

基于不同评价单元的滑坡易发性对比分析

——以青海省海东市乐都区为例

李元元¹, 李化敏²

(1.河南工业和信息化职业学院 资源与安全学院,
河南 焦作 454000; 2.河南理工大学 能源学院, 河南 焦作 454000)

摘要: [目的] 探究不同评价单元(栅格单元与斜坡单元)对区域滑坡易发性评估精度与可靠性的影响, 为滑坡风险管控与防灾减灾规划提供科学依据。[方法] 以青海省乐都区湟水河流域为研究区, 选取坡度、坡向、地形起伏度等12个影响因子构建地理空间数据库; 采用随机森林模型, 分别基于栅格单元和斜坡单元建立滑坡易发性评价模型, 并通过网格搜索优化参数; 运用混淆矩阵、ROC曲线及滑坡频率比分析, 对比两种单元下模型的预测精度、因子重要性及易发性分区效果。[结果] ①年降雨量为两种单元下的首要控制因子, 但剩余因子重要性排序存在显著差异, 体现了空间划分方式的尺度效应; ②随机森林模型在两种单元下均表现良好(斜坡单元AUC=0.905, 栅格单元AUC=0.838), 斜坡单元在准确率、召回率、 F_1 分数等指标上均优于栅格单元; ③易发性分区效果显示, 栅格单元高风险区灾害点聚集性更强, 适用于工程治理或详细规划; 斜坡单元整体精度更优, 便于区域性管理。[结论] 斜坡单元在模型整体精度上更具优势, 适用于区域性防灾管理; 栅格单元在高风险区精细化评估中表现更优, 适用于工程治理, 也可推动防灾减灾规划的精细化实施。

关键词: 滑坡易发性; 随机森林; 栅格单元; 斜坡单元; 模型评估; 青海省海东市乐都区

文献标识码: B

文章编号: 1000-288X(2026)01-0214-14

中图分类号: P642, P694

文献参数: 李元元, 李化敏. 基于不同评价单元的滑坡易发性对比分析[J]. 水土保持通报, 2026, 46(1): 214-227. Li Yuanyuan, Li Huamin. Comparative analysis of landslide susceptibility based on different evaluation units [J]. Bulletin of Soil and Water Conservation, 2026, 46(1): 214-227.

DOI: 10.13961/j.cnki.stbctb.2026.01.035

CSTR: 32312.14.stbctb.2026.01.035

Comparative analysis of landslide susceptibility

based on different evaluation units

—A case study of Ledu District in Haidong City, Qinghai Province

Li Yuanyuan¹, Li Huamin²

(1.School of Resources and Security, Henan Vocational College of Industry and Information Technology,
Jiaozuo, Henan 454000, China; 2.School of Energy, Henan Polytechnic University, Jiaozuo, Henan 454000, China)

Abstract: [Objective] The impact of different evaluation units (grid units and slope units) on the accuracy and reliability of regional landslide susceptibility assessment was explored in order to provide a scientific basis for landslide risk management and disaster prevention and mitigation planning. [Methods] Taking the Huangshui River basin in Ledu District, Qinghai Province as the study area, 12 influencing factors such as slope, aspect, and terrain relief were selected to construct a geospatial database. The random forest model was used to establish landslide susceptibility assessment models based on grid units and slope units, respectively, with parameters optimized through grid search. The prediction accuracy, factor importance, and susceptibility zoning effects of the two unit-based models were compared using the confusion matrix, ROC curve, and landslide frequency ratio analysis. [Results] ① Annual rainfall was the primary controlling factor for both unit types, but the importance ranking of the remaining factors showed significant differences, reflecting the scale effect of spatial division

收稿日期: 2025-08-05

修回日期: 2025-10-26

采用日期: 2025-10-27

资助项目: 国家自然科学基金项目“鄂西地区大隆组海相泥页岩天文旋回沉积响应及岩相演化规律”(42002031)

第一作者: 李元元(1980—), 女(汉族), 河南省巩义市人, 硕士, 讲师, 主要从事矿产普查与勘探专业方面的工作。Email: white_lo_la@163.com.

methods. ② The random forest model performed well under both unit types (slope unit AUC=0.905, grid unit AUC=0.838), with slope units outperforming grid units in indicators such as accuracy, recall, and F_1 score. ③ The susceptibility zoning results indicated that grid units exhibited stronger clustering of disaster points in high-risk areas, making them more suitable for engineering management or detailed planning. Slope units achieved better overall accuracy, facilitating regional management. [Conclusion] Slope units show greater advantages in overall model accuracy, making them suitable for regional disaster prevention management, while grid units perform better in fine-scale assessment of high-risk areas, making them applicable for engineering management, and capable of promoting the refined implementation of disaster prevention and mitigation planning.

Keywords: landslide susceptibility; random forest; grid unit; slope unit; model evaluation; Ledu District in Haidong City, Qinghai Province

滑坡作为破坏性极强的地质灾害类型,在全球范围内频发且分布广泛,而中国是受滑坡灾害影响最为严重的国家之一^[1]。青海省乐都区地处青藏高原与黄土高原的过渡地带,地形起伏剧烈,沟壑纵横,地质构造活跃,是滑坡灾害的典型高发区^[2]。区内黄河一级支流湟水河自西向东穿流而过,沿岸广泛分布的松散堆积层,在季节性降水以及道路开挖、农田灌溉等人类工程活动的共同作用下,滑坡灾害频发。滑坡体携带的大量松散物质通过地表径流汇入湟水河,加剧河床淤积,严重削弱河道行洪能力,对黄河下游的生态安全构成直接威胁。因此,科学准确地评估湟水河流域乐都区的滑坡易发性,是实施有效灾害防治、保障区域工程安全与黄河流域生态安全的关键环节^[3]。

滑坡易发性评价旨在揭示特定区域内滑坡发生的空间概率分布,其结果的可靠性高度依赖于所采用评价单元对地形地貌与地质环境特征的合理表征^[4-5]。目前,栅格单元和斜坡单元是应用最为广泛的评价单元类型。栅格单元划分简单便捷,易于与地理信息系统(GIS)和遥感数据集成处理,但其规则网格往往割裂了自然地形连续性和斜坡完整性,难以充分反映滑坡发育的地形控制机理^[6-7]。相比之下,斜坡单元以地形分水岭和谷底线为边界,更符合地貌学原理,能更好地体现斜坡作为滑坡孕育和发生基本单元的完整性。例如,田述军等^[8]通过对比研究发现,斜坡单元评价结果的AUC值高于栅格单元,灾害密度分布更趋合理;杨仲康等^[9]则指出斜坡单元尺寸的“适中”选择对评价精度至关重要。近年来,学界对评价单元划分标准及其对模型性能的影响开展了更为深入的研究。部分研究尝试在传统栅格与斜坡单元之外引入子流域单元、形态单元或基于多源数据融合的复合单元,以期在不同地貌环境下提升模型表现。已有研究^[10]结果表明,评价单元划分的合理性不仅影响模型的整体精度,也直接

关系到高风险区的识别能力与空间分布合理性;同时,DEM分辨率、阈值设定及单元尺度等因素均会引入显著差异^[11-12]。总体而言,如何在“空间完整性”与“计算可操作性”之间取得平衡,已成为当前滑坡易发性研究的热点问题。此外,机器学习方法,特别是随机森林(random forest, RF)模型,凭借其优异的预测性能、处理高维非线性数据的能力以及对变量重要性的评估功能,在滑坡易发性评价中展现出显著优势^[13]。研究^[14]表明,随机森林模型在多个不同研究区的滑坡易发性预测中表现优于逻辑回归、支持向量机等其他模型,具有优异的预测性能。

然而,当前研究仍存在明显局限,多数滑坡易发性评价研究仅采用单一类型的评价单元(多为栅格单元或斜坡单元),缺乏对不同评价单元类型(如栅格单元、斜坡单元、子流域单元等)在同一复杂区域内评价效果的深入系统对比研究^[6,8]。尤其是在乐都区这类地形地质条件极为复杂的高原过渡性地貌区,不同评价单元对关键影响因子(如地形起伏度、地层岩性、人类活动强度等)空间变异性的捕捉能力及其对最终易发性分区精度的影响机制尚未明晰^[9]。此外,评价单元划分方法多依赖经验设定,缺乏统一标准,在乐都区这样的高异质性区域易引入主观偏差。针对上述问题,本研究以滑坡灾害频发且地形地质条件极具代表性的青海省乐都区为研究区。研究旨在:①选取地形地貌、地质环境、水文条件及人类活动等多维度的滑坡影响因子;②基于随机森林模型,系统构建并对比分析栅格单元、斜坡单元等不同评价单元下的滑坡易发性评价模型;③采用栅格单元和斜坡单元评估不同评价单元方案对模型预测精度、因子重要性排序及易发性分区空间格局的影响,明确适用于湟水河流域乐都区复杂地理环境的评价单元类型及其可靠性。研究成果可为乐都区及类似复杂过渡地貌区的滑坡灾害精细化风险管控,防灾减灾规划及黄河流域生态保护提供科学依据。

1 研究区概况与数据来源

1.1 研究区概况

青海省乐都区位于黄河一级支流湟水河中下游河谷地带,是黄河上游重要的生态节点,坐落于祁连山系与拉脊山脉交汇地带,地理坐标介于东经 $102^{\circ}09'$ — $102^{\circ}47'$,北纬 $36^{\circ}16'$ — $36^{\circ}40'$ 。该区总面积 $2\,480\text{ km}^2$,属于典型高原大陆性气候,年均气温 $6.3\text{ }^{\circ}\text{C}$,年降水量约为 456 mm ,其中7—9月集中了全年降水的65%以上,季节性河流的泥沙输移对黄河上游水质调控具有重要影响^[3]。地质构造上,乐都区横跨祁连褶皱带与拉脊山断裂带,出露地层跨越元古代变质岩系至新生代第四纪松散堆积物。区内发育乐都北山断裂、岗沟断裂等数条活动断裂带,新构造运动活跃。区内地形呈现典型盆山格局,中部湟水河与其支流引胜沟、岗子沟形成宽谷盆地,湟水河两侧集中分布中低山丘陵,受流水侵蚀影响强烈,是滑坡灾害的主要发育区^[15]。据统计,乐都区境内发生的滑坡灾害共计130处(图1)。

1.2 数据来源

本研究依托 ArcGIS 10.8 与 PyCharm 平台开展空间分析,数据内容涵盖基础地理信息与专题要素两类。基础数据采用 30 m 分辨率数字高程模型(DEM)及 $1:25$ 万比例尺交通网络、地质构造图件;专题数据整合了研究区内的植被覆盖度、年降雨量、河

网水系、交通道路及滑坡点空间分布等矢量图层。需要说明的是,部分时序性因子与滑坡清单采集时间并非完全对应,但采用多年平均和极值指标能够合理反映区域水文气候背景,其潜在的不匹配误差在总体分析中影响有限。此外,研究使用的地质图数据采集年代较早,但区域地层格架与主要岩性分布在研究区属于相对稳定的地质背景,仍能满足本研究对岩组工程地质属性分区的需求。以上所有数据均统一投影至西安80坐标系,具体数据属性与获取途径详见表1。

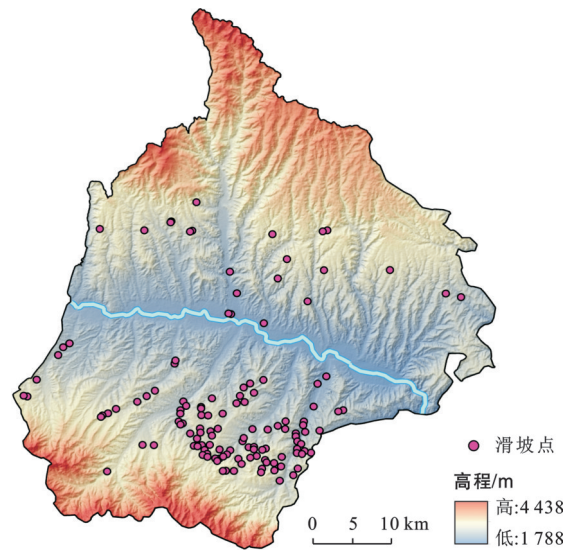


图1 青海省海东市乐都区滑坡点分布
Fig.1 Distribution of landslides at Ledu District, Haidong City, Qinghai Province

表1 数据来源和数据类型

Table 1 Data sources and data types

基础数据	数据来源	类型	用途	采集时间
DEM	地理空间数据云(https://www.gscloud.cn)	栅格	提取地貌、水文条件等数据	2023年
地质图	青海省区域地质志	矢量	提取岩性、断层等地质信息	1991年
降雨	国家青藏高原数据科学中心(https://data.tpdac.ac.cn)	栅格	提取逐月降水量	2018—2022年
水系及路网	全国地理信息资源目录服务系统(https://www.webmap.cn)	矢量	提取人类工程、及水文数据	2021年
NDVI	谷歌地球引擎	栅格	提取植被覆盖数据	2022—2024年
滑坡清单	青海省地矿勘察院	矢量	提取滑坡位置信息	2000—2019年

1.3 评价单元划分

在滑坡易发性评价中,划分评价单元是基础步骤,目的是将研究区域划分为若干空间单元,便于整合各种影响因子并进行空间建模。不同的单元划分方式可以对分析精度与效率产生显著影响,是滑坡敏感性评价的关键环节^[6,16]。因此,评价单元的划分需要尽可能保证单元内部的均一性以及单元之间的差异性。目前,常见的评价单元包括栅格单元、斜坡单元、流域单元、行政单元等^[17]。其中,栅格单元是将区域划分为若干个大小相同的规则网格,便于与遥

感影像和DEM数据匹配,具有处理简单、计算速率快的优势。而斜坡单元则基于地貌和水文特征划分,其边界形态更为自然,能够更加真实地反映滑坡发生的地形单元,在区域灾害治理规划中被广泛应用。

本研究通过 ArcGIS 软件运用“面转栅格”工具,将研究区的分辨率设定为 30 m ,共划分 3.73×10^6 个栅格单元。斜坡单元则采用水文分析模型进行划分,再结合研究区的卫星影像进行人工校正,最终将研究区划分为 $3\,406$ 个斜坡单元。斜坡单元的划分流程如图2所示。进行斜坡单元划分时,首先以

DEM为基础,在 ArcGIS 中对原始高程数据进行均值滤波,消除局部高频地形噪声,增强整体地形连续性。随后利用“曲率”工具计算地表曲率,并提取平均曲率与反转曲率图层,反映坡面凹凸形态变化。在此基础上,应用“流向计算”和“流量累积”工具,对 DEM 进行水文分析,识别汇流出口点并进行流域划分,提取初步的水文单元。在水文分区基础上,将栅格数据矢量化,并结合曲率图层,利用“地形位置对比”及“分水岭边界分析”提取凹形(沟谷)与凸形(山脊)地貌边界。随后,通过“要素相交”与“拓扑检查”功能对凹凸地貌线与流域边界进行融合,生成空间结构连贯、内部属性一致的坡面区域。最终,划定得到的矢量图层即为斜坡单元,作为后续滑坡易发性评价的空间基础单元,结果如图 3 所示。

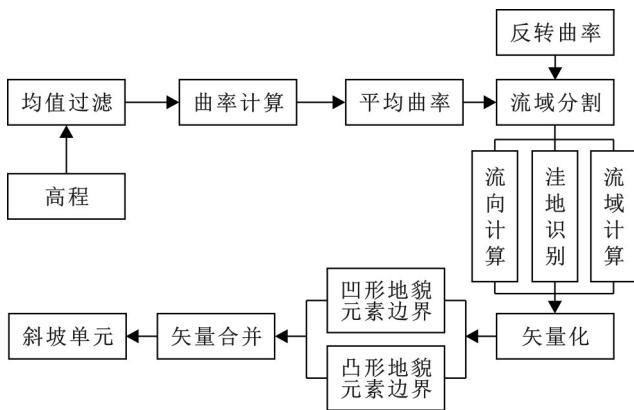


图 2 斜坡单元的划分流程
Fig.2 Division process of slope units

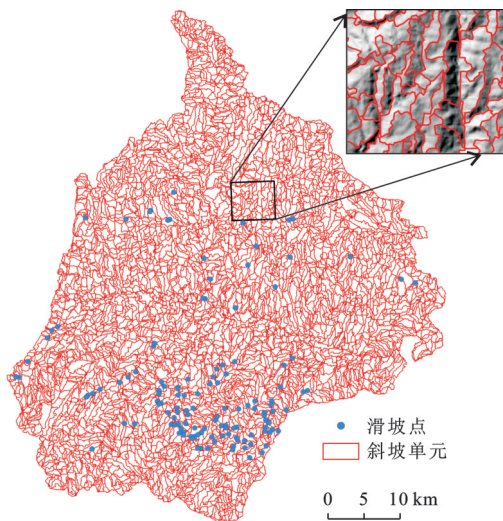


图 3 乐都区斜坡单元划分
Fig.3 Division of slope units at Ledu District

2 地理空间数据库

2.1 影响因子

基于乐都区地质灾害野外调查与成因机制分

析,本研究根据地形条件、水文条件、地质条件、地表覆盖条件和人类活动等初步确定了 12 个评价因子(图 4)。

地形条件指标包括:坡度、坡向、地形起伏度、平面曲率。水文条件指标包括:距河流距离、年降雨量、地形湿度指数(TWI)、径流侵蚀力指数(SPI)。地质条件指标为工程地质岩组。地表覆盖条件指标包括:植被归一化指数(NDVI)、地表粗糙度。人类活动指标为距道路距离。

2.1.1 地形条件

(1) 坡度。指地表某一特定区域相对于水平面的倾斜角度。它直接影响地表径流速度与重力势能分布,陡坡区域因剪切应力增大更易发生滑坡,是评价斜坡稳定性的核心地形指标。

(2) 坡向。指地表某一特定区域的斜坡相对于北方的方向,通常用方位角度表示,从正北方向开始范围为 $0^{\circ}\sim 360^{\circ}$ 。坡向通过日照差异影响植被覆盖与土壤湿度,阴坡因水分滞留可能加剧岩土体软化,间接增加滑坡风险。

(3) 地形起伏度。指地形的复杂程度和表面高低不平的程度,是衡量地形特征变化的一项重要指标。地形起伏度反映了地表切割强度,高起伏区域因应力集中和风化剥蚀更易发生崩塌型滑坡。

(4) 平面曲率。用于描述地表水平方向曲率变化,正曲率(凸坡)区域因径流汇聚加速表层侵蚀,负曲率(凹坡)则可能堆积松散物质,均影响滑坡发育。

2.1.2 水文因子

(1) 距水系距离。指特定区域与水系之间的距离。水流经过的区域通常会对地形产生侵蚀作用,削弱坡脚支撑,进而降低土壤的稳定性,距河流越近水力侵蚀引发的滑坡风险越高。

(2) 年降雨量。为滑坡主要触发因子。高降雨强度通过增加孔隙水压力与土体重度,显著提升浅层滑坡概率。

(3) 地形湿度指数(TWI)。表征地表汇水能力,高 TWI 值区域(如河谷、洼地)土壤含水量饱和度高,降低抗剪强度,易引发浅层滑坡。

(4) 径流侵蚀力指数(SPI)。反映水流侵蚀潜力,高 SPI 区域(如河岸陡坡)受水力冲刷加剧坡脚侵蚀,导致斜坡失稳。

2.1.3 地质条件

岩组指的是在地质时间尺度上具有相同或相似成因、物质组成和沉积环境的岩石集合。岩组决定岩土体力学性质,本研究将区内的岩组划分为松散岩、软弱岩、较软弱岩、较坚硬岩、坚硬岩 5 类。

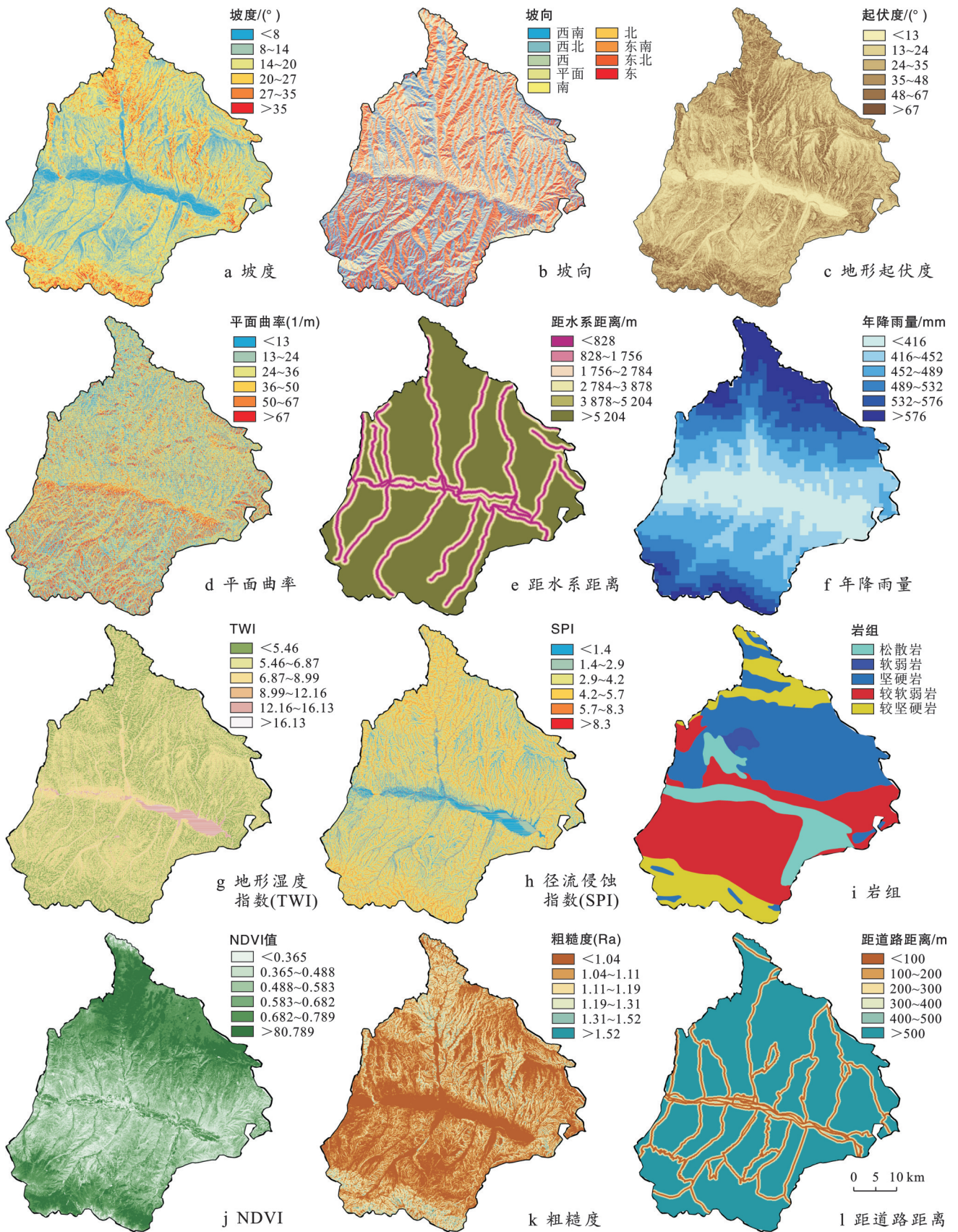


图 4 乐都区滑坡影响因子

Fig.4 Landslide influencing factors of Ledu District

2.1.4 地表覆盖条件

(1) NDVI。是一种用于评估植被覆盖情况和健

康状况的重要遥感指标,其值在-1~1。值越高表明植被越健康和茂密,值越小表明无植被或稀疏植被。

(2) 粗糙度。反映地表形态起伏程度的指标,基于高程数据标准差等地形变异特征计算。范围通常为 0(平滑)至正无穷(崎岖),值越高地表越崎岖(如山地),越低则越平坦(如平原),影响水土流失、地表径流和生态评估。

2.1.5 人类工程活动

距道路距离指目标区与道路或公路之间的距离。这一距离有助于评估人类工程对于地质灾害发生的影响作用,削坡开挖削弱了天然支护,且坡面角度普遍变陡极大地扰动了坡体内部平衡条件,为滑坡的发生提供了良好的孕灾条件。

2.2 数据处理

频率比法作为一种定量分析手段,常用于评估不同条件因子或属性区间对滑坡发生的影响,不仅能够有效捕捉连续因子与滑坡发生之间的非线性关系,还能统一量纲并增强模型解释性。具体而言,其通过计算各个子类的滑坡发生率及该子类自身的面积比,然后基于二者之间的比值确定该影响因子在这一子类上滑坡发生的可能性,计算公式为

$$FR = \frac{l/L}{s/S} \quad (1)$$

式中: l 表示在某一属性区间内单个因子的滑坡网格单元数; L 表示研究区域内滑坡网格单元的总数; s 表示该属性区间内的网格单元数; S 表示研究区域内网格单元的总数。

所选的 12 个评价因子既有连续型因子也有离散型因子,为了能够更好地反映每个因子与滑坡发生之间的关系作用,可将所有连续性因子数值转化为离散数据,进而统一用频率比(FR)表示各个因子的分类区间对于地质灾害的敏感程度^[1]。

本研究中,各个条件因子子类的 FR 值作为 LSP 模型的输入变量,与子类相关的属性区间皆采用自然断裂法进行划分。目前,关于属性区间的数量并没有统一的标准,一些研究表明将其设置为 4, 8, 12 是比较合理的^[18-19]。本文采用自然断裂法将连续型条件

$$F_j = \frac{1}{N_T} \sum_{T=1}^{N_T} \sum_{s \in S_j} \left\{ \text{Gini}_{\text{parent}}(s) - \left[\frac{N_{\text{left}}}{N} \times \text{Gini}_{\text{left}}(s) + \frac{N_{\text{right}}}{N} \times \text{Gini}_{\text{right}}(s) \right] \right\} \quad (3)$$

式中: F_j 是影响因子的重要性; S_j 是树 T 中使用特征 j 的所有分裂点; $\text{Gini}_{\text{parent}}(s)$ 是分裂点 s 前父节点的基尼系数; $\text{Gini}_{\text{left}}(s)$, $\text{Gini}_{\text{right}}(s)$ 是分裂后左右节点的基尼系数; N 是父节点的样本数; N_{left} , N_{right} 是左右子节点的样本数。

3.2 模型优化及训练

超参数优化是一项依据特定的性能评价指标,从超参数的可行取值空间中精准筛选能使模型达到

因子分为 6 个区间,然后分别计算这些因子子类的频率比值,结果如表 2 所示。本文构建的栅格单元和斜坡单元将基于各个因子的频率比结果进行计算分析。

3 滑坡易发性分区

3.1 随机森林

随机森林(RF)是一种由多棵决策树集成的分类模型,通过特征子集随机选择与多数投票原则优化预测结果^[20]。在滑坡易发性建模中,该方法首先采用 Bagging 技术从原始训练集中有放回地抽取 k 个样本子集,每个子集保留与原始数据集相同的特征维度。然后为每个样本子集构建独立决策树,在节点分裂过程中,每次从 m 个原始特征中随机选取 n ($n < m$) 个特征构成分裂特征集。每棵决策树输出样本单元的滑坡发生概率后,模型对 k 棵树的概率预测结果进行算术平均,最终生成 0~1 连续分布的易发性概率值。计算公式为

$$P = \max \left\{ p_i = \frac{\sum_{j=1}^k p_{ij}}{k} \mid i \in I \right\} \quad (2)$$

式中: I 是所有类别的集合; k 是决策树的数量; p_i 是事件 i 发生的概率; p_{ij} 是第 j 棵决策树中事件 i 发生的概率; P 是最终选定类别对应的概率值。

此外,为了更好地衡量不同评价单元下,评价因子对模型预测的重要程度,本研究采用 RF 模型的基尼系数(Gini index)量化各个因子的重要性^[21-22]。具体而言,基尼系数常用于量化节点的不纯度,并通过计算特征在分裂节点时带来的基尼系数减少量来评估因子重要性,对于每个特征,其重要性是通过在所有决策树中,该特征被选为分裂点时基尼系数的减少量(即分裂前父节点的基尼系数减去分裂后子节点的加权基尼系数之和)的总和来累积,然后对所有树取平均值,从而反映该特征对降低整体不纯度的贡献程度。如公式(3)所示:

最佳性能的最优超参数值组合的关键任务^[23-24]。在众多模型优化算法中,网格搜索法是目前较为常用的一种。网格搜索法的基本思路是,在给定的超参数取值范围内,按照一定规则构建所有可能的超参数组合,然后对每一组组合进行模型训练和评估,最终根据评估结果选出表现最优的超参数组合。网格搜索法因其简单直接、易于理解实现的特点,在超参数优化领域得到广泛应用。假设模型超参数为 θ ,其

取值范围定义为一个有限集合 $\Theta = \{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n\}$, 则
 网格搜索的目标为该集中所能找到的最优参数。
 计算公式为

$$\theta^* = \arg \min_{\theta \in \Theta} L(\theta) \quad (4)$$

式中: $L(\theta)$ 为基于验证集的损失函数或评价指标。

表 2 评价因子的频率比

Table 2 Frequency ratios of evaluation factors

影响因子	分级区间	面积比	滑坡比	频率比	影响因子	分级区间	面积比	滑坡比	频率比
坡度/ (°)	<8	0.259	0.292	1.124	TWI	<5.46	0.310	0.123	0.396
	8~14	0.387	0.530	1.371		5.46~6.87	0.403	0.531	1.315
	14~20	0.245	0.176	0.721		6.87~8.99	0.185	0.269	1.451
	20~27	0.057	0	0		8.99~12.16	0.051	0.061	1.186
	27~35	0.049	0	0		12.16~16.13	0.041	0.015	0.376
	>35	0.001	0	0		>16.13	0.008	0	0
坡向	平面	0.001	0	0	SPI	<1.4	0.085	0.069	0.809
	北	0.049	0.092	1.868		1.4~2.9	0.252	0.153	0.609
	东北	0.123	0.100	0.810		2.9~4.2	0.332	0.446	1.339
	东	0.153	0.130	0.854		4.2~5.7	0.245	0.284	1.159
	东南	0.140	0.161	1.152		5.7~8.3	0.064	0.038	0.591
	南	0.101	0.092	0.906		>8.3	0.018	0.007	0.418
	西南	0.112	0.100	0.885					
	西	0.139	0.184	1.326					
西北	0.127	0.138	1.086						
地形 起伏度/m	<13	0.247	0.307	1.243	岩组	松散岩	0.118	0.200	1.692
	13~24	0.313	0.407	1.300		软弱岩	0.013	0.023	1.739
	24~35	0.223	0.238	1.065		较软弱岩	0.376	0.684	1.818
	35~48	0.137	0.046	0.334		较坚硬岩	0.145	0.007	0.052
	48~67	0.064	0	0		坚硬岩	0.346	0.084	0.244
	>67	0.013	0	0					
平面曲率/ (m ⁻¹)	<13	0.236	0.361	1.527	NDVI	<0.365	0.048	0.046	0.960
	13~24	0.253	0.284	1.122		0.365~0.488	0.138	0.161	1.168
	24~36	0.189	0.192	1.016		0.488~0.583	0.222	0.284	1.279
	36~50	0.125	0.038	0.306		0.583~0.682	0.204	0.323	1.581
	50~67	0.091	0.046	0.505		0.682~0.789	0.206	0.161	0.782
	>67	0.103	0.076	0.741		>0.789	0.180	0.023	0.127
距河流 距离/m	<828	0.079	0.061	0.773	粗糙度	<1.04	0.473	0.600	1.268
	828~1756	0.065	0.092	1.411		1.04~1.11	0.270	0.338	1.250
	1 756~2784	0.066	0.076	1.155		1.11~1.19	0.151	0.061	0.406
	2 784~3878	0.059	0.030	0.517		1.19~1.31	0.075	0	0
	3 878~5204	0.061	0.031	0.501		1.31~1.52	0.026	0	0
	>5204	0.667	0.707	1.060		>1.52	0.003	0	0
年降雨量/ mm	<416	0.183	0.061	0.335	距道路 距离/m	<100	0.074	0.146	1.951
	416~452	0.210	0.269	1.280		100~200	0.042	0.069	1.620
	452~489	0.220	0.607	2.752		200~300	0.045	0.084	1.867
	452~532	0.153	0.061	0.401		300~400	0.036	0.069	1.872
	532~576	0.130	0	0		400~500	0.044	0.107	2.437
	>576	0.102	0	0		>500	0.755	0.523	0.691

本研究将乐都区的 130 个滑坡作为正样本, 考虑到研究区滑坡点数量有限, 如果缓冲区半径阈值设定过大, 将显著缩小可供采集的负样本范围, 从而影

响模型的样本均衡性和泛化能力, 故本研究在参考前人经验的同时, 以滑坡点为中心, 将半径 0.5 km 外的区域作为负样本的采集区间, 按照正负样本 1:1 的

比例随机选取相同数量的负样本。每一个评价单元即为单独的样本,不同评价单元所构建的样本集是存在差异:对于栅格单元而言,每一个滑坡点所在的栅格即为正样本;对于斜坡单元而言,含有滑坡点的斜坡单元即为正样本。根据统计结果,栅格单元和斜坡单元正样本的数量的分别为 130 和 121 个。值得注意的是,虽然栅格单元与斜坡单元在正样本数量上存在一定差异,但这是二者划分方式不同导致的自然结果。并且,RF 模型对这种轻微样本差异具有较强鲁棒性,因此不会显著影响分类性能,反而能更真实地反映不同评价单元在实际应用中的表现。为了保证评估的严谨性,基于两种不同的数据集,本研究按照 7:3 的比例划分训练集和测试集,在网格搜索过程中引入五折交叉验证作为内部循环进行 RF 模型优化,对每一组候选超参数组合均执行一次交叉验证,并以其平均 AUC 值作为该组合的性能评价指标,最终选择平均性能最优的参数组合作为模型的最优超参数。不同评价单元下模型的最优参数详见表 3。

表 3 模型最优参数组合

Table 3 Optimal parameter combinations of model

类型	决策树数量	最大树深	最小分裂样本数	叶节点最小样本数
栅格单元	96	6	7	3
斜坡单元	90	5	2	2

3.3 模型检验

3.3.1 混淆矩阵

在滑坡易发性预测研究中,混淆矩阵是一种常用且有效的模型评估方法,能够反映模型在分类任务中的实际表现^[25-26]。在二分类问题中,通常将发生滑坡的样本定义为正类(positive),未发生滑坡的样本定义为负类(negative)。根据模型预测结果与真实情况的组合,可以将分类结果分为 4 种类型:①真阳性(true positive, TP)。预测为滑坡,实际也为滑坡;②假阳性(false positive, FP)。预测为滑坡,但实际为非滑坡;③假阴性(false negative, FN)。预测为非滑坡,但实际为滑坡;④真阴性(true negative, TN)。预测为非滑坡,实际也为非滑坡。

混淆矩阵可以全面反映模型的分类准确性、误判率与漏判率,进而支持如准确率、精确率、召回率等指标的计算,为滑坡易发性预测模型的效果评估提供量化依据。表 4 列出基于斜坡单元与网格单元两种划分方式下的混淆矩阵结果。

为了定量评估滑坡易发性模型的性能,本

文基于混淆矩阵引入 4 个常用指标:准确率(ACC)、精确率(PRE)、召回率(RECALL)以及 F_1 分数(F_1 -score)。其中,准确率反映模型整体分类的正确比例,精确率衡量被预测为“滑坡”中有多少是真正的滑坡,召回率表示所有真实滑坡中有多少被正确识别,而 F_1 分数综合考虑精确率与敏感度之间的平衡性,是衡量模型性能的重要指标^[27]。相关计算为

$$ACC = \frac{T_p + T_n}{T_p + T_n + F_p + F_n} \quad (5)$$

$$PRE = \frac{T_p}{T_p + F_p} \quad (6)$$

$$RECALL = \frac{T_p}{T_p + F_n} \quad (7)$$

$$F_1\text{-score} = \frac{2 \cdot PRE \cdot RECALL}{PRE + RECALL} \quad (8)$$

4 个指标的取值范围均为 0~1,数值越高表明模型预测性能越好。从表 5 可以看出,斜坡单元在 4 项指标上均优于栅格单元,其中,栅格单元和斜坡单元的 F_1 分数分别为 0.606 与 0.842,说明斜坡单元划分方式在滑坡易发性预测中具有更高的精度和稳定性。

表 4 滑坡识别结果的混淆矩阵

Table 4 Confusion matrix of landslide identification results

评价单元	预测结果	真实值	
		滑坡(P)	非滑坡(N)
栅格单元	滑坡(P)	20(TP)	7(FP)
	非滑坡(N)	19(FN)	32(TN)
斜坡单元	滑坡(P)	32(TP)	8(FP)
	非滑坡(N)	4(FN)	29(TN)

注:TP,FP 分别为真阳性和假阳性;TN, FN 分别为真阴性和假阴性。

表 5 混淆矩阵评价指标

Table 5 Evaluation indicators of confusion matrix

评价单元	准确率(ACC)	精确率(PRE)	召回率(RECALL)	F_1 -score
栅格单元	0.667	0.741	0.513	0.606
斜坡单元	0.835	0.800	0.889	0.842

3.3.2 模型精度及结果与分析

为了更加准确地对比不同模型的预测精度,研究采用受试者工作曲线(ROC)对 3 个模型的预测性能进行量化评估。ROC 作为一种定量评估机器学习模型整体性能的重要指标,它通过计算 ROC 曲线下的面积值(AUC)来量化滑坡易发性的准确性^[28]。AUC 值表示当前分类器中,随机选择的正样本排名高于负样本的概率。计算公式为

$$AUC = \frac{\sum_{i=1}^{n_0} r_i - n_0 \times (n_0 + 1) / 2}{n_0 \times n_1} \quad (9)$$

式中： n_0 为负样本的数量； n_1 为正样本的数量； r_i 为第 i 个负样本在所有测试样本中的排名。

由图 5 可知，斜坡单元和栅格单元的 AUC 值分别为 0.905 和 0.838，结果表明两种评价单元在随机森林模型的预测上都具有较好的评价效果。相较于栅格单元，从模型的预测精度对比上来看，使用斜坡单元能够有助于预测模型达到更高的精度。

基于随机森林模型采用不同评价单元对研究区滑坡易发性进行预测，通过 ArcGIS 软件结合自然断点法将研究区易发性划分为极低易发区、低易发区、中易发区、高易发区和极高易发区 5 个等级。2 种评价单元下的乐都区滑坡易发性区划结果如图 6 所示。由图 6 可知，RF 模型在 2 种评价单元下的预测结果在空间分布上具有较高的相似性，极高、高易发区主要集中在南部的山区地带，而河流北部的河谷台地区

域风险等级明显偏低。这是由于南部区域地形起伏较为明显，地表水动力的侵蚀作用更加显著，使得岩土体结构破碎化程度高。此外，该区域内人类工程活动频繁，对原始地形和植被覆盖造成了显著扰动，加剧了斜坡稳定性失衡。在强降雨等外部诱发条件的叠加作用下，相较而言更易发生滑坡^[12]。

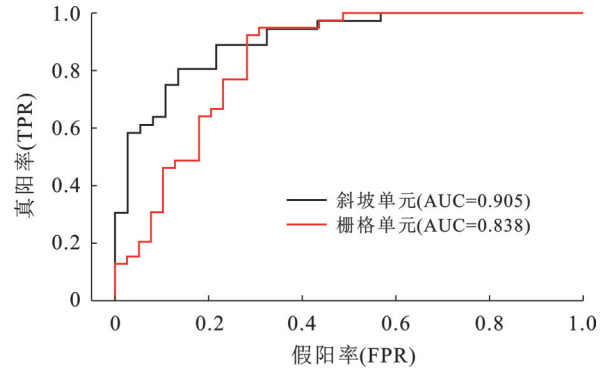


图 5 不同评价单元的 ROC 曲线

Fig.5 ROC curves of different evaluation units

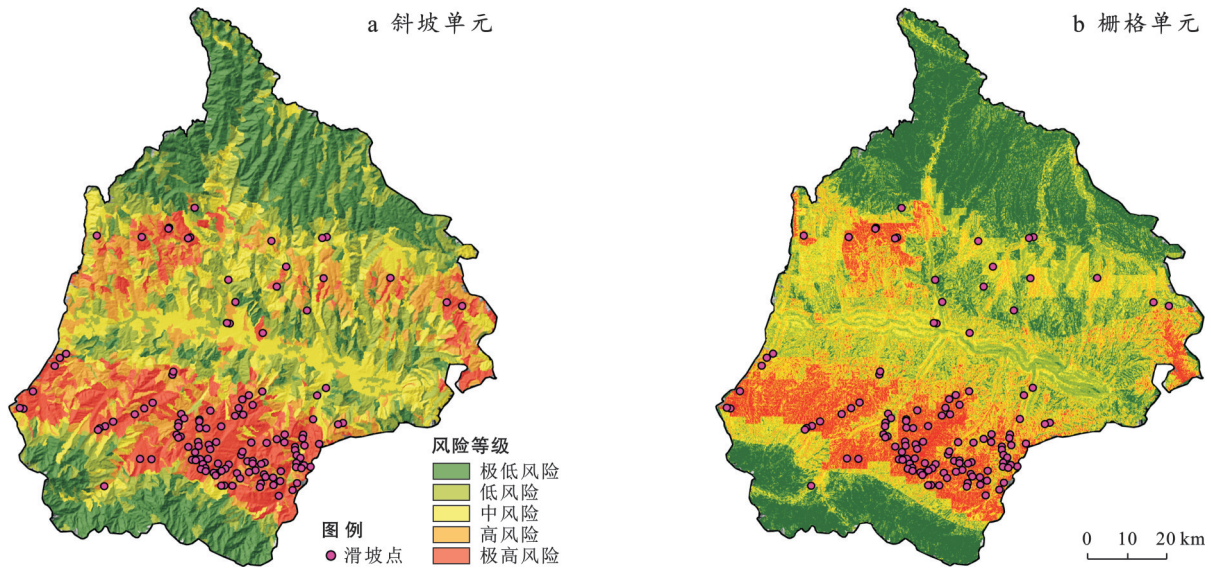


图 6 乐都区滑坡易发性分区

Fig.6 Landslide susceptibility zonation of Ledu District

进一步地，为了更好地评估不同评价单元下滑坡易发性分区结果的可靠性，基于各易发性等级的基础数据统计，计算得出对应的滑坡频率比，结果详见表 6。

从风险分区可视化效果及表 3 数据可以发现，不同评价单元在不同等级风险区的面积分布上有着大致相似的规律，即随着风险等级的上升面积比逐渐下降。但从风险分区的效果上进行对比，二者之间存在着较为明显的差异。①栅格单元在极低和低易发区的面积比例为 55.27%，对应的滑坡频率比为 0.114 3，在高和极高易发区的面积比例为 24.90%，对

应的滑坡频率比为 7.301 2。②斜坡单元在极低和低易发区的面积比例为 50.22%，对应的滑坡频率比为 0.157 1，在高和极高易发区面积比例为 31.41%，对应的滑坡频率比为 5.890 2。

由于自然状态下，绝大部分的评价单元是处在稳定安全的状态，故衡量预测模型效果优劣的一条重要准则是在较小的风险区域内包含越多的灾害点^[29]。对上述统计数据对比分析可知，栅格单元高风险区域的分布更加集中，且高风险区所包含的灾害点也越多，故在风险区划制图上采用栅格单元可靠性相对更高，有助于精细化风险管控。

4 讨论

4.1 滑坡影响因子重要性排序

因子重要性分析有助于识别影响区域滑坡易发性的关键致灾因子,从而提高模型的解释性与预测精度,还能为灾害防治措施提供科学依据,从而实现更具针对性的风险管理与资源配置。一般而言,规则网格划分形成的栅格单元,其属性值通常代表区域内若干位置点的均值或典型值;基于地形特征变化不规则划分的斜坡单元,则能更精确表达地貌起伏等自然特性。本研究利用随机森林模型中的基尼系数对各输入因子的重要性进行了评估,基尼系数越高,因子对模型分类结果的贡献越大。图 7 为不同评价单元下各影响因子的相关性排序结果。由图 7 可知,不同的评价单元在相同数据集下的决策机制并不相同,因子重要性排序也有着显著差异,表明预

测模型基于栅格单元和斜坡单元进行易发性机理的学习存在尺度效应。

表 6 研究区滑坡易发性风险分区统计结果
Table 6 Statistical results of landslide susceptibility risk zonation in study area

评价单元	风险等级	面积比/%	滑坡数量	滑坡比/%	频率比
栅格单元	极低	28.37	0	0	0
	低	26.90	4	3.07	0.114 3
	中	19.83	18	13.85	0.698 2
	高	14.41	31	23.85	1.654 8
斜坡单元	极高	10.49	77	59.23	5.646 4
	极低	25.82	0	0	0
	低	24.40	1	0.77	0.031 5
	中	18.37	3	2.31	0.125 6
	高	14.42	23	17.69	1.226 9
	极高	16.99	103	79.23	4.663 3

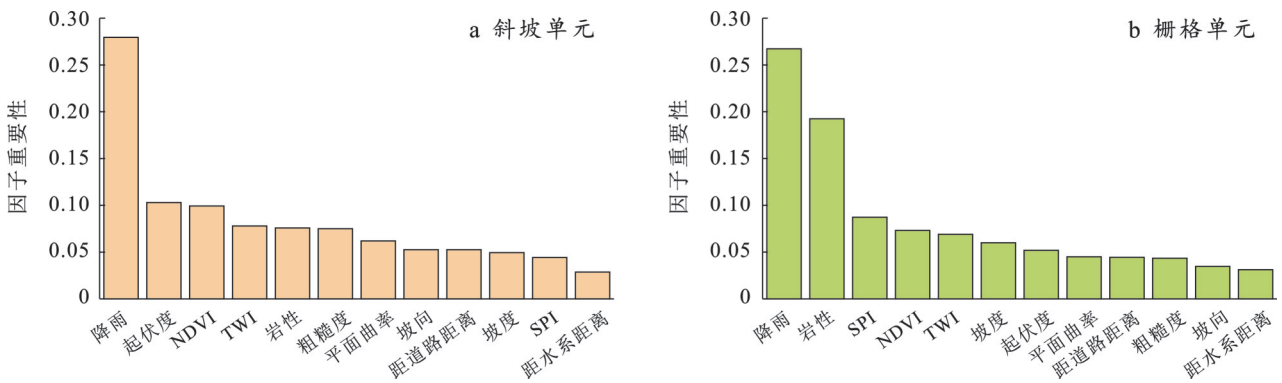


图 7 乐都区滑坡影响因子重要性排序

Fig.7 Importance ranking of landslde-affecting factors in Ledu District

二者均将降雨因子作为首要的主控因子,2个单元中降雨因子的权重分别为0.267和0.279,远超其他因子。由于乐都区地处青藏高原地带,属于典型的少雨地区,其蒸发量是降雨量的5倍,且长期保持低含水率。当突发暴雨来临时,坡体容易快速饱和,孔隙水压力骤升,失稳几率显著提升。因此,无论使用何种评价单元,模型都会首先捕捉这一水动力触发信号。在剩余的影响因子中,各个因子的重要性排序在不同评价单元下也有着明显变化,表现特点包括:①因子内部的同质性和外部边界会在不同评价单元下产生差异。例如,栅格单元将岩性界面切割成更加细小的过度像元,使得岩性差异在网格级别中被进一步放大,其权重值得到提升。而在斜坡单元中一般以分水岭作为边界,同一坡面岩性较为单一,岩性之间的差异被消解,故而权重降低。②形态参数的敏感度在不同评价单元下存在相反趋势。斜坡单元以天然坡向进行聚合,使得起伏度、粗糙度等

形态指标对坡面整体稳定性的指示作用增强,故在斜坡单元中出现权值跃升。由于栅格单元内部可能同时包含坡顶与坡脚,形态差别在这个过程中被平滑,导致起伏度等指标权重偏低。

具体而言,不同评价单元下因子重要性排序的差异不仅是统计结果上的不同,更直接影响滑坡易发性评价结果的空间表现:斜坡单元强调坡度、起伏度等整体形态因子,生成的风险分区更契合自然坡体边界,适合区域性管理与宏观防灾。栅格单元则凸显岩性、道路等局部因子,评价结果对局部危险条件更加敏感,适合工程治理与局地风险识别。因此,在实际应用中需结合研究目标调整因子选择策略,即斜坡单元应优先保证高精度地形因子的可靠性,而栅格单元则需强调局部突变性因子的精细化表达。

4.2 随机森林模型

本研究对栅格单元与斜坡单元两个数据集分别

采用随机森林建模,二者的 AUC 分别达到 0.838 和 0.905, F_1 值则分别为 0.606 和 0.842,表明 RF 在滑坡易发性预测中具有较高的普适精度与稳健性。本研究中,RF 依托 Bagging 框架,无需对特征分布做先验假设,可同时处理连续型与离散型变量,对小样本数据及异常值具有较强的鲁棒性,并通过基尼系数自动量化因子贡献度,使降雨、起伏度等主控因子一目了然。从模型评价结果可以发现,斜坡单元内部属性更均质,使形态-水文因子权重提升,适合坡面精细评估;栅格单元样本量更大、岩性差异显著,有助于宏观区划。如果将两类单元分级耦合并分别与 RF 模型进行组合,可构建兼顾全局与局部的防灾框架。但是,RF 仍面临“黑箱”解释不足、类别不平衡偏置和特征相关性稀释等局限,因此为了更加准确地反映易发性影响因子的作用程度及模型决策依据,研究引入 SHAP 可解释性算法来提升 RF 模型的透明度。其中 SHAP 算法的计算原理如下:

假设第 i 个样本 X_i ,第 i 个样本的第 j 个特征为 x_{ij} ,模型对该样本的预测值为 y_i ,整个模型的基线(即所有样本目标变量的均值)为 y_{base} ,则 SHAP 值服从公式(10):

$$y_i = y_{base} + f(x_{i1}) + f(x_{i2}) + \dots + f(x_{ik}) \quad (10)$$

式中: y_i 为最终预测值; $f(x_{ij})$ 为 x_{ij} 的 SHAP 值,即第 i 个样本的第 j 个特征对 y_i 的贡献值。当 $f(x_{ij}) > 0$ 时,说明该特征提升了预测值,产生正向作用;反之,说明该特征降低了预测值,产生反向作用。

在 SHAP 算法中,汇总图用于提供模型的整体解释和特征重要性的可视化。它展示了每个特征对模型输出的影响,并根据其相对重要性对特征进行排序,有助于我们理解模型行为及其输出依据。数据集中的每个样本在汇总图中由一个点表示,横坐标表示该指标的 SHAP 值,点沿每个指标按行堆积用于显示具有相同 SHAP 值的点的数量,点的颜色则表示指标特征值的大小。SHAP 值越大意味着这一指标对灾害评估的影响更大,反之越小;其中,正值代表地质灾害的风险增加,负值代表地质灾害的风险降低。如图 8 所示,SHAP 分析结果揭示了随机森林模型在不同评价单元下的决策逻辑差异。总体上,降雨因子在两个单元中均表现为最主要的控制因子,其属性值越大则 SHAP 值越高,此时滑坡发生的概率也将显著提升,这一特点反映出极端降雨是乐都区滑坡的首要触发机制。在斜坡单元中,坡度、起伏度、粗糙度等整体地形因子的重要性显著增强,说明模型主要依赖对坡体整体稳定性的判别来进行风险划分;而在栅格单元中,岩组、距道路距离及水文因子(SPI, TWI)的贡献度更高,模型更强调局部岩性差异及人类活动干扰对滑坡的控制作用。对比结果进一步表明,随机森林模型在斜坡单元下的决策机制更接近经典的地貌-力学稳定性理论,而在栅格单元下则更敏感于细尺度的地质条件与外部扰动因素,从而导致二者在风险分区空间格局上的差异。

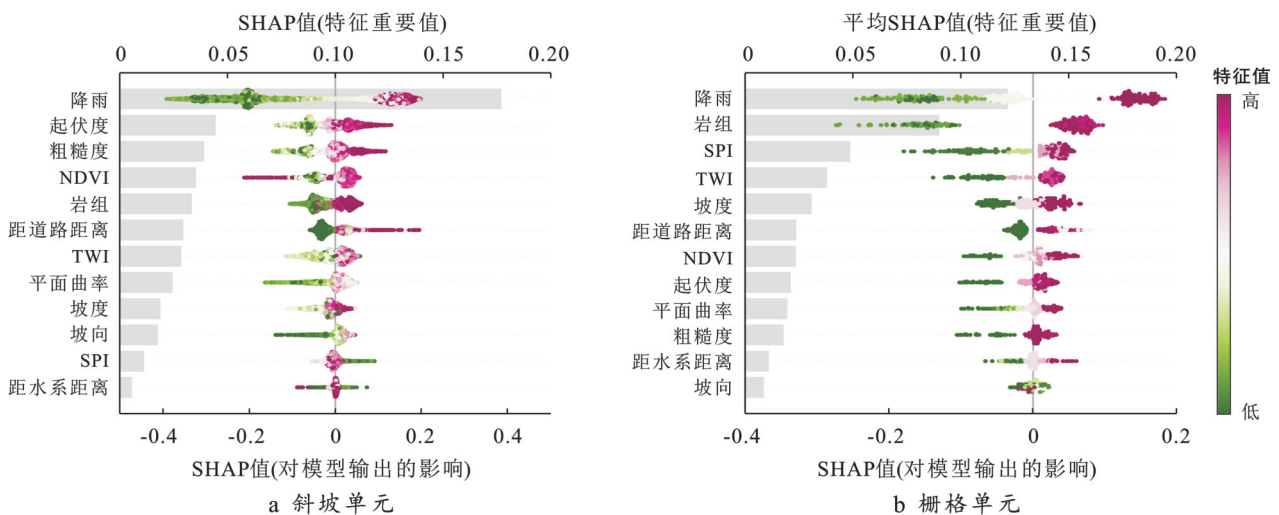


图 8 随机森林模型可解释性分析

Fig.8 Interpretability analysis of random forest model

4.3 评价单元的差异

斜坡单元和栅格单元均为滑坡易发性研究的常用评价单元。栅格单元因划分均一、简单,能在细尺度上捕捉局部地形和岩性突变,如陡坡坡脚或岩性

分界面,因此在极高易发区表现突出。结果表明,其极高易发区频率比和滑坡点集中度均高于斜坡单元,说明栅格单元在识别局部最不稳定区域方面更敏感,适合用于工程治理中的精细化评估。相比之

下,斜坡单元作为完整的地貌动力学单元依靠集水线划分,内部因子值以整体属性为主,能够削弱局部微小差异的影响。这种“平滑”效应使其在低易发区的判别上更准确,假阳性率更低,从而带来更高的整体精度和更稳定的分类表现,适用于区域性的管理。值得注意的是,本研究结论建立在青藏高原东北部黄土高原-高原过渡带的特定地质地貌条件下。在不同地貌区和数据条件下,两种单元的表现可能存在差异。例如,在地形起伏显著的高原与山地地区,斜坡单元完整性较好;而在丘陵地貌中,分水岭与谷底线不易识别,斜坡单元优势会减弱;在高山峡谷地区,栅格单元更有助于刻画陡崖与崩塌等局部高风险特征。与此同时,DEM分辨率亦会影响结果:较低分辨率数据可能削弱栅格单元的优势,而更高分辨率数据(如LiDAR)则可能进一步放大其在极高风险区识别中的敏感性。此外,通过混淆矩阵及AUC等指标对比两个评价单元的效果可以发现:斜坡单元在整体精度、召回率、 F_1 分数等方面均优于栅格单元。这一差异主要源于二者在地形地貌表征方式上的本质区别:斜坡单元以分水岭和沟谷线为边界,能够较好保持坡体整体性,单元内部属性一致性高,更契合滑坡孕育的力学机制,因此模型学习到的规律更具泛化性;而栅格单元为人为划分的规则网格,常出现坡肩、坡脚等不同地貌部位混杂于同一单元的情况,导致内部属性异质性强,增加了噪声与不确定性。尽管如此,栅格单元在局部精细刻画和高风险区识别方面仍具一定优势。由此可见,若研究目标为区域宏观风险区划与资源统筹,斜坡单元更为合适;而在工程治理等需要对局部不稳定区域进行精细识别时,栅格单元则更具应用价值。

5 结论

本研究选取坡度、降雨量、河流距离及平面曲率等12个滑坡影响因子,分别在30 m栅格单元和斜坡单元上应用随机森林算法,构建滑坡易发性模型并开展对比分析,获得以下结论:

(1)在栅格单元、斜坡单元两种评价单元下,研究区83.07%,96.92%的滑坡落在RF模型预测分区中的高、极高易发区内;通过AUC, ACC, PRE, RECALL, F_1 -score等精度指标对比表明,随机森林在两种评价单元下具有较好的表现,且评价单元为斜坡单元时模型预测精度更高,准确性更强。

(2)影响因子的重要性排序结果表明,降雨量在两种评价单元下均为首要的主控因子。该区域地形起伏大,流水侵蚀作用强烈,在突发降雨的情况下极

易诱发滑坡灾害。岩组、地形起伏度等因子的重要性在不同单元下存在明显差异,体现了不同空间划分方式对模型因子解释力的影响。

(3)滑坡易发性评价中,栅格单元与斜坡单元在实际应用中存在一定的适用性差异。细小的栅格单元更易捕捉因子界面变化的细微差异;而斜坡单元是基于坡面水文地貌的整体性,容易弱化单元内的因子特性。故区域性管理建议采用斜坡单元,而工程治理或详细规划应优先采用栅格单元,以提升风险管理的针对性和科学性。

参考文献(References)

- [1] 李光明,杨玉飞,唐亚明,等.数据驱动模型评价滑坡易发性的对比研究:以黄河中游流域为例[J].西北地质,2025,58(2):51-65.
Li Guangming, Yang Yufei, Tang Yaming, et al. Comparison study in landslide susceptibility assessment by using data-driven models: A case study from the middle stream of the Yellow River [J]. Northwestern Geology, 2025, 58(2): 51-65.
- [2] 戴军,陈文君,申淑娟.基于综合灾害风险评估的高原山区乡村聚落空间优化:以青海省海东市乐都区为例[J].灾害学,2021,36(4):119-125.
Dai Jun, Chen Wenjun, Shen Shujuan. Spatial optimization of rural settlements in plateau mountain area based on comprehensive disaster risk assessment: A case study in Ledu District, Haidong City in Qinghai Province [J]. Journal of Catastrophology, 2021, 36(4): 119-125.
- [3] 祝艳波,兰恒星,彭建兵,等.黄河中游地区水土灾害机理与灾害链效应研究进展[J].人民黄河,2021,43(8):108-116.
Zhu Yanbo, Lan Hengxing, Peng Jianbing, et al. Research progress of water-soil disaster mechanism and disaster chain effect in the middle reaches of the Yellow River basin [J]. Yellow River, 2021, 43(8): 108-116.
- [4] 安雪莲,密长林,孙德亮,等.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),2024,54(5):1629-1644.
An Xuelian, Mi Changlin, Sun Deliang, et al. 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), 2024, 54(5): 1629-1644.
- [5] 沈秋华,王钧,黎昊,等.华南丘陵山区群发性滑坡-泥石流灾害链发育特征与危险性评价:以粤西高州马贵河流域为例[J].热带地理,2025,45(4):540-552.
Shen Qiuhua, Wang Jun, Li Hao, et al. Characteristics and risk assessment of group landslide-debris flow disas-

- ter chain in the hilly mountains of south China: A case study of the Magui River basin in Gaozhou, western Guangdong [J]. *Tropical Geography*, 2025, 45(4): 540-552.
- [6] 许烈, 巨能攀, 邓明东, 等. 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*, 2024, 32(5): 1640-1653.
- Xu Lie, Ju Nengpan, Deng Mingdong, et al. Comparative analysis of landslide susceptibility assessment accuracy in different evaluation units [J]. *Journal of Engineering Geology*, 2024, 32(5): 1640-1653.
- [7] 郭长宝, 吴瑞安, 钟宁, 等. 青藏高原东部活动构造带大型滑坡成灾背景与灾变机制[J]. *地球科学*, 2024, 49(12): 4635-4658.
- Guo Changbao, Wu Ruian, Zhong Ning, et al. Large landslides along active tectonic zones of eastern Tibetan Plateau: Background and mechanism of landslide formation [J]. *Earth Science*, 2024, 49(12): 4635-4658.
- [8] 田述军, 张珊珊, 唐青松, 等. 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*, 2019, 28(6): 137-145.
- Tian Shujun, Zhang Shanshan, Tang Qingsong, et al. Comparative study of landslide susceptibility assessment based on different evaluation units [J]. *Journal of Natural Disasters*, 2019, 28(6): 137-145.
- [9] 杨仲康, 张世殊, 邓建辉, 等. 斜坡单元尺寸和滑坡取样方式对区域滑坡易发性评价的影响[J]. *岩石力学与工程学报*, 2025, 44(3): 602-617.
- Yang Zhongkang, Zhang Shishu, Deng Jianhui, et al. The impact of slope unit scale and landslide sampling methods on regional landslide susceptibility assessment [J]. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 2025, 44(3): 602-617.
- [10] Cui Yulong, Xie Zhengyuan, Xu Chong, et al. Comparative study on the effectiveness of landslide susceptibility assessment based on different evaluation units and models [J]. *Geological Journal*, 2025, 60(10): 2432-2446.
- [11] 唐川, 马国超. 基于地貌单元的小区域地质灾害易发性分区方法研究[J]. *地理科学*, 2015, 35(1): 91-98.
- Tang Chuan, Ma Guochao. Small regional geohazards susceptibility mapping based on geomorphic unit [J]. *Scientia Geographica Sinica*, 2015, 35(1): 91-98.
- [12] 薛强, 张茂省, 李林. 基于斜坡单元与信息量法结合的宝塔区黄土滑坡易发性评价[J]. *地质通报*, 2015, 34(11): 2108-2115.
- Xue Qiang, Zhang Maosheng, Li Lin. Loess landslide susceptibility evaluation based on slope unit and information value method in Baota District, Yan'an [J]. *Geological Bulletin of China*, 2015, 34(11): 2108-2115.
- [13] 杨强, 王高峰, 丁伟翠, 等. 多种组合模型的区域滑坡易发性及精度评价[J]. *自然灾害学报*, 2021, 30(2): 36-51.
- Yang Qiang, Wang Gaofeng, Ding Weicui, et al. Susceptibility and accuracy evaluation of regional landslide based on multiple hybrid models [J]. *Journal of Natural Disasters*, 2021, 30(2): 36-51.
- [14] 蔡环宇, 易庆林, 邓茂林, 等. 基于斜坡单元和信息量-逻辑回归的滑坡易发性评价: 以三峡库区香溪河与咩溪河流域为例[J]. *地震工程学报*, 2025, 47(5): 1090-1101.
- Cai Huanyu, Yi Qinglin, Deng Maolin, et al. Landslide susceptibility assessment based on slope units and information value-logistic regression: A case study of the Xiangxi and Zhaxi River basins in the Three Gorges Reservoir area [J]. *China Earthquake Engineering Journal*, 2025, 47(5): 1090-1101.
- [15] 高崇越, 赵健赞, 王志超, 等. 青海省湟水流域潜在地质灾害识别与易发性评价[J]. *水土保持通报*, 2024, 44(2): 245-257.
- Gao Chongyue, Zhao Jianyun, Wang Zhichao, et al. Identification and susceptibility evaluation of potential geological hazards in Huangshui River basin of Qinghai Province [J]. *Bulletin of Soil and Water Conservation*, 2024, 44(2): 245-257.
- [16] 王洪明, 师芸, 平继伟, 等. 蓄泄水期水电站流域滑坡灾害识别与易发性评价[J]. *自然灾害学报*, 2025, 34(1): 85-94.
- Wang Hongming, Shi Yun, Ping Jiwei, et al. Identification and susceptibility evaluation of landslide hazard in drainage period of hydropower station basin [J]. *Journal of Natural Disasters*, 2025, 34(1): 85-94.
- [17] 李正, 冷亮, 孙永鑫, 等. 基于信息量-机器学习耦合模型的水电梯级开发流域滑坡易发性评价[J]. *测绘通报*, 2024(S1): 237-241.
- Li Zheng, Leng Liang, Sun Yongxin, et al. Landslide susceptibility assessment in the river cascade development basin based on the IV-LM coupling model [J]. *Bulletin of Surveying and Mapping*, 2024 (S1): 237-241.
- [18] 刘山东, 李军, 江兴元, 等. 基于数学统计与机器学习模型耦合的滑坡易发性评价方法优化[J]. *科学技术与工程*, 2025, 25(5): 1827-1839.
- Liu Shandong, Li Jun, Jiang Xingyuan, et al. Optimization of landslide susceptibility assessment method coupling mathematical statistics and machine learning models [J]. *Science Technology and Engineering*, 2025, 25(5): 1827-1839.
- [19] 翁铭锴, 肖桂荣. 训练样本采样优化与机器学习结合的

- 滑坡易发性评价方法[J].地球信息科学学报,2025,27(5):1113-1128.
- Weng Mingkai, Xiao Guirong. A landslide susceptibility assessment method integrating training sample optimization and machine learning [J]. Journal of Geo-Information Science, 2025,27(5):1113-1128.
- [20] 屈鹏鑫,谢婉丽,刘琦琦,等.基于机器学习方法改进IVM-RF耦合模型的崩滑灾害危险性评价:以延安市志丹县为例[J].地质科技通报,2025,44(3):280-295.
- Qu Pengxin, Xie Wanli, Liu Qiqi, et al. Collapse and landslide risk assessment based on machine learning improved IVM-RF coupling method: A case study of Zhidan County, Yan'an City [J]. Bulletin of Geological Science and Technology, 2025,44(3):280-295.
- [21] 苏志萍,杨成生,王子倩.结合负样本优化与机器学习模型的怒江洲峡谷段滑坡易发性评价[J].地球信息科学学报,2025,27(4):979-993.
- Su Zhiping, Yang Chengsheng, Wang Ziqian. Landslide susceptibility assessment in Nujiang canyon using negative sample optimization and machine learning models [J]. Journal of Geo-Information Science, 2025, 27(4):979-993.
- [22] Sholichin M, Othman F, Prayogo T B, et al. Assessing landslide susceptibility and formulating adaptation strategies in the Konto watershed, East Java, Indonesia [J]. International Journal of Disaster Risk Reduction, 2024,113:104797.
- [23] 张军以,丁悦凯,孙德亮.基于不同样本比例与超参数优化的滑坡易发性评价:以重庆市武隆区为例[J].重庆师范大学学报(自然科学版),2022,39(5):47-57.
- Zhang Junyi, Ding Yuekai, Sun Deliang. Landslide susceptibility evaluation based on different sample proportion and super parameter optimization: Take Wulong District of Chongqing Municipality as an example [J]. Journal of Chongqing Normal University (Natural Science), 2022,39(5):47-57.
- [24] Rajappan S P, Babu M, Manoharan A N, et al. Landslide susceptibility evaluation of Iruvazhinji watershed of Chaliyar River, central Kerala, India, using frequency ratio approach [J]. Journal of Degraded and Mining Lands Management, 2025,12(2):7111-7122.
- [25] 王洁,林诚杰,梁峰铭,等.基于不同机器学习模型的滑坡易发性分析及适应性评估[J].科学技术与工程,2025,25(2):513-520.
- Wang Jie, Lin Chengjie, Liang Fengming, et al. Landslide susceptibility analysis and adaptability evaluation based on different machine learning models [J]. Science Technology and Engineering, 2025,25(2):513-520.
- [26] 瞿伟,宫明利,徐荣堂,等.一种基于CBAM注意力机制优化YOLOv8n的滑坡检测方法[J].应用基础与工程科学学报,2025,33(5):1231-1238.
- Qu Wei, Gong Mingli, Xu Rongtang, et al. A landslide detection method based on CBAM attention mechanism optimized for YOLOv8n [J]. Journal of Basic Science and Engineering, 2025,33(5):1231-1238.
- [27] 蒲未来,刘敦龙,桑学佳,等.融合多源异构数据的滑坡变形阶段智能判识方法[J].灾害学,2023,38(4):179-186.
- Pu Weilai, Liu Dunlong, Sang Xuejia, et al. An intelligent identification method of landslide deformation stage based on multi-source heterogeneous data [J]. Journal of Catastrophology, 2023,38(4):179-186.
- [28] 赵鹏,文刚,何展昌,等.基于机器学习的金沙江流域浅层滑坡易发性评价[J].水利水电技术(中英文),2024,55(10):53-70.
- Zhao Peng, Wen Gang, He Zhanchang, et al. Shallow landslide susceptibility assessment in Jinsha River basin based on machine learning models [J]. Water Resources and Hydropower Engineering, 2024,55(10):53-70.
- [29] Hailu S, Deribew K T, Teferi E, et al. Spatial assessment employing fusion logistic regression and frequency ratio models to monitor landslide susceptibility in the upper Blue Nile basin of Ethiopia: Muger watershed [J]. Environmental Systems Research, 2024,13(1):54.

(上接第180页)

- [30] 陈正发,史东梅,何伟,等.1980—2015年云南坡耕地资源时空分布及演变特征分析[J].农业工程学报,2019,35(15):256-265.
- Chen Zhengfa, Shi Dongmei, He Wei, et al. Spatio-temporal distribution and evolution characteristics of slope farmland resources in Yunnan from 1980 to 2015 [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2019,35(15):256-265.
- [31] 李勇,付磊.贵州省坡耕地水土流失综合治理经验措施与对策建议[J].中国水利,2021(14):51-52.
- Li Yong, Fu Lei. Experiences and measures for comprehensive control of soil and water loss in sloping farmland of Guizhou Province [J]. China Water Resources, 2021(14):51-52.