https://doi.org/10.3799/dqkx.2026.288

土地利用多情景下花岗岩区崩岗易发性动态预测

郭 飞[1,2],田鸿涛[1,2],周世玲[3],李 荣[4,5],蒋广辉[1,2],马青山[2,6*]

1. 三峡库区地质灾害教育部重点实验室(三峡大学),湖北宜昌 443002
2. 三峡大学土木与建筑学院,湖北宜昌 443002
3. 福建省厦门地质大队,福建厦门 361008
4. 安徽省水利部淮河水利委员会水利科学研究院,安徽合肥 230088
5. 安徽省水科学与智慧水利重点实验室,安徽合肥 230088
6. 中国地质调查局南京地质调查中心,江苏南京 210016

摘 要: 针对传统崩岗易发性评价依赖现状因子、难以反映未来土地利用调整的问题,以江西兴国县为例,构建崩岗易发性评价与GMOP-Markov-PLUS多情景土地利用模拟耦合的动态预测框架.基于崩岗编目和19个环境因子,利用地理探测器筛选因子,比较不同因子组合、负样本策略及RF、LR、SVM模型;GMOP、Markov和PLUS分别用于土地利用目标优化、数量预测和空间配置,并将2025年4种情景土地利用更新至最优模型.结果表明,7-ALSA-RF最优,AUC为0.962,其通过因子筛选和改进频率比约束负样本选取,减少冗余变量及潜在易发区误采导致的标签噪声;PLUS验证Kappa为0.863.4种情景总体格局稳定,高和极高易发区集中于中部、南部及东部丘陵山地,变化以局部相邻等级转换为主,生态保护情景对低易发区改善最明显.该框架实现了由现状静态评价向未来多情景空间响应预测的拓展.

关键词: 崩岗易发性;土地利用变化;多情景模拟;随机森林;PLUS模型;兴国县;工程地质.

中图分类号: P694 **文章编号:** 1000-2383(2026)10-3805-20 **收稿日期:** 2026-06-26

Dynamic Prediction of Benggang Susceptibility in Granite Areas under Multiple Land-Use Scenarios

Guo Fei[1,2], Tian Hongtao[1,2], Zhou Shiling[3], Li Rong[4,5], Jiang Guanghui[1,2], Ma Qingshan[2,6*]

1. *Key Laboratory of Geological Hazards on Three Gorges Reservoir Area of Ministry of Education, China Three Gorges University, Yichang* 443002, *China*
2. *College of Civil Engineering & Architecture, China Three Gorges University, Yichang* 443002, *China*
3. *Xiamen Geological Brigade of Fujian Province, Xiamen* 361008, *China*
4. *Water Resources Research Institute of Anhui Province and Huaihe River Commission of Ministry of Water Resources, Hefei* 230088, *China*
5. *Anhui Provincial Key Laboratory of Water Science and Smart Water Conservancy, Hefei* 230088, *China*
6. *Nanjing Center, China Geological Survey, Nanjing* 210016, *China*

基金项目: 国家自然科学基金青年基金项目(No.42107489);土木工程防灾减灾湖北省引智创新示范基地项目(No.2021EJD026).

作者简介: 郭飞(1987-),男,副教授,现从事滑坡灾害监测与风险分析研究. ORCID: 0000-0003-3006-3478. E-mail: ybbnui.2008@163.com

* **通讯作者:** 马青山(1988-),男,副研究员,主要从事城市地质与地质安全风险调查评价研究. ORCID: 0009-0007-8134-2385. E-mail: ssqm2007@163.com

引用格式: 郭飞,田鸿涛,周世玲,李荣,蒋广辉,马青山,2026.土地利用多情景下花岗岩区崩岗易发性动态预测.地球科学,51(10):3805-3824.

Citation: Guo Fei, Tian Hongtao, Zhou Shiling, Li Rong, Jiang Guanghui, Ma Qingshan, 2026. Dynamic Prediction of Benggang Susceptibility in Granite Areas under Multiple Land-Use Scenarios. *Earth Science*, 51(10): 3805-3824.

Abstract: Traditional Benggang susceptibility assessments mainly rely on current environmental factors and have limited ability to reflect the effects of future land-use adjustments. Taking Xingguo County, Jiangxi Province, as a case study, this study develops a dynamic prediction framework coupling Benggang susceptibility assessment with GMOP-Markov-PLUS multi-scenario land-use simulation. Based on a Benggang inventory and 19 environmental factors, GeoDetector was used for factor screening, and different factor combinations, negative-sample selection strategies, and RF, LR, and SVM models were compared. GMOP, Markov, and PLUS were employed for land-use target optimization, quantity prediction, and spatial allocation, respectively, and the land-use patterns under four scenarios in 2025 were incorporated into the optimal susceptibility model. Results show that the 7-ALSA-RF model performed best, with an AUC of 0.962. By combining factor screening with an improved frequency-ratio-based constraint on negative-sample selection, this model reduces redundant variables and label noise caused by misclassifying potentially susceptible areas as non-Benggang samples. The PLUS model achieved a Kappa coefficient of 0.863. The overall susceptibility pattern remained stable across the four scenarios, with high and extremely high susceptibility zones mainly concentrated in the central, southern, and eastern hilly areas. Changes were dominated by local transitions between adjacent susceptibility classes, and the ecological protection scenario showed the greatest improvement in low-susceptibility areas. The proposed framework extends current static susceptibility assessment to future multi-scenario prediction of spatial responses.

Key words: Benggang susceptibility; land-use change; multi-scenario simulation; random forest; PLUS model; Xingguo County; engineering geology.

0 引言

崩岗是南方红壤丘陵区由水力侵蚀、重力崩塌和坡面径流共同作用形成的典型侵蚀地貌,多发于花岗岩等强风化岩土体(管家琳等, 2021; 廖凯涛等, 2021; Liao *et al.*, 2023).其侵蚀快、产沙量大,易造成土壤流失、河道淤积和设施受损(姚莹莹等, 2022).赣南兴国县花岗岩风化壳厚、降雨集中且崩岗密集,是易发性评价与防治分区的典型区(林小慧等, 2023; 郭飞等, 2024).

崩岗易发性评价是风险识别和防治规划的基础.多源数据和机器学习的发展推动评价由经验判断转向定量预测,随机森林、逻辑回归和支持向量机等可刻画环境因子与灾害发育的复杂关系(Merghadi *et al.*, 2020; 黄发明等, 2022; He *et al.*, 2024).但评价精度受因子组合、负样本质量和模型类型共同影响,不合理的因子筛选或采样可能造成精度虚高和空间失真,需系统比较不同方案(李文彬等, 2021; Huang *et al.*, 2023; 黄发明等, 2024; Guo *et al.*, 2026; 郭飞等, 2026a).

土地利用变化通过地表覆盖、入渗与坡面产汇流过程影响崩岗分布(Pacheco Quevedo *et al.*, 2023; Zhao *et al.*, 2024).林草覆盖通常增强土体稳定性,陡坡耕作、建设扩张和植被破坏则可能加剧冲刷.未来环境变化可能引起地质灾害易发性格局的动态响应,如 Tang *et al.*(2024)基于未来气候情景发现,降雨变化可显著影响滑坡易发性空间格局。与此同时,国土开发和生态政策将持续重塑土地利用格局(赵美龄等,2022),仅依赖现状土地利用的静态评价难以支撑风险预判.近两年,崩岗研究由静态形态描述进一步转向形成过程解析和区域风险量化.Ni *et al.*(2025)从坡面—沟道连续体角度指出,坡面水蚀为崩岗孕育提供先导条件,水力侵蚀与重力崩塌在不同发育阶段共同控制其演化;潘峰等(2025)基于江西省 17 049 个崩岗点开展区域评价,发现气温、高程和土地利用类型是崩岗发育的重要影响因素.与此同时,AI易发性制图开始更加关注类不平衡采样、集成学习及时序信息利用(刘聪等,2025);土地利用研究则由历史趋势外推转向多目标优化与PLUS模型耦合的多情景空间模拟(宣炳旭等,2025),并开始从土地利用转换类型与易发性等级的空间关联中识别山区城镇滑坡的差异响应(李蕊等,2026).然而,现有进展多分别聚焦崩岗形成机理、静态易发性或土地利用情景,针对花岗岩区崩岗易发性随未来土地利用变化的动态响应仍缺乏系统研究.

Markov模型可预测用地数量,灰色多目标动态规划可在经济与生态目标下优化需求,PLUS模型可结合扩张规则和驱动因子模拟空间格局(Liang *et al.*, 2021).多情景模拟已用于生态风险和地质灾害分析,但相关研究主要关注滑坡、泥石流,对崩岗在未来土地利用情景下的空间响应仍缺乏系统认识(金必晶等, 2024).尽管崩岗与滑坡均受地形、岩性、降雨和人类活动等因素影响,但二者的形成演化机制存在明显差异.滑坡主要表现为岩土体沿既

有或潜在滑动面发生整体剪切失稳,而崩岗则是花岗岩红壤区深厚风化壳在降雨入渗、坡面径流、坡脚冲刷和重力作用下,经历裂隙扩展、崩壁坍塌、沟头溯源侵蚀及物质搬运的复合侵蚀过程.因此,滑坡研究中的动态环境因子更新、多情景模拟和机器学习建模方法可为崩岗研究提供技术借鉴,但其失稳机理不能直接用于解释崩岗的发生与演化.本文主要借鉴动态易发性评价的技术思路,将土地利用作为情景变化因子,分析不同土地利用格局下崩岗易发性的空间响应.

据此,本文构建多情景土地利用模拟与崩岗易发性评价的耦合框架:比较环境因子组合、负样本策略和机器学习模型,筛选最优易发性模型;耦合灰色多目标动态规划、Markov和PLUS模型,模拟兴国县2025年基准、经济发展、生态保护及经济生态平衡情景;以未来土地利用替换现状因子,识别易发性空间响应,为国土空间优化和崩岗分区防治提供依据.

1　研究区域与数据

1.1　研究区概况

兴国县位于江西省中南部、赣州市北部(115°01′～115°51′E,26°03′～26°41′N),具有典型的赣南红壤丘陵地貌,位置见图1.

研究区以低山丘陵为主,地势由外围山地向中南部丘陵盆地倾斜,沟谷切割较强.区内花岗岩和碎屑岩广布,花岗岩风化形成的松散厚层风化壳与红壤在降雨径流作用下易发生崩塌、冲刷和溯源侵蚀.

兴国县属亚热带湿润季风气候,强降雨主要集中于4～6月和8月.崩岗受地形、岩性土壤、降雨和人类活动共同影响,主要分布于中部、西南部和东部,整体呈北少南多、西北向东南递增,类型以混合形和瓢形为主.

2015—2020年,兴国县土地利用变化总体呈现耕地与建设用地扩张、林地与草地收缩、水域相对稳定的特征.土地利用转移矩阵表明,林地向耕地转化87 061个30 m像元,明显高于耕地向林地转化的55 217个像元,是耕地增加和林地减少的主要转换路径;耕地、林地、水域和草地向建设用地分别转化6 196、1 596、635和236个像元,反映城镇建设扩张对周边生产和生态用地的持续占用.草地主要向林地和耕地转化,分别为3 936和1 429个像元;水域中有22 655个像元保持原类型,整体变化相对较小.总体而言,历史期土地利用演变表现为农业利用强化与城镇扩张并存,林地、草地等生态用地承受一定转出压力,该变化趋势为后续多情景设置提供了现实依据.据此,BS情景延续历史土地利用变化趋势,ED情景突出城镇建设与经济用地需求,EP情景强化林地、水域等生态用地保护,SD情景则在建设用地增长与生态空间维护之间进行协调.

1.2　数据来源与预处理

崩岗编目来自《南方崩岗防治规划(2008—2020年)》及相关调查资料.经空间校正、去重和边界检查后,以历史崩岗点作为正样本,其分布见图2.

依据崩岗机理和区域条件,从土壤环境、地形地貌、地表水文、植被状况和人为活动5个方面选取19个环境因子.因子类型、分辨率、数据来源和空间分布见表1及图3.

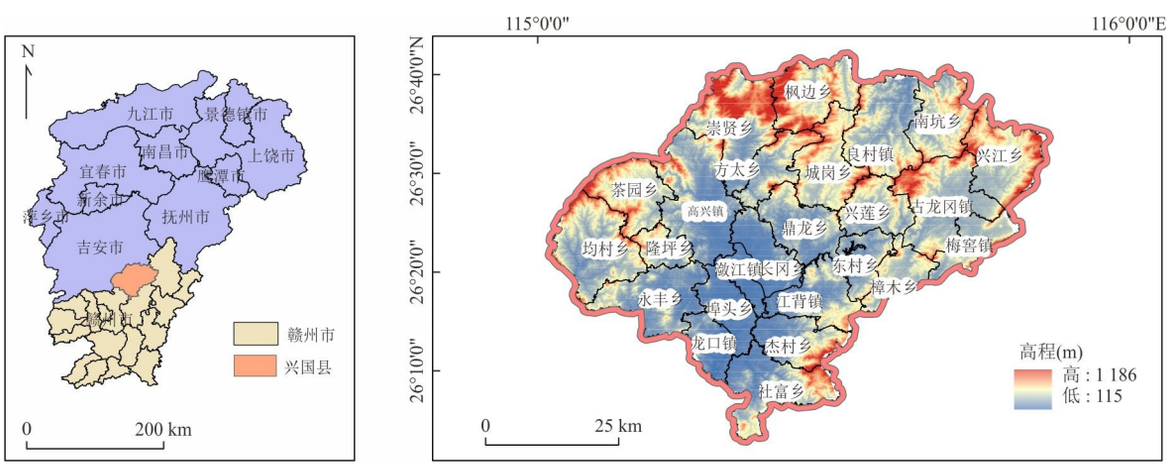

图1　研究区地理位置图

Fig. 1　Location of the study area

2015年和2020年土地利用数据统一划分为耕地、林地、草地、水域、未利用地和建设用地，用于转移分析及Markov、PLUS模型.灰色多目标动态规划所需社会经济数据来自《赣州统计年鉴2021》等资料；PLUS模型选取人口、GDP、交通区位、地形、土壤、气候和距水域距离等14个驱动因子，详见表2和图4.

所有空间数据统一投影、裁剪并重采样至30 m×30 m.通过叠加分析提取崩岗点和非崩岗点的环境属性，并从2015—2020年土地利用数据获取转移和扩张信息，供需求预测、空间模拟及易发性预测使用.

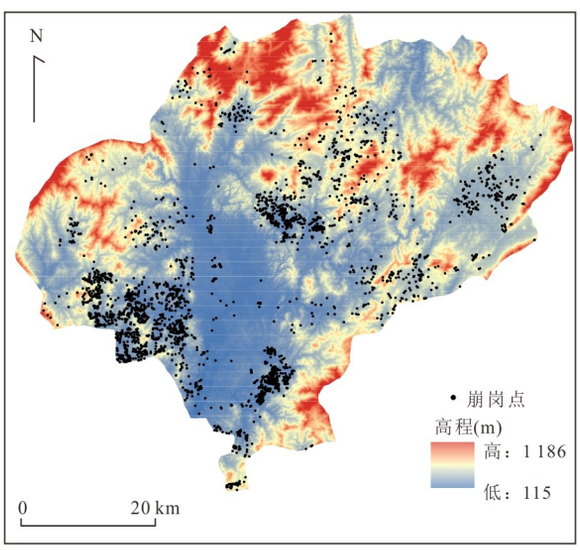

图2 兴国县崩岗分布

Fig. 2 Distribution of Benggang in Xingguo County

2 研究方法

2.1 技术路线

技术路线(图5)包括3步：比较因子组合、负样本策略和机器学习模型以优选易发性模型；耦合Markov、GMOP和PLUS模型模拟2025年多情景土地利用；将模拟土地利用输入最优模型，分析易发性面积与等级转换.

2.2 崩岗易发性评价模型构建

采用地理探测器识别19个环境因子对崩岗空间分异的解释力(Wang *et al.*, 2016).因子探测器以q值衡量因子与崩岗分布的空间一致性，计算式为：

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

式中：h和L分别为分层及其数量；N_h、N为第h层和

表1 崩岗易发性评价环境因子

Table 1 Environmental factors for Benggang susceptibility assessment

数据维度	数据名称	数据类型	分辨率或比例尺	数据来源
地形地貌	高程 坡长坡度因子 坡度 平面曲率 剖面曲率 坡向 地形湿度指数	栅格(.tif)	12.5 m	ALOS-1(2009) (https://search.asf.alaska.edu/#/)
土壤环境	地层岩性	栅格(.tif)	1:200 000	https://geocloud.cgs.gov.cn/
	砂粒含量 黏土含量	栅格(.tif)	1 km	中国科学院资源环境科学数据中心(https://www.resdc.cn)
地表水文	降雨侵蚀力	栅格(.tif)	1 km	资源学科创新平台(1981—2010)
	土壤可蚀性	栅格(.tif)	1 km	中国科学院资源环境科学数据中心(https://www.resdc.cn)
植被状况	标准化VH通道后向散射系数 植被覆盖度 叶面积指数 着色指数 亮度指数 修正土壤调整植被指数	栅格(.tif)	10 m	Sentinel-2(2019.11～2019.12) (https://scihub.copernicus.eu/dhus/#/home)利用Google Earth Engine平台处理后提取 Extraction after processing using the Google Earth Engine platform
人为活动	土地利用	栅格(.tif)	30 m	国家冰川冻土沙漠科学数据中心(http://www.ncdc.ac.cn/portal/

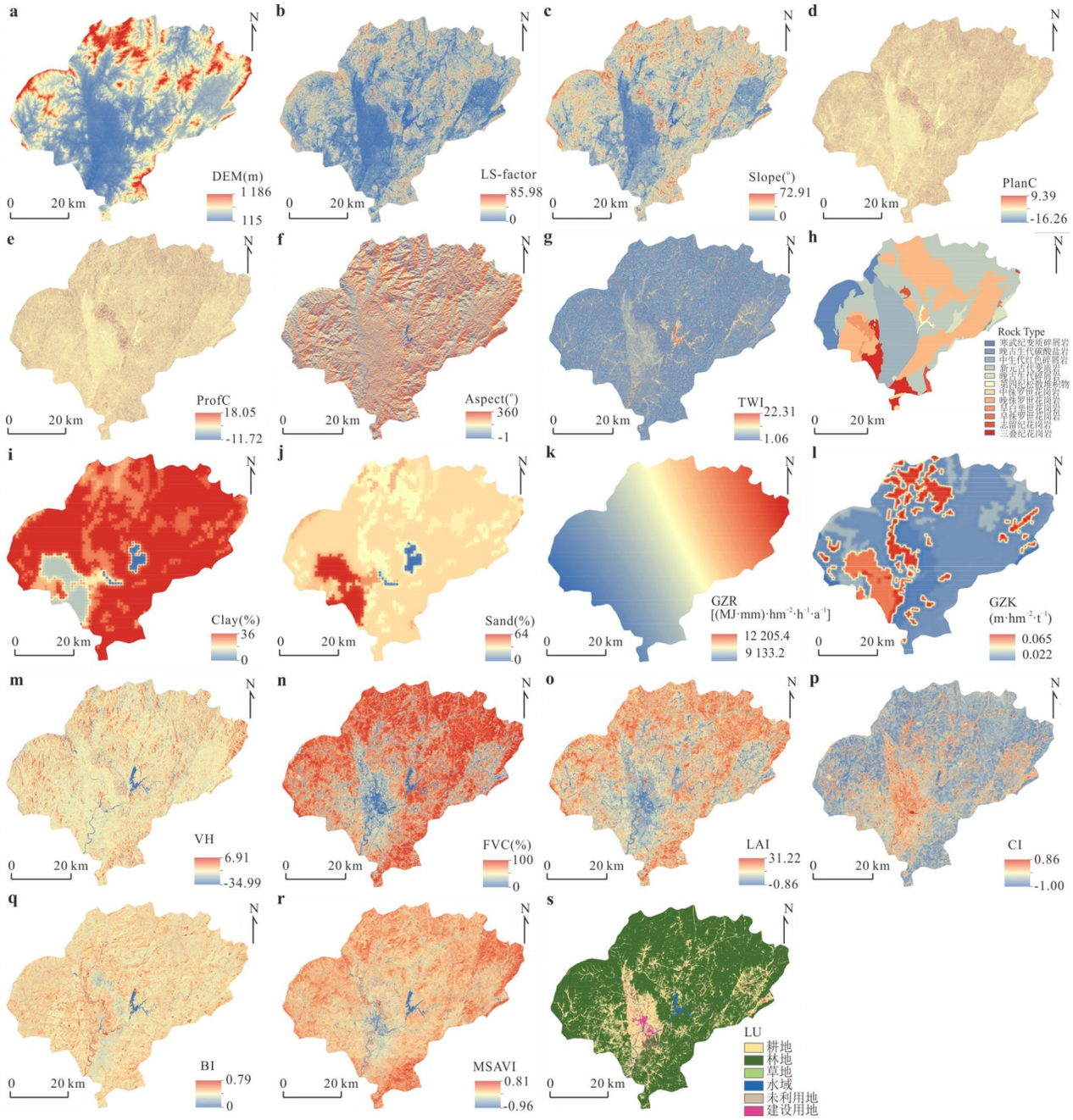

图 3　崩岗易发性评价环境因子

Fig. 3　Environmental factors for Benggang susceptibility assessment

a.高程;b.坡长坡度因子;c.坡度;d.平面曲率;e.剖面曲率;f.坡向;g.地形湿度指数;h.地层岩性;i.砂粒含量;j.黏土含量;k.降雨侵蚀力;l.土壤可蚀性;m.标准化 VH 通道后向散射系数;n.植被覆盖度;o.叶面积指数;p.着色指数;q.亮度指数;r.修正土壤调整植被指数;s.2020 年土地利用因子

全区样本数;σ_h^2、σ^2 为相应崩岗变量方差.$q\in[0,1]$,值越大表明解释力越强.

在样本构建中,将历史崩岗点作为正样本,并采用单随机欠采样法、频率比法和改进频率比法 3 种方式选取负样本(Tang *et al.*, 2020; Ye *et al.*, 2023; 郭衍昊等, 2024; Zhang *et al.*, 2024).单随机欠采样法是在非崩岗区域随机选取与正样本数量相同的样本点;频率比法通过计算崩岗在各因子分级中的分布比例与该分级面积比例之间的关系,识别与崩岗发育关联较弱的区域,其计算公式为:

$$F_{ij}=\frac{N_{ij}/N_r}{A_{ij}/A_r}, \tag{2}$$

表2 多情景土地利用模拟数据及PLUS驱动因子

Table 2 Data and PLUS driving factors for multi-scenario land-use simulation

数据类型	数据名称	分辨率	数据来源
土地利用数据	2015年土地利用数据	30 m	国家冰川冻土沙漠科学数据中心（http://www.ncdc.ac.cn/portal/）
	2020年土地利用数据	30 m	
社会经济数据	2020年人口	1 km	资源环境科学与数据平台（https://www.resdc.cn/）
	2020年GDP	1 km	
	2020年到一级道路距离	30 m	OpenStreetMap（www.openstreetmap.org）
	2020年到二级道路距离	30 m	
	2020年到四级道路距离	30 m	
	2020年到高速距离	30 m	
	2020年到铁路距离	30 m	
	2020年距政府驻地距离	30 m	
气候与环境数据	2020年到水域距离	30 m	提取自2020年土地利用数据
	土壤类型	1 km	资源环境科学与数据平台（https://www.resdc.cn/）
	2015—2020年平均降水	1 km	国家地球系统科学数据中心(http://www.geodata.cn)
	2015—2020年平均温度	1 km	
	高程	30 m	ALOS-1 DEM/卫星（Satellite）
	坡度	30 m	（https://search.asf.alaska.edu/#/）

式中：F_{ij}为第i因子第j类的频率比；N_{ij}、N_r分别为该类和全区崩岗面积；A_{ij}、A_r分别为该类和全区面积.结合q值加权叠加得到初步易发性指数：

$$Q=\sum_{i=1}^{n} q_{X_i} F_{X_{ij}}, \tag{3}$$

式中：Q为易发性指数，q_{Xi}和F_{Xij}分别为第i因子的解释力及其第j类频率比；在极低、低易发区选取负样本，以减少潜在崩岗区误采.

改进频率比法通过归一化连续变量，减少重分类的信息损失（郭飞等，2026b），并结合q值加权叠加：

$$Q=\sum_{i=1}^{n} q_{X_i} F_{X_i}, \tag{4}$$

式中：F_{Xi}为第i因子的频率比图层，其余符号同前.依据初步易发性结果在极低、低易发区取样，与正样本组成平衡数据集.

基于3类环境因子组合和3种负样本选取策略，分别构建随机森林、逻辑回归和支持向量机模型（Breiman，2001；窦杰等，2023）.正负样本按照7∶3比例划分为训练集和测试集，训练集用于模型拟合，测试集用于精度验证.模型输出结果为各栅格单元的崩岗易发性指数，并采用自然断点法划分为极低、低、中、高和极高5个等级.模型精度采用ROC曲线和AUC值评价，并结合不同易发性等级内崩岗分布比例和频率比变化趋势判断分区合理性，最终筛选适用于研究区的最优崩岗易发性评价模型.

2.3 多情景土地利用模拟

为获得2025年不同发展情景下的土地利用空间格局，本文耦合Markov模型、灰色多目标动态规划模型和PLUS模型开展土地利用模拟（单禄铱等，2020；郭飞等，2022；郭飞等，2023；张龙江等，2024）.首先，基于2015年和2020年土地利用数据构建土地利用转移矩阵，利用Markov模型预测自然发展条件下各土地利用类型的数量变化.选取2015—2020年作为PLUS模型校准期，主要是由于两期土地利用数据的分类体系、空间分辨率和数据质量具有较好一致性，且该时段与2020—2025年预测期均为5年，有利于降低校准期与预测期时间尺度差异带来的偏差.2015—2020年研究区已呈现耕地和建设用地扩张、林地和草地缩减的主要演变特征，能够反映近期土地利用变化方向.但5 a基准期仍难以完整刻画长期经济周期、重大工程及政策调整引起的结构性变化，因此本文进一步通过多种发展情景对未来土地利用变化的可能路径进行补充表征.其次，以耕地、林地、草地、水域、未利用地和建设用地6类土地利用类型为决策变量，在土地总

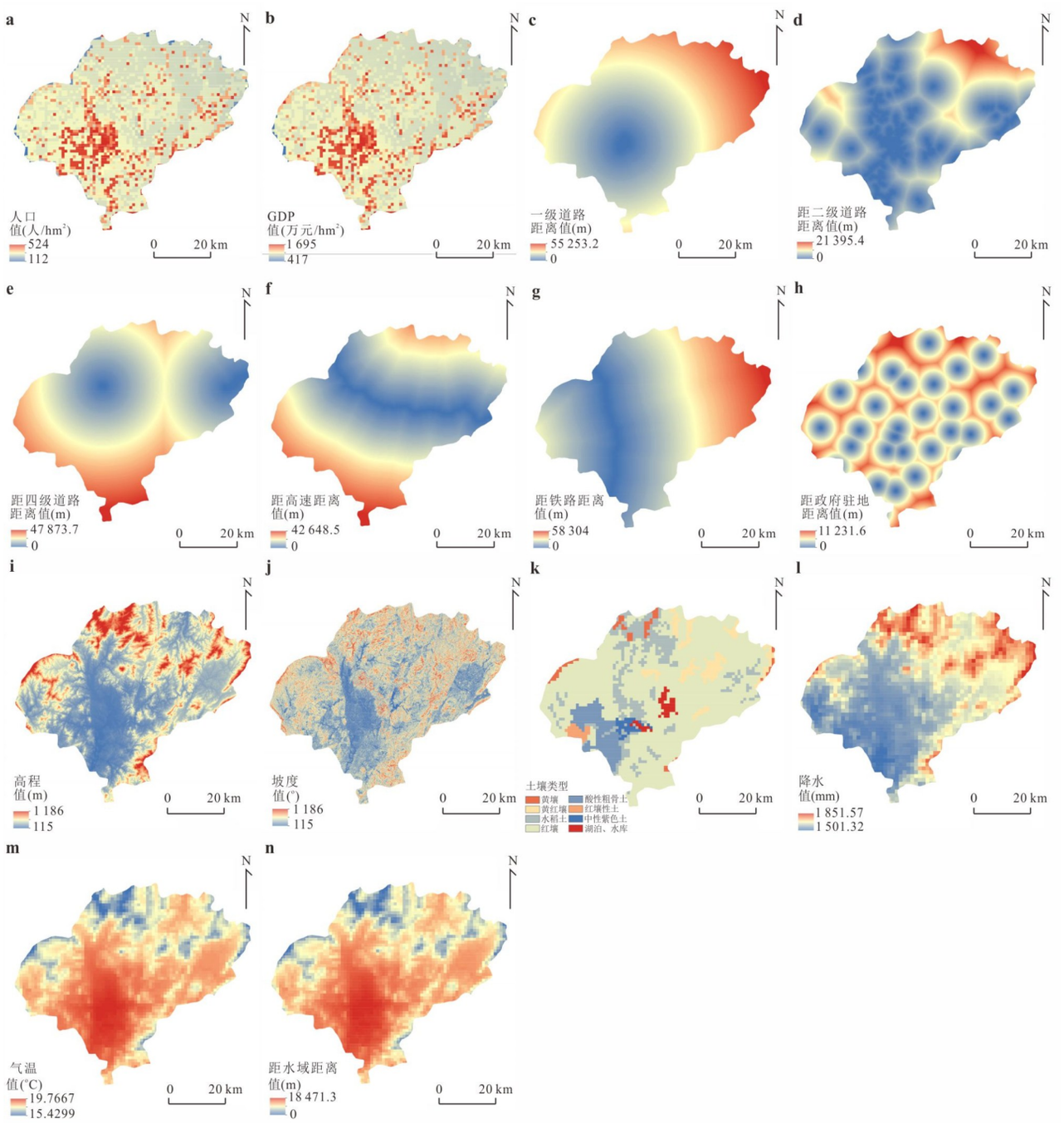

图 4　多情景土地利用模拟驱动因子

Fig. 4　Driving factors for multi-scenario land-use simulation

a.人口;b.GDP;c.距一级道路距离;d.距二级道路距离;e.距四级道路距离;f.距高速距离;g.距铁路距离;h.距政府驻地距离;i.高程;j.坡度;k.土壤类型;l.降水;m.气温;n.距水域距离

面积、耕地保护、生态保护和建设用地增长等约束条件下,采用灰色多目标动态规划模型优化不同发展目标下的土地利用需求.情景设置同时结合研究区国土空间管控导向,将耕地保护、生态用地维护和建设用地集约增长等要求转化为土地利用数量上下限和地类转换规则.其中,耕地面积下限体现粮食安全要求,林地、草地和水域设置保护性约束,建设用地通过面积上限控制无序扩张.BS情景延续历史土地利用变化趋势,ED、EP和SD情景分别体现经济发展、生态保护及经济－生态协调导向.政策要求主要通过GMOP数量约束和PLUS转移成本矩阵间接嵌入模型,而未作为独立空间驱动因子



图 5 技术路线

Fig. 5 Technical workflow

输入. 模型目标包括经济效益最大化、生态效益最大化和经济－生态综合效益最大化，其目标函数和约束条件可表示为：

$$\max f_1(X)=\sum_{i=1}^{n}A_iX_i\ , \tag{5}$$

$$\max f_2(X)=\sum_{i=1}^{n}B_iX_i\ , \tag{6}$$

$$\max f_3(X)=w_1f_1(X)+w_2f_2(X)\ , \tag{7}$$

$$\sum_{i=1}^{n}C_{ij}X_i\leqslant d_j,\quad j=1,2,\cdots,m\ , \tag{8}$$

式中：X_i为第i类用地面积；A_i、B_i为其经济和生态效益系数；C_{ij}、d_j为第j项约束的系数和值；w_1、w_2为两类效益权重；n、m为用地类型数和约束数.

2.3.1 效益系数确定 经济效益系数采用单位面积产值法确定. 根据2018—2022年社会经济统计资料，分别计算各土地利用类型的单位面积经济产出. 其中，耕地、林地、草地和水域的经济效益系数分别为农业、林业、畜牧业和渔业产值与相应地类面积之比，建设用地经济效益系数为第二、第三产业增加值之和与建设用地面积之比. 计算公式为：

$$A_{i,t}=\frac{V_{i,t}}{S_{i,t}}\ , \tag{9}$$

式中：$A_{i,t}$为第t年第i类土地利用的单位面积经济效益系数，万元/hm^2；$V_{i,t}$为相应产业产值，万元；$S_{i,t}$为相应土地利用面积，hm^2. 未利用地经济产出较低，其经济效益系数设为0.000 1万元/hm^2. 以2018—2022年各类土地利用经济效益系数构成原始序列，采用GM(1, 1)模型预测2025年单位面积经济效益.

GM(1, 1)模型首先对原始序列$x^{(0)}$进行一次累加生成，得到$x^{(1)}$，并建立灰色微分方程：

$$x^{(0)}(k)+az^{(1)}(k)=b\ , \tag{10}$$

式中：a为发展系数，b为灰色作用量，$z^{(1)}(k)$为邻均值生成序列. 参数a和b采用最小二乘法估计，进而获得2025年预测值.

生态效益系数采用生态系统服务价值当量法核算. 首先根据2018—2022年粮食产值及耕地面积计算单位面积粮食经济价值，并采用GM(1, 1)模型预测2025年单位面积粮食经济价值，结果为2.58万元/hm^2. 随后依据不同土地利用类型对应的综合生态服务价值当量系数，计算2025年单位面积生态效益：

$$B_{i,2025}=\lambda_iE_{2025}\ , \tag{11}$$

式中：$B_{i,2025}$为第i类土地利用2025年生态效益系数，万元/hm^2；λ_i为相应土地利用类型的综合生态服务价值当量系数；E_{2025}为2025年单位面积粮食经济价值，即2.58万元/hm^2. 耕地按照0.9水田和0.1旱地加权计算，建设用地生态效益系数设为0.

2.3.2 土地利用数量约束条件 在经济、生态效益

目标函数基础上,进一步通过粮食安全、生态用地保护和建设用地集约增长等要求限定土地利用结构优化的可行域.设耕地、林地、草地、水域、未利用地和建设用地面积分别为 X_1~X_6,则土地利用总面积满足:

$$\sum_{i=1}^{6} X_i = 321\,086.50\,. \tag{12}$$

各地类数量约束分别为:

$$\begin{gathered} 56\,453.01 \leqslant X_1 \leqslant 66\,024.90\,; \\ 246\,381.75 \leqslant X_2 \leqslant 271\,019.93\,; \\ 215.28 \leqslant X_3 \leqslant 236.81\,; \\ 2\,133.99 \leqslant X_4 \leqslant 2\,161.89\,; \\ 0 \leqslant X_5 \leqslant 0.99\,; \\ 5\,696.65 \leqslant X_6 \leqslant 6\,329.61\,, \end{gathered} \tag{13}$$

式中:面积单位均为 hm^2.耕地面积下限依据2025年人口规模、粮食需求、单位面积粮食产量、复种指数和粮食自给率确定,上限采用Markov模型预测值;林地和草地面积下限采用Markov模型预测值,上限分别设为预测值的110%;水域面积下限采用Markov模型预测值,上限采用2020年现状面积;未利用地面积以Markov模型预测值为上限;建设用地面积上限采用Markov模型预测值,下限设为预测值的90%.上述约束共同构成ED、EP和SD情景土地利用结构优化的可行域,在获得各情景土地利用数量需求后,进一步通过转移成本矩阵、邻域权重和CARS参数控制各类土地利用的空间配置过程.

2.3.3　PLUS模型空间分配参数设置　PLUS模型由土地利用扩张分析策略(LEAS)和基于多类随机斑块种子的元胞自动机(CARS)两个模块构成.LEAS模块通过提取2015—2020年各类土地利用新增斑块,并采用随机森林算法识别土地利用扩张与驱动因子之间的关系,获得各类土地利用的发展概率;CARS模块则在目标年用地需求约束下,综合转移成本矩阵、邻域权重和随机斑块生成机制,对各类土地利用进行空间竞争与斑块配置.

土地利用转移成本矩阵用于限定不同地类之间的可转换关系.设 M_{ij} 表示第 i 类土地利用向第 j 类土地利用的转换规则,当 $M_{ij}=1$ 时表示允许转换,当 $M_{ij}=0$ 时表示禁止转换.BS情景沿用2015—2020年实际土地利用转移关系;ED、EP和SD情景则在历史转移可行性的基础上,分别结合经济发展、生态保护和经济-生态协调目标,以及耕地保护、生态用地保护和建设用地增长约束,对允许转换关系进行调整.

邻域权重用于反映不同土地利用类型的空间扩张能力.本文以2020年现状面积与2025年各情景用地需求之间的面积变化量表征地类扩张强度,并采用极差标准化方法将其转换至[0,1]区间:

$$W_k = \frac{\Delta S_k - \min(\Delta S)}{\max(\Delta S) - \min(\Delta S)}\,, \tag{14}$$

式中:W_k 为第 k 类土地利用的邻域权重;ΔS_k 为第 k 类土地利用在2020—2025年间的面积变化量;$\max(\Delta S)$ 和 $\min(\Delta S)$ 分别为各地类面积变化量的最大值和最小值.W_k 越大,表明该地类在目标情景下的空间扩张能力越强.

模型参数设置方面,LEAS模块的随机森林树数量设为20,采样率设为0.7,单棵决策树参与节点分裂的候选因子数mTry设为14;CARS模块的随机斑块生成阈值设为0.01,膨胀系数设为0.1,随机斑块种子概率设为0.000 1.上述参数在历史土地利用转移特征和多轮模拟校准基础上确定,并通过2015—2020年土地利用模拟验证其适用性.

2.4　基于土地利用模拟的崩岗易发性预测

将2025年BS、ED、EP和SD情景的土地利用替换最优易发性模型中2020年的土地利用因子,其余因子不变,分别计算易发性指数.

为保证2020年现状与2025年不同情景易发性等级的可比性,4种情景均采用2020年现状易发性指数的自然断点阈值进行统一分级,之后生成2025年多情景崩岗易发性预测评价图.进一步统计不同情景下各易发性等级面积占比,并与2020年现状易发性分区进行叠加分析,识别易发性等级转换区域,重点分析高易发区向极高易发区转换的空间位置及其土地利用响应特征.

3　结果与分析

3.1　崩岗易发性评价模型优选

3.1.1　环境因子贡献率分析　基于地理探测器计算19个环境因子与崩岗空间分异的一致程度,结果见表3.各因子的绝对 q 值整体较低,表明在县域尺度和当前分层条件下,单一环境因子对崩岗空间分异的独立解释能力有限.这可能与研究区花岗岩红壤地质背景相对一致、部分因子县域内部空间变异不足,以及崩岗发育受多因素耦合作用控制有关.相较于其他候选因子,地层岩性、高程、砂粒含量、黏土含量、土地利用、植被覆盖度和降雨侵蚀力的

表3 环境因子q值及环境因子组合

Table 3 q values of environmental factors and environmental factor combinations

因子	q值	累计相对贡献率(%)	因子	q值	累计相对贡献率(%)
地层岩性	5.28×10^{-4}	14.26	坡长坡度因子	1.30×10^{-4}	91.22
高程	4.55×10^{-4}	26.56	着色指数	1.18×10^{-4}	94.41
砂粒含量	4.48×10^{-4}	38.65	修正土壤调整植被指数	8.66×10^{-5}	96.75
黏土含量	3.76×10^{-4}	48.81	标准化VH通道后向散射系数	5.15×10^{-5}	98.14
土地利用	3.10×10^{-4}	57.19	平面曲率	3.01×10^{-5}	98.95
植被覆盖度	2.59×10^{-4}	64.19	剖面曲率	2.11×10^{-5}	99.52
降雨侵蚀力	2.50×10^{-4}	70.95	地形湿度指数	7.94×10^{-6}	99.74
土壤可蚀性	2.21×10^{-4}	76.93	亮度指数	6.09×10^{-6}	99.90
叶面积指数	2.16×10^{-4}	82.75	坡向	3.97×10^{-6}	100.00
坡度	1.84×10^{-4}	87.71			

q值相对较高,其累计相对贡献率为70.95%;继续加入土壤可蚀性、叶面积指数和坡度后,前10个因子的累计相对贡献率为87.71%,全部19个因子为100%.因此,上述比例仅用于因子相对排序和不同因子组合构建,并不表示前7个因子能够独立解释70.95%的崩岗发育过程.最终因子组合的有效性还需结合7因子、10因子和19因子机器学习模型的预测精度综合判断.

从因子贡献率排序可以看出,地层岩性、高程、砂粒含量和黏土含量位居前列,说明研究区崩岗发育首先受岩土体物质组成和地形条件控制.兴国县花岗岩及其风化壳分布较广,风化残积土结构松散,在强降雨和坡面径流作用下易发生崩塌、冲刷和溯源侵蚀.土地利用和植被覆盖度的贡献率也较高,表明人类活动和地表覆盖状况对崩岗发育具有重要影响.降雨侵蚀力进入7因子组合,进一步说明降雨动力条件是触发和加剧崩岗侵蚀的重要因素.综合来看,研究区崩岗发育是岩性土壤、地形起伏、植被覆盖、土地利用和降雨侵蚀共同作用的结果(刘国栋等, 2023; Tyagi *et al.*, 2023; 王悦等, 2024).

3.1.2 不同模型组合精度对比 以7、10和19因子组合、3种负样本策略及3类机器学习模型开展对比,ROC曲线见图6~图8.3类设置均影响评价精度.

在随机森林模型中,7-ALSA-RF的AUC为0.962,为全部模型组合中的最高值;相同7因子条件下,7-FR-RF和7-SRU-RF的AUC分别为0.958和0.804.逻辑回归模型的最高AUC由7-FR-LR取得,为0.954;在相同7因子和ALSA负样本策略下,7-ALSA-LR的AUC为0.951.支持向量机模型的最高AUC由7-FR-SVM取得,为0.948.说明随机森林模型能够较好处理多环境因子与崩岗发育之间的非线性关系,适用于研究区崩岗易发性评价.

频率比和改进频率比法整体优于单随机欠采样.后者缺少空间约束,可能误采潜在高易发区;前两者先识别低易发区再取样,因而负样本更可靠.

因子由7个增至10个或19个并未持续提升精度,表明冗余变量可能削弱泛化能力.综合精度、分区合理性和效率,选用7-ALSA-RF模型开展后续预测.

3.2 多情景土地利用模拟结果

3.2.1 土地利用需求预测结果 Markov和灰色多目标动态规划得到2025年4种情景的用地需求;效益系数及各类用地面积见表4~6.

由表6可知,4种情景下土地利用数量结构存在明显差异.BS情景延续2015—2020年土地利用变化趋势,反映自然发展条件下的土地利用演化方向;ED情景以经济效益最大化为导向,建设用地面积达到6 329.61 hm^2,未利用地被完全开发,体现出较强的土地开发和建设用地扩张特征;EP情景以生态效益最大化为目标,林地面积增加至256 559.67 hm^2,为4种情景中最高,耕地和建设用地规模受到明显约束;SD情景兼顾经济发展和生态保护,土地利用结构较BS和ED情景更有利于生态用地保护.总体来看,不同情景下土地利用结构差异主要表现为建设用地扩张强度、林地保护程度和耕地约束水平的变化.

3.2.2 PLUS模型验证与土地利用空间模拟 以2015年土地利用模拟2020年格局,结果与实际分布总体一致,Kappa系数为0.863,表明PLUS模

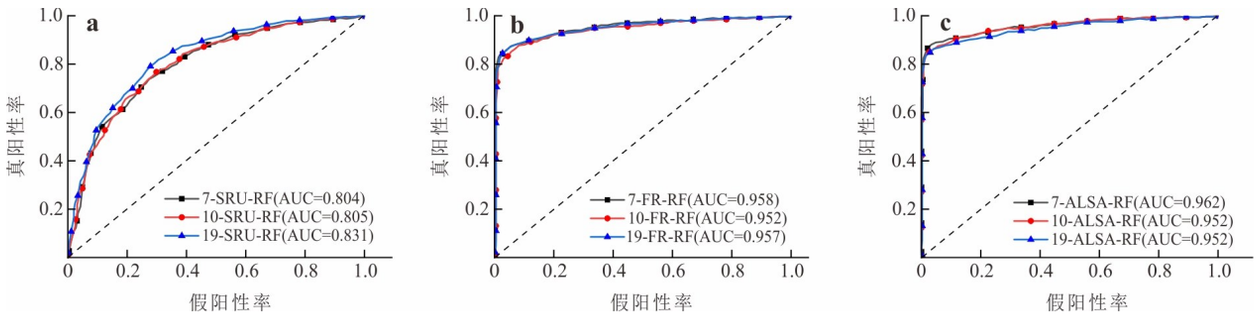

图 6　基于 RF 模型的 ROC 曲线

Fig. 6　ROC curves of the RF model

a.SRU-RF;b.FR-RF;c.ALSA-RF

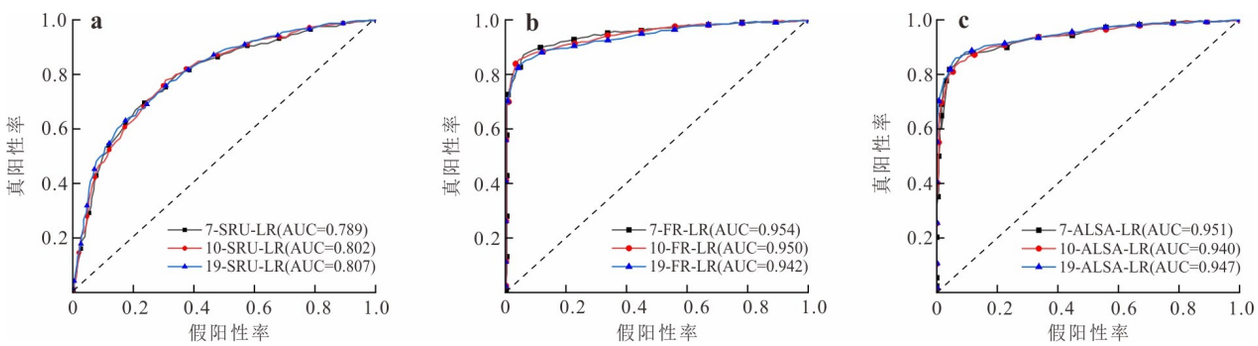

图 7　基于 LR 模型的 ROC 曲线

Fig. 7　ROC curves of the LR model

a.SRU-LR;b.FR-LR;c.ALSA-LR

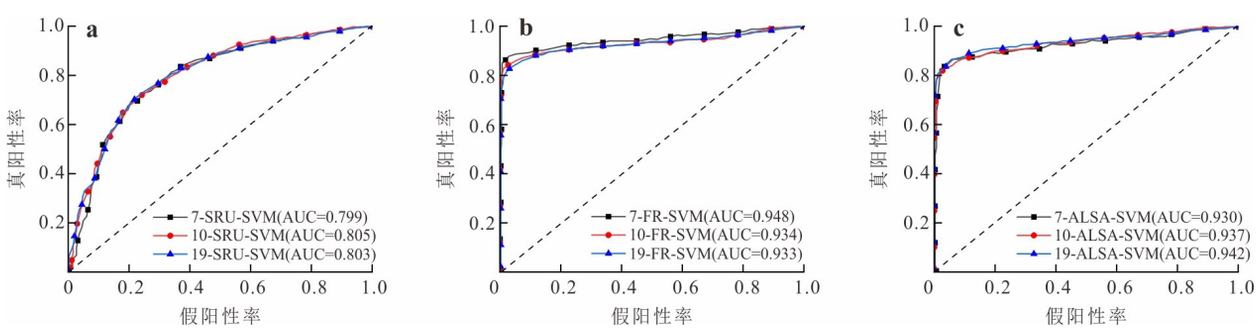

图 8　基于 SVM 模型的 ROC 曲线

Fig. 8　ROC curves of the SVM model

a.SRU-SVM;b.FR-SVM;c.ALSA-SVM

型适用于研究区 2025 年多情景模拟(图 9).

2025 年不同情景下的土地利用空间模拟结果见图 10.总体上,各情景下林地仍主要集中于外围山地,耕地主要分布于中南部平缓区,建设用地则集中于县城及主要乡镇.从不同情景的空间响应来看,基准情景(BS)的土地利用格局总体延续历史变化趋势;经济发展情景(ED)下建设用地主要沿城镇及交通廊道扩张;生态保护情景(EP)表现出较强的林地保护特征,并对建设用地扩张形成明显约束;经济—生态协调发展情景(SD)则在建设用地增长与生态用地保护之间表现出一定的协调性.

3.3　多情景下崩岗易发性预测结果

3.3.1　2025 年崩岗易发性空间分布　将 4 种情景土地利用输入 7-ALSA-RF 模型,得到 2025 年易发性结果(图 11),并按自然断点法分为 5 级.

4 种情景的空间格局相近:高和极高易发区集中于中部、南部及东部丘陵山地,低和极低易发区多位于边缘稳定区.基础格局主要受地形、岩性和

表4 经济效益系数

Table 4 Economic benefit coefficients

经济效益系数(A)	核算方法	2022年经济效益系数（万元/hm²）	2025年经济效益系数预测值（万元/hm²）
耕地(A1)	农业产值/耕地面积	4.45	5.23
林地(A2)	林业产值/林地面积	0.29	0.39
草地(A3)	畜牧业产值/草地面积	588.40	894.67
水域(A4)	渔业产值/水域面积	30.91	45.94
未利用地(A5)	—	0.0001	
建设用地(A6)	（二+三产业GDP)/建设用地面积	357.90	478.71

注：2025年经济效益系数以2018—2022年各类土地利用单位面积经济产出为原始序列，采用GM(1, 1)模型预测得到；未利用地经济效益系数设为0.000 1万元/hm².

表5 生态效益系数核算

Table 5 Ecological benefit coefficient accounting

生态效益系数(B)	当量因子分类体系	综合生态服务价值当量系数 λi	2025年生态效益系数（万元/hm²）
耕地(B1)	9/10水田+1/10旱地	3.90	10.07
林地(B2)	森林	19.69	50.82
草地(B3)	草地	12.06	31.12
水域(B4)	水系	125.61	324.07
未利用地(B5)	荒漠	0.65	1.68
建设用地(B6)	—	—	0

注：2025年生态效益系数为综合生态服务价值当量系数与2025年单位面积粮食经济价值2.58万元/hm²的乘积.

表6 2025年多情景土地利用需求及数量约束

Table 6 Multi-scenario land use demand and quantity constraints in 2025

土地利用类型	下限(hm²)	上限(hm²)	BS(hm²)	ED(hm²)	EP(hm²)	SD(hm²)
耕地	56 453.01	66 024.90	66 024.90	65 976.44	56 453.01	63 510.30
林地	246 381.75	271 019.93	246 381.75	246 381.75	256 559.67	248 847.81
草地	215.28	236.81	215.28	236.81	215.28	236.81
水域	2 133.99	2 161.89	2 133.99	2 161.89	2 161.89	2 161.89
未利用地	0	0.99	0.99	0	0	0.08
建设用地	5 696.65	6 329.61	6 329.61	6 329.61	5 696.65	6 329.61

降雨控制，土地利用在局部发挥调节作用.

与2020年相比，2025年研究区中部局部由高易发转为极高易发，主要位于土地利用活跃、人口和建设较集中的丘陵－盆地过渡带，应作为土地利用管控和崩岗防治重点.

3.3.2 易发性等级面积变化 表7显示，BS、EP和SD情景下极低、低易发区合计占比较2020年增加，EP增幅最大；ED略降.高、极高易发区合计占比变化较小，说明短期土地利用变化主要影响局部等级转换.

基准情景下，极低易发区面积占比由2020年的23.27%提高至2025年的27.31%，低易发区由21.51%下降至18.82%，中易发区由9.76%下降至8.70%，高易发区由17.66%下降至8.09%，极高易发区由27.80%提高至37.08%.该结果表明，在自然发展趋势下，研究区部分低易发区向极低易发区转化，但也存在部分高易发区向极高易发区转化，易发性空间分异有所增强.

ED情景各等级变化较小，但极高易发区略增，建设扩张和交通廊道周边仍需关注.

生态保护情景下，极低易发区面积占比提高最为明显，由2020年的23.27%提高至2025年的29.53%；低易发区由21.51%下降至17.52%，中易发区由9.76%下降至7.78%，高易发区由17.66%

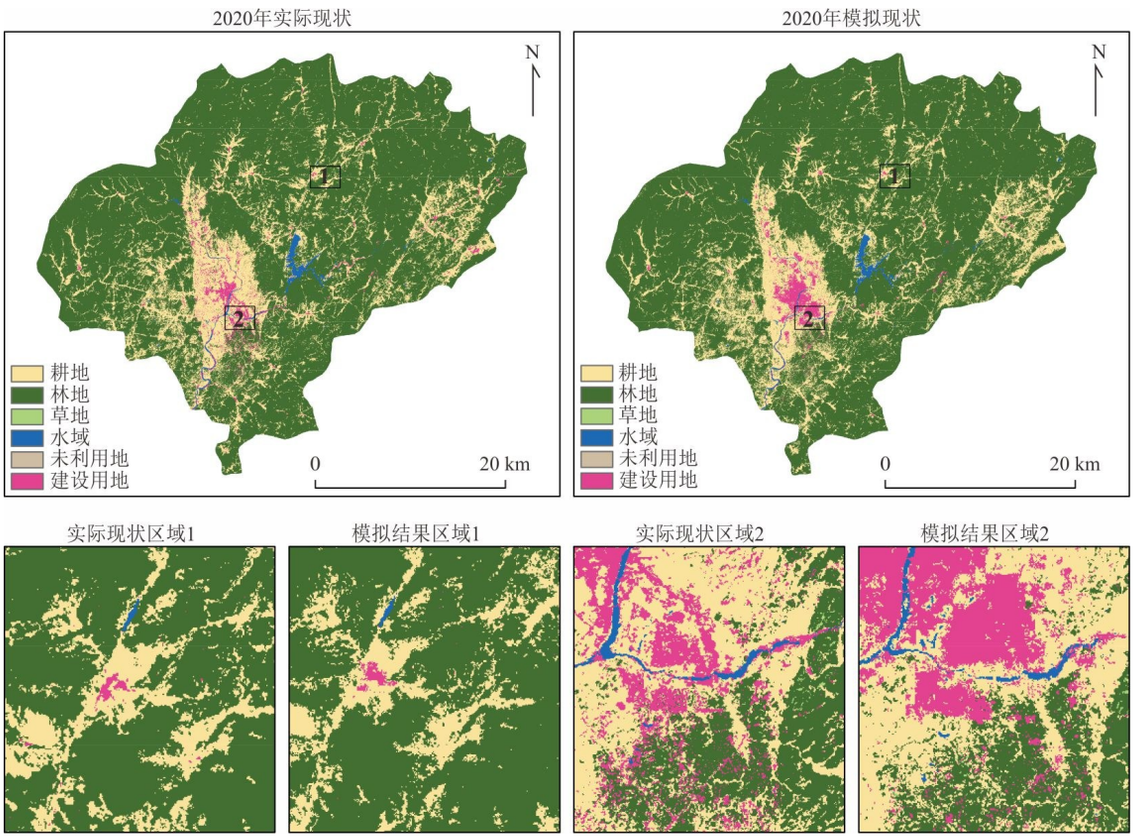

图 9　2020 年实际土地利用与模拟土地利用对比

Fig. 9　Comparison of actual and simulated land use in 2020

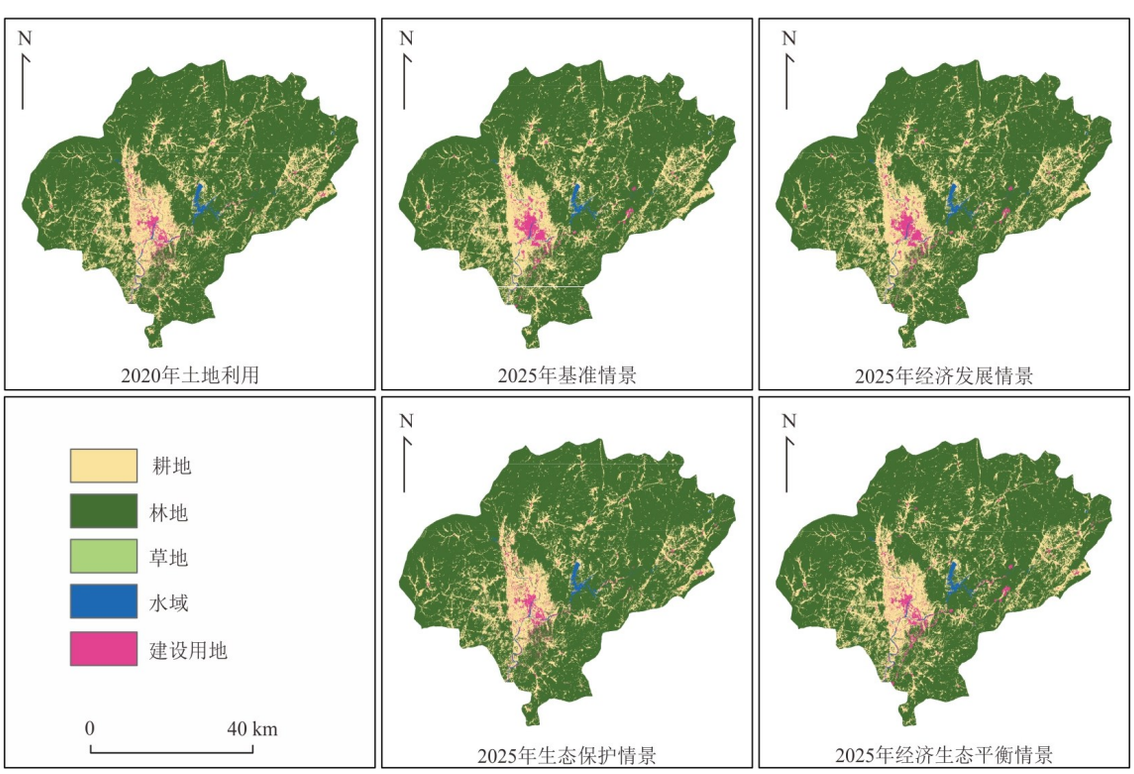

图 10　2025 年 4 种情景下土地利用空间格局模拟

Fig. 10　Simulated spatial patterns of land use under four scenarios in 2025

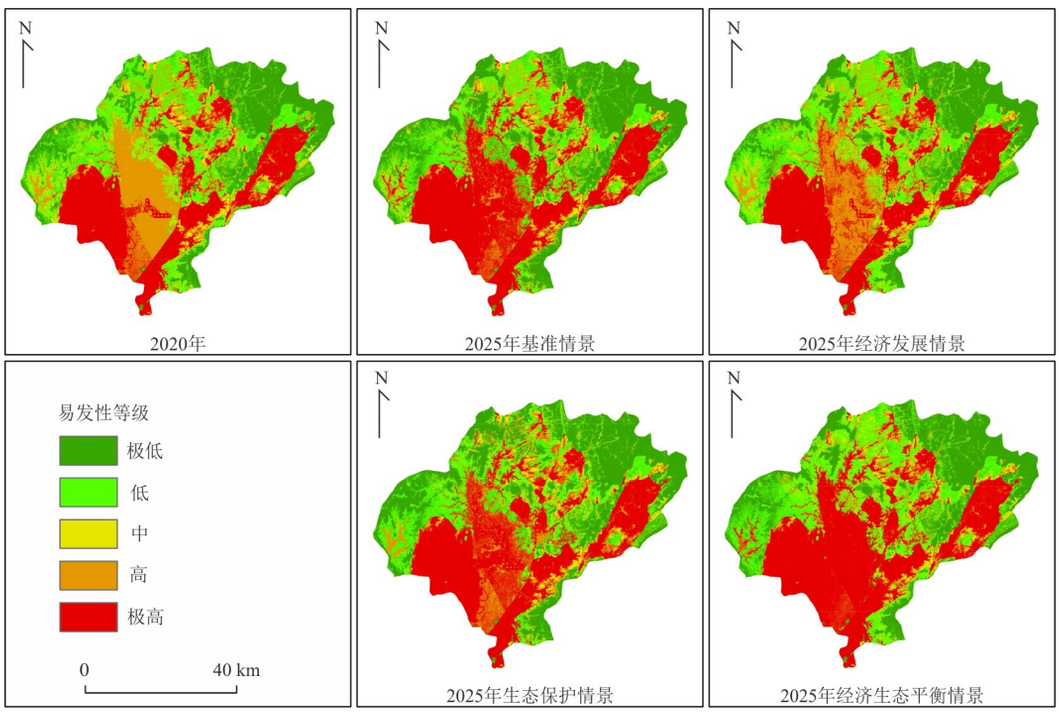

图 11 2025 年 4 种情景下崩岗易发性预测评价

Fig. 11 Benggang susceptibility prediction maps under four scenarios in 2025

表 7 2020 年及 2025 年 4 种情景下崩岗易发性等级面积占比

Table 7 Area and proportions of Benggang susceptibility classes in 2020 and under four scenarios in 2025

情景		2020 年现状	2025 年 BS 情景	2025 年 ED 情景	2025 年 EP 情景	2025 年 SD 情景
极低易发区	面积(hm^2)	74 714.94	87 689.61	75 704.31	94 819.05	80 505.63
	占比(%)	23.27	27.31	23.58	29.53	25.07
低易发区	面积(hm^2)	69 075.54	60 433.92	67 725.99	56 243.43	68 225.58
	占比(%)	21.51	18.82	21.09	17.52	21.25
中易发区	面积(hm^2)	31 348.8	27 923.85	32 496.66	24 967.35	27 982.71
	占比(%)	9.76	8.7	10.12	7.78	8.72
高易发区	面积(hm^2)	56 687.94	25 986.78	51 392.97	33 964.2	15 917.85
	占比(%)	17.66	8.09	16.01	10.58	4.96
极高易发区	面积(hm^2)	89 259.3	119 052.36	93 766.59	111 092.49	128 454.75
	占比(%)	27.8	37.08	29.2	34.6	40.01
极低＋低	占比(%)	44.78	46.13	44.67	47.05	46.32
高＋极高	占比(%)	45.45	45.17	45.21	45.18	44.96

下降至 10.58%，极高易发区由 27.80% 上升至 34.60%. 该结果说明生态保护情景能够在一定程度上改善部分区域崩岗易发性等级，尤其是促进低易发区向极低易发区转换，但在研究区中部局部区域仍存在高易发区向极高易发区转换现象，说明生态用地扩张对崩岗易发性的影响具有空间异质性.

SD 情景兼顾建设增长与生态保护，高易发区减少但极高易发区增加，需针对中部丘陵区实施精细防治.

3.3.3 易发性等级转换特征 叠加 2020 年现状与 2025 年 4 种情景的易发性分区(表 8，图 12)后发现，各情景均以无转换区为主，其面积占比为 79.521 2%～89.782 9%；跨越 2 个及以上等级的转换占比仅为 0.003 4%～0.066 1%，表明研究期内易发性变化主要表现为稳定或相邻等级转换.

4 种情景下易发性升高面积依次为 SD(42 356.61 hm^2)、BS(33 457.23 hm^2)、EP(29 694.15 hm^2)和 ED(17 910.18 hm^2). 高易发区向

表 8　2020—2025 年不同情景下崩岗易发性等级转换类型及面积占比

Table 8　Areas and proportions of Benggang susceptibility class transition types under different scenarios from 2020 to 2025

情景		BS	ED	EP	SD
无转换	面积(hm²)	265 712.22	288 280.71	255 331.98	263 265.57
	占比(%)	82.754 1	89.782 9	79.521 2	81.992 1
其他降低 1 级	面积(hm²)	7 914.24	9 862.29	13 806.09	8 779.5
	占比(%)	2.464 8	3.071 5	4.299 8	2.734 3
降低≥2 级	面积(hm²)	37.62	37.35	148.68	7.47
	占比(%)	0.011 7	0.011 6	0.046 3	0.002 3
其他升高 1 级	面积(hm²)	3 220.29	8 136.18	5 327.73	3 138.3
	占比(%)	1.002 9	2.534 0	1.659 3	0.977 4
升高≥2 级	面积 (hm²)	74.7	113.22	63.63	3.51
	占比(%)	0.023 3	0.035 3	0.019 8	0.001 1
高→极高	面积(hm²)	30 162.24	9 660.78	24 302.79	39 214.8
	占比(%)	9.393 8	3.008 8	7.568 9	12.213 2
低→极低	面积(hm²)	13 965.21	4 995.99	22 105.62	6 677.37
	占比(%)	4.349 4	1.556 0	6.884 6	2.079 6

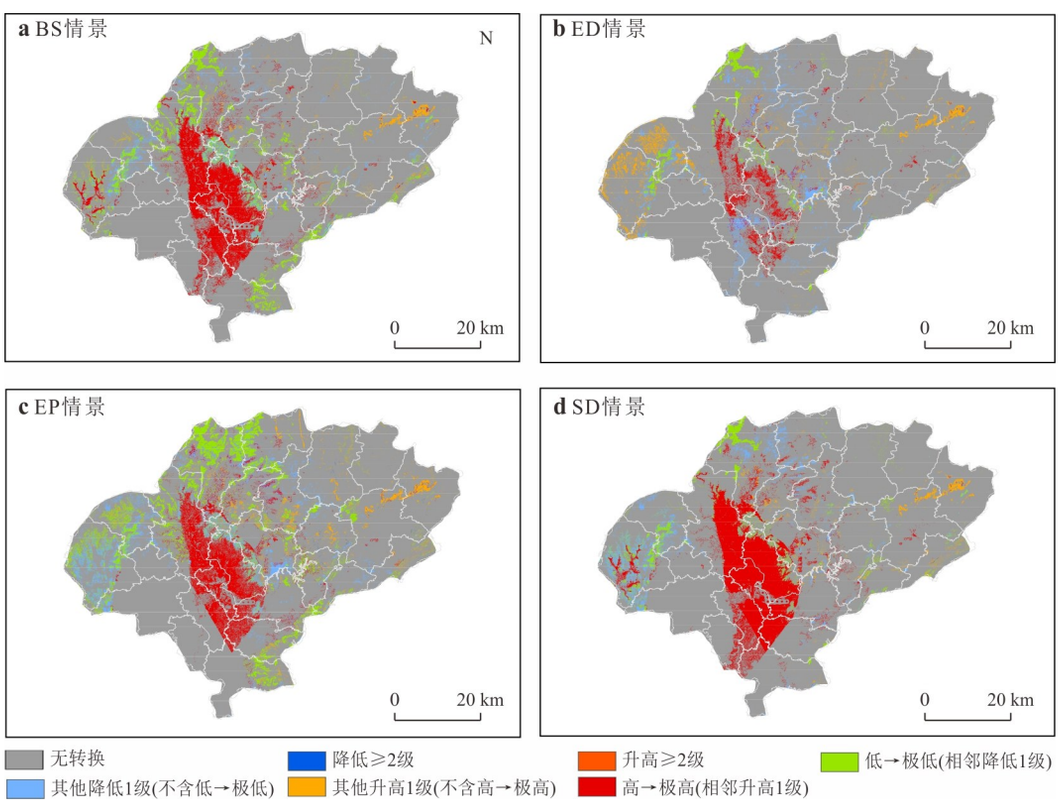

图 12　2020—2025 年不同情景下崩岗易发性等级转换

Fig. 12　Benggang susceptibility class transition maps under different scenarios, 2020—2025

极高易发区转换面积分别占 SD、BS、EP 和 ED 情景易发性升高总面积的 92.58%、90.15%、81.84% 和 53.94%,空间上主要集中在兴国县中部丘陵－盆地过渡区.SD 虽然在土地利用目标设置上兼顾经济发展与生态保护,但其易发性升高面积及高→极高转换面积均为 4 种情景最大,说明土地利用总量上的经济－生态平衡并不等同于局部崩岗易发性响应的均衡.

易发性降低面积以 EP 情景最大,为 36 060.39 hm²,占研究区面积的 11.230 7%.BS 和

表9 典型乡镇土地利用转换与崩岗易发性等级响应的空间对应关系

Table 9 Spatial correspondence between land-use transitions and Benggang susceptibility-class responses in typical townships

情景及典型乡镇	目标土地利用转换	转换面积(hm^2)	主要对应的易发性响应	空间重合面积(hm^2)	路径内部响应率(%)	局部响应特征
BS:潋江镇	耕地→建设用地	958.77	高→极高	280.53	29.26	局部升高
ED:潋江镇	耕地→建设用地	912.33	无转换	723.87	79.34	以稳定为主
EP:梅窖镇	耕地→林地	398.70	低→极低	32.40	8.13	局部降低
SD:江背镇	林地→建设用地	325.53	高→极高	213.57	65.61	显著升高

EP情景下,低易发区向极低易发区转换分别占全部降低面积的63.72%和61.30%,是其主要降低路径;ED和SD情景下该比例分别为33.54%和43.18%,降低路径相对分散.因此,生态保护情景对局部低易发区的改善作用最为明显,而SD情景中部高→极高转换区域仍应作为土地利用管控和崩岗防治重点.

4种情景的典型局部区域呈现出不同的土地利用—易发性响应关系(表9),典型乡镇根据目标土地利用转换规模、与易发性等级转换的空间重合程度以及响应类型的代表性综合选取.BS情景下,潋江镇耕地向建设用地转换面积为958.77 hm^2,其中280.53 hm^2与高易发区向极高易发区转换空间重合,路径内部响应率为29.26%,表明城镇扩张与易发性升高在部分区域存在空间对应.ED情景下,潋江镇耕地向建设用地转换面积为912.33 hm^2,其中79.34%的区域易发性等级保持不变,未出现与高→极高转换重合的像元,说明建设用地扩张若主要位于地形较平缓的城镇—盆地区域,并不必然引起易发性等级升高.EP情景下,梅窖镇耕地向林地转换与低→极低转换的重合面积为32.40 hm^2,路径内部响应率为8.13%,表明生态用地扩张的改善作用具有局部性.SD情景下,江背镇林地向建设用地转换与高→极高转换的重合面积达到213.57 hm^2,路径内部响应率为65.61%,表明建设扰动与敏感地形地质背景叠加时可能产生较强的易发性响应.总体而言,土地利用变化对崩岗易发性的调节作用取决于转换类型、空间位置及其与地形地质背景的耦合关系.

4 讨论

4.1 土地利用变化对崩岗易发性的影响机制

2025年4种情景下,高和极高易发区仍集中于中部、南部及东部丘陵山地,表明短期内基础地质环境控制区域格局,土地利用主要调节局部等级.

兴国县花岗岩及其风化壳分布广泛,风化残积土结构松散,在集中降雨和坡面径流作用下易发生崩塌、冲刷和溯源侵蚀.地理探测器结果表明,地层岩性、高程、砂粒含量、黏土含量、土地利用、植被覆盖度和降雨侵蚀力是影响研究区崩岗空间分异的主要因子,说明崩岗发育具有明显的"物质基础—地形条件—水动力作用—地表覆盖"耦合特征.土地利用作为人为活动与自然过程共同作用的表征因子,其影响并非孤立发生,而是依赖于地形起伏、岩土体性质和降雨侵蚀条件.例如,在坡度较大、花岗岩风化壳较厚且降雨侵蚀力较强的区域,即使土地利用变化幅度有限,也可能诱发易发性等级升高;而在地形相对平缓或植被覆盖改善区域,土地利用结构优化则可能降低坡面径流冲刷强度,提高土体抗蚀能力,从而促使局部区域易发性降低.

林草覆盖可削弱溅蚀和径流并增强根系固土;坡耕地受耕作、季节性裸露和排水影响,易汇集径流;建设活动则可能通过边坡开挖、地表硬化和汇流路径改变增强局部侵蚀.因此,土地利用效应取决于转换类型及其与地形、岩土条件和扰动强度的叠加.

4.2 多情景易发性响应差异及其空间管控启示

EP情景下极低和低易发区合计占比增幅最大,说明生态用地保护和植被改善可降低部分区域易发性;但全域高、极高易发区合计占比变化有限,生态效应具有明显空间边界.

经济发展情景下,易发性等级面积总体变化相对较小,但局部建设用地扩张区和交通廊道周边仍存在易发性增强现象.该结果表明,经济发展并非直接改变研究区的区域性岩性和地形背景,而是通过建设活动扰动地表覆盖及坡面水文过程,对局部崩岗发育条件产生影响.兴国县中南部低山丘陵和盆地边缘广泛分布花岗岩强风化壳及厚层红壤,岩土体结构较松散,当新增建设用地、道路和村镇开发与上述敏感地质环境叠加时,边坡开挖可能削弱坡脚支撑并暴露松散风化层,地表硬化和人工排水则会改变原有产汇流路径,使径流向路堑边坡、坡脚和沟头集中;同时,林草植被破坏会降低冠层截留、根系固土和坡面抗蚀能力,从而增强坡面冲刷、

沟头溯源侵蚀及局部崩壁失稳的可能性.ED情景未造成全域易发性同步升高,主要是由于土地利用变化范围相对有限,区域易发性基本格局仍受地层岩性、地形起伏、土壤性质和降雨侵蚀力等相对稳定因子控制;但在建设活动集中且原始易发性较高的区域,人类工程扰动与脆弱地质条件的叠加仍可能形成明显的局部风险增量.因此,经济发展情景下的崩岗防控应重点关注城镇扩展边缘、道路切坡地段及花岗岩风化壳较厚的丘陵沟谷区,而不能仅依据全县易发性等级面积变化判断风险.经济生态平衡情景下,高易发区面积明显下降,但极高易发区面积有所上升,且高易发区向极高易发区转换面积较大,表明该情景虽然在土地利用结构上兼顾了经济发展和生态保护,但局部丘陵区仍可能因土地利用转换集中或地形地质条件敏感而出现易发性等级升高.因此,多情景土地利用模拟不仅应关注各类用地面积变化,还应重视土地利用转换发生的位置及其与高敏感地质环境的空间叠加关系.

等级变化以稳定和相邻转换为主,但中部丘陵－盆地过渡带的人口、耕作和建设活动集中,是高转极高的重点区.稳定高、极高易发区应优先排查隐患并整治坡面排水和沟道;升高区应控制坡地开发,降低区则应维持生态保护与植被恢复.

4.3　模型耦合可靠性、不确定性及误差传递

本文构建了“土地利用数量预测－空间格局模拟－崩岗易发性预测”的耦合框架.7-ALSA-RF模型的AUC值为0.962,表明其具有较好的崩岗与非崩岗样本区分能力;PLUS模型采用2015年土地利用数据模拟2020年格局,Kappa系数为0.863,说明模型能够较好地再现研究区土地利用总体分布.但ROC-AUC主要反映模型对正、负样本的排序能力,不能评价预测概率的校准程度,也不能直接等同于逐像元空间误差;Kappa则侧重县域总体分类一致性,较高的总体精度仍不能完全排除局部错判、地类错配及模型耦合后的误差累积.

易发性评价环节的不确定性主要来自崩岗编目、负样本选择、环境因子精度及模型参数.不同因子的数据来源、空间分辨率和时间尺度存在差异,统一投影、重采样及分类分层可能造成局部信息损失.在地形起伏较大的山脊－沟谷转换带,30 m栅格可能平滑局部坡折和微地形变化;在花岗岩与其他岩性单元的边界附近,地质图制图精度、矢量栅格化及混合像元可能造成岩性属性错配;土地利用斑块边缘还可能受到遥感分类和多期数据配准误差影响.因此,地形突变带、岩性边界及土地利用斑块边缘可视为潜在的高不确定性区域.由于现有崩岗编目主要记录已发生崩岗位置,非崩岗样本亦为构造样本,研究区缺少逐像元独立真值,本文未将上述区域直接认定为经统计检验确认的高误差集中区.

土地利用数量预测的不确定性主要受到2015—2020年历史转移趋势、经济与生态效益系数、地类面积上下限及情景目标设置的影响.由于校准期相对较短,重大工程建设、经济波动和规划政策调整可能使实际土地利用变化偏离历史规律.PLUS空间模拟结果还受驱动因子、转移成本矩阵、邻域权重和随机斑块参数影响,因此较高的总体模拟精度仍可能伴随建设用地边缘、林耕交错区及零散变化斑块的局部配置偏差.

上述误差可能沿“基础数据与参数设置－土地利用数量预测－土地利用空间配置－土地利用因子更新－易发性指数计算－等级划分与转换统计”的路径逐级传递.Markov和GMOP产生的地类数量偏差会改变PLUS模型的目标需求,PLUS的空间配置误差又会改变2025年土地利用因子的像元取值,并进一步影响易发性指数和等级转换结果.对于处于自然间断法分级阈值附近的像元,较小的指数变化也可能引起相邻等级转换,使局部转换面积产生波动.

土地利用管控政策的空间表达不足也是重要不确定性来源.本文通过面积上下限、情景目标和转移成本矩阵间接体现耕地保护、生态用地维护及建设用地集约增长等导向,但尚未将永久基本农田、生态保护范围、城镇开发边界及政策执行强度作为独立空间变量输入PLUS模型.此外,2025年预测中主要更新土地利用因子,地形、岩性、土壤、降雨侵蚀力和植被覆盖度等其他因子保持不变.因此,研究结果主要反映既定情景下土地利用变化对崩岗易发性的相对影响,适用于情景比较和风险变化区域识别,而非未来易发性格局的唯一确定预测.

后续研究可结合独立时相崩岗编目和野外核查,开展概率校准、空间残差分析及残差与地形起伏度、距山脊线和距岩性边界距离之间的统计检验;同时引入多期土地利用、降雨和植被数据,开展空间交叉验证、参数敏感性分析和重复随机模拟,并将国土空间管控边界转化为禁止转换区、限制转换区或分级阻力面,以量化不同环节误差对易发性等级及转换面积的影响范围.

5　结论

本文构建了崩岗易发性评价模型与GMOP-

Markov-PLUS多情景土地利用模拟相耦合的动态预测框架,主要结论如下:

(1)方法应用层面.由地理探测器筛选的7个环境因子能够较好表征研究区崩岗易发性的空间差异;在不同因子组合、负样本选取策略和机器学习模型的比较中,7-ALSA-RF组合表现最优,AUC值为0.962.PLUS模型以2015年土地利用格局模拟2020年实际土地利用,Kappa系数达到0.863,表明模型具有较好的空间模拟能力.在此基础上,将GMOP和Markov模型预测的不同情景用地需求输入PLUS模型,并将模拟土地利用结果更新至易发性模型,能够实现2020—2025年短时间尺度内土地利用变化及其崩岗易发性响应的情景分析.

(2)科学认识层面.4种情景下,高和极高易发区均主要分布于兴国县中部、南部及东部丘陵山地,说明区域易发性基本格局主要受地层岩性、高程及土壤性质等相对稳定的地质环境条件控制.土地利用变化主要通过植被覆盖改变、坡面扰动及产汇流路径调整,对局部易发性进行调节,但尚不足以改变县域尺度的整体空间格局.4种情景下无转换区面积占比为79.521 2%~89.782 9%,大幅跨等级转换面积占比仅为0.003 4%~0.066 1%,表明土地利用变化的调节作用主要局限于局部区域及相邻等级之间.生态保护情景下极低、低易发区合计占比提升最明显,而高易发区向极高易发区的转换主要集中在中部部分乡镇及其周边丘陵区,反映出土地利用调整效果受到原始地形、岩性和易发性背景的共同制约.因此,未来土地利用优化应重点关注建设扩张、道路切坡等人类扰动与花岗岩强风化壳、高易发性背景重叠的区域.

References

Breiman, L., 2001. Random Forests. *Machine Learning*, 45(1): 5—32. https://doi. org/10.1023/A:1010933404324

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

Guan, J. L., Huang, Y. H., Lin, J. S., et al., 2021. Comparisons between Benggang Risk Assessments Based on Information Model and Random Forest Model. *Mountain Research*, 39(4): 539—551 (in Chinese with English abstract).

Guo, F., Huang, G. Y., Lai, P., et al., 2026. Study on the Suitability of Different Machine Learning Models and Input Variables for Benggang Susceptibility Assessment. *Journal of Soil and Water Conservation*, 40(3): 47—57 (in Chinese with English abstract).

Guo, F., Jiang, G. H., Huang, X. H., et al., 2024. Impact of Environmental Factor Combinations and Negative Sample Selection on Benggang Susceptibility Assessment in Granite Areas. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 40(1): 191—200 (in Chinese with English abstract).

Guo, F., Lai, P., Chen, Y., et al., 2022. Influence of Different Environmental Factor Connection Methods on Benggang Susceptibility Assessment. *Bulletin of Soil and Water Conservation*, 42(5): 123—130 (in Chinese with English abstract).

Guo, F., Tian, H. T., Ma, Q. S., et al., 2026. Influence of Index Contribution Rate and Machine Learning Models on Benggang Susceptibility at the Slope Unit Scale. *Bulletin of Engineering Geology and the Environment*, 85(7): 382. https://doi. org/10.1007/s10064-026-05042-7

Guo, F., Wu, D., Wang, X. J., et al., 2023. Susceptibility Assessment of Benggang Based on Random Forests Model and Geodetector in Xingguo County of South Jiangxi. *Journal of China Three Gorges University* (*Natural Sciences*), 45(6): 44—50 (in Chinese with English abstract).

Guo, F., Yang, Y. H., Zhang, J. W., et al., 2026. Influence of Indicator Screening Methods and Evaluation Models on Benggang Susceptibility Evaluation. *Journal of Soil and Water Conservation*, 40(3): 99—107 (in Chinese with English abstract).

Guo, Y. H., Dou, J., Xiang, Z. L., et al., 2024. Susceptibility Evaluation of Wenchuan Coseismic Landslides by Gradient Boosting Decision Tree and Random Forest Based on Optimal Negative Sample Sampling Strategies. *Bulletin of Geological Science and Technology*, 43(3): 251—265 (in Chinese with English abstract).

He, R. J., Zhang, W. G., Dou, J., et al., 2024. Application of Artificial Intelligence in Three Aspects of Landslide Risk Assessment: A Comprehensive Review. *Rock Mechanics Bulletin*, 3(4): 100144. https://doi.org/10.1016/j.rockmb.2024.100144

Huang, F. M., Hu, S. Y., Yan, X. Y., et al., 2022. Landslide Susceptibility Prediction and Identification of Its Main Environmental Factors Based on Machine Learning Models. *Bulletin of Geological Science and Technology*, 41(2): 79—90 (in Chinese with English abstract).

Huang, F. M., Ouyang, W. P., Jiang, S. H., et al., 2024. Landslide Susceptibility Prediction Considering Spatio-Temporal Division Principle of Training/Testing Datasets in Machine Learning Models. *Earth Science*, 49(5): 1607—1618 (in Chinese with English abstract).

Huang, F. M., Teng, Z. K., Guo, Z. Z., et al., 2023. Un-

certainties of Landslide Susceptibility Prediction: Influences of Different Spatial Resolutions, Machine Learning Models and Proportions of Training and Testing Dataset. *Rock Mechanics Bulletin*, 2(1): 100028. https://doi.org/10.1016/j.rockmb.2023.100028

Jin, B. J., Zeng, T. R., Gui, L., et al., 2024. Landslide Susceptibility Mapping Considering Future Land Use Dynamic Scenarios. *Journal of Geo-Information Science*, 26(6): 1486－1499 (in Chinese with English abstract).

Li, R., Zhou, C., Zhu, Y.H., et al., 2026. Association-Rule Mining between Land Use and Spatial Landslide Development in Mountainous Towns: A Case Study of Yunyang County in the Three Gorges Reservoir Area. *Earth Science* (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).

Liang, X., Guan, Q. F., Clarke, K. C., et al., 2021. Understanding the Drivers of Sustainable Land Expansion Using a Patch-Generating Land Use Simulation (PLUS) Model: A Case Study in Wuhan, China. *Computers, Environment and Urban Systems*, 85: 101569. https://doi.org/10.1016/j.compenvurbsys.2020.101569

Liao, K. T., Liu, Y., Liu, Q., et al., 2021. Distribution Characteristics and Driving Factors of Benggang Erosion in Ganzhou City. *Research of Soil and Water Conservation*, 28(6): 126－130 (in Chinese with English abstract).

Liao, Y. S., Yuan, Z. J., Li, D. Q., et al., 2023. What Kind of Gully can Develop into Benggang? *CATENA*, 225: 107024. https://doi. org/10.1016/j. catena.2023.107024

Lin, X. H., Huang, Y. H., Lin, J. S., et al., 2023. Risk Assessment and Spatial-Temporal Characteristics of Benggang Erosion Based on DPSIR Model. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 39(18): 123－131 (in Chinese with English abstract).

Liu, C., Chen, Y. J., Zhang, T., et al., 2025. Landslide Susceptibility Mapping Based on AI Technology. *Earth Science*, 50(6): 2270－2283 (in Chinese with English abstract).

Liu, G. D., Qin, S. W., Meng, F. Q., et al., 2023. Application of Geographic Information Similarity Based Absence Sampling Method to Debris Flow Susceptibility Mapping. *Journal of Engineering Geology*, 31(2): 526－537 (in Chinese with English abstract).

Merghadi, A., Yunus, A. P., Dou, J., et al., 2020. Machine Learning Methods for Landslide Susceptibility Studies: A Comparative Overview of Algorithm Performance. *Earth-Science Reviews*, 207: 103225. https://doi.org/10.1016/j.earscirev.2020.103225

Ni, S. M., Zhou, Y., Cai, C. F., et al., 2025. Insights into Linkage between Water Erosion and Benggang Formation: Trajectory Tracing from Slope to Gully. *CATENA*, 254: 109001. https://doi. org/10.1016/j. catena.2025.109001

Pacheco Quevedo, R., Velastegui-Montoya, A., Montalván-Burbano, N., et al., 2023. Land Use and Land Cover as a Conditioning Factor in Landslide Susceptibility: A Literature Review. *Landslides*, 20(5): 967－982. https://doi.org/10.1007/s10346-022-02020-4

Pan, F., Wen, H., Yuan, F., et al., 2025. Assessing Benggang Development Risk in Jiangxi of China Using Information Value and Frequency Ratio Model. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 41(5): 107－115 (in Chinese with English abstract).

Tang, X. G., Wang, L. J., Wang, H. Y., et al., 2024. Predicted Climate Change Will Increase Landslide Risk in Hanjiang River Basin, China. *Journal of Earth Science*, 35(4): 1334－1354. https://doi. org/10.1007/s12583-021-1511-2

Shan, L. Y., Wang, H. J., Zhang, B., et al., 2020. Land Use Simulation of the City Clusters around Poyang Lake Based on Land Ecological Security Assessment. *Journal of Geo-Information Science*, 22(3): 543－556 (in Chinese with English abstract).

Tang, X. Z., Machimura, T., Li, J. F., et al., 2020. A Novel Optimized Repeatedly Random Undersampling for Selecting Negative Samples: A Case Study in an SVM-Based Forest Fire Susceptibility Assessment. *Journal of Environmental Management*, 271: 111014. https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2020.111014

Tyagi, A., Tiwari, R. K., James, N., 2023. Mapping the Landslide Susceptibility Considering Future Land-Use Land-Cover Scenario. *Landslides*, 20(1): 65－76. https://doi.org/10.1007/s10346-022-01968-7

Wang, J. F., Zhang, T. L., Fu, B. J., 2016. A Measure of Spatial Stratified Heterogeneity. *Ecological Indicators*, 67: 250－256. https://doi. org/10.1016/j.ecolind.2016.02.052

Wang, Y., Cao, Y., Xu, F. D., et al., 2024. Reservoir Landslide Susceptibility Prediction Considering Non-Landslide Sampling and Ensemble Machine Learning Methods. *Earth Science*, 49(5): 1619－1635 (in Chinese with English abstract).

Xuan, B.X., Wei, X.Y., Mao, X.F., et al., 2025. Simulation of Ecosystem Services under Different Land-Use Scenarios in the Xining-Haidong Metropolitan Area Based on the GMOP-PLUS-InVEST Model. *Earth Science* (in Chinese with English abstract) (Online First).

Yao, Y. Y., Huang, Y. H., Lin, J. S., et al., 2022. Beng-

gang (Collapsing Hill) Erosion Hazard Zoning Based on the Minimum Cumulative Resistance Model: A Case Study of a Small Watershed in Anxi County, Fujian, China. *Chinese Journal of Applied Ecology*, 33(5): 1370－1376 (in Chinese with English abstract).

Ye, C. M., Tang, R., Wei, R. L., et al., 2023. Generating Accurate Negative Samples for Landslide Susceptibility Mapping: A Combined Self-Organizing-Map and One-Class SVM Method. *Frontiers in Earth Science*, 10: 1054027. https://doi.org/10.3389/feart.2022.1054027

Zhang, D. R., Jindal, D., Roy, N., et al., 2024. Enhancing Landslide Susceptibility Mapping Using a Positive-Unlabeled Machine Learning Approach: A Case Study in Chamoli, India. *Geoenvironmental Disasters*, 11(1): 21. https://doi.org/10.1186/s40677-024-00281-w

Zhang, L. J., Chen, G. P., Lin, Y. L., et al., 2024. Simulating Multiple Scenarios of Carbon Stocks for Driving Mechanisms Using MOP-PLUS-InVest Model. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 40(22): 223－233, F0003 (in Chinese with English abstract).

Zhao, F. C., Miao, F. S., Wu, Y. P., et al., 2024. Landslide Dynamic Susceptibility Mapping in Urban Expansion Area Considering Spatiotemporal Land Use and Land Cover Change. *Science of the Total Environment*, 949: 175059. https://doi. org/10.1016/j. scitotenv.2024.175059

Zhao, M. L., Hao, L. N., Xu, X. L., et al., 2022. Research on the Impact of Land Use/Cover Change on Geological Disaster Development. *Remote Sensing Technology and Application*, 37(2): 399－407 (in Chinese with English abstract).

中文参考文献

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.

管家琳, 黄炎和, 林金石, 等, 2021. 基于信息量模型与随机森林模型的崩岗风险对比评估. 山地学报, 39(4): 539－551.

郭飞, 黄皋羽, 赖鹏, 等, 2026b. 不同机器学习模型和输入变量的崩岗易发性评价适宜性研究. 水土保持学报, 40(3): 47－57.

郭飞, 蒋广辉, 黄晓虎, 等, 2024. 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. 农业工程学报, 40(1): 191－200.

郭飞, 赖鹏, 陈洋, 等, 2022. 不同环境因子联接方法对崩岗易发性评价的影响. 水土保持通报, 42(5): 123－130.

郭飞, 吴迪, 王秀娟, 等, 2023. 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. 三峡大学学报(自然科学版), 45(6): 44－50.

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

郭衍昊, 窦杰, 向子林, 等, 2024. 基于优化负样本采样策略的梯度提升决策树与随机森林的汶川同震滑坡易发性评价. 地质科技通报, 43(3): 251－265.

黄发明, 胡松雁, 闫学涯, 等, 2022. 基于机器学习的滑坡易发性预测建模及其主控因子识别. 地质科技通报, 41(2): 79－90.

黄发明, 欧阳慰平, 蒋水华, 等, 2024. 考虑机器学习建模中训练/测试集时空划分原则的滑坡易发性预测建模. 地球科学, 49(5): 1607－1618.

金必晶, 曾韬睿, 桂蕾, 等, 2024. 考虑未来土地利用动态情景的滑坡易发性制图. 地球信息科学学报, 26(6): 1486－1499.

李蕊,周超,朱宇航,等,2026. 山区城镇土地利用与滑坡空间发育的关联规则挖掘: 以三峡库区云阳县为例. 地球科学 (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.

廖凯涛, 刘艳, 刘荃, 等, 2021. 赣州市崩岗侵蚀分布特征与影响因子分析. 水土保持研究, 28(6): 126－130.

林小慧, 黄炎和, 林金石, 等, 2023. 基于DPSIR模型的崩岗侵蚀风险评价及时空特征. 农业工程学报, 39(18): 123－131.

刘聪, 陈永吉, 张条, 等, 2025. 基于AI技术的滑坡易发性制图研究进展. 地球科学, 50(6): 2270－2283.

刘国栋, 秦胜伍, 孟凡奇, 等, 2023. 基于地理信息相似度的负样本采样策略在泥石流易发性评价中的应用. 工程地质学报, 31(2): 526－537.

潘峰, 文慧, 袁芳, 等, 2025. 基于信息量模型和频率比模型的江西省崩岗发育风险对比评估. 农业工程学报, 41(5): 107－115.

单渌铱, 王海军, 张彬, 等, 2020. 顾及土地生态安全的环鄱阳湖城市群土地利用情景模拟. 地球信息科学学报, 22(3): 543－556.

王悦, 曹颖, 许方党, 等, 2024. 考虑非滑坡样本选取和集成机器学习方法的水库滑坡易发性预测. 地球科学, 49(5): 1619－1635.

宣炳旭, 魏晓燕, 毛旭锋, 等, 2025. 西宁－海东都市圈不同土地利用情景下生态系统服务模拟: 基于GMOP-PLUS-InVEST模型. 地球科学(网络首发).

姚莹莹, 黄炎和, 林金石, 等, 2022. 基于最小累积阻力模型的崩岗侵蚀危险性分区: 以安溪县小流域为例. 应用生态学报, 33(5): 1370－1376.

张龙江, 陈国平, 林伊琳, 等, 2024. 基于MOP-PLUS-InVEST模型的碳储量多情景模拟及驱动机制分析. 农业工程学报, 40(22): 223－233, F0003.

赵美龄, 郝利娜, 许晓露, 等, 2022. 土地利用/覆被变化对地质灾害发育的影响研究. 遥感技术与应用, 37(2): 399－407.