

DOI:10.13870/j.cnki.stbcbx.2026.03.023

CSTR:32310.14.stbcbx.2026.03.023

郭飞,杨亚会,张军伟,等.指标筛选方法与评价模型对崩岗易发性评价的影响[J].水土保持学报,2026,40(3):99-107.

GUO Fei, YANG Yahui, ZHANG Junwei, et al. Influence of indicator screening methods and evaluation models on Benggang susceptibility evaluation[J]. Journal of Soil and Water Conservation, 2026, 40(3):99-107.

## 指标筛选方法与评价模型对崩岗易发性评价的影响

郭飞<sup>1,2</sup>, 杨亚会<sup>3</sup>, 张军伟<sup>4</sup>, 寇磊<sup>4</sup>, 赖鹏<sup>1,2</sup>, 朱良才<sup>3</sup>, 程冬兵<sup>5</sup>, 黄涛<sup>1,6</sup>

(1.三峡库区地质灾害教育部重点实验室,湖北宜昌443002; 2.三峡大学土木与建筑学院,湖北宜昌443002;

3.三峡大学水利与环境学院,湖北宜昌443002; 4.湖北省地质局第七地质大队,湖北宜昌443100;

5.长江水利委员会汉江流域治理保护中心,武汉430000; 6.湖北工程学院新技术学院,湖北孝感432000)

**摘要:** [目的] 探究评价指标的不同筛选方法和机器学习模型对崩岗易发性评价结果的影响。[方法] 以石城县崩岗为例,通过不筛选、地理探测器(GD)筛选和多重共线性(VIF)筛选等方法构建评价指标体系,采用随机森林(RF)和多层感知机(MLP)模型,开展不同评价指标和评价模型对崩岗易发性的适宜性研究。[结果] 1)GD筛选的崩岗易发性评价结果优于VIF筛选评价结果,采用指标累计贡献率 $q$ 值为90%的GD筛选的结果与不筛选的结果基本相同;2)RF模型对崩岗易发性的预测效果优于MLP模型,其中不筛选、GD筛选、VIF筛选3种方法下RF模型的AUC值分别为0.847、0.823、0.779;3)研究区高易发区、极高易发区主要分布于石城县西北部,与崩岗分布较为吻合。[结论] 采用指标累计贡献率 $q$ 值为90%的RF模型开展易发性评价具有较高的合理性与适用性。研究成果可为赣南地区的崩岗易发性评价提供科学参考。

**关键词:** 崩岗易发性; 指标筛选; 地理探测器; 多重共线性; 随机森林; 多层感知机

中图分类号:P694

文献标识码:A

文章编号:1009-2242(2026)03-0099-09

## Influence of Indicator Screening Methods and Evaluation Models on Benggang Susceptibility Evaluation

GUO Fei<sup>1,2</sup>, YANG Yahui<sup>3</sup>, ZHANG Junwei<sup>4</sup>, KOU Lei<sup>4</sup>,

LAI Peng<sup>1,2</sup>, ZHU Liangcai<sup>3</sup>, CHENG Dongbing<sup>5</sup>, HUANG Tao<sup>1,6</sup>

(1.Key Laboratory of Geological Hazards on Three Gorges Reservoir Area, Ministry of Education, Yichang, Hubei 443002, China; 2.College of Civil Engineering and Architecture, China Three Gorges University, Yichang, Hubei 443002, China;

3.College of Hydraulic and Environmental Engineering, China Three Gorges University, Yichang, Hubei 443002, China;

4.The Seventh Geological Brigade, Hubei Geological Bureau, Yichang, Hubei 443100, China; 5.Hanjiang River Basin

Governance and Protection Center, Changjiang Water Resources Commission, Wuhan 430000, China;

6.College of Technology, Hubei Engineering University, Xiaogan, Hubei 432000, China)

**Abstract:** [Objective] This study aims to explore the influence of different screening methods of evaluation indicators and machine learning models on the evaluation results of Benggang susceptibility. [Methods] Taking Benggang in Shicheng County as a case study, three approaches-non-screening, geodetector (GD) screening, and variance inflation factor (VIF) screening-were employed to construct the evaluation indicator system. The random forest (RF) and multilayer perceptron (MLP) models were applied to conduct a suitability study comparing different indicator sets and models for Benggang susceptibility evaluation. [Results] 1) The susceptibility evaluation results based on GD-screened indicators were superior to those obtained using VIF-screened indicators. The results of GD screening with a 90% cumulative  $q$ -value were basically the same as those of non-screening. 2) The RF model was better than MLP model in evaluating the vulnerability to Benggang. Under the three indicator systems (non-screening, GD screening, and VIF screening), the AUC values for the

收稿日期:2026-02-27

修回日期:2026-03-29

录用日期:2026-04-05

网络首发日期(www.cnki.net):2026-04-15

资助项目:国家自然科学基金项目(42107489)

第一作者:郭飞(1987—),男,博士,副教授,主要从事崩岗灾害风险评估研究。E-mail:ybbnui.2008@163.com

通信作者:黄涛(1986—),男,硕士,副教授,主要从事边坡稳定性研究。E-mail:550368317@qq.com

http://stbcbx.alljournal.com.cn

RF model were 0.847, 0.823, and 0.779, respectively. 3) The high-susceptibility zones and very-high-susceptibility zones in the study area were mainly distributed in the northwest of Shicheng County, which was consistent with the distribution of Benggang. [Conclusion] Employing the RF model with indicators screened by GD at a cumulative  $q$ -value contribution rate of 90% provides a highly rational and applicable approach for susceptibility evaluation. The research findings can provide a scientific reference for the evaluation of Benggang susceptibility in the Gannan region.

**Keywords:** Benggang susceptibility; indicator screening; geodetector; variance inflation factor; random forest; multilayer perceptron

Received: 2026-02-27

Revised: 2026-03-29

Accepted: 2026-04-05

Online(www.cnki.net): 2026-04-15

崩岗作为山坡土体受水力和重力共同作用而形成的一种崩塌侵蚀,其侵蚀程度与破坏力在我国南方花岗岩地区水土流失中最为严重,又称“生态溃瘍”<sup>[1]</sup>。根据水利部2005年的调查,我国7省(区)广东、江西、广西、福建、湖南、湖北、安徽共发育大、中、小型崩岗23.91万个,崩岗总面积高达1 220 km<sup>2</sup>,其年平均侵蚀模数高达5.90万 t/(km<sup>2</sup>·a),已成为制约当地农业生产与经济发展的关键因素<sup>[2-4]</sup>。崩岗侵蚀过程具有强度大、突发性强、破坏力显著等特征,对我国南方红壤低山丘陵区域的国土安全、粮食生产、生态稳定及公共安全构成直接威胁,并严重制约区域的生态与社会经济协调发展<sup>[5-6]</sup>。据此,开展崩岗空间预测(即易发性评价)研究,对于实现崩岗灾害的有效预警、防控及开展国土空间规划具有重要的理论与实践意义。

科学合理地选取评价指标是提升崩岗易发性预测精度与减灾防灾成效的关键环节。评价指标的核心在于有效表征崩岗与非崩岗区域之间的特征差异;其空间分异性越显著,则指标的区分能力越强,对易发性评价结果的贡献也越大<sup>[7]</sup>。用于崩岗易发性评价指标较多,若不筛选评价指标,可能会增加计算成本,掩盖主导因素,引入冗余与多重共线性等问题<sup>[8-9]</sup>。目前,国内外学者采用不同的方法筛选评价指标,主要包括地理探测器(geodetector, GD)<sup>[10-11]</sup>、多重共线性(VIF)分析<sup>[12]</sup>、层次分析<sup>[13]</sup>、主成分分析<sup>[14]</sup>、机器学习特征重要性评估<sup>[10,15]</sup>、灰色关联度分析<sup>[16-17]</sup>、遗传算法<sup>[18]</sup>等。尽管已有多种方法可供选择,不同方法仍各有优劣:遗传算法虽能全局寻优,但计算复杂度高;灰色关联度适用于小样本分析,但对数据分布要求较低;主成分分析能降低维度,但结果的可解释性较弱;VIF虽可有效识别共线性,但无法评估指标单独的重要性;GD的核心输出 $q$ 值表示某个评价指标能够解释崩岗发生空间分层异质性,能够有效处理类型量,适合探测非线性关系,并可以

辨识双因子间交互作用的类型:对于增强关系,可进一步区分为双因子增强或非线性增强;此外,也能识别因子间独立或减弱的关系。程冬兵等<sup>[19]</sup>、管家琳等<sup>[20]</sup>均将各指标数据与崩岗分布图进行叠加,分析筛选出对崩岗侵蚀发育响应敏感的指标。实际研究中,选择何种指标筛选方法,需要全面结合指标数据的特性、样本量的大小及研究的具体目标。通过多种方法相互验证,以确保筛选出的评价指标能够全面、准确地反映崩岗发育的主控因素。

评价模型的选择共同决定崩岗易发性评价的精度与可靠性。国内外学者陆续引入多种机器学习与统计模型开展崩岗易发性评价,如多层感知机(MLP)<sup>[21]</sup>、支持向量机<sup>[22]</sup>、逻辑回归<sup>[23]</sup>、随机森林(RF)<sup>[24]</sup>、梯度极限提升<sup>[25]</sup>、信息量<sup>[26]</sup>和人工神经网络<sup>[21]</sup>等。然而,不同模型在结构原理、参数设置及适用条件方面存在显著差异<sup>[27]</sup>,导致评估结果具有一定不确定性,因而有必要通过系统对比以筛选出适用于特定区域与数据条件的最优模型。在众多模型中,MLP和RF因具有较高的预测稳定性、实现简便、泛化能力强等特点,在滑坡等地质灾害易发性评价中已得到广泛应用。然而,二者在崩岗易发性评价中的应用仍相对有限,其适用性与性能表现尚需进一步验证与比较。因此,系统开展不同模型在崩岗评价中的对比研究,不仅具有理论意义,也为高精度易发性制图提供了实践依据。

崩岗易发性评价是当前的研究热点<sup>[28]</sup>,评价指标的筛选方法及机器学习评价模型的选取对评价结果的影响比较关键。本文以石城县崩岗为例,系统对比“不筛选、地理探测器筛选、多重共线性筛选”3种指标体系构建方法,并结合RF与MLP 2种模型,探讨不同指标筛选方法与评价模型组合对崩岗易发性评价结果的影响,揭示GD筛选与RF模型组合在精度、稳定性等方面的综合优势。

## 1 材料与方法

### 1.1 研究区域概况

研究区位于江西省石城县(25°57′~26°37′N, 116°05′~116°39′E),年平均气温18.3℃,年平均降水量为1700mm,且主要集中在4—9月。研究区总面积约为1530km<sup>2</sup>,属典型低山地区,海拔为174~1324m,平均坡度为16°,地势总体由北东向南西倾斜。该区域属于新华夏系第二隆起带上的一个次级构造区,地层以碎屑岩为主,花岗岩次之。研究区内共发育崩岗2471个,其空间分布见图1。

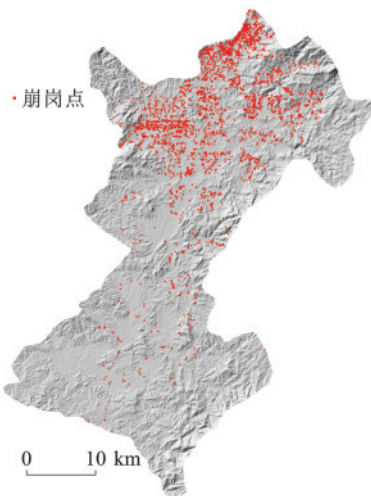


图1 崩岗灾害点分布

Fig.1 Distribution of Benggang sites

### 1.2 数据来源

本研究依据崩岗发育与地形地貌、土壤、气候等因素的紧密联系,通过整合多个开源数据库,确定4类用于易发性评价的20个潜在评价指标,具体包括植被状况指标8个,土壤性质指标5个,地形地貌指标6个和气候指标1个。具体各评价指标见图2。

### 1.3 评价指标筛选方法

1.3.1 地理探测器 GD<sup>[11]</sup>无需预设线性关系,能够有效探测地理要素的空间分层异质性,并量化各候选因子对崩岗空间分布的解释能力。GD已被广泛应用于多种地理现象的驱动机制研究,能够定量识别出对空间分布贡献显著的主导因素。GD方法体系包括4个核心模块:指标探测、交互作用探测、风险区探测和生态探测。本文选用GD的指标探测功能,计算各因子的 $q$ 统计量,用以表征其对崩岗空间分异性的贡献大小,计算公式为:

$$q = 1 - \frac{\sum_{h=1}^L N_h \sigma_h^2}{N \sigma^2} \quad (1)$$

式中: $h$ 为解释变量 $X$ 的分层,即分类或者分区( $h=1, 2, \dots, L$ ); $N_h$ 和 $N$ 分别为层 $h$ 和全区的栅格数; $\sigma_h^2$

和 $\sigma^2$ 分别为层 $h$ 和全区的方差; $q$ 值为 $[0, 1]$ ,其数值大小与崩岗空间分异的显著程度呈正相关, $q$ 的值越大,表明分异性越强。为保证结果的精度,本文将采用累积 $q$ 值前90%的指标构建指标体系。

1.3.2 多重共线性分析 VIF用于诊断评价指标之间是否存在多重共线性。当某指标的VIF $\geq 10$ ,表明该评价指标与其余指标之间存在严重的多重共线性,应予剔除<sup>[29]</sup>。VIF计算方法<sup>[30]</sup>为:

$$VIF_i = \frac{1}{1 - R_i^2} \quad (2)$$

$$R_i^2 = \frac{\sum (\hat{y}_i - \bar{y})^2}{\sum (y_i - \bar{y})^2} \quad (3)$$

式中: $R_i$ 为复相关系数; $\hat{y}_i$ 为将指标 $i$ 视为因变量,将剩余指标视为自变量的回归模型的预测值; $y_i$ 为指标 $i$ 的观测值; $\bar{y}$ 为指标 $i$ 的平均值。

### 1.4 评价模型

1.4.1 随机森林 随机森林RF模型是一种基于决策树集合构建的集成分类方法<sup>[31]</sup>,凭借其高精度和强泛化能力,被研究者广泛应用。其基本工作原理是:在模型预测阶段,通过整合森林中所有决策树对同一样本的独立判断,并遵循多数决定原则进行集体决策,从而得出最终的分类或回归结果,具体工作原理流程见图3,计算公式为:

$$P_r = \frac{\sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^t D_{G,rij}}{\sum_{r=1}^m \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^t D_{G,rij}} \quad (4)$$

式中: $m$ 、 $k$ 、 $t$ 分别为评价指标总数、分类树棵数和单棵树节点数; $D_{G,rij}$ 为第 $r$ 个评价指标在第 $i$ 棵树的第 $j$ 个节点的基尼系数减少值; $P_r$ 为第 $r$ 个评价指标在所有评价指标中的重要程度。

随机森林抗过拟合性能优异,尤其适用于高维特征空间中的分类与回归问题。其优点包括适宜评价特征重要性、对缺失数据不敏感、训练效率高,且在处理非线性关系和交互效应时表现出色。

1.4.2 多层感知机 多层感知机MLP为典型的前馈神经网络模型,由3层或者多层组成:输入层、输出层和1层或多层隐藏层<sup>[32]</sup>。相邻层之间的所有节点都互相连接,每条连接上都有一个权重参数,这些权重是MLP训练的关键。训练过程的核心步骤包含前向传播与误差反向传播:前向传播阶段,输入信号经加权与非线性变换逐层传递至输出层;反向传播阶段则根据输出误差,利用梯度下降算法沿反向调整各层权重,以最小化损失函数<sup>[33]</sup>,具体工作原理流程见图4。

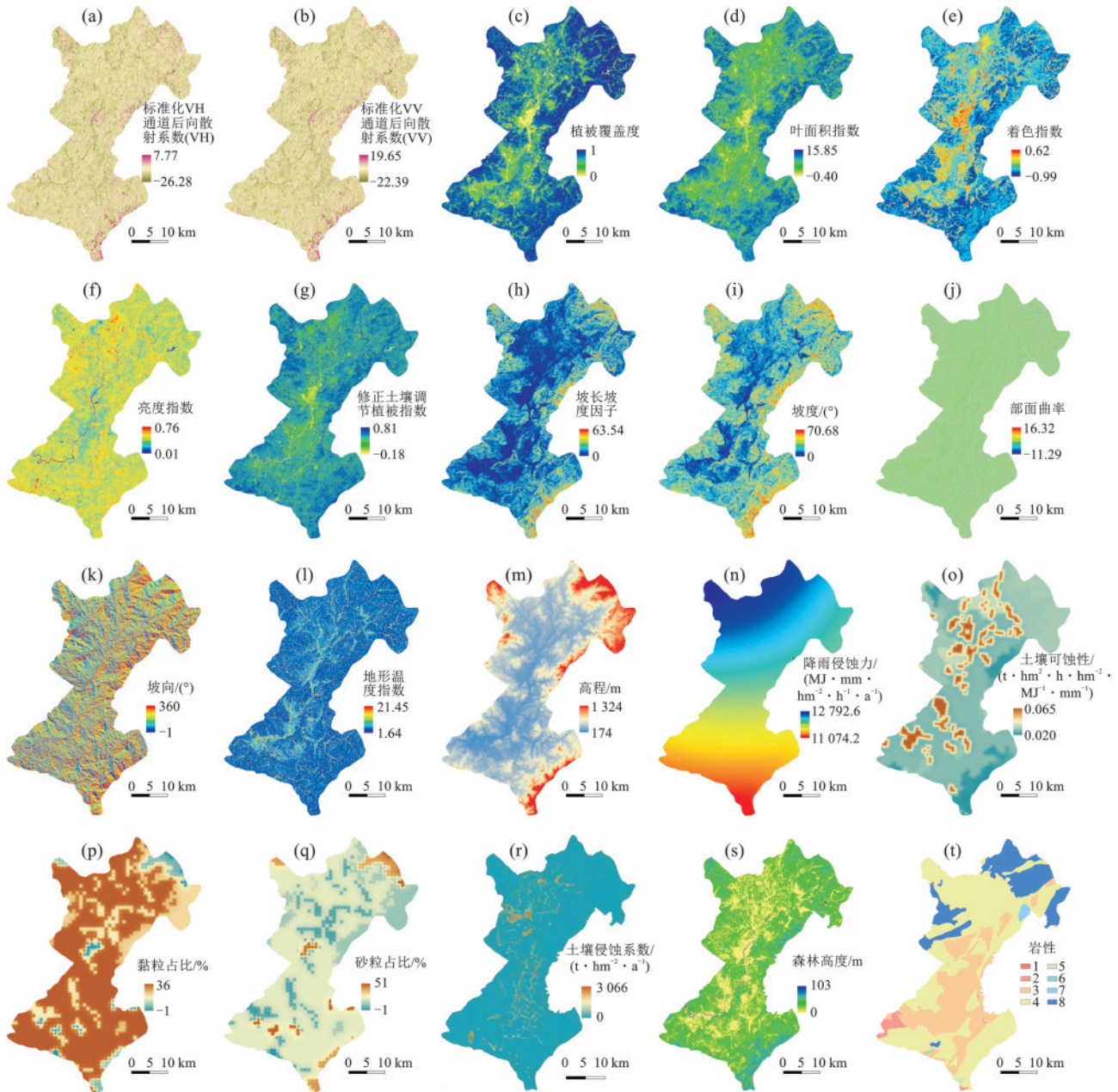


图 2 研究区各评价指标

Fig.2 Evaluation indicators in study area

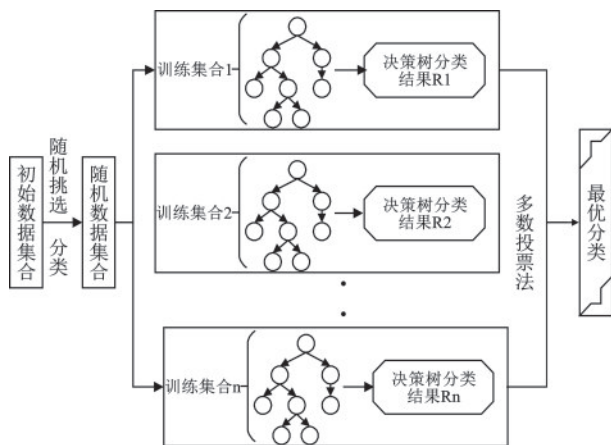


图 3 RF 模型工作原理

Fig.3 Working principle of RF model

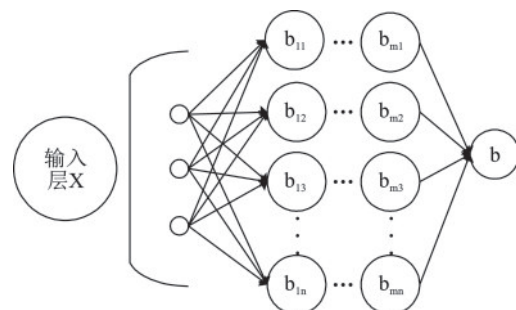


图 4 MLP 模型工作原理

Fig.4 Working principle of MLP model

MLP 具备强大的非线性建模能力,能够逼近任意复杂的连续函数,适用于各类分类与回归任务。其优点包括具有高度的模型灵活性、可适应复杂的

数据分布、能够自动提取高层次特征等。值得注意的是,其训练过程需谨慎设计网络结构及超参数,以避免陷入局部最优或过拟合。

## 2 结果与分析

### 2.1 评价指标不同筛选结果

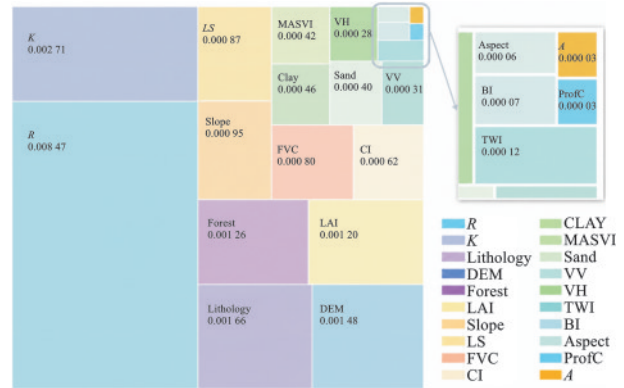
1)不筛选 当拥有足量、高质量的训练样本,崩岗与非崩岗点较多,为简化研究步骤,特别是采用机器学习模型,模型具备强大且稳健的内置特征正则化或选择能力,通常可不进行指标筛选。本文共选择 20 个崩岗评价指标,分别采用 RF 模型和 MLP 机器学习模型开展易发性评价,AUC 值分别为 0.847 和 0.849。

2)地理探测器(GD)筛选 地理探测器中  $q$  值计算高度依赖评价指标的分层,文中对于连续型指标(如降雨侵蚀力、高程、坡度等)采用自然断点法进行离散化处理,分为 5 类;对于类型变量(如岩性)采用原始分类。该分层方式兼顾数据分布特征与地理探测器对类型变量的适用性要求,确保  $q$  值计算的客观性与可重复性。

GD 筛选按照  $q$  值从大到小的原则选择累计  $q$  值占 90% 的指标,分别为  $R$ 、 $K$ 、Lithology、DEM、Forest、LAI、Slope、LS、FVC 共 9 个(图 5)。

其中, $R$ 是崩岗发育的首要动力因子,决定崩岗侵蚀的强度和频次; $K$ 影响崩岗坡面侵蚀的强度与崩壁后退的速度;Lithology 控制崩岗发育的物质基础与土体结构,直接影响崩岗的形态与发育模式;DEM 通过影响侵蚀基准面、地形起伏与人类活动强度间接控制崩岗分布;Forest 可作为植被垂直结构复杂程度与固土能力的间接指示因子;LAI 表征单位地面面积上叶片总面积的比例,当 LAI 降低时,往往伴随地表裸露加剧、侵蚀加快;Slope 控制坡面径流能量与崩壁稳定条件,通常 Slope 增大,径流流速增大,冲刷能

力增强,同时崩壁临空面高度增加,重力作用增强,崩塌更容易发生;LS 反映汇流面积与径流汇聚效应;FVC 反映地表被绿色植被覆盖的比例,是评价植被水土保持功能最直接的指标,提高 FVC 是崩岗治理的关键措施之一。



注: $R$ 为降雨侵蚀力; $K$ 为土壤可蚀性;Lithology)为岩性;DEM 为高程;Forest 为森林高度;LAI 为叶面积指数;Slope)为坡度;LS 为坡长坡度因子;FVC 为植被覆盖度;CI 为着色指数;Clay 为黏粒含量占比;MSAVI 为修正土壤调节植被指数;Sand 为砂粒占比;VV 为标准化 VV 通道后向散射系数;VH 为标准化 VH 通道后向散射系数;TWI 为地形湿度指数;BI 为亮度指数;Aspect 为坡向;ProfC 为剖面曲率; $A$  为土壤侵蚀模数。

图 5 研究区各评价指标的  $q$  值

Fig.5  $q$ -values of evaluation indicators in study area

3)多重共线性分析(VIF)筛选 评价指标通常比较多且非常复杂,所选取的评价指标相互之间可能彼此影响,当各指标之间相关性过高时,会造成模型比较复杂,进而降低崩岗易发性评价的精准度。因此本文用 VIF 筛选得到的结果见表 1。对于评价指标  $VIF \geq 10$  时,则说明这些指标与其他指标存在高度共线性,如黏粒占比、砂粒占比指标因与其他土壤属性(如土壤可蚀性、侵蚀模数)可能存在高度共线性,最终从初始 20 个指标中选择 11 个评价指标。

表 1 评价指标 VIF 分析

Table 1 Variance inflation factor analysis of evaluation indicators

评价指标	筛选前 VIF	筛选后 VIF	评价指标	筛选前 VIF	筛选后 VIF
VH	22.83	9.81	Aspect/(°)	6.88	6.49
VV	24.54		TWI	5.43	3.96
FVC	32.99		DEM/m	9.56	7.48
LAI	27.54		$R/(MJ \cdot mm \cdot hm^{-2} \cdot h^{-1} \cdot a^{-1})$	14.51	
CI	14.43	5.70	$K/(t \cdot hm^2 \cdot h \cdot hm^{-2} \cdot MJ^{-1} \cdot mm^{-1})$	6.34	5.36
BI	20.19	8.37	Clay/%	63.36	
MSAVI	45.16		Sand/%	100.55	
LS	18.93	6.55	$A/(t \cdot hm^{-2} \cdot a^{-1})$	5.40	5.11
Slope/(°)	21.75		Forest/m	9.48	7.33
ProfC	13.41		Lithology	11.26	8.82

## 2.2 崩岗易发性评价

本研究采用 3 种筛选方法和 2 种评价模型,对比分析可知,它们的易发性分区结果在整体上较为一致,在局部上略有不同,表明指标相同但模型不同仍能保持较多的一致;不筛选-MLP 与 GD 筛选-MLP 的易发性分区结果更加接近,而与 VIF 筛选-MLP 的易发性分

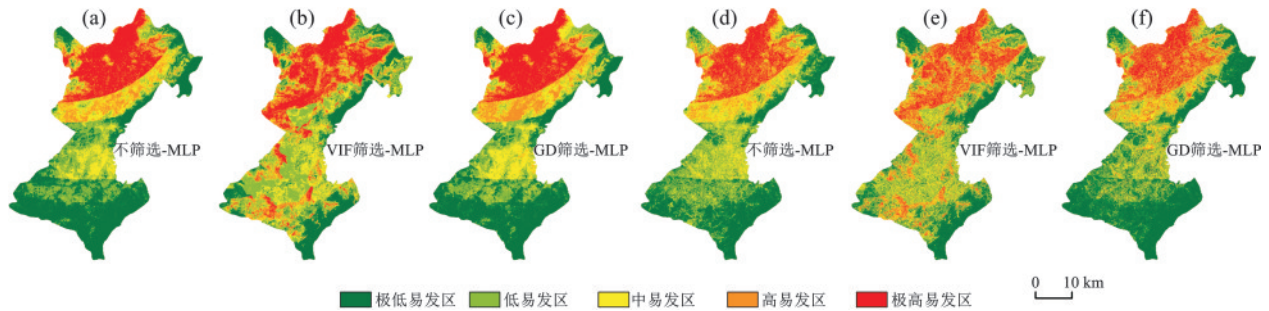


图 6 不同指标筛选方法下的 MLP 和 RF 模型的易发性分区

Fig.6 Susceptibility zoning of MLP and RF models under different indicator screening methods

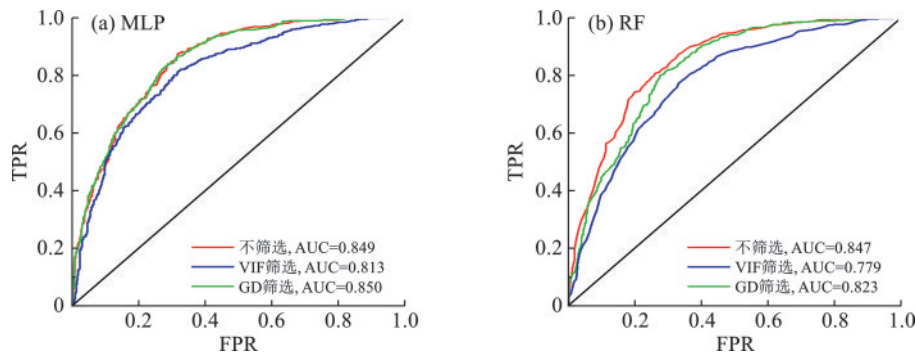


图 7 不同指标筛选方法下的 MLP 和 RF 模型的 ROC 曲线

Fig.7 ROC curves of MLP and RF models under different indicator screening methods

由表 2 可知,3 种指标筛选方法下 MLP 模型和 RF 模型的崩岗密度均从极低易发区到极高易发区单调递增,表明它们的结果均较为合理。其中,RF 模型分别在各指标筛选方法下均优于对应的 MLP 模型,表明 RF 模型总体上较 MLP 模型更适合开展崩岗易发性评价。究其原因,本研究区崩岗样本量较大(2 471 处),评价指标涵盖连续与类型变量,且与崩岗发生存在复杂的非线性关系。RF 模型作为集成学习方法,通过多棵决策树集成投票,具有天然的抗过拟合能力,对异常值不敏感,且能自动处理非线性特征交互;而 MLP 作为前馈神经网络,依赖网络结构与超参数调优,在有限训练样本下易陷入局部最优,收敛稳定性相对较弱。

## 3 讨论

本文通过选取不筛选, GD 筛选, VIF 筛选构建的指标体系输入到 RF 与 MLP 模型进行崩岗易发性适宜性评价研究。对比发现,不筛选指标,采用 RF 或 MLP 模型评价结果比较接近, AUC 值约为 0.848。GD 筛选的崩岗易发性评价结果优于 VIF 筛选的崩

区结果差距较大,说明 GD 筛选的指标保留重要信息,也表明 GD 筛选优于 VIF 筛选(图 6)。

由图 7 可知,不筛选-MLP 与 GD-MLP 的 AUC 值较为接近,而 VIF 筛选的 AUC 值明显较低, RF 模型也呈相同的规律。表明相较于 VIF 筛选指标,采用 GD 筛选指标更加合理。

岗易发性评价结果。

对于机器学习模型而言,评价指标数量的增加虽可能提升模型的预测精度,但同时也显著提高计算成本。相较之下,进行合理且有效的指标筛选,既能确保模型精度也能降低计算成本,同时具有稳健性。指标筛选通过主动管理数据质量,在信息完整性与模型稳健性、预测能力与可解释性之间寻求最佳平衡。对比发现,合理筛选指标进行崩岗易发性评价与不筛选的精度较接近。

进一步分析表明, VIF 筛选构建的指标体系评价结果较差的原因可能有: 1) VIF 筛选相较于 GD 筛选在构建指标体系时仅用到自变量 X 进行计算,而没有采用因变量 Y 值,其原理上仅考虑指标与指标间共线性关系,因此其利用的信息相对有限; 2) VIF 理论和计算上仅考虑训练样本间的共线性关系,而 GD 考虑全区样本之间的  $q$  值解释力关系, VIF 利用的数据有限; 3) VIF 主要用于分析自变量间的某种线性关系,但实际上崩岗的指标与指标之间、指标与崩岗之间可能是非线性关系。

表 2 不同指标筛选方法下的 MLP 和 RF 模型易发区崩岗占比

Table 3 Proportions of Benggang in susceptibility zones of MLP and RF models under different indicator screening methods

模型	易发性分区	网格单元数	崩岗数/处	崩岗密度/(处·km <sup>-2</sup> )	极高和高易发区崩岗密度/(处·km <sup>-2</sup> )
不筛选-MLP	极低	595 634	38	0.05	2.96
	低	375 377	115	0.22	
	中	258 593	269	0.75	
	高	169 479	343	1.46	
	极高	301 071	1 587	3.81	
VIF 筛选-MLP	极低	307 312	27	0.06	2.32
	低	489 363	183	0.27	
	中	306 474	225	0.53	
	高	244 548	453	1.34	
	极高	352 457	1 464	3.00	
GD 筛选-MLP	极低	547 863	28	0.04	2.82
	低	359 208	99	0.20	
	中	280 475	222	0.57	
	高	202 446	405	1.45	
	极高	310 162	1 598	3.72	
不筛选-RF	极低	502 798	11	0.02	3.73
	低	449 064	35	0.06	
	中	320 188	99	0.22	
	高	211 693	254	0.87	
	极高	216 411	1 953	6.52	
VIF 筛选-RF	极低	372 781	17	0.03	2.99
	低	459 697	61	0.10	
	中	346 734	116	0.24	
	高	299 488	293	0.71	
	极高	221 454	1 865	6.09	
GD 筛选-RF	极低	657 297	17	0.02	3.69
	低	369 211	56	0.11	
	中	257 808	158	0.44	
	高	210 766	378	1.30	
	极高	205 072	1 743	6.14	

随着可获取数据的增多,影响因素比较复杂,需要对指标进行筛选,筛选出影响权重较大的指标,推荐采用 GD 筛选构建评价指标体系,对比发现采用累计  $q$  值 90% 的 GD 筛选的结果与不筛选的结果基本相同,但仅用 45% 的评价指标,因此采用累计  $q$  值 90% 的 GD 筛选是较为合理的。但 GD 筛选也存在一定的局限性,如 GD 筛选结果对连续变量的离散化方式较为敏感,不同分级方案可能导致  $q$  值排序波

动。因此,在实际应用中可结合其他筛选方法进行交叉验证,以提升指标体系的稳健性。

#### 4 结论

1) GD 筛选的崩岗易发性评价结果优于 VIF 筛选的崩岗易发性评价结果,采用累计  $q$  值 90% 的 GD 筛选的结果与不筛选的结果基本相同。

2) RF 模型总体上较 MLP 模型更适合开展崩岗易发性评价,3 种指标筛选方法下,RF 模型在极高和高易发区

的崩岗密度均高于对应的MLP模型,其中不筛选-RF模型最高,GD筛选-RF模型次之,VIF筛选-RF模型最低。

3)石城县自南向北崩岗易发性概率逐渐增加,高易发区与极高易发区主要位于西北部,与崩岗实际分布一致。

#### 参考文献:

- [1] 廖义善,唐常源,袁再健,等.南方红壤区崩岗侵蚀及其防治研究进展[J].土壤学报,2018,55(6):1297-1312.  
LIAO Y S, TANG C Y, YUAN Z J, et al. Research progress on Benggang erosion and its prevention measure in red soil region of southern China[J].Acta Pedologica Sinica,2018,55(6):1297-1312.
- [2] 韩杰欣,邓芷慧,王旌靡,等.干湿交替条件下花岗岩崩岗区土壤裂隙发育规律[J].水土保持学报,2024,38(5):262-271.  
HAN J X, DENG Z H, WANG J M, et al. Development of soil cracks in granite Benggang area under wetting-drying cycles[J].Journal of Soil and Water Conservation,2024,38(5):262-271.
- [3] HUANG M Y, SUN S J, FENG K J, et al. Effects of *Neyraudia reynaudiana* roots on the soil shear strength of collapsing wall in Benggang, southeast China [J]. Catena,2022,210:e105883.
- [4] 文慧,倪世民,王艺彤,等.赣南崩岗区不同植被类型粉砂质土壤抗剪强度及其影响因素[J].土壤学报,2022,59(6):1517-1526.  
WEN H, NIS M, WANG Y T, et al. A study on silty soil shear strength and its influencing factors in different vegetation types in Benggang erosion area of southern Jiangxi[J]. Acta Pedologica Sinica,2022,59(6):1517-1526.
- [5] LIU X L, QIU J N, ZHANG D L. Characteristics of slope runoff and soil water content in Benggang colluvium under simulated rainfall [J]. Journal of Soils and Sediments,2018,18(1):39-48.
- [6] LIU W P, OUYANG G Q, LUO X Y, et al. Moisture content, pore-water pressure and wetting front in granite residual soil during collapsing erosion with varying slope angle[J].Geomorphology,2020,362:e107210.
- [7] 罗路广,裴向军,崔圣华,等.九寨沟地震滑坡易发性评价因子组合选取研究[J].岩石力学与工程学报,2021,40(11):2306-2319.  
LUO L G, PEI X J, CUI S H, et al. Combined selection of susceptibility assessment factors for Jiuzhaigou earthquake-induced landslides [J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering,2021,40(11):2306-2319.
- [8] 邓羽松,蔡崇法.红壤丘陵区崩岗侵蚀调查与监测防治技术进展[J].土壤学报,2025,62(2):322-333.  
DENG Y S, CAI C F. Progress of survey, monitoring, and control technology of Benggang erosion in red soil hilly area[J].Acta Pedologica Sinica,2025,62(2):322-333.
- [9] LIANG W C, HE L, LIN Z, et al. Microtopography promoting Benggang erosion: Formation and stability of niche on collapsing wall[J].Geomorphology,2025,486:e109908.
- [10] 郭飞,吴迪,王秀娟,等.基于随机森林模型和地理探测器的赣南兴国县崩岗易发性评价[J].三峡大学学报(自然科学版),2023,45(6):44-50.  
GUO F, WU D, WANG X J, et al. Susceptibility assessment of Benggang based on random forests model and geodetector in Xingguo County of south Jiangxi [J]. Journal of China Three Gorges University (Natural Sciences),2023,45(6):44-50.
- [11] 王劲峰,徐成东.地理探测器:原理与展望[J].地理学报,2017,72(1):116-134.  
WANG J F, XU C D. Geodetector: Principle and prospective[J].Acta Geographica Sinica,2017,72(1):116-134.
- [12] LOMBARDO L, MAI P M. Presenting logistic regression-based landslide susceptibility results[J].Engineering Geology,2018,244:14-24.
- [13] 夏浪,夏王晓,郭飞,等.主客观赋权法下不同空间分辨率栅格单元对崩岗易发性的影响研究[J].水土保持研究,2025,32(6):208-215,224.  
XIA L, XIA W X, GUO F, et al. Effects of different spatial resolutions of grid cells on Benggang susceptibility using subjective and objective weighting methods [J]. Research of Soil and Water Conservation,2025,32(6):208-215,224.
- [14] 冯春杰,邓羽松,何溢钧,等.基于主成分-聚类分析的崩岗侵蚀强度评价[J].水土保持研究,2019,26(1):41-46.  
FENG C J, DENG Y S, HE Y J, et al. Evaluation of collapse erosion intensity based on principal component and cluster analysis[J].Research of Soil and Water Conservation,2019,26(1):41-46.
- [15] 刘娜,张恒,邓璨露,等.韩江中上游地区的崩岗分布特征[J].热带地理,2024,44(3):415-428.  
LIU N, ZHANG H, DENG C L, et al. Distribution characteristics of Benggang in the middle and upper reaches of the Han River[J].Tropical Geography,2024,44(3):415-428.
- [16] 廖凯涛,刘艳,刘荃,等.赣州市崩岗侵蚀分布特征与影响因子分析[J].水土保持研究,2021,28(6):126-130.  
LIAO K T, LIU Y, LIU Q, et al. Distribution characteristics and driving factors of Benggang erosion in Ganzhou City[J].Research of Soil and Water Conservation,2021,28(6):126-130.
- [17] 林小慧,黄炎和,林金石,等.基于DPSIR模型的崩岗侵蚀风险评价及时空特征[J].农业工程学报,2023,39(18):123-131.  
LIN X H, HUANG Y H, LIN J S, et al. Risk assess-

- ment and spatial-temporal characteristics of Benggang erosion based on DPSIR model[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2023, 39(18):123-131.
- [18] KAVZOGLU T, KUTLUG SAHIN E, COLKESEN I. Selecting optimal conditioning factors in shallow translational landslide susceptibility mapping using genetic algorithm[J]. Engineering Geology, 2015, 192: 101-112.
- [19] 程冬兵, 赵元凌, 张平仓, 等. 基于双变量熵信息法的江西省崩岗侵蚀风险评估[J]. 长江科学院院报, 2019, 36(2):27-32. CHENG D B, ZHAO Y L, ZHANG P C, et al. Risk assessment of collapse gully erosion in Jiangxi Province based on bivariate statistical analysis of entropy information[J]. Journal of Changjiang River Scientific Research Institute, 2019, 36(2): 27-32.
- [20] 管家琳, 黄炎和, 林金石, 等. 基于信息量模型与随机森林模型的崩岗风险对比评估[J]. 山地学报, 2021, 39(4):539-551. GUAN J L, HUANG Y H, LIN J S, et al. Comparisons between Benggang risk assessments based on information model and random forest model [J]. Mountain Research, 2021, 39(4): 539-551.
- [21] 李翠漫, 许贵林, 卢远. 广西桂东南区域崩岗关键影响因子及敏感性研究[J]. 长江科学院院报, 2020, 37(3):131-136. LI C M, XU G L, LU Y. Key influencing factors and susceptibility of collapse gully in southeast Guangxi, China [J]. Journal of Yangtze River Scientific Research Institute, 2020, 37(3):131-136.
- [22] GAYEN A, POURGHASEMI H R, SAHA S, et al. Gully erosion susceptibility assessment and management of hazard-prone areas in India using different machine learning algorithms [J]. Science of the Total Environment, 2019, 668:124-138.
- [23] WEI Y J, WU X L, WANG J G, et al. Identification of geo-environmental factors on Benggang susceptibility and its spatial modelling using comparative data-driven methods[J]. Soil and Tillage Research, 2021, 208: e104857.
- [24] 郭飞, 吴迪, 葛民荣, 等. 连续变量因子分级和机器学习模型对滑坡易发性评价精度的影响[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2026, 51(2):236-248. GUO F, WU D, GE M R, et al. Influence of continuous variable factor classification and machine learning model on the accuracy of landslide susceptibility evaluation [J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2026, 51(2):236-248.
- [25] 郭飞, 蒋广辉, 黄晓虎, 等. 环境因子组合和负样本选取策略对花岗岩区崩岗易发性评价的影响[J]. 农业工程学报, 2024, 40(1):191-200. GUO F, JIANG G H, HUANG X H, et al. Impact of environmental factor combinations and negative sample selection on Benggang susceptibility assessment in granite areas [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2024, 40(1):191-200.
- [26] 孙昆, 程冬兵, 贺佳杰, 等. 崩岗侵蚀发生风险评估方法的对比研究:以广东省为例[J]. 中国水土保持, 2018(3):51-54. SUN K, CHENG D B, HE J J, et al. Comparative study on risk assessment methods for collapse gully erosion: A case of Guangdong Province [J]. Soil and Water Conservation in China, 2018(3):51-54.
- [27] LIU Z, WEI Y J, CUI T T, et al. Spatial scaling effects of gully erosion in response to driving factors in southern China [J]. Journal of Geographical Sciences, 2024, 34(5): 942-962.
- [28] 郭飞, 赖鹏, 黄发明, 等. 基于知识图谱的滑坡易发性评价文献综述及研究进展[J]. 地球科学, 2024, 49(5):1584-1606. GUO F, LAI P, HUANG F M, et al. Literature review and research progress of landslide susceptibility mapping based on knowledge graph [J]. Earth Science, 2024, 49(5):1584-1606.
- [29] POURGHASEMI H R, YOUSEFIS, KORNEJADY A, et al. Performance assessment of individual and ensemble data-mining techniques for gully erosion modeling [J]. Science of the Total Environment, 2017, 609:764-775.
- [30] 李豪, 文安邦, 刘涛, 等. 基于 $^{137}\text{Cs}$ 本底值计算模型和地理加权回归克里格对 $^{137}\text{Cs}$ 本底值空间分布的预测 [J]. 中国水土保持科学, 2018, 16(5):57-66. LI H, WEN A B, LIU T, et al. Spatial distribution of  $^{137}\text{Cs}$  reference inventory in Sichuan Province using geographically weighted regression Kriging combined with  $^{137}\text{Cs}$  reference inventory mathematical model [J]. Science of Soil and Water Conservation, 2018, 16(5):57-66.
- [31] 杨硕, 李德营, 严亮轩, 等. 基于随机森林模型的乌江高陡岸坡滑坡地质灾害易发性评价 [J]. 安全与环境工程, 2021, 28(4):131-138. YANG S, LI D Y, YAN L X, et al. Landslide susceptibility assessment in high and steep bank slopes along Wujiang River based on random forest model [J]. Safety and Environmental Engineering, 2021, 28(4):131-138.
- [32] LIU Z Q, GILBERT G, CEPEDA J M, et al. Modelling of shallow landslides with machine learning algorithms [J]. Geoscience Frontiers, 2021, 12(1):385-393.
- [33] 陈志超, 郭朝旭, 张祖榕. 福建安溪崩岗高发区土体土-水特征及其与崩岗的相关性分析 [J]. 中国水土保持科学, 2025, 23(5):216-224. CHEN Z C, GUO C X, ZHANG Z R. Analysis of soil-water characteristics and their correlation with collapsing gully in the high-occurrence area of collapsing gully in Anxi, Fujian [J]. Science of Soil and Water Conservation, 2025, 23(5):216-224.