

DOI: 10.19657/j.geoscience.1000-8527.202601070009

基于动态权重优化策略的崩塌、滑坡综合易发性评价模型构建

皮英含¹, 陈剑^{1,*}, 麻晟¹, 陈瑞琛¹, 宋建新², 周海², 莫佳蓉²

(1. 中国地质大学(北京)工程技术学院, 深部探测与成像全国重点实验室, 北京 100083;

2. 自然资源部南方石山地区矿山地质环境修复工程技术创新中心, 广西 南宁 530028)

摘要: 现有的地质灾害易发性评价常忽视不同类型灾害的成因机制差异, 制约了模型精度的提升。为此, 本文提出了一种基于“分类评价-分区权重”对比的动态权重调整策略, 以提升崩塌、滑坡综合易发性评价的准确性。以陕西省宁强县—洋县一带为例, 在查明区内发育64处崩塌与610处滑坡的分布特征及主控因素基础上, 首先分别构建崩塌、滑坡的易发性评价模型, 再采用本文提出的动态权重调整法(DWAM)进行综合易发性建模, 并与直接组合法、最大值法及概率统计法等三种组合策略对比。通过分区统计、ROC曲线及易发性指数分布模式, 对四类方法进行比较与优选, 实现综合易发性分区。结果表明: (1) 研究区崩塌分布主要受归一化建筑指数、道路建设和断层控制, 滑坡发育则主要受土地利用类型、高程和工程地质岩组影响。(2) 基于灾害分类的评价模型明显优于混合类型建模, 且本文提出的DWAM具有最优分区结果和预测性能; (3) DWAM划定极高和高易发区面积占比为8.97%、16.05%, 主要分布在研究区西北部, 呈带状分布, 且受道路和断裂控制明显。研究表明, 本文提出的DWAM能有效提升多灾种综合易发性评价的准确性, 可为区域地质灾害的防灾减灾规划提供科学支撑。

关键词: 地质灾害分类; 易发性评价; 逻辑回归; 组合策略; 动态权重调整法

中图分类号: P694

文献标志码: A

文章编号: 1000-8527(2026)04-1305-13

A Dynamic Weight Optimization Strategy for Integrated Rockfall and Landslide Susceptibility Modeling

PI Yinghan¹, CHEN Jian^{1,*}, MA Sheng¹, CHEN Ruichen¹, SONG Jianxin², ZHOU Hai², MO Jiarong²

(1. School of Engineering and Technology, State Key Laboratory of Deep Earth Exploration and Imaging, China University of Geosciences

(Beijing), Beijing 100083, China; 2. Technical Innovation Center of Mine Geological Environmental Restoration Engineering in

Southern Karst Area, Ministry of Natural Resources, Nanning, Guangxi 530028, China)

Abstract: Current geological hazard susceptibility assessments often neglect differences in the formation mechanisms of different hazard types, limiting model accuracy. This paper proposes a dynamic weight adjustment strategy based on a “classification evaluation-zonal weighting” comparison to improve the accuracy of comprehensive susceptibility assessments for rockfalls and landslides. Taking the Ningqiang-Yangxian area in Shaanxi Province as an example, and based

收稿日期: 2026-01-07; 修回日期: 2026-04-17; 编辑: 袁茂文。

基金项目: 国家重点研发计划课题(2023YFC3007201); 国企委托项目(Z083612024100)。

作者简介: 皮英含, 女, 硕士研究生, 2002年出生, 地质资源与地质工程专业, 主要从事地质灾害与工程地质研究。

Email: 2002240035@email.cugb.edu.cn。

* 通信作者: 陈剑, 男, 教授, 1975年出生, 地质工程专业, 主要从事地质灾害、工程地质与生态地质环境研究。

Email: jianchen@cugb.edu.cn。

引用格式: 皮英含, 陈剑, 麻晟, 等. 基于动态权重优化策略的崩塌、滑坡综合易发性评价模型构建[J]. 现代地质, 2026, 40(4): 1305-1317. DOI: 10.19657/j.geoscience.1000-8527.202601070009.

PI Yinghan, CHEN Jian, MA Sheng, et al. A Dynamic Weight Optimization Strategy for Integrated Rockfall and Landslide Susceptibility Modeling [J]. GEOSCIENCE, 2026, 40(4): 1305-1317. DOI: 10.19657/j.geoscience.1000-8527.202601070009.

on identifying the distribution characteristics and main controlling factors of 64 rockfalls and 610 landslides in the region, separate susceptibility models for rockfalls and landslides were first constructed. The proposed Dynamic Weight Adjustment Method (DWAM) was then applied to develop a comprehensive model, which was compared with three other combination strategies, namely the direct combination method, the maximum value method, and the probabilistic statistical method. Through zonal statistics, ROC curves, and susceptibility index distribution patterns, the four methods were compared and optimized to achieve comprehensive susceptibility zoning. The results show: (1) Rockfall distribution is mainly controlled by Normalized Difference Built-Up Index (NDBI), road construction, and faults, while landslides are primarily influenced by land use type, elevation, and engineering geological rock group. (2) Classification-based models significantly outperform mixed-type modeling, with DWAM yielding the best zoning results and predictive performance. (3) The extremely high and high susceptibility zones identified by DWAM account for 8.97% and 16.05% of the total area, respectively, primarily distributed in the northwestern part, showing a zonal pattern clearly controlled by roads and faults. The study demonstrates that DWAM effectively improves the accuracy of multi-hazard susceptibility assessments, providing scientific support for regional hazard prevention and mitigation planning.

Key words: geological hazard classification; susceptibility assessment; logistic regression; combination strategy; dynamic weight adjustment method (DWAM)

0 引言

我国地质灾害频发,对人民生命财产安全造成了巨大威胁^[1-2]。地质灾害易发性作为地质灾害风险评价的基础,为区域灾害防治提供重要科学依据^[3]。常见的崩塌、滑坡、泥石流等地质灾害在发育机理、成灾模式及主控因素上存在显著差异^[4],若将不同类型的灾害混合建模,则会掩盖各自的成灾规律,进而影响易发性评价的准确性与针对性。因此,基于灾害类型差异开展分类建模,并融合分类建模结果构建综合易发性评价模型,已成为提升区域评价精度的关键途径。

已有研究表明,分类建模并结合合适的融合方法能有效提升模型合理性和精度。目前常用的构建方法包括最大值法和概率统计法等。例如,郭子正等^[5]在万州区研究中采用最大值法融合陡倾角与缓倾角滑坡的易发性结果,提升了模型表现;Yu等^[6]进一步细分滑坡类型并对比六种融合方法,发现动态集成选择法效果最佳;贾卓等^[7]在对堆积层滑坡与岩崩的分类评价中发现最大值法的预测性能最优。然而,传统的最大值法操作简便,但采用极端值容易高估整体风险^[8];概率统计法在数学上更为严谨,但其假设不同类型灾害相互独立的前提与实际情况存在偏差^[9]。为此,本文提出一种基于“分类评价-分区权重”对比的动态权重调整策略,其核心是摒弃固定权重策略,依据各栅格单元内不同类型灾害易发性等级的相

对差异动态分配权重。该方法既可避免风险高估且无假设条件,同时能缓解不同类型灾害数量不平衡导致的贡献偏差,从而生成更符合实际风险分布的综合评价结果。

评价模型选择是易发性评价的关键环节,机器学习已成为目前主流的评价手段^[10]。常用的机器学习模型包括逻辑回归^[11]、随机森林^[12]、神经网络^[13]和极限梯度提升^[14]等,均在易发性评价中取得了良好效果。其中逻辑回归模型能有效量化各影响因素与滑坡发生概率间的非线性关系^[15],结果明确、可解释性强且计算效率高,因此在易发性评价中广泛应用。

汉江属长江最大支流,其上游段地处秦岭与大巴山区之间,河流深切、地貌复杂,为灾害发育提供了良好的孕灾条件,因此开展地质灾害易发性研究具有重要意义。本文以陕西省汉中市宁强县—洋县一带为研究区,分析区内崩塌与滑坡的空间分布特征及主控因素差异。采用动态权重调整法,并结合直接组合法、最大值法和概率统计法,开展崩塌、滑坡灾害综合易发性评价并进行精度验证与对比。研究旨在为区域地质灾害易发性评价方法优化及防治提供科学依据。

1 研究区背景与数据源

1.1 研究区概况与灾害分布

研究区位于陕西省汉中市宁强县—洋县一带($32^{\circ}38'54.12''\text{N} \sim 33^{\circ}30'7.69''\text{N}$, $105^{\circ}54'29.27''\text{E} \sim$

107°42'36.62" E)，总面积约 10641 km²（图1）。研究区地处秦岭、大巴山区，地势南、北、西高而中东部低，高程范围 441 ~ 2611 m，区内分布有汉江和嘉陵江两大水系，河流深切，地貌反差强烈，形成了河谷阶地平原区、丘陵区、山地三大自然地貌分区。区内地层从元古界、下古生界、上古生界到新生界均有出露；断裂构造在研究区北部较为密集，区域构造线以北东东向、北西西—东西向为主，区内构造活动强烈，但地震活动性相对较弱。研究区地处北半球中纬度属北亚热带大陆季风气候，总体气候温和、雨量充沛，四季分明，年平均气温 14 ~ 15 ℃，平均降雨量介于 723 ~ 948 mm 之间，区内降雨有明显的时空分异特征，降雨量由西北向东南逐渐递增，主要集中于 6—9 月。

研究区地质灾害主要发育岩质崩塌和堆积层滑坡，二者在运动形式上存在显著差异，其中岩质崩塌通常为岩石块体在重力作用下从斜坡上突然脱落，在坡角处滚动、堆积^[16]；堆积层滑坡多为上土下岩的二元混合结构，坡面上的松散堆积体在重力作用下沿软弱面或基覆界面整体向下滑动^[17]，二者主要特征差异见表1。据汉中市自然资源局提供的地质灾害编录数据（2010至2023年底）及野外地质调查，查明研究区发育岩质崩塌 64 处（面积约 0.22 km²）、堆积层滑坡 610 处（面积约 10.87 km²），灾害空间分布情况和区内典型灾害点见图1。

1.2 数据源

本文使用数据主要包括灾害点空间分布数据、基础地质数据以及自然地理数据，其中 30 m 分辨率数字高程数据用于提取高程、坡度、坡向等因子；全区 1 : 20 万比例尺地质图用于提取地层岩性与断裂信息；30 m 分辨率 Landsat8 数据用于提取归一化植被指数（NDVI，Normalized Difference Vegetation Index）与归一化建筑指数（NDBI，Normalized Difference Built-Up Index）因子，具体数

据来源及用途如表2所示。

2 易发性评价建模方法

2.1 评价模型

2.1.1 频率比（FR）

频率比（Frequency Ratio，FR）是一种广泛应用于易发性评价中的关联分析方法，能定性定量分析滑坡与环境因子间的内在关联^[18]。其值反映了环境因子状态对地质灾害发育的重要程度：FR > 1 表示该状态有利于灾害发育；FR < 1 则表示抑制作用^[19]。其计算公式如下：

$$FR = \frac{N_j/N}{S_j/S} \quad (1)$$

式中： N_j 和 S_j 分别为某环境因子特定区间内的灾害数量与栅格单元数， N 和 S 为研究区灾害总数与栅格单元总数。

2.1.2 逻辑回归（LR）

逻辑回归（Logistic Regression，LR）作为一种多元分析模型，能够借助自变量来预测二分类事件的发生概率^[20]。在易发性评价，将地质灾害事件视为二分类因变量（发生=1，未发生=0），将环境因子作为自变量计算灾害发生概率 P ，其公式如下：

$$Y = a_0 + a_1 X_{1j} + a_2 X_{2j} + \cdots + a_n X_{nj} \quad (2)$$

$$P = \frac{e^Y}{1 + e^Y} \quad (3)$$

式中： Y 为代表地质灾害事件的有效函数表达式，取值范围为 $[0, 1]$ ； a_0 为截距， $a_0, a_1, a_2 \cdots a_n$ 为各环境因子的逻辑回归系数； X_{nj} 为第 n 个环境因子中的第 j 个等级。

2.1.3 极限梯度提升（XGBoost）

极限梯度提升（eXtreme Gradient Boosting，XGBoost）是在梯度提升框架下优化的一种高效算法^[21]，该模型通过依次训练多棵决策树并累加各决策树预测结果，逐步修正前一个模型的残差，

表1 崩塌和滑坡主要特征对比（修改自文献[9]）

Table 1 Comparison of main characteristics between rockfall and landslide (Modified after [9])

特征	崩塌	堆积层滑坡
坡度	一般大于 30°	一般为 10 ~ 30° 之间
发生位置	位于斜坡上或坡脚以上	位于斜坡上或坡脚处
运动形式	倾倒、滚动、跳跃	整体滑移
运动速度	快速	快速或慢速
堆积体结构	松散破碎、常见架空	结构相对完整，可具叠瓦状构造
典型识别标志	坡面反向错落、崩积体	滑坡周界、滑坡舌、地表裂缝等

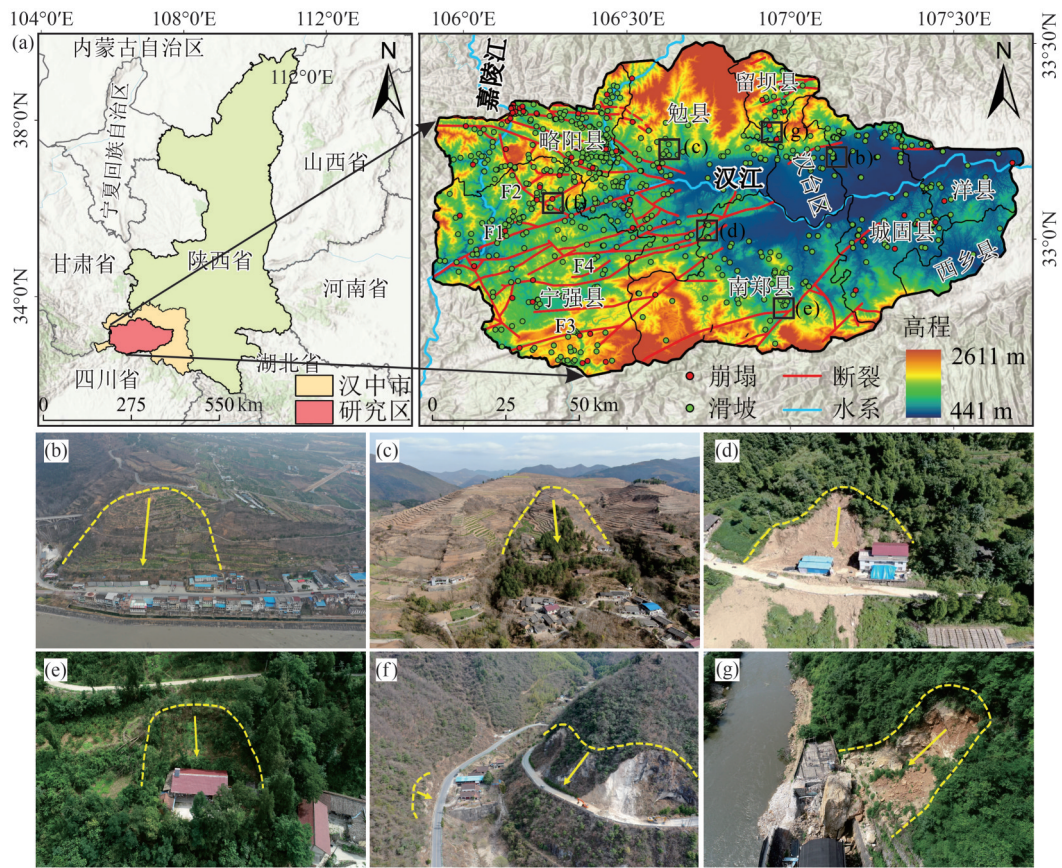


图1 宁强县—洋县一带区域概况图

Fig. 1 Regional overview map of the Ningqiang - Yangxian area

(b - e)滑坡;(f - g)崩塌图1a中:F1勉县—阳平关断层,F2东皇沟—桑树湾断层,F3宽川—南屏断层,F4二郎坝—水田坪断层、滴水铺—周家坝断层

表2 数据源及用途表

Table 2 Data Sources and Uses

数据类型	分辨率	来源	用途
DEM	30 m	ASTER GDEM 数字高程数据 国家地理空间数据云(https://www.gscloud.cn/)	提取高程、坡度、坡向数据
水系		OpenStreetMap 开放街道地图(https://www.openstreetmap.org/)	提取距水系距离因子
道路		OpenStreetMap 开放街道地图(https://www.openstreetmap.org/)	提取距道路距离因子
地质图	1:20 万	全国地质资料馆(http://www.ngac.org.cn/)	提取工程地质岩组、断裂数据
土地利用类型	30 m	《The 30 m annual land cover datasets and its dynamics in China from 1985 to 2022》 (https://zenodo.org/records/8176941)	提取土地利用类型因子
年均降雨量	30 m	ERA5-Land 数据集(https://cds.climate.copernicus.eu/cdsapp#!/dataset/reanalysis-era5-land-monthly-means?tab=overview)	提取年均降雨量因子
Landsat8	30 m	https://earthexplorer.usgs.gov/	提取 NDVI、NDBI 数据

从而获得较强的预测性能^[22]。

2.1.4 随机森林 (RF)

随机森林 (Random Forest, RF) 是一种基于决策树的集成学习方法,通过多个相互独立的样本集构建多棵决策树,对多棵决策树的判断结果进行投票得到最终结果,模型抗过拟合能力

较好^[23]。

2.2 考虑灾害分类的易发性模型组合策略

2.2.1 直接组合法

直接组合法指不区分研究区内各类型灾害的特征差异,将各类型灾害直接耦合作为一类灾害进行易发性建模,本文采用直接组合法作为其他

组合策略的对比基准。

2.2.2 最大值法

最大值法基于最大风险主导原则，比较同一栅格单元内不同类型灾害易发性指数大小，将较大值作为该栅格单元的易发性指数值^[5]。

2.2.3 概率统计法

概率统计法通过量化不同类型灾害事件之间的统计相关性，进行区域综合易发性评估。首先分别预测不同类型灾害的易发性指数，再计算两类灾害易发性指数间的概率统计关系，得到综合预测结果^[7]。以耦合崩塌、滑坡为例，定义：A、B分别代表崩塌、滑坡事件， P_A 、 P_B 为对应的易发性指数， P_L 为综合易发性指数， $P_L = P_A + P_B - P\{A \cup B\}$ 。引入指示变量 ξ 、 η 表示灾害发生情况： $\xi=1$ （发生崩塌）， $\eta=1$ （发生滑坡），据相关性系数 γ 计算公式可知 P_A 、 P_B 、 $P\{A \cup B\}$ 之间的关系，从而得到 P_L 的计算公式：

$$\gamma(\xi, \eta) = \frac{cov(\xi, \eta)}{D(\xi)D(\eta)} = \frac{E(\xi, \eta) - E(\xi)E(\eta)}{\sqrt{P_A(1 - P_A)P_B(1 - P_B)}} = \frac{P\{A \cup B\} - P_A P_B}{\sqrt{P_A(1 - P_A)P_B(1 - P_B)}} \quad (4)$$

$$P_L = P_A + P_B - \gamma \sqrt{P_A(1 - P_A)P_B(1 - P_B)} - P_A P_B \quad (5)$$

2.2.4 动态权重调整法

动态权重调整法（DWAM）根据每个栅格单元中不同类型灾害的预测等级差异动态分配权重。该方法首先将崩塌和滑坡的易发性预测结果进行等级划分（1~5级，从极低到极高）。当两类灾害预测等级相同时，权重相等；当预测等级存在差异时，高风险预测结果获得更大权重。定义A、B为两种类型灾害，等级差 $\Delta_L = |L_A - L_B|$ ，通过权重变化系数 k （本研究取0.05）控制调整幅度，最终通过权重 W_A 、 W_B 计算综合易发性指数 P ，公式如下：

$$W_A = 0.5 + k \cdot \Delta_L, W_B = 0.5 - k \cdot \Delta_L \quad (6)$$

$$P = W_A \cdot P_A + W_B \cdot P_B \quad (7)$$

2.3 主控因素识别方法

为提升主控因素识别结果的稳健性，本文采用基于多模型集成的综合权重分析方法^[24]。首先基于LR、XGBoost和RF三种模型，分别计算各因子重要性系数，再根据各模型的AUC值对其进行加权平均，最终得到每个因子的综合权重，计算公式如下：

$$w_j = \frac{\sum_{i=1}^n AUC_i \cdot w_{ij}}{\sum_{i=1}^n AUC_i} \quad (8)$$

式中， w_j 为第 j 个因子的综合权重， w_{ij} 为第 i 个模型中第 j 个因子的重要性系数。

3 区域崩塌、滑坡环境因子分析

本文结合现场调查、前人研究及数据的可获得性原则，从地形地貌、地质构造、地表覆盖、气象水文和人类工程活动5个方面选取了13个环境因子，分析崩塌、滑坡空间分布规律的差异。

3.1 地形地貌因子差异

地形地貌因子包括高程、坡度、坡向、平面曲率、剖面曲率，均按自然间断点将数据进行分级（除坡向外），统计不同数据区间与灾害发育的分布关系（图2）。

由图2可知，高程441~1084 m范围内，滑坡 $FR > 1$ ，说明此高程范围是滑坡的易发区间；在高程663~1084 m范围内，崩塌 $FR > 1$ ，说明此高程范围为崩塌的易发区间。坡度表征地表单元陡缓程度^[25]，影响斜坡剪应力大小，是灾害发育的重要影响因素，崩塌在坡度 $16 \sim 31^\circ$ 、 $38 \sim 46^\circ$ 范围内易发，而滑坡在坡度 $7 \sim 24^\circ$ 范围内更易发育。受太阳辐射影响，不同坡向土壤、地貌、水文条件不同^[26]，东南、西南、西北坡向为崩塌易发区间，滑坡在坡向东南、南、西南、西向易发育。平面曲率是表征地形在水平方向上的曲率特征^[5]，平面曲率越大地形越陡峭，崩塌在平面曲率 $-2.15 \sim -0.36$ 、 $0.94 \sim 13.42$ 区间内易发，而滑坡在 $-1.05 \sim 0.94$ 范围内更易发育。剖面曲率反映斜坡的坡形^[27]， $-2.48 \sim -1.18$ 、 $0.25 \sim 18.75$ 是崩塌的易发区间，滑坡的易发区间为 $0.25 \sim 2.34$ 。

3.2 地质构造因子差异

本研究选取的地质构造因子为工程地质岩组与距断裂距离。工程地质岩组反映了岩土体的物理力学性质，是灾害发生的内因^[28]，本文依据地质图将区内岩土体划分为5个工程地质岩组类别：坚硬块状岩组、中硬层状岩组、软硬互层岩组、软弱破碎岩组、松散堆积物组。其中软弱破碎岩组发育崩滑数量最多， FR 最高；松散堆积区是典型的滑坡易发区，崩塌发育数量少。断裂构造破坏岩土体结构，影响斜坡稳定性^[29]，本文在断裂附近设置间距为1000 m的缓冲区，分析距断裂距离与滑坡发育的关

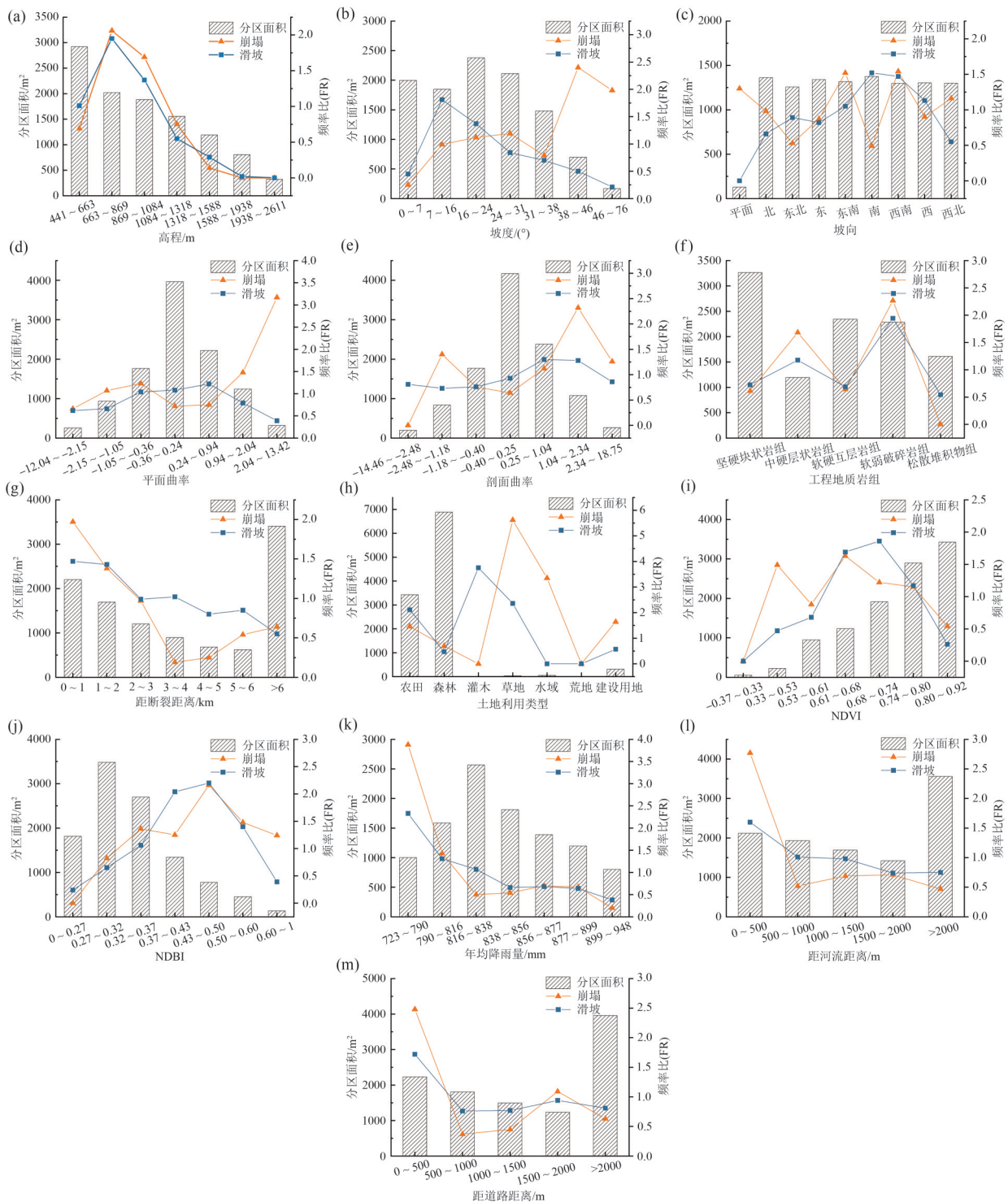


图2 崩塌、滑坡发育规律统计图

Fig. 2 Statistical chart of the development laws of rockfalls and landslides

系, 由图2可知, 距断裂构造越近, 灾害越发育, 崩塌、滑坡在距断裂2000 m范围内较为发育。

3.3 地表覆盖因子差异

将土地利用类型、NDVI、NDBI作为地表覆盖因子。土地利用类型是影响区域植被覆盖度与生态环境条件的关键因素^[30], 由图2可知, 在农田、草

地、水域及建设用地这四类土地利用单元内, 崩塌FR > 1; 滑坡在农田、灌木地与草地区域内FR > 1。但是灌木地、草地及水域单元的区域面积相对较小, 且灾害点发育数量极少。基于统计学显著性原则, 此类区域内出现的灾害发育现象更可能由偶然因素导致, 不具备区域尺度上的代表性。对比而

言,农田单元内不仅滑坡发育数量在各类型中居于首位,且崩塌与滑坡的FR均较高。因此判定,农田区域是研究区内崩滑灾害的主要易发区。

NDVI和NDBI反映了植被覆盖和建筑物分布的程度,常作为灾害发育的诱发因素^[31-32]。NDVI值为正表明有植被覆盖,值越大代表植被覆盖程度越高、植被生长状态越好;NDBI值越高,说明该区域建筑物覆盖程度越高、人类工程活动越频繁。由图2可知NDVI值在0.61~0.80范围内崩塌和滑坡发育数量多、分区面积大,因此该范围值为崩滑发育的易发区间。NDBI值在0.32~1范围内,崩塌FR>1, NDBI值在0.32~0.6范围内,滑坡的FR>1。

3.4 气象水文因子差异

本文选取年平均降雨量和距河流距离作为气象水文因子。降雨是滑坡发育的重要触发因素^[33],由图2可知,年均降雨量为723~838 mm范围是滑坡的易发区间,而崩塌在723~816 mm范围内更易发育。研究区内汉江水系发达,河流下切、侧蚀作用强,大大降低了斜坡稳定性^[34],影响滑坡发育,本文在研究区河流附近设置间隔500 m的缓冲区,统计距河流距离与滑坡发育的关

系。由图2可知,距河流距离越近,灾害越为发育,在距河流1000 m范围内,滑坡较易发;崩塌在距河流500 m范围内更易发育。

3.5 人类工程活动因子差异

本文选取距道路距离因子表征人类工程活动对滑坡发育的影响,在研究区路网附近设置间隔500 m的缓冲区,由图2可知,距道路距离<500 m范围内,崩塌、滑坡发育数量多,FR>1,因此该范围为崩滑灾害的易发区间。

4 崩塌、滑坡综合易发性评价

4.1 环境因子相关性检验

易发性建模前需要进行环境因子的相关性检验,剔除强相关性因子来提高模型预测精度。本文采用皮尔逊相关性系数(r)来衡量评价因子之间的相关性,若 $|r| > 0.5$ 则认为具有较强相关性。计算结果可知(图3),本文13个环境因子均通过相关性检验,可全部用于建模。

4.2 崩塌、滑坡易发性评价结果

本文采用1:1的正负样本比例,分别在崩塌与滑坡范围500 m缓冲区外进行随机采样选取负样

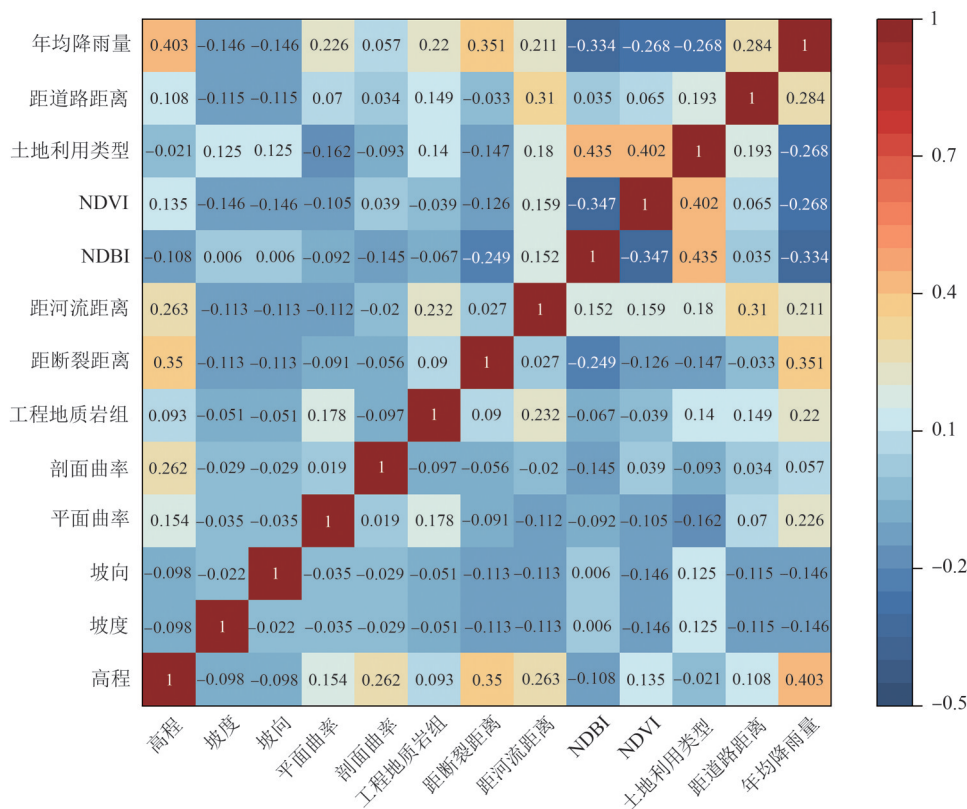


图3 环境因子相关性系数图

Fig. 3 Correlation coefficient map of environmental factors

本^[35],对灾害点赋值为1,非灾害点赋值为0,以此构成不同灾害类型的样本集。之后基于灾害样本集计算各级环境因子状态下的频率比联接值。在此基础上,按7:3比例将样本划分为训练集和测试集。随后,在python平台中采用LR模型分别对滑坡和崩塌进行易发性预测,得到各栅格单元易发性指数。最后,采用自然间断点法将易发性结果分为5类:极高易发区、高易发区、中易发区、低易发区、极低易发区(图4a-b)。

崩塌与滑坡的易发区在空间分布上呈现出显著差异。崩塌易发性受道路工程活动的影响尤为显著,高易发区在空间上呈现出明显的沿道路线性分布特征,进一步观察研究区整体易发性分布可知,崩塌易发性等级较高的区域主要集中于研究区西北部,且该区域高易发区的空间连续性较强。相较于崩塌,滑坡的易发性则与断裂构造发育有更强的关联性,其高易发区与极高易发区均沿断裂带及邻近区域呈带状分布,从研究区宏观尺度分析,滑坡易发性等级整体表现为中部偏高的特征,而低易发区则主要分布于研究区的南部与北部两侧,形成“中部高、南北低”的空间分异格局。

4.3 不同组合策略下崩塌、滑坡综合易发性评价结果

本文采用直接组合法、最大值法、概率统计法与动态权重调整法四种组合策略构建崩塌、滑坡综合易发性评价模型,将易发性预测结果按自然间断点分为5类:极高、高、中、低、极低,并绘制易发性分区图,由图4c-f可知,高易发区主要分布在研究区西北部和中部,呈带状分布,并且受道路和断裂控制明显,南北两侧易发性等级相对偏低。

四种组合策略易发性分区统计结果如表3所

示。可以发现,崩塌和滑坡发育的数量均随着易发性等级的降低而减小。分区面积随易发性等级的升高呈先增后减的趋势,其中极低和极高易发性分区面积占比均小于中易发性分区;极高易发性分区面积占比最小,且发育最多的灾害点,这证实了四种预测方法的合理性。而且,直接组合法在极高易发区中对崩塌、滑坡以及全部灾害的频率比均低于其他策略,说明考虑灾害分类的易发性评价可以更好区别不同类型灾害,从而使分区结果更加合理。

进一步分析发现,动态权重调整法的极高易发区面积最小,占比8.97%,其次为最大值法,极高易发区面积占比9.09%。概率统计法预测全部灾害点的频率比精度最高为88.74%,其次为动态权重调整法为88.71%;而动态权重调整法预测各易发性分区的频率比值都较高,且动态权重调整法对崩塌的识别预测更加精准,频率比精度最高,表明该方法可以更好的预测少数类灾害的发育。

4.4 易发性精度检验

4.4.1 ROC 曲线

绘制四种组合策略对崩塌、滑坡及全部灾害点的易发性预测结果ROC曲线(图5),计算曲线下面积(AUC值)作为具体指标量化模型预测精度,四种组合策略的AUC值均在0.8~0.9之间,表明模型预测结果可靠。四种组合策略预测全部灾害点的AUC值大小排名为:直接组合法>概率统计法>动态权重调整法=最大值法;崩塌预测结果的AUC值排序为:最大值法>动态权重调整法>概率统计法>直接组合法;滑坡预测结果的AUC值排序为:直接组合法>概率统计法>动态

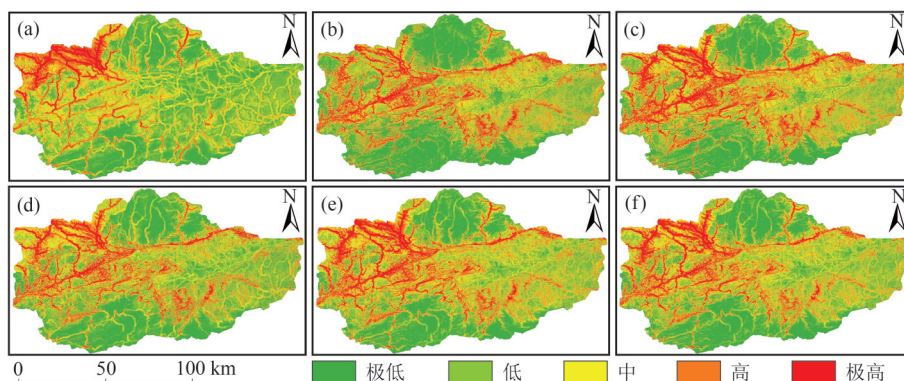


图4 单一灾害及组合策略的易发性分区结果

Fig. 4 Susceptibility zoning results for single hazard and combined strategies

(a)崩塌易发性;(b)滑坡易发性;(c)直接组合法;(d)最大值法;(e)概率统计法;(f)动态权重调整法

表3 易发性分区结果统计表
Table 3 Statistical table of susceptibility zonation results

组合策略	易发性分区	分区面积 (km ²)	全部灾害			崩塌			滑坡		
			数量 (处)	频率比	频率比精度	数量 (处)	频率比	频率比精度	数量 (处)	频率比	频率比精度
直接组合法	极低	2307.46	15	0.10		3	0.22		12	0.09	
	低	2544.17	37	0.23		5	0.33		32	0.22	
	中	2542.28	77	0.48	88.50%	5	0.33	87.75%	72	0.50	88.58%
	高	2060.81	155	1.19		13	1.05		142	1.21	
	极高	1219.09	390	5.07		38	5.20		352	5.05	
最大值法	极低	2605.65	13	0.08		1	0.06		12	0.08	
	低	3085.10	75	0.38		4	0.22		71	0.40	
	中	2442.96	79	0.51	88.21%	8	0.55	90.33%	71	0.51	87.98%
	高	1570.07	156	1.57		16	1.70		140	1.56	
	极高	970.01	351	5.73		35	6.02		316	5.70	
概率统计法	极低	2208.54	10	0.07		1	0.08		9	0.07	
	低	2834.82	47	0.26		4	0.24		43	0.27	
	中	2637.32	85	0.51	88.74%	7	0.44	90.32%	78	0.52	88.56%
	高	1901.27	172	1.43		14	1.23		158	1.45	
	极高	1091.86	360	5.22		38	5.80		322	5.16	
动态权重调整法	极低	2450.97	13	0.08		1	0.07		12	0.09	
	低	2990.94	55	0.29		5	0.33		49	0.29	
	中	2561.82	89	0.55	88.71%	6	0.33	91.49%	84	0.57	88.40%
	高	1713.13	176	1.63		16	1.56		160	1.63	
	极高	956.95	341	5.64		36	6.27		305	5.58	

权重调整法 = 最大值法。但总体来说,四种方法的AUC值差异较小,无法有效量化模型之间的精度差异。

4.4.2 易发性指数分布

图6展示了四种组合策略下崩塌、滑坡综合易发性指数的分布特征,四种方法的易发性指数基本呈现正态分布趋势。易发性指数的平均值由大到小为:概率统计法(0.467) > 直接组合法(0.443) > 最大值法(0.436) > 动态权重调整法(0.374);标准差由大到小排序为:直接组合法(0.205) > 最大值法(0.172) > 概率统计法(0.167) > 动态权重调整法(0.155)。结果表明,模型的易发性处于中、低水平,其分布较为集中。同时,不同方法计算出来的指数均值与标准差均

存在差异,表明各策略对易发性的区分能力有所不同。由于研究区灾害点数量总体数量较少,易发性在空间上呈现“中部高、南北低”的分布格局,因此大部分区域实际易发性等级不高,故理想的易发性指数均值也应处于较低水平,其中动态组合策略的均值最小,说明其预测结果在整体趋势上更为贴近该区域地质灾害发育的实际状况,分区效果也最好。

5 讨论

5.1 不同类型灾害空间分布特征与主控因素分析

5.1.1 崩塌、滑坡空间分布特征差异

基于环境因子分析结果,选取环境因子各分级区间FR值最大范围作为灾害发育的优势区间,

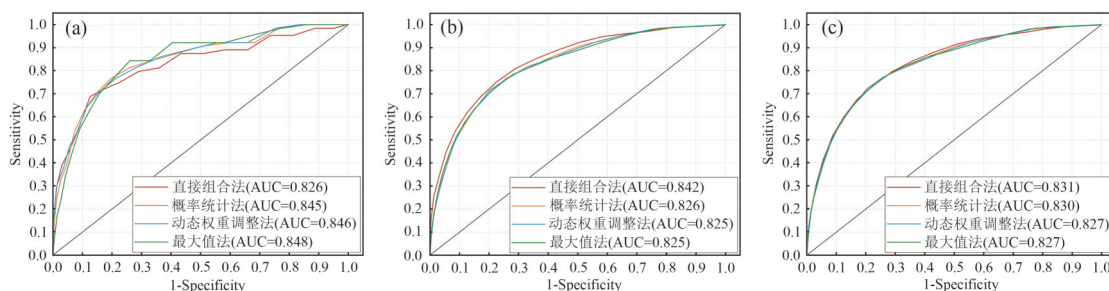


图5 易发性预测的AUC精度
Fig. 5 AUC accuracy of susceptibility prediction
(a)崩塌;(b)滑坡;(c)全部灾害

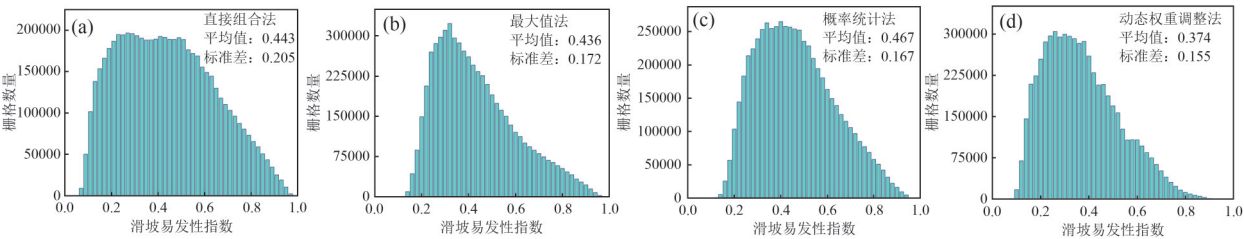


图6 易发性指数分布规律

Fig. 6 Distribution law of susceptibility indexes

(a)直接组合法;(b)最大值法;(c)概率统计法;(d)动态权重调整法

对比崩塌、滑坡发育的空间分布特征（表4）。

结果表明，崩塌的坡度、平面曲率和剖面曲率易发区间明显大于滑坡，表明高坡度、陡峭地形为崩塌的易发区域。崩塌在西南坡向更易发育，而滑坡在南坡向更易发育。对于NDVI因子，滑坡发育的优势区间为0.68 ~ 0.74，崩塌的优势区间为0.61 ~ 0.68，滑坡区间值略高但二者相差不大，表明地表覆盖因子对崩塌和滑坡发育影响差异不显著。

5.1.2 崩塌、滑坡主控因素差异

本文基于多种模型集成的分析方法得到环境因子综合权重（图7）。崩塌的影响因子重要性排

序为：NDBI > 距道路距离 > 距断裂距离 > 高程 > 年均降雨量 > NDVI > 工程地质岩组 > 土地利用类型 > 距河流距离 > 剖面曲率 > 平面曲率 > 坡度 > 坡向；滑坡的因子重要性排序为：土地利用类型 > 高程 > 工程地质岩组 > 坡度 > 年均降雨量 > NDBI > NDVI > 距道路距离 > 坡向 > 距断层距离 > 距河流距离 > 平面曲率 > 剖面曲率。

结果表明 NDBI、距道路距离和距断裂距离因子为崩塌发育的主控因素。其中 NDBI 和距道路距离表征了人类工程活动强弱，野外调查发现研究区崩塌多发育在屋后切坡与道路切坡处，切坡建

表4 不同类型灾害发育的环境因子优势区间

Table 4 Dominant ranges of environmental factors for different types of hazard development

环境因子	崩塌	滑坡	环境因子	崩塌	滑坡
高程	663 ~ 869 m	663 ~ 869 m	土地利用类型	农田	农田
坡度	38 ~ 46°	7 ~ 16°	NDVI	0.61 ~ 0.68	0.68 ~ 0.74
坡向	西南	南	NDBI	0.43 ~ 0.50	0.43 ~ 0.50
平面曲率	2.04 ~ 13.42	0.24 ~ 0.94	年均降雨量	723 ~ 790 mm	723 ~ 790 mm
剖面曲率	1.04 ~ 2.34	0.25 ~ 1.04	距河流距离	< 500 m	< 500 m
工程地质岩组	软弱破碎岩组	软弱破碎岩组	距道路距离	< 500 m	< 500 m
距断层距离	0 ~ 1000 m	0 ~ 1000 m			

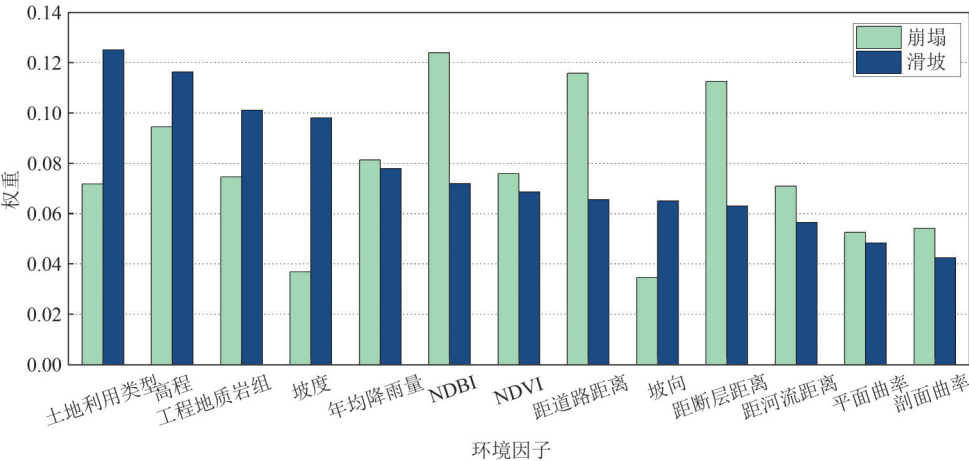


图7 不同类型灾害因子权重图

Fig. 7 Factor weights of different types of hazards

房修路改变了斜坡原始地形条件, 影响斜坡稳定性, 因此为崩塌发育的主控因素。断裂附近的岩体节理裂隙更为发育, 在外界扰动以及降雨条件下易发生崩落。

土地利用类型、高程、工程地质岩组因子为滑坡发育的主控因素。它们共同反映了人类农耕活动强度和地理环境特征, 研究区农耕活动频繁且多缓坡耕地, 野外调查证实, 区内滑坡多发于耕地, 长期频繁的耕作活动破坏了土壤结构和植被覆盖, 改变了斜坡表层土体的物理性质, 降低斜坡稳定性; 且研究区滑坡多为堆积层滑坡, 在软弱破碎岩组与松散堆积物区域内易为发育。

5.2 不同组合策略效果对比

本文采用直接组合法、最大值法、概率统计法、动态权重调整法四种组合策略进行考虑灾害类型崩塌、滑坡综合易发性评价, 通过ROC曲线、分区统计及易发性指数分布等指标进行对比分析。

从ROC曲线上看, 四种组合策略的AUC值均在0.8以上, 但数值差距较小, 这表明在“区分是否为崩滑灾害点”的二分类能力上, 四种组合策略的判断力是等效的, ROC结果无法直接比较四种方法的优劣, 因此从易发性指数分布模式和分区统计进一步分析组合策略的差异。

易发性指数分布结果表明, 动态权重调整法的易发性指数平均值最小(0.374), 表明研究区崩滑易发性程度更偏向于中低易发, 这符合研究区灾害发育的实际情况。直接组合法的标准差最大(0.205), 表明其易发性区分能力更好。由此可知, 在易发性指数分布上, 动态权重调整法和直接组合法的易发性预测结果不确定性较低。

分区统计结果表明, 动态权重调整法预测的极高易发区面积最小, 且灾害发育程度大, 结果合理。而直接组合法的极高和高易发分区面积过大, 占比高达30.7%; 对比全部灾害的频率比精度(P)来看, 动态权重调整法和概率统计法的P值较高, 预测精度较好, 分别为88.71%和88.74%, 二者差异较小, 直接组合法和最大值法的P值相对偏低; 但动态权重调整法对崩塌预测的P值是四种方法中最高的, 为91.49%, 显著提高了对少数类灾害的识别能力, 而直接组合法对崩塌预测的P值最低, 仅87.75%, 与其他方法相差较大; 且动态权重调整法的极高、高易发性分区占比明显要低于概率统计法, 分区效果更好。

由此可知动态权重调整法在易发性分区效果和预测效率上较其他方法更有优势, 综合评价结果表现最为优秀, 而直接组合法效果最差。

直接组合法作为其他方法的对比基准, 将崩塌和滑坡直接耦合为单一类型灾害进行易发性评价, 结果表明, 其易发性分区效果和预测效率最差, AUC精度和易发性指数分布也没有明显优势, 且预测各类型灾害的极高易发区频率比值都明显小于其他模型。因此, 对比不区分灾害类型, 考虑灾害分类的崩塌、滑坡综合易发性评价模型能够显著提升评价结果的准确性和区分能力。其中, 本文提出的动态权重调整法组合策略在崩塌、滑坡综合易发性评价中预测效果最好, 具有最优分区结果和预测效率及较好的易发性指数分布规律, 证明该方法能够有效融合不同类型灾害的易发性预测结果, 表明了动态权重调整法在考虑灾害分类基础上优化易发性评价的可靠性和优越性。

5.3 研究的普适性和局限性

5.3.1 普适性与适用条件

本文研究结果表明, 在易发性评价中考虑灾害类型(岩崩与堆积层滑坡)能够显著提升评价结果的准确性和区分能力, 本文在易发性分区的合理性和频率比精度方面均优于未分类的评价结果。这一结论与当前多项研究一致^[5-7, 36]。这些研究表明, 考虑灾害分类的评价方法具有较强的区域适应性和推广价值, 尤其在灾害发育机制差异明显的地区, 考虑灾害分类可有效提高易发性制图的科学性和实用性。

本文提出的动态权重调整法, 其有效应用需以完整且明确分类的灾害清单数据为前提。在满足该条件的情况下, 本方法能有效缓解因灾害样本数量不均导致的评估偏差, 并避免简单叠加方法带来的风险高估问题, 从而优化崩塌和滑坡的综合评价效果。相关成果可为国土空间规划、分区分类风险防控提供科学依据。

5.3.2 局限性

本文旨在构建一种考虑崩塌、滑坡易发性结果的组合策略。使用自然资源局提供的详细灾害编录数据, 验证了动态权重调整策略在提升模型预测精度方面的有效性, 可为实际风险管控提供科学依据。然而, 本文重点在于方法构建与验证, 因而未将灾害样本数据和评价模型本身所引起的不确定性作为核心研究内容。

首先,本文采用的灾害编录数据主要涵盖已记录在册的灾害点,可能存在部分未录入的历史灾情点,导致样本在完整性上具有一定局限性。样本数据的代表性不足可能对易发性评价结果的准确性产生影响,进而制约易发性评价精度。已有研究表明,不完整的滑坡数据会引起滑坡易发性预测的误差^[37-38]。因此在后续研究中,可考虑结合遥感解译和实地调查等方法,补充和完善灾害数据,进一步提升模型训练的可靠性。

其次,本研究为突出方法的普适性与可操作性,选用逻辑回归作为基础分析模型,并验证了动态权重调整法在该模型中的优越性。然而,不同类型模型(如启发式模型、统计学模型与机器学习模型)在原理和适用性上存在差异^[39],本文所提出的动态权重调整法能否在其他评价模型中取得一致的优化结果,尚需进一步探究与验证。

6 结 论

本文构建了考虑灾害类型的崩塌、滑坡综合易发性评价模型,并针对汉中市宁强县一洋县一带的岩质崩塌、堆积层滑坡两种灾害类型,分析了不同类型灾害的发育规律。基于逻辑回归模型,本文提出了动态权重调整法(DWAM)进行崩塌、滑坡综合易发性建模,并与直接组合法、最大值法和概率统计法三种组合策略进行比较,取得的主要结论如下:

(1) 研究区崩塌发育主要受NDBI、距道路距离及距断裂距离控制,而滑坡则主要受土地利用类型、高程和工程地质岩组控制。

(2) 在四种组合评价方法中,所有模型的易发性分区结果均基本符合研究区崩滑灾害实际发育规律,但考虑灾害分类的崩塌、滑坡综合易发性评价效果显著优于未分类评价。其中本文所提出的DWAM组合策略,在易发性分区合理性、指数分布规律以及预测精度等方面综合表现最佳。

(3) 依据动态权重调整法,本文最终划定各类灾害的极高和高易发区面积为956.95 km²和1713.13 km²,占比分别为8.97%、16.05%,主要分布在研究区西北部,呈带状分布,并且受道路和断裂控制明显。

参考文献:

[1] LIN Q G, WANG Y. Spatial and temporal analysis of a fatal landslide inventory in China from 1950 to 2016[J]. *Landslides*,

2018, 15: 2357 – 2372.

- [2] HUNGRO O, LEROUEIL S, PICARELLI L. The Varnes classification of landslide types, an update [J]. *Landslides*, 2014, 11(2): 167 – 194.
- [3] DAI F C, LEE C F, NGAI Y Y. Landslide risk assessment and management: an overview [J]. *Engineering Geology*, 2002, 64(1): 65 – 87.
- [4] ŠILHÁN K. Dendrogeomorphology of different landslide types: A review[J]. *Forests*, 2021, 12(3): 261.
- [5] 郭子正,殷坤龙,黄发明,等. 基于滑坡分类和加权频率比模型的滑坡易发性评价[J]. *岩石力学与工程学报*, 2019, 38(2): 287 – 300.
- [6] YU L B, PRADHAN B, WANG Y. A comparative study of various combination strategies for landslide susceptibility mapping considering landslide types [J]. *Geoscience Frontiers*, 2025, 16(2): 101999.
- [7] 贾卓,程志金,常志璐,等. 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[J]. *地球科学*, 2025, 50(6): 2311 – 2329.
- [8] 范雅婕,范宣梅,方成勇. 基于栅格最大值法的县域综合地质灾害建模[J]. *地质科技通报*, 2022, 41(2): 197 – 208.
- [9] HUANG F M, XIONG H W, YAO C, et al. Uncertainties of landslide susceptibility prediction considering different landslide types [J]. *Journal of Rock Mechanics and Geotechnical Engineering*, 2023, 15(11): 2954 – 2972.
- [10] ADO M, AMITAB K, MAJI A K, et al. Landslide Susceptibility Mapping Using Machine Learning: A Literature Survey [J]. *Remote Sensing*, 2022, 14: 3029.
- [11] 毕结昂,徐佩华,宋盛渊,等. 基于信息量-逻辑回归耦合模型的玛纳斯河流域地质灾害易发性评价[J]. *工程地质学报*, 2022, 30(5): 1549 – 1560.
- [12] 吴润泽,胡旭东,梅红波,等. 基于随机森林的滑坡空间易发性评价:以三峡库区湖北段为例[J]. *地球科学*, 2021, 46(1): 321 – 330.
- [13] 陈飞,蔡超,李小双,等. 基于信息量与神经网络模型的滑坡易发性评价[J]. *岩石力学与工程学报*, 2020, 39(S1): 2859 – 2870.
- [14] 崔婷婷,安雪莲,孙德亮,等. 基于SHAP的可解释机器学习模型的滑坡易发性评价模型[J]. *成都理工大学学报(自然科学版)*, 2025, 52(1): 153 – 172.
- [15] PRADHAN B. Landslide susceptibility mapping of a catchment area using frequency ratio, fuzzy logic and multivariate logistic regression approaches [J]. *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, 2010, 38(2): 301 – 320.
- [16] LOMBARDO L, TANYAS H, HUSER R, et al. Landslide size matters: A new data-driven, spatial prototype [J]. *Engineering Geology*, 2021, 293: 106288.
- [17] LI W B, FAN X M, HUANG F M, et al. Uncertainties Analysis of Collapse Susceptibility Prediction Based on Remote Sensing and GIS: Influences of Different Data-Based Models and Connections between Collapses and Environmental Factors [J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(24): 4134.

- [18] 张若琳, 孟晖, 连建发, 等. 基于GIS的概率比率模型的滑坡易发性评价[J]. 地学前缘, 2010, 17(6): 291–297.
- [19] 岩温香, 郭婷婷, 杨彦武, 等. 基于WOE-PPMCC模型的区域滑坡敏感性分析[J]. 地质科学, 2024, 59(6): 1775–1785.
- [20] MOUSAVI S Z, KAVIAN A, SOLEIMANI K, et al. GIS-based spatial prediction of landslide susceptibility using logistic regression model[J]. Geomatics, Natural Hazards and Risk, 2011, 2(1): 33–50.
- [21] CHEN T Q, GUESTRIN C. XGBoost: A Scalable Tree Boosting System [C]// Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD international conference on knowledge discovery and data mining. 2016: 785–794.
- [22] 崔婷婷, 安雪莲, 孙德亮, 等. 基于SHAP的可解释机器学习滑坡易发性评价模型[J]. 成都理工大学学报(自然科学版), 2025, 52(1): 153–172.
- [23] 刘坚, 李树林, 陈涛. 基于优化随机森林模型的滑坡易发性评价[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2018, 43(7): 1085–1091.
- [24] 黄发明, 胡松雁, 闫学涯, 等. 基于机器学习的滑坡易发性预测建模及其主控因子识别[J]. 地质科技通报, 2022, 41(02): 79–90.
- [25] 张佳佳, 李海兵, 赵国华, 等. 2013年四川芦山地震次生山地灾害发育规律[J]. 地质通报, 2015, 34(5): 898–907.
- [26] 麻晟, 陈剑, 吴赛儿. 陕西省安康市瀛湖镇滑坡灾害分布特征与易发性分析[J]. 现代地质, 2024, 38(2): 437–450.
- [27] 刘月, 王宁涛, 周超, 等. 基于ROC曲线与确定性系数法集成模型的三峡库区奉节县滑坡易发性评价[J]. 安全与环境工程, 2020, 27(4): 61–70.
- [28] 张梦杰, 王学良, 王珊珊, 等. 基于综合遥感技术的灾害编目图动态更新在灾害易发性评价中的影响特征研究[J]. 工程地质学报, 2024, 32(3): 862–875.
- [29] 郭帅. 陕西秦巴山区地质灾害特征分析及敏感性评价[D]. 西安: 西北大学, 2020.
- [30] 赵美龄, 郝利娜, 许晓露, 等. 土地利用/覆被变化对地质灾害发育的影响研究[J]. 遥感技术与应用, 2022, 37(2): 399–407.
- [31] NIRAJ K C, SINGH A, SHUKLA D P. Effect of the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) on GIS-Enabled Bivariate and Multivariate Statistical Models for Landslide Susceptibility Mapping[J]. Journal of the Indian Society of Remote Sensing, 2023, 51: 1739–1756.
- [32] THOMAS A V, SAHA S, DANUMAH J H, et al. Landslide Susceptibility Zonation of Idukki District Using GIS in the Aftermath of 2018 Kerala Floods and Landslides: a Comparison of AHP and Frequency Ratio Methods[J]. Journal of Geovisualization and Spatial Analysis, 2021, 5: 21.
- [33] 凌晴, 任峻广, 孔令杰, 等. 基于滞后衰减效应与主控因子筛选策略的库岸滑坡位移预测模型[J/OL]. 武汉大学学报(信息科学版), 1–29[2026-04-16]. <https://doi.org/10.13203/j.whugis20250066>.
- [34] MA S, CHEN J, WU S E, et al. Landslide Susceptibility Prediction Using Machine Learning Methods: A Case Study of Landslides in the Yinghu Lake Basin in Shaanxi[J]. Sustainability, 2023, 15: 15836.
- [35] 缪亚敏, 朱阿兴, 杨琳, 等. 滑坡危险度评价对BCS负样本采样的敏感性[J]. 山地学报, 2016, 34(4): 432–441.
- [36] 孙长明, 马润勇, 尚合欣, 等. 基于滑坡分类的西安市滑坡易发性评价[J]. 水文地质工程地质, 2020, 47(3): 173–181.
- [37] LIN Q G, LIMA P, STEGER S, et al. National-scale data-driven rainfall induced landslide susceptibility mapping for China by accounting for incomplete landslide data[J]. Geoscience Frontiers, 2021, 12, 101248.
- [38] HUANG F M, MAO D X, JIANG S H, et al. Uncertainties in landslide susceptibility prediction modeling: A review on the incompleteness of landslide inventory and its influence rules[J]. Geoscience Frontiers, 2024, 15(6): 101886.
- [39] HUANG F M, CAO Z S, GUO J F, et al. Comparisons of heuristic, general statistical and machine learning models for landslide susceptibility prediction and mapping [J]. CATENA, 2020, 191:104580,