

文章编号: 1001-1749(2025)03-0452-14

斜坡单元数量敏感性对滑坡易发性评估的影响研究

冯希尧¹, 韩佳良^{2,3}, 刘瑞^{2,3}, 苟俊程^{2,3}

(1. 四川省地质局区域地质调查队, 成都 610213;

2. 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, 成都 610059;

3. 成都理工大学 地球物理学院, 成都 610059)

摘要: 斜坡单元能够更全面地表征地貌信息, 已被广泛应用于滑坡易发性研究中。然而, 针对斜坡单元数量敏感性对其影响的讨论相对较少。本研究采用自动划分斜坡单元的工具, 通过地理探测器与多重共线性分析筛选滑坡影响因子。利用三种机器学习算法进行模型训练, 选择表现最优的模型绘制研究区滑坡易发性图。研究结果表明, 斜坡单元数量对滑坡影响因子的贡献具有显著差异, 增加斜坡单元数量并不必然提升滑坡易发性图的质量。在实验中, 20 470 个斜坡单元的滑坡易发性评估效果最佳, 优于其他数量的斜坡单元和栅格单元。研究强调, 通过对灾害强度指数等指标的对比分析, 合理选择斜坡单元数量, 有助于提升滑坡易发性评估的科学性与准确性。

关键词: 栅格单元; 斜坡单元; 数量敏感性; 滑坡易发性; 机器学习

中图分类号: P642 **文献标志码:** A **DOI:** 10.12474/wthtjs.20241127-0001

Study on the impact of slope unit quantity sensitivity on landslide susceptibility assessment

FENG Xiyao¹, HAN Jialiang^{2,3}, LIU Rui^{2,3}, GOU Juncheng^{2,3}

(1. Regional Geological Survey Brigade of Sichuan Bureau of Geology, Chengdu 610213, China;

2. State Key Laboratory of Geohazard Prevention and Geoenvironment Protection,
Chengdu University of Technology, Chengdu 610059, China;

3. College of Geophysics, Chengdu University of Technology, Chengdu 610059, China)

Abstract: Slope units can comprehensively represent topographic information and have been widely applied in landslide susceptibility studies. However, discussions on the sensitivity of the number of slope units and its impact remain relatively limited. This study employs an automatic slope unit delineation tool, using geographical detectors and multicollinearity analysis to screen landslide influencing factors. Three machine learning algorithms are used for model training, and the best-performing model is selected to map landslide susceptibility in the study area. The results indicate significant differences in the contribution of landslide influencing factors based on the number of slope units, and increasing the number of slope units does not necessarily improve the quality of landslide susceptibility maps. In the experiments, landslide susceptibility assessment with 20,470 slope units yielded the best results,

收稿日期: 2024-11-27

基金项目: 地质灾害防治与地质环境保护国家重点实验室开放基金(SKLP2022K026); 四川省教育厅人文社会科学重点研究项目(ZHYJ21YB04)

第一作者: 冯希尧(1968—), 男, 高级工程师, 主要从事岩土工程、地灾防治、生态修复研究, E-mail: h282fxy@163.com。

通信作者: 韩佳良(1999—), 男, 硕士, 主要从事遥感与地质灾害研究, E-mail: 2022020468@stu.cdu.edu.cn。

引用格式: 冯希尧, 韩佳良, 刘瑞, 等, 2025. 斜坡单元数量敏感性对滑坡易发性评估的影响研究[J]. 物探化探计算技术, 47(3): 452-465.

Feng X Y, Han J L, Liu R, et al., 2025. Study on the impact of slope unit quantity sensitivity on landslide susceptibility assessment[J]. Computing Techniques for Geophysical and Geochemical Exploration, 47(3): 452-465.

outperforming other quantities of slope units and grid cells. The study highlights that by comparing indices such as disaster intensity, selecting an appropriate number of slope units can enhance landslide susceptibility assessments' scientific rigor and accuracy.

Keywords: grid units; slope units; quantity sensitivity; landslide susceptibility; machine learning

0 引言

中国的高原和山区地质环境复杂多变,气候条件恶劣,滑坡灾害频发(赵晓东等, 2022)。滑坡易感性图(Landslide Susceptibility Map, LSM)作为滑坡风险区定位的有效工具,为滑坡灾害的评估和预防提供了科学依据(陈力等, 2024)。LSM通过建立滑坡发生概率与相关环境调节因子的联系,计算滑坡易感性指数,在滑坡防治、灾害应急响应以及区域规划等领域发挥了重要作用(Barman et al., 2024)。

在滑坡易感性研究中,选择合适的评价单元是获得准确结果的关键(田述军等, 2019)。当前,栅格单元是最常用的滑坡评价单元,其通过将研究区划分为形状规则、大小一致的正方形单元,便于属性的计算与提取(刘阳等, 2022)。王鑫盈等(2023)对比暴雨前后的高分辨率图像,利用半定量信息量模型、信息量-逻辑回归耦合模型和定量物理模型,完成了晋西黄土区蔡家川流域农田小流域的浅层黄土滑坡易发性分区;周天游等(2023)通过不同的机器学习模型,利用栅格单元对九寨沟地震后的滑坡易发性进行了高精度评估。除了栅格单元外,近年来斜坡单元作为一种更加符合地形特征的评价单元,逐渐引起了研究者的关注。斜坡单元通过自然地形划分,能够更好地反映坡度、坡向等地形要素的变化,对于滑坡易感性研究具有潜在优势(陈刚等, 2024)。许烈等(2024)比较了栅格单元和斜坡单元下的滑坡易发性评估模型(随机森林和 XGBoost)的精度,确定了最合理县杂谷脑河流域滑坡易发性评估的方法;蒋文学等(2023)以怒江州为研究区,采用斜坡单元作为评价单元,利用信息量模型、确定性系数模型及其联合模型对滑坡易发性进行评价,并验证了模型的精度;王伟中等(2023)通过 GIS 平台提取高坝店镇的斜坡单元,并使用逻辑回归模型评估滑坡易发性,最终绘制出滑坡易发性概率图。然而,关于斜坡单元数量的敏感性研究相对较少,尤其是斜坡单元数量的变化对滑坡易发性评价结果的影响,还未得到充分探讨。

斜坡单元的数量敏感性类似于栅格单元的不同

分辨率问题。斜坡单元数量越多,每个单元的面积越小,提供的地形信息越精细,但可能带来计算复杂度和模型不稳定性的问题。因此,研究不同数量的斜坡单元对滑坡易发性评价结果的影响,对于进一步优化滑坡易发性制图方法具有重要的实际意义。

本研究以四川省松潘县为例,选取了 15 个影响因素,通过地理探测器与多重共线性分析进行筛选,并结合三种常见的机器学习模型,分别在三种不同数量的斜坡单元下开展滑坡易发性分析。同时,将斜坡单元与传统的栅格单元进行对比,评估两者在滑坡易发性研究中的应用效果。通过对比分析,旨在揭示斜坡单元的数量敏感性对滑坡易发性评价结果的影响机制,为滑坡风险防范与区域规划提供科学依据。

1 数据

1.1 研究区

松潘县位于青藏高原东缘,隶属于四川省阿坝藏族羌族自治州东北部,地理坐标介于北纬 32°06'至 33°09',东经 102°38'至 104°15'之间,面积约 8 341 km²(张季生等, 2007)。该县为国家级文化生态保护区,地形以山地为主,由于地形复杂、降水分布不均、气候变化显著以及频繁的构造活动,松潘县成为滑坡多发的高风险区,是地质灾害调查的重点区域(Veeck et al., 2015)。研究区的滑坡清单基于实地调查和谷歌地球卫星图像绘制,共识别出 345 处滑坡事件,并使用分辨率为 30 m×30 m 的数字高程模型(DEM)数据进行斜坡单元划分,以确保结果的可靠性和精度。如图 1 所示,每个滑坡事件用点标识,此形式在相关研究中被证明具有较高的准确性(Zhao et al., 2024)。

1.2 因子

滑坡的发生是斜坡自身内部基础地质条件与外界环境因素共同作用的结果,机制复杂,多种因素相互影响其发生(罗路广等, 2021)。本研究借鉴了前人研究与专家经验,从地形、地质、环境和人类工程活动四个类别中选取了 15 个关键因子(图 2、图 3),分别包括:高程、坡度、坡向、地形起伏度、曲

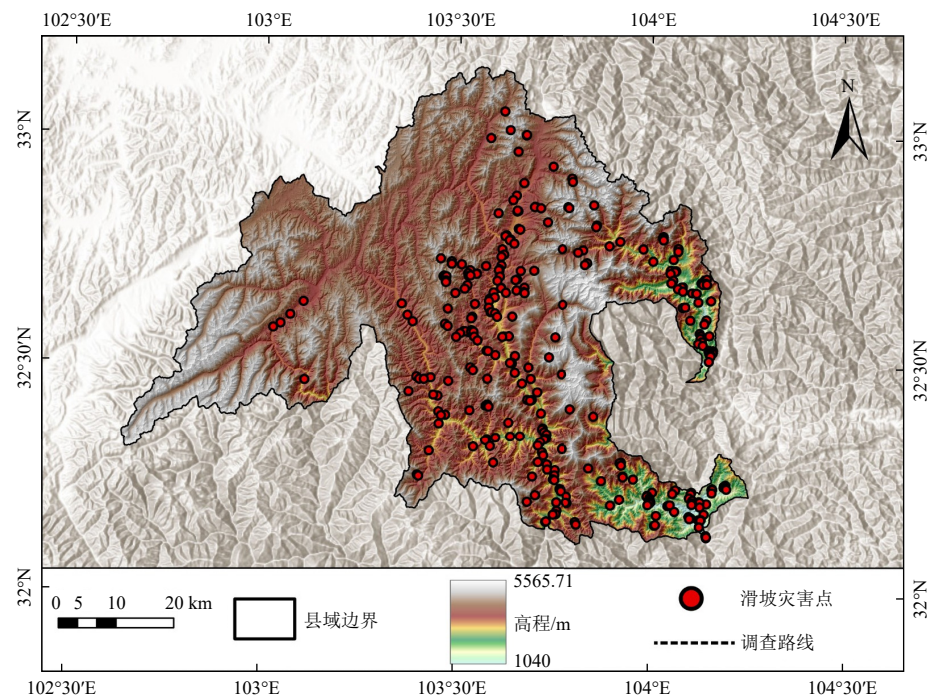


图 1 研究区和滑坡位置图
Fig. 1 Study area and landslide location map

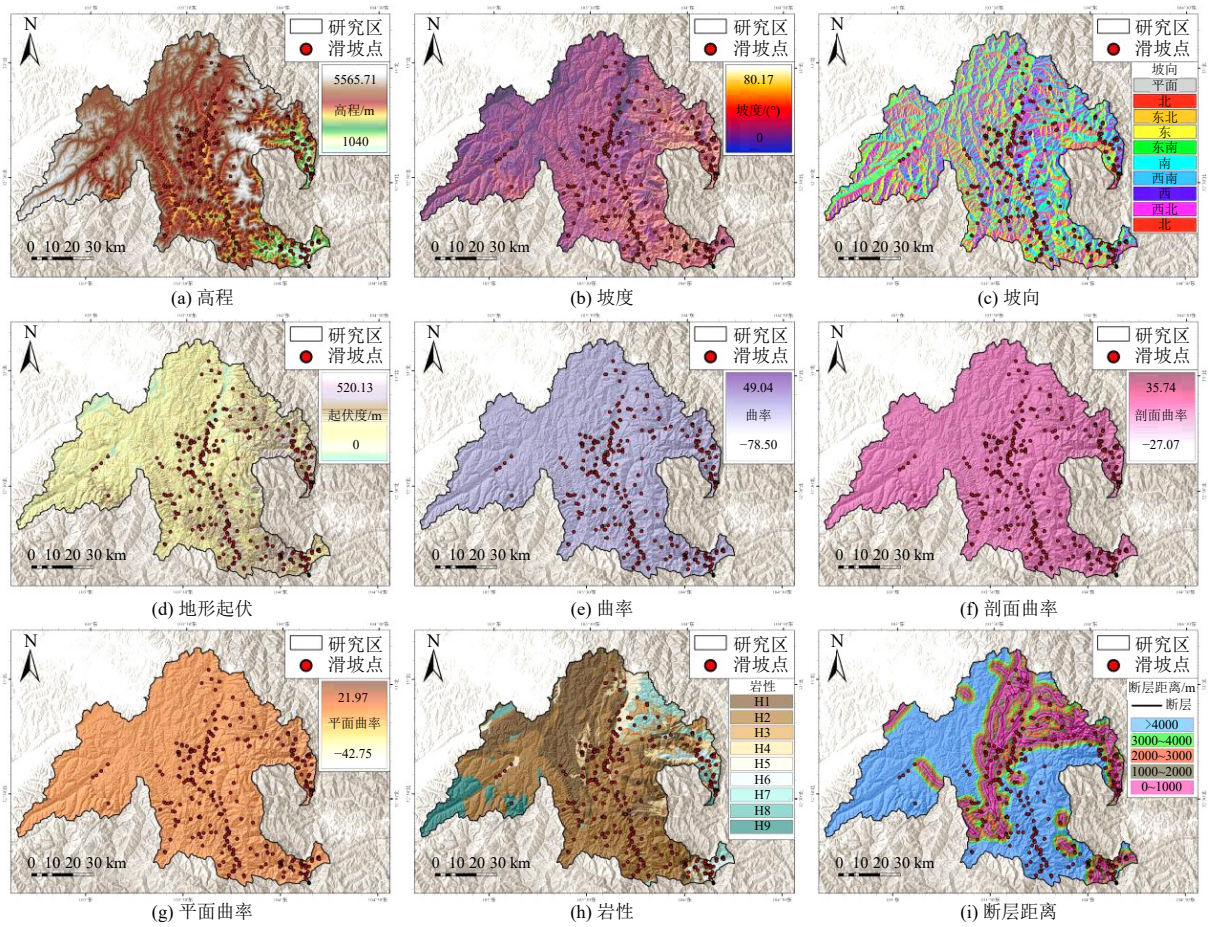


图 2 地形因素和地质因素
Fig. 2 Topographic and geological factors

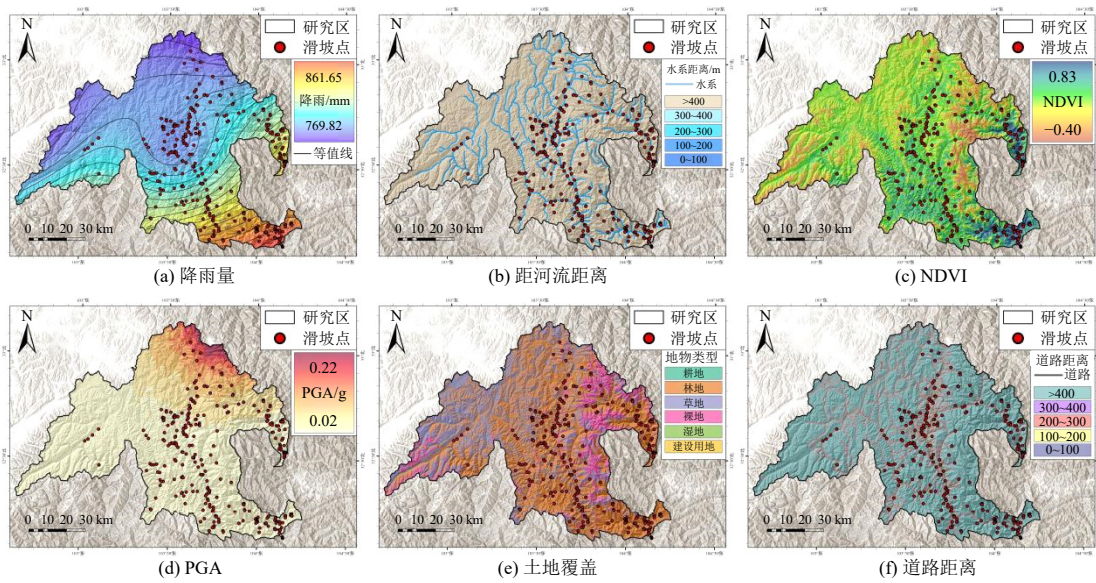


图3 环境因子与人类工程活动因子

Fig. 3 Environmental factors and human engineering activities

率、平面曲率、剖面曲率、岩性、断层距离、降雨量、归一化植被指数(NDVI)、河流距离、地面峰值加速度(PGA)、土地利用和道路距离。表1展示了研究

使用的岩性因子类别,这些因子综合展示了滑坡动力学的复杂性,并为滑坡风险的研究和防治提供了参考。

表1 研究区岩性类别

Tab. 1 Lithologic classification of the study area

岩性类别	类别代码	岩性
松散沉积物类	H1	松散土体
侵入岩类	H2	硬质侵入岩
碎屑岩类	H3	硬质中厚层-块状砂岩和泥岩群
	H4	硬软相间厚层-块状砂、砾石和泥岩群
	H5	硬质中厚层-喀斯特石灰岩和白云岩群
石灰岩类	H6	半硬质薄至中厚层石灰岩、白云岩夹砂岩群
	H7	硬质厚层-块状变质砂岩夹板岩和千枚岩群
变质岩类	H8	弱质、半硬质千枚岩、板岩和结晶岩群
	H9	弱质板岩和千枚岩群

1.3 非滑坡点样本

先前的研究表明,当滑坡与非滑坡数量的比率为1:1时,滑坡易发性分析的结果最佳(Behnia and Blais-Stevens, 2018)。以栅格单元作为基本评估单元时,在滑坡点周围建立了一个2 000 m的缓冲区,并在该缓冲区外均匀随机选择非滑坡点。在使用斜坡单元作时,某些单元包含多个滑坡(图4),导致这些滑坡具有相同的因子统计值。为防止这些重复数据影响模型的准确性,需要删除冗余数据。同时,根据不同数量斜坡单元的剩余不重复的滑坡数量进行排名,并依次选择非滑坡数据。例如,在29 923个斜

坡单元中有34个重复的滑坡数据,及311个不重复的滑坡数据,按照1:1的标准,则需要311个非滑坡数据;而20 470个单元有41个重复的滑坡数据,需要304个非滑坡数据,会从311个非滑坡数据中随机选择304个,尽量减少由于不同非滑坡数据选择带来的不确定性。

2 研究方法

本研究大体分为四个步骤。首先,获取三种不同数量的斜坡单元,同栅格单元提取滑坡影响因

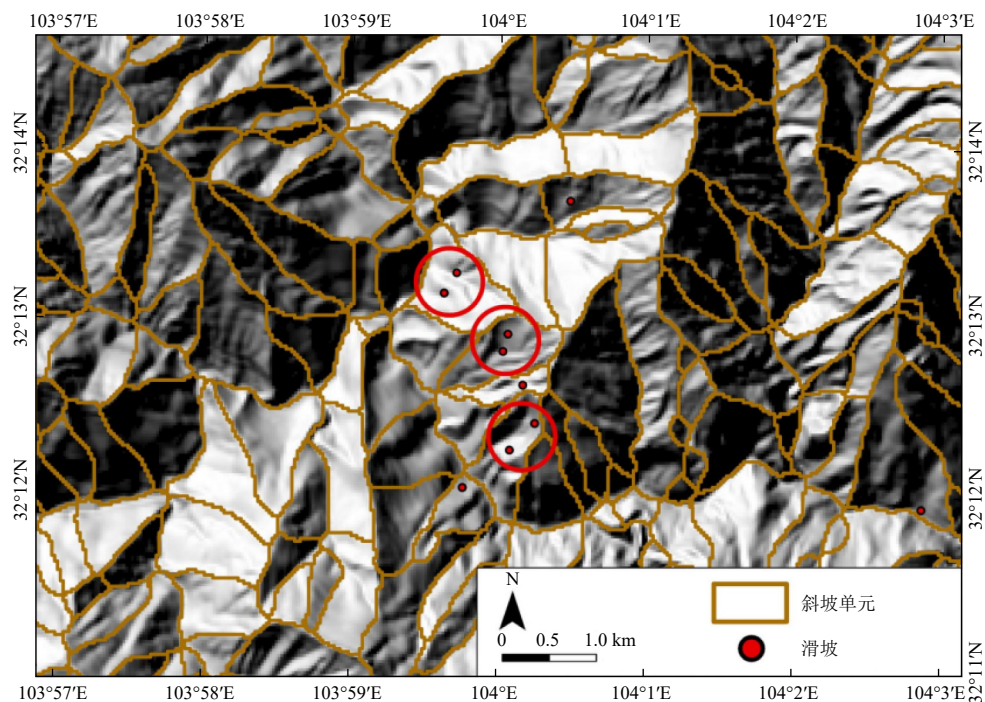


图4 包含多个滑坡的斜坡单元

Fig. 4 Slope unit containing multiple landslides

子的特征信息。其次,筛选关键因子,并将数据划分为 70% 的训练集和 30% 的验证集。再次,采用三种不同的机器学习算法对各种评估单元进行模型训练。最后,基于表现最优的机器学习模型,绘制研究区的滑坡易发性空间分布图,并对评估结果的质量进行详细评估。研究方法的完整流程如图 5 所示。

2.1 R.slopeunits

R.slopeunits 是一款先进的 GIS 工具,专门用于从数字高程模型(DEM)中自动划分地形单元,尤其是斜坡单元(Alvioli et al., 2016)。R.slopeunits 的主要优势在于其自动化划分过程,能够根据实际地形条件定义单元边界,避免了人工划分的主观性和不一致性(吴先谭等, 2022)。相比传统方法,这种自动化提高了效率,并显著增强了滑坡易发性评估的准确性和可靠性。

2.2 地理探测器

地理探测器的原理是因子与因变量的空间分布一致性决定了因子的影响力(王劲峰和徐成东, 2017)。通过 q 值和 p 值,地理探测器评估每个因子的个体影响, q 值越高表明因子对滑坡的影响越大, p 值越小则表明统计显著性更高(阳青青等, 2023)。地理探测器无需线性假设,适合定量分析复杂的自然和社会经济因素对滑坡易发性的影响。

2.3 多重共线性分析

多重共线性测试是识别自变量之间强相关性的重要统计方法,这种相关性可能影响模型的稳定性和预测准确性(Hong et al., 2020)。方差膨胀因子(VIF)和容忍度(TOL)是衡量多重共线性程度的主要指标,其计算公式如式(1)和式(2)。VIF 通过比较自变量的方差与去除该变量后的模型方差来评估共线性的严重程度。当 VIF 值大于 10 时,表明存在显著的多重共线性。容忍度是 VIF 的倒数,反映了模型中其他变量无法解释该变量的方差比例,接近零的值表明存在强线性关系(Süzen and Doyuran, 2004)。在滑坡易发性评估中,测试多重共线性尤为重要,能够提升模型的稳定性和准确性,确保评估的科学性和实用性。

$$TOL_j = 1 - R_j^2 \quad (1)$$

$$VIF_j = 1/TOL_j \quad (2)$$

式中, R_j^2 表示将第 j 个特征因子当作因变量,其余因子当作自变量进行线性回归分析所得到的决定系数。

2.4 机器学习技术的建模方法

笔者选择了三种机器学习算法:支持向量机(SVM)、随机森林(RF)和极限梯度提升(XGBoost),以提高滑坡易发性评估的准确性和可靠性,并避免单一模型所带来的不确定性。

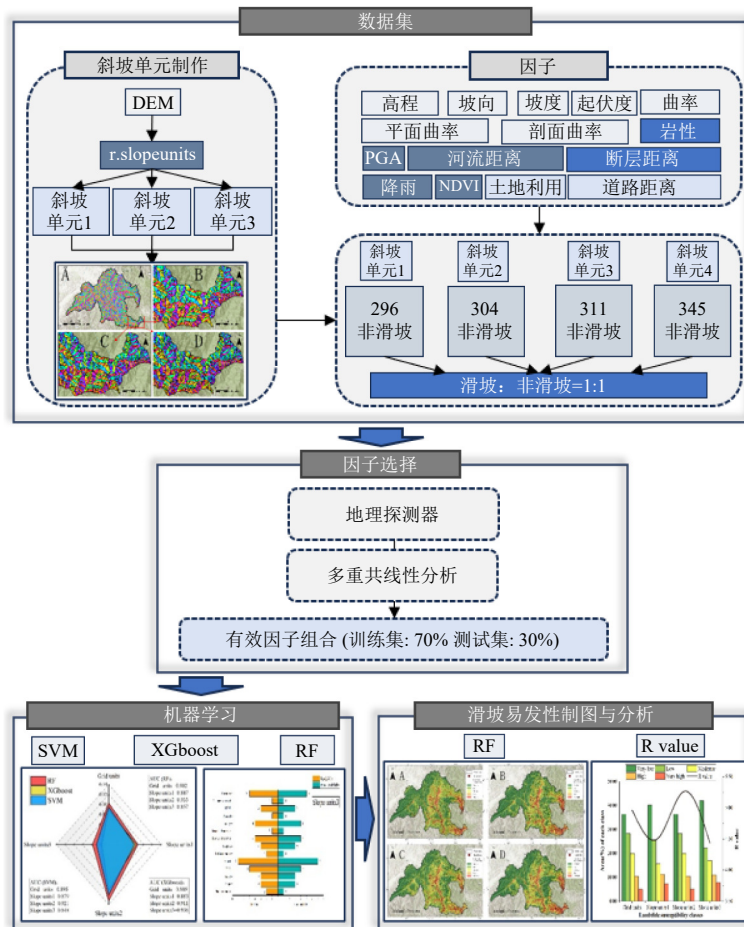


图5 技术路线图

Fig. 5 Technology roadmap

2.4.1 支持向量机

SVM 在滑坡易发性评估中是一种常用的机器学习方法,因其分类能力强而广泛应用(李远远等, 2018)。SVM 的核心在于找到一个最佳超平面,将不同类别数据点分开(刘福臻等, 2018)。通过训练数据, SVM 建立了能预测未知数据点类别的模型,并通过最大化类别间距,提升模型的泛化能力。SVM 特别适合处理高维数据和非线性问题,在复杂地理环境下有效处理多源数据,为滑坡预测提供支持(Pham et al., 2019)。

2.4.2 随机森林

RF 是一种基于集成学习的强大算法,广泛应用于分类任务(曹文庚等, 2025)。其核心思想是通过构建多个相互独立的决策树模型,利用集成思想提升模型的整体表现。在滑坡易发性评价中, RF 通过随机选择样本和特征子集生成不同的决策树模型,避免了个别特征对模型的过度影响,增强了模型的泛化能力(刘帅等, 2024)。每棵决策树的输出结果

通过多数投票方式,最终确定滑坡易发性的分类结果。与单一决策树相比,随机森林在处理高维数据时表现尤为出色,能够有效减少因样本或特征噪声引起的过拟合问题(孙明喆等, 2019)。

2.4.3 极限梯度提升模型

XGBoost 是一种基于梯度提升决策树(GBDT)的高效机器学习模型,在处理大规模数据和复杂任务时表现出卓越的性能(崔婷婷等, 2025)。其核心优势在于采用了并行处理、树剪枝以及正则化技术,有效提升了计算效率和模型的泛化能力(金必晶等, 2024)。通过梯度提升算法, XGBoost 在每次迭代中不断优化损失函数,逐步提高模型的预测精度。

在滑坡易发性预测中, XGBoost 展现了强大的能力。它不仅能够处理高维度、多特征的数据,还通过内置的正则化策略,有效防止模型过拟合,确保预测结果的稳定性和准确性(吴宏阳等, 2023)。相比于传统的 GBDT 算法, XGBoost 引入了精细的树剪枝技术,能够提前停止生长无效的树枝,减少不必要的计算,进一步提高了模型的训练速度。

2.5 滑坡易发性验证

在将滑坡易发性视为二元分类问题的研究中,选择合适的评估工具对于衡量模型性能至关重要。接收者操作特征曲线(ROC)及其曲线下面积(AUC)被广泛应用于这一领域。ROC 曲线通过将假阳性率与真阳性率绘制在同一图中,提供了模型分类性能的可视化表示(杨延晨等,2023)。而 AUC 值则用于量化模型的整体准确性,其值介于 0.5~1 之间。AUC 值越接近 1,模型的性能越好,能够更准确地地区分滑坡易发区与非易发区(张潇远等,2023)。AUC 不仅能直观反映模型的分类能力,还能通过量化指标为不同模型的性能比较提供科学依据。

除了 AUC,灾害活动强度指数(R)也是评估滑坡易发性地图质量的重要工具。该指数用于分析不同非滑坡点数量下易发性地图的表现(Liu et al., 2023)。公式如下:

$$R = L(P)/A(P) \quad (3)$$

其中, $L(P)$ 表示高和极高易发性区域内滑坡的数量与总滑坡数的比率, $A(P)$ 表示高和极高易发性区域面积与研究区总面积的比率。R 值越高,说明滑坡易

发性地图的质量越高,即模型在高易发性区域内预测的滑坡分布更为准确。这一指数为评估不同模型生成的易发性地图提供了定量依据,有助于科学评估滑坡风险。

3 结果与分析

3.1 斜坡单元的划分

本研究通过 r.slopeunits 在不同参数组合下自动获取了三种数量的斜坡单元,分别为 11 718 个单元(斜坡单元 1)、20 470 个单元(斜坡单元 2)以及 29 923 个单元(斜坡单元 3)。此外,为对比分析斜坡单元与传统方法在滑坡易发性评估中的差异性,研究还采用了栅格单元划分方法。栅格单元基于 30 m×30 m 的数字高程模型(DEM)数据划分,并结合滑坡点样本和相关因子进行分析。图 6 展示了研究区的坡向分布(图 6(a)),斜坡单元的划分情况(图 6(b)~图 6(d))。这些划分方案用于评估斜坡单元数量敏感性对滑坡易发性预测结果的影响,为后续的模型构建提供了基础数据支持。

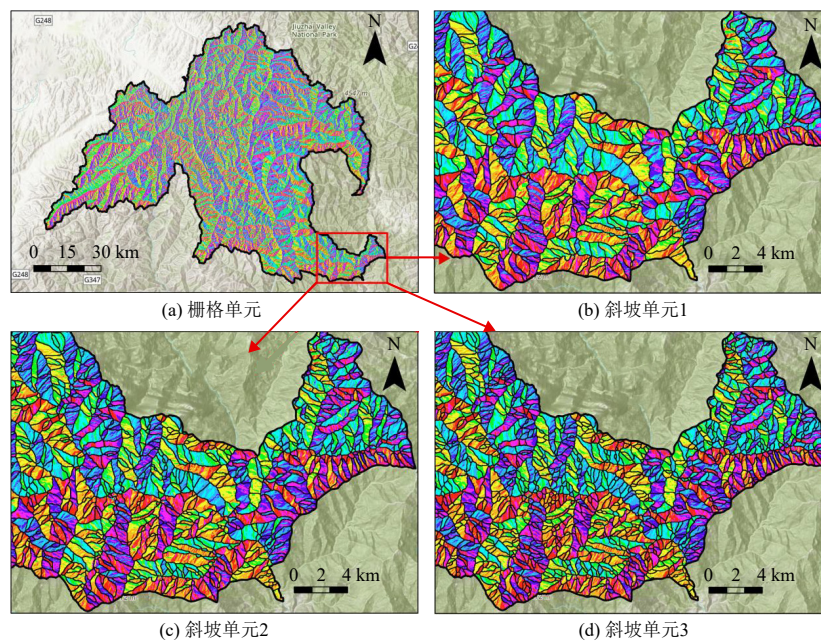


图 6 不同数量斜坡单元的部分展示

Fig. 6 Sections showing different numbers of slope units

3.2 因子选择

通过地理探测器的因子探测功能评估了每个因子的影响力度,初步筛选了影响滑坡易发性的关键因子。在本次实验中,若某个因子的 q 值低于 0.02 或 p 值高于 0.05,该因子将被剔除。因此,如图 7 所

示,在使用栅格单元进行评估时,三个因子——“地形起伏度”、“曲率”和“平面曲率”被剔除。而在使用斜坡单元(斜坡单元 1、斜坡单元 2 和斜坡单元 3)进行评估时,仅“曲率”因子被剔除。

在完成初步筛选后,对剩余的因子进行了多重

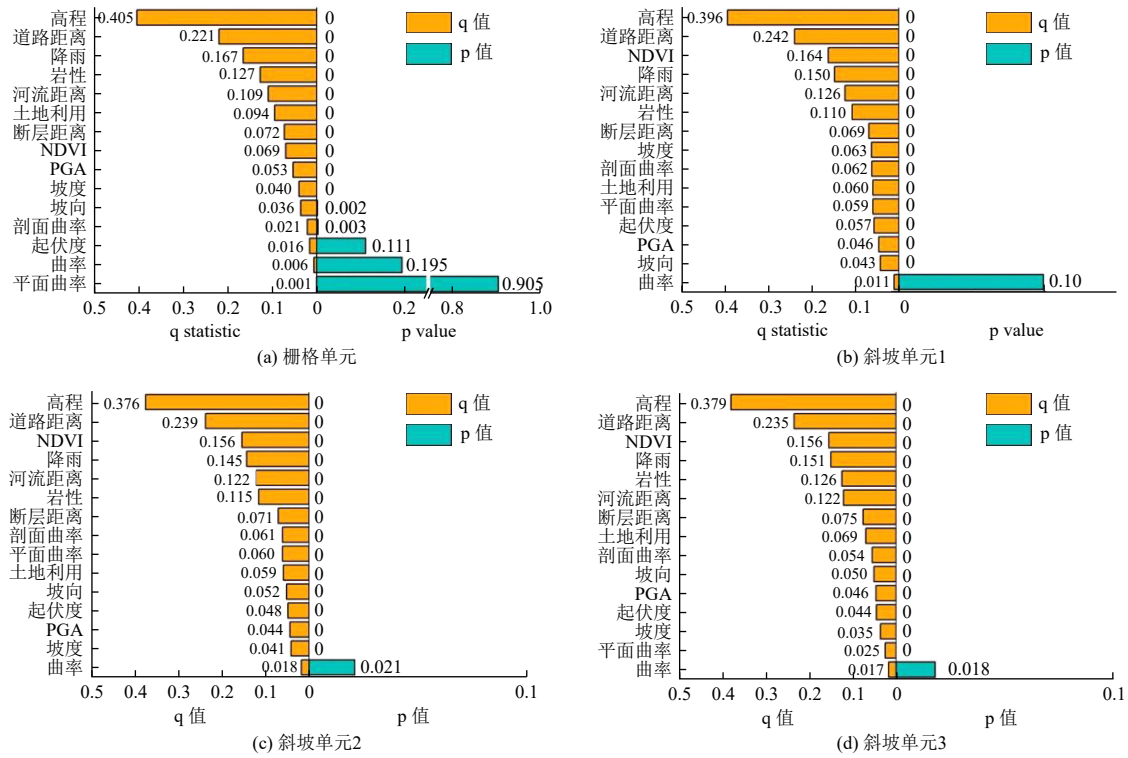


图 7 不同评估单元下每个因子的 q 统计量和 p 值

Fig. 7 Q statistics and p values for each factor under different assessment units

共线性分析,以评估它们之间的相互依赖性及其对模型稳定性的潜在影响。分析结果见表 2。表 2 显示,在不同评价单元下,所有剩余因子的 TOL 值均大于 0.1, VIF 值均小于 10。这表明剩余因子之间

不存在多重共线性问题,因此无需再剔除任何额外的因子。

3.3 模型结果分析

AUC 值在 0.7 到 0.9 之间表示模型具有合理的辨别能力,而大于 0.9 的 AUC 值则表明该模型具有高度精确的分类能力。图 8 显示了在栅格单元和三种斜坡单元情况下, SVM、RF 和 XGBoost 模型的

表 2 四个评估单元中每个因素的 VIF 和 TOL

Tab. 2 Four assessment units for each factor's VIF and TOL

因子	共线性统计							
	Grid units		Slope units 1		Slope units 2		Slope units 3	
	TOL	VIF	TOL	VIF	TOL	VIF	TOL	VIF
高程	0.279	3.582	0.214	4.664	0.215	4.642	0.215	4.652
坡向	0.959	1.043	0.951	1.052	0.941	1.062	0.95	1.053
坡度	0.753	1.329	0.124	8.065	0.149	6.715	0.141	7.074
平面曲率	/	/	0.674	1.483	0.608	1.644	0.731	1.368
剖面曲率	0.959	1.043	0.65	1.538	0.593	1.687	0.677	1.477
起伏度	/	/	0.126	7.911	0.144	6.949	0.14	7.126
岩性	0.898	1.114	0.923	1.083	0.911	1.097	0.895	1.118
断层距离	0.789	1.268	0.764	1.309	0.76	1.316	0.748	1.337
降雨	0.297	3.369	0.25	4.008	0.249	4.02	0.257	3.89
河流距离	0.728	1.374	0.716	1.396	0.724	1.381	0.713	1.403
NDVI	0.488	2.047	0.288	3.469	0.311	3.218	0.31	3.231
PGA	0.492	2.033	0.475	2.105	0.476	2.101	0.478	2.091
土地利用	0.708	1.412	0.698	1.433	0.691	1.446	0.689	1.452
道路距离	0.469	2.131	0.544	1.837	0.517	1.934	0.522	1.916
曲率	/	/	/	/	/	/	/	/

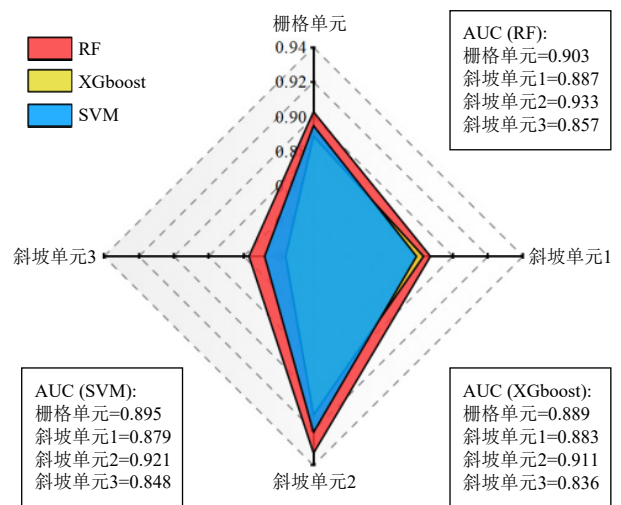


图 8 基于不同评价单元的各机器学习模型的

AUC 值

Fig. 8 AUC values of various machine learning models based on different evaluation units

AUC 值。结果表明,在各种评估单元下,RF 模型始终获得最高的 AUC(栅格单元: 0.903、斜坡单元 1:0.887、斜坡单元 2:0.933、斜坡单元 3:0.857),表现出最佳的性能。从评估单元的角度来看,20 470 个斜坡单元(斜坡单元 2)拥有最高的 AUC(RF: 0.933、XGBoost: 0.911、SVM: 0.921),表明最佳的效果;其次为栅格单元(RF: 0.903、XGBoost: 0.889、SVM: 0.895);然后是 11 718 个斜坡单元(斜坡单元 1)(RF: 0.887、XGBoost: 0.883、SVM: 0.879),29 923 个斜坡单元(斜坡单元 3)具有最低的 AUC 值(RF: 0.857、XGBoost: 0.836、SVM: 0.848)。

3.4 滑坡易发性制图

运用 RF 模型,并基于相同的分类标准,将滑坡易发区域划分为五个类别,分别为: [0-0.2](极低易发性)、[0.2-0.4](低易发性)、[0.4-0.6](中易发性)、[0.6-0.8](高易发性)以及 [0.8-1](极高易发性)。这一划分生成了松潘县的滑坡易发性分布图,包括三张基于不同斜坡单元数量的易发性图,以及一张基于栅格单元的易发性图(图 9)。结果显示,松潘县的大部分地区属于极低和低易发性类别,而高易发性区域主要集中在道路和水体周边,这与该地区的滑坡历史记录一致。

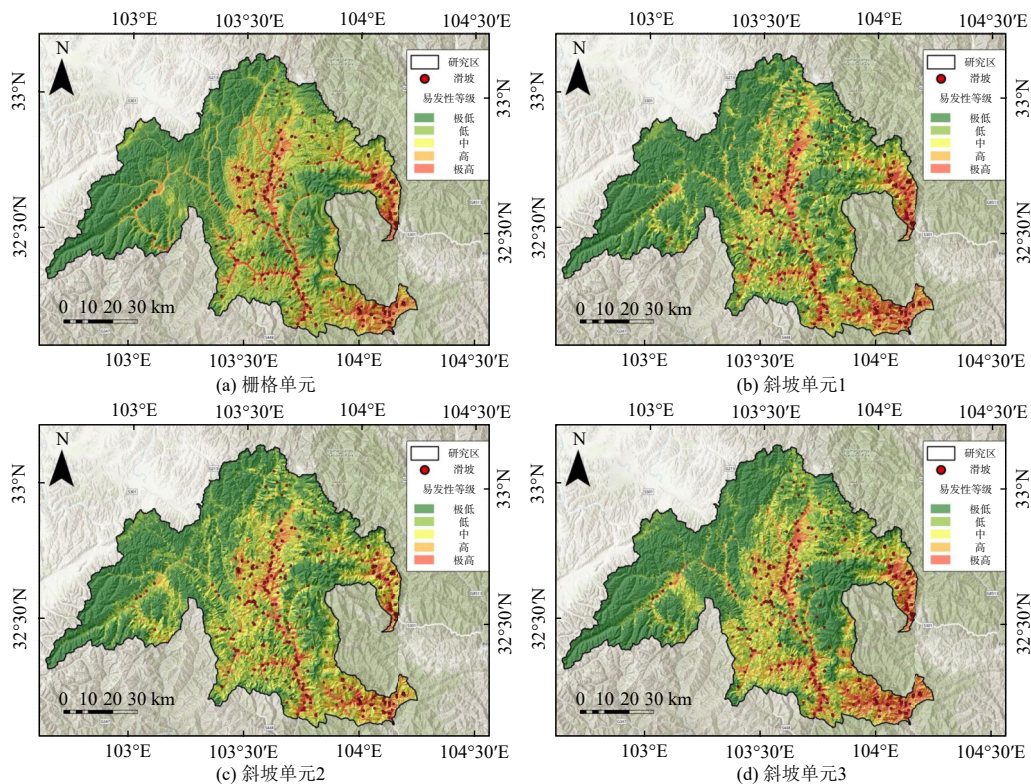


图 9 滑坡易发性地图

Fig. 9 Landslide susceptibility map

为了定量分析斜坡单元数量敏感性对滑坡易发性预测的影响,统计了不同评估单元下各滑坡易发性等级的相对面积百分比,并计算了其对应易发性地图的相关系数 R 值(图 10)。以往研究结果表明,预测出高和极高易发性区域的面积比例较小时,地图的预测准确性更高。这是因为预测大面积的高滑坡概率区域在现实中并不切实际。此外,较高的 R 值表明高和极高易发性区域内的滑坡密度更大,说明这些易发性地图具有更好的有效性和科学性。

数据显示,在所分析的斜坡单元中,使用 20 470 个单元(斜坡单元 2)时,“高”与“极高”滑坡易发性

区域的总面积比例最低,为 15.5%,且 R 值最高,达到 5.26。这表明,基于 20 470 个斜坡单元的滑坡易发性评估结果最为优越;其次是栅格单元,其高和极高易发性区域的面积比例为 17.7%,R 值为 4.96。使用 11 718 个斜坡单元(斜坡单元 1)时,高和极高易发性区域的比例为 18.6%,R 值为 4.51;而使用 29 923 个单元(斜坡单元 3)时,比例增至 18.86%,R 值则降至 4.44。

通过对各模型的 AUC 值、高和极高易发性类别比例及 R 值进行系统评估,结果表明,使用 20 470 个斜坡单元(斜坡单元 2)作为评估单元时,滑坡易发性

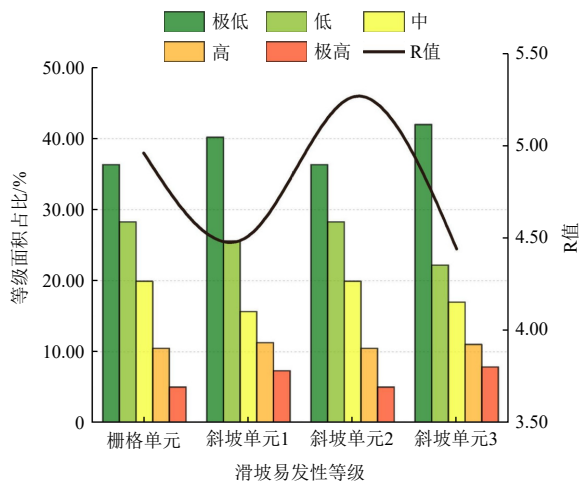


图 10 基于不同评价单元的滑坡易发性等级比例和 R 值
Fig. 10 The ratio of each landslide susceptibility grade and the R value of different evaluation units

预测的效果最佳。栅格单元的表现紧随其后, 优于其他两种斜坡单元配置。而表现最差的为 29 923 个斜坡单元, 虽然单元数量最多, 但其评估效果不如其他配置。

4 结论与讨论

4.1 与以往研究的比较

以往的斜坡单元滑坡易发性研究多关注其与其他单元的准确性比较(安雪莲等, 2024), 或讨论滑坡与非滑坡比例等不确定因素(Chang et al., 2023), 较少涉及斜坡单元数量敏感性的影响。本研究在基于栅格单元的基础上, 评估了三种不同数量的斜坡单元, 发现斜坡单元的数量敏感性确实对因子和易发性的结果有影响。

4.2 斜坡单元数量敏感性对因子的影响

根据栅格单元中各因素的 q 值, 计算了每种斜坡单元的 q 值的总变化, 如表 3 所示。三种斜坡单元各个因子的 q 值变化不同, q 值总变化也不相同。同时任意一种斜坡单元的因子影响排名均未与栅格单元的排名一致, 并且不同数量的斜坡单元之间的影响排名也存在明显差异。以岩性因子为例, 其不同斜坡单元数量下的提取结果有所不同(如图 11 所示), 从而导致其贡献程度出现变化。这表明, 斜坡单元数量的变化对各因子的贡献排序产生了直接影响, 必须在具体研究中加以考虑。

4.3 斜坡单元数量对滑坡易发性的影响

随着斜坡单元数量的增加, 单一单元面积相应减小, 理论上因子的提取精度应提高, 进而使模型预

表 3 不同数量的斜坡单元相对于栅格单元的每个因子的 q 值变化
Tab. 3 Changes in q statistics of each factor for different numbers of slope units relative to Grid units

因子	q 值	q 值相对变化		
	栅格单元	斜坡单元1	斜坡单元2	斜坡单元3
坡向	0.036	0.007	0.016	0.014
曲率	0.006	0.005	0.011	0.01
断层距离	0.405	0.009	0.029	0.026
河流距离	0.072	0.003	0.002	0.003
道路距离	0.094	0.034	0.036	0.025
高程	0.127	0.017	0.012	0.001
土地利用	0.069	0.095	0.087	0.086
岩性	0.053	0.007	0.009	0.007
NDVI	0	0.059	0.06	0.024
PGA	0.021	0.041	0.04	0.033
平面曲率	0.167	0.017	0.022	0.016
剖面曲率	0.016	0.041	0.032	0.029
降雨	0.109	0.017	0.014	0.013
起伏度	0.221	0.021	0.018	0.014
坡度	0.04	0.023	0.001	0.004
q 值总变化	/	0.398	0.389	0.307

测结果更加准确。然而, 结果发现, 最佳的 AUC 值和滑坡易发性预测结果并非出现在单元数量最多的斜坡单元 3, 而是斜坡单元 2。这表明, 虽然在一定范围内, 斜坡单元数量的增加确实能够提升模型的复杂性和预测精度, 但过多的单元会导致计算负担增加, 同时边际效益逐渐递减。

此外, 过多的斜坡单元可能会引入迷惑数据, 影响模型的准确性, 如图 12 所示。这种现象可能是由于过小的单元在某些区域难以有效区分特征, 导致模型结果的稳定性下降。因此, 合理选择斜坡单元数量对于提升模型的预测性能至关重要。

4.4 限制与展望

尽管本研究强调了单元类型和数量对滑坡易发性评估结果的敏感性, 数据质量的局限性仍然不容忽视。当前的研究尚无法确定是否超过 29 923 个单元会带来更好的结果, 但可以明确的是, 进一步细分单元并不必然会线性提升评估的精度。此外, 斜坡单元的表现也并非在所有情况下都优于栅格单元。因此, 未来的研究应进一步深入探讨斜坡单元的最佳数量, 以提高评估方法的科学性和实际应用的有效性。

综上所述, 本研究通过对不同单元类型和数量的探索, 进一步深化了对斜坡单元在滑坡易发性评

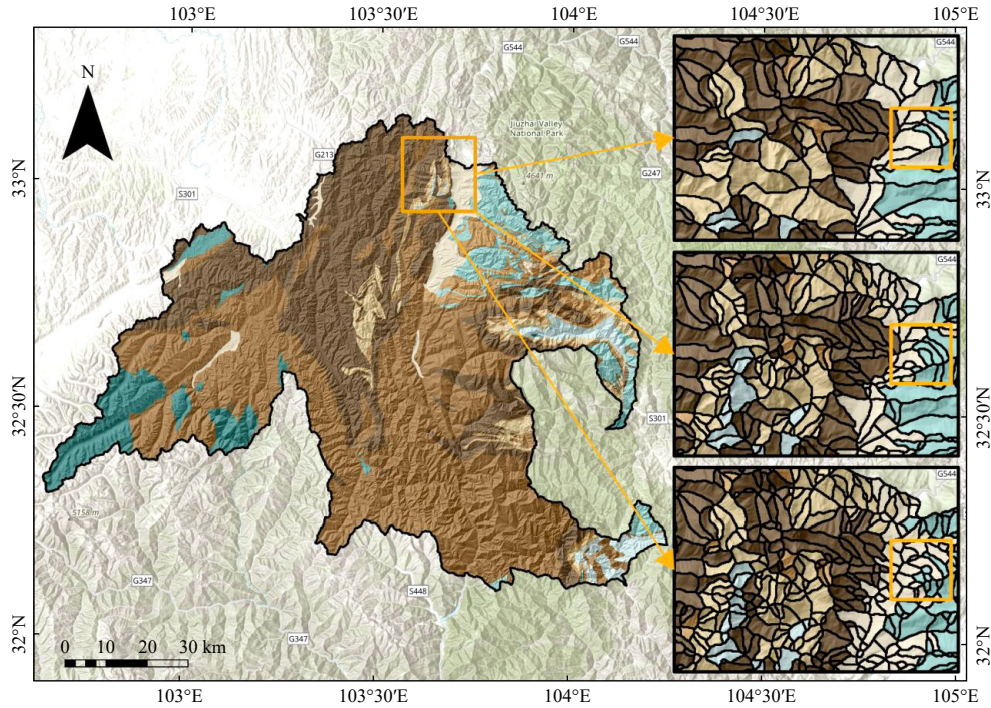


图 11 不同数量的斜坡单元提取出不同的岩性特征

Fig. 11 Different number of slope units can extract different lithologic characteristics

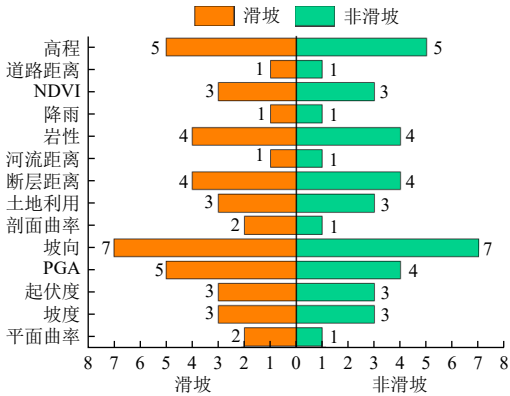


图 12 迷惑数据

Fig. 12 Confusing data

估中的作用的理 解。这些发现为地质灾害风险评估提供了重要的参考价值,并为未来相关研究奠定了基础。

4.5 结论

本研究探讨了斜坡单元数量敏感性对滑坡易发性评估的影响,采用地理探测器、多重共线性分析及三种机器学习模型进行系统分析。研究表明:

1. 斜坡单元数量对滑坡影响因子的贡献存在显著差异。合理的斜坡单元数量能够更准确地提取滑坡影响因子信息,减少冗余。
2. 滑坡易发性评估结果并不随斜坡单元数量的增加而单调提升。在本研究中,20470 个斜坡单元

表现最佳,其 AUC 和 R 值均达到最高,优于其他斜坡单元数量和栅格单元。

3. 斜坡单元评估方法在特定条件下优于栅格单元,但栅格单元仍具有较高的应用价值和对比研究意义。本研究通过 30 m×30 m 栅格单元与斜坡单元对比,验证了不同评价单元在滑坡易发性评估中的差异。

本研究强调了斜坡单元数量对评估结果的敏感性,指出了通过对比筛选合适单元数量的重要性,为滑坡风险评估提供了新的思路。

参考文献:

安雪莲,密长林,孙德亮,等,2024. 基于不同评价单元的三峡库区滑坡易发性对比:以重庆市云阳县为例[J]. 吉林大学学报(地球科学版),54(5): 1629—1644.

An X L, Mi C L, Sun D L, et al., 2024. Comparison of landslide susceptibility in Three Gorges Reservoir area based on different evaluation units: take Yunyang County in Chongqing as an example[J]. Journal of Jilin University (Earth Science Edition), 54(5): 1629—1644. (In Chinese)

曹文庚,潘登,徐邳杰,等,2025. 河南省滑坡灾害易发性制图研究:多种机器学习模型的对比[J]. 地质科技通报,44(1): 101—111.

Cao W G, Pan D, Xu Z J, et al., 2025. Landslide disaster vulnerability mapping study in Henan Province: Comparison of

- different machine learning models[J]. *Bulletin of Geological Science and Technology*, 44(1): 101—111. (In Chinese)
- 陈刚,程光军,彭双庆,等,2024.一种基于地貌—斜坡结构划分斜坡单元的区域滑坡易发性评价研究[J].*地质论评*, 70(增刊1): 231—235.
- Chen G, Cheng G J, Peng S Q, et al., 2024. Study on regional landslide susceptibility evaluation based on landform slope structure division of slope units[J]. *Geological Review*, 70(S1): 231—235. (In Chinese)
- 陈力,丁雨淋,朱庆,等,2024.基于元学习的广域范围滑坡易发性小样本预测[J].*武汉大学学报(信息科学版)*, 49(8): 1367—1376.
- Chen L, Ding Y L, Zhu Q, et al., 2024. Few-Shot Prediction of Landslide Susceptibility Based on Meta-Learning Paradigm[J]. *Journal of Wuhan University (Information Science Edition)*, 49(8): 1367—1376. (In Chinese)
- 崔婷婷,安雪莲,孙德亮,等,2025.基于SHAP的可解释机器学习的滑坡易发性评价模型[J].*成都理工大学学报(自然科学版)*, 52(1): 153—172.
- Cui T T, An X L, Sun D L, et al., 2025. Explainable machine learning models for landslide susceptibility mapping based on SHAP[J]. *Journal of Chengdu University of Technology (Science & Technology Edition)*, 52(1): 153—172. (In Chinese)
- 蒋文学,李益敏,杨雪,等,2023.基于斜坡单元的怒江州滑坡易发性研究[J].*水土保持学报*, 37(5): 160—167.
- Jiang W X, Li Y M, Yang X, et al., 2023. Study on landslide susceptibility in Nujiang prefecture based on slope unit[J]. *Journal of Soil and Water Conservation*, 37(5): 160—167. (In Chinese)
- 金必晶,曾韬睿,桂蕾,等,2024.考虑未来土地利用动态情景的滑坡易发性制图[J].*地球信息科学学报*, 26(6): 1486—1499.
- Jin B J, Zeng T R, Gui L, et al., 2024. Mapping the landslide susceptibility considering future land use dynamics scenario[J]. *Journal of Geo-Information Science*, 26(6): 1486—1499. (In Chinese)
- 李远远,梅红波,任晓杰,等,2018.基于确定性系数和支持向量机的地质灾害易发性评价[J].*地球信息科学学报*, 20(12): 1699—1709.
- Li Y Y, Mei H B, Ren X J, et al., 2018. Geological disaster susceptibility evaluation based on certainty factor and support vector machine[J]. *Journal of Geo-Information Science*, 20(12): 1699—1709. (In Chinese)
- 刘福臻,王灵,肖东升,2021.机器学习模型在滑坡易发性评价中的应用[J].*中国地质灾害与防治学报*, 32(6): 98—106.
- Liu F Z, Wang L, Xiao D S, 2021. Application of machine learning model in landslide susceptibility evaluation[J]. *The Chinese Journal of Geological Hazard and Control*, 32(6): 98—106. (In Chinese)
- 刘帅,王涛,曹佳文,等,2024.基于优化随机森林模型的降雨群发滑坡易发性评价:以西秦岭极端降雨事件为例[J].*地质通报*, 43(6): 958—970.
- Liu S, Wang T, Cao J W, et al., 2024. Susceptibility assessment of precipitation-induced mass landslides based on optimal random forest model: Taking the extreme precipitation event in western Qinling mountains as an example[J]. *Geological Bulletin of China*, 43(6): 958—970. (In Chinese)
- 刘阳,尚慧,占惠珠,等,2022.评价单元对地质灾害易发性评价的影响[J].*科学技术与工程*, 22(35): 15536—15545.
- Liu Y, Shang H, Zhan H Z, et al., 2022. Impact of different evaluation units on geological hazards susceptibility[J]. *Science Technology and Engineering*, 22(35): 15536—15545. (In Chinese)
- 罗路广,裴向军,黄润秋,等,2021. 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*, 29(2): 526—535.
- Luo L G, Pei X J, Huang R Q, et al., 2021. Landslide susceptibility assessment in Jiuzhaigou scenic area with GIS based on certainty factor and logistic regression model[J]. *Journal of Engineering Geology*, 29(2): 526—535. (In Chinese)
- 孙明喆,毕瑶家,孙驰,2019.改进随机森林算法综述[J].*现代信息科技*, 3(20): 28—30.
- Sun M Z, Bi Y J, Sun C, 2019. A survey of improved random forest algorithms[J]. *Modern Information Technology*, 3(20): 28—30. (In Chinese)
- 田述军,张珊珊,唐青松,等,2019.基于不同评价单元的滑坡易发性评价对比研究[J].*自然灾害学报*, 28(6): 137—145.
- Tian S J, Zhang S S, Tang Q S, et al., 2019. Comparative study of landslide susceptibility assessment based on different evaluation units[J]. *Journal of Natural Disasters*, 28(6): 137—145. (In Chinese)
- 王劲峰,徐成东,2017.地理探测器:原理与展望[J].*地理学报*, 72(1): 116—134.
- Wang J F, Xu C D, 2017. Geodetector: principle and prospective[J]. *Acta Geographica Sinica*, 72(1): 116—134. (In Chinese)
- 王伟中,李树兴,尚彦军,等,2023.基于斜坡单元划分和逻辑回归模型的滑坡易发性评价:以山阳县高坝店镇为例[J].*新疆地质*, 41(3): 424—430.
- Wang W Z, Li S X, Shang Y J, et al., 2023. Landslide susceptibility assessment based on slope unit division and logistic regression model-taking gaobadian town of Shanyang County as an example[J]. *Xinjiang Geology*, 41(3): 424—430. (In Chinese)

- 王鑫盈, 马超, 张岩, 2023. 浅层黄土滑坡易发性评价: 以晋西黄土区蔡家川农地小流域为例[J]. 山地学报, 41(6): 904—915.
- Wang X Y, Ma C, Zhang Y, 2023. Risk assessment of shallow loess landslides: taking a small watershed of Caijiachuan farmland in the loess region of western Shanxi of China as an example[J]. Mountain Research, 41(6): 904—915. (In Chinese)
- 吴宏阳, 周超, 梁鑫, 等, 2023. 基于 XGBoost 模型的三峡库区燕山乡滑坡易发性评价与区划[J]. 中国地质灾害与防治学报, 34(5): 141—152.
- Wu H Y, Zhou C, Liang X, et al., 2023. Assessment of landslide susceptibility mapping based on XGBoost model: a case study of Yanshan Township[J]. The Chinese Journal of Geological Hazard and Control, 34(5): 141—152. (In Chinese)
- 吴先谭, 邓辉, 张文江, 等, 2022. 基于斜坡单元自动划分的滑坡易发性评价[J]. 山地学报, 40(4): 542—556.
- Wu X T, Deng H, Zhang W J, et al., 2022. Evaluation of landslide susceptibility based on automatic slope unit division [J]. Mountain Research, 40(4): 542—556. (In Chinese)
- 许烈, 巨能攀, 邓明东, 等, 2024. 不同评价单元的滑坡易发性评价精度对比分析[J]. 工程地质学报, 32(5): 1640—1653.
- Xu L, Ju N P, Deng M D, et al., 2024. Comparative analysis of landslide susceptibility assessment accuracy in different evaluation units[J]. Journal of Engineering Geology, 32(5): 1640—1653. (In Chinese)
- 阳青青, 余秋兵, 张廷斌, 等, 2023. 基于 GDIV 模型的大渡河中游地区滑坡危险性评价与区划[J]. 中国地质灾害与防治学报, 34(5): 130—140.
- Yang Q Q, Yu Q B, Zhang T B, et al., 2023. Landslide hazard assessment in the middle reach area of the Dadu River based on the GDIV model[J]. The Chinese Journal of Geological Hazard and Control, 34(5): 130—140. (In Chinese)
- 杨延晨, 周超, 施佳涓, 2023. 基于卷积神经网络的区域滑坡易发性评价: 以三峡库区万州区为例[J]. 测绘通报 (11): 1—6.
- Yang Y C, Zhou C, Shi J M, 2023. Evaluation of regional landslide susceptibility based on convolutional neural network: a case study of Wanzhou district of Three Gorges Reservoir area[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, (11): 1—6. (In Chinese)
- 张季生, 高锐, 李秋生, 等, 2007. 松潘—甘孜和西秦岭造山带地球物理特征及基底构造研究[J]. 地质论评, 53(2): 261—266, 300.
- Zhang J S, Gao R, Li Q S, et al., 2007. A study on geophysical characteristic and basement in the Songpan: Garze and western Qinling Orogenic Belt[J]. Geological Review, 53(2): 261—266, 300. (In Chinese)
- 张潇远, 苏巧梅, 赵财胜, 等, 2023. 一种利用贝叶斯算法优化 XGBoost 的滑坡易发性评价方法[J]. 测绘科学, 48(6): 140—150.
- Zhang X Y, Su Q M, Zhao C S, et al., 2023. A landslide susceptibility evaluation method using Bayesian algorithm to optimize XGBoost[J]. Science of Surveying and Mapping, 48(6): 140—150. (In Chinese)
- 赵晓东, 徐振涛, 刘福, 等, 2022. 基于极端梯度提升算法的滑坡易发性评价模型[J]. 科学技术与工程, 22(23): 10347—10354.
- Zhao X D, Xu Z T, Liu F, et al., 2022. Landslide susceptibility evaluation model based on XGBoost[J]. Science Technology and Engineering, 22(23): 10347—10354. (In Chinese)
- 周天游, 刘畅, 薛鹏, 等, 2023. 基于不同机器学习的震后滑坡易发性建模研究[J]. 自然灾害学报, 32(5): 177—185.
- Zhou T Y, Liu C, Xue P, et al., 2023. Post-seismic landslide susceptibility modeling based on different machine learning methods[J]. Journal of Natural Disasters, 32(5): 177—185. (In Chinese)
- Alvioli M, Marchesini I, Reichenbach P, et al., 2016. Automatic delineation of geomorphological slope units with r.slopeunits v1.0 and their optimization for landslide susceptibility modeling[J]. Geoscientific Model Development, 9(11): 3975—3991.
- Barman J, Biswas B, Rao K S, 2024. A hybrid integration of analytical hierarchy process (AHP) and the multiobjective optimization on the basis of ratio analysis (MOORA) for landslide susceptibility zonation of Aizawl, India[J]. Natural Hazards, 120(9): 8571—8596.
- Behnia P, Blais-Stevens A, 2018. Landslide susceptibility modelling using the quantitative random forest method along the northern portion of the Yukon Alaska Highway Corridor, Canada[J]. Natural Hazards, 90(3): 1407—1426.
- Chang Z L, Huang J S, Huang F M, et al., 2023. Uncertainty analysis of non-landslide sample selection in landslide susceptibility prediction using slope unit-based machine learning models[J]. Gondwana Research, 117: 307—320.
- Hong H Y, Liu J Z, Zhu A X, 2020. Modeling landslide susceptibility using LogitBoost alternating decision trees and forest by penalizing attributes with the bagging ensemble[J]. Science of The Total Environment, 718: 137231.
- Liu Q, Tang A P, Huang D L, 2023. Exploring the uncertainty of landslide susceptibility assessment caused by the number of non-landslides[J]. Catena, 227: 107109.
- Pham B T, Prakash I, Chen W, et al., 2019. A novel intelligence approach of a sequential minimal optimization-based

- support vector machine for landslide susceptibility mapping[J]. Sustainability, 11(22): 6323.
- Süzen M L, Doyuran V, 2004. A comparison of the GIS based landslide susceptibility assessment methods: multivariate versus bivariate[J]. Environmental Geology, 45(5): 665—679.
- Veeck G, Li Z, Yu F W, et al., 2015. The effects of China's environmental protection policies on pasture quality and the activities of small-scale herders in Songpan County, Western Sichuan[J]. Environmental Monitoring and Assessment, 187(6): 368.
- Zhao Z, Lan H X, Li L P, et al., 2024. Landslide spatial prediction using cluster analysis[J]. Gondwana Research, 130: 291—307.