https://doi.org/10.3799/dqkx.2025.275

融合斜坡单元多尺度分割与环境因子异质性表征的滑坡易发性预测方法研究

李文彬[1,2,4],陈佳伟[1,2,3],江炳辰[4*],张泰丽[5],黄发明[4*],涂梨平[6],翟高鹏[7],李海潘[8],章志峰[9]

1. 河北地质大学河北省农业干旱遥感监测国际联合研究中心,河北石家庄 050031
2. 河北地质大学土地科学与空间规划学院,河北石家庄 052161
3. 安徽理工大学空间信息与测绘工程学院,安徽淮南 232001
4. 南昌大学工程建设学院,江西南昌 330031
5. 中国地质调查局南京地质调查中心,江苏南京 210016
6. 江西省地质调查勘查院矿产勘查所,江西南昌 330031
7. 河北省测绘产品质量监督检验站,河北石家庄 050031
8. 江西赣南地质矿产集团有限公司,江西赣州 400799
9. 江西省天久地矿建设集团有限公司,江西鹰潭 335001

摘　要: 针对传统水文分析法在滑坡斜坡单元划分中存在的边界模糊、面积过大以及忽略环境因子空间异质性等问题,提出一种融合多尺度分割算法(MSS)与变异系数量化异质性的滑坡易发性预测方法.以江西省瑞金市梅河流域为研究区域,基于局部方差变化率确定最优分割参数(尺度7、形状权重0.9),划分出平均面积为0.033 km^{2}的精细斜坡单元,并同步提取环境因子的均值(表征均质性)与变异系数(CV,表征异质性),构建34维特征集并进行相关性筛选降维.通过构建随机森林与XGBoost模型进行对比分析,结果显示MSS-XGBoost模型表现最优,测试集AUC达0.846.Bootstrap分析显示其平均准确度为0.742,标准差最低(0.033),表明具有较高的稳定性与泛化能力.主控因子分析表明,NDBI变异系数(权重0.196)、降水变异系数(权重0.154)及岩性(权重0.117)对滑坡发育影响最为显著.易发性制图结果进一步显示,极高易发区主要分布在丁陂镇、瑞林镇梅江两岸、九堡镇九堡河左岸研究区,与高降水变异区域及岩浆岩地层高度吻合.研究表明,采用MSS划分斜坡单元并结合变异系数量化环境因子异质性可有效提升滑坡易发性预测模型的精度与可靠性,为区域滑坡风险评估与防控提供科学支撑.

关键词: 滑坡易发性;环境因子异质性;斜坡单元;多尺度分割;变异系数;工程地质.

中图分类号: P694　　**文章编号:** 1000－2383(2026)10－3912－19　　**收稿日期:** 2025-10-27

A Landslide Susceptibility Prediction Method Integrating Multi-Scale Segmentation of Slope Units and Heterogeneity Representation of Environmental Factors

基金项目: 河北省教育厅青年项目(No. QN2025316);国家自然科学基金面上项目(No. 42377164);江西省杰出青年基金项目(No. 20242BAB23052).

作者简介: 李文彬(1985－),女,博士,从事地质灾害识别与监测预警研究.ORCID:0000-0001-7831-4120. E-mail: 002146@hgu.edu.cn

* **通讯作者:** 江炳辰(2001—),男,博士研究生,从事研发滑坡风险预警系统方面的工作.ORCID:0009-0000-7184-1622. E-mail: bingchenjiang@email.ncu.edu.cn

黄发明(1988－),男,教授,从事滑坡易发性预测方面的工作.ORCID:0000-0001-9307-9085. E-mail:faminghuang@ncu.edu.cn

引用格式: 李文彬,陈佳伟,江炳辰,张泰丽,黄发明,涂梨平,翟高鹏,李海潘,章志峰,2026.融合斜坡单元多尺度分割与环境因子异质性表征的滑坡易发性预测方法研究.地球科学,51(10):3912－3930.

Citation: Li Wenbin, Chen Jiawei, Jiang Bingchen, Zhang Taili, Huang Faming, Tu Liping, Zhai Gaopeng, Li Haipan, Zhang Zhifeng, 2026. A Landslide Susceptibility Prediction Method Integrating Multi-Scale Segmentation of Slope Units and Heterogeneity Representation of Environmental Factors. *Earth Science*, 51(10): 3912－3930.

Li Wenbin[1,2,4], Chen Jiawei[1,2,3], Jiang Bingchen[4*], Zhang Taili[5], Huang Faming[4*], Tu Liping[6], Zhai Gaopeng[7], Li Haipan[8], Zhang Zhifeng[9]

1. *Hebei International Joint Research Center for Remote Sensing of Agricultural Drought Monitoring, Hebei GEO University, Shijiazhuang* 050031, *China*
2. *School of Land Science and Space Planning, Hebei GEO University, Shijiazhuang* 052161, *China*
3. *School of Spatial Information and Surveying Engineering, Anhui University of Science and Technology, Huainan* 232001, *China*
4. *School of Civil Engineering and Architecture, Nanchang University, Nanchang* 330031, *China*
5. *Nanjing Center, China Geological Survey, Nanjing* 210016, *China*
6. *Mineral Exploration Institute, Jiangxi Provincial Institute of Geological Survey and Exploration, Nanchang* 330031, *China*
7. *Hebei Provincial Surveying and Mapping Product Quality Supervision and Inspection Station, Shijiazhuang* 050031, *China*
8. *Jiangxi Gannan Geological and Mineral Resources Group Co., Ltd., Ganzhou* 400799, *China*
9. *Jiangxi Tianjiudi Mining Construction Group Co., Ltd., Yingtan* 335001, *China*

Abstract: This research aims to tackle the problems existing in the traditional hydrological analysis method for landslide slope unit division, such as ambiguous boundaries, overly large areas, and the overlooking of the spatial heterogeneity of environmental factors. A landslide susceptibility prediction approach that integrates the multi-scale segmentation algorithm (MSS) and the coefficient of variation to quantify heterogeneity is proposed. Taking the Meihe River Basin in Ruijin City, Jiangxi Province as the study area, the optimal segmentation parameters (scale 7 and shape weight 0.9) were determined based on the local variance change rate. As a result, fine slope units with an average area of 0.027 km^2 were delineated. Meanwhile, the mean values (representing homogeneity) and coefficients of variation (CVs, representing heterogeneity) of environmental factors were extracted. A 34-dimensional feature set was constructed and then subjected to dimensionality reduction through correlation screening. Through comparative analysis using the Random Forest and XGBoost models, the results show that the MSS-XGBoost model exhibits the best performance, with an AUC of 0.915 in the test set. Bootstrap analysis indicates that its average accuracy is 0.742, accompanied by the lowest standard deviation (0.033), suggesting high stability and generalization ability. The analysis of main controlling factors reveals that the coefficient of variation of NDBI (weight: 0.196), the coefficient of variation of precipitation (weight: 0.154), and lithology (weight: 0.117) have the most pronounced impacts on landslide development. The results of susceptibility mapping further demonstrate that the extremely high-risk areas are predominantly distributed in river valleys, showing a high degree of coincidence with regions of high precipitation variation and magmatic rock strata.This study demonstrates that the use of MSS for slope unit division, combined with the quantification of environmental factor heterogeneity using the coefficient of variation, can effectively enhance the accuracy and reliability of landslide susceptibility prediction models. This provides scientific support for regional landslide risk assessment and prevention.

Key words: landslide susceptibility prediction; heterogeneity of environmental factor; slope unit division; multi-scale segmentation method; coefficient of variation; engineering geology.

0　引言

滑坡易发性预测(landslide susceptibility prediction, LSP)是滑坡灾害风险评估与土地利用规划中的核心研究内容(Iqbal *et al.*, 2018;窦杰等, 2023).目前,区域滑坡易发性评价仍面临诸多不确定性问题,包括预测单元尺度的选择、环境因子表达的完备性、机器学习模型的精度评估及其不确定性量化等,这些问题直接影响建模过程的可靠性(唐辉明等, 2022;郭飞等, 2024;贾卓等,2025).从更广泛的角度来看,这些不确定性常被视为误差,进而影响研究者对区域滑坡易发性建模的理解和解释(Tehrani *et al.*, 2022; 黄发明等,2025).

滑坡及其相关环境因子的预测单元被视为空间分析中的"观测窗口".若能精确合理地定义并提取这些单元,充分反映其内部环境因子特征,将为区域滑坡易发性的精准预测提供坚实的映射基础(Huang *et al.*, 2024).已有文献将常用的预测单元划分为几类:栅格单元、斜坡单元、小流域单元、地形单元以及行政单元(Huang *et al.*, 2021;安雪莲等, 2024).近年来,基于真实地形或水文条件划分的斜坡单元因其能够准确反映滑坡与地貌特征之间的物理关系逐渐受到关注(Huang *et al.*, 2025).传统的基于流向的水文分析法在划分斜坡单元时,

易出现单元面积偏大、环境因子表达粗糙、边界模糊等问题，难以精确反映滑坡位置和边界（魏婷婷等，2017；王凯等，2020）.部分学者提出了基于曲率的分水岭法以实现更细致的地形划分，但该方法在反映水文动态和滑坡机制方面仍存在局限（张曦等，2018）.另有研究尝试引入图像分割或机器学习算法，基于地形驱动实现斜坡单元的自动划分.例如，常志璐等（2023）采用多尺度分割方法，将具有相似空间与光谱特征的像素聚合成“均质”的斜坡单元.尽管为斜坡单元划分提供了新思路，但因缺乏分割前定量估计和科学有效的尺度参数选取机制，导致其在尺度科学研究中科学性和普适性不足，成为制约斜坡单元高效提取的关键瓶颈.针对尺度参数选择的主观性和不确定性，如何快速、规范地实现斜坡单元的自动化、精准分割仍然是研究难点（吴家宝等，2025）.

与斜坡单元相关的环境因子有效地提取与表达也极大地影响模型的预测性能.当前研究普遍关注环境因子的选择与表征方法，旨在更全面、精确地反映滑坡发生成因的空间环境特征（Huang *et al.*，2022）.常用环境因子类别包括地形、水文、地表覆盖及岩性等，种类超过40种.但受到数据来源和GIS空间分析能力的限制，多数研究仅选用10余种易于获取的环境因子，这种有限的因子组合可能影响预测效果（黄发明等，2025）.在环境因子表达方面，现有研究多关注斜坡单元内环境因子的均值，强调其内部均质性，而忽视了单元内部的异质性特征，导致环境因子的表达较为粗糙（Huang *et al.*，2025）.通过同时提取单元内部环境因子的均值与变异系数，可以兼顾均质性与异质性，从而更全面、准确地描述预测单元内部环境的复杂性（Bhattacharya *et al.*，2025）.因此，有必要拓展环境因子类型，从多角度全面刻画滑坡演化过程，细化斜坡单元的划分，并将提取的环境因子充分有效映射到斜坡单元中.

预测单元的精细划分及其内部环境因子的准确表达，对数据驱动型区域滑坡易发性评价精度有重要影响（Huang *et al.*，2024）.传统水文分析法在划分斜坡单元上存在的“面积大、边界模糊”和环境因子“均值表达粗糙”等缺陷，本文提出采用多尺度分割算法结合变异系数实现斜坡单元的精细划分和内部环境因子的异质性表征.针对多尺度分割算法中尺度参数选择的主观性和不确定性，提出一种基于研究区域地形特征（特别是坡度和坡向）的统计估计方法.该方法通过结合全局或局部特征分析，对不同规模尺度的滑坡进行“因地制宜”的适应性调整，实现尺度参数的客观与定量化选择.本研究成果旨在为未来的滑坡风险评估提供更为精准的理论基础与技术支持.

1 研究方法

本文对区域内斜坡单元尺度下其内部环境因子的表达特征及滑坡易发性分布进行LSP建模.通过结合遥感影像数据、GIS技术和数据驱动模型，预测区域在斜坡单元尺度下的滑坡易发性空间分布情况.如图1所示，整个建模过程主要包括以下4个步骤：

（1）斜坡单元的自动划分：基于坡度与坡向局部方差及其变化率曲线，将峰值点作为确定斜坡单元最合适的分割尺度，划分出具有相似空间与光谱特征的斜坡单元.结合研究区内历史滑坡的形态和尺度特征确定形状特征与紧致度权重；

（2）环境因子信息的提取与表达：在已划分的斜坡单元基础上，分别提取各类环境因子的均值与变异系数.其中，均值用于反映斜坡单元内部环境因子的整体一致性，而变异系数则用于衡量其内部变异程度（即异质性）；

（3）数据驱动模型的构建：选用随机森林和XGBoost两种稳定性较高的数据驱动模型进行LSP建模.随机森林模型因其结构简单、易于解释且计算效率高，被广泛应用于相关领域.XGBoost则因在处理非线性问题方面表现出的良好性能，作为对比模型参与建模；

（4）模型精度评价：通过受试者工作特征曲线（ROC）、滑坡易发性指数的空间分布规律和Bootstrap法进行全面的定量评估，以确保预测结果的客观性与可靠性.

1.1 多尺度分割法划分斜坡单元

本研究主要采用多尺度分割法进行斜坡单元的精细划分，同时对传统水文分析法进行了简要介绍，以便理解多尺度分割法方法的演进与优势对比.

1.1.1 水文分析法 水文分析法（hydrological analysis method，HM）依据斜坡的自然特征，基于原始DEM提取山谷线和山脊线，二者叠加交汇组合划分的坡面即为斜坡单元（Huang *et al.*，2021）.HM划分斜坡单元的基本操作步骤是：

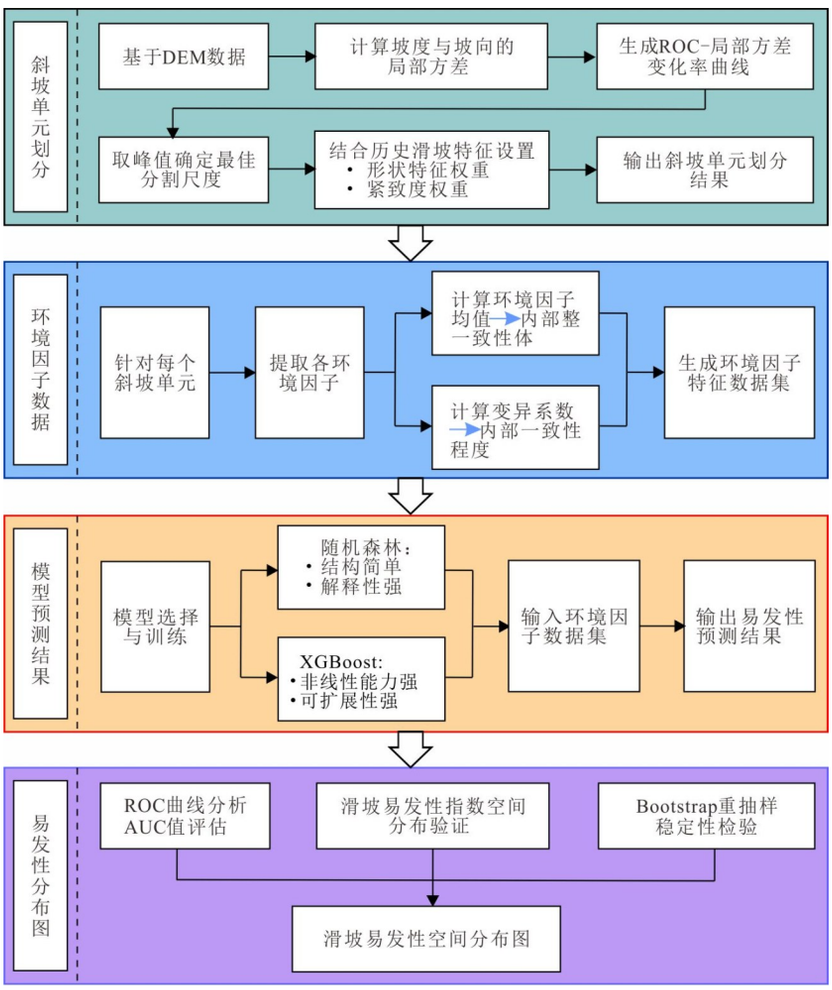


图 1　研究流程

Fig.1　Research process

(1)填洼深度的计算:根据正地形的水流路径计算地形填洼深度,并结合当地实际地形特征设定正地形填洼深度阈值;同样地,依据负地形的水流路径计算最大填洼深度,并将其设为负地形填洼深度阈值.

(2)流量阈值的确定:利用研究区域内已有的河流矢量数据,计算得出该地区河网密度为 0.78 km/km^2.在正地形中,调整并绘制流量与河网密度关系图,选取能够匹配实际河网密度的流量值作为正地形流量阈值;在负地形中,绘制类似的流量与河网密度关系图,并选择与正地形中相似趋势的节点位置,确定负地形流量阈值.

(3)单元边界的生成:对正地形数据按照设定的填洼深度阈值进行填洼处理,并设置相应的流量阈值,进而提取集水流域面矢量;对负地形数据同样进行填洼处理并设定流量阈值,提取反向集水流域面矢量.最终将正向与反向集水流域面矢量进行合并,生成完整的斜坡单元边界.

HM 法在实际应用中常面临一些制约,其划分的单元边界往往较为固定且粗糙,难以精确捕捉复杂的微地貌特征.在山区复杂地质环境中容易产生形状不规则或过大的单一单元,导致单元内部信息过于均一化,无法充分反映地形的内在空间异质性(常志璐等,2023).因此,为获取更精细、更具地质意义的斜坡单元,本研究着重使用了多尺度分割法.

1.1.2　多尺度分割法　为克服传统水文分析法在复杂地形中划分单元的局限性,本研究引入先进的多尺度分割方法(multi-scale segmentation, MSS)对斜坡单元进行精细化划分.MSS 是一种基于图像分析的面向对象分割方法,通过自下而上的“像素—区域”逐层合并过程,旨在生成内部同质性高、相互间异质性最大的对象,从而更好地反映地物或地块的实际形态和空间特征(Wang and Niu,2010).多尺度分割方法划分斜坡单元的具体步骤为:

(1)准备数据:首先从DEM数据中提取地形坡度和坡向作为算法的基本输入数据,为斜坡单元的划分提供空间信息.另外,统计研究区域历史滑坡形态和尺度特征.

(2)参数优化:多尺度分割算法在应用于斜坡单元划分时,需要优化尺度、形状特征和紧致度权重参数以获得最佳分割结果(Drăguţ *et al.*, 2014).采用影像分割尺度算法通过计算不同尺度下对象内部像素的平均方差,逐级尺度插值运算,确定最佳尺度.通过影像分割尺度算法确定局部最优尺度和试错法结合研究区内历史滑坡的形态和尺度特征确定.最优尺度参数的判断通过局部方差变化率(R)得到,当R为最大时,该尺度为最优分割尺度.局部方差变化率表达式为:$R=100\%\times\left[{}^{L-(L-1)}\!/_{L-1}\right]$.式中$L$为目标层的局部方差,$L-1$为目标层$L$下一层对象的局部方差.

(3)斜坡单元的划分:从像素层开始,通过计算相邻区域特征相似的像素并聚合成小斜坡区域,再基于异质性最小原则逐步合并成大的斜坡区域.通过设定尺度阈值来控制合并的异质性,最终得到具有相似特征和较低异质性的斜坡单元.

(4)后处理优化与评估:对初步划分得到的单元对象进行分割、合并和平滑等进一步优化处理并进行斜坡单元评估,以提高斜坡单元的准确性和适用性,最后获得研究区内的斜坡单元.

MSS的关键在于合理设置3个参数:尺度参数、形状特征权重和紧致度权重.尺度参数是MSS最重要的参数,直接决定了分割结果中斜坡单元的平均大小,其数值越大,生成的单元面积越大,细节丢失越多.形状特征权重与色彩权重之和为1,用于控制分割结果中形状特征(如单元的边界平滑度)与光谱特征(如像元灰度值)对对象合并过程的影响.在考虑DEM衍生产品(如坡度、坡向)而非光谱影像时,形状特征权重通常设定在0.5~0.9之间,因为形状特征更能反映地形单元的几何属性(李文娟和邵海, 2021).紧致度权重用于控制对象的紧凑程度,即其接近正方形或圆形的程度,权重越高,图像对象越规则,单元形状越规整(于宪煜和熊十力, 2020).

1.1.3 斜坡单元内部环境因子的均质性和异质性表征 在LSP研究中,准确表征斜坡单元内部环境因子的均质性与异质性具有重要意义(王劲峰和徐成东, 2017).通过计算斜坡单元内环境因子(如坡度、土壤湿度、地表覆被等)的平均值,可以反映该单元在这些因素下的整体状况,为理解其宏观环境特征提供基础视角.均值的计算不仅简化了对复杂数据集的处理过程,还为后续异质性分析提供了参考基准,有助于识别斜坡单元的一般性环境背景.异质性则通过计算环境因子的变异系数进行量化,用于揭示单元内部环境因子的空间变异程度.较高的标准差表明环境因子在斜坡单元内部存在显著变化,这种变异可能是由地质构造、地形起伏、气候条件等多种因素共同作用的结果(Huang *et al.*, 2021).此外,变异系数(coefficient of variation, CV)作为标准差与均值的比值,提供了一种无量纲的异质性度量方式,特别适用于不同量纲或量级环境因子之间的比较.该指标能够突出显示那些均值相近但变异性较大的因子,对于识别潜在滑坡高风险区域具有重要价值.

综合运用均值和CV的分析方法,可以更全面地刻画斜坡单元内部环境因子y_i的空间分布特征(图2),从而为LSP提供坚实的数据支撑.该综合表征方法不仅有助于识别滑坡高发区域,还能深化对滑坡发育机制的理解,为制定科学合理的防治策略提供依据.通过这一分析框架,研究者能够更系统地把握滑坡易发性与斜坡单元内部环境因子均质性和异质性之间的关系,提升滑坡灾害风险评估与管理的精度与可靠性.

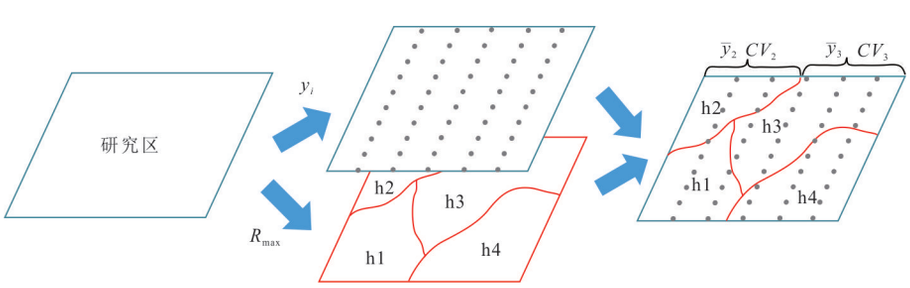


图2 斜坡单元环境因子:均值与变异系数

Fig.2 Mean and CV of environmental factors related to slope units

1.2　数据驱动模型

1.2.1　随机森林模型　随机森林(RF)是一种基于随机抽样和决策树构建的集成学习算法,能够有效捕捉自变量与因变量之间的非线性关系,特别适用于多维度、多变量的地质灾害预测(Youssef *et al.*, 2016).采用随机森林对滑坡易发性预测的具体步骤包括:(1)数据抽样:通过对原始训练样数据集有放回的Bagging抽样生成N个训练样本子集;(2)特征选取:对每个训练子集,随机选择指定数量的m个环境因子作为候选分裂特征(增加了树之间的差异性,降低模型过拟合风险);(3)节点分裂与决策树生长:计算每个分裂特征在当前节点上的Gini指数(或信息增益),依据Gini指数最小的候选环境因子及其对应的最佳分裂点选取的最佳分裂标准,将当前节点的数据集划分为两个或多个子节点,直至满足预设的停止条件(如节点样本数、树的最大深度或节点纯度等),从而生长出一棵未经剪枝的决策树;(4)随机森林集成与评估:重复执行以上步骤(特征选择、Gini计算、最佳分裂)形成多种分类树的集合,随着分类树数量的增加,袋外误差会逐渐收敛,从而进一步验证了模型的稳定性和可靠性.通过扰乱某个环境因子后袋外误差的变化,可以量化该特征对模型预测性能的贡献度.此外,模型中的树的数量和特征数量是决定其预测效果好坏的关键因素(Huang *et al.*, 2022).

1.2.2　极限梯度提升模型　极限梯度提升(XGBoost)是一种基于决策树的机器学习方法(卢建旗等, 2025).该算法从弱学习器开始,生成新的树以减少前几轮树的误差,并将每棵回归树对样本的预测值累计相加得出最终的预测值,XGBoost的目标函数如公式(1).

$$L^{(j)}=\sum_{i=1}^{n} l\left(y_i,\hat{y}_i^{(j-1)}+f_j(X_i)\right)+\Omega(f_j), \tag{1}$$

式中:L是一个可微凸损失函数,用于测量预测值$\hat{y}_i$与目标值y_i之间的差值.Ω是对回归树函数复杂性的惩罚.该模型是以累加的方式进行训练的,即$\hat{y}_i^j$是第i个实例在第j次迭代时的预测值,而f_j则是通过贪婪地添加以最小化目标函数L并提高模型性能而得到的.整个数据被分成5个大小相等的样本,随机选择数据.对于每个数据片,使用剩余的4/5的数据进行五折交叉验证来训练XGBoost,从而确定出最终模型超参数(决策树的深度与数量、子节点最小权重、损失函数下降值gamma、学习率等),以获得最佳的模型拟合、交叉验证和样本外预测结果(Martin and Chai,2022;郑德凤等, 2025).

1.2.3　精度评价方法　(1)ROC精度评价:受试者工作特征(ROC)曲线通过绘制敏感度(真阳性率)与1-特异性(假阳性率)的关系,可视化展示二分类模型的判别能力(Hosmer *et al.*,2013).具体而言,敏感度(true positive rate, TPR)为纵坐标作为纵坐标,1-特异性(false positive rate, FPR)作为横坐标,反映模型在所有可能的阈值下的性能权衡情况.ROC曲线下的面积(area under the curve, AUC)是衡量模型整体性能的重要指标.AUC值越接近1,表示模型区分正负类的能力越强;AUC为0.5表示模型随机猜测.在本研究中,根据状态变量(1为正代表滑坡,0为负代表非滑坡)、检验变量(模型预测滑坡易发性P)和阈值Q来计算得到TPR和FPR(李文彬等, 2021).滑坡易发性P取值范围[0,1],阈值Q取值范围[0,1],规定$P>Q$时,预测为正,反之预测为负.其中,TPR和FPR计算公式为:

$$\mathrm{TPR}=\frac{T}{A}, \tag{2}$$

$$\mathrm{FPR}=\frac{F}{B}, \tag{3}$$

式中:T为样本中为正且$P>Q$的个数,A为样本中为正的个数;F为样本中为负且$P>Q$的个数,B为样本中为负的个数.

(2)滑坡易发性指数均值和标准差:均值反映数据的集中趋势;标准差反映数据的离散程度.通过计算滑坡易发性指数均值和标准差,可以分析研究区滑坡预测结果的准确性(Huang *et al.*, 2023).对比不同模型和计算方法下滑坡易发性指数均值和标准差,得到不同方法的精度结果(Huang *et al.*, 2021).

(3)Bootstrap法估计泛化误差:通过重复抽样估计模型的泛化误差,可以评估其在不同数据集上的稳定性和可靠性(王晓玲等, 2020).Bootstrap方法用于估计模型泛化误差的过程主要包括以下几个步骤:首先进行数据重采样,即从原始数据集中通过有放回抽样生成新的训练集和验证集,并据此进行模型训练与验证;随后多次重复该过程,获得多个模型性能估计值;最后通过对这些估计值计算其平均值、标准差等统计量,从而综合评估模型的泛化误差及其稳定性.若Bootstrap估计的误差较小,且模型在多次迭代中表现一致,则说明模型具有较强的泛化能力.

2 研究区概况及数据源

2.1 研究区概况

研究区位于江西省瑞金市境内，涵盖九堡镇、冈面乡、瑞林镇和丁陂乡．地理坐标范围为东经115°42′～115°58′，北纬25°52′～26°17′，总面积为583.679 km²(图3)．瑞金市地处赣州市东部，位于武夷山隆起一级构造单元中部，属于寻乌至贵溪新华夏系构造带中南段，地层出露齐全，构造发育以北东向和近东西向为主，海拔高度介于162～1 232.9 m．根据地形特征，研究区可划分为侵蚀构造低山丘陵地形、侵蚀构造地形、河谷侵蚀堆积地形以及侵蚀地貌类型．其中，丘陵地形占主导地位，约占总土地面积的80.35%；山地与岗地平原面积相近．本研究所选取的区域位于瑞金市西北部，主要由丘陵与河谷组成，海拔范围为141～859 m．该区域地形特征表现为南部呈盆状，四周高中间低；中部地势南高北低，自西向东向东北方向倾斜；北部地势则由东北向西南倾斜，属山区与丘陵交错地带．研究区处于华中气候区与华南气候区的过渡带，属亚热带季风湿润型气候，年平均气温为16°～27°，年均降水量达1 710 mm．土壤覆盖类型以红壤为主，母质包括第四系红粘土、变质岩系、花岗岩及红色砂砾岩；此外还分布有少量紫色土和棕色石灰土．植被覆盖主要包括针叶林、阔叶林，以及灌丛草地．

瑞金市突发性滑坡灾害主要集中于西北部的梅河流域，涉及冈面、瑞林、九堡及丁陂4个乡镇，共发生88处滑坡，灾害点密度为0.057～0.344个/km²(图3)．历史统计数据显示，有时间记载的早至1970年，1975—1997年6处，1998—2007年的28处，2008—2015年的180余处．滑坡灾害具有明显的季节性，主要集中在每年的3～7月(雨季)．

2.2 LSP环境因子基础

2.2.1 数据来源 (1) DEM数据来源于地理空间数据云(http://www.gscloud.cn)，空间分辨率为8.9 m，时间为2020年，投影系统为WGS_1984_Transverse_Mercator．本文基于该DEM数据提取了高程、坡度、坡向及曲率等地形环境因子．

(2) 遥感影像数据同样下载自地理空间数据云(http://www.gscloud.cn)，空间分辨率为30 m，获取时间为2019年，投影系统为WGS84_3_degree_Gauss_Kruger_CM_117E．本文利用该遥感影像数据提取了改进型归一化水体指数、归一化植被指数和归一化裸土指数等遥感因子．

(3) 岩性数据来源于“地联社”发布的中国

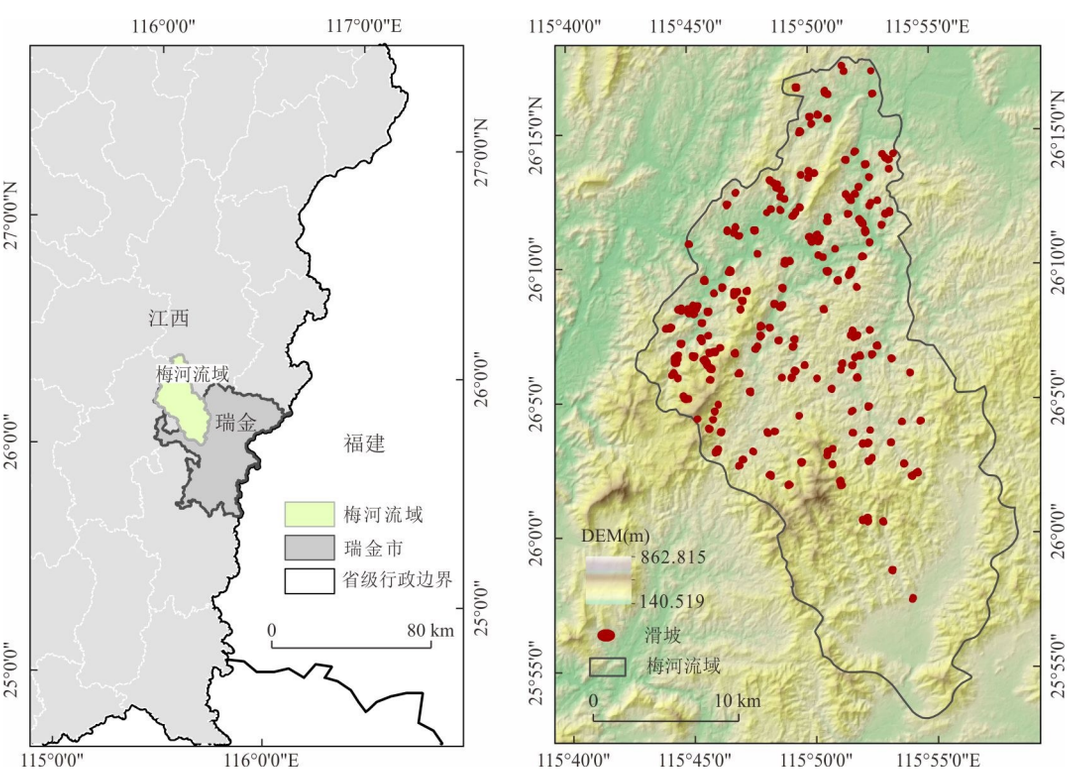


图3 研究区影像及滑坡分布

Fig.3 Images and landslide distribution in the study area

1∶100万岩性－土壤－地貌矢量数据集,用于提取研究区的岩性信息.

(4)道路与河流矢量数据来源于地理信息专业知识服务系统(http://kmap.ckcest.cn)的公开免费数据,比例尺为1∶250 000,数据时间为2015年,投影系统为CGCS_2000.该数据用于提取研究区内的河流距离、河流密度、道路距离及道路密度等地理因子.

(5)降水数据来源于中国气象数据网(http://data.cma.cn)提供的气象站点观测数据,选取的站点包括江西宁都(基本站)、江西石城(一般站)、江西瑞金(一般站)、江西兴国(一般站)、江西于都(一般站)和江西会昌(一般站),时间跨度为2010—2021年.本文基于上述站点数据计算并提取了研究区的年均降水量.

2.2.2　环境因子的获取方法及影响　利用ArcGIS、ENVI和SAGA GIS等软件,从研究区的数据源中提取地形地貌、地质因子、水文因子、地表覆被以及人类工程活动等主要环境因子(表1).

(1)地形地貌因子包括高程、坡度、坡向、曲率、平面曲率和剖面曲率共6项.研究表明,滑坡发生概率与坡度呈近似正态分布关系(付智勇等,2023).不同连接方法在模拟滑坡与坡度之间的非线性关系时表现出较为一致的趋势和计算效果.随着坡度和高差的增加,剪切力(包括重力作用)随之增强,从而提高了滑坡发生的可能性(Pourghasemi and Rah-

表1　环境因子的计算方法

Table 1　The calculation method of environmental factors

	环境因子	计算公式	符号说明
地形地貌	高程、坡度、坡向、曲率、平面曲率、剖面曲率	ArcGIS中Spatial Analyst功能	—
地质	岩性	—	—
水文	河网密度	$\frac{L}{S}$	L为区域河流长度,S为区域面积
	河流距离	多级缓冲区分析	—
	平均降水	$\frac{X_1+X_2+\cdots+X_N}{N}$	$X_1,X_2,\cdots,X_N$为每年降水总量,N为年数
	改进型归一化水体指数(MNDWI)	$\frac{\text{Green}-\text{MIR}}{\text{Green}+\text{MIR}}$	Green为绿波波段,MIR为中红外波段
	水流强度指数(SPI)	$\ln\left[\text{SCA}\times\tan(\text{slope})\right]$	SCA为单位面积的汇流量,slope为坡度
	地形湿度指数(TWI)	$\ln\left[\frac{\text{SCA}}{\tan(\text{slope})}\right]$	SCA为单位面积的汇流量;slope为坡度
	沉积物运移指数(STI)	$\left(\frac{\text{SCA}}{22.13}\right)^{0.6}\times\left(\frac{\sin(\text{slope})}{0.089\,6}\right)^{1.3}$	SCA为单位面积的汇流量;slope为坡度
地表覆被	植被覆盖指数(NDVI)	$\frac{(\text{NIR}-\text{Red})}{(\text{NIR}+\text{Red})}$	Red为红波波段,NIR为近红外波段
	建筑指数(NDBI)	$\frac{(\text{MIR}-\text{NIR})}{(\text{MIR}+\text{NIR})}$	MIR为中红外波段,NIR为近红外波段
人类工程活动	道路距离	多级缓冲区分析	—
	道路密度	$\frac{L}{S}$	L为区域河流长度,S为区域面积

mati,2018).

(2) 地质因子主要选取岩性因素.统计数据显示,在变质岩和碎屑岩分布区域滑坡相对高发,而岩浆岩地区则相对低发(Kincal and Kayhan,2022).此外,地质构造发育程度较高会加剧岩土体破碎,降低坡体完整性,为滑坡等地质灾害的发生提供了有利条件(Huang *et al.*, 2022; Qiu and Wei,2025).

(3) 水文因子共提取7项,包括年均降水量、河网密度、河流距离、改进型归一化水体指数、水流强度指数、地形湿度指数及沉积物运移指数.由于河流对边坡具有浸润和侵蚀作用,越靠近河流的区域土壤含水量越高,导致岩土体稳定性下降(Magrì *et al.*, 2024).因此,距水系越近,滑坡发生概率越高.水是影响滑坡发生的关键因素之一,土壤水分含量越高,坡体结构越不稳定(冯文凯等, 2025).

(4) 地表覆被因子(建筑指数和植被覆盖指数)用于量化评估工程建设、裸露地表对滑坡发育的影响,以及反映植被生长状况与生物量(Guha *et al.*, 2018).植被覆盖通过根系力学加固和冠层水文调节增强坡体的稳定性,从而在相同降雨条件下降低了地质灾害的发生概率.相反,建筑活动导致的地表硬化和切坡削坡破坏自然稳定性,诱发深层滑坡(李虹江等, 2025).

(5)人类工程活动因子(道路密度与道路距离)与滑坡发生具有显著的空间相关性.道路工程主要通过结构破坏改变应力分布和水文扰动加速滑带软化两种作用机制影响边坡稳定性.空间分析显示,历史滑坡点呈现明显的距离衰减规律,约80%的滑坡发生在道路200 m范围内($p<0.01$)(张志兼等, 2022).

3 滑坡易发性预测结果

3.1 斜坡单元划分结果

在采用水文分析法划分斜坡单元时,首先利用原始DEM数据提取负地形信息.结合填洼阈值的计算结果与当地实际地貌特征,确定正地形填洼阈值为5 m,负地形填洼阈值为113.281 m.研究区河网密度为0.78 km/km^2.在ArcGIS中,设置不同流量阈值,分别计算对应条件下的河网密度,并对比其图像趋势与实际河网密度之间的匹配程度,最终选定正地形流量阈值为500,对应的河网密度为0.781 km/km^2;负地形流量阈值为300(图4).通过将河流流量阈值与沟谷密度进行Allometric拟合分析,得到正地形的拟合函数为$y=29.727\times x^{-0.596}$,决定系数$R^2=0.993\ 5$;负地形的拟合函数为$y=22.768\times x^{-0.511}$,决定系数$R^2=0.998\ 6$.最终结合山脊线与山谷线信息生成完整的斜坡单元划分结果(图5b).

以坡度和坡向作为基础地形数据,因其能够直接反映地表形态特征,从而为斜坡单元的划分提供更精确的地形依据.基于8.9 m分辨率的DEM影像,提取坡度与坡向数据,并导入eCognition软件进行多尺度分割分析.在确定分割三参数(尺度、形状权重、紧致度权重)过程中,利用ESP工具识别最优尺度参数的峰值位置,设定候选尺度参数为6、7、8、9;形状特征权重与紧致度权重组合分别为0.8、0.9、1.0.通过对比不同参数组合下所划分斜坡单元与实际滑坡样本在平均面积、形状指数均值及标准差等方面的匹配效果(表2),最终选择尺度参数为7、形状特征权重为0.9、紧致度权重为0.9的组合进行斜坡单元划分(图5a).该方法有助于更精细地捕捉滑

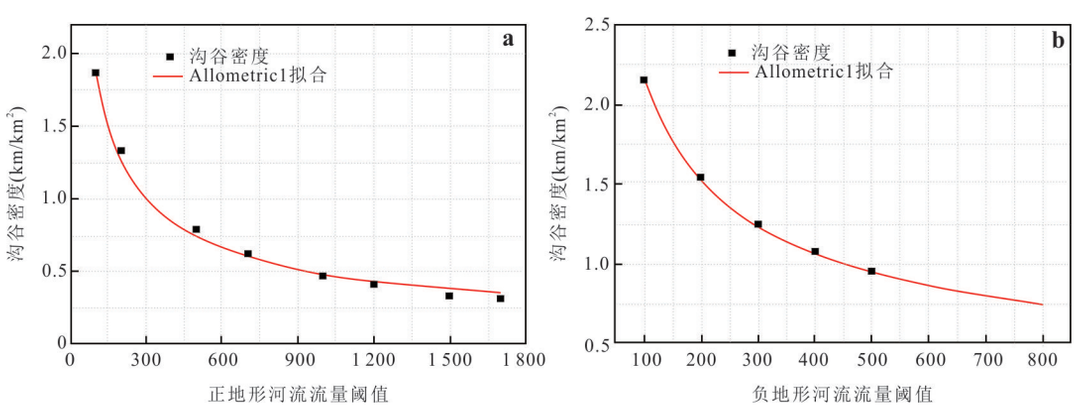


图4 河流流量阈值与沟谷密度关系

Fig.4 River flow threshold and gully density diagram

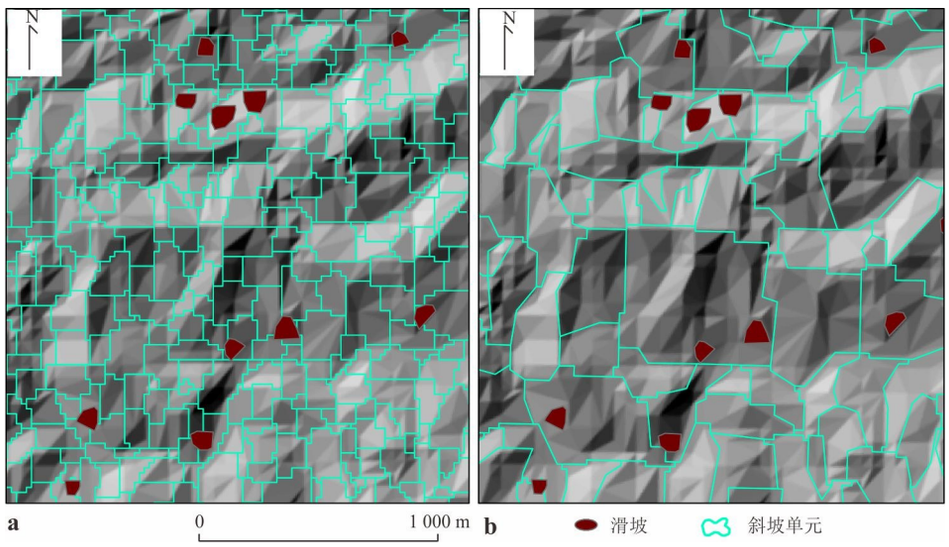


图5　斜坡单元与滑坡位置关系

Fig.5　Slope unit and landslide spatial location relationship

a.斜坡单元与滑坡位置关系; b.水文单元与滑坡位置关系

表2　斜坡单元与历史滑坡面积与形状特征相关参数

Table 2　Slope unit and parameters related to the historical landslide area and shape characteristics

对象	三参数组合	面积(km²)				*R*指数			
		平均值	标准差	最大值	最小值	平均值	标准差	最大值	最小值
MSS法	(6,0.8,1)	0.021	0.014	0.141	0.001	21.113	3.587	48	16
	(6,0.9,0.9)	0.026	0.017	0.167	0.001	20.967	3.183	44	16
	(6,0.9,1)	0.024	0.016	0.158	0.001	20.626	2.987	40	16
	(7,0.8,1)	0.027	0.018	0.178	0.001	21.863	3.843	52	16
	(7,0.9,0.9)	0.033	0.023	0.241	0.001	21.727	3.424	48	16
	(8,0.8,1)	0.033	0.023	0.230	0.001	22.576	4.043	56	16
	(8,0.9,0.9)	0.041	0.028	0.336	0.001	22.434	3.633	50	16
	(8,0.9,1)	0.039	0.026	0.271	0.002	22.023	3.448	50	16
	(9,0.8,1)	0.040	0.028	0.346	0.001	23.231	4.269	56	16
	(9,0.9,0.9)	0.050	0.035	0.401	0.001	23.068	3.823	52	16
	(9,0.9,1)	0.047	0.032	0.348	0.001	22.621	3.650	50	16
HM法	—	0.176	0.215	1.752	0.002	29.545	12.674	154.747	14.606
滑坡	—	0.012	0.006	0.041	0.001	15.450	0.990	21.158	13.912

坡与地貌特征之间的物理关系,从而为后续的环境因子分析及滑坡易发性评价提供准确的空间预测单元.

为验证MSS方法在不同地貌背景下的适用性,本文选取代表性的丘陵区与中低山区作为分析对象,分别展示其斜坡单元的划分结果,并结合面积和形状特征(*R*指数)的分布特征对划分结果进行定量评价.*R*指数(常志璐等,2023)用于单元形态,*R*值越接近1,单元形状越趋于圆形;*R*值越大,单元越狭长或边界越复杂.若划分出的斜坡单元在面积和形状指数的平均值及标准差上,分别为不良地质灾害相关数据的1~2倍之间,且其*R*值落在16.00~20.78的范围内时,则认为该参数组合是针对该地貌区最优的划分方案.

为可精准评估斜坡单元的划分成效,对其面积以及形态指数*R*展开了统计分析.从面积分布状况而言,平均面积大约是0.033 km²,标准差为0.023 km²,面积最小为0.001 km²,最大不会超过0.241 km².在形态特征层面,*R*指数的平均值是21.727,标准差为3.424,分布区间处于16~48之间,

大部分单元的R值处在18～26之间.这意味着这些单元形状大多介于规则三角形和正方形之间,形态相对规整,整体均匀性比较强.该划分结果在面积以及形态方面都呈现出良好的控制效果,适宜作为后续不良地质灾害易发性建模的空间基础.

3.2 斜坡单元相关的环境因子分析

3.2.1 斜坡单元相关的环境因子空间异质性表达与分析 环境因子是影响滑坡发生的重要因素.本研究在进行LSP时,需要将所提取出来的环境因子赋值给划分好的斜坡单元,进行后续分析.根据研究区域的地形地貌和气候环境,选取NDVI、NDBI、MNDWI、高程、坡度、坡向、曲率、平面曲率、剖面曲率、道路距离、道路密度、河网距离、河网密度、水流强度指数、地形湿度指数、沉积物运移指数、岩性、年均降水共18个环境因子.顾及斜坡单元内部连续性环境因子的变化特性,分别取连续性环境因子的均值和CV,离散型随机变量坡向和岩性取众数,18个环境因子扩展为34个环境因子.其中,基于HM和MSS提取的环境因子中,地形地貌和岩性因子12种、地表覆被和人类活动因子共8种且水文因子14种(图6).通过这一方式,可以更全面地刻画斜坡单元内部环境因子的空间特征.

对已提取的34个环境因子进行皮尔逊相关性分析,剔除掉相关性较高的环境因子以减少多重共线性,结果通过热图进行可视化展示(图7).根据查找的相关文献资料,部分学者选择的相关系数绝对值阈值有0.8、0.5、0.3等,结合文献(黄发明等,2024)和多次选择系数绝对值阈值进行实验,选取相关系数绝对值阈值为0.7时环境因子提取结果最好.HM和MSS选取相关系数绝对值小于0.7环境因子均为24个(表3).为了进一步检验环境因子的共线性,选取方差膨胀因子(Variance Inflation Factor, VIF)和容差(Tolerances, TOL)(Li *et al.*, 2021).当TOL>0.1和VIF<10时,指标间不存在多重共线性.利用SPSS 19.0软件的线性分析中的共线性诊断功能,计算24个环境因子的VIF和TOL,其中高程的TOL最小并且VIF最大,分别为0.421和2.468,未超过共线性诊断阈值,与其他环境因子间不存在共线性关系.因此,24个环境因子通过共线性检验,并且与皮尔逊相关性的结果一致.

3.2.2 滑坡易发性预测的主控环境因子识别 为了给滑坡易发性划分与防治措施提供科学依据(郭飞等, 2024;黄发明等, 2025),本研究利用Python在不同划分斜坡单元方法下基于随机森林与XGBoost构建了4种工况.根据模型输出的环境因子重要性,确定各因子初始权重.结果表明(图8),在基于MSS法划分斜坡单元的建模中,NDBI变异系数和平均降水量变异系数是关键环境因子;而基于HM方法的模型中,关键环境因子包括NDBI变异系数、高程、岩性和平均降水量变异系数.因此,NDBI变异系数与平均降水量变异系数是研究区滑坡易发性的最关键控制因子.

考虑到不同模型下,各环境因子对滑坡易发性的影响程度存在差异,且各模型所采用的因子组合也有所不同.为更客观地评估各因子的综合权重,本研究采用权重均值法,并结合模型预测精度(ROC曲线下面积)进行定量分析(黄发明等,2023).根据各模型的ROC曲线精度,预测性能由高到低依次为MSS-XGBoost、MSS-RF、HM-XGBoost和HM-RF,分别赋予权重0.4、0.3、0.2和0.1,并据此计算出各因子的加权平均权重值(图8).结果显示,NDBI变异系数(权重0.196)、降水变异系数(权重0.154)和岩性(权重0.117)对滑坡发育影响最为显著.该结果验证了通过加权平均法融合不同模型中同一环境因子的重要性,能够有效提升滑坡易发性分区中环境因子权重的客观性与准确性.

3.3 滑坡易发性制图结果

滑坡易发性分区图是LSP的最终成果,反映了研究区内不同区域发生滑坡的可能性大小(Zhang *et al.*, 2023).在已划分的斜坡单元基础上,根据是否包含历史滑坡点,提取滑坡所在单元.当一个滑坡跨越多个斜坡单元时,本文采用面积占比法进行判断,即计算滑坡在各单元中的分布面积,并选取面积最大的单元作为该滑坡的归属单元.

在基于水文分析法划分的斜坡单元中,常出现多个滑坡点位于同一单元的情况(图5a);而通过多尺度分割方法划分的斜坡单元通常与滑坡点呈现一一对应关系(图5b).在样本提取过程中,水文分析法共识别出189个滑坡单元,而多尺度分割方法则提取了224个滑坡单元.为了客观评价研究区的滑坡易发性,将历史滑坡面作为正样本.为选取负样本(非滑坡单元),首先对所有滑坡点进行了100 m缓冲区分析,并沿缓冲区外随机选取等数量

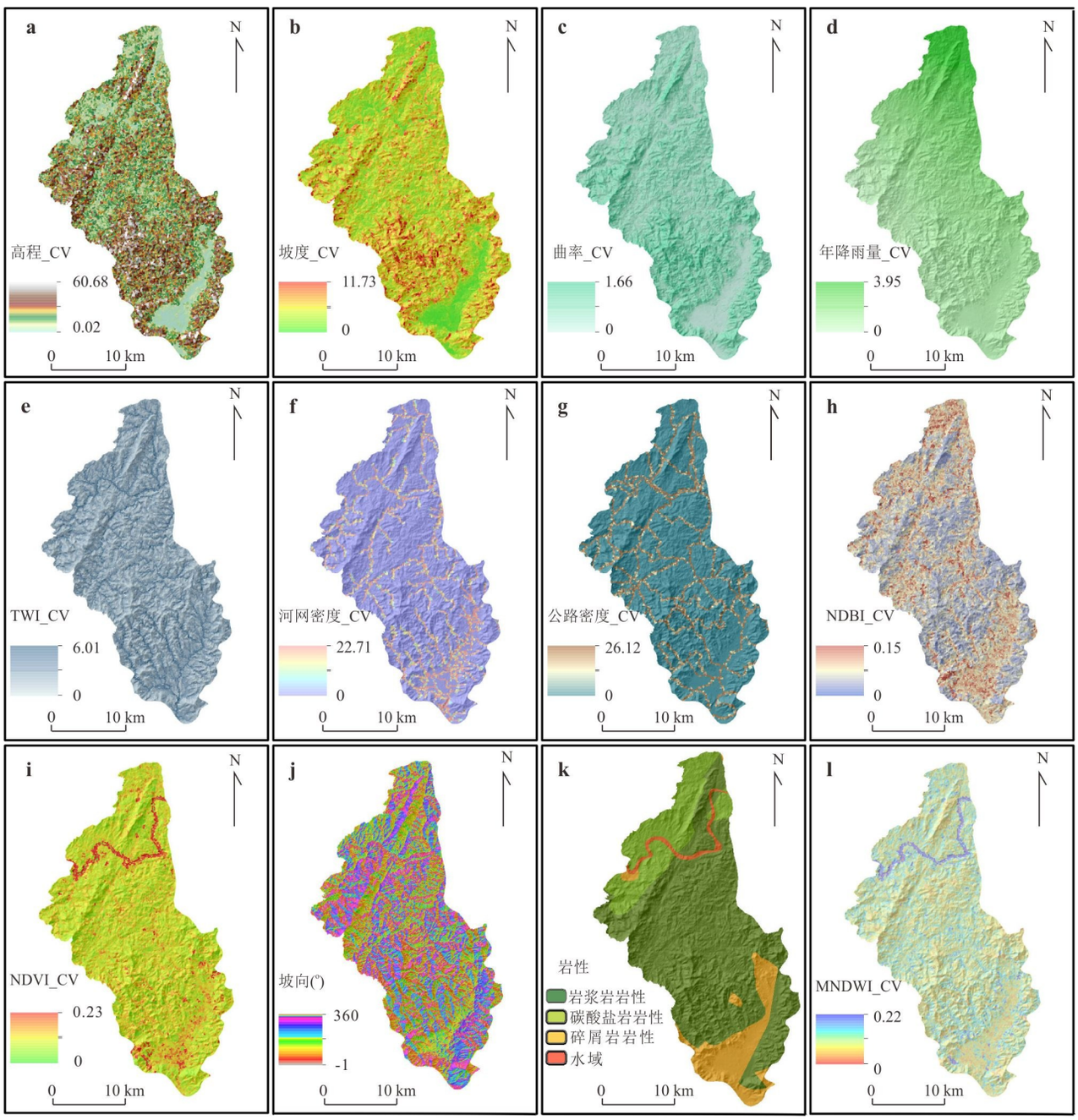


图 6　基础环境因子

Fig.6　Basic environmental factors

a. 高程_CV; b. 坡度_CV; c. 曲率_CV; d. 年均降雨量_CV; e. TWI_CV; f. 河网密度_CV; g. 公路密度_CV; h. NDBI_CV; i. NDVI_CV; j. 坡向 Majority; k. 岩性 Majority; l. MNDWI_CV (STI_CV, SPI_CV 等环境因子未列入)

的非滑坡点(Huang *et al.*, 2022). 滑坡单元赋值为 1,非滑坡单元赋值为 0. 所有样本按 7∶3 的比例随机划分为训练集和测试集. 使用 Python 语言,构建 RF 模型和 XGBoost 模型,以预测研究区滑坡易发性概率的空间分布. 基于模型预测结果,采用等间隔法将易发性指数划分为极高、高、中、低和极低 5 个等级,并生成研究区滑坡易发性区划图(图 9).

从滑坡易发性分区图可以看出,滑坡主要集中在研究区的北部和西北部地区,这一分布特征与历史滑坡点的空间分布较为一致,说明本研究所构建的滑坡易发性分区具有一定的合理性. 对比分析结果显示,高易发性和极高易发性区域呈现出带状与片状分布特征. 结合图 9 与图 6d 进行对比发现,北部的片状高易发区与年均降水量的空间分布相似,主

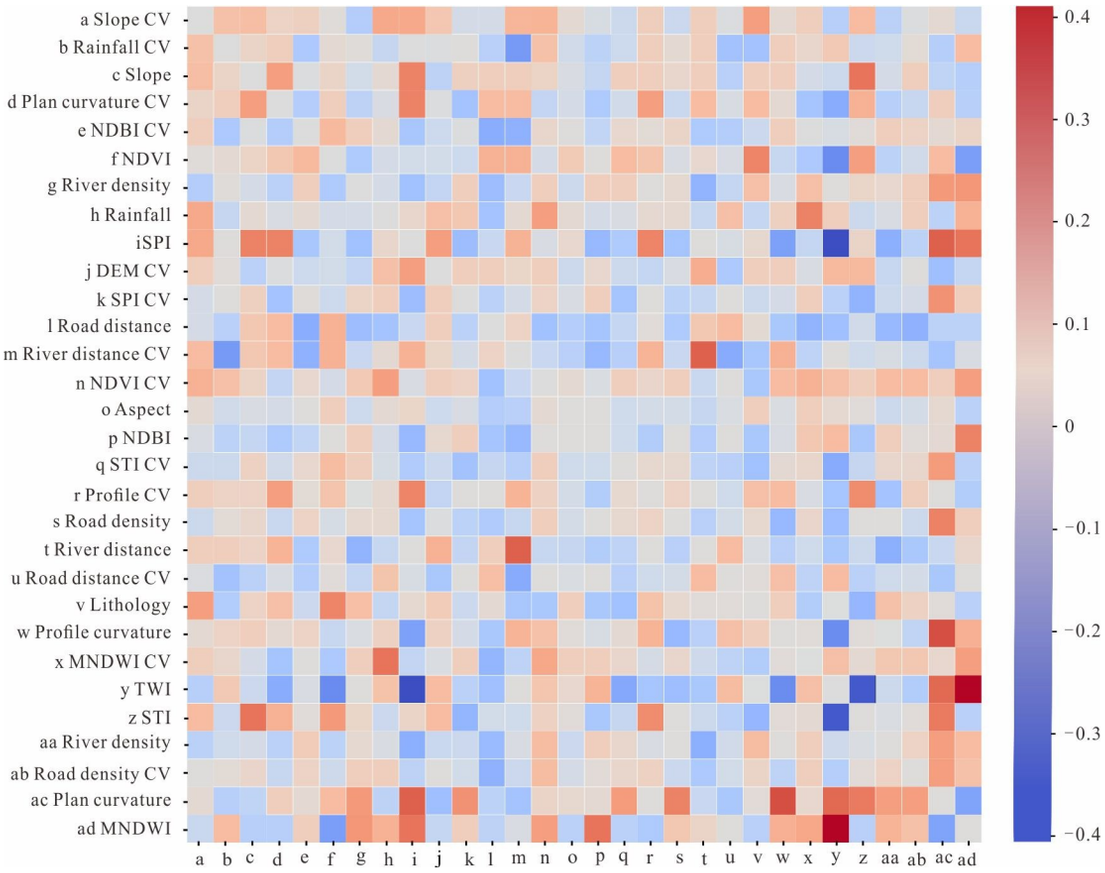


图 7 MSS-based 与 HM-based 环境因子相关系数差值热图

Fig.7 Heatmap of the difference in correlation coefficients of environmental factors between MSS-based and HM-based

表 3 HM-based 和 MSS-based 选取相关系数绝对值小于 0.7 环境因子

Table 3 HM-based and MSS-based select environmental factors with an absolute value of the correlation coefficient less than 0.7

斜坡单元		MSS-based/HM-based
环境因子	均值与众数	MNDWI、NDVI、SPI、STI、TWI、道路距离、高程、河流距离、剖面曲率、平面曲率、坡度、河流密度、平均降水、道路密度、坡向、岩性
	变异系数	MNDWI、NDBI、NDVI、SPI、TWI、道路距离、高程、平面曲率、坡度、平均降水

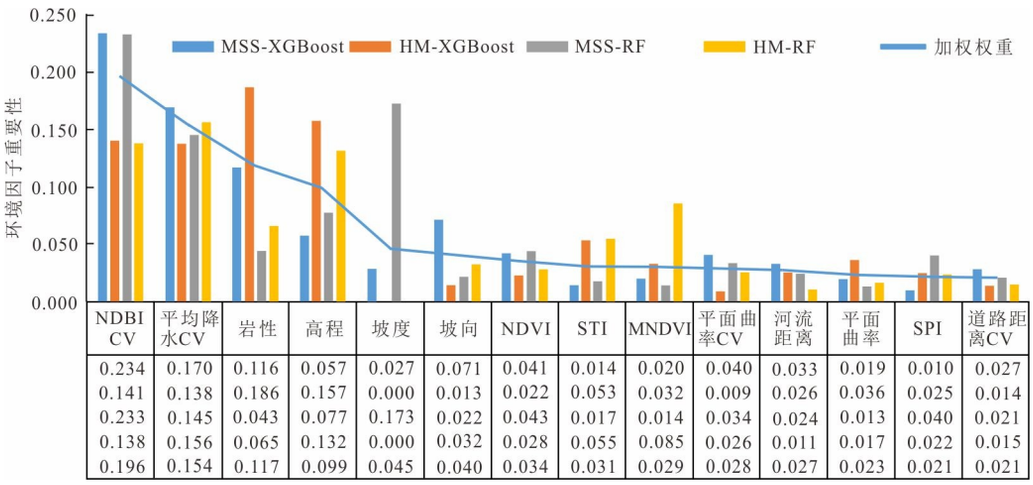
要集中在丁陂乡一带.该区域受梅江河流影响,降水充沛,且历史上滑坡事件频发.通过图 9b 和 9d 进一步分析可知,西北部的片状分布与岩性分布特征高度吻合,主要位于丁陂乡与瑞林镇交界地带.该区域地势由东北向西南倾斜,属于山区与丘陵交错区域,沟谷发育,且以岩浆岩为主,滑坡发生频率较高.此外,从图 9 中可见,带状分布特征与河流形态相似,整体呈现北高南低的趋势.其中,北部的丁陂乡、瑞林镇和冈面乡多为山地地形,而南部九堡镇九堡河右岸则为河谷盆地,地势相对平坦,滑坡发生频率较低.综合分析表明,水分条件、岩性特征及地形地貌是影响研究区滑坡发生的主要控制因素.

4 讨论

现从 XGBoost 和 RF 模型预测滑坡易发性结果的不确定性特征,MSS 划分斜坡单元的精度结果,环境因子空间异质性表达等多个角度开展建模讨论.

4.1 不确定性分析

4.1.1 ROC 精度检验 评价结果(图 10)显示,基于 MSS 方法划分的斜坡单元中,XGBoost 模型在测试集上 AUC 值达到 0.846,RF 模型为 0.837;而基于 HM 划分的斜坡单元,XGBoost 和 RF 模型的测试集 AUC 值分别为 0.719 和 0.656.MSS 方法在提升模型性能方面具有更为显著的优势,无论采用哪种数据



NDBI CV	平均降水CV	岩性	高程	坡度	坡向	NDVI	STI	MNDVI	平面曲率CV	河流距离	平面曲率	SPI	道路距离CV
0.234	0.170	0.116	0.057	0.027	0.071	0.041	0.014	0.020	0.040	0.033	0.019	0.010	0.027
0.141	0.138	0.186	0.157	0.000	0.013	0.022	0.053	0.032	0.009	0.026	0.036	0.025	0.014
0.233	0.145	0.043	0.077	0.173	0.022	0.043	0.017	0.014	0.034	0.024	0.013	0.040	0.021
0.138	0.156	0.065	0.132	0.000	0.032	0.028	0.055	0.085	0.026	0.011	0.017	0.022	0.015
0.196	0.154	0.117	0.099	0.045	0.040	0.034	0.031	0.029	0.028	0.027	0.023	0.021	0.021

图 8　不同模型滑坡环境因子重要性

Fig.8　Importance of landslide environmental factors in different models

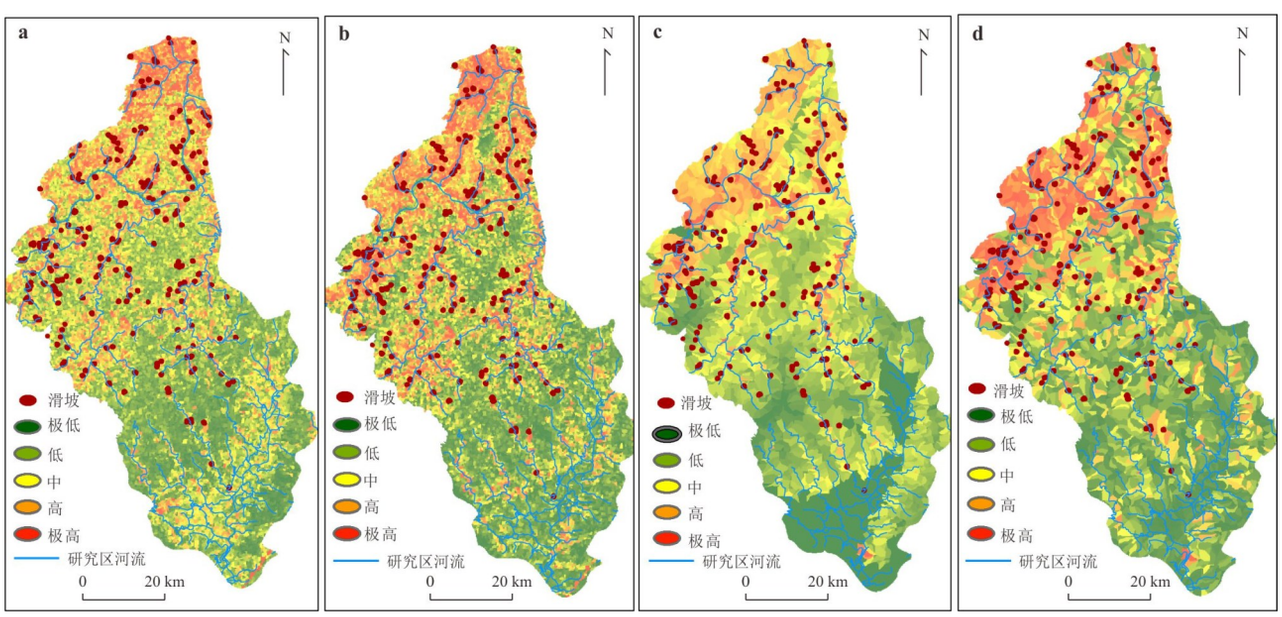


图 9　滑坡易发性

Fig.9　Landslide susceptibility

a.MSS-RF 滑坡易发性制图；b.MSS-XGBoost 滑坡易发性制图；c.HM-RF 滑坡易发性制图；d.HM-XGBoost 滑坡易发性制图

与模型组合，XGBoost 模型的预测精度均高于 RF 模型．基于 MSS 的 AUC 值均超过 0.75，根据 Hosmer *et al*.（2013）提出的判断标准，当 AUC＞0.7 时，模型具有较高的预测准确性．

4.1.2　基于 Bootstrap 的模型泛化误差评价　采用 Bootstrap 随机抽样 1 000 次的方法，对 4 种组合模型的泛化误差进行了全面量化．评估指标包括平均准确度、标准差及 95% 置信区间（CI），具体结果如图 11 所示．以 MSS 划分斜坡单元为例，XGBoost 模型表现出最优的综合性能，其平均准确度达 0.742（95% CI［0.674，0.807］），显著高于 MSS-RF 的 0.737．同时该模型标准差为 0.034，低于 RF 的 0.035，显示更优的稳定性．在 HM 划分斜坡单元下，XGBoost 平均准确度 0.710（95%CI［0.640，0.781］）优于 HM-RF，但其性能指标均显著低于 MSS 方法下的对应模型．从置信区间范围分析，MSS-XGBoost 的 CI 范围（0.133）较 HM-XGBoost（0.141）更窄，反映 MSS 方法下模型估计的不确定性更低．通过 Bootstrap 分析验证了 MSS 划分方法在保持预测精度的同时显著提升了模型鲁棒性（较 HM 方法提升模型稳定性约为 5.4%），XGBoost 在不同的划分方法中均保持最优性能，特别在 MSS 方

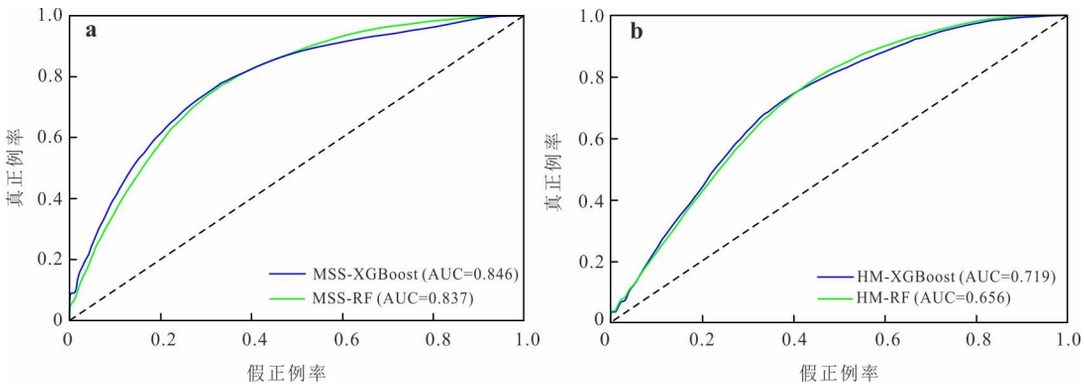


图 10 不同组合模型的 ROC 曲线

Fig.10 ROC of different combination models

a.MSS-based 模型;b.HM-based 模型

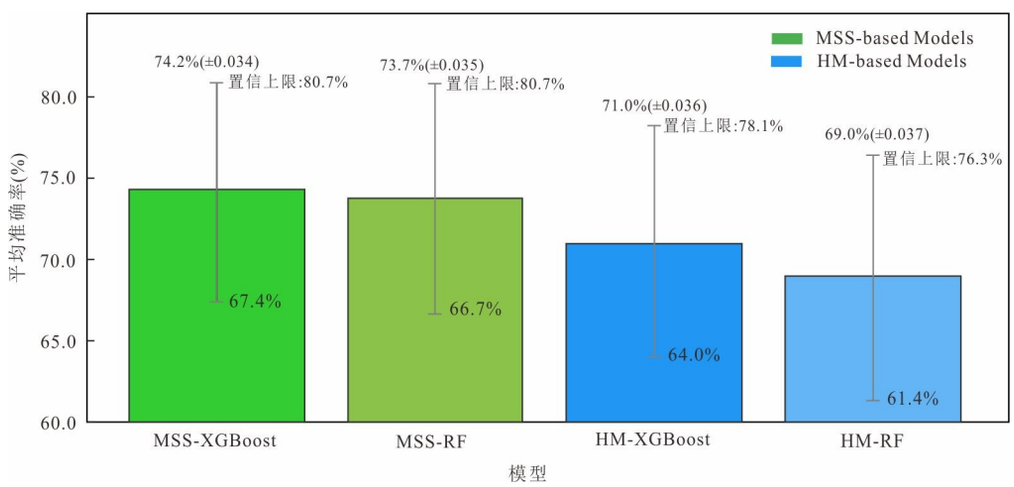


图 11 模型性能比较(平均准确率 95% CI)

Fig.11 Comparison of model performance (average accuracy with 95% CI)

法下展现出最佳的“精度—稳定性”平衡.

综合以上 Bootstrap 评估结果,MSS-XGBoost 组合在平均预测准确度(提升 4.5%)、泛化稳定性(标准差降低 2.9%)和最小估计不确定性(CI 收窄 5.7%)3 个关键方面均表现最优.且所有比较结果均通过 1 000 次 Bootstrap 抽样验证($P<0.05$),与袁修开等(2012)的研究结论一致,进一步验证了 Bootstrap 方法在模型评估中的可靠性.MSS 方案的优势可能源于其形态学划分能更好捕捉斜坡单元的地质力学边界特征.

4.1.3 滑坡易发性指数均值和标准差 在 ArcGIS 中,通过分区统计以表格形式获取了 MSS-XGBoost、MSS-RF、HM-XGBoost 和 HM-RF 四种工况下研究区滑坡易发性指数的均值与标准差(量化评估整体特征和变异性).所得结果表明,4 种工况下均值分别为 0.358、0.372、0.375 和 0.396,表明 4 种模型在整体上对研究区滑坡易发性预测趋势较为一致.然而,标准差的结果呈现明显的差异分别为 0.321、0.253、0.311 和 0.251.标准差反映了滑坡易发性指数在空间上的变异程度,XGBoost 模型的标准差普遍高于 RF 模型,表明其预测结果的波动性更大,对局部地形地貌或者输入数据的敏感度也更高,更易反映环境因子差异.

结合研究区的实际地形地貌特征和自然地理条件可知,区域内滑坡易发性确实存在显著的空间差异.研究区内,南部的九堡镇部分区域为河谷平原,斜坡数量相对较少,历史滑坡记录也极少;而北部的瑞林镇和丁陂乡以山地和沟谷为主,地形破碎,历史滑坡频发,滑坡易发性较高.地质环境和地形条件决定了滑坡易发性空间异质性的客观存在,这种异质性也应该反映在模型的预测结果中.从统计角度滑坡易发性指数的标准差结果进一步反映

了模型预测的稳定性差异,XGBoost模型在不同区域的表现波动性大于RF模型,说明其受输入数据变化的影响更敏感.

4.2　多尺度分割法提升滑坡易发性预测的适应性

MSS法在划分斜坡单元方面具有操作简便、效率高、人工干预少等优势.基于坡度和坡向(最能代表地表形态参数)的地形数据,能够有效反映地形微观上的变化,有助于识别斜坡的物理边界.MSS分割算法根据不同的地表特征可以做出适应调整,为不同研究区提供更合理的斜坡单元划分(吴先谭等, 2022).通过局部方差变化率识别最优尺度,确保分割结果在面积和形状等统计指标上与实际滑坡样本的匹配度最佳,提升模型的实际应用价值.

从模型预测精度,泛化能力和滑坡易发性指数对环境因子的敏感度角度来看,基于MSS方法划分的斜坡单元,可以构建出泛化能力更强,对环境因子变化更为敏感,预测精度更高的滑坡易发性模型.从滑坡易发性分区图来看,两种划分斜坡单元方法在极高和高易发性区域的空间分布趋势基本一致,MSS与历史滑坡点的空间分布特征相符.这说明,尽管两种方法在数据基础和表达方式上存在差异,MSS更有效支持滑坡易发性评价工作的开展.

HM所生成的斜坡单元更贴近实际地形地貌和坡向特征,能够较好地反映斜坡的宏观特征,在LSP中可作为初步的评价单元.在后续的研究中,建议结合MSS和HM两种方法的优势,利用水文分析法在宏观尺度上的全局特征表达能力,以及多尺度分割算法在微观细节上的分割精度,从而实现两者的优势互补.具体而言,可将HM的宏观分区思路融入MSS的精细划分过程中,通过宏观引导微观单元的空间布局,提高滑坡易发性评价的整体准确性与空间连续性.这一结合策略将有助于构建更具物理认知基础、空间细节丰富且具有良好预测能力的综合模型,为滑坡灾害的精准识别与风险评估提供理论支撑.

4.3　环境因子选择与空间异质性表达的必要性

本研究所开展的滑坡易发性评价作为监督分类过程,其训练集和测试集的构建高度依赖环境因子的选择与组合.环境因子选取直接影响模型输入信息的完整性和可靠性,进而决定预测结果的准确性.已有研究表明,目前学者在环境因子选取方面主要采用以下两种方法:(1)采用K-Means聚类方法对空间分布复杂、连续性强的地理因子进行离散化处理,并以每个斜坡单元中占比最高的类别作为该单元的代表类型;(2)同时结合地理探测器(Geo-Detector)方法进行空间异质性分析与驱动因子识别(王劲峰和徐成东, 2017).该方法的基本假设为:有效因子应呈现与滑坡事件相匹配的空间异质性模式.本研究采用皮尔逊相关系数($|r|>0.7$)控制多重共线性,在实际应用中,相同阈值下不同剔除策略导致模型显著差异(精度波动达5%～8%),提出了建立模型精度加权的因子重要性融合评估方法.

滑坡易发性评价本质上是一个复杂的过程,其受到多尺度环境因子交互作用的影响.本研究结果清晰地表明,NDBI变异系数和降水量变异系数成为不同斜坡单元划分方法(MSS/HM)共同识别的关键环境因子,其空间异质性与滑坡发生概率呈现显著关系.进一步,即便在相同的斜坡单元划分方法下,不同的机器学习模型以及不同的因子组合也导致了环境因子重要性的显著变化.为应对这一挑战,本研究提出了基于模型预测精度加权的平均方法,用于融合不同模型下同一环境因子的重要性评估,实验结果显示,该方法能够提升环境因子权重评估的客观性和准确性.该方法通过融合来自不同模型的预测结果,考虑了各模型的预测性能,从而实现了更稳健的环境因子权重估计.综上所述,在滑坡易发性评价中,必须充分重视地表过程的空间异质性,并采用适当的建模策略和数据融合方法,才能够提高预测精度,为滑坡易发性划分与防治措施提供更可靠的科学依据.未来的研究可以进一步探索不同尺度环境因子间的交互作用机制,并结合更先进的地统计学方法来刻画和模拟空间异质性,从而提升滑坡易发性评价的科学性与可靠性.

5　结论

本文以江西省瑞金市梅河流域为研究区域,针对传统HM方法在滑坡斜坡单元划分中存在的问题,提出并验证了一种融合MSS与CV量化异质性的滑坡易发性预测方法.研究得出以下结论:

(1)MSS方法在斜坡单元划分中的优势:MSS方法在模型预测精度和自动化程度上均优于传统的HM方法,更适合精细化区域滑坡斜坡单元的划分.通过结合多尺度分割算法与局部方差变化率分析,可高效确定最优参数组合(本文中为尺度7、形状因子0.9、紧致度0.9,实现了平均面积为0.033 km^2的精细斜坡单元划分),显著提升了斜坡单元划分的精细度和自动化水平.

(2)CV量化斜坡单元内环境因子的异质性分析结果显示:NDBI变异系数(权重0.196)、降水量

变异系数(权重0.154)及岩性(权重0.117)是影响滑坡易发性的关键因素.采用均值与CV共同表征环境因子信息(构建34维特征集),相较于仅使用均值,能更有效地提升模型预测精度.

(3)MSS-XGBoost模型的优越性及其稳定性:通过XGBoost模型进行预测,MSS-XGBoost模型表现最优,测试集达到0.846.通过Bootstrap分析进一步验证了MSS划分方法在保持预测精度(平均准确度0.742)的同时,显著提升了模型鲁棒性与泛化能力,标准差最低(0.033),模型稳定性优于HM方法.

(4)滑坡易发性空间分布特征与减灾对策:滑坡易发性制图结果显示,极高易发区主要分布在丁陂镇、瑞林镇梅江两岸以及九堡镇九堡河左岸研究区,这些区域与高降水变异区域及岩浆岩地层高度吻合.九堡镇右岸河流盆地地区的滑坡易发性相对较低.因此,建议加强北部河流山谷地带的滑坡灾害的监测与防治工作.

References

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. *Journal of Jilin University* (*Earth Science Edition*), 54(5): 1629—1644 (in Chinese with English abstract).

Bhattacharya, S., Ali, T., Chakravortti, S., et al., 2025. Application of Machine Learning and Deep Learning Algorithms for Landslide Susceptibility Assessment in Landslide Prone Himalayan Region. *Earth Systems and Environment*, 9(2): 1427—1445. https://doi. org/10.1007/s41748-024-00530-w

Chang, Z. L., Huang, F. M., Jiang, S. H., et al., 2023. Slope Unit Extraction and Landslide Susceptibility Prediction Using Multi-Scale Segmentation Method. *Advanced Engineering Sciences*, 55(1): 184—195 (in Chinese with English abstract).

Dou, J., Xiang, Z. L., Xu, Q., et al., 2023. Application and Development Trend of Machine Learning in Landslide Intelligent Disaster Prevention and Mitigation. *Earth Science*, 48(5): 1657—1674 (in Chinese with English abstract).

Drăguţ, L., Csillik, O., Eisank, C., et al., 2014. Automated Parameterisation for Multi-Scale Image Segmentation on Multiple Layers. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 88: 119—127. https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2013.11.018

Feng, W. K., Zhao, J. C., Yi, X. Y., et al., 2025. Characteristics and Drivers of Clustered Landslides Induced by Extreme Rainstorm on June 16 in Fujian-Guangdong-Jiangxi Junction Area. *Earth Science*, 50(10): 4111—4124 (in Chinese with English abstract).

Fu, Z. Y., Li, D. Q., Wang, S., et al., 2023. Landslide Susceptibility Assessment Based on Multitemporal Landslide Inventories and TrAdaBoost Transfer Learning. *Earth Science*, 48(5): 1935—1947 (in Chinese with English abstract).

Guha, S., Govil, H., Dey, A., et al., 2018. Analytical Study of Land Surface Temperature with NDVI and NDBI Using Landsat 8 OLI and TIRS Data in Florence and Naples City, Italy. *European Journal of Remote Sensing*, 51(1): 667—678. https://doi. org/10.1080/22797254.2018.1474494

Guo, F., Lai, P., Huang, F. M., et al., 2024. Literature Review and Research Progress of Landslide Susceptibility Mapping Based on Knowledge Graph. *Earth Science*, 49(5): 1584—1606 (in Chinese with English abstract).

Hosmer, D. W. Jr, Lemeshow, S., Sturdivant, R. X., 2013. Applied Logistic Regression. John Wiley & Sons, Wiley. https://doi.org/10.1002/9781118548387

Huang, F. M., Cao, Y., Li, W. B., et al., 2024. Uncertainties of Landslide Susceptibility Prediction: Influences of Different Study Area Scales and Mapping Unit Scales. *International Journal of Coal Science & Technology*, 11(1): 26. https://doi. org/10.1007/s40789-024-00678-w

Huang, F. M., Chen, B., Mao, D. X., et al., 2023. Landslide Susceptibility Prediction Modeling and Interpretability Based on Self-Screening Deep Learning Model. *Earth Science*, 48(5): 1696—1710(in Chinese with English abstract).

Huang, F. M., Chen, J., Yang, Y., et al., 2025. A Review and Prospect of Disaster-Causing Environmental Factors Related to Landslide Susceptibility Prediction. *Bulletin of Geological Science and Technology*, 44(2): 14—37 (in Chinese with English abstract).

Huang, F. M., Liu, K. J., Zeng, Z. Q., et al., 2024. Influence of Environmental Factor Selection and Combination on Landslide Susceptibility Prediction Modeling. *Journal of Basic Science and Engineering*, 32(1): 49—71 (in Chinese with English abstract).

Huang, F. M., Tao, S. Y., Chang, Z. L., et al., 2021. Efficient and Automatic Extraction of Slope Units Based on Multi-Scale Segmentation Method for Landslide Assessments. *Landslides*, 18(11): 3715—3731. https://doi.org/10.1007/s10346-021-01756-9

Huang, F. M., Teng, Z. K., Guo, Z. Z., et al., 2023. Uncertainties of Landslide Susceptibility Prediction: Influences of Different Spatial Resolutions, Machine Learning Models and Proportions of Training and Testing Da-

taset. *Rock Mechanics Bulletin*, 2(1): 100028. https://doi.org/10.1016/j.rockmb.2023.100028

Huang, F. M., Yan, J., Fan, X. M., et al., 2022. Uncertainty Pattern in Landslide Susceptibility Prediction Modelling: Effects of Different Landslide Boundaries and Spatial Shape Expressions. *Geoscience Frontiers*, 13(2): 101317. https://doi.org/10.1016/j.gsf.2021.101317

Iqbal, J., Dai, F. C., Hong, M., et al., 2018. Failure Mechanism and Stability Analysis of an Active Landslide in the Xiangjiaba Reservoir Area, Southwest China. *Journal of Earth Science*, 29(3): 646－661. https://doi.org/10.1007/s12583-017-0753-5

Jia, Z., Cheng, Z. J., Chang, Z. L., et al., 2025. Modeling and Uncertainty in Landslide Susceptibility Prediction Considering Coupling Mode of Landslide Types. *Earth Science*, 50(6): 2311－2329 (in Chinese with English abstract).

Kincal, C., Kayhan, H., 2022. A Combined Method for Preparation of Landslide Susceptibility Map in Izmir (Türkiye). *Applied Sciences*, 12(18): 9029. https://doi.org/10.3390/app12189029

Li, H. J., Yu, X. Z., Ma, J., et al., 2025. Extraction of Information on High-Risk Rock Masses in Steep Slopes Using Multi-Source Remote Sensing Data Fusion. *Bulletin of Geological Science and Technology*(in Chinese with English abstract) (Online First).

Li, W. B., Fan, X. M., Huang, F. M., et al., 2021. Uncertainties of Landslide Susceptibility Modeling under Different Environmental Factor Connections and Prediction Models. *Earth Science*, 46(10): 3777－3795 (in Chinese with English abstract).

Li, W. J., Shao, H., 2021. Landslide Susceptibility Assessment Based on Multi-Scale Segmentation of Remote Sensing and Geological Factor Evaluation. *The Chinese Journal of Geological Hazard and Control*, 32(2): 94－99 (in Chinese with English abstract).

Lu, J. Q., Wang, Y. J., Li, S. Y., et al., 2025. An XGBoost-Based Onsite PGV Prediction Model. *Earth Science*, 50(5): 1861－1874 (in Chinese with English abstract).

Martin, D., Chai, S. S., 2022. A Study on Development of Landslide Susceptibility Map in Malaysia Landslide Prone Areas by Using Geographic Information System (GIS) and Machine Learning. 2022 IEEE 18th International Colloquium on Signal Processing & Applications (CSPA). May 12, 2022. Selangor, Malaysia. IEEE. https://doi.org/10.1109/cspa55076.2022.9781943

Pourghasemi, H. R., Rahmati, O., 2018. Prediction of the Landslide Susceptibility: Which Algorithm, Which Precision? *Catena*, 162: 177－192. https://doi.org/10.1016/j.catena.2017.11.022

Qiu, H. J., Wei, Y. D., 2025. Landslide Geomorphology: Pattern, Process and Stability. *Journal of Earth Science*, 36(1): 327－332. https://doi.org/10.1007/s12583-024-0131-z

Tang, H. M., Li, C. D., Gong, W. P., et al., 2022. Fundamental Attribute and Research Approach of Landslide Evolution. *Earth Science*, 47(12): 4596－4608 (in Chinese with English abstract).

Tehrani, F. S., Calvello, M., Liu, Z. Q., et al., 2022. Machine Learning and Landslide Studies: Recent Advances and Applications. *Natural Hazards*, 114(2): 1197－1245. https://doi.org/10.1007/s11069-022-05423-7

Wang, J. F., Xu, C. D., 2017. Geodetector: Principle and Prospective. *Acta Geographica Sinica*, 72(1): 116－134 (in Chinese with English abstract).

Wang, K., Zhang, S. J., Wei, F. Q., 2020. Slope Unit Extraction Methods: Advances and Prospects. *Journal of Yangtze River Scientific Research Institute*, 37(6): 85－93 (in Chinese with English abstract).

Wang, X. L., Xie, H. Y., Wang, J. J., et al., 2020. Prediction of Dam Deformation Based on Bootstrap and ICS-MKELM Algorithms. *Journal of Hydroelectric Engineering*, 39(3): 106－120 (in Chinese with English abstract).

Wang, X. M., Niu, R. Q., 2010. Landslide Intelligent Prediction Using Object-Oriented Method. *Soil Dynamics and Earthquake Engineering*, 30(12): 1478－1486. https://doi.org/10.1016/j.soildyn.2010.06.017

Wei, T. T., Fan, W., Yu, N. Y., 2017. Method of Zoning of Regional Slope Stability Based on Typical Profiles Analysis. *Journal of Engineering Geology*, 25(6): 1518－1526 (in Chinese with English abstract).

Wu, J. B., Chen, H. Q., Xiang, Z. L., 2025. Optimization of the Method of Dividing Slope Units and Evaluation Index of Suitability. *Journal of Natural Disasters*, 34(1): 127－136 (in Chinese with English abstract).

Wu, X. T., Deng, H., Zhang, W. J., et al., 2022. Evaluation of Landslide Susceptibility Based on Automatic Slope Unit Division. *Mountain Research*, 40(4): 542－556 (in Chinese with English abstract).

Youssef, A. M., Pourghasemi, H. R., Pourtaghi, Z. S., et al., 2016. Landslide Susceptibility Mapping Using Random Forest, Boosted Regression Tree, Classification and Regression Tree, and General Linear Models and Comparison of Their Performance at Wadi Tayyah Basin, Asir Region, Saudi Arabia. *Landslides*, 13(5): 839－856. https://doi.org/10.1007/s10346-015-0614-1

Yu, X. Y., Xiong, S. L., 2020. Landslide Susceptibility Assessment Based on Spatial Multi-Scale Analysis: A Case Study of Zigui to Badong in the Three Gorges Res-

ervoir Area. *Journal of Geodesy and Geodynamics*, 40(2): 187－192 (in Chinese with English abstract).

Yuan, X. K., Lü, Z. Z., Yue, Z. F., 2012. Bootstrap Confidence Interval of Quantile Function Estimation for Small Samples. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 33(10): 1842－1849(in Chinese with English abstract).

Zhang, S., Li, C., Peng, J. Y., et al., 2023. Fatal Landslides in China from 1940 to 2020: Occurrences and Vulnerabilities. *Landslides*, 20(6): 1243－1264. https://doi.org/10.1007/s10346-023-02034-6

Zhang, X., Chen, L. X., Xu, Y., et al., 2018. Comparison of Two Methods for Slope Unit Division in Landslide Susceptibility Evaluation. *Safety and Environmental Engineering*, 25(1): 12－17, 50 (in Chinese with English abstract).

Zhang, Z. J., Huang, X., Cai, Y. W., et al., 2022. The Evolution Pattern and Influence of Human Activities of Landslide Driving Factors in Wulong Section of the Three Gorges Reservoir Area. *The Chinese Journal of Geological Hazard and Control*, 33(3): 39－50 (in Chinese with English abstract).

Zheng, D. F., Pan, M. Y., Gao, M., et al., 2025. Multi-Factor Risk Assessment of Landslide Disasters under Concentrated Rainfall in Xianrendong National Nature Reserve in Southern Liaoning Province. *Bulletin of Geological Science and Technology*, 44(2): 48－58 (in Chinese with English abstract).

中文参考文献

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. 吉林大学学报(地球科学版)，54(5): 1629－1644.

常志璐，黄发明，蒋水华，等，2023. 基于多尺度分割方法的斜坡单元划分及滑坡易发性预测. 工程科学与技术，55(1): 184－195.

窦杰，向子林，许强，等，2023. 机器学习在滑坡智能防灾减灾中的应用与发展趋势. 地球科学，48(5): 1657－1674.

冯文凯，赵家琛，易小宇，等，2025. 闽粤赣边区“6•16”强降雨诱发群发滑坡特征与驱动因素. 地球科学，50(10): 4111－4124.

付智勇，李典庆，王顺，等，2023. 基于多时空滑坡编录和TrAdaBoost迁移学习的滑坡易发性评价. 地球科学，48(5): 1935－1947.

郭飞，赖鹏，黄发明，等，2024. 基于知识图谱的滑坡易发性评价文献综述及研究进展. 地球科学，49(5): 1584－1606.

黄发明，陈杰，杨阳，等，2025. 滑坡易发性相关致灾环境因子研究的综述与展望. 地质科技通报，44(2): 14－37.

黄发明，陈彬，毛达雄，等，2023. 基于自筛选深度学习的滑坡易发性预测建模及其可解释性. 地球科学，48(5): 1696－1710.

黄发明，刘科技，曾子强，等，2024. 环境因子筛选及组合方法对滑坡易发性预测的影响规律. 应用基础与工程科学学报，32(1): 49－71.

贾卓，程志金，常志璐，等，2025. 考虑滑坡类型耦合方式的滑坡易发性预测建模与不确定性分析. 地球科学，50(6): 2311－2329.

李虹江，于昕左，马佳，等，2025. 多源遥感数据融合的高陡边坡危岩体信息提取. 地质科技通报(网络首发).

李文彬，范宣梅，黄发明，等，2021. 不同环境因子联接和预测模型的滑坡易发性建模不确定性. 地球科学，46(10): 3777－3795.

李文娟，邵海，2021. 基于遥感影像多尺度分割与地质因子评价的滑坡易发性区划. 中国地质灾害与防治学报，32(2): 94－99.

卢建旗，王雨佳，李山有，等，2025. 基于XGBoost的现地PGV预测模型. 地球科学，50(5): 1861－1874.

唐辉明，李长冬，龚文平，等，2022. 滑坡演化的基本属性与研究途径. 地球科学，47(12): 4596－4608.

王劲峰，徐成东，2017. 地理探测器：原理与展望. 地理学报，72(1): 116－134.

王凯，张少杰，韦方强，2020. 斜坡单元提取方法研究进展和展望. 长江科学院院报，37(6): 85－93.

王晓玲，谢怀宇，王佳俊，等，2020. 基于Bootstrap和ICS-MKELM算法的大坝变形预测. 水力发电学报，39(3): 106－120.

魏婷婷，范文，于宁宇，2017. 基于典型剖面分析的区域斜坡稳定性分区方法. 工程地质学报，25(6): 1518－1526.

吴家宝，陈红旗，向中林，2025. 斜坡单元的划分方法优化与适宜性评价指标. 自然灾害学报，34(1): 127－136.

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. 山地学报，40(4): 542－556.

于宪煜，熊十力，2020. 基于空间多尺度分析的滑坡易发性评价：以三峡库区秭归－巴东段为例. 大地测量与地球动力学，40(2): 187－192.

袁修开，吕震宙，岳珠峰，2012. 小样本下分位数函数的Bootstrap置信区间估计. 航空学报，33(10): 1842－1849.

张曦，陈丽霞，徐勇，等，2018. 两种斜坡单元划分方法对滑坡灾害易发性评价的对比研究. 安全与环境工程，25(1): 12－17, 50.

张志兼，黄勋，蔡雨微，等，2022. 三峡库区武隆段滑坡灾害驱动因子演变格局与人类活动的影响. 中国地质灾害与防治学报，33(3): 39－50.

郑德凤，潘美伊，高敏，等，2025. 集中降雨影响下辽南仙人洞国家级自然保护区滑坡灾害多因子风险评价. 地质科技通报，44(2): 48－58.