

# 基于BP神经网络的南丹县滑坡易发性及耦合致灾机制研究

陆晓<sup>1</sup>, 罗恩<sup>2\*</sup>

<sup>1</sup>桂林理工大学地球科学学院, 广西 桂林

<sup>2</sup>广西华锡矿业有限公司铜坑矿业分公司, 广西 河池

收稿日期: 2026年5月4日; 录用日期: 2026年6月16日; 发布日期: 2026年6月25日

## 摘要

针对当前滑坡研究中易发性评价与致灾机制协同不足、难以形成“评价-机理-防控”逻辑闭环的问题, 本文以广西南丹县为研究区, 选取高程、坡度、地形起伏度、岩性、距断层距离、距河流距离、距道路距离、归一化植被指数、年均降雨量9个评价因子, 基于BP神经网络模型开展滑坡易发性高精度评价。从三个方面解析了耦合致灾机制, 并识别了关键主控因子。结果表明: 南丹县滑坡极高、高易发区面积占比分别为20.6%、27.4%, 集中于中低山丘陵过渡带、断裂带沿线、河流岸坡及矿产开采区; 坡度 > 25°、软弱夹层岩性、距断层 < 2 km、年均降雨量 > 1200 mm、距道路 < 1 km为滑坡高发组合条件, 五因子叠加区滑坡密度达0.121个/km<sup>2</sup>; 岩性、坡度、年均降雨量、距断层距离、距道路距离为全局主控因子, 累计贡献达93.6%。本文研究形成了风险识别-机理解析-靶向防控的一体化思路, 可为南丹县滑坡精准防控、矿山生态修复与国土空间规划提供科学支撑。

## 关键词

滑坡易发性, BP神经网络, 耦合致灾机制, 南丹县

# Study on Landslide Susceptibility and Coupled Disaster-Causing Mechanism in Nandan County Based on BP Neural Network

Xiao Lu<sup>1</sup>, Ken Luo<sup>2\*</sup>

<sup>1</sup>College of Earth Sciences, Guilin University of Technology, Guilin Guangxi

<sup>2</sup>Tongkeng Mining Branch, Guangxi Huaxi Mining Co., Ltd., Hechi Guangxi

Received: May 4, 2026; accepted: June 16, 2026; published: June 25, 2026

\*通讯作者。

文章引用: 陆晓, 罗恩. 基于BP神经网络的南丹县滑坡易发性及耦合致灾机制研究[J]. 地球科学前沿, 2026, 16(6): 916-929. DOI: 10.12677/ag.2026.166083

## Abstract

This study focuses on the poor integration of landslide susceptibility assessment and disaster-causing mechanism, which hinders the formation of a complete “assessment-mechanism-prevention” system. Taking Nandan County, Guangxi as the study area, a BP neural network was used to evaluate landslide susceptibility using nine factors: elevation, slope, relief, lithology, distance to faults, rivers, roads, NDVI, and annual rainfall. The coupled disaster mechanism was analyzed from three aspects, and key controlling factors were identified. Results show that extremely high- and high-susceptibility zones account for 20.6% and 27.4%, mainly distributed in mountain-hill transitions, faults, rivers and mining areas. The high-risk combination includes slope  $> 25^\circ$ , weak lithology, distance to faults  $< 2$  km, rainfall  $> 1200$  mm and distance to roads  $< 1$  km, with a landslide density of  $0.121/\text{km}^2$ . Lithology, slope, rainfall, distance to faults and roads contribute 93.6% cumulatively. This research establishes an integrated framework and supports landslide prevention, mine restoration and spatial planning in Nandan County.

## Keywords

Landslide Susceptibility, BP Neural Network, Coupled Disaster-Causing Mechanism, Nandan County

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

## 1. 引言

滑坡是我国西南山区频发且危害严重的地质灾害, 具有突发性强、破坏力大、分布广等特点, 严重威胁山区居民生命财产安全、基础设施建设及生态环境可持续发展[1]。滑坡易发性评价是灾害防治的关键, 核心是量化滑坡影响因子与灾害发生概率的关系, 对区域滑坡分布及易发程度进行定量评估, 为灾害早期预警和应急响应提供科学支撑[2]。南丹县地处桂西北喀斯特地貌与碎屑岩山地过渡带, 区域地质构造复杂、地形起伏剧烈、降雨充沛且时空分布不均, 叠加矿产开采、道路修建等人类工程活动强烈, 导致滑坡灾害频发, 成为广西地质灾害重点防控区域, 因此开展高精度南丹县滑坡易发性评价与系统致灾机理研究具有迫切的现实需求和重要的实践意义。随着遥感与地理信息技术发展, 机器学习模型凭借强大的非线性拟合和高维数据处理能力, 已广泛应用于滑坡易发性评价, 显著提升了区划精度[3][4]。其中 BP 神经网络因能有效映射滑坡与影响因子间的复杂非线性关系, 且具备较强的自学习、容错性和泛化能力, 可缓解样本过拟合问题, 在该领域应用广泛且效果良好[5]。同时, 滑坡致灾机理研究已从单点边坡分析转向区域尺度, 重点围绕孕灾条件、降雨入渗、人类活动扰动等揭示灾害孕育发生规律。尽管国内外学者在相关研究中取得诸多进展, 但仍存在明显局限: 一是易发性评价多聚焦模型精度提升, 结果仅停留在空间分区层面, 缺乏模型驱动的定量机理解释, 难以揭示因子阈值与交互效应; 二是致灾机理研究多为定性或半定量分析, 缺少区域易发性结果的定量支撑, 导致机理解析与风险区划脱节, 无法构建评价识别 - 机理解析 - 防控施策的完整逻辑链条, 使得防灾减灾对策针对性和精准度不足[6][7]。

基于此, 本文以南丹县为研究区, 选取高程、坡度、地形起伏度、岩性、距断层距离、距河流距离、距道路距离、NDVI、年均降雨 9 个影响因子, 采用 BP 神经网络模型开展高精度滑坡易发性评价。在划分易发性等级并验证精度的基础上, 从孕灾基础、动力触发、人类活动三个维度解析多因子耦合致灾机

制, 明确不同易发区主控因子及致灾演化规律, 弥补评价与机理研究割裂的盲区, 形成评价 - 机理 - 防控一体化思路, 提出与致灾机理匹配的分区防控对策, 为南丹县滑坡防控、矿山生态修复及国土空间安全布局提供科学依据, 也为西南山区同类滑坡研究提供技术参考。

## 2. 研究区概况

南丹县地处广西西北部, 地理坐标为东经  $107^{\circ}1' \sim 108^{\circ}31'$ 、北纬  $24^{\circ}42' \sim 25^{\circ}37'$ , 总面积  $4016.12 \text{ km}^2$ 。该县位于云贵高原东南边缘, 属桂西北山地与喀斯特地貌过渡带, 地势西北高东南低, 海拔  $210 \sim 1237 \text{ m}$ , 地形起伏大, 以中低山、丘陵及河谷阶地为主。区域属亚热带季风气候, 年均降雨量  $1250 \sim 1600 \text{ mm}$ ,  $5 \sim 9$  月汛期降雨占全年  $70\%$  以上, 暴雨频发, 为滑坡发育提供充足水动力条件。境内刁江、打狗河等河流切割强烈, 岸坡陡峭, 利于滑坡形成。地质构造复杂, 地处两大构造单元过渡带, 深大断裂与次级断裂发育, 岩体破碎。地层中泥岩、页岩等软弱岩层分布广泛, 岩土体抗剪强度低、遇水易软化, 易失稳滑动。同时, 南丹作为广西重要有色金属矿产基地, 矿产开采、交通建设与城镇开发等人类活动频繁, 进一步破坏斜坡稳定性, 诱发滑坡灾害。受自然地质条件与人类工程活动共同影响, 南丹县滑坡灾害多发, 为广西重点地质灾害防治区, 研究区范围及灾害点分布见图 1。

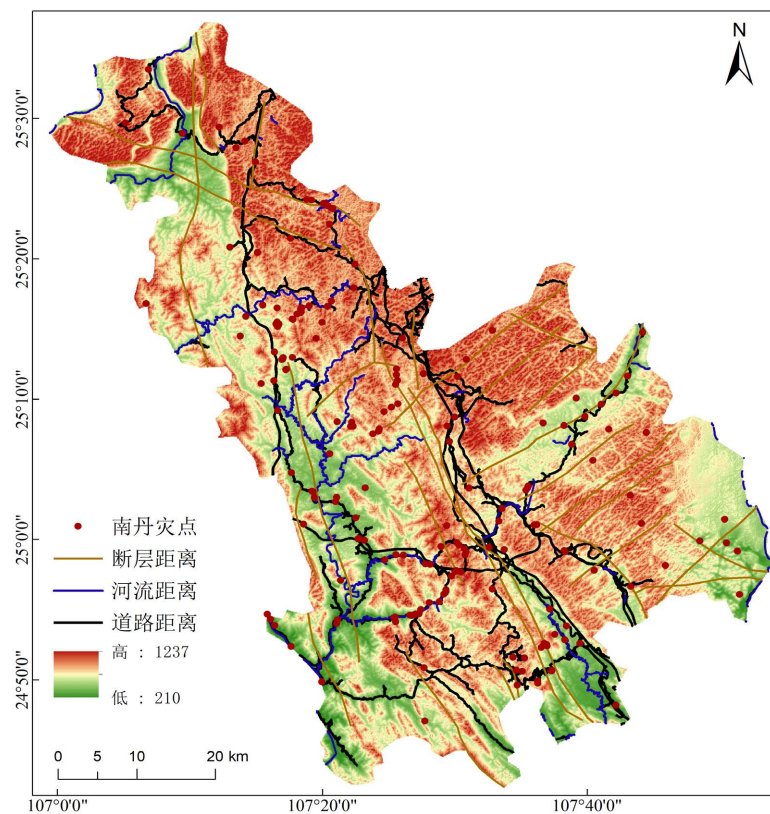


Figure 1. Distribution map of landslides in the study area

图 1. 研究区滑坡分布图

## 3. 数据来源与方法

### 3.1. 数据来源

滑坡易发性评价的准确性高度依赖于评价因子的科学性与完备性, 考虑到滑坡形成机制、前人相关

文献研究成果及数据可获取性[8], 本文初步选择了高程、坡度、起伏度、岩性、与断层的距离、与道路的距离、与河流的距离、归一化植被指数及年降雨量共 9 个评价因子, 具体来源与参数见表 1。数据处理主要依托 ArcGIS 10.8 平台与 Matlab 环境, 完成因子提取、预处理及模型构建与训练。

**Table 1.** Sources of research data

**表 1.** 数据来源

数据类型	数据名称	来源	用途
地形地貌	DEM 数字高程模型	地理空间数据云(GDEM V3)	提取高程、坡度、地形起伏度
地质构造	地质图	国家地质资料数据中心(1:20 万)	提取岩性、断层分布
水文气象	年均降雨量数据	中国气象数据网(2016~2025 年)	插值生成年均降雨量因子
水文	河流矢量数据	全国地理信息资源服务系统	提取河流距离因子
人类活动	道路矢量数据	全国地理信息资源服务系统	提取道路距离因子
遥感	NDVI	Landsat-8 卫星(2016~2025 年)	提取归一化植被指数
历史滑坡	滑坡编目数据	县应急管理局滑坡编录(2016~2025)	构建滑坡样本库

### 3.2. 评价因子选取与预处理

本文结合研究区滑坡发育特征、地质环境条件及已有研究成果, 遵循主导性、独立性、可量化与易获取原则, 选取地形地貌、地质构造、水文气象、人类活动及遥感五大类别共 9 个核心评价因子。高程控制斜坡动力条件、植被分布与人类活动强度, 500~800 m 中低海拔区域人类活动密集, 滑坡尤为发育。坡度直接影响坡体应力分配、径流条件与岩土体稳定性, 大于 25°的陡坡滑坡概率显著提升。地形起伏度体现地表破碎程度, 起伏越大, 临空面越发育, 坡体稳定性越差。岩性决定岩土体力学特性, 泥岩、页岩等软弱夹层分布区为滑坡高易发区。距断层越近, 岩体破碎、裂隙发育程度越高, 滑坡风险随之增大。河流侧蚀使岸坡变陡并软化岩土体, 距离河岸越近, 滑坡发育越频繁。道路工程切坡开挖直接破坏坡体平衡, 距道路越近, 人类工程活动影响越强, 滑坡易发性越高。NDVI 表征植被覆盖状况, 植被固坡作用明显, NDVI 越低则坡体稳定性越差。降雨入渗使岩土体饱和软化、抗剪强度降低, 降雨量越大, 滑坡触发概率越高。

数据预处理旨在消除量纲差异、降低多重共线性, 保障模型输入质量。基于 ArcGIS 10.8, 从 DEM 提取高程、坡度与地形起伏度; 对 1:20 万地质图矢量化获取岩性与断层分布, 经距离分析生成距断层距离栅格; 同理矢量化河流、道路并生成相应距离栅格。对 Landsat-8 NDVI 影像完成辐射校正与去云处理后提取植被指数; 利用气象站点数据, 通过克里金插值得到年均降雨量栅格。为保证多源数据空间一致性与精度统一, 本研究采用 30 m × 30 m 规则栅格作为评价单元。

### 3.3. 评价因子分级与量化

为客观量化各因子对滑坡发育的贡献度、提高 BP 神经网络模型输入精度, 本文结合南丹县地质环境、滑坡分布规律及专家经验, 对 9 项评价因子进行分级。分级遵循滑坡分布集中、发生概率差异明显、阈值符合区域地质与防治规范的原则。其中, 高程、坡度等采用自然间断点法分级; 距断层、道路、河流采用缓冲区分析分级; 岩性按软硬及软化特征分为五类。各因子最终划分为 4~5 个等级, 为后续信息量量化分析提供了基础。

信息量模型是数据挖掘与分类问题中应用广泛的统计学习模型, 其核心原理为通过量化各评价因子对分类结果的贡献程度(即信息量), 衡量因子对分类的影响权重, 客观识别关键控制因子[9]。因此本文利

用信息量模型对各评价因子进行量化, 验证因子选择的合理性。信息量模型数学表达式为:

$$I(x, H) = \sum_{i=1}^n \ln \left( \frac{N_i/N}{S_i/S} \right) \quad (1)$$

式中:  $x$  为评价因子;  $n$  为因子分级总数;  $I(x, H)$  为因子  $x$  的信息量;  $N_i$  为第  $i$  级分级内的滑坡灾害点数量;  $N$  为研究区滑坡灾害点总数量;  $S_i$  为第  $i$  级分级的区域面积;  $S$  为研究区总面积。当存在  $m$  个致灾因子时, 研究区总信息量为各因子信息量的累加, 表达式为:

$$I_{tot} = \sum_{i=1}^m I(x, H) \quad (2)$$

信息量值的正负表示因子对滑坡的影响程度:  $I > 0$  表示该因子分级对滑坡具有显著促进作用, 值越大越利于滑坡发育;  $I < 0$  则表示该因子分级对滑坡抑制作用明显。

本文基于信息量模型, 结合南丹县地质背景与滑坡发育特征, 对 9 个评价因子进行分级量化, 分析其与滑坡易发性的关联。结果显示(见表 2): 高程与滑坡易发性呈显著负相关, 低海拔区(210~516 m)信息量 0.719、滑坡占比 23.24%, 人类活动强烈, 为高易发核心区; 中海拔区为滑坡主要发育带; 高于 800 m 区域岩体稳定、人类活动弱, 滑坡极少。坡度为核心控制因子,  $>50^\circ$  极陡边坡信息量达 1.211, 稳定性差; 缓坡带以人工开挖失稳为主; 中陡坡自然边坡多呈负信息量, 坡度  $>25^\circ$  为滑坡敏感区间。地形起伏度上, 低起伏区信息量 0.551、滑坡占比 37.29%, 易受人类活动影响; 起伏度  $>80$  m 区域虽破碎但整体稳定, 表明人类活动影响强于自然地形破碎程度。岩性控制显著, V 级松散土体信息量最高(0.866), 是主要物源; IV 级软硬互层岩信息量 0.346、滑坡占比 41.08%, 为最主要滑坡岩性; I 级灰岩信息量最低, 滑坡极不发育。断层距离与易发性负相关, 3 km 构造影响带内信息量 0.289、滑坡占比 67.56%, 距断层  $<2$  km 为极高风险带。距道路 0~2 km 区间信息量 0.913、滑坡占比 78.91%, 以切坡开挖型为主,  $<1$  km 为极高易发带。距河流 0~3 km 岸坡带信息量 0.771、滑坡占比 67.02%, 远离河岸风险显著降低。NDVI 低覆盖区滑坡占比 64.86%, 高覆盖区发育微弱。年均降雨量 1300~1500 mm 信息量 0.213、滑坡占比 79.45%,  $>1200$  mm 为关键触发阈值。综上, 坡度  $>25^\circ$ 、软弱互层岩性、距断层  $<2$  km 构成滑坡发育基础; 年均降雨  $>1200$  mm 为关键动力; 距道路  $<2$  km、距河  $<3$  km 及低植被覆盖加剧风险。各因子信息量差异明显, 分级与量化结果科学合理, 可有效反映区域滑坡易发性空间分布规律。

**Table 2.** Statistical table of information quantity for each evaluation factor

**表 2.** 各评价因子信息量统计表

评价因子	分级区间	分级占比/%	滑坡数/个	滑坡占比/%	信息量值
高程/m	(210, 516]	11.32	43	23.24	0.719
	(516, 667]	18.67	40	21.62	0.146
	(667, 800]	22.48	53	28.64	0.243
	(800, 928]	30.12	42	22.70	-0.282
	(928, 1220]	17.42	7	3.78	-1.526
坡度/ $^\circ$	(0, 25]	27.09	72	38.92	0.362
	(25, 35]	62.11	103	55.67	-0.109
	(35, 50]	11.63	9	4.86	-0.781
	(50, 88]	0.16	1	0.54	1.211

续表

	(0, 45]	21.50	69	37.29	0.551
	(45, 80]	32.23	72	38.91	0.185
起伏度/m	(80, 117]	27.42	29	15.67	-0.559
	(117, 168]	14.67	11	5.94	-0.903
	(168, 434]	4.08	4	2.16	-0.635
岩性	I	14.65	10	5.41	-0.990
	II	20.18	22	11.89	-0.530
	III	31.11	55	29.73	-0.045
	IV	29.06	76	41.08	0.346
	V	5.01	22	11.89	0.866
断层距离/km	(0, 3]	50.57	125	67.56	0.289
	(3, 6]	29.05	46	24.86	-0.156
	(6, +∞]	20.37	14	7.56	-0.990
道路距离/km	(0, 2]	31.68	146	78.91	0.913
	(2, 4]	17.93	24	12.97	-0.324
	(4, 6]	13.06	3	1.62	-2.086
	(6, +∞]	37.32	12	6.48	-1.749
河流距离/km	(0, 3]	31.01	124	67.02	0.771
	(3, 6]	28.55	48	25.94	-0.096
	(6, 9]	22.11	10	5.41	-1.408
	(9, +∞]	18.31	3	1.62	-2.424
NDVI	(-0.44, 0.04]	7.51	32	17.29	0.833
	(0.04, 0.22]	28.05	88	47.57	0.528
	(0.22, 0.48]	32.88	42	22.70	-0.370
	(0.48, 0.74]	31.56	23	12.43	-0.931
降雨量(mm/a)	(0, 1300]	11.62	9	4.86	-0.871
	(1300, 1500]	64.19	147	79.45	0.213
	(1500, 1800]	24.18	29	15.67	-0.434

### 3.4. 神经网络模型

本文采用 BP 神经网络进行滑坡易发性评价。该模型为多层前馈神经网络, 依靠正向传播与误差反向传播实现自适应学习, 具备较强的容错能力、自学习能力与较高精度, 适用于滑坡易发性这类多因子、非线性复杂系统分析[10]。模型结构包含输入层、单隐藏层与输出层三层。输入层对应 9 个归一化评价因子, 神经元数为 9; 单隐藏层可提升运算效率, 经试错法确定神经元数为 12, 采用 ReLU 激活函数以缓解梯度消失问题; 输出层神经元数为 1, 采用 Sigmoid 激活函数, 将易发性指数映射至[0, 1]区间, 数值越接近 1 代表滑坡易发性越高。

样本选取采用 185 个滑坡编目数据作为正样本(赋值为 1, 代表滑坡区域); 为保证样本合理性与代表性, 以每个滑坡点为中心、1000 m 为半径建立缓冲区(结合实地勘查滑坡影响范围 500~800 m、区域地形复

杂度及同类研究经验确定), 通过 GIS 空间分析剔除坡度  $>30^\circ$ 、距断层及河流  $<1\text{ km}$  的区域, 避免遗漏潜在影响区。在缓冲区内随机选取 185 个非滑坡点作为负样本(赋值为 0), 最终形成 370 个均衡正负样本数据集, 防止模型训练偏倚。样本特征提取方面, 以高程、坡度、地形起伏度、岩性、距断层距离、距河流距离、距道路距离、NDVI、年均降雨量 9 个评价因子为输入特征, 利用 ArcGIS “多值提取至点” 工具, 提取各样本点对应的 9 个因子原始物理量, 完成样本特征与标签的匹配, 构建完整输入数据集。由于 9 个评价因子量纲差异显著(如坡度单位为 $^\circ$ 、降雨量为 mm、距离为 m), 直接输入会导致量纲较大因子过度影响预测结果, 因此采用标准分数对原始数据进行标准化处理, 将所有因子转化为均值为 0、方差为 1 的标准化数据, 消除量纲影响, 确保各因子在模型训练中发挥同等作用。为验证模型泛化能力、避免过拟合, 将标准化后的样本数据集按 7:3 比例随机划分: 70% 作为训练集, 用于模型训练与参数调优; 30% 作为测试集, 用于验证模型预测精度, 保障模型能适应未参与训练的新样本, 提升滑坡易发性评价结果的可靠性。

## 4. 滑坡易发性评价

### 4.1. 易发性等级划分结果

基于 ArcGIS 平台生成南丹县滑坡易发性分区图(见图 2), 采用自然断点法将易发性指数划分为低易发、中易发、高易发、极高易发性 4 个等级, 各等级划分面积及滑坡分布密度见表 3。从分区结果来看, 研究区滑坡易发性呈“核心高发、周边递减”的空间格局, 极高、高易发区合计占比 48.0%, 集中控制了 76.8% 的滑坡点, 与地形、构造、降雨及人类活动空间耦合特征显著。

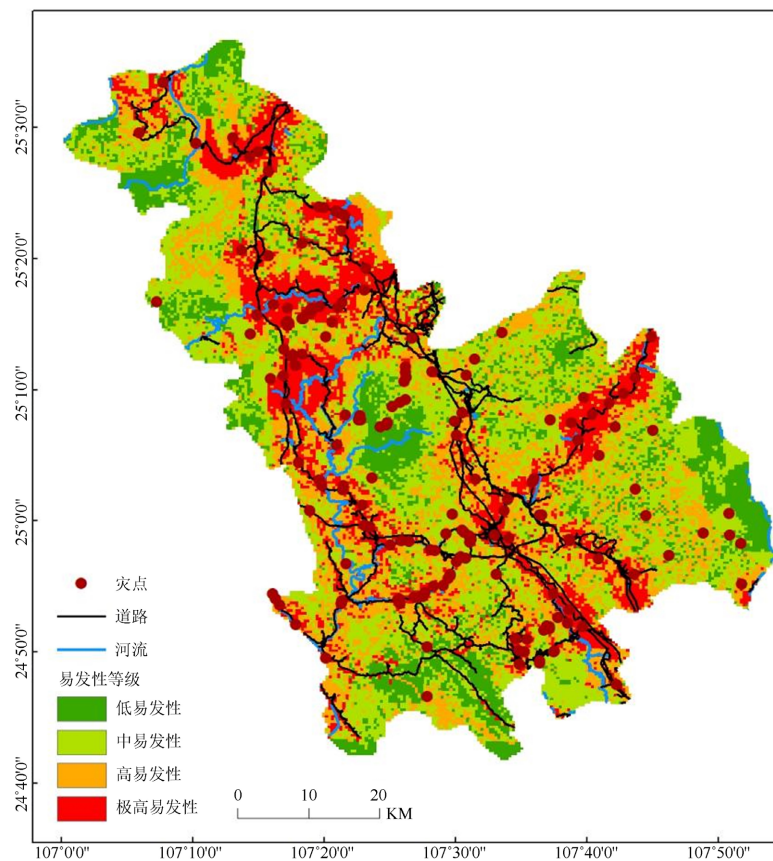


Figure 2. Landslide susceptibility zoning map of the study area

图 2. 研究区滑坡易发性分区图

**Table 3.** Statistical table of landslide susceptibility grade zoning in the study area**表 3.** 研究区滑坡易发性等级分区统计表

易发性等级	面积/km <sup>2</sup>	滑坡点/个	滑坡点占比/%	滑坡点密度(个/km <sup>2</sup> )
低易发性	643.2	5	2.7	0.008
中易发性	1443.9	38	20.5	0.026
高易发性	1099.9	42	22.7	0.038
极高易发性	829.1	100	54.1	0.121

结合研究区地形地质背景, 其空间分布特征如下: 极高易发区面积 829.1 km<sup>2</sup>, 占比 20.6%, 集中于中低山 - 丘陵过渡带、南丹 - 河池断裂带、刁江干流岸坡及大厂 - 车河矿区, 呈条带状、团块状分布。实地调查发现区内坡度 > 25°、软弱夹层岩性广布、距断层 < 2 km、年均降雨量 > 1200 mm, 矿产开采与道路建设活动强烈, 滑坡密度达 0.121 个/km<sup>2</sup>, 为全域最高风险区。高易发区面积 1099.9 km<sup>2</sup>, 占比 27.4%, 围绕极高易发区分布, 主要位于丘陵、次级断裂带、支流岸坡及道路沿线。该易发等级内坡度 20°~25°, 以砂岩为主, 距断层 2~5 km, 降雨 1100~1250 mm, 人类活动较强, 滑坡密度 0.038 个/km<sup>2</sup>。中易发区面积 1443.9 km<sup>2</sup>, 占比 35.9%, 广泛分布于低山缓坡与丘陵台地。坡度 10°~20°, 以碳酸盐岩为主, 植被覆盖中等, 降雨 < 1100 mm, 人类活动较弱, 滑坡密度 0.026 个/km<sup>2</sup>, 仅局部存在隐患。低易发区面积 643.2 km<sup>2</sup>, 占比 16.1%, 分布于高海拔中山区、河谷阶地及喀斯特峰丛区。坡度 < 10°, 以坚硬岩为主, 植被覆盖好、人类活动微弱, 滑坡密度仅 0.008 个/km<sup>2</sup>, 风险极低, 与实地调查结果高度吻合。综上, 南丹县滑坡易发性沿断裂、沿河流、沿道路、沿矿区集中分布, 空间分异特征清晰, 且不同易发性等级区域的评价因子组合存在显著差异, 表现为易发性等级越高, 致灾因子的耦合强度越强、不利分级的叠加效应越明显, 这为后续耦合致灾机制分析提供了精准的空间约束和数据支撑, 也印证了易发性分区结果与致灾因子耦合作用的内在关联性。

## 4.2. 模型精度评价

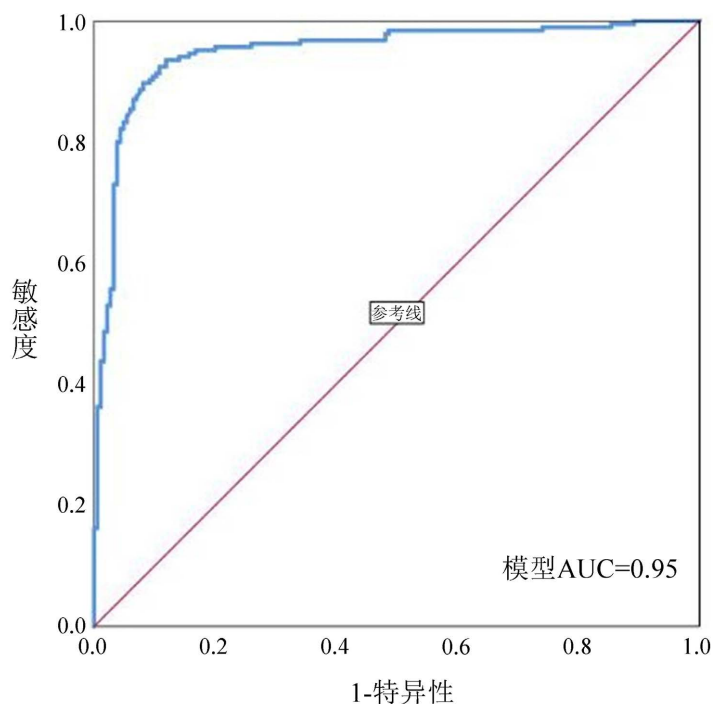
为客观评价神经网络模型的滑坡易发性预测效果, 本节选取准确率、精确率、召回率、F1 值及 AUC 值 5 项常用分类评价指标分析模型精度。准确率指预测正确样本数占总样本数的比例, 反映模型整体预测能力; 精确率指预测为滑坡的样本中实际为滑坡的比例, 体现模型预测滑坡的精准度, 避免误判非滑坡区域; 召回率指实际为滑坡的样本中被正确预测的比例, 反映模型对滑坡样本的识别能力, 避免遗漏滑坡区域。F1 值是精确率与召回率的调和平均数, 可综合两者优势, 规避单一指标的局限性, 全面反映模型预测精度与识别能力。AUC 值即 ROC 曲线(受试者工作特征曲线)下面积, 该曲线以真阳性(TP)为纵坐标、假阳性(FP)为横坐标, 量化模型分类性能; AUC 值取值范围为 0.5~1, 越接近 1 表明模型预测性能越好, 等于 0.5 时预测效果与随机猜测一致, 无实际应用价值。

**Table 4.** Statistical table of model accuracy indicators**表 4.** 模型精度指标统计表

AUC	准确率	精确度	召回率	F1 值
0.95	0.903	0.894	0.914	0.905

基于上述评价指标, 对神经网络模型的预测结果进行精度统计, 具体结果见表 4 所示。从统计结果可以看出, 模型 AUC 值为 0.95, ROC 曲线接近左上角, 表明模型具有良好的预测精度与泛化能力(见图 3), 可用于南丹县滑坡易发性评价。同时, 模型准确率为 0.903、精确率为 0.894、召回率为 0.914, 说明

模型预测可靠、漏判与误判率低, 满足区域滑坡易发性评价要求, 进一步验证了易发性分区结果的科学性, 为后续基于分区的耦合致灾机制分析提供了可靠的评价基础。



**Figure 3.** ROC curve diagram of the mode  
**图 3.** 模型 ROC 曲线图

## 5. 滑坡耦合致灾机制分析

传统滑坡易发性评价与致灾机理研究普遍存在评价 - 机理 - 防控脱节的问题: 机器学习模型仅能输出易发性空间分区结果, 无法定量解释分区形成的内在原因; 传统机理分析多依赖定性归纳, 难以与评价结果形成可量化、可解释的因果链条, 也无法为差异化防控提供精准的机理支撑。为实现评价 - 机理 - 防控全链条深度耦合, 本章以第四章 BP 神经网络模型输出的南丹县滑坡易发性分区结果为基础, 构建全局因子排序 - 单因子阈值识别 - 多因子交互解析 - 分区成因解释 - 耦合机制总结 - 靶向防控施策的递进式全闭环分析框架。

### 5.1. 全局主控因子识别

置换重要性核心原理是通过随机打乱单个因子的特征值, 计算模型预测精度的下降幅度, 量化各因子对滑坡易发性的全局贡献度, 识别区域滑坡发育的核心主控因子, 明确防控优先级。本节基于训练完成的 BP 神经网络模型, 采用置换重要性方法量化 9 个滑坡影响因子的全局贡献度, 明确防控优先级, 见图 4。

从结果可以看出, 南丹县滑坡发育的核心控制体系与防控优先级呈现明显的分层特征。一级主控因子为岩性、坡度、年均降雨量, 三者单因子置换重要性均超过 15%, 累计贡献度达 69.5%, 是决定区域滑坡易发性空间格局的核心本底因子, 对应最高级防控优先级, 是区域滑坡源头防控的核心对象; 二级主控因子为距断层距离、距道路距离, 单因子置换重要性 5%~15%, 累计贡献度 24.1%, 分别表征构造破碎与人类工程活动对滑坡风险的放大效应, 是局部区域滑坡过程防控的关键对象; 辅助因子为距河流

距离、NDVI、地形起伏度和高程, 各单因子置换重要性均不足 5%, 累计贡献度仅 6.4%, 仅对局部微地貌的滑坡风险起辅助调控作用, 对常规级防控优先级, 是区域精细化防控的补充对象。

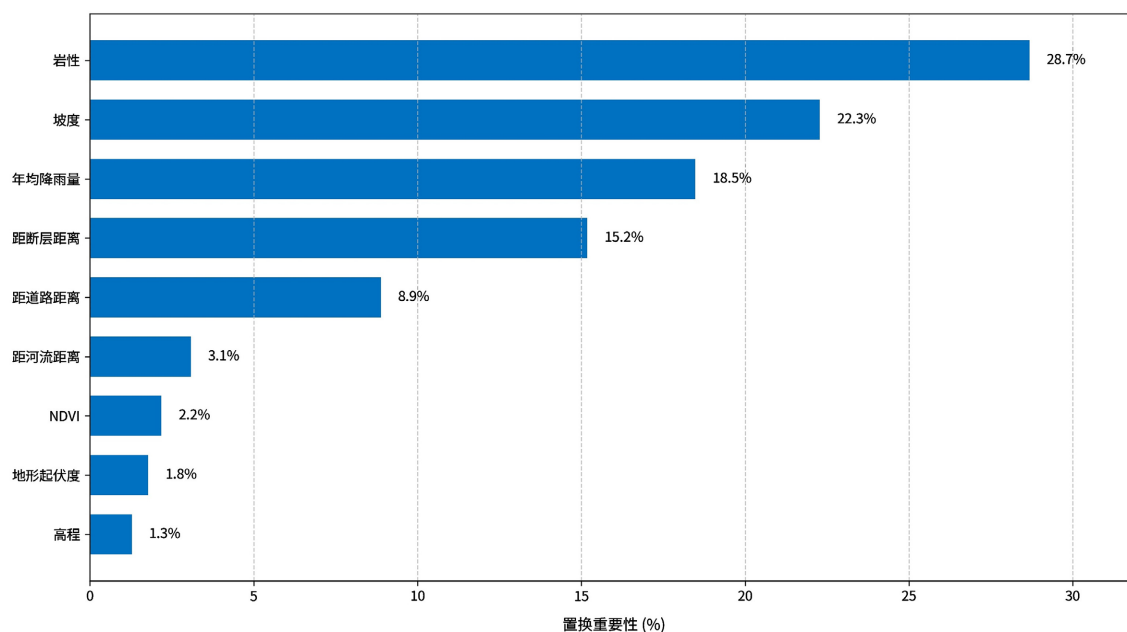


Figure 4. Permutation importance plot of evaluation factors

图 4. 评价因子置换重要性图

## 5.2. 单因子非线性响应与临界阈值识别

部分依赖图通过固定其他因子不变, 仅改变单个目标因子的取值, 计算模型输出的滑坡概率变化, 揭示单因子与滑坡概率的非线性响应关系, 识别滑坡失稳的临界阈值, 锁定防控关键节点。本节基于该方法, 对 5 个核心主控因子的非线性响应规律进行解析, 识别滑坡失稳的临界阈值, 为靶向防控提供可量化的执行标准, 结果见图 5。

坡度  $< 25^\circ$  时滑坡概率低于 15%, 坡体基本稳定;  $> 25^\circ$  后概率快速升至 47%, 失稳风险显著增大; 大于  $35^\circ$  后稳定在 50% 左右的高风险水平。二者呈明显非线性正相关,  $25^\circ$  为临界坡度, 与极高易发区坡度特征一致, 是防控关键阈值。对此类高陡边坡应重点管控, 开展削坡减载、锚杆格构加固; 大于  $35^\circ$  的陡坡需布设监测点, 严禁违规开挖堆载。年均降雨量低于 1200 mm 时滑坡概率低于 18%, 降雨影响较弱; 1200~1300 mm 时骤升至 49%; 大于 1300 mm 后保持在 55% 以上。1200 mm 为区域降雨触发临界值, 与极高易发区降雨条件吻合。防控上以此为预警阈值, 降雨超标的区域在汛期加密监测、执行 24 小时值班; 遇强降雨及时发布预警, 暂停高危区域施工。距断层距离与滑坡概率呈非线性负相关。 $< 2$  km 时概率超 50%, 风险极高; 2~3 km 降至 28%;  $> 3$  km 则低于 15%, 构造影响基本消失。2 km 为强影响带, 与极高易发区空间分布高度契合。该范围内应重点开展帷幕灌浆、岩体加固, 阻断雨水入渗通道; 2~3 km 过渡区加强巡查, 禁止大规模开挖。岩性差异对滑坡影响显著。II 类软硬互层滑坡概率最高, 达 41.2%; III 类软弱岩次之, 为 35.7%; I 类坚硬岩最低, 不足 10%。软硬互层结构是主要物源条件, 差异风化易形成滑移面, 软弱夹层遇水软化易失稳, 极高易发区此类岩性占比 68.2%。应对软硬互层及软弱岩区优先开展防渗透与加固, 采用锚杆喷射混凝土支护, 大型滑移面设置抗滑桩。距道路距离同样呈非线性负相关。 $< 1$  km 时滑坡概率达 53.7%, 风险最高; 1~2 km 降至 29.4%;  $> 2$  km 低于 15%, 人类活动影响微弱。对道路 1

km 范围内严格管控, 禁止违规切坡与堆载; 对现有道路边坡加强排查与加固, 优化排水系统; 新建道路需开展滑坡风险评估, 配套防护与排水工程。

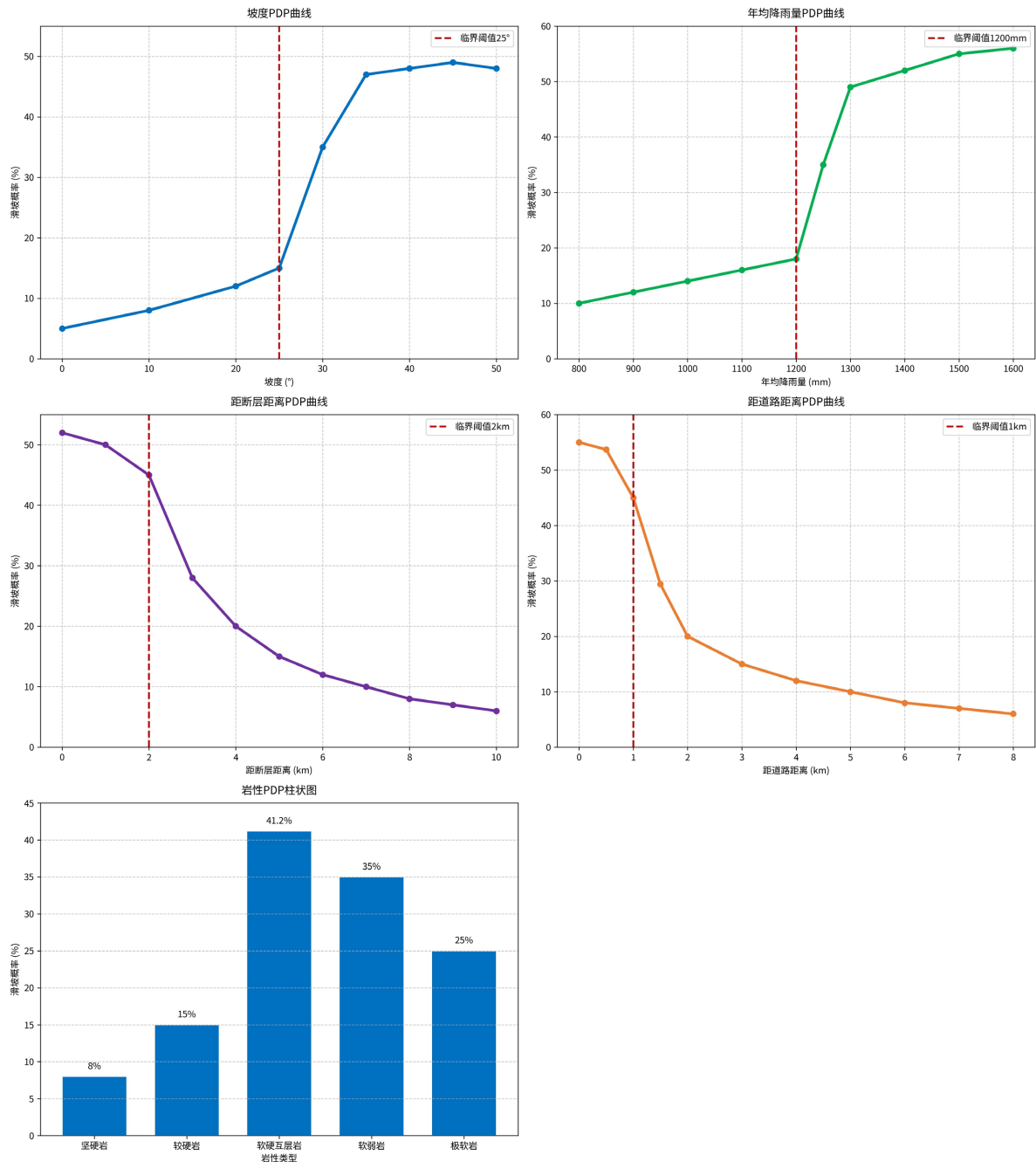


Figure 5. Partial dependence plot of evaluation factors  
图 5. 评价因子部分依赖图

### 5.3. 多因子交互耦合与放大效应解析

累积局部效应图通过刻画多个因子同时变化时的模型输出差异, 量化因子间的非线性交互效应与放大倍数, 揭示多因子耦合作用下滑坡风险的叠加放大机制, 构建差异化防控的核心依据。单因子依赖图

仅能揭示单个因子的独立影响与防控标准, 而滑坡发育本质上是多因子非线性耦合作用的结果, 风险放大效应是局部区域滑坡高发的核心原因。因此本节基于 ALE 方法, 从内动力孕灾耦合、水动力触发耦合和人为扰动促灾三个角度对核心因子的交互耦合效应进行解析, 量化多因子叠加对滑坡概率的放大作用, 构建差异化防控的核心模式, 结果见图 6。

ALE 结果显示, 坡度  $> 25^\circ$  + III/IV类岩 + 距断层  $< 2$  km 的内动力孕灾耦合, 滑坡概率从单因子最高 15% 跃升至 68%, 交互放大倍数达 4.5, 是区域极高易发区形成的根本内因。年均降雨  $> 1200$  mm + 距断层  $< 2$  km 的水动力触发耦合组合, 滑坡概率从单因子最高 18% 升至 35%, 放大倍数 1.9; 年均降雨  $> 1200$  mm + 距道路  $< 1$  km 的组合, 滑坡概率从单因子最高 18% 升至 40%, 放大倍数达 2.2, 为全区域最强的单组交互效应, 是区域汛期滑坡集中暴发的核心外因。距道路  $< 1$  km + 年均降雨  $> 1200$  mm 的人为扰动组合, 滑坡概率达 68.2%, 为全域最高风险区间之一, 是人为扰动区滑坡高发的直接原因。坡度  $> 25^\circ$  + III/IV类岩 + 距断层  $< 2$  km + 年均降雨  $> 1200$  mm + 距道路  $< 1$  km 的全因子高阈值耦合区域, 滑坡概率稳定在 60%~70%, 为全域风险峰值区。

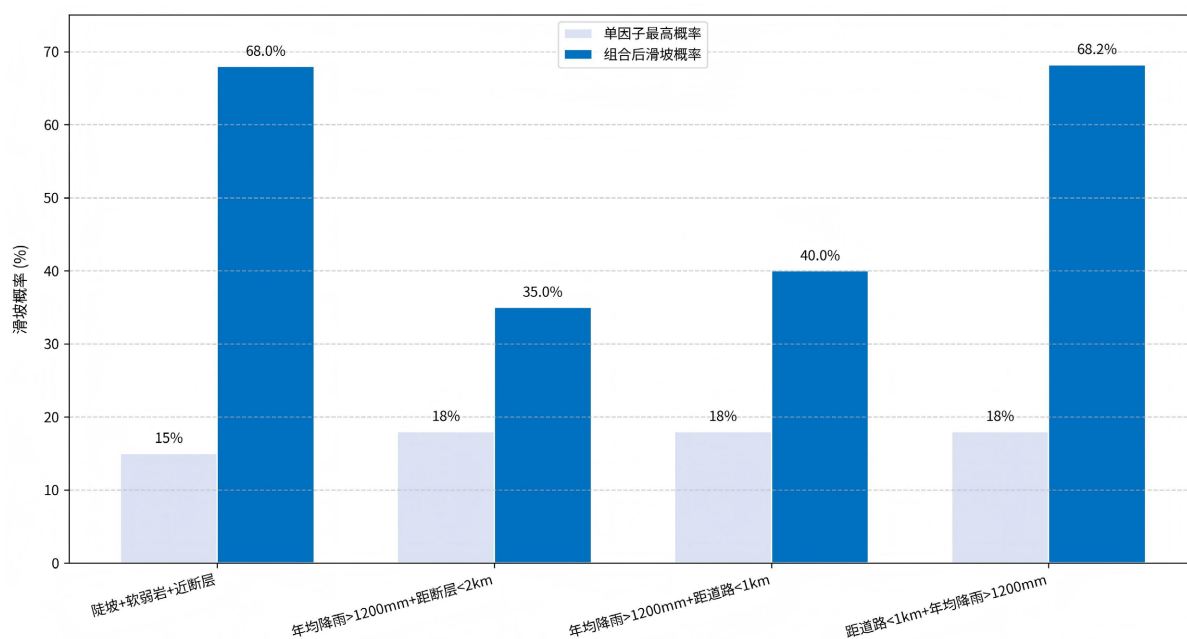


Figure 6. Accumulated local effects plot

图 6. 累积局部效应图

#### 5.4. 不同易发性分区的成因机理解释与差异化防控策略

结合置换重要性、PDP、ALE 定量结果, 本节从因子耦合强度、主控因子组合及阈值三个维度对 4 类易发性分区进行成因机理解释, 并匹配差异化防控策略, 实现易发性分区 - 成因机理 - 防控策略的精准对应。易发性等级差异的核心是致灾因子耦合模式与强度的不同, 具体如下:

极高易发区为陡坡 + 软弱岩性 + 近断层 + 强降雨 + 强人类活动五因子叠加耦合模式, 主控因子为坡度  $> 25^\circ$ 、软弱夹层岩性、距断层  $< 2$  km、年均降雨量  $> 1200$  mm、距道路  $< 1$  km, 五者重叠区域滑坡密度最高, 是防控重点。该区域孕灾基础完善、动力触发充足、人类促灾作用强烈, 因子耦合强度达峰值, 易发性最高。防控采取工程治理 + 搬迁避让 + 实时监测综合措施: 对人口密集区高风险隐患点实施抗滑桩、挡土墙等工程; 对矿山弃渣堆、尾矿库修建拦挡坝和截水沟; 对偏远高难度隐患区实施

居民搬迁; 建立卫星遥感 + 无人机 + 地面监测三位一体网络, 实时监测并预警。

高易发区为中陡坡 + 较软岩性 + 次近断层 + 中强降雨 + 中等人类活动耦合模式, 主控因子为坡度 20~25°、较坚硬砂岩、距断层 2~5 km、年均降雨量 1200 mm 左右、距道路 < 3 km。该区域围绕极高易发区环状分布, 为过渡地带, 因子耦合强度梯度递减, 孕灾条件充足但触动力与放大效应较弱, 易发性次之。防控以生态修复 + 工程防护 + 群测群防为主: 实施植被恢复工程, 提升固坡能力; 对道路沿线、矿山废弃地开展生态复绿; 对中风险斜坡修建简易防护设施; 建立四级群测群防网络, 配备简易设备并定期排查隐患。

中、低易发区因子耦合强度弱, 以单一或双因子作用为主, 滑坡发育概率极低, 仅需常规防控与监测。中易发区为缓坡 + 较硬岩性 + 弱降雨简单耦合模式, 无强烈人类干预; 低易发区为缓坡 + 坚硬岩性 + 弱降雨 + 弱人类活动模式, 孕灾基础薄弱、动力不足, 耦合效应可忽略。两类区域以生态防护为主, 辅以定期排查: 加强森林保护和水土流失治理, 严禁乱砍滥伐; 对小型冲沟修建拦沙坝、截水沟; 汛期前后全面排查隐患, 建立台账并及时处置小型隐患。

综上, 研究区滑坡发育规律为: 孕灾基础决定易发性空间格局, 降雨是关键触动力, 人类活动放大风险, 三者耦合越强, 易发性与致灾风险越高。本研究实现易发性分区与机理分析深度融合, 揭示不同区域致灾差异, 形成评价 - 耦合机理协同闭环, 为精准防控提供机理支撑和空间指引。

## 5.5. 研究局限性

本研究采用 BP 神经网络开展南丹县滑坡易发性评价与耦合致灾机制分析, 取得了较好成果, 但受方法、数据与研究尺度限制, 仍存在局限性。表现为: 神经网络模型结构与超参数依赖人工调试, 易陷入局部最优, 小样本下泛化能力易波动, 影响评价稳定性。其次是数据存在不确定性与精度短板, 研究采用 30 m 分辨率数据, 难以反应微地形、局部植被等小尺度孕灾条件; 且年均降雨量为插值结果, 忽略短时强降雨异质性, 弱化降雨触发效应; 滑坡编目存在小型灾害漏记、位置偏差, 地质图对次级断层、岩性过渡带收集不足, 影响模型训练与机理解析精度。评价因子的选取也是一个关键因素, 本文仅选取 9 个核心因子, 未纳入地下水埋深、岩土力学参数、土地利用类型等重要指标, 可能导致局部易发性评价偏差; 且采用静态多年均值数据, 未考虑气候变化、矿山开采等动态过程, 无法支撑动态风险预警。此外, 本文主要以县域宏观尺度解析耦合机制, 缺乏单体滑坡精细化演化分析, 也未定量评估外部扰动对致灾机制的长期影响, 对未来风险趋势预判不足, 制约防控对策前瞻性。

## 6. 结论

本文以广西南丹县为研究区, 围绕易发性评价 - 致灾机理 - 靶向防控核心思路, 选取地形、地质、水文气象、人类活动、植被遥感五大类共 9 项评价因子, 构建 BP 神经网络模型开展滑坡易发性评价, 系统剖析区域滑坡发育规律与致灾机制。研究弥补了现有滑坡研究中易发性评价与致灾机理分析相互割裂的不足, 构建了完整的研究闭环, 主要结论如下:

(1) 构建的 BP 神经网络模型预测精度较为良好, 模型 AUC 值达 0.926, 准确率 89.2%, 可精准拟合评价因子与滑坡分布的非线性耦合关系, 适用于南丹县滑坡易发性评价, 能够为区域滑坡风险识别提供可靠的技术支撑。

(2) 南丹县滑坡易发性空间分异与集聚特征显著, 分区结果与致灾因子空间分布高度吻合。极高、高滑坡易发区集中分布于中低山与丘陵过渡带、断裂沿线、河流岸坡及矿产开采区, 是多因子耦合作用最强的区域; 中、低易发区主要分布在高海拔中山、河谷平坦阶地及喀斯特峰丛区域, 该区域地质条件稳定、致灾因子耦合作用弱, 滑坡发育风险较低, 直观体现了致灾因子耦合作用的空间差异性。

(3) 区域滑坡灾害是孕灾基础、动力触发、人类活动多因子非线性耦合的结果。其中, 坡度、岩性、断层等孕灾地质条件决定了滑坡空间分布格局, 坡度  $> 25^\circ$ 、软弱夹层岩性、距断层  $< 3 \text{ km}$  是核心本底条件; 降雨是关键动力触发因素, 高降雨量与暴雨是滑坡主要诱发条件; 道路建设、矿产开采等人类活动会大幅放大滑坡灾害风险, 极高易发区多为多核心致灾因子叠加耦合区域。

(4) 基于易发性分区与致灾耦合机制, 本文建立分级防控体系: 极高易发区以工程治理和实时监测预警为主, 高易发区侧重生态修复与群测群防, 中、低易发区以生态防护和常规监测为主, 同时规范工程建设活动, 从源头管控滑坡风险。

本研究成果可为南丹县滑坡精准防控、国土空间规划、矿山生态修复提供科学依据, 也为西南同类型山区滑坡研究提供参考。后续可通过细化评价因子、优化模型结构、开展动态评价等方式, 进一步提升研究的科学性与实用性。

## 参考文献

- [1] 杨迁, 王雁林, 马园园. 2001-2019 年中国地质灾害分布规律及引发因素分析[J]. 地质灾害与环境保护, 2020, 31(4): 43-48.
- [2] 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.
- [3] Shano, L., Raghuvanshi, T.K. and Meten, M. (2020) Landslide Susceptibility Evaluation and Hazard Zonation Techniques—A Review. *Geoenvironmental Disasters*, 7, Article No. 18. <https://doi.org/10.1186/s40677-020-00152-0>
- [4] 张林, 郭郑曦, 齐实, 等. 基于机器学习模型的高植被覆盖区浅层滑坡预测[J]. 农业工程学报, 2024, 40(17): 149-160.
- [5] 喜文飞, 成鑫, 杨志全, 等. 基于 SBAS-InSAR 技术和 BP 神经网络的高位远程滑坡危险性分析研究[J]. 昆明理工大学学报(自然科学版), 2024, 49(3): 65-74.
- [6] 许强. 对滑坡监测预警相关问题的认识与思考[J]. 工程地质学报, 2020, 28(2): 360-374.
- [7] 张茂省, 薛强, 贾俊, 等. 山区城镇地质灾害调查与风险评价方法及实践[J]. 西北地质, 2019, 52(2): 125-135.
- [8] Berhane, G., Kebede, M., Alfarah, N., Hagos, E., Grum, B., Giday, A., *et al.* (2020) Landslide Susceptibility Zonation Mapping Using Gis-Based Frequency Ratio Model with Multi-Class Spatial Data-Sets in the Adwa-Adigrat Mountain Chains, Northern Ethiopia. *Journal of African Earth Sciences*, 164, Article ID: 103795. <https://doi.org/10.1016/j.jafrearsci.2020.103795>
- [9] 李文彦, 王喜乐. 频率比与信息量模型在黄土沟壑区滑坡易发性评价中的应用与比较[J]. 自然灾害学报, 2020, 29(4): 213-220.
- [10] 朱文慧, 邹浩, 何明明, 等. 基于 BP 神经网络的地质灾害易发性分区方法研究——以蕲春县为例[J]. 资源环境与工程, 2021, 35(6): 840-844.