

DOI: 10.20152/j.np.202401040006

徐佳敏, 李鹏飞, 马俊杰, 程捷, 刘晓鸿, 王滋贯. 成都大熊猫国家公园滑坡易发性评价. 国家公园(中英文), 2024, 2(4): - .

Xu J M, Li P F, Ma J J, Cheng J, Liu X H, Wang Z G. Landslide susceptibility evaluation of Chengdu Giant Panda National Park. National Park, 2024, 2(4): - .

成都大熊猫国家公园滑坡易发性评价

徐佳敏, 李鹏飞, 马俊杰, 程捷, 刘晓鸿, 王滋贯*

中国地质大学(北京) 自然文化研究院, 北京 100083

摘要: 滑坡是全球最具破坏性的地质灾害之一, 地质灾害风险研究对保障国家公园社会-生态系统稳定性非常重要, 易发性评价有利于国家公园科学开展滑坡灾害防治和地质灾害风险管理工作。以大熊猫国家公园成都片区为研究区, 选取地形因子、水文因子、土壤植被因子等 20 个致灾因子, 基于 VIKOR 法、频率比法(FR)和随机森林(RF)、CatBoost(CB)、LightGBM(LG)三个分类算法建立了混合模型。利用频率比研究因子与滑坡发生的空间相关性, 用三种算法计算因子重要性, 在此基础上利用混合模型绘制区域滑坡易发性图, 并采用受试者工作特征曲线(ROC)和曲线下的 AUC 值以及 Kappa 系数评估模型的准确率和精确度。结果表明, VIKOR-FR-LG 为最优预测模型, 海拔、距河流远近和距断层远近是影响滑坡发生的显著因子, 区域极高敏感区面积为 2473.30km²。因此, VIKOR-FR-LG 是预测研究区滑坡易发性最有效的模型, 研究结果可为成都大熊猫国家公园防治滑坡灾害和生态安全管理提供参考。

关键词: 国家公园; 滑坡易发性; 混合模型; VIKOR 法

Landslide susceptibility evaluation of Chengdu Giant Panda National Park

XU Jiamin, LI Pengfei, MA Junjie, CHENG Jie, LIU Xiaohong, WANG Ziguan*

Institute of Natural Culture, China University of Geosciences (Beijing), Beijing 100083, China

Abstract: Landslides, as one of the most destructive geological hazards worldwide, necessitate risk assessment for ensuring the stability of socio-ecological systems in national parks. Susceptibility assessments are beneficial for the scientific management of landslide disasters and geological disaster risk within national parks. With the Chengdu Panda National Park as the study area, this study selects 20 disaster-causing factors, such as topography, hydrology, and soil vegetation. A hybrid model is established based on the VIKOR method, frequency ratio (FR) method, and a combination of three classification algorithms-Random Forest (RF), CatBoost (CB), and LightGBM (LG). The frequency ratio is utilized to examine spatial correlation between factors and landslide occurrence, while the three algorithms are used to calculate factor importance. Based on these findings, the hybrid model is employed to draft the susceptibility map for landslides in the region. The accuracy and precision of the models are evaluated using the Receiver Operating Characteristic (ROC) curve, Area Under the Curve (AUC), and Kappa coefficient. The results indicate that the VIKOR-FR-LG model demonstrates superior performance in predicting landslide susceptibility. Elevation, proximity to rivers, and distance from fault lines are significant factors influencing landslide occurrence. The area with extremely high sensitivity amounts to 2473.30km². Therefore, it can be inferred that the VIKOR-FR-LG model is an effective tool for predicting landslide susceptibility in the research area. The results of this study can serve as a reference for landslide prevention and ecological safety management in the Chengdu Panda National Park.

基金项目: 国家自然科学基金应急管理项目; 中节能项目 (3-4-2023-488)

收稿日期: 2024-01-04; **采用日期:** 2024-05-10

* 通讯作者 Corresponding author. E-mail: 2023020006@cugb.edu.cn

Key Words: national park; landslide susceptibility; hybrid model; VIKOR method

滑坡是指斜坡上的土体或者岩体,在重力作用下,沿着一定的软弱面或者软弱带,顺坡向下滑动的自然现象^[1]。滑坡发生具有偶然性、易发性、随机性且影响范围广、预报难度大,对生命安全、通讯、道路等造成严重影响。因此,对区域进行滑坡识别和易发性评价可以避免或减轻滑坡灾害威胁,减少经济损失。

滑坡的形成和发展受到多种环境因素控制,包括地质、地形、水文地质条件、地震、降雨、融雪等自然因素,以及人类工程活动等人为因素。其中地形条件是主要因素,海拔变化会影响水热条件组合状况,导致小气候、土壤和植被等环境因子的变化,而土壤类型会影响滑坡的易发性和危险性,比如粘性土比砂质土更容易发生滑坡,因为粘性土孔隙度低、含水量高、抗剪强度低,植被茎叶可以减少径流量、根系能增强土壤黏结力^[2]。坡度影响斜坡的稳定性和滑动速度,一般来说,坡度增大会加速表面流,促使斜坡垮塌。同时,岩土体的性质、结构、裂隙、水分等因素也会影响滑坡的易发性^[3]。坡向可以通过影响日照、降水、植被覆盖和风化间接影响坡体的稳定性。水文因素则会直接影响土壤含水量、水流能量和泥沙连通性和斜坡侵蚀^[4]。道路密度、距断层距离、土地利用和地貌类型也会对斜坡稳定性产生一定影响。不同地区主导因素有很大差异,而对于国家公园的滑坡研究较少,在识别滑坡的基础上进行易发性评价有利于推进国家公园的保护和建设,为国家公园管理决策、成效评估提供依据^[5]。

目前常用的评价模型主要有统计分析模型和机器学习模型,统计分析模型包括频率比法^[6]、逻辑回归^[7]、证据权法^[8]、确定性系数^[9]、层次分析法(AHP)和信息量模型^[10]。机器学习模型比统计模型更适合大规模滑坡数据,常用模型比如人工神经网络^[11]、支持向量机^[12]、随机森林^[13]、深度学习^[14]和集成算法^[15]等。其中,集成算法可以利用多个基本学习器的多样性和准确性,降低过拟合和方差,常见的有 Bagging、Boosting 和 Stacking,同时 VIKOR 作为一种多准则模型在滑坡易发性研究中使用很少,它能结合权重和频率比,具有综合预测能力,准确性更高,而随机森林这样的单模型只能得到发生概率的大小。因此,通过多准则决策法集成的综合模型往往具有更强的预测能力。

国家公园生态产品价值核算是对国家公园内的自然资源和生态服务进行评估和量化,反映了国家公园的生态贡献和社会效益,主要包括物质产品价值、调节服务价值、文化服务价值和生物多样性价值^[16],然而,前人研究中很少有关于地质灾害防灾减灾价值核算的研究。大熊猫国家公园地形复杂,山高谷深,植被垂直带谱明显,珍惜物种众多,具有丰富的自然文化遗产,但同时地质构造复杂,板块运动活跃,断层、褶皱数量多,地灾频发。目前大熊猫国家公园保护管理体系已初步形成,逐步改善受损的生态系统,但仍需强化生态保护,增强生态功能^[17]。因此,本研究旨在通过研究区滑坡易发性评价结果衡量国家公园在防灾减灾方面发挥的效益,为国家公园的生态文明建设和可持续发展、决策者精准的治灾减灾部署提供一定参考。

1 数据与方法

1.1 研究区概况

成都大熊猫国家公园位于成都平原西北部,地跨邛崃山和岷山 2 个山系,处于第一级阶梯到第二级阶梯过渡带^[18],河流地貌、构造地貌和冰川地貌发育,研究区面积为 12800km²,大部分海拔范围在 1500—3000m 之间,最高海拔为 5588m(图 1)。该区域属于大陆性季风气候,由于区内海拔高差大,气候分布具有垂直地带性,从谷底到山顶依次出现河谷亚热带湿润气候、暖温带湿润气候、温带半湿润气候、高寒湿润气候,年平均温度为 12—16℃,极端最高温 37.7℃,极端最低温 -28.8℃,年降水量为 500—1200mm,夏秋多、冬春少,自西南向东北减少^[19]。土壤类型与水热条件的垂直变化密切相关,由低到高分布有黄壤、黄棕壤、棕壤、暗棕壤、亚高山草甸土、高山草甸土和高山草甸土。受海拔影响,植被资源丰富,包括常绿叶、阔叶、落叶、针叶、草本等植物。研究区的滑坡发生具有突发性和群发性,主要分布在成都平原和山地的过渡区域,海拔 351—1073m 和 1073.01—1895m 范围内的滑坡灾害点占总数量的 88%,占总滑坡面积的 45.41%。

1.2 数据来源

研究区的滑坡点数据来源于全球灾害数据平台 (<https://www.gddat.cn/>), 其中 70% 的数据用作机器学习的训练样本, 30% 用于验证模型。由于全球灾害数据平台的滑坡灾害点的数据来源未必完全反映滑坡灾害点。人口少的高山区发生的滑坡可能没有记录。因此, 通过查阅近 15 年的遥感影像, 在高海拔区域解译并选择等量的没有发生过滑坡灾害的点作为未发生滑坡灾害的数据点进行建模(点位包括湖泊等)。研究共选取 20 个影响滑坡发生的致灾因子, 包括海拔、坡度、剖面曲率、平面曲率、坡向、地形起伏度、地形湿度指数(TWI)、泥沙输移指数(STI)、河网密度、道路密度、NDVI、降雨量、土壤有机碳、土地利用、距道路远近、距河流远近、距断层远近、地貌类型、岩性和土壤类型。DEM 数据来源于 ASF Data Search 的 ALOS 数据集, 分辨率为 12.5m, 土地利用及其他土壤数据来源于国家地球系统科学数据中心 (<http://www.geodata.cn/>), 土壤有机碳、土壤类型分辨率为 250m, 土地利用类型分辨率为 30m, NDVI 分辨率为 10m, 其余数据来源于地理遥感生态网 (<http://www.gisrs.cn>)。

滑坡易发性评价的流程图如图 2 所示, 地形因子、河网密度和距离计算基于 DEM 数据在 ArcGIS 中处理和统计分析获得, 地形湿度指数和泥沙输移指数计算见文献[4], NDVI 使用哨兵二号 10m 分辨率影像数据计算(图 3)。致灾因子经多重共线性判断后, 将自变量值(致灾因子)与因变量值(是否有滑坡赋为 0 或 1)提取到每个像素点, 基于不同模型获得的因子重要性计算滑坡易发性值, 再采用克里金插值法生成全区域滑坡易发性图, 最后利用 ROC 曲线和 Kappa 系数选取最优模型及其易发性分级结果。

1.3 研究方法

1.3.1 VIKOR 法

VIKOR 法是 Opricovic 和 Tzeng 提出的用于多标准决策的工具^[20], 方法原理是将决策问题转化为多个标准或准则, 基于不同准则之间的权重和方案间的距离, 利用统计指标来确定最佳解决方案。一般步骤如下:

(1) 指标标准化, 去除量纲影响。

$$Y_{ij} = \frac{X_{ij} - \min(X_i)}{\max(X_i) - \min(X_i)} \quad (\text{正向指标}) \text{ 或 } Y_{ij} = \frac{\min(X_i) - X_{ij}}{\max(X_i) - \min(X_i)} \quad (\text{负向指标}) \quad (1)$$

(2) 计算群体效用值 S_i 和 R_i 。

$$S_i = \sum_{j=1}^n W_j \frac{b_{j\max} - (b_{ij})}{b_{j\max} - b_{j\min}} \quad (2)$$

式中, $b_{j\max}$ 为一组数据中的最大值, $b_{j\min}$ 为一组数据中的最小值, W_j 由不同分类算法获得。

$$R_i = \max S_i \quad (3)$$

(3) 计算折衷决策指标值。

$$Q_i = \varepsilon \frac{S_i - S_{i\min}}{S_{i\max} - S_{i\min}} + (1 - \varepsilon) \frac{R_i - R_{i\min}}{R_{i\max} - R_{i\min}} \quad (4)$$

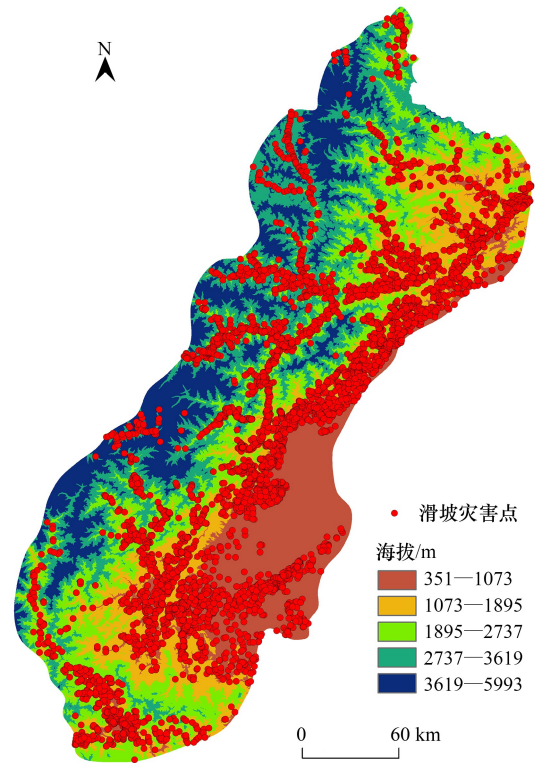


图 1 研究区地形和灾害点位图

Fig.1 Topographic and disaster location map of the study area

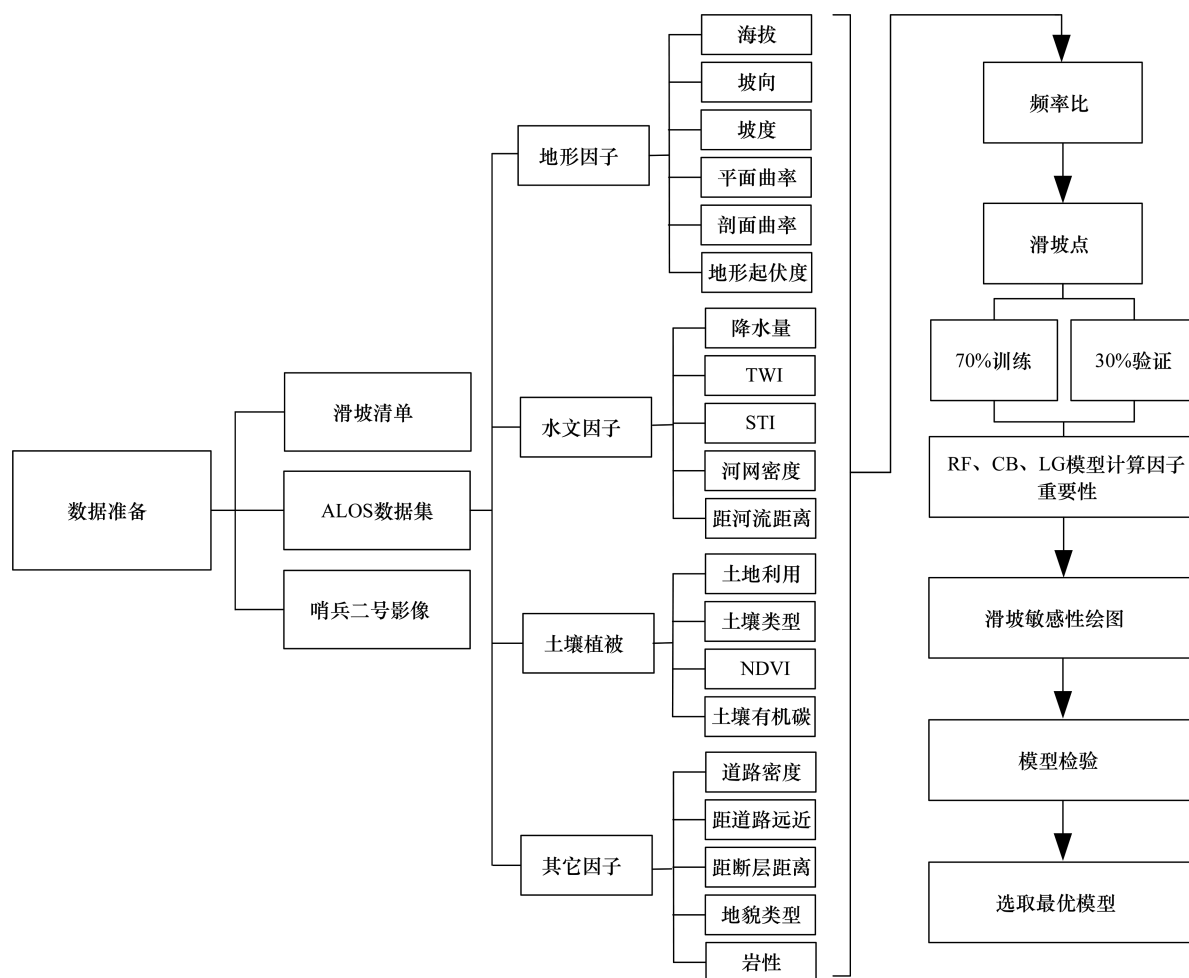


图2 研究流程图

Fig.2 Research flowchart

ALOS:高级陆地观测卫星;TWI:地形湿度指数;STI:泥沙输移指数;NDVI:归一化植被指数;RF:随机森林;CB:类别型特征提升;LG:轻量级梯度提升机器学习

式中, ε 为决策机制系数, $\varepsilon > 0.5$ 表示根据最大化群体效应决策机制决策, $\varepsilon < 0.5$ 表示根据最小化个体遗憾值的决策机制决策, $\varepsilon = 0.5$ 表示最大群体效应和最小个体遗憾值同等重要。 Q_i 值来表示滑坡易发性, Q_i 值越小越易发生滑坡。

1.3.2 频率比法

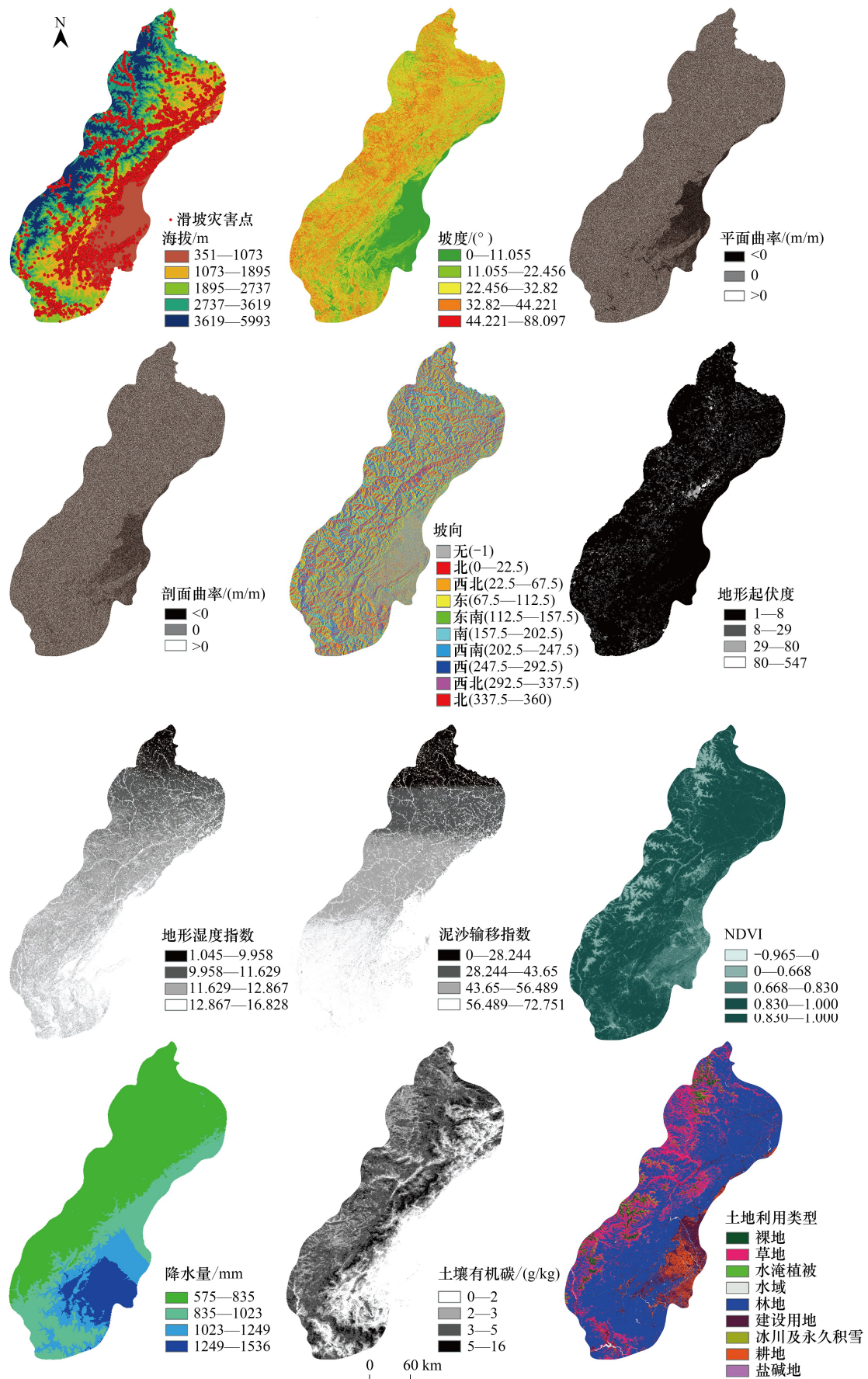
频率比法(FR)广泛应用于侵蚀、滑坡、洪水等灾害的易发性分析,统计方法是基于灾害特征分布与诱发因素之间的关系^[21]。FR 值大于 1 表示该因子与滑坡发生之间的相关性较强,计算公式如下:

$$FR_i = \frac{n_i / S_i}{N_i / S} \quad (5)$$

式中, n_i 是因子 i 出现滑坡的像元数, S_i 是研究区中滑坡清单的像元数, N_i 是因子 i 的像元总数, S 是研究区的像元总数。FR 值用于计算 VIKOR 法的 Y_{ij} 。

1.3.3 分类算法

研究使用随机森林(RF)、CatBoost(CB)和 LightGBM(LG)三种分类算法计算因子重要性,RF 是一种基于决策树的集成学习方法,通过构建多棵决策树并结合它们的预测结果来提高分类或回归的准确性和稳定性,对于每个决策树,随机选取变量和数据,每个决策树的节点处从随机抽取的特征中选择最佳分裂特征和分裂



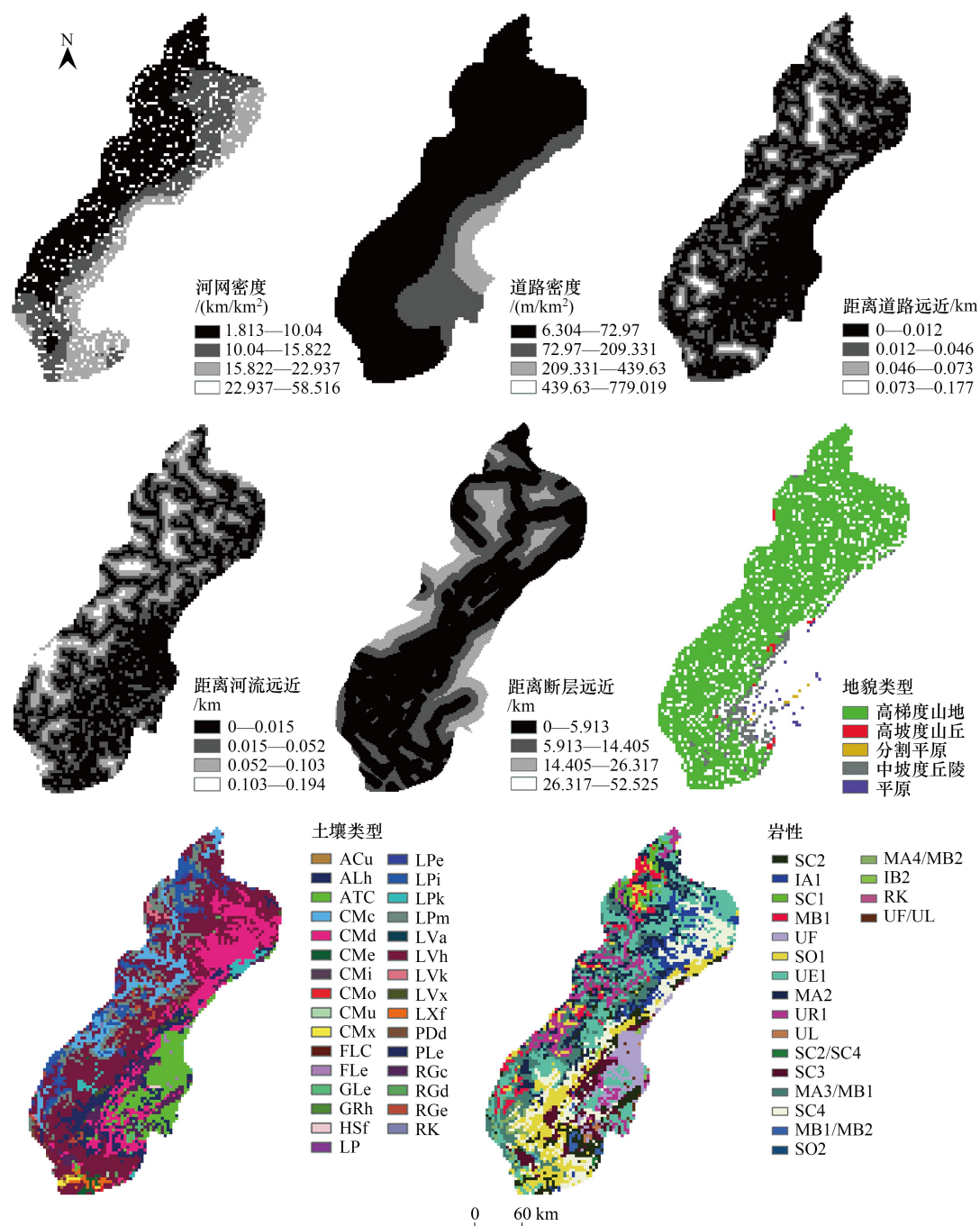


图3 滑坡致灾因子图

Fig.3 Diagram of landslide causative factors

ACu:腐殖质低活性强酸土;ALh:简育高活性强酸土;ATc:人为堆积土;CMc:石灰性锥形土;CMd:不饱和锥形土;CMe:饱和锥形土;CMi:永冻锥形土;CMo:铁铝性锥形土;CMu:腐殖质锥形土;CMx:艳色锥形土;FLc:石灰性冲积土;FLe:饱和冲积土;GLc:饱和潜育土;GRh:简育灰色土;HSf:纤维有机土;LP:薄层土;LPe:饱和薄层土;LPi:永冻薄层土;LPk:黑色石灰薄层土;LPM:松软薄层土;LVa:漂白高活性淋溶土;LVh:简育高活性淋溶土;LVk:钙积高活性淋溶土;LVx:艳色高活性淋溶土;LVf:铁质低活性淋溶土;PDD:不饱和灰壤;PLe:饱和粘磐土;RGe:石灰性疏松岩性土;RGd:不饱和疏松岩性土;RGe:饱和疏松岩性土;RK:外露岩石;SC2:砂岩杂砂岩、长石砂岩;IA1:花岗岩;SC1:砾岩;MB1:板岩、千枚岩(泥质岩);UF:河流相;SO1:石灰岩和其他碳酸盐岩;UE1:风成相;MA2:片麻岩、混合岩;UR1:城市地区;UL:湖相;SC2/SC4:页岩及其他;SC3:粉砂岩、泥岩、粘土岩;MA3/MB1、MB1/MB2、MA4/MB2:板岩、千枚岩(泥质岩)及其他;SC4:页岩;SO2:泥灰和其他混合物;IB2:玄武岩;RK:岩石露头;UF/UL:河流湖泊相

点^[22]。CB 是一种基于对称决策树为基学习器实现的参数较少、支持类别变量和高准确性的 GBDT 框架,能够解决梯度偏差和预测偏移的问题,减少过拟合的发生,该算法的特点是具有先验分布项,会自动组合类别型特征为新特征^[23]。LG 是一种梯度提升框架,按顺序构建决策树,通过选择分裂增益最大的叶子或节点分裂,生成更深的数,迭代过程中只保留梯度绝对值较大的样本和随机选择部分梯度绝对值较小的样本,减少内存占用,高效处理大型数据集^[24]。各模型的具体计算见文献[21]、文献[22]和文献[24],验证不同模型的 ROC 曲线和 Kappa 系数计算见文献[4]。

2 结果分析

2.1 致灾因子与滑坡发生的空间相互作用

利用方差膨胀因子(VIF)和容忍水平容忍度(TOL)来评估影响滑坡易发性的致灾因子间的多重共线性,若致灾因子之间存在共线性,在进行后续分类时会影响算法的精度,VIF>10 和 TOL<0.1 的指标具有显著共线性,需要去除来最大程度优化分类算法,共线性分析的结果如表 1 所示,20 个因子的容差介于 0.371—0.983 之间,均大于 0.1;方差膨胀因子介于 1.017—2.698 之间,均小于 10,因此,这些因子之间不存在多重共线性,都可以作为确定滑坡是否发生的致灾因子从而进行滑坡易发性建模。

表 1 因子间的多重共线性分析
Table 1 Multicollinearity analysis between factors

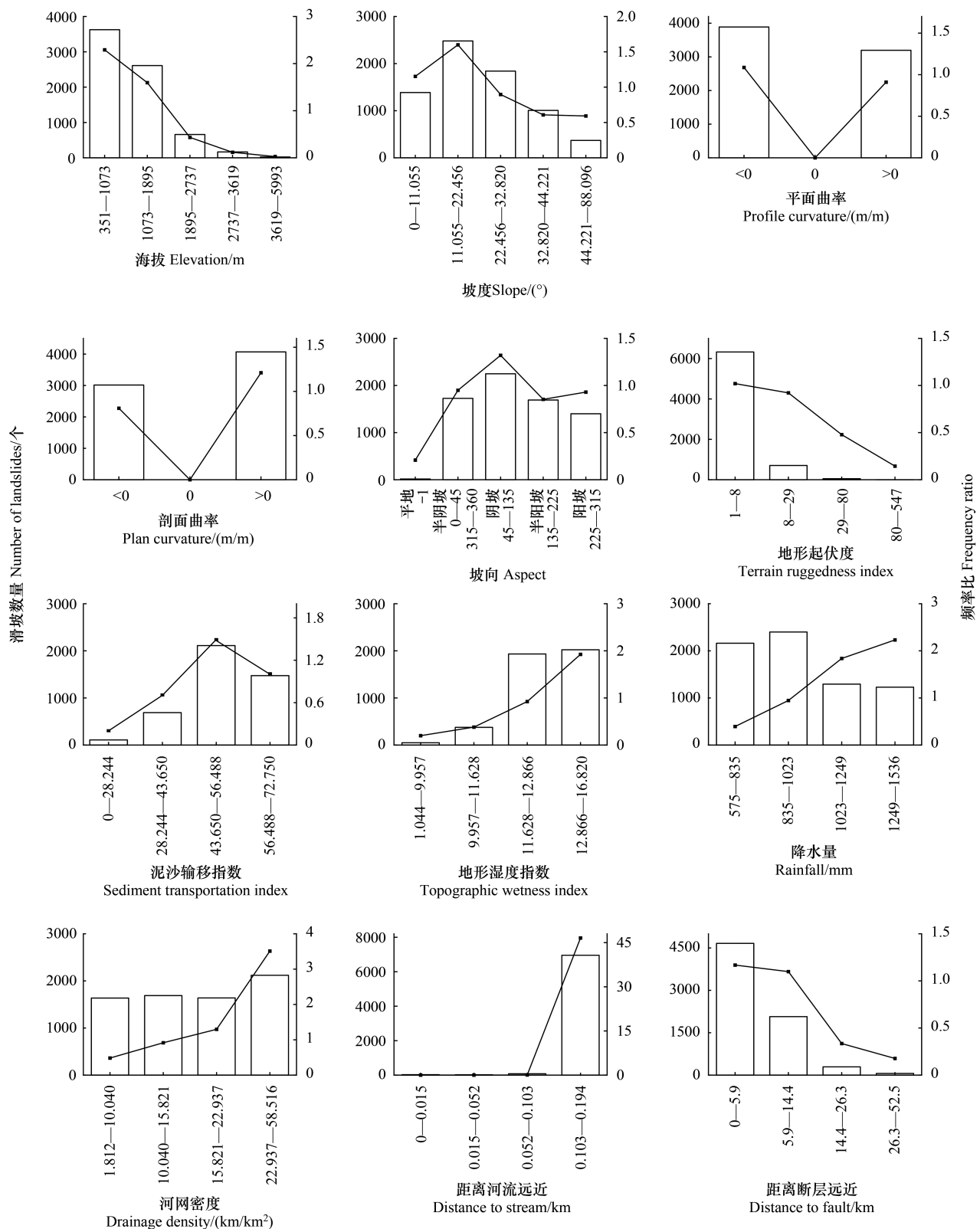
因子 Parameters	容忍水平 容忍度 TOL	方差膨胀 因子 VIF	因子 Parameters	容忍水平 容忍度 TOL	方差膨胀 因子 VIF
海拔 Elevation/m	0.83	1.20	归一化植被指数 NDVI	0.90	1.11
坡度 Slope/(°)	0.91	1.10	降水量 Rainfall/mm	0.43	2.31
剖面曲率 Plan curvature/(m/m)	0.61	1.63	土壤有机碳 Soil organic carbon/(g/kg)	0.92	1.08
平面曲率 Profile curvature/(m/m)	0.62	1.63	土地利用 Land use	0.63	1.60
坡向 Aspect	0.98	1.02	距道路远近 Distance to road/km	0.40	2.48
地形起伏度 Terrain ruggedness index	0.97	1.03	距河流远近 Distance to stream/km	0.44	2.26
地形湿度指数 Topographic wetness index	0.97	1.03	距断层远近 Distance to fault/km	0.62	1.61
泥沙输移指数 Sediment transportation index	0.93	1.08	地貌类型 Geomorphology	0.71	1.41
河网密度 Drainage density/(km/km ²)	0.90	1.11	岩性 Lithology	0.74	1.35
道路密度 Road density/(m/km ²)	0.98	1.02	土壤类型 Soil	0.37	2.70

TOL:容忍水平容忍度 Tolerance; VIF:方差膨胀因子 Variance inflation factor

各因子与滑坡易发性的空间交互作用分析结果如图 4 所示。由表可以看出,海拔在 351—1073m($FR=2.29$)和 1073—1895m($FR=1.59$)区域容易发生滑坡,而随着海拔升高,在 1895—5993m 区域内(FR 介于 0.03—0.43),滑坡发生的频率明显降低。当坡度介于 0—11.06°($FR=1.15$)和 11.06—22.46°($FR=1.60$)时更容易促进滑坡的发生,随着坡度增加到 88.10°, FR 逐渐减小到 0.59,滑坡发生的频率逐渐降低。剖面曲率为负时表明该像元的表面向上凸,流速将减小;为正则表明表面开口朝上凹入,流速将增大,为零说明表面为线性,凹形坡($FR=1.21$)与滑坡发生有较强的空间相关性。平面曲率与流经表面流的汇聚和分散相关,值为正说明该像元的表面横向凸起,值为负说明该像元的表面横向凹入,值为零说明表面为线性,平面曲率为正($FR=1.09$)时会汇聚水流,更有利于滑坡发生。坡向从平地 toward 半阴坡、阴坡、半阳坡、阳坡变化, FR 先增大后减小,其中只有阴坡($FR=1.32$)上滑坡发育较为显著。

随着地形起伏度、NDVI、土壤有机碳、距离断层的距离的增加, FR 值逐渐减小,总体与滑坡发生频率呈现负相关的空间分布特征。起伏度为 1—8、土壤有机碳小于 3g/kg、距离断层距离小于 14.4km 时, FR 介于 1.02—1.96 之间;NDVI 小于 0.83 时, FR 大于 1,当 NDVI 减小为 0—0.41, FR 急剧增加到 8.05,与滑坡发生具有较强的空间相关性。随着地形湿度指数、河网密度、降水量、距河流的距离的增加,滑坡发生频率同时增加,

整体上与 FR 成正相关的空间分布特征,地形湿度指数为 12.87—16.82、河网密度为 15.82—58.52km/km²、降水量超过 1023mm 时,FR 介于 1.30—2.51 之间,而距河流距离为 0.10—0.19km 时,FR = 46.58,与滑坡发生具有显著的空间相关性。泥沙输移指数、道路密度、距道路远近的 FR 值均呈现先增大后减小的空间变化特征,其中泥沙输移指数为 43.65—72.75、道路密度为 73.00—439.63m/km²、距道路 0.01—0.05km 时,FR 介于



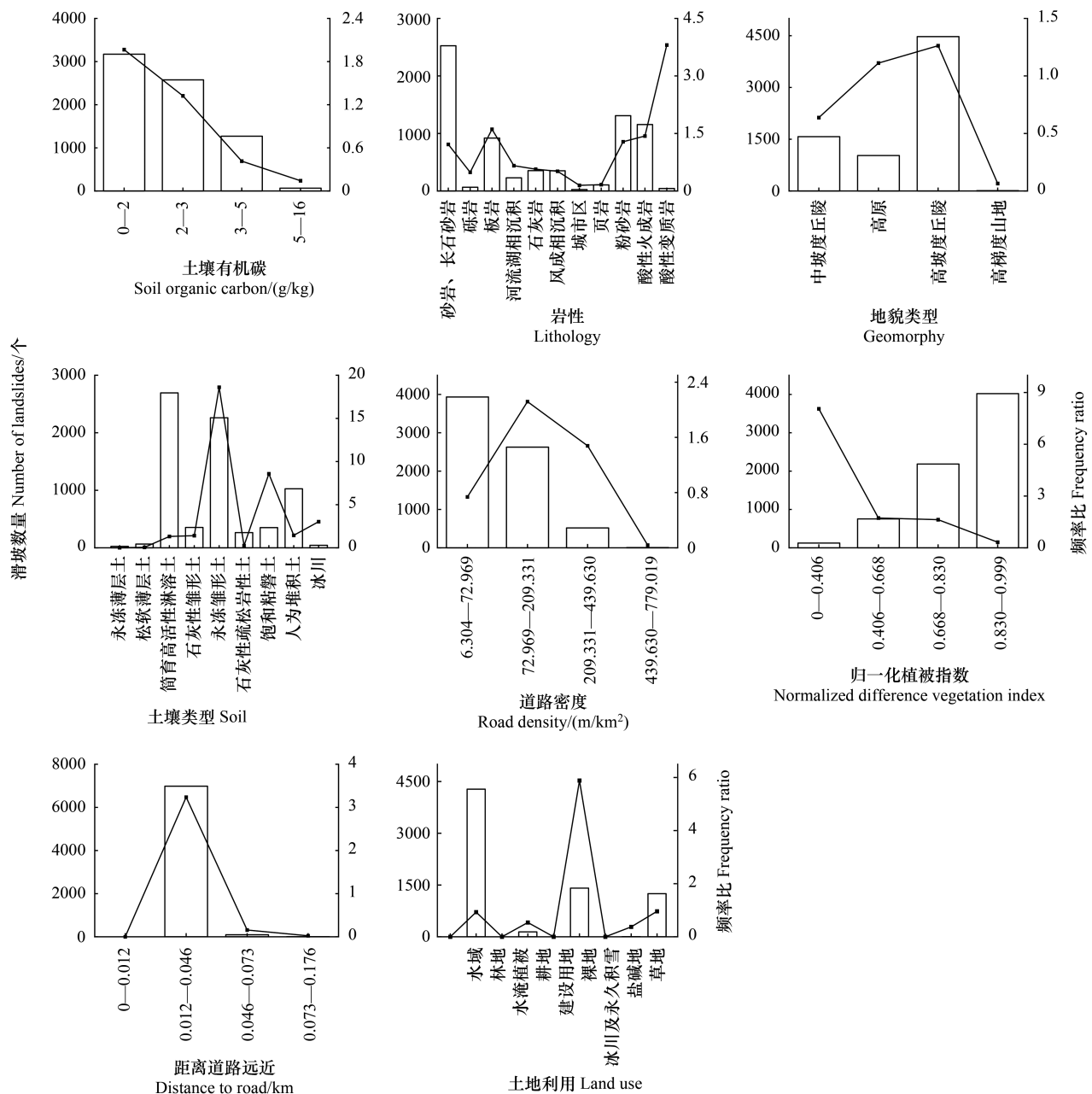


图4 各因子FR

Fig.4 FR for each factor

1.00—3.23 之间。土地利用因子中,裸地、平原和高坡度丘陵更易孕发滑坡。岩性因子中,砂岩、长石砂岩、板岩、粉砂岩、酸性火成岩和酸性变质岩更易孕发滑坡。土壤因子中,筒育高活性淋溶土、石灰性锥形土、人为堆积土和冰川的FR介于1.31—3.03之间,永冻锥形土($FR=18.61$)和饱和粘磐土($FR=8.58$)与滑坡发生的空间相关性较强。

2.2 影响因子的重要性

由于不同的分类算法拥有不同的优劣势,因此用于滑坡易发性分类时需要对比其精度从而选取最优算法。同时,基于不同的模型计算每个因子的重要性,据此选择影响滑坡发生的关键因子。各模型准确率如表2所示,因子重要性如图5所示。基于混淆矩阵可计算不同分类算法的精度,随机森林(RF)模型的TP、TN、FP和FN分别为7278、138、159和6924,分类准确率为97.95%。海拔(26.53%)、距道路远近(18.43%)和距

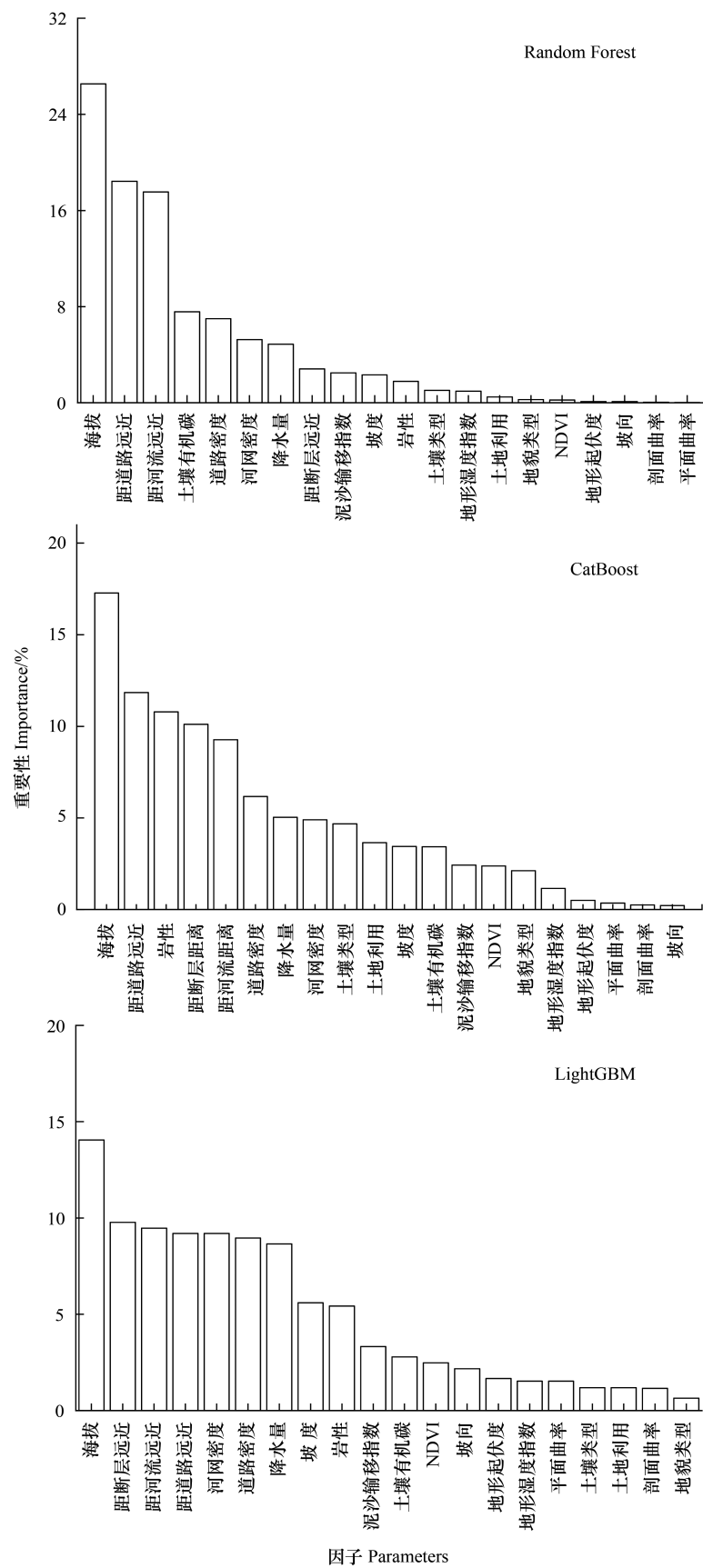


图 5 各因子的相对重要性
Fig.5 Relative importance of each factor

河流的距离(17.55%)是影响滑坡发生的显著性因素,其次是土壤有机碳(7.58%)、道路密度(7.00%)、河网密度(5.26%)、降水量(4.88%)、距断层的距离(2.83%)、泥沙输移指数(2.50%)、坡度(2.33%)、岩性(1.80%)、土壤类型(1.04%)、地形湿度指数(0.97%)、土地利用(0.49%)、地貌类型(0.27%)、NDVI(0.23%)、地形起伏度(0.11%)、坡向(0.11%)、剖面曲率(0.06%)和剖面曲率(0.04%)。

表 2 不同模型的准确度

Table 2 Accuracy of different models

模型 Model	真阴性 TP	真阳性 TN	假阴性 FN	假阳性 FP	准确度 Accuracy/%
随机森林 RF	7278	138	159	6924	97.95
类别型特征提升 CB	7377	39	781	7002	99.17
轻量级梯度提升机器学习 LG	7410	6	13	7070	99.87

TN:真阴性 True Negative;TP:真阳性 True Positive;FN:假阴性 False Negative;FP:假阳性 False Positive

CatBoost(CB)模型的 TP、TN、FP 和 FN 分别为 7377、39、781 和 7002,分类准确率为 99.17%。海拔(17.28%)、距道路远近(11.85%)和岩性(10.80%)是关键因素,其次是距断层远近(10.11%)、距河流远近(9.27%)、道路密度(6.17%)、降水量(5.04%)、河网密度(4.90%)、土壤类型(4.68%)、土地利用(3.65%)、坡度(3.47%)、土壤有机碳(3.43%)、泥沙输移指数(2.42%)、NDVI(2.37%)、地貌类型(2.12%)、地形湿度指数(1.15%)、地形起伏度(0.50%)、平面曲率(0.35%)、剖面曲率(0.25%)和坡向(0.22%)。

LightGBM(LG)模型的 TP、TN、FP 和 FN 分别为 7410、6、13 和 7070,分类准确率为 99.87%。海拔(14.05%)、距道路远近(9.78%)和距河流远近(9.47%)是影响滑坡发生较为重要的因素,其次是距道路远近(9.20%)、河网密度(9.20%)、道路密度(8.96%)、降水量(8.66%)、坡度(5.60%)、岩性(5.43%)、泥沙输移指数(3.33%)、土壤有机碳(2.78%)、NDVI(2.48%)、坡向(2.17%)、地形起伏度(1.66%)、地形湿度指数(1.53%)、平面曲率(1.53%)、土壤类型(1.19%)、土地利用(1.19%)、剖面曲率(1.15%)和地貌类型(0.64%)。三个分类算法的结果表明,海拔是最显著的致灾因子。与 RF 和 CB 相比,LG 模型预测的准确度最高。

2.3 不同模型的滑坡易发性评价

在得到因子重要性后,以此作为易发性模型的权重,同时以 FR 作为易发性模型的输入值,因此每个研究区内的像元均有对应的输入值和其权重,利用 VIKOR 模型综合计算每个像元点的滑坡易发性,利用克里金插值法将结果转化成整个国家公园的滑坡易发性。运用自然间断点法对研究区滑坡易发性进行重分类,分为极低敏感区、低敏感区、中敏感区、高敏感区和极高敏感区 5 类,各模型的分级结果如图 6 所示。RF 模型的极低、低、中、高、极高等级所占面积分别为 12.52%、22.66%、17.29%、24.83%、22.69%;CB 模型对于级别所占面积为 19.21%、22.62%、12.87%、23.84%、21.46%;LG 模型则分别为 18.62%、16.57%、17.18%、28.31%、19.32%。根据国家公园的面积计算,RF 模型中的极低、低、中、高、极高面积分别为 1603.16km²、2900.50km²、2213.38km²、3178.11km²、2904.85km²;CB 模型中各级别面积为 2458.98km²、2895.38km²、647.51km²、3051.15km²、2746.97km²;LG 模型中分别为 2383.34km²、2120.56km²、2199.39km²、3623.42km²、2473.30km²。

2.4 模型的精度分析

受试者操作特征曲线(ROC)普遍应用于滑坡易发性评价的精度验证,利用 ROC 曲线下的面积 AUC 值来衡量模型的评价效果,AUC 值越大,表明评价精度越高。不同模型的 ROC 曲线如图 7 所示,VIKOR-FR-RF、VIKOR-FR-CB 和 VIKOR-FR-LG 的 AUC 值分别为 0.996、1.000 和 1.000,此外,三个模型的 Kappa 系数分别为 0.958、0.986 和 0.998,结果表明 VIKOR-FR-LG 是预测滑坡发生的最优模型。VIKOR-FR-LG 模型计算结果表明海拔、距道路远近和距河流远近是影响滑坡发生的最重要因素,极高敏感区面积为 2473.29km²,占研究区总面积的 19.32%。

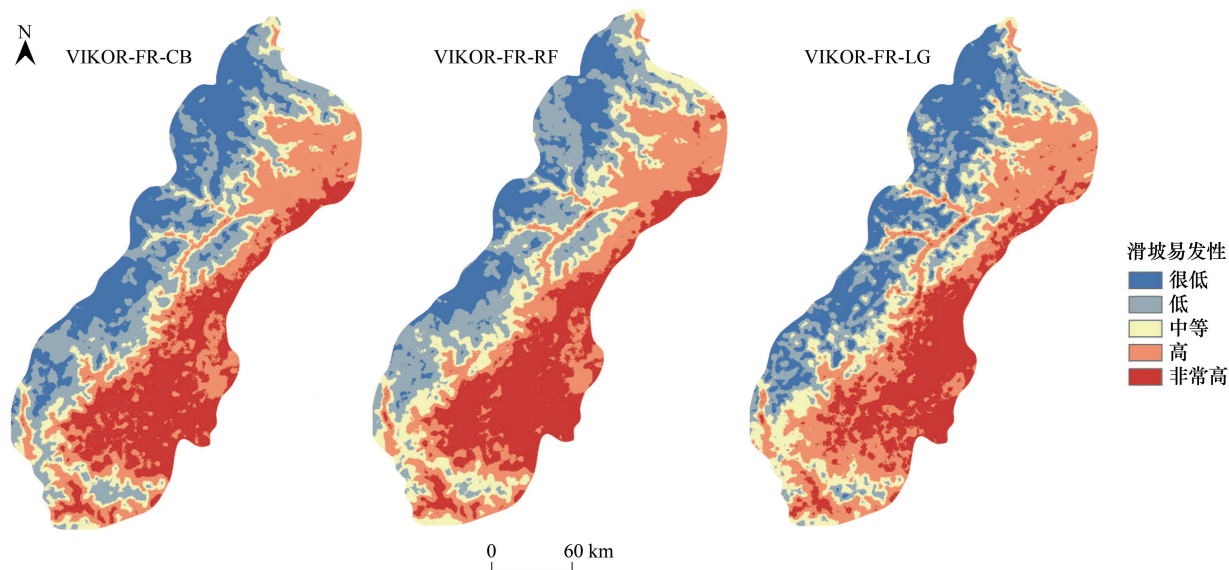


图 6 不同模型的滑坡易发性绘图

Fig.6 Landslide susceptibility plots of different models

3 讨论

3.1 三种分类算法比较

三种分类算法的精确度都非常高,基于三种分类算法的混合模型 AUC 均大于 0.9,表明三种混合模型具有强大的预测滑坡易发性的能力,这得益于致灾因子的精确提取以及滑坡点的准确定位。在三种混合模型中,VIKOR-FR-LG 是最优模型,其 AUC 与 Kappa 系数均为最高。这主要是由于 LG 算法使用了基于 GOSS (Gradient-based One-Side Sampling) 和 EFB (Exclusive Feature Bundling) 的优化策略,减少了梯度计算和特征选择的时间开销。同时,在损失函数的计算上,采用了梯度提升机算法,通过迭代的方式逐步提升模型的准确性。它能够自动处理非线性关系,并且在数据集中存在大量观测值和特征时仍能保持较高的准确性。相比于其他梯度提升机算法,LG 对于稀疏特征具有更好的处理能力。它使用了垃圾回收技术来减小内存占用,并通过特征预排序和基于直方图的算法来处理稀疏特征,提高了效率^[25]。这些措施使得 VIKOR-FR-LG 模型在滑坡易发性上的预测拥有最高的精确度。同时,CB 分类算法同样为基于梯度提升树 (Gradient Boosting Tree) 算法,能够有效地学习并捕捉复杂的非线性关系。它可以创建多个决策树,并将它们合并成为强大的集成模型^[24]。然而由于 CB 并不具备 LG 中的 GOSS 策略以及梯度提升机优化损失函数,因此其精确度较 LG 较低。与前人研究相同,在进行滑坡易发性预测时,基于梯度回归树的算法精确度高于随机森林算法。这主要是由于随机森林是随机选取致灾因子,每个致灾因子均有机会被选取为父节点进行分类树的构建^[22],其损失函数的计算方法较梯度回归树来说并不完全适配于混合模型的建立。

3.2 致灾因子对滑坡易发性的影响

如图 3 所示,最优模型 LG 的预测结果中最重要的三个因子是海拔、距断层远近和距河流远近,海拔也是三个模型中影响最显著的因子,与相关地区的部分研究结果一致^[26-30]。从滑坡的定义看,引发滑坡的要素是

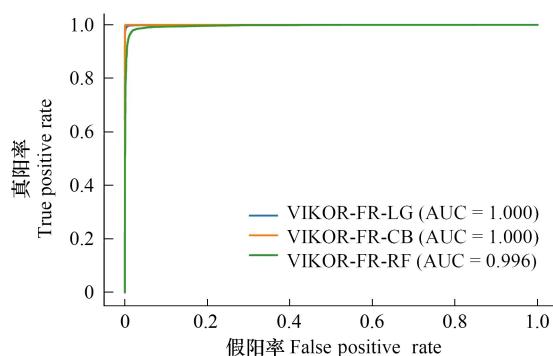


图 7 不同模型的受试者操作特征曲线

Fig.7 Receiver Operating Characteristic curves of different models

岩土体、水分条件和外作用力,一般海拔越低,地下水位埋藏会越浅,斜坡体内含水量也就越多,越有利于滑坡发生,高海拔地区坡度大,地势陡峭,不利于降雨汇集和入渗。大熊猫国家公园植被覆盖总面积中,超过 60% 的植被分布在海拔 1800m 以上^[19],高植被覆盖具有加固土壤、增强坡体稳定性的作用。岩体作为地震波的传播介质,地震引发滑坡的高敏感区岩性多为岩浆岩^[31],研究区与滑坡发生相关性较大的板岩和酸性变质岩主要分布在大邑苗基岭、县城古镇和崇州市的天台山、金刚山、鹤鸣山等地,这些地区海拔大多在 1300m 以下。另外人类工程活动是最重要的外力因素,可以直接触发斜坡失稳和滑动,而人类活动集中于低海拔区,因此高海拔地区反而滑坡发育更少^[32]。高海拔地区的滑坡敏感性较小的评价结果是基于现有数据得出,且本次研究选择的没有滑坡灾害点数据经过了遥感观测验证,但这并不意味着高海拔地区不会发生滑坡灾害,日后随着滑坡数据的完善及观测系统的优化,高海拔地区的滑坡灾害会进行持续的跟进观测,进一步完善研究结论。

一般来说,距离河流越近越易发生滑坡^[28—30,33],研究区的河流水系发达,距离最远的距离也不超过 200m,整体距离河流很近。距离 100m 以内的区域,河流侵蚀会降低岸坡的高度和坡度,使地形变得平缓,同时带走松散土石,减少负荷,排水情况也更好。距离 100–200m 相对较远的区域可能受到其他地表水的冲刷、浸泡、潜蚀等水的作用,这些都会降低斜坡稳定性,增加滑坡的可能性。

断层是由于地壳内部应力作用,使岩石发生破裂和相对位移形成的,在断裂带及周围,岩石相对破碎,解理断裂发育,更容易发生滑坡。距断层的距离越大,地点受到地震烈度越小,斜坡剪应力越低,滑坡易发性也就越低。以地震引发滑坡为例,随着距断层距离增加,同震滑坡的发育密度呈明显的指数下降趋势^[28]。

3.3 生态价值核算

国家公园具有很高的生态产品价值,在水源涵养、土壤保持、防风固沙、气候调节等调节服务方面的价值核算方法已经较为成熟,包括物质产品和文化服务这些是从产出的效益方面评估,但从源头方面,国家公园对于避免或减少灾害发生风险的作用也有不可忽视的价值量。国家公园承担了防灾减灾的职能,减少地质灾害发生对于财产的损失也是国家公园建立的目标之一,同时,在进行减灾防灾评价时,对单一主体灾害需进行易发性的评价,通过对易发性的不同评级,可针对性的进行地灾的观测及有效的减灾措施及应急措施。防灾减灾价值量核算可以通过区域历年灾害平均单位面积损失金额进行初步估算,同时更需要结合数据库建立长时间序列的模型,动态观测国家公园防灾减灾的成果,实现更精确合理的计算。

4 结论

本文利用 VIKOR-FR-RF、VIKOR-FR-CB、VIKOR-FR-LG 三种混合模型对成都大熊猫国家公园区域进行滑坡易发性预测。结果表明,VIKOR-FR-LG 模型预测效果最好,AUC 值为 1.00,Kappa 系数为 0.998,预测极高敏感区面积为 2473.30km²。海拔和距河流距离与滑坡易发性呈负相关,高海拔区域地势陡峭不利于降水汇集且植被覆盖面积大,容易引发滑坡的岩体主要分布于低海拔区且人类活动集中。距离河流近的区域受河流改造作用强,趋于平缓且排水性好。距离断层近的区域,岩石破碎,解理发育,更容易发生滑坡。此外,防灾减灾价值量核算是未来国家公园生态价值核算研究不可忽视的方面,能够更加科学全面地评估国家公园的生态保护效益。

参考文献(References):

- [1] 韩民赛,刘岁海,罗明,蒋韬,孙大振. 滑坡预测预报研究与进展. 地质装备, 2023, 24(1): 22-26, 39.
- [2] 王晶,赵文武,刘月,贾立志. 植物功能性状对土壤保持的影响研究述评. 生态学报, 2019, 39(9): 3355-3364.
- [3] Zou Y, Qi S W, Guo S F, Zheng B W, Zhan Z F, He N W, Huang X L, Hou X K, Liu H Y. Factors controlling the spatial distribution of coseismic landslides triggered by the Mw 6.1 Ludian earthquake in China. Engineering Geology, 2022, 296: 106477.
- [4] Wang Z G, Zhang G H, Wang C S, Xing S K. Assessment of the gully erosion susceptibility using three hybrid models in one small watershed on the Loess Plateau. Soil Tillage Res, 2022, 223, 105481.
- [5] 吴锋,余瑞,张倩,殷亚秋,黄麟. 国家公园监管系统框架设计与建设展望. 国家公园(中英文), 2023, 1(3): 190-200.

- [6] Rahmati O, Haghizadeh A, Pourghasemi H R, Noormohamadi F. Gully erosion susceptibility mapping: the role of GIS-based bivariate statistical models and their comparison. *Natural Hazards*, 2016, 82(2): 1231-1258.
- [7] 罗路广, 裴向军, 崔圣华, 黄润秋, 朱凌, 何智浩. 九寨沟地震滑坡易发性评价因子组合选取研究. *岩石力学与工程学报*, 2021, 40(11): 2306-2319.
- [8] 李霞, 宿星, 张满银, 任皓晨, 周自强, 吴玮江, 董耀刚, 王国亚. 基于证据权法与多源数据的陇中生态脆弱区滑坡敏感性评价——以天水市为例. *冰川冻土*, 2023, 45(1): 67-79.
- [9] Yang G, Xu P H, Cao C, Zhang W, Lang Z G, Chen J Q, Dong X J. Assessment of regional landslide susceptibility based on combined model of certainty factor method. *Journal of Engineering Geology*, 2019, 27(5): 1153-1163.
- [10] Shen H F, Dong Y, Yang M, Shi C Q, Yang X K. Assessment on landslide susceptibility in Gansu Province based on AHP and information quantity method. *Research of Soil and Water Conservation*, 2021, 28(6): 412-419.
- [11] 谭龙, 陈冠, 曾润强, 熊木齐, 孟兴民. 人工神经网络在滑坡敏感性评价中的应用. *兰州大学学报: 自然科学版*, 2014, 50(1): 15-20.
- [12] 谭龙, 陈冠, 王思源, 孟兴民. 逻辑回归与支持向量机模型在滑坡敏感性评价中的应用. *工程地质学报*, 2014, 22(1): 56-63.
- [13] 林荣福, 刘纪平, 徐胜华, 刘猛猛, 张蒙, 梁恩婕. 随机森林赋权信息量的滑坡易发性评价方法. *测绘科学*, 2020, 45(12): 131-138.
- [14] Ju Y Z, Xu Q, Jin S C, Li W L, Su Y J, Dong X J, Guo Q H. Loess landslide detection using object detection algorithms in Northwest China. *Remote Sensing*, 2022, 14(5): 1182.
- [15] 方然可, 刘艳辉, 黄志全. 基于机器学习的区域滑坡危险性评价方法综述. *中国地质灾害与防治学报*, 2021, 32(4): 1-8.
- [16] 杜傲, 沈钰仟, 肖焱, 欧阳志云. 国家公园生态产品价值核算. *生态学报*, 2023, 43(1): 208-218.
- [17] 李天满, 张旭晨, 郑重, 向可文. 稳步推进大熊猫国家公园高质量发展. *国家公园(中英文)*, 2023, 1(2): 126-134.
- [18] 张艳妮, 王文玲, 郑冰权, 付珊, 李青, 何兴成, 吴永杰, 冉江洪. 农田生境对大熊猫国家公园鸟类多样性的维持作用. *国家公园(中英文)*, 2023, 1(3): 135-150.
- [19] 马俊杰, 程捷, 刘晓鸿, 孙洪艳. 基于地质和自然环境背景的国家公园生态产品价值实现路径研究. *地学前缘*. (2024-02-08). [2024-03-25]. <https://doi.org/10.13745/j.esf.sf.2024.1.50>
- [20] Opricovic S, Tzeng G H. Compromise solution by MCDM methods: a comparative analysis of VIKOR and TOPSIS. *European Journal of Operational Research*, 2004, 156(2): 445-455.
- [21] Meliho M, Khattabi A, Mhammedi N. A GIS-based approach for gully erosion susceptibility modelling using bivariate statistics methods in the Ourika watershed, Morocco. *Environmental Earth Sciences*, 2018, 77(18): 655.
- [22] Breiman L. Random forests. *Mach. Learn.* 2001, 45(1), 5-32.
- [23] 邵健, 王霄, 昌文峰, 陈曦, 张译. 基于 CatBoost 算法的滑坡敏感性模型——以毕节市大方县为例. *计算机与数字工程*, 2022, 50(6): 1365-1370.
- [24] Wang Z G, Wang G C, Zhang G H, Wang H B, Ren T Y. Effects of land use types and environmental factors on spatial distribution of soil total nitrogen in a coalfield on the Loess Plateau, China. *Soil and Tillage Research*, 2021, 211: 105027.
- [25] Prokhorenkova L, Gusev G, Vorobev A, Veronika Dorogush A, Gulin A. CatBoost: unbiased boosting with categorical features. *ArXiv e-Prints*, 2017; arXiv: 1706.09516.
- [26] 贺倩, 汪明, 刘凯. 基于 Logistic 回归和 MCMC 方法评价地震滑坡敏感性. *水土保持研究*, 2022, 29(3): 396-403, 410.
- [27] 王卫东, 何卓磊, 韩征, 钱于. 基于深度信念网络的滑坡敏感性评价. *东北大学学报: 自然科学版*, 2020, 41(5): 609-615.
- [28] 王伟, 袁雯宇, 邹丽芳, 陈鸿杰, 程汝帅, 徐卫亚. 基于滑坡敏感性评价的库区水动力型滑坡区域综合预警研究. *岩石力学与工程学报*, 2022, 41(3): 479-491.
- [29] 杨光, 徐佩华, 曹琛, 张文, 兰志广, 陈俊淇, 董秀军. 基于确定性系数组合模型的区域滑坡敏感性评价. *工程地质学报*, 2019, 27(5): 1153-1163.
- [30] 邱丹丹, 牛瑞卿. 基于斜坡单元的地震滑坡敏感性分析. *自然灾害学报*, 2017, 26(2): 144-151.
- [31] 王帅永, 唐川, 方群生, 张卫旭, 程霄. 研究强震区滑坡敏感性评价——以汶川县为例. *地震研究*, 2016, 39(2): 279-287, 175.
- [32] 王森, 许强, 罗博宇, 王一超, 刘文德, 严越. 基于分形理论的南江县滑坡敏感性分析与易发性评价. *水文地质工程地质*, 2017, 44(3): 119-126.
- [33] 郑景莹, 谈树成, 王超, 杨贵忠, 江龙. 基于 CF-PCCs 模型的维西县滑坡致灾因子敏感性分析. *云南大学学报: 自然科学版*, 2023, 45(2): 369-378.