4a~图 4c); 布色亚龙沟单次规模约 10000 m^3 , 造成 6 栋房屋淤埋, G318 国道交通中断 (图 4d~图 4f)。

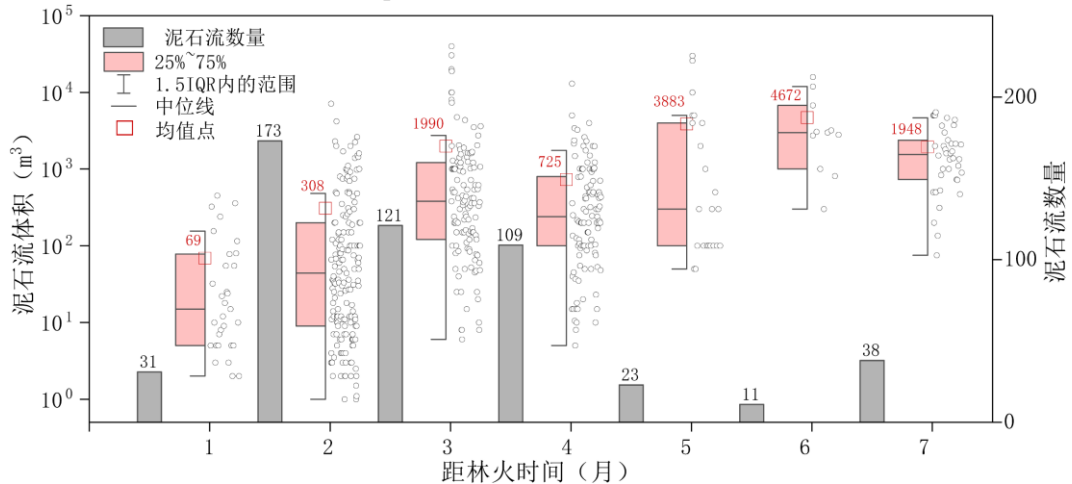


图 3 “3.15”雅江县城火烧迹地首个雨季火后泥石流的暴发数据统计

Figure 3. Statistics of post-fire debris flow events during the first rainy season following the "3.15" Yajiang fire

3.2 易发性评价模型应用

基于 RF 模型对雅江县城火烧迹地 10 次随机采样结果显示, 易发性模型的 AUC 介于 0.861~0.905

(图 5a), 表明在正负样本不均衡条件下, RF 易发性模型在该区域仍具备良好的预测稳定性。其中, 最优 RF 模型的 AUC 为 0.905, 精度 ($Precision$)

为 0.95，准确率（ACC）为 0.88，表明其具有较好的预测性能。基于此，选择最优 RF 模型进行其他两处火烧迹地火后泥石流预测分析。此外，依据最优 RF 模型中基尼系数下降结果，10 个因子重要性排序结果如图 5b。中重火烧面积占比（MSBI）贡献率最高，达到 25.28%，显著高于其他因子；其余

9 个因子贡献率介于 6.04%~9.72%，其中沟壑密度（GD）、植被归一化指数（NDVI）和坡度大于 30° 面积占比（S30）表现出较高的重要性。因此，研究区具备泥石流发育的孕灾环境条件，而主要受到林火强烈扰动，显著提升了流域物源供给和水文响应能力，从而加剧了泥石流活动的频率。



图 4 典型泥石流沟暴发特征。(a)、(b) 和 (c) 分别为土窝沟泥石流暴发前、暴发后和雨季结束后的沟口堆积特征。(d)、(e) 和 (f) 分别为布色亚龙沟泥石流暴发前、暴发后和雨季结束后的沟口堆积特征。

Figure 4. Characteristics of Typical Debris Flow Outbursts. (a), (b), and (c) depict the depositional features at the gully outlet of Tuwogou before the debris flow event, after the event, and at the end of the rainy season, respectively. (d), (e), and (f) depict the depositional features at the gully outlet of Buseyalong Gully before the debris flow event, after the event, and at the end of the rainy season, respectively.

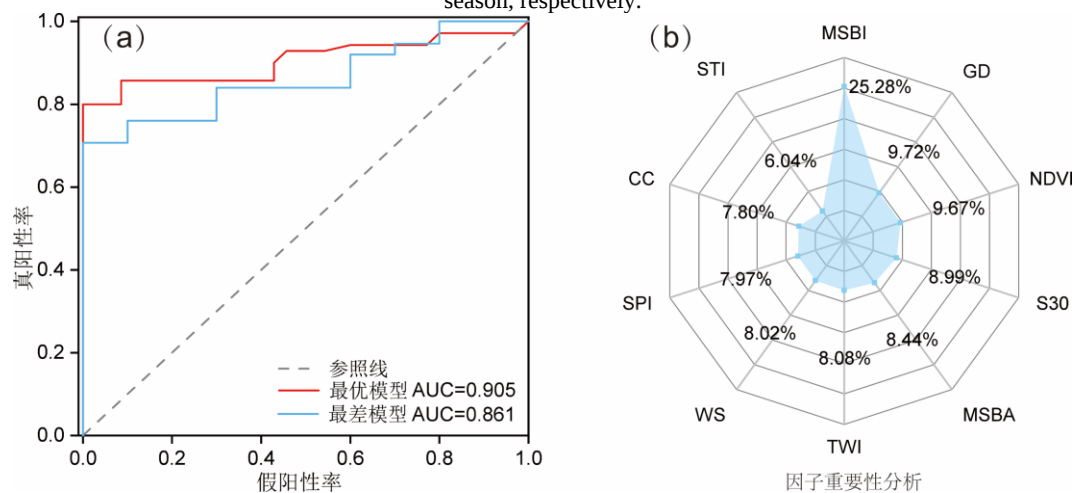


图 5 基于 RF 模型的易发性结果验证及因子重要性排序

Figure 5. Verification of susceptibility results based on random forest model and factor importance

火后泥石流易发性发生概率 P 按等间距划分为 4 个级别：低易发 ($P \leq 0.25$ ，蓝色区域)、中易发 ($0.25 < P \leq 0.5$ ，灰色区域)、高易发 ($0.5 < P \leq 0.75$ ，橙色区域)、极高易发 ($0.75 < P$ ，红色区域)。如图 6 所示，黄色三角形表示隐患点，主要为沟口附近存在房屋、道路或关键基础设施的区域。嵌套柱状图展示了不同易发性等级下，沟口存在隐患点的流域数量与总流域数量的比值（如城厢村高易发标注

为“9/13”，表示该等级下共有 13 条流域，其中 9 条沟口存在隐患点）。城厢村火烧迹地共 35 个流域（流域编号为 CX01~CX35），极高易发（红色）、高易发（橙色）流域数量分别为 5 和 13 个，占城厢村火烧迹地流域总数的 48.57%。沟口有保护对象的流域共有 24 个，CX01~CX16 泥石流主要影响村庄房屋和进村道路，CX22、CX23 和 CX25~CX30 主要威胁 G318 国道，其中，极高易发（红色）流域为 5

个，高易发（橙色）流域为 9 个，中易发（灰色）流域为 8 个。木泽西村火烧迹地共 19 个流域（流域编号为 MZX01~MZX19），极高易发（红色）和高易发（橙色）流域数量分别为 5 和 9 条，占木泽西村火烧迹地流域数量的 73.68%。沟口有保护对象

的流域共有 4 个，MZX01 和 MZX02 泥石流主要影响村庄房屋和道路，MZX03 和 MZX04 泥石流主要影响道路，其中，高易发（橙色）流域为 3 个，中易发（灰色）流域为 1 个。

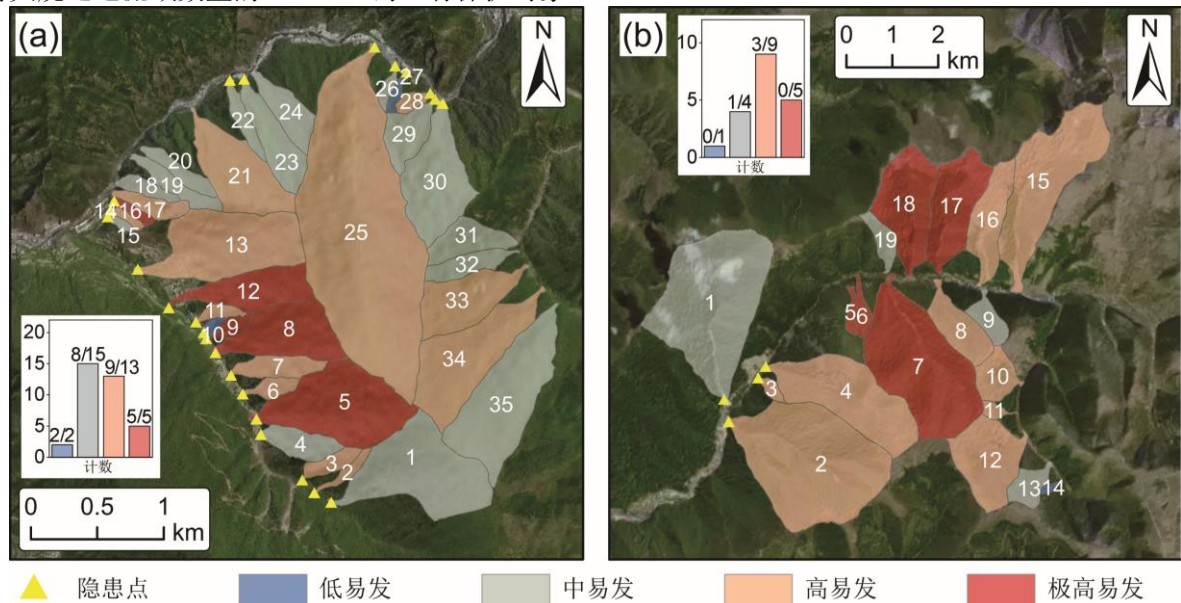


图 6 城厢村（左）和木泽西村（右）火烧迹地火后泥石流易发性制图

Figure 6. The susceptibility mapping of post fire debris flow in Chengxiang Village (left) and Muzexi Village (right).

3.3 冲出规模预测模型结果与应用

表 2 显示了 11 个规模预测变量的统计分析结果，经斯皮尔曼相关性分析，表明 *i60*、*S30* 和 *MSBA* 与泥石流冲出规模呈显著相关（ $p<0.05$ ），其中 *MSBA* 相关系数最高为 0.7，林火严重程度及其影响范围对火后泥石流规模控制作用最为显著。基于广义加性模型（GAM），通过逐步回归法筛选出最优预测变量组合为 *i60*、*S30*、*CC*、*GD*、*NDVI* 和 *MSBA* 共六个变量。如图 7 所示，*i60*、*S30* 和 *MSBA* 的平滑函数值整体呈上升趋势，表明这些变量在一定程度上增强了泥石流冲出规模放大响应。*GD* 和 *CC* 的平滑函数值呈现波动，反映出其对泥沙输送能力的非线性调控作用。*NDVI* 的平滑函数值整体趋于平稳，相较而言低值范围（植被缺失）对坡面水文过程具有一定促进作用。总体而言，6 个变量对泥石流冲出规模的非线性影响表明，短时强降雨、陡坡地形和火烈度是控制泥石流冲出规模的关键因素。

将 MLR-G 模型应用至“3.15”火烧迹地火后泥石流规模预测，结果显示其决定系数 R^2 为 0.471，均方差 *MSE* 为 2.428。相比之下，GAM 模型的 R^2 提高至 0.650，*MSE* 降至 1.478。在首个雨季期间，MLR-G 和 GAM 模型的预测结果均主要集中在区间②和区间③（图 8），相较之下，MLR-G 模型对

火后首个雨季前期（林火后 1-2 月）的小规模泥石流（ $<100\text{ m}^3$ ）预测值偏大，而在雨季后期（林火后 5-7 月）对小型泥石流的低估现象较为明显。而 GAM 模型的预测点在图 8 的 1:1 对角线附近分布更为密集，在各个时间阶段均表现出相对稳定的预测能力，且在区间②占比更高。因此，GAM 模型比 MLR-G 模型预测效果更优。

表 2 规模预测模型的 11 个解释变量数据分析
Table 2. Data analysis of the 11 explanatory variables in the volume prediction model

解释变量	平均值 mean	标准差 std	显著性 P	斯皮尔曼相关系数 ρ
i60	6.01	2.96	0.000*	0.38
S30	0.68	0.15	0.001*	-0.26
WS	0.39	0.13	0.297	0.21
SPI	3.79	0.33	0.432	0.01
TWI	4.79	0.40	0.079	0.12
GD	5.34	3.93	0.186	-0.55
CC	173.26	16.75	0.102	0.56
STI	46.19	55.68	0.455	0.30
NDVI	0.23	0.07	0.167	0.24
MSBA	0.93	1.64	0.000*	0.70
MSBI	0.74	0.21	0.666	0.05

注：*表示该变量与泥石流规模具有显著性。

$$\ln(V)=1.826+0.970\times\sqrt{i60}+0.502\times\ln(MSBA)+0.070\times\sqrt{R} \quad (4)$$

采用上述 GAM 模型进行规模预测，对于动态因子 *i60* 考虑三个降雨场景，第一和第二降雨场景来自于“3.15”火烧迹地火后泥石流触发小时雨强的 25%分位数（Q25%）和 75%分位数（Q75%），代表了雅江县首个雨季降雨特征，其 *i60* 分别为

4.2mm/h 和 7.1mm/h。为考虑极端降雨条件，使用《四川省中小流域暴雨洪水计算手册（1984）》计算 5 年一遇降雨频率（P20%）下小时雨强作为第三预

测场景。城厢村和木泽西村火烧迹地 P20%下小时雨强分别为 20.9mm/h 和 19.5mm/h。

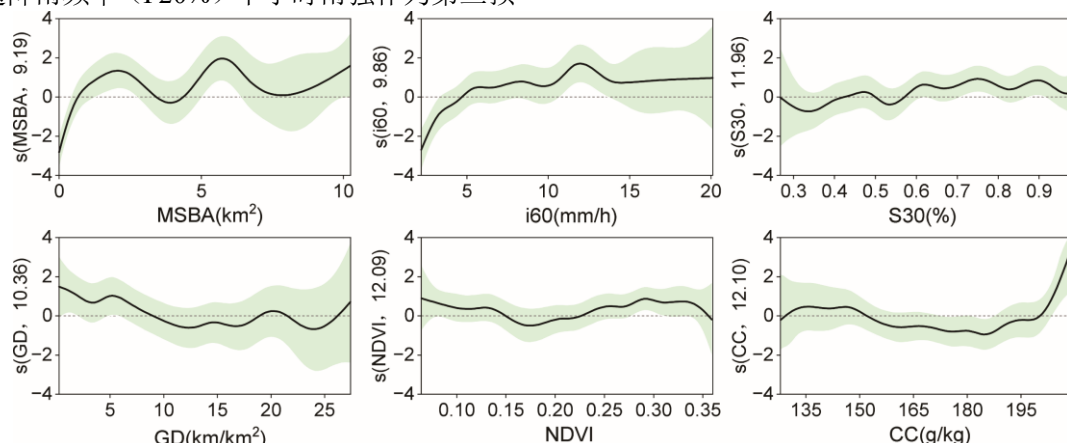


图 7 6 个变量对冲出规模影响的样条函数曲线。阴影部分为 95%置信区间，纵坐标表示平滑函数值，数字是定义的自由度。

Figure 7. The spline curves of six variables affecting the debris flow volume. The shaded area represents the 95% confidence interval, the vertical axis indicates the smoothed function values, and the numbers denote the defined degrees of freedom.

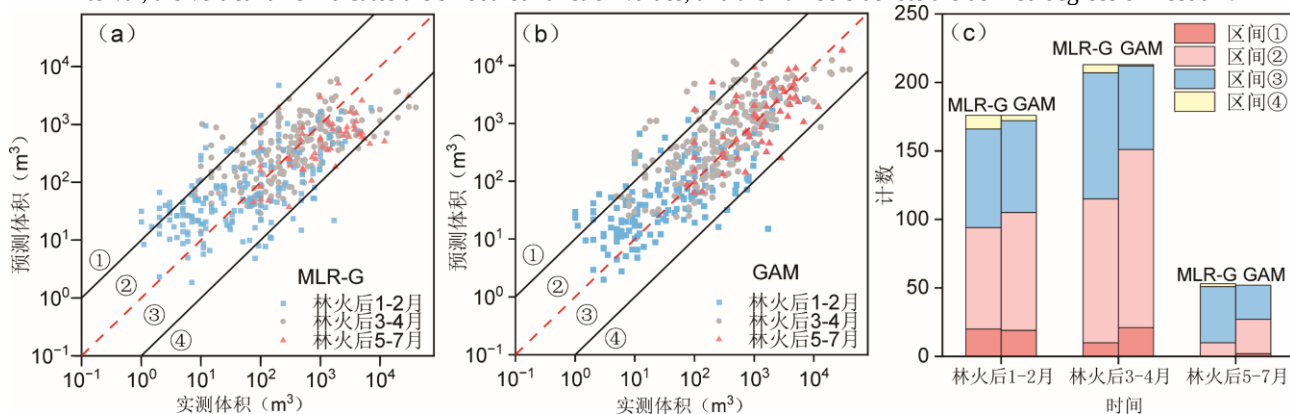


图 8 2024 年“3.15”雅江县城火烧迹地冲出规模预测模型预测值和实测泥石流冲出规模值对比。红色虚线表示预测和实测冲出规模零残差。黑色实线代表预测和实测冲出规模残差在一个数量级内的包络线。

Figure 8. Comparison between the predicted using the volume prediction model and measured debris flow volumes following the "3.15" Yajiang fire in 2024. The red dashed line represents zero residual between predicted and measured volumes, while the black lines indicate the envelope within one order of magnitude of residuals.

三种降雨场景下的火后泥石流预测冲出规模统计结果如图 9。在 Q25% 降雨场景（图 9a, b）下，大多数流域泥石流冲出规模较小，主要分布在 200 m³ 以下，占比约 85.18%，城厢村火烧迹地冲出规模在 200~1000m³ 的流域有 1 个，木泽西村火烧迹地有 7 个。在 Q75%降雨场景（图 9c, d）下，泥石流冲出规模增加，城厢村火烧迹地冲出规模在 200~1000m³ 的流域有 9 个，木泽西村火烧迹地有 11 个，且有 3 个流域冲出规模达到 1000 m³ 以上。在 P20%降雨场景（图 9e, f）下，泥石流冲出规模显著增大，城厢村火烧迹地冲出规模达到 1000 m³ 以上流域有 6 个，而木泽西村火烧迹地有 12 个。整体上，城厢村火烧迹地 35 个流域中，在三个降雨场景下，泥石流冲出规模在 200m³ 以下的流域分别为 34，

26 和 23，占比分别为 97.14%，74.28%和 65.71%。泥石流规模虽较小但保护对象密集，泥石流易阻断道路，威胁房屋和居民安全，其中 CX05，CX08，CX13 和 CX25 流域危害较大。木泽西村火烧迹地 19 个流域中，在三个降雨场景下，泥石流冲出规模大于 1000m³ 的流域分别为 0，3 和 12 个，占比分别为 0，15.79%和 63.16%，泥石流冲出规模相对偏大，但仅有 MXZ01~MXZ04 流域沟口存在保护对象，其中 MZX02 和 MZX04 流域危害大。

4 讨论

4.1 火后泥石流数据库的适用性

森林火灾后首个雨季的火后泥石流通常表现出极低降雨阈值（Cannon *et al.*, 2008; Staley *et al.*,

2017)。通过跟踪调查,本文建立了一个涵盖 221 个流域和 506 次泥石流事件的火后泥石流数据库,为易发性评估和冲出规模预测提供了良好基础。此外,雅江县城 2024 年“3.15”火烧迹地附近相继发生了 2024 年“12.9”城厢村和 2025 年“02.02”木泽西村森林火灾。三个火烧迹地在地形地貌、水文气象和植被条件等方面具有较好一致性,鉴于雅江县城 2024 年“3.15”火烧迹地范围更大,所包含区域统计数据更丰富 (Weiss *et al.*, 2016), 本文将雅江县城火烧迹地数据库构建的相关模型迁移至城厢村

和木泽西村火烧迹地的快速评估。然而这仅是相对特殊的案例,不同火烧迹地特征存在区域异质性,使得模型跨区域应用应进行相应地理和地质环境边界条件验证 (谭林等, 2024)。为此通常选取不同时期、不同区域的满足研究需求的多个火烧迹地构建火后泥石流库,从而提高数据区域适用性 (Cannon *et al.*, 2010; Staley *et al.*, 2017; Thomas *et al.*, 2023)。本文的火后泥石流数据库还需纳入西南山区更多火烧迹地火后泥石流数据,以建立普适性模型适用于更广泛区域。

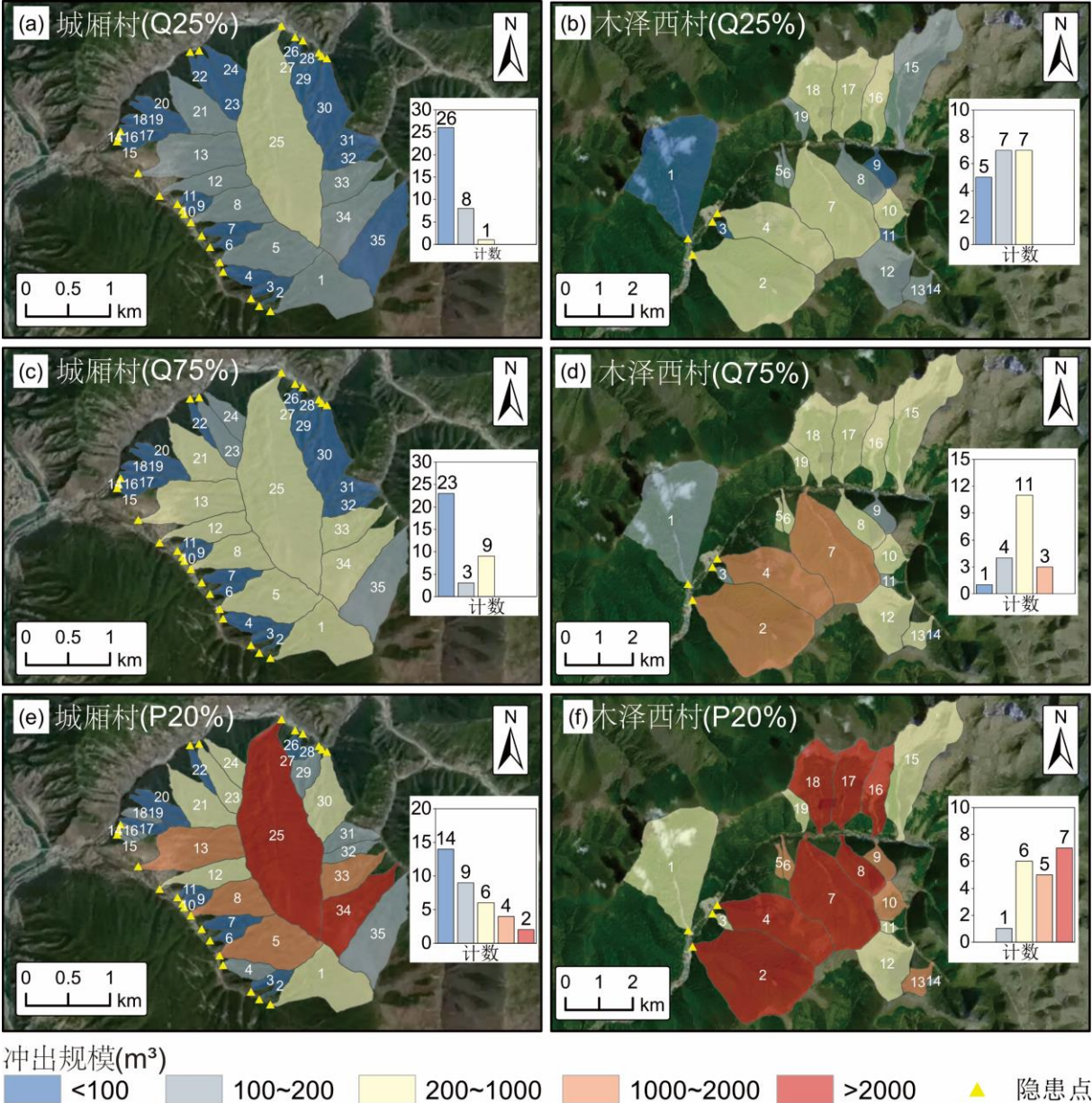


图 9 三种降雨场景下的雅江“12.9”城厢村(左)和“02.02”木泽西村(右)火烧区泥石流冲出规模预测。
Figure 9 The volume prediction of debris flow under three rainfall scenarios in the “12.9” Chengxiang Village (left) and “02.02” Muzexi Village (right) in Yajiang.

此外,尽管 GAM 模型在泥石流冲出规模预测中表现良好 ($R^2 = 0.65$),但对体积规模超过 10000 m^3 的泥石流预测存在系统性低估 (图 8)。这

类泥石流发生于雅江火灾后首个雨季中后期,受到高强度降雨驱动,并伴随显著沟岸侧蚀。如图 4 所示,2024 年 6 月 11 日,土窝沟和布色亚龙沟在 i60

达到 14.4 mm/h 条件下暴发泥石流, 强降雨诱发沟岸侧蚀滑坡, 使泥石流规模远高于以径流夹带为主的小型泥石流事件 (Staley, 2017; Gorr et al., 2024)。然而, 强降雨导致的中后期规模大于 10000m³ 的泥石流事件在整体样本中占比有限 (有效样本为 4 个), 其训练样本数量不足, 导致模型在边界段平滑函数拟合能力减弱, 对大于 10000m³ 的泥石流预测结果易出现外延低估。鉴于 GAM 属于典型的数据驱动型非参数模型, 火后首个雨季往往是火后泥石流活动的关键期, 未来应加强对强降雨事件火后泥石流样本的获取, 进一步提升模型的适应性。

4.2 模型的可迁移性和限制

本文基于随机森林模型 (RF) 构建了易发性评估模型, 其正负样本来自于现场实际核查, 数据具有较高的准确性, 但存在正负样本不均衡问题, 为此研究进行了 10 次随机取样。模型 AUC 在 0.861~0.905 之间, 表明最优 RF 模型具有较好易发性预测效果及泛化能力。类似地, Nikolopoulos et al. (2018) 在多次随机采样中发现, 基于 RF 模型的火后泥石流易发性模型在稳定性方面优于降雨阈值模型和多元回归模型。

火后泥石流主要发生在火灾后约 2 年内, 以径流侵蚀触发为主 (DeGraff et al., 2015), 随着植被恢复、地表土壤水文性质改善和流域物源可启动量减少, 其发生概率逐渐趋于火前水平 (Wang et al., 2022; Yang et al., 2022), 此后由浅层滑坡触发为主, 其降雨条件通常时间较长、强度较小 (Esposito et al., 2023)。而模型所涉及泥石流具有相似的启动机制时, 其预测性能是具备可比性的 (Thomas et al., 2023)。2024 年雅江多起火后泥石流在形成机理上具有一定差异, 但均属于首个雨季泥石流事件, 在孕灾环境、降雨阈值存在相似性。考虑到当前模型已在数据覆盖和稳定性方面表现良好, 并存在火后泥石流短期预测模型的研究基础 (Gartner et al., 2014 与 Gorr et al., 2024), 故本研究暂未对首个雨季分时间阶段建模, 并主要服务于灾后短期火后泥石流的应急响应与防控部署。

广义加性模型 (GAM) 在雅江县城 2024 年“3.15”表现出良好拟合能力 ($R^2=0.67$)。尽管由于数据可用性限制, 本研究使用小时峰值雨强替代了相关性更强的 15 分钟峰值雨强 (Gartner et al., 2014), 但小时雨强数据仍较有效反映了冲出规模的变化趋势 (图 7)。此外, 雅江县火烧迹地流域尺度跨度大,

不同类型泥石流启动和运动机制存在差异, 增加了冲出规模的可变性 (王元欢等, 2024; 胡卸文等, 2024), 使得模型的性能有待进一步提升。不过, Esposito et al. (2023) 指出, 即使在具备高精度降雨监测网络的坎帕尼亚, 未经有效训练的降雨阈值模型在火后泥石流预警中仍面临显著不确定性, 这表明模型框架与数据质量都对预测能力具有决定性影响。

已有研究也表明火后泥石流模型存在区域适应性限制。Gorr et al. (2024) 将 Gartner et al. (2014) 基于加利福尼亚州南部构建的泥石流体积模型应用于美国西南地区时, 模型拟合度从 $R^2=0.67$ 降至 0.45。Gartner et al. (2008) 也分别对加利福尼亚州与美国西南地区构建独立模型, 回归系数存在一定差异。与之相反地, M1 模型 (降雨阈值模型) 基于美国加利福尼亚州南部的火后泥石流数据训练, 在西部山区预警评估中表现良好 (Thomas et al., 2023)。两者表明火后泥石流受区域水文、气候与地形等条件共同控制, 评价模型跨区应用的边界条件仍有待研究。因此, 本文所建模型主要适用于与雅江火烧迹地具有相似地形与气候条件的区域。考虑到城厢村和木泽西村火烧迹地与雅江县城火后迹地地理相邻, 具备相似的孕灾环境和降雨条件, 模型在两地的迁移应用具备合理性。此外, 本研究采用的降雨动态因子基于 10 个雨量计获取, 未能充分考虑局部降雨变异性和地形效应。

4.3 影响因子选取

本研究基于皮尔逊相关性分析筛选出 10 个关键因子, 涵盖地形特征、火烈度、水文响应、火前植被状况及火前土壤性质。然而, 流域形状系数、径流强度指数、地形湿度指数、泥沙输送指数和植被归一化指数与其他变量相关性较弱, 可能对模型预测能力的贡献有限 (Dormann et al., 2013; 沈婷等, 2023)。进一步的逐步回归分析表明, 降雨、地形和火烈度是影响火后泥石流易发性及冲出规模的重要因子, 这一结论与已有研究一致 (Gartner et al., 2014; Staley et al., 2017; Wall et al., 2022; Gorr et al., 2024)。此外, 土壤特性已证实能够提升模型性能 (Gorr et al., 2024), 尤其本研究中, 当土壤黏粒含量超过 200 g/kg 时, 对泥石流规模的促进作用显著增强。相较而言, 水文响应及火前植被相关变量的影响机制更为复杂, 尽管沟壑密度和植被归一化指数 (NDVI) 对火后泥石流冲出规模存在非线性调

控作用,但其对冲出规模预测的贡献仍较为有限。因此,火后泥石流易发性与冲出规模建模应优先考虑降雨、地形及火烈度因子,并在数据可获取性和质量允许的情况下,适当引入土壤特性变量以优化模型性能,如土壤黏粒含量、土壤有机质含量(Garnter *et al.*, 2014; Wall *et al.*, 2022)。

5 结论

基于 2024 年“3.15”雅江县城火烧迹地的火后泥石流数据库,构建了随机森林易发性评估模型和广义加性冲出规模预测模型,应用于 2024 年“12.09”雅江县城厢村和 2025 年“02.02”雅江县木泽西村火烧迹地。主要结论如下:

(1) 雅江县城火烧迹地在首个雨季火后泥石流暴发率达到 51.8%,总暴发次数共 506 次,累积冲出体积约 58.995 万 m^3 ,泥石流事件集中发生在林火后第 2-4 月,占次数的 79.25%。首个雨季泥石流触发雨强的 25%分位数和 75%分位数分别为 4.2mm/h 和 7.1mm/h,表明火烧迹地降雨阈值远低于火前水平(20mm/h)。

(2) 最优随机森林模型精度为 0.905,准确率为 0.88,可用于地质地理环境条件相似的城厢村和木泽西村火烧迹地易发性评估,其极高易发和高易发流域分别 10 和 22 个,占比 18.52%和 40.74%。其中,城厢村火烧迹地沟口有保护对象的流域共有 24 个,极高易发和高易发流域分别为 5 和 9 个,共占比 58.33%;木泽西村火烧迹地沟口有保护对象的流域共有 4 个,高易发流域 3 个,中易发流域 1 个。

(4) 泥石流体积预测模型的最优因子组合为 $i60$ 、 $S30$ 、 CC 、 GD 、 $NDVI$ 和 $MSBA$ 。GAM 模型效果较好($R^2=0.650$, $MSE=1.478$),将模型应用至城厢村和木泽西村火烧迹地火后泥石流的三种降雨场景下冲出规模预测,结果表明,在 Q25%降雨场景(4.2mm/h)下,大多数流域的泥石流冲出规模 $<200 \text{ m}^3$,占比约 85.18%。在 Q75%降雨场景(7.1mm/h)下,泥石流规模增加,城厢村和木泽西村火烧迹地泥石流体积在 200~1000 m^3 的流域分别有 9 和 11 个,且木泽西村火烧迹地有 3 个流域泥石流体积超过 1000 m^3 。在 P20%降雨场景下(极端降雨条件),泥石流体积进一步增大,城厢村和木泽西村火烧迹地中分别有 6 个和 12 个流域的泥石流体积超过 1000 m^3 。总体而言,城厢村火烧迹地泥石流冲出规模相对较小,但因保护对象密集,CX05、CX08、CX13 和 CX25 流域的危害较大。而木泽西

村火烧迹地的泥石流规模相对较大,仅 MZX01~MZX04 流域沟口存在保护对象,其中 MZX02 和 MZX04 流域危害较大。

参考文献

- Austin M. P., 2002. Spatial Prediction of Species Distribution: An Interface between Ecological Theory and Statistical Modelling. *Ecological Modelling*, 157: 101–118. [https://doi.org/10.1016/S0304-3800\(02\)00205-3](https://doi.org/10.1016/S0304-3800(02)00205-3)
- Bordoni M., Galanti Y., Bartelletti C., et al., 2020. The Influence of the Inventory on the Determination of the Rainfall-Induced Shallow Landslides Susceptibility Using Generalized Additive models. *Catena*, 193, 104630. <https://doi.org/10.1016/j.catena.2020.104630>
- Cannon, S. H., Gartner, J. E., Rupert, M.G., et al., 2010. Predicting the Probability and Volume of Postwildfire Debris Flows in the Intermountain Western United States. *Bulletin*, 122(1-2), 127-144. <https://doi.org/10.1130/B26459.1>
- Cannon, S. H., Gartner, J. E., Wilson, R. C., et al., 2008. Storm Rainfall Conditions for Floods and Debris Flows from Recently Burned Areas in Southwestern Colorado and Southern California. *Geomorphology*, 96(3), 250-269. <http://dx.doi.org/10.1016/j.geomorph.2007.03.019>
- Chen, S., Sun, Y., Ding, G., et al., 2025. Holocene Dynamics of Vegetation Cover and Their Driving Mechanisms in Asian Drylands. *Journal of Earth Science*, 36(2), 839-842. <https://doi.org/10.1007/s12583-025-0173-x>
- DeGraff, J.V.; Cannon, S. H.; Gartner, J. E. 2015. The Timing of Susceptibility to Post-Fire Debris Flows in the Western United States. *Environmental & Engineering Geoscience*, 21(4), 277-292. <https://doi.org/10.2113/gsegeosci.21.4.277>
- Dormann, C. F., Elith, J., Bacher, S., et al., 2013. Collinearity: A Review of Methods to Deal with it and A Simulation Study Evaluating their Performance. *Ecography*, 36(1), 27-46. <https://doi.org/10.1111/j.1600-0587.2012.07348.x>
- Esposito, G., Gariano, S. L., Masi, R., et al., 2023. Rainfall condition s leading to runoff-initiated post-fire debris flows in Campania, Southern Italy. *Geomorphology*, 423, 108557. <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2022.108557>
- Fang, Z. C., Wang, Y., Westen, C. V., et al., 2024. Landslide Hazard Spatiotemporal Prediction Based on Data-Driven Models: Estimating Where, When and How Large Landslide May Be. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 126, 103631. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2023.103631>
- Galiano, R. V., Castillo, R. M., Olmo, C. M., et al., 2015. Machine Learning Predictive Models for Mineral Prospectivity: An Evaluation of Neural Networks, Random Forest, Regression Trees and Support Vector Machines. *Ore Geology Reviews*, 71, 804-818.

- <https://doi.org/10.1016/j.oregeorev.2015.01.001>
- Gartner, J. E., Cannon, S. H., Santi, P. M., 2014. Empirical Models for Predicting Volumes of Sediment Deposited by Debris Flows and Sediment-Laden Floods in the Transverse Ranges of Southern California. *Engineering Geology*, 176, 45-56. <http://dx.doi.org/10.1016/j.enggeo.2014.04.008>
- Gartner, J. E., Cannon, S. H., Santi, P. M., et al., 2008. Empirical Models to Predict the Volumes of Debris Flows Generated by Recently Burned Basins in the Western US. *Geomorphology*, 96(3-4), 339-354. <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2007.02.033>
- Gorr, A., McGuire, L., & Youberg, A., 2024. Empirical Models for Postfire Debris - Flow Volume in the Southwest United States. *Journal of Geophysical Research: Earth Surface*, 129(11), e2024JF007825. <https://doi.org/10.1029/2024JF007825>
- Green, S. B., 1991. How Many Subjects does it take to do a Regression Analysis. *Multivariate behavioral research*, 26(3), 499-510
- Hou, Z. F., Li, J. J., Song, C. H., et al., 2014. Understanding Miocene Climate Evolution in Northeastern Tibet: Stable Carbon and Oxygen Isotope Records from the Western Tianshui Basin, China. *Journal of Earth Science*, 25, 357-365. <https://doi.org/10.1007/s12583-014-0416-8>
- Hu, X. W., Jin, T., Yin, W. Q., et al., 2020. The Characteristics of Forest Fire Burned Area and Susceptibility Assessment of Post-Fire Debris Flow in Jingjiu Township, Xichang City. *Journal of Engineering Geology*, 04(10): 762-771 (in Chinese with English abstract).
- Hu, X. W., Wang, Y., Yang, Y., et al., 2018. Research Actuality and Evolution Mechanism of Post-Fire Debris Flow. *Journal of Engineering Geology*, 06(12): 1562-1573 (in Chinese with English abstract).
- Hu, X. W., Zhou, Y. H., He, K., et al., 2024. Post-fire Debris Flow Mechanisms in Different Lithological Zones. *Mountain Research*, 42(04): 535-545 (in Chinese with English abstract).
- Jin, T., Hu, X. W., Liu, B., et al., 2022. Susceptibility Prediction of Post-Fire Debris Flows in Xichang, China, Using a Logistic Regression Model from a Spatiotemporal Perspective. *Remote Sensing*, 14(6), 1306. <https://doi.org/10.3390/rs14061306>
- Kean, J., Staley, D. M., Cannon, S. H., 2011. In Situ Measurements of Post - fire Debris Flows in Southern California: Comparisons of the Timing and Magnitude of 24 Debris - flow Events with Rainfall and Soil Moisture Conditions. *Journal of Geophysical Research*, 116, F04019. <http://dx.doi.org/10.1029/2011jf002005>
- Kern, A. N., Addison, P., Oommen, T., et al., 2017. Machine Learning Based Predictive Modeling of Debris Flow Probability Following Wildfire in the Intermountain Western United States. *Mathematical Geosciences*, 49, 717-735. <https://doi.org/10.1007/s11004-017-9681-2>
- Lombardo, L., Tanyas, H., Huser, R., et al., 2021. Landslide Size Matters: A New Data-Driven, Spatial Prototype. *Engineering Geology*, 293, 106288. <https://doi.org/10.1016/j.enggeo.2021.106288>
- Long, Y., Li, W., Huang, R., et al, 2023. A Comparative Study of Supervised Classification Methods for Investigating Landslide Evolution in the Mianyu River Basin, China. *Journal of Earth Science*, 34: 316-329. <https://doi.org/10.1007/s12583-021-1525-9>
- Merghadi, A., Yunus, A. P., Dou, J., et al., 2020. Machine Learning Methods for Landslide Susceptibility Studies: A Comparative Overview of Algorithm Performance. *Earth-Science Reviews*, 207, 103225. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0012825220302713>
- Nikolopoulos, E. I., Destro, E., Bhuiyan, M. A. E., et al., 2018. Evaluation of Predictive Models for Post-Fire Debris Flow Occurrence in the Western United States. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 18(9), 2331-2343. <https://doi.org/10.5194/nhess-18-2331-2018>, 2018
- Pourghasemi, H. R., Kariminejad, N., Amiri, M., et al., 2020. Assessing and Mapping Multi-Hazard Risk Susceptibility Using a Machine Learning Technique. *Scientific reports*, 10(1), 3203. <https://doi.org/10.1038/s41598-020-60191-3>
- Pugliese Vioria, A. D. J., Folini, A., Carrion, D., et al., 2024. Hazard Susceptibility Mapping with Machine and Deep Learning: a Literature Review. *Remote Sensing*, 16(18), 3374. <https://doi.org/10.3390/rs16183374>
- Riley, K. L., Bendick, R., Hyde, K. D., et al., 2013. Frequency–Magnitude Distribution of Debris Flows Compiled from Global Data, and Comparison with Post-Fire Debris Flows in the Western U.S. *Geomorphology*, 191, 118-128. <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2013.03.008>
- Shen, T., Deng, C. Y., Ding, X. H., et al., 2023. Analysis of Influencing Factors of Self-Study Efficiency of Shanghai University Students Based on Multiple Linear Stepwise Regression. *Statistics and Application*, 12(1): 100-109 (in Chinese with English abstract).
- Staley, D. M., Negri, J. A., Kean, J. W., et al., 2017. Prediction of Spatially Explicit Rainfall Intensity–Duration Thresholds for Post-Fire Debris-Flow Generation in the Western United States. *Geomorphology*, 278, 149-162. <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2016.10.019>
- Ta, L., Zhang, L. L., Wei, X., et al., 2024. Study on Regional Landslide Susceptibility Assessment Method Based on U-Net Semantic Segmentation Network and Its Cross-Generalization Ability. *China Civil Engineering Journal*, 1-14(online first)(in Chinese with English abstract).
- Thomas, M.A., Kean, J.W., McCoy, S.W. et al., 2023. Postfire hydrologic response along the Central California (USA) coast: insights for the emergency assessment of postfire debris-flow hazards. *Landslides* 20, 2421–2436. <https://doi.org/10.1007/s10346-023-02106-7>
- Wall, S. A., Roering, J. J., & Rengers, F. K. 2020. Runoff-Initiated Post-Fire Debris Flow Western Cascades, Oregon. *Landslides*, 17(7), 1649-1661. <https://doi.org/10.1007/s10346-020-01376-9>
- Wall, S., Murphy, B.P., Belmont, P., et al., 2023. Predicting Post - Fire Debris

Flow Grain Sizes and Depositional Volumes in the Intermountain West, United States. *Earth Surface Processes and Landforms*, 48, 179-197. <https://doi.org/10.1002/esp.5480>

Wang, L., Zhang, Y. K., Shu, K., et al., 2023. Improved Method for Fusion of Loess Landslide Monitoring Data Based on Feature Selection and Stepwise Regression. *Journal of Earth Sciences and Environment*, 03(11): 511-521 (in Chinese with English abstract).

Wang, Y. H., Shen, H. W., Xie, W. Y., et al., 2024. Analysis of the Rainfall Threshold for Post-Fire Debris Flow Initiation: A Case Study of the Debris Flow at Ren'eyong Gully in Xiangcheng County, Sichuan Province. *The Chinese Journal of Geological Hazard and Control*, 35(01): 108-115 (in Chinese with English abstract).

Wang, Y., Hu, X. W., Wu, L. J., Ma, G. T., et al., 2022. Evolutionary History of Post-Fire Debris Flows in Ren'e Yong Valley in Sichuan Province of China. *Landslides*, 19, 1479-1490. <https://doi.org/10.1007/s10346-022-01867-x>

Weiss, K., Khoshgoftaar, T. M., Wang, D., 2016. A Survey of Transfer Learning. *Journal of Big Data*, 3(9), 1-40. <https://doi.org/10.1186/s40537-016-0043-6>

Yang, Y., Hu, X. W., Han, M., et al., 2022. Post-Fire Temporal Trends in Soil Properties and Revegetation: Insights from Different Wildfire Severities in the Hengduan Mountains, Southwestern China. *Catena*, 213(2022), 106160. <https://doi.org/10.1016/j.catena.2022.106160>

Zhou, R. C., Hu, X. W., Jin, T., et al., 2024. Characteristics of Burned Area

and Susceptibility Assessment of Post-Fire Debris Flow of Chongqing Wildfire in August, 2022. *Hydrogeology & Engineering Geology*, 51(05): 150-160 (in Chinese with English abstract).

附中文参考文献

胡卸文, 金涛, 殷万清, 等, 2020. 西昌市经久乡森林火灾火烧区特点及火后泥石流易发性评价. *工程地质学报*, 04(10): 762-771.

胡卸文, 王严, 杨瀛, 等, 2018. 火后泥石流成灾特点及研究现状. *工程地质学报*, 06(12): 1562-1573.

胡卸文, 周永豪, 何坤, 等, 2024. 不同岩性区火后泥石流成灾机理. *山地学报*, 42(04): 535-545.

沈婷, 邓辰钰, 丁小荷, 等, 2023. 基于多元线性逐步回归的上海大学学生自习效率影响因素分析. *统计与应用*, 12(1): 100-109.

谭林, 张璐璐, 魏鑫, 等, 2024. 基于 U-Net 语义分割网络的区域滑坡易发性评价方法和跨地区泛化能力研究. *土木工程学报* (online first).

王利, 张懿恺, 舒宝, 等, 2023. 基于特征优选和逐步回归的黄土滑坡监测数据融合改进方法. *地球科学与环境学报*, 03(11): 511-521.

王元欢, 沈昊文, 谢万银, 等, 2024. 火后泥石流启动降雨阈值分析——以四川乡城县仁额拥沟泥石流为例. *中国地质灾害与防治学报*, 35(01): 108-115.

周瑞宸, 胡卸文, 金涛, 等, 2024. 重庆市 2022 年 8 月森林火灾火烧区特点及火后泥石流易发性评价. *水文地质工程地质*, 51(05): 150-160.