

引用格式:曾营,张迎宾,张钟远,柳静,朱辉. 基于X-多层感知器耦合模型的滑坡易发性评价——以贵州省松桃自治县为例[J]. 山地学报, 2023, 41(2): 280-294.

ZENG Ying, ZHANG Yingbin, ZHANG Zhongyuan, LIU Jing, ZHU Hui. Landslide susceptibility evaluation based on Coupled X-multilayer Perceptron model—a case study of Songtao Autonomous County of Guizhou province, China [J]. Mountain Research, 2023, 41(2): 280-294.

基于X-多层感知器耦合模型的滑坡易发性评价 ——以贵州省松桃自治县为例

曾营¹,张迎宾^{1*},张钟远²,柳静¹,朱辉¹

(1. 西南交通大学 土木工程学院, 成都 610031; 2. 哈尔滨工业大学 重庆研究院, 重庆 400020)

摘要: 滑坡易发性评价是区域滑坡灾害风险评估的基础。当前主要滑坡易发性评价方法主要采用单一数据驱动模型,在实际应用中易出现漏报、误报问题。本文针对单一数据驱动模型的弊端,提出结合多层感知器(Multi-Layer Perceptron, MLP)构建耦合模型进行滑坡预测分析;选取贵州省松桃苗族自治县作为研究区,借助 ArcGIS 软件平台,将高程、坡度、坡向与起伏度等 12 个因子作为评价指标因子;采用归一化频率比(NFR)模型与信息量(I)模型对研究区进行易发性评价,再分别与 MLP 模型结合成为 NFR-MLP、I-MLP 耦合模型并开展滑坡区预测分析;将得到的易发性结果分为高、较高、中等、较低、低易发区五类;结合区划结果频率比、接受者操作特征曲线(ROC)线下面积 AUC 值以及新典型滑坡实例,检验模型的精确度与可靠性。结果表明:(1)精确度大小为:I-MLP 耦合模型>I 模型>NFR-MLP 耦合模型>NFR 模型。因 MLP 模型具备高度的容错性和鲁棒性,致使 X-MLP 耦合模型更加适应复杂多变的环境因素;(2)I-MLP 耦合模型预测性能较为出众,相较于单一模型精度提升 5.7%。本研究结果可为研究区地质灾害防治提供一定指导建议。

关键词: 滑坡易发性;多层感知器;NFR 模型;I 模型;模型耦合;贵州省松桃县

中图分类号: P642.4

文献标志码: A

中国是世界上滑坡灾害最为严重的地区之一^[1]。科学、准确地评价滑坡易发性对科学减灾、土地规划等具有实践意义。国内外学者对滑坡易发性评价做了大量的研究与试验,提出了许多评价模型与手段。其中主要有:信息量模型^[2-3]、逻辑回归模型^[4-6]、随机森林模型^[7-8]、支持向量机模型^[9-10]、神经网络模型^[11-12],以及多方法耦合模型^[13-15]等。当前虽存在诸多滑坡评价模型,但不同模型精度及性能各异。如何找寻一种准确可靠的

滑坡易发性评价模型,依旧是当今热门的课题。目前常用于滑坡易发性预测的评价模型主要为数据驱动模型,但单一的数据驱动模型存在一定的弊端^[13-16],出现漏报、误报的情况较多。随着研究的深入,多方法模型耦合的应用逐渐增多,一些耦合模型的性能明显优于传统单一模型^[13-14,21,25]。相较于单一模型,耦合模型的精度、性能都有一定程度的提升,在实际应用中精度 1% 或 2% 的增量都控制着滑坡易发性的最终评价结果^[18-20]。

收稿日期 (Received date): 2022-11-15; **改回日期** (Accepted date): 2023-04-02

基金项目 (Foundation item): 国家自然科学基金(41977213);中央高校基本科研业务费专项资金(XJ2021KJZK039);四川省交通运输科技项目(2021-A-03);中铁四川生态城投资有限公司委托项目(R110121H01092)。[National Natural Science Foundation of China (41977213);Fundamental Research Funds for the Central Universities (XJ2021KJZK039);Sichuan Provincial Transportation Science and Technology Project (2021-A-03);Project of China Railway Sichuan Eco-City Investment Co., LTD (R110121H01092)]

作者简介 (Biography): 曾营(1997-),男,福建宁德人,博士研究生,研究方向:地质灾害风险评估。[ZENG Ying (1997-), male, born in Ningde, Fujian province, Ph. D. candidate, research on geological hazard risk assessment] E-mail: zengying@my.swjtu.edu.cn

*** 通讯作者** (Corresponding author): 张迎宾(1983-),男,教授,博士,研究方向:岩土地震工程。[ZHANG Yingbin (1983-), male, professor, Ph. D., research on geotechnical earthquake engineering] E-mail: yingbinz719@swjtu.edu.cn

本文提出基于多层感知器 (Multi-Layer Perceptron, MLP) 构建 X-MLP (X 为当前常用数学统计模型) 耦合模型进行预测滑坡易发性。MLP 在模式识别与滑坡易发性预测的各种应用中体现出较高的建模效率和预测性能^[21-24], 因其具有高度的容错性和鲁棒性, 能够适应连续变量与离散变量, 具有突出的非线性映射能力, 适合用于滑坡预测预报^[25], 能实现评价因子间准确分类, 规避评价模型中人为主观因素的影响。本研究采用目前广泛应用的信息量模型 (I)^[2-3]、归一化频率比模型 (NFR)^[13] 的单一评价模型, 再分别与 MLP 模型耦合形成 I-MLP 和 NFR-MLP 耦合模型, 分别采用四种模型预测滑坡易发性并做对比分析, 讨论 X-MLP 耦合模型的可靠性。本文选取贵州省铜仁市松桃县苗族自治县为研究区, 该区域属于地质灾害易发区, 且目前针对其滑坡的研究程度较低。滑坡易发性区划结果可为松桃自治县防灾减灾提供参考建议。

1 研究区概况及数据源

1.1 研究区概况

松桃苗族自治县位于贵州省东北部, 有“黔东门户”之称。海拔 259 ~ 2063 m, 境内海拔高度不一, 相对高差为 1804 m, 全县平均海拔 650 m。地理坐标为 108°35′42″ ~ 109°23′30″E, 27°49′40″ ~ 28°30′20″N。研究区属中亚热带湿润季风气候, 年平均降水 1378.3 mm, 雨量充沛, 平均气温为 16.2 °C。研究区内断裂构造发育, 且受武陵运动等强烈构造活动的影响, 大部分构造线方向与梵净山脉北北东的走向一致, 规模较大断裂带有红石断裂、杨立掌断裂、木耳断裂和三阳断裂四条。区内地层出露主要有志留系 (S) 灰绿、灰黑、黑色粉砂质页岩与泥质粉砂岩互层; 奥陶系 (O) 浅灰色厚层状瘤状泥灰岩、泥晶灰岩; 寒武系 (C) 黑色页岩、碳质粘土质页岩、砂质页岩; 南华系 (Nh) 粉砂岩、粉砂质页岩、深灰色炭质页岩; 青白口系 (Qb) 含砾砂岩、灰绿色变质砾岩、绢云母板岩。境内主要有松道高速与渝怀铁路穿行, 人口 487 737 人, 面积 3409 km²^[26]。

1.2 研究数据来源

本文研究主要数据源包括: (1) 松桃苗族自治县自然资源局滑坡灾害资料; (2) 91 卫图上下载的

研究区 1:1000 000 地质图, 用于矢量化得到地层岩性; (3) 91 卫图上下载的研究区 1:50000 地质图, 用于矢量化得到断裂数据; (4) 地理空间数据云 (<https://www.gscloud.cn/>) 下载 ASTER GDEM 30M 数字高程模型 (Digital Elevation Model, DEM), 分辨率为 30 m, 用于高程、坡度、坡向、地形起伏度等信息提取; (5) 土地利用类型来源于 GlobeLand30 (<http://www.globallandcover.com/>), 分辨率为 30 m; (6) 2000—2015 年降雨量数据来源于中国科学院资源环境科学与数据中心 (<https://www.resdc.cn/>), 用于计算年均降雨量; (7) 91 卫图下载的影像地图, 其分辨率为 5 m, 拍摄时间为 2020 年, 用于矢量化得到道路与河流数据; (8) Landsat TM8 遥感影像 (<http://www.globallandcover.com/>), 用于提取归一化植被指数 (NDVI)。收集到历史滑坡点共 99 处, 规模主要以中小型为主, 全区地质灾害较为严重, 属于地质灾害易发区。

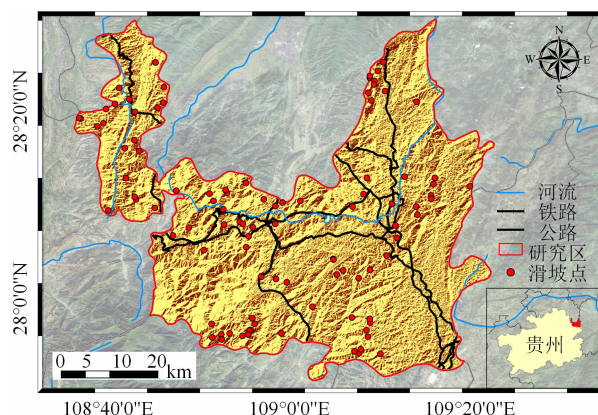


图1 松桃自治县滑坡分布图

Fig. 1 Distribution of landslide in Songtao Autonomous County

2 滑坡易发性评价模型

随着统计算法、机器学习和地理信息系统 (GIS) 的快速发展, 为滑坡易发性区划的研究引入了大量的新模型。为找寻高精度的预测模型, 本文将数学统计模型 (NFR 和 I) 与机器学习模型 (MLP) 相结合, 以减少不确定性并增加滑坡易发性区划结果的准确性。并传统数学统计模型 (NFR 和 I) 作比较分析, 验证本文提出模型的预测性能。

2.1 归一化频率比模型 (NFR)

频率比模型是一种计算因变量与自变量概率关系的二元统计方法, 是一种简单、有效的滑坡易发性

区划模型^[27],其 FR 值的大小表示对于滑坡的贡献程度,FR > 1 时表示因子对于滑坡发育的相关性较强,FR < 1 时表示因子对滑坡发育的相关性较弱^[28,29]。其计算公式如下:

$$FR(x_{ij}) = \frac{z_{ij}/Z}{s_{ij}/S} \quad (1)$$

式中, z_{ij} 为第 i 个评价因子的 j 类区间发生滑坡数(个); Z 为研究区内总滑坡数(个); s_{ij} 为第 i 个评价因子的 j 类区间的面积(m^2); S 为研究区总面积(m^2); i 为评价因子序号, $i = 1, 2, 3, \dots, n$ (n 为评价因子个数); j 为评价因子的二级分类序号, $j = 1, 2, 3, \dots, m$ (m 为分级区间个数); $FR(x_{ij})$ 为第 i 个评价因子的 j 类区间的 FR 值。

归一化频率比(Normalized Frequency Ratio, NFR)将各指标因子进行标准化,以便更好地掌握各个频率的分布情况,其公式如下:

$$NFR(x_{ij}) = \frac{FR(x_{ij})}{\sum_{j=1}^m FR(x_{ij})} \quad (2)$$

2.2 信息量模型(I)

信息量模型(Information Value Model, I)是地质灾害空间预测技术主要方法之一,已广泛应用于滑坡易发性评价。其是通过统计历史滑坡样本数据,将影响滑坡的各种因素如滑坡地质灾害位置、高程等实测数据转换为信息量值,研究各因素间的相互关系,进而获得滑坡灾害的发育规律。信息量被广泛认为是预测滑坡易发性的综合指标之一^[2,3,30-32],其可靠性已得到诸多学者的验证。其单个因子信息量计算公式如下:

$$I = \ln \frac{N_i/N}{S_i/S} \quad (3)$$

式中, N_i 为指标因子某个属性类别内的滑坡点个数(个); N 为研究区域内滑坡点总数(个); S_i 为指标因子某个属性类别内的滑坡面积(m^2); S 为研究区域内总滑坡面积(m^2)。

$$I_j = \sum_{i=1}^n \ln \frac{N_i/N}{S_i/S} \quad (4)$$

式中, I_j 为评价因子单元的总信息量, I_j 值越大表示该因子越有利于滑坡发生。

2.3 NFR-MLP 耦合模型与 I-MLP 耦合模型

滑坡灾害形成机制复杂、影响因素多样,是多因素共同作用下的非线性问题。RUMELHART^[33]在

单层感知器分类神经网络的基础上提出多层感知器模型,MLP 网络由输入层、隐藏层及输出层组成,MLP 网络神经元之间的连接通过权重值变化来确定输入和输出向量对之间的关系,使得 MLP 形成有序稳定,且具有决策能力的网络结构^[34]。因此,相较于一般的线性统计方法,MLP 具有突出的非线性映射能力更适合用于滑坡预测和预报。本次研究中,输入层即为选择的指标因子,输出层为滑坡发生情况。上下层神经元连接在一起并存在相关的权重值,经过模型不断迭代训练调整权重,直到误差最小化的情况下得出最终的权重值。

$$net_j = \sum_{i=1}^i w_{ij} p_i \quad (5)$$

式中, w_{ij} 为权重值; i, j 分别为输入神经元和隐藏神经元数; p_i 为输入神经元中的变量; t 为输入神经元的数量。

NFR-MLP 和 I-MLP 耦合模型将已统计分析的滑坡易发性指标因子 NFR 值和 I 值来确定滑坡关键影响因子,每个指标因子的 NFR 值和 I 值具有相同的量纲,解决了数据类型的合并问题。确定研究区滑坡点同时随机提取等量的未滑坡点,利用 GIS 平台中的多值提取到点工具,将各指标因子 NFR 值与 I 值赋值到各点上,形成输入层训练集。将是否为滑坡点,作为网络输出层的响应量。就此,搭建完成 NFR-MLP 耦合和 I-MLP 耦合模型。

2.4 研究方法

本文基于 X-MLP 耦合模型的滑坡易发性研究主要分为以下几步:(1)基于 GIS 平台将研究区栅格单元化,以 30 m × 30 m 为最小单元,共计 3 783 192 栅格;(2)基于频率比和 GIS 波段集统计工具进行相关性分析,选取合适的滑坡评价指标因子;(3)计算各指标归一化频率比、信息量值;(4)提取滑坡与未滑坡点,提取各点 NFR 值和 I 值,完成网络训练样本集;(5)从研究区滑坡栅格中随机选择 70% 样本作为训练样本,剩下 30% 作为检验集,搭建 MLP 多层感知器网络并训练得到结果;(6)分别采用归一化频率比(NFR)、信息量(I)、I-MLP 耦合和 NFR-MLP 耦合模型预测松桃自治县滑坡易发性区划,通过模型易发性等级频率比初步判断模型精度,再绘制 ROC 曲线定量检验各模型精度并进行对比分析。

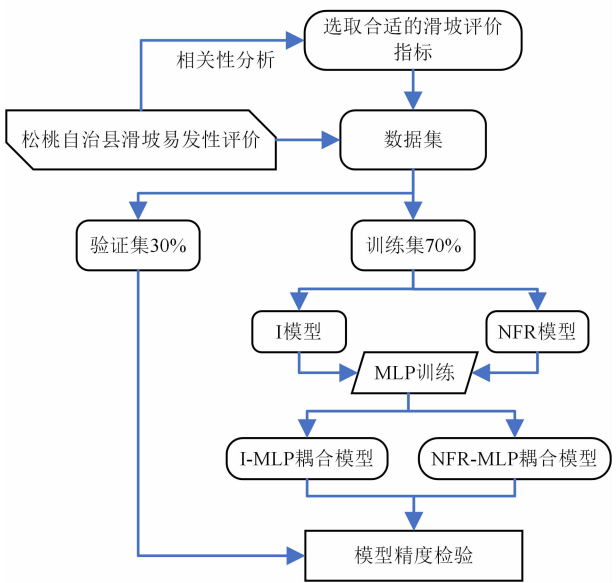


图2 研究路线图
Fig. 2 Research roadmap

3 滑坡指标因子选取与分析

3.1 指标因子选取

滑坡发育因子众多,选取合适的环境因子直接影响到滑坡易发性评价的准确性。在前人研究与研究区特征的基础上,本文选取地形地貌、工程地质、气象水文、人类工程活动四大类共 12 个指标因子,以达到客观准确的分析目的。采用 FR 值表征了各指标因子对于滑坡的影响程度,FR 值越大表示该因子对于滑坡发育的影响越强,而 FR 值较小则表明该因素对于滑坡发育没有显著影响。因此采用 FR 值对各评价指标与滑坡易发性关联性进行分析^[35]。计算得到因子的 NFR 值与 I 值,如表 1 所示。

表 1 滑坡指标因子评价分级表

Tab. 1 Evaluation and classification of landslide index factors

指标因子	属性	FR	NFR	I
高程	259 ~ 500 m	1.547	0.551	0.436
	500 ~ 1000 m	0.976	0.347	-0.025
	1000 ~ 1500 m	0.286	0.102	-1.250
	1500 ~ 2000 m	0.000	0.000	-1.250
	2000 ~ 2063 m	0.000	0.000	-1.250
坡度	0° ~ 10°	0.850	0.174	-0.162
	10° ~ 20°	0.522	0.107	-0.650
	20° ~ 30°	1.717	0.351	0.541
	30° ~ 40°	1.157	0.236	0.146
	40° ~ 90°	0.647	0.132	-0.435

续表 1

指标因子	属性	FR	NFR	I
坡向	平面	0.719	0.080	-0.329
	北	1.315	0.146	0.274
	东北	0.846	0.094	-0.168
	东	0.869	0.097	-0.140
	东南	1.073	0.119	0.071
	南	1.180	0.131	0.166
	西南	1.052	0.117	0.050
	西	0.955	0.106	-0.046
	西北	0.983	0.109	-0.017
起伏度	0 ~ 20	0.138	0.250	-0.192
	20 ~ 40	0.210	0.381	0.229
	40 ~ 60	0.158	0.286	-0.056
	> 60	0.046	0.083	-1.297
土地利用	耕地	1.500	0.449	0.406
	林地	0.692	0.207	-0.369
	草地	1.153	0.345	0.142
	水体	0.000	0.000	-0.369
	人工活动地表	0.000	0.000	-0.369
道路距	0 ~ 200 m	1.456	0.248	0.376
	200 ~ 400 m	0.000	0.000	-0.513
	400 ~ 600 m	1.720	0.293	0.542
	600 ~ 800 m	1.088	0.185	0.085
	800 ~ 1000 m	0.598	0.102	-0.513
	> 1000 m	1.004	0.171	0.004
断层距	0 ~ 300 m	1.292	0.23	0.256
	300 ~ 600 m	0.589	0.105	-0.530
	600 ~ 900 m	1.247	0.222	0.221
	900 ~ 1200 m	0.419	0.075	-0.871
	1200 ~ 1500 m	0.976	0.174	-0.024
	> 1500 m	1.095	0.195	0.091
河流距	0 ~ 200 m	1.021	0.137	0.021
	200 ~ 400 m	1.058	0.142	0.056
	400 ~ 600 m	3.278	0.440	1.187
	600 ~ 800 m	0.555	0.075	-0.589
	800 ~ 1000 m	0.562	0.076	-0.576
	> 1000 m	0.969	0.130	-0.031
降雨	1140 ~ 1211 mm	1.659	0.373	0.506
	1211 ~ 1282 mm	1.007	0.227	0.007
	1282 ~ 1353 mm	1.046	0.235	0.045
	1353 ~ 1429 mm	0.733	0.165	-0.311
曲率	< 0	0.912	0.323	-0.092
	0	0.805	0.285	-0.217
	> 0	1.105	0.392	0.100
地层岩性	$\text{C}_1(1)$	1.222	0.093	0.200
	$\text{C}_3(2)$	0.792	0.061	-0.233
	O(3)	1.584	0.121	0.460

续表 1

指标因子	属性	FR	NFR	I
地层岩性	S ₁₋₂ (4)	1.853	0.142	0.617
	N _{hZ} (5)	1.365	0.104	0.311
	Є (6)	1.411	0.108	0.344
	Q _b (7)	0.209	0.016	-1.567
	O ₁₋₂ (8)	1.137	0.087	0.128
	Є ₂₋₃ (9)	0.474	0.036	-0.747
	K ₁₋₂ (10)	3.030	0.232	1.109
	P ₁₂ (11)	0.000	0.000	-1.567
NDVI	<0.25	1.432	0.504	0.359
	0.25~0.5	0.958	0.337	-0.043
	>0.5	0.451	0.159	-0.797

3.2 指标因子的独立性

在滑坡分析中,多重共线性是指由于其高度相关性而导致数据集中可能出现的条件因素的非独立性,从而导致错误的系统分析^[36]。现今有多种方法量化多重共线性,例如 Pearson 相关系数^[36-37]、方差分解比例^[38]以及方差膨胀因子(VIF)和容差^[39]等。图 3 为滑坡指标因子 Pearson 相关系数,Pearson 方

法主要是将两个因子的协方差除以其标准差的乘积,当 Pearson 相关性系数 <0.2 说明因子不相关,相关性系数 0.2~0.4 说明因子低度相关,相关性系数 0.4~0.7 说明因子中度相关,相关性系数大于 0.7 时表明存在高度共线性^[40]。可得到各评价因子之间相关性系数最高为 0.28,均小于 0.3,说明因子间不存在明显的相关性。

为了进一步确定这些因素之间的多线性关系,再计算方差膨胀因子 VIF 和容差,VIF 和容差方法通常用于检查滑坡研究中条件因素的多重共线性^[41],VIF>10 或容差<0.1 时存在潜在的多重共线性^[42],VIF 越接近 1,多重共线性越轻。结果如表 2 所示,其中 VIF 值最大 1.284,整体数据都接近于 1,再次说明选取的指标因子不存在明显的共线性,因此可将这 12 个因子列为指标因子进行滑坡易发性评价。

3.3 地形地貌因子

本文地形地貌因子主要包括高程、坡度、坡向、地形起伏度、曲率、NDVI 值,主要由 DEM 数据中获

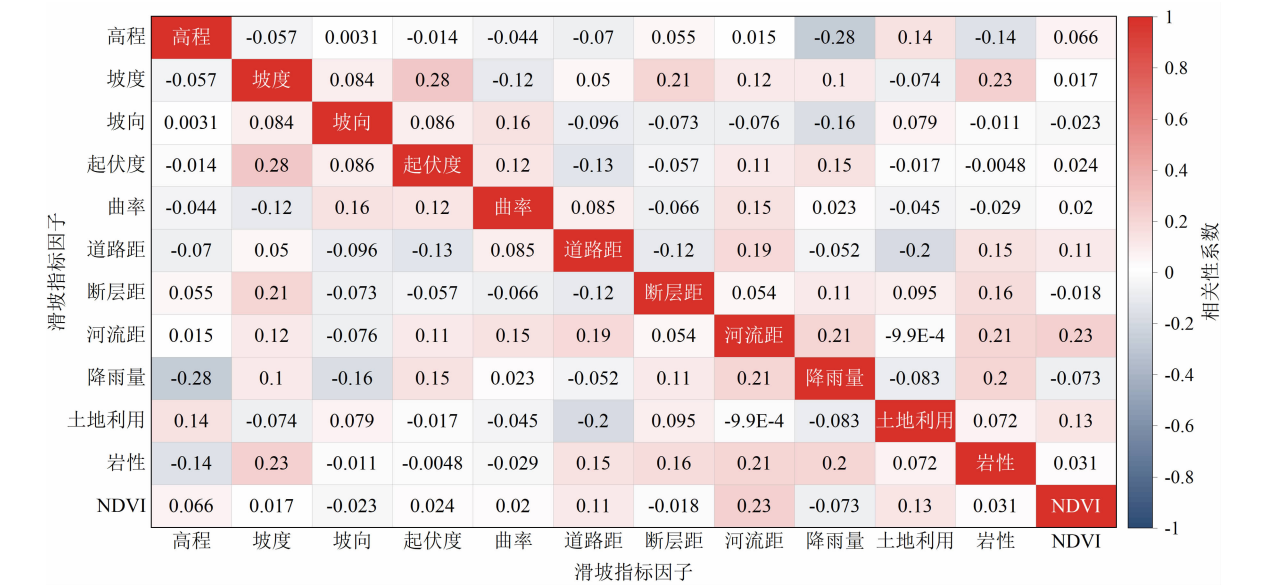


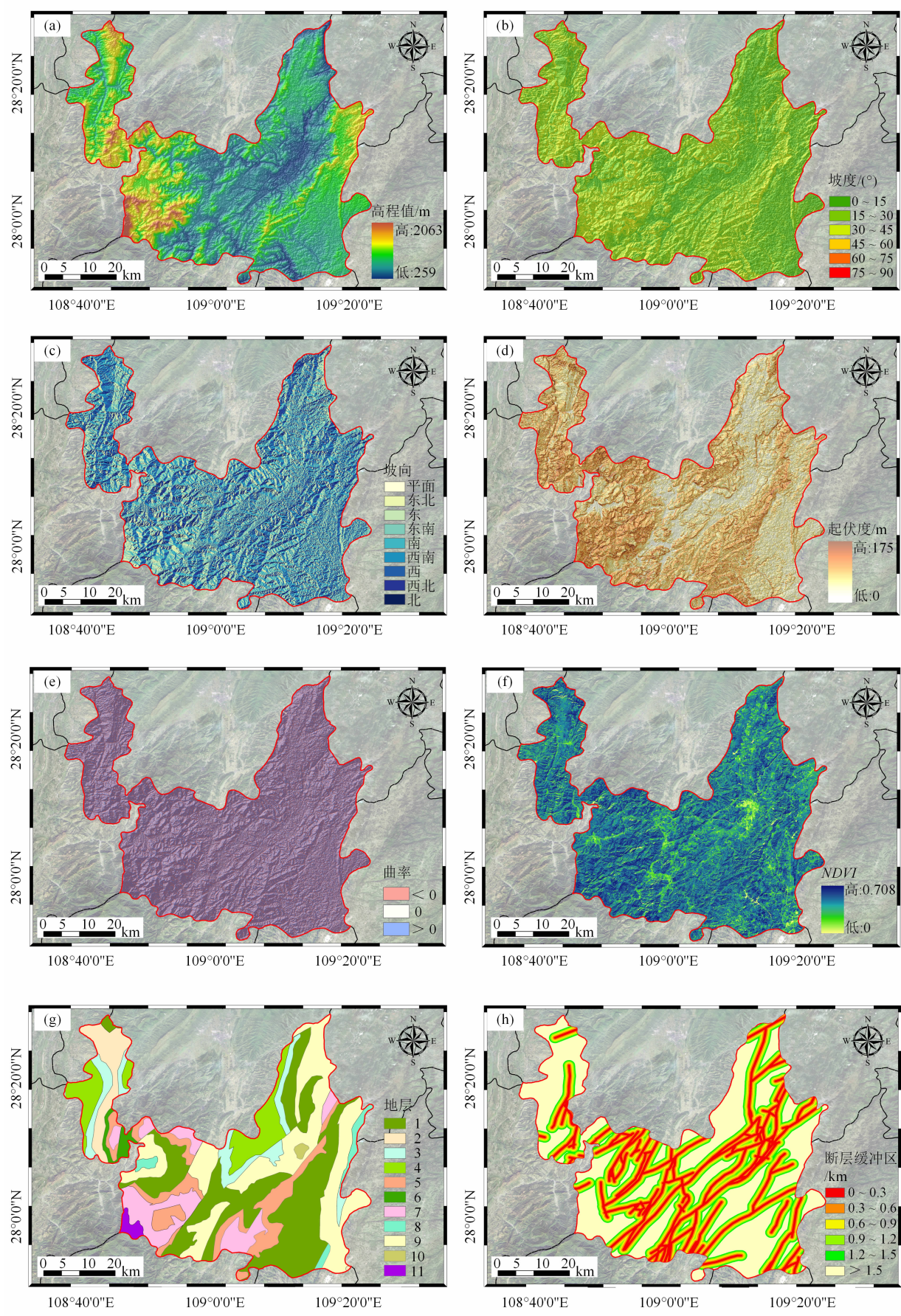
图 3 滑坡指标因子 Pearson 相关系数

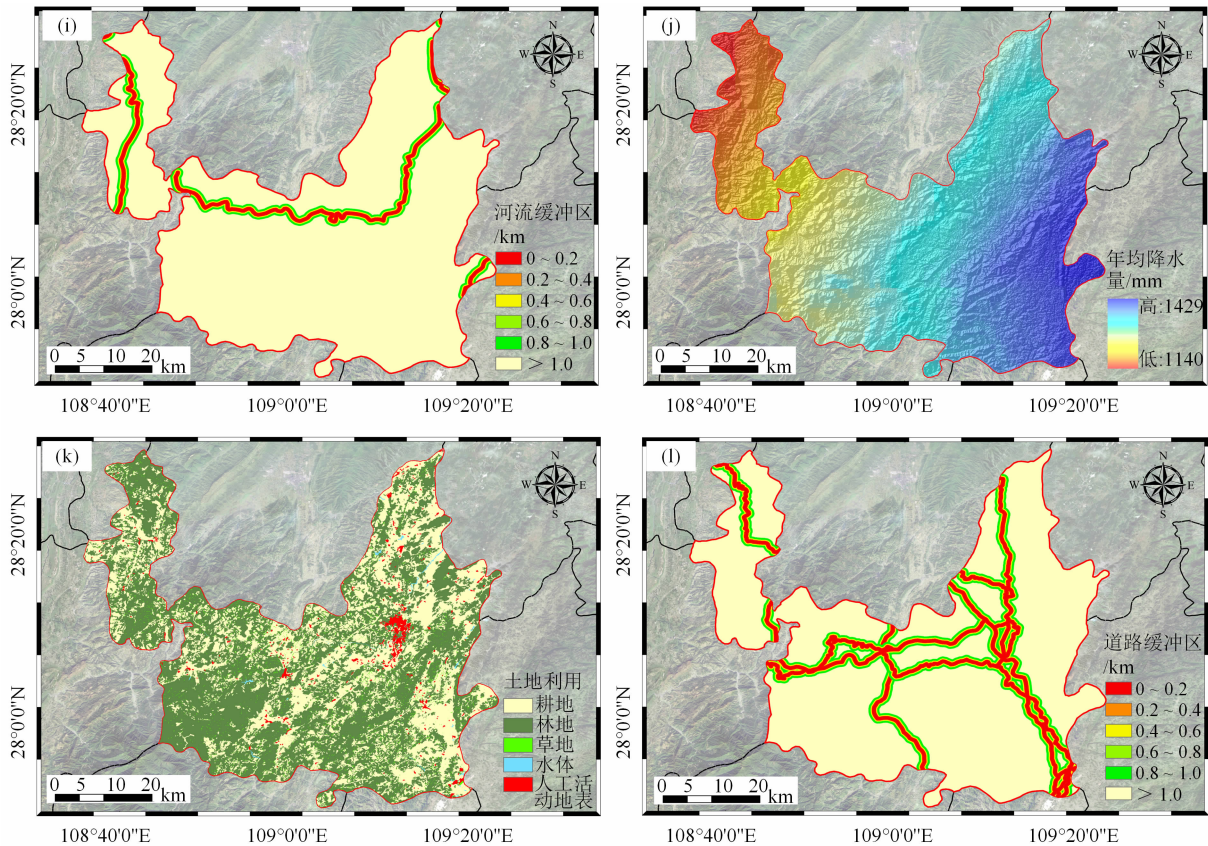
Fig. 3 Pearson correlation coefficient of landslide index factor

表 2 滑坡指标因子 VIF 和容差值

Tab. 2 Landslide index factor VIF and tolerance value

评价因子	高程	坡度	坡向	起伏度	曲率	道路距	断层距	河流距	降雨量	土地利用	岩性	NDVI
容差	0.875	0.779	0.897	0.829	0.893	0.828	0.874	0.806	0.787	0.886	0.831	0.907
VIF	1.143	1.284	1.115	1.206	1.120	1.207	1.144	1.240	1.271	1.129	1.203	1.103





地层 1: C_1 ; 地层 2: C_3 ; 地层 3: O ; 地层 4: S_{1-2} ; 地层 5: N_{1+2} ; 地层 6: C ; 地层 7: Q_b ; 地层 8: O_{1-2} ; 地层 9: C_{2-3} ; 地层 10: K_{1-2} ; 地层 11: P_{12}

图 4 研究区滑坡指标因子: (a) 高程; (b) 坡度; (c) 坡向; (d) 地形起伏度; (e) 曲率;

(f) NDVI; (g) 地层岩性; (h) 断层缓冲区; (i) 河流缓冲区; (j) 年均降水量; (k) 土地利用类型; (l) 道路缓冲区

Fig. 4 Landslide index factors in the study area: (a) elevation; (b) slope; (c) aspect; (d) topographic relief; (e) curvature;

(f) NDVI; (g) stratigraphic lithology; (h) fault buffers; (i) river buffers; (j) average annual rainfall; (k) land use type; (l) road buffers

取。地形地貌因子是直接影响着研究区地表和能量的分配过程,通过影响土壤以及地表植被的发育来进一步影响自然灾害和土地的规划利用^[43]。高程反映着地形海拔高度,坡高越大其坡体应力、坡体势能越大。研究区高程为 259 ~ 2063 m,其主要高程部分在 259 ~ 500 m 和 500 ~ 1000 m,滑坡占比分别为 27.27% 与 69.7%,其 FR 值达到 1.547 和 0.976。反映出研究区滑坡主要分布于低海拔地区。坡度是反映地表单元陡缓的程度,当坡体达到一定的坡度范围更易失稳。研究区滑坡主要分布在坡度 $20^\circ \sim 30^\circ$ 、 $30^\circ \sim 40^\circ$,FR 均大于 1,说明滑坡主要发生在中等坡度的边坡上。坡向影响着植被覆盖、日照方向、降雨量的大小,间接影响着斜坡岩土体的物理力学特性^[3]。采用 GIS 软件将研究区划分为 9 个坡向,在坡向为正北、东南、南西南方向时更易产生滑坡,其 FR 都大于 1。地形起伏度反映边坡在单位面积中地表高程的变化程度,反映着边坡地表形态。

在研究区起伏度分级中,没有 FR 大于 1,说明起伏度的所有区间都控制着滑坡的形成。曲率反映着斜坡的地表形态,将研究区曲率分为三个等级依照大小分为凸形坡(曲率 > 0)、平面坡(曲率 $= 0$)、凹形坡(曲率 < 0),其中只有凸形坡 FR 大于 1,说明凸形坡的斜坡体稳定性较低。植被根系作用在土体中有利于增强岩土体强度,发挥固土作用降低滑坡发生率。将研究区 NDVI 值划分为 0 ~ 1,值越大表明植被覆盖率越高,滑坡主要发生在 0 ~ 0.25,FR 值高达 1.432,说明植被能有效地防治边坡失稳。

3.4 工程地质因子

本文工程地质因子主要包括地层岩性、断层缓冲区(断层距),主要由地质图中提取得到。地层岩性对坡体和堆积体的强度有着重要影响^[44],也是滑坡发生的物源基础^[45],在不同的岩性中滑坡发育程度也不同,地层岩性可视为滑坡发生的关键因素之一。将研究区地层依据年代和岩性划分为 11 个地

层,在 $C_1(1)$ 、 $O(3)$ 、 $S_{1-2}(4)$ 、 $N_{hz}(5)$ 、 $C(6)$ 、 $O_{1-2}(8)$ 、 $K_{1-2}(10)$ 地层中滑坡占比已达到 81.8%,且在各地层中 FR 皆大于 1,反映出滑坡易发生在粉砂质页岩、泥质粉砂岩与瘤状泥灰岩等地层中,斜坡体在这些地层中更容易失稳。研究区内断裂构造十分发育,断裂带会导致周边岩体破碎、力学强度降低、抗风化能力下降,导致边坡稳定性下降,进而造成边坡失稳。依据地质图矢量化得到断层构造分布,依据与断层距离划分为 6 个等级,在 0 ~ 300 m 与 600 ~ 900 m 中,FR 值分别为 1.292、1.247,说明在该区间内滑坡发生率高。由 FR 值亦可得到,滑坡受断裂构造控制,离断层距离越近边坡越易失稳。

3.5 气象水文因子

本文气象水文因子主要包括:河流缓冲区(河流距)、年均降雨量,主要数据来源由卫星影像图中矢量化得到河流分布,从研究区往年降雨数据得到年均降雨量。河流会侵蚀和浸泡岸坡,岸坡在河流的长期侵蚀下,坡脚的物质会逐渐松散,土体有效强度会大幅下降。在河流的冲刷与搬运作用下,斜坡逐渐变陡,斜坡体天然稳定性受到破坏。因此,需考虑与河流之间的距离,距离河流越近,受河流侵蚀作用越明显。依据与河流距离划分为 6 个等级,在 0 ~ 200 m、200 ~ 400 m、400 ~ 600 m 中 FR 都大于 1,证实了河流对于边坡失稳具有促进作用。降雨得到的水体同样也是不可忽视的重要因素,岩土体在降雨的入渗后发生软化,力学强度下降,斜坡体逐渐失稳。将研究区的年均降水量依据自然断点法分为四个等级,发现 FR 值普遍较高,说明降雨对于滑坡的发育有着明显的控制作用。特别在于强降雨时期,在河流水位上涨侵蚀浸泡、降雨崩解泥化的双重作用下,斜坡体发生失稳的概率更大。

3.6 人类工程活动因子

本文人类工程活动因子主要包括:道路缓冲区(道路距)、土地利用,主要数据来源于公布的土地利用数据与卫星影像。人类工程活动对边坡失稳有着明显的控制作用,例如大规模的切坡、开挖、爆破等工程,破坏了原有自然环境的平衡。提取研究区主要公路、铁路路线图,绘制道路缓冲区分析图,在距道路 800 m 内 FR 值普遍较高,在距道路 0 ~ 200 m 内 FR 值为 1.456,说明道路对于滑坡的发生有一定的诱发作用。不同的土地利用类型对于斜坡体的失稳也起到关键作用,研究区内主要有五种不

同的使用类型,其中主要为林地占比 59.95%,但其 FR 仅为 0.692,说明林地不易诱发滑坡,佐证了植被对于斜坡体的固土作用。FR 值较大的为耕地与草地,FR 值分别达到 1.5 与 1.153,说明在耕地中滑坡更易发生。同时从这项数据可证明,现今退耕还林不仅是改善生态环境,更是有限防治地质灾害的科学手段。

4 研究区滑坡易发性评价

计算出 NFR 与 I 值,将计算值赋值于相应的图层中,利用 GIS 栅格计算器分别叠加 NFR 与 I 值,得到研究区 NFR 滑坡易发性区划与 I 滑坡易发性区划。利用自然断点法分为五个层级,分别如图 5a、5b 所示:其中 NFR 模型滑坡易发性各等级占比分别为(由低到高,下同) 10.25%、24.73%、30.34%、29.13%、10.79%,高易发区主要集中在研究区西北部瓦溪乡、甘龙镇一带;I 模型滑坡易发性各等级占比分别为 6.64%、20.11%、29.54%、29.27%、14.44%,高易发区相对较多,预测滑坡主要分布于研究区西北部以及中部松道高速沿线附近。

基于计算得到 NFR 与 I 值,选取滑坡点与等量未滑坡点数据构建网络训练集。搭建多层感知器网络,输入层包含 12 个神经元,为“高程、坡度……”;输出层包含 1 个神经元,即为“滑坡发生情况”,进行 MLP 网络训练得到各指标因子的重要性系数,得到图 6。利用 GIS 栅格计算器将因子值结合各自的权重值,累积叠加得到 NFR-MLP 与 I-MLP 耦合模型评价结果。利用自然断点法分为五个层级,分别如图 5c、5d 所示:其中 NFR-MLP 耦合模型滑坡易发性各等级占比分别为 11.53%、25.49%、28.92%、23.61%、10.45%;I-MLP 耦合模型滑坡易发性各等级占比分别为 5.52%、19.71%、30.85%、29.13%、14.79%。

5 模型精度对比分析

5.1 模型精度频率比验证

根据模型计算得到研究区易发性等级频率比值,如表 3 所示:对于单一评价模型由频率比值可看出,易发区等级由低到高 FR 值逐渐增大,在高易发区中 FR 值分别达到 3.040(NFR)、2.939(I),而在低易发区中 FR 值远小于 1,说明两个模型的整体预

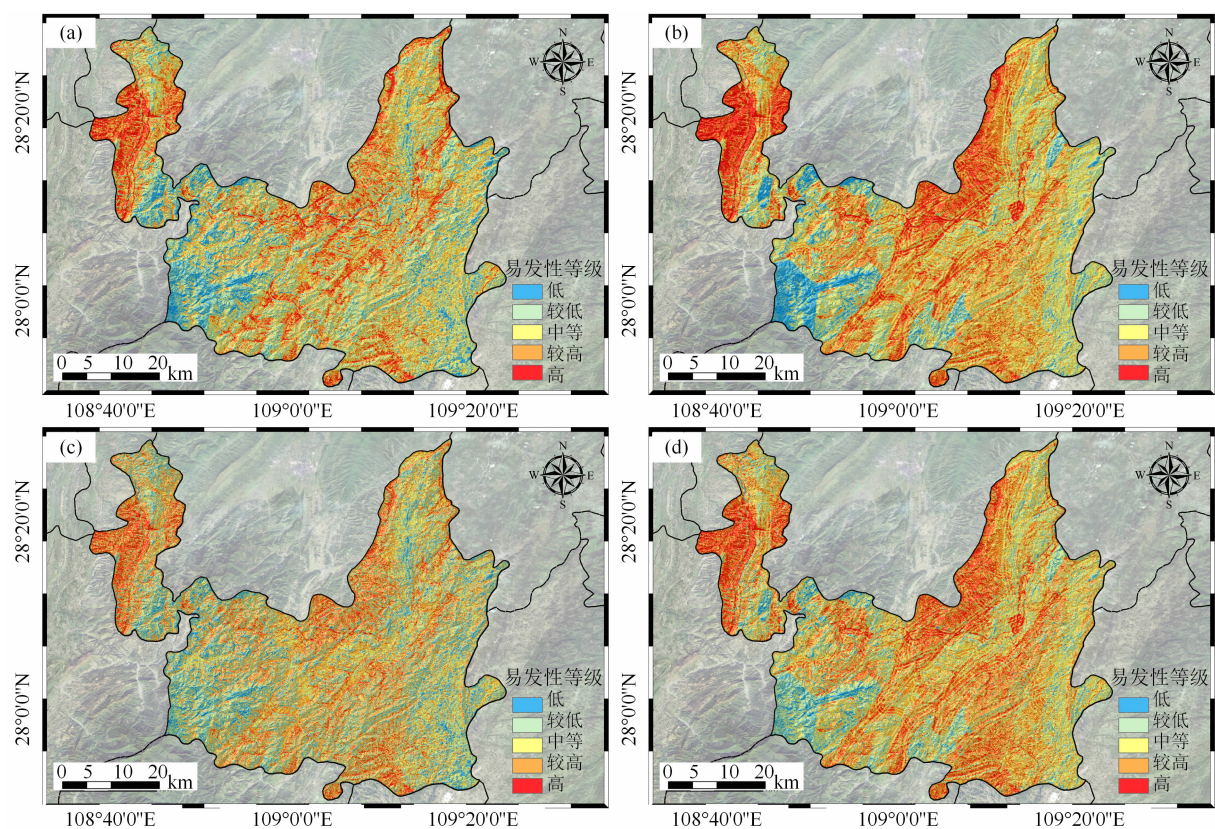


图 5 研究区滑坡易发性区划:(a)NFR 模型;(b)I 模型;(c)NFR-MLP 耦合模型;(d)I-MLP 耦合模型
Fig. 5 Landslide susceptibility zoning in the study area;
(a) NFR model; (b) I model; (c) NFR-MLP coupled model; (d) I-MLP coupled model

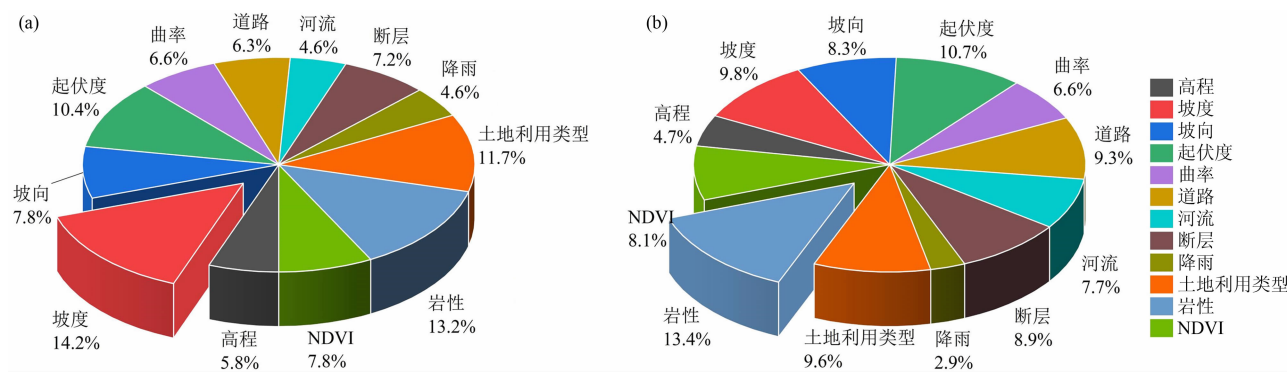


图 6 指标因子权重值饼图:(a)NFR-MLP 因子重要性 (b)I-MLP 因子重要性
Fig. 6 Pie chart of indicator factor weights: (a) NFR-MLP factor importance; (b) I-MLP factor importance

测效果较好。NFR 模型中较高 (1.235) 和高 (3.040) 易发性分区范围内面积总占比 34.68%, 滑坡占比达到 62.63%; I 模型中较高 (1.346) 和高 (2.939) 易发性分区范围内面积总占比 43.71%, 滑坡占比达到 81.82%; 通过将高和较高易发区的频率比之和, 除以所有频率之和, 即可得到易发区的整体预测精度^[43]。其中 NFR 模型较高与高易发区为 0.734, I 模型较高与高易发区内为 0.827, 由该项数

据对比发现 I 模型预测结果优于 NFR 模型。
对于 X-MLP 耦合模型, 频率比值也随着易发区等级由低到高 FR 值逐渐增大, 证明耦合模型预测结果也达到了预期效果。NFR-MLP 耦合模型中较高 (1.284) 和高 (3.479) 易发性分区范围内面积总占比 34.06%, 滑坡占比达到 66.67%; I-MLP 耦合模型中较高 (1.168) 和高 (3.346) 易发性分区范围内面积总占比 43.92%, 滑坡占比达到 83.51%; 通

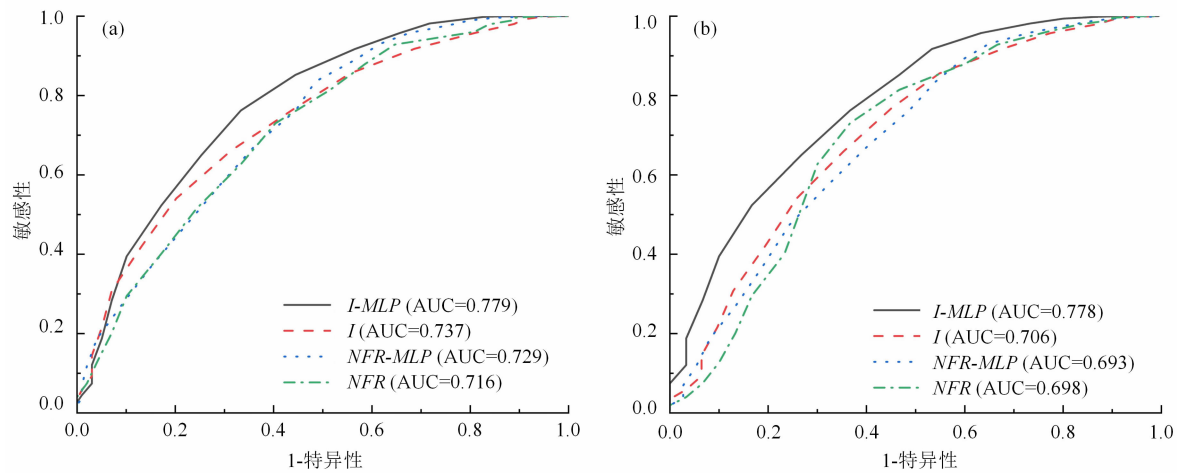


图7 四种模型的 ROC 曲线:(a)训练集;(b)验证集

Fig. 7 ROC curves for four models: (a) training set; (b) validation set

过将高和较高易发区的频率比之和,除以所有频率之和,即可得到易发区的整体预测精度^[43]。其中 NFR-MLP 耦合模型整体预测精度为 0.773,I-MLP 耦合模型整体预测精度为 0.834,通过数值可得到初步的判断,I-MLP 耦合模型预测精度显著优于 NFR-MLP 耦合模型。

表3 滑坡易发性等级频率比值对比

Tab. 3 Comparison of frequency ratios of landslide susceptibility classes					
评价 模型	易发性 等级	滑坡栅格 占比/%	区间面积 占比/%	FR	归一化
NFR 模型	低	4.040	10.248	0.394	0.068
	较低	8.081	24.728	0.327	0.056
	中等	25.253	30.344	0.832	0.143
	较高	29.293	23.714	1.235	0.212
	高	33.333	10.966	3.040	0.522
I 模型	低	2.020	6.644	0.304	0.059
	较低	3.030	20.107	0.151	0.029
	中等	13.131	29.538	0.445	0.086
	较高	39.394	29.274	1.346	0.260
	高	42.424	14.437	2.939	0.567
NFR-MLP 耦合模型	低	4.040	11.528	0.350	0.057
	较低	7.071	25.489	0.277	0.045
	中等	22.222	28.922	0.768	0.125
	较高	30.303	23.608	1.284	0.208
	高	36.364	10.453	3.479	0.565
I-MLP 耦合模型	低	2.062	5.519	0.374	0.069
	较低	3.093	19.707	0.157	0.029
	中等	11.340	30.854	0.368	0.068
	较高	34.021	29.132	1.168	0.216
	高	49.485	14.788	3.346	0.618

5.2 ROC 曲线

成功率曲线是目前应用在检验评价模型预测地质灾害易发性精度最主要的手段方法^[46],AUC 值为 ROC 曲线与坐标 X 轴围成的面积,一般值小于 1,值越接近 1 表示模型精度越高。将所得到的滑坡易发性区划等分为 30 份,再将已知滑坡样本在这 30 份等间距滑坡易发性区间出现的比例进行叠加,便可绘制完成 ROC 曲线。其中纵轴为实际滑坡栅格数量百分比累积量,即敏感度。横轴为易发性面积百分比累积量,即特异性^[30]。绘制出四个模型的 ROC 曲线,如图 7a 反映的是模型训练样本集的准确性,得到 AUC 值分别为 0.716(NFR)、0.737(I)、0.729(NFR-MLP)和 0.779(I-MLP),AUC 值最小为 0.716 说明四个模型皆得到较好的预测效果。另外模型的性能不应该只考虑训练集,还应该对测试数据集进行评估,因为它反映了模型的普适性。图 7b 为验证样本的 AUC 值最小为 0.698,说明三个模型的预测性能都普遍可靠。其中 0.698(NFR)、0.706(I)、0.693(NFR-MLP)和 0.778(I-MLP),结合上文 FR 值精度的计算结果,证明 I-MLP 耦合模型预测效果最佳,其次分别为 I 模型、NFR-MLP 耦合模型、NFR 模型。通过数据反映出,信息量模型的预测结果比归一化频率比模型更为精确,耦合模型比单一模型有着更高的成功率。

5.3 滑坡实例验证

仅通过与历史滑坡对比缺乏现实说服力,因为历史滑坡数据未及时更新修正缺少时效性。为

进一步检验模型的可靠性与精确性,结合最新的典型滑坡验证各模型易发性区划效果。选取滑坡训练集外的松桃县最新滑坡数据,2020 年 7 月 8 日,松桃县甘龙镇石板村田堡组发生山体滑坡,滑坡受灾群众达 79 户 320 人。2022 年 6 月 3 日,松桃县盘石镇遭受特大暴雨,该镇响水洞村桃树湾组发生约 $3 \times 10^4 \text{ m}^3$ 的大面积山体滑坡。选取该两处最新滑坡(图 8、图 9),验证评价模型的可靠性。表 4 为滑坡体在各模型易发性区划中的对比,四个模型皆预测出了 7·8 松桃山地滑坡,但不同的是单一模型将该处判定为较高易发区,而耦合模型更为精确地判定为高易发区,说明耦合模型的预测性能更为优异。同样对于 6·3 特大降雨滑坡仅 I-MLP 耦合模型将该处预测为高易发区,而单一的信息量模型却将该处判定为较低易发性。分析其原因在于传统信息量法依赖于历史滑坡特征,但 6·3 特大降雨滑坡属于偶发的大降雨导致滑坡失稳。而 I-MLP 模型具有高度的容错性和鲁棒性,更适应复杂多变的环境因素。综上所述,四个模型的滑坡预测效果整体较为理想,但耦合模型的预测性能更为优异,其易发性区划结果与新典型滑坡吻合度更高。

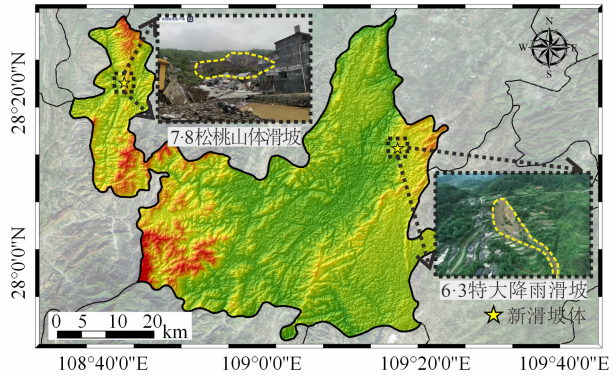


图 8 新典型滑坡体区位图

Fig. 8 Location of new typical landslide body

表 4 不同模型对新典型滑坡易发性区划结果的对比

Tab. 4 Comparison of the results of different models for the zoning of new typical landslide susceptibility

滑坡事件	预测易发性等级			
	NFR 模型	I 模型	NFR-MLP 耦合模型	I-MLP 耦合模型
2020 年 7 月 8 日 松桃山体滑坡	较高	较高	高	高
2022 年 6 月 3 日 特大暴雨滑坡	较高	较低	较高	高

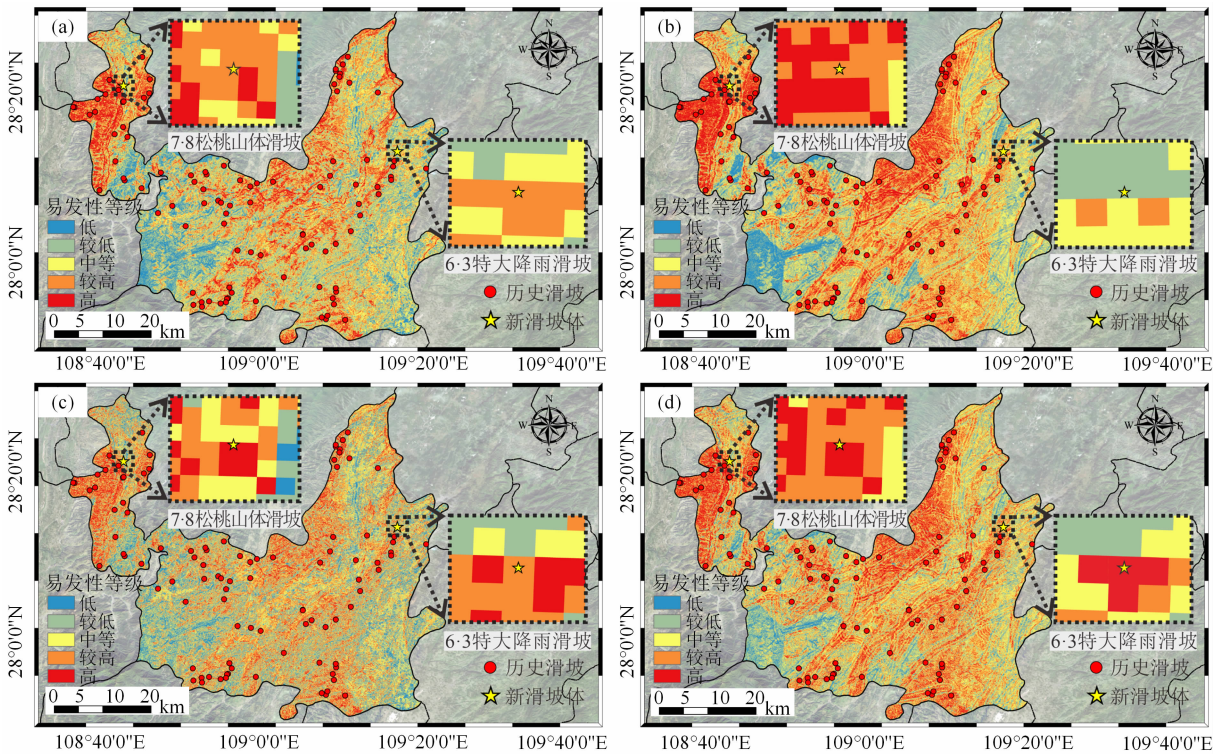


图 9 易发性分区对比图:(a)NFR 模型;(b)I 模型;(c)NFR-MLP 耦合模型;(d)I-MLP 耦合模型

Fig. 9 Comparative of susceptibility partitioning: (a) NFR model; (b) I model; (c) NFR-MLP coupled model; (d) I-MLP coupled model

6 结论

(1) 搭建 NFR-MLP 耦合模型、I-MLP 耦合模型对研究区松桃自治县作滑坡易发性分析,并辅助以 NFR 模型与 I 模型进行对比分析。利用 GIS 空间分析功能将研究区分为高、较高、中等、较低、低易发区,其中高易发区分别占研究区总面积的 14.79% (I-MLP)、14.44% (I)、10.97% (NFR)、10.45% (NFR-MLP)。四个模型得到的高风险区主要分布在西北部瓦溪乡、甘龙镇一带以及中部松道高速沿线附近,这些区域应着重做好滑坡防治工作。

(2) 提取地形地貌、工程地质、气象水文、人类工程活动四大类共 12 个指标因子,指标因子间无明显的相关性,适合作为评价因子进行分析。通过对高与较高的滑坡区划结果发现该区域特征为道路穿行、河流沿岸、坡度为 $20^{\circ} \sim 40^{\circ}$ 、起伏度较大、多数为耕地、以及在地层 O (3)、 S_{1-2} (4) 中,说明研究区滑坡主要受到这些因子的控制作用。且该规律与 MLP 权重计算结果较为统一,故而耦合模型的预测成功率更高。

(3) 通过比较四个模型精度频率比、AUC 值得到模型精确度大小为: I-MLP 耦合模型 > I 模型 > NFR-MLP 耦合模型 > NFR 模型。说明信息量模型的预测结果比归一化频率比模型更为精确,耦合模型比单一模型有着更高的成功率,其中 I-MLP 耦合模型预测性能较为出众,相较于单一模型精度提升 5.7%。

(4) 选取两处新典型滑坡进一步检验模型的预测可靠性和准确性。结果反映出因 MLP 模型具备高度的容错性和鲁棒性,致使 X-MLP 耦合模型更能适应复杂多变的环境因素,所以耦合模型易发性区划结果与新典型滑坡吻合度更高,呈现出更好的预测性能。

(5) 滑坡易发性预测是一项复杂的非线性分析过程,本文证明了 X-MLP 耦合模型相较于单一模型更可靠,但 X-MLP 耦合模型的预测精度尚未达到理想的预测效果。笔者认为导致该结果有许多因素,如训练集中非滑坡样本特征不明显、未区分滑坡样本规模及特征、道路因素未考虑到县道及乡道等,都可能是导致预测精度较低的原因。因此,后续工作考虑细化滑坡研究区样本、考虑滑坡规模与特征等

方式进一步提高滑坡预测精度。

参考文献 (References)

- [1] 黄润秋. 20 世纪以来中国的大型滑坡及其发生机制[J]. 岩石力学与工程学报, 2007, **26**(3): 433 - 454. [HUANG Runqiu. Large-scale landslides and their sliding mechanism in China since the 20th century [J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2007, **26**(3): 433 - 454]
- [2] 石菊松, 张永双, 董诚, 等. 基于 GIS 技术的巴东新城区滑坡灾害危险性区划[J]. 地球学报, 2005, **26**(3): 275 - 282. [SHI Jusing, ZHANG Yongshuang, DONG Cheng, et al. GIS-based landslide hazard zonation of the new Badong county site [J]. Acta Geoscientia Sinica, 2005, **26**(3): 275 - 282] DOI: 10.3321/j.issn:1006-3021.2005.03.014
- [3] 张俊, 殷坤龙, 王佳佳, 等. 三峡库区万州区滑坡灾害易发性评价研究[J]. 岩石力学与工程学报, 2016, **35**(2): 284 - 296. [ZHANG Jun, YIN Kunlong, WANG Jiajia, et al. Evaluation of landslide susceptibility for Wanzhou district of Three Gorges Reservoir [J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2016, **35**(2): 284 - 296] DOI: 10.13722/J.CNKI.JRME.2015.0318
- [4] JIANG Weiguo, RAO Pingzeng, CAO Ran, et al. Comparative evaluation of geological disaster susceptibility using multi-regression methods and spatial accuracy validation [J]. Journal of Geographical Sciences, 2017, **27**(4): 439 - 462. DOI: 10.1007/s11442-017-1386-4
- [5] PATRICHE C V, PIRNAU R, GROZAVU A, et al. A comparative analysis of binary logistic regression and analytical hierarchy process for landslide susceptibility assessment in the Dobrovat River Basin, Romania [J]. Pedosphere, 2016, **26**(3): 335 - 350. DOI: 10.1016/S1002-0160(15)60047-9
- [6] 余淙蔚, 柳侃, 殷杰, 等. 一种适用于逻辑回归模型评价浅层滑坡易发性的网格尺度划分方法——以 2019 年福建省三明市群发浅层滑坡为例[J]. 山地学报, 2022, **40**(1): 106 - 119. [YU Congwei, LUI Kan, YIN Jie, et al. A grid-scale division method applicable to logistic regression models for evaluating the susceptibility of shallow landslides—taking the 2019 cluster of shallow landslides in Sanming, Fujian as example [J]. Mountain Research, 2022, **40**(1): 106 - 119] DOI: 10.16089/j.cnki.1008-2786.000659
- [7] LIU R, LI L, PIRASTEH S, et al. The performance quality of LR, SVM, and RF for earthquake-induced landslides susceptibility mapping incorporating remote sensing imagery [J]. Arabian Journal of Geosciences, 2021, **14**(4): 259. DOI: 10.1007/s12517-021-06573-x
- [8] 刘永垚, 第宝锋, 詹宇, 等. 基于随机森林模型的泥石流易发性评价——以汶川地震重灾区为例[J]. 山地学报, 2018, **36**(5): 765 - 773. [LIU Yongyao, DI Baofeng, ZHAN Yu, et al. Debris flows susceptibility assessment in Wenchuan earthquake areas

- based on random forest algorithm model [J]. *Mountain Research*, 2018, **36**(5): 765 – 773] DOI: 10.16089/j.cnki.1008 – 2786.000372
- [9] XU Chong, DAI Fuchu, XU Xiwei, et al. GIS-based support vector machine modeling of earthquake-triggered landslide susceptibility in the Jianjiang River watershed, China [J]. *Geomorphology*, 2012, **145 – 146**: 70 – 80. DOI: 10.1016/j.geomorph.2011.12.040
- [10] YU Chenglong, CHEN Jianping. Landslide susceptibility mapping using the slope unit for southeastern Helong city, Jilin province, China: A comparison of ANN and SVM [J]. *Symmetry*, 2020, **12**(6): 1047. DOI: 10.3390/sym12061047
- [11] 郭子正, 殷坤龙, 付圣, 等. 基于 GIS 与 WOE-BP 模型的滑坡易发性评价[J]. *地球科学*, 2019, **44**(12): 4299 – 4312. [GUO Zizheng, YIN Kunlong, FU Sheng, et al. Evaluation of landslide susceptibility based on GIS and WOE-BP model [J]. *Earth Sciences*, 2019, **44**(12): 4299 – 4312] DOI: 10.3799/dqkx.2018.555
- [12] XU Jin, ZHAO Yanna. Stability analysis of geotechnical landslide based on GA-BP neural network model [J]. *Computational and Mathematical Methods in Medicine*, 2022, **2022**: 3958985. DOI: 10.1155/2022/3958985
- [13] 张钟远, 邓明国, 徐世光, 等. 镇康县滑坡易发性评价模型对比研究[J]. *岩石力学与工程学报*, 2022, **41**(1): 157 – 171. [ZHANG Zhongyuan, DENG Mingguo, XU Shiguang, et al. Comparison of landslide susceptibility assessment models in Zhenkang county, Yunnan province, China [J]. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 2022, **41**(1): 157 – 171] DOI: 10.13722/j.cnki.jrme.2021.0360
- [14] 吴常润, 角媛梅, 王金亮, 等. 基于频率比—逻辑回归耦合模型的双柏县滑坡易发性评价[J]. *自然灾害学报*, 2021, **30**(4): 213 – 224. [WU Changrun, JIAO Yuanmei, WANG Jinliang, et al. Frequency ratio and logistic regression models based coupling analysis for susceptibility of landslide in Shuangbai county [J]. *Journal of Natural Disasters*, 2021, **30**(4): 213 – 224] DOI: 10.13577/j.jnd.2021.0423
- [15] 邓念东, 崔阳阳, 郭有金. 基于频率比—随机森林模型的滑坡易发性评价[J]. *科学技术与工程*, 2020, **20**(34): 13990 – 13996. [DENG Niandong, CUI Yangyang, GUO Youjin. Frequency ratio-random forest-model-based landslide susceptibility assessment [J]. *Science Technology and Engineering*, 2020, **20**(34): 13990 – 13996]
- [16] 周晓亭, 黄发明, 吴伟成, 等. 基于耦合信息量法选择负样本的区域滑坡易发性预测[J]. *工程科学与技术*, 2022, **54**(3): 25 – 35. [ZHOU Xiaoting, HUANG Faming, WU Weicheng, et al. Regional landslide susceptibility prediction based on negative sample selected by coupling information value method [J]. *Advanced Engineering Sciences*, 2022, **54**(3): 25 – 35] DOI: 10.15961/j.jsuese.202100808
- [17] HUANG Faming, CAO Zhongshan, JIANG Shuihua, et al. Landslide susceptibility prediction based on a semi-supervised multiple-layer perceptron model [J]. *Landslides*, 2020, **17**(12): 2919 – 2930. DOI: 10.1007/s10346-020-01473-9
- [18] BUI D T, PRADHAN B, REVHAUG I, et al. A comparative assessment between the application of fuzzy unordered rules induction algorithm and J48 decision tree models in spatial prediction of shallow landslides at Lang Son city, Vietnam [G]// SRIVASTAVA P K, GUPTA S M M, ISLAM T. *Remote Sensing Applications in Environmental Research*. New York: Springer, 2014: 87 – 111. DOI: 10.1007/978-3-319-05906-8-6
- [19] PRADHAN B. A comparative study on the predictive ability of the decision tree, support vector machine and neuro-fuzzy models in landslide susceptibility mapping using GIS [J]. *Computers and Geosciences*, 2013, **51**: 350 – 365. DOI: 10.1016/j.cageo.2012.08.023
- [20] JEBUR M N, PRADHAN B, TEHRANY M S. Optimization of landslide conditioning factors using very high-resolution airborne laser scanning (LiDAR) data at catchment scale [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2014, **152**: 150 – 165. DOI: 10.1016/j.rse.2014.05.013
- [21] POURGHASEMI H R, PRADHAN B, GOKCEOGLU C. Application of fuzzy logic and analytical hierarchy process (AHP) to landslide susceptibility mapping at Haraz watershed, Iran [J]. *Natural Hazards*, 2012, **63**: 965 – 996. DOI: 10.1007/s11069-012-0217-2
- [22] PHAM B T, BUI D T, PRAKASH I, et al. Hybrid integration of multilayer perceptron neural networks and machine learning ensembles for landslide susceptibility assessment at Himalayan area (India) using GIS [J]. *Catena*, 2017, **149**: 52 – 63. DOI: 10.1016/j.catena.2016.09.007
- [23] ZHU Li, HUANG Lianghao, FAN Linyu, et al. Landslide susceptibility prediction modeling based on remote sensing and a novel deep learning algorithm of a cascade-parallel recurrent neural network [J]. *Sensors*, 2020, **20**(6): 1576. DOI: 10.3390/s20061576
- [24] MILOŠEVIĆ D, MANČEV D, ČERBA D, et al. The potential of chironomid larvae-based metrics in the bioassessment of non-wadeable rivers [J]. *Science of the Total Environment*, 2017, **616 – 617**: 472 – 479. DOI: 10.1016/j.scitotenv.2017.10.262
- [25] 杨光, 徐佩华, 曹琛, 等. 基于确定性系数组合模型的区域滑坡敏感性评价[J]. *工程地质学报*, 2019, **27**(5): 1153 – 1163. [YANG Guang, XU Peihua, CAO Chen, et al. Assessment of regional landslide susceptibility based on combined model of certainty factor method [J]. *Journal of Engineering Geology*, 2019, **27**(5): 1153 – 1163] DOI: 10.13544/J.CNKI.Jeg.2019018
- [26] 松桃苗族自治县人民政府. 铜仁市松桃苗族自治县县情简介 [EB/OL]. (2021-11-01) [2022-07-31]. http://www.songtao.gov.cn/zjst/stjj/202008/t20200807_62284287.html

- [Songtao Miao Autonomous County People's Government. County Profile of Tongren Songtao Miao Autonomous County [EB/OL]. (2021-11.01) [2022-07-31]. http://www.songtao.gov.cn/zjst/stjj/202008/t20200807_62284287.html]
- [27] SUN Xiaohui, CHEN Jianping, HAN Xudong, et al. Landslide susceptibility mapping along the upper Jinsha River, south-western China: A comparison of hydrological and curvature watershed methods for slope unit classification [J]. *Bulletin of Engineering Geology and the Environment*, 2020, **79**(9): 4657-4670. DOI: 10.1007/s10064-020-01849-0
- [28] REHMAN A, SONG J, HAQ F, et al. Multi-hazard susceptibility assessment using the analytical hierarchy process and frequency ratio techniques in the northwest Himalayas, Pakistan [J]. *Remote Sensing*, 2022, **14**(3): 554. DOI: 10.3390/rs14030554
- [29] 仇义星, 兰恒星, 李郎平, 等. 综合统计模型和物理模型的地质灾害精细评估——以福建省龙山社区为例[J]. *工程地质学报*, 2019, **27**(3): 608-622. [ZHANG Yixing, LAN Hengxing, LI Langping, et al. Combining statistical model and physical model for refined assessment of geological disaster: A case study of Longshan community in Fujian province [J]. *Journal of Engineering Geology*, 2019, **27**(3): 608-622] DOI: 10.13544/j.cnki.jeg.2018-270
- [30] 罗鸿东, 李瑞冬, 张勃, 等. 基于信息量法的地质灾害气象风险预警模型: 以甘肃省陇南地区为例[J]. *地学前缘*, 2019, **26**(6): 289-297. [LUO Hongdong, LI Ruidong, ZHANG Bo, et al. An early warning model system for predicting meteorological risk associated with geological disasters in the Longnan area, Gansu province based on the information value method [J]. *Earth Science Frontiers*, 2019, **26**(6): 289-297] DOI: 10.13745/j.esf.sf.2019.11.1
- [31] 张向营, 张春山, 孟华君, 等. 基于GIS和信息量模型的京张高铁滑坡易发性评价[J]. *地质力学学报*, 2018, **24**(1): 96-105. [ZHANG Xiangying, ZHANG Chunshan, MENG Huajun, et al. Landslide susceptibility assessment of new Jing-Zhang high-speed railway based on GIS and information value model [J]. *Journal of Geomechanics*, 2018, **24**(1): 96-105] DOI: 10.12090/j.issn.1006-6616.2018.24.01.011
- [32] SAITO H, NAKAYAMA D, MATSUYAMA H. Comparison of landslide susceptibility based on a decision-tree model and actual landslide occurrence: The Akaishi Mountains, Japan [J]. *Geomorphology*, 2009, **109**(3): 108-121. DOI: 10.1016/j.geomorph.2009.02.026
- [33] 骆剑承, 周成虎, 杨艳. 人工神经网络遥感影像分类模型及其与知识集成方法研究[J]. *遥感学报*, 2001, **5**(2): 122-129. [LUO Jiancheng, ZHOU Chenghu, YANG Yan. ANN remote sensing classification model and its integration approach with Geo-knowledge [J]. *Journal of Remote Sensing*, 2001, **5**(2): 122-129] DOI: 10.3321/j.issn:1007-4619.2001.02.010
- [34] LOMBARDO L, TANYAS H. Chrono-validation of near-real-time landslide susceptibility models via plug-in statistical simulations [J]. *Engineering Geology*, 2020, **278**: 105818. DOI: 10.1016/j.enggeo.2020.105818
- [35] 刘艺梁, 殷坤龙, 刘斌. 逻辑回归和人工神经网络模型在滑坡灾害空间预测中的应用[J]. *水文地质工程地质*, 2010, **37**(5): 92-96. [LIU Yiliang, YIN Kunlong, LIU Bin. Application of logistic regression and artificial neural network model in spatial assessment of landslide hazards [J]. *Hydrogeology and Engineering Geology*, 2010, **37**(5): 92-96] DOI: 10.16030/j.cnki.issn.1000-3665.2010.05.015
- [36] DORMANN C F, ELITH J, BACHER S, et al. Collinearity: A review of methods to deal with it and a simulation study evaluating their performance [J]. *Ecography*, 2013, **36**(1): 27-46. DOI: 10.1111/j.1600-0587.2012.07348.x
- [37] BUI D T, TUAN T A, KLENPE H, et al. Spatial prediction models for shallow landslide hazards: A comparative assessment of the efficacy of support vector machines, artificial neural networks, kernel logistic regression, and logistic model tree [J]. *Landslides*, 2016, **13**(2): 361-378. DOI: 10.1007/s10346-015-0557-6
- [38] DE MELLO R B, MARCON R. Unpacking firm effects: Modeling political alliances in variance decomposition of firm performance in turbulent environments [J]. 2005, **2**(1): 21-37. DOI: 10.1590/S1807-76922005000100003
- [39] LIAO D, VALLIANT R. Variance inflation factors in the analysis of complex survey data [J]. *Survey Methodology*, 2012, **38**(1): 53-62.
- [40] CHEN Wei, ZHANG Shuai, LI Renwei, et al. Performance evaluation of the GIS-based data mining techniques of best-first decision tree, random forest, and naive Bayes tree for landslide susceptibility modeling [J]. *Science of the Total Environment*, 2018, **644**: 1006-1018. DOI: 10.1016/j.scitotenv.2018.06.389
- [41] BUI D T, LOFMAN O, REVHAUG I, et al. Landslide susceptibility analysis in the Hoa Binh province of Vietnam using statistical index and logistic regression [J]. *Natural Hazards*, 2011, **59**: 1413-1444. DOI: 10.1007/s11069-011-9844-2
- [42] HAIR J F. *Multivariate data analysis: An overview* [M]. Heidelberg: Springer, 2011: 904-907. DOI: 10.1007/978-3-642-04898-2_395
- [43] 胡涛. 贵州省思南县地质灾害危险性评价研究[D]. 武汉: 中国地质大学, 2020: 46-47, 55-46. [HU Tao. Study of geological disasters hazard assessment in Sinan county of Guizhou province [D]. Wuhan: China University of Geosciences, 2020: 46-47, 55-46] DOI: 10.27492/d.cnki.gzdz.2020.000065
- [44] VAN WESTEN C J, CASTELLANOS E, KURIAKOSE S L. Spatial data for landslide susceptibility, hazard, and vulnerability assessment: An overview [J]. *Engineering Geology*, 2008, **102**(3): 112-131. DOI: 10.1016/j.enggeo.2008.03.010

- [45] 周超, 殷坤龙, 曹颖, 等. 基于集成学习与径向神经网络耦合模型的三峡库区滑坡易发性评价[J]. 地球科学, 2020, **45**(6): 1865 – 1876. [ZHOU Chao, YIN Kunlong, CAO Ying, et al. Landslide susceptibility assessment by applying the coupling method of radial basis neural network and adaboost: A case study from the Three Gorges Reservoir area [J]. Earth Sciences, 2020, **45**(6): 1865 – 1876] DOI: 10.3799/dqkx.2020.071
- [46] CHUNG C J, FABBRI A G. Predicting landslides for risk analysis – spatial models tested by a cross-validation technique [J]. Geomorphology, 2008, **94**(3 – 4): 438 – 452. DOI: 10.1016/j.geomorph.2006.12.036

Landslide Susceptibility Evaluation Based on Coupled X-Multilayer Perceptron Model

—a Case Study of Songtao Autonomous County of Guizhou Province, China

ZENG Ying¹, ZHANG Yingbin^{1*}, ZHANG Zhongyuan², LIU Jing¹, ZHU Hui¹

(1. School of Civil Engineering, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, China;

2. Chongqing Re-search Institute of Harbin Institute of Technology, Chongqing 400020, China)

Abstract: Landslide susceptibility evaluation is a prerequisite for regional geo-hazard risk mapping. Most past investigation into landslide susceptibility tried to use a single data-driven model, which were prone to underreporting and misreporting in practical prewarning. In this study, a typical geohazard-prone area, Songtao Miao Autonomous County, Guizhou province, China was chosen to conduct a case study. A Coupled Multilayer Perceptron (MLP) model for landslide prediction was introduced to solve the drawback of a single data-driven model. It took twelve evaluation index factors including elevation, slope, aspect, and topographic relief into GIS software. A Normalized Frequency Ratio (NFR) model and an Information Value (I) model were separately used to draw a primitive delineation of susceptibility of the study area, and then they were combined with MLP model to create NFR-MLP and I-MLP coupled model to further analysis. The research area was divided into five zones: high, relatively high, medium, relatively low, and low susceptibility zones according to the evaluation. The accuracy and reliability of the two models were justified by combining frequency ratios of zoning results with AUC values under the receiver operating characteristic curve (ROC) line along with new typical landslide examples. We have the following findings: (1) All models could be ranked in order of accuracy: I-MLP coupled model > I model > NFR-MLP coupled model > NFR model. Because the MLP model had advantages in fault tolerance and robustness, making the X-MLP coupled model more suitable for evaluating complex and changeable geo-environment. (2) I-MLP coupled model had outstanding predictive performance, with 5.7% accuracy improvement as compared with those from some single data-driven models. This susceptibility zoning results can provide guidance for prevention and control of geological disasters in research areas.

Key words: landslide susceptibility; multiple perceptron; Normalized Frequency Ratio model; Information Value model; coupled model; Songtao County, Guizhou province

(责任编辑 李嵘)