

# 基于 IV-MLP 耦合模型的龙陵县滑坡易发性评价

张宇<sup>1</sup>, 简季<sup>2</sup>, 郝利娜<sup>2</sup>, 杨鑫<sup>2</sup>

(1. 云南省地质矿产勘查开发局第一水文地质工程地质大队, 昆明 650041;

2. 成都理工大学地球科学学院, 成都 610059)

**摘要:** 滑坡易发性评价模型会直接影响到研究结果准确性, 为探究不同耦合模型对滑坡易发性分析的影响, 以云南省龙陵县为研究区, 共选取高程、坡度、工程岩组等 8 个因子构建滑坡易发性评价体系, 引入多层感知器方法(MLP)与信息量模型(IV)耦合以开展滑坡易发性评价, 与传统信息量-逻辑回归模型(IV-LR)进行分析比较, 并通过 AUC 值进行精度验证。结果表明: IV-MLP 模型、IV-LR 模型及 IV 模型的 AUC 值分别为 0.862、0.813 与 0.799。IV-MLP 耦合模型 AUC 值高于 IV-LR 耦合模型, MLP 模型在与 IV 模型进行滑坡易发性耦合分析中表现更优秀; IV-MLP、IV-LR 耦合模型的 AUC 值分别高于单一 IV 模型 0.063、0.014, 对滑坡进行易发性分区时耦合模型较单一模型效果更佳。研究结果能够为龙陵县滑坡易发性评价提供科学的理论依据, 并为该地区的防灾工作提供参考。

**关键词:** 滑坡易发性; 信息量法; 逻辑回归; 多层感知器; 龙陵县

**中图分类号:** P694 **文献标志码:** A **DOI:** 10.3969/j.issn.1001-1749.2024.05.14

## 0 引言

中国滑坡地质灾害多发于以云贵川三省为代表的西南、西北地区, 该区域地质环境复杂, 灾害发育密度大、发生频率高<sup>[1]</sup>, 这给当地居民形成极大的安全隐患。由于空间分布具有异质性, 滑坡灾害诱发因素与孕育机制均存在差异, 因此有必要对滑坡灾害频发区进行易发性评价与分析。

近年来, 众多学者在地质灾害易发性评价工作上取得了丰硕科研成果, 滑坡地质灾害评价模型主要分为层次分析法(AHP)<sup>[2]</sup>、频率比法(FR)<sup>[3]</sup>、证据权法(WOE)<sup>[4]</sup>、逻辑回归(LR)<sup>[5]</sup>等统计分析模型和信息量模型(IV)<sup>[6]</sup>、神经网络模型(ANN)<sup>[7]</sup>、模糊综合评判法(FCE)<sup>[8]</sup>、支持向量机(SVM)<sup>[9]</sup>等

数学模型两类<sup>[10]</sup>。《地质灾害风险调查评价技术要求》(1:50 000)推荐的信息量模型具有操作简单、应用广泛和客观性等优势<sup>[11]</sup>, 在此基础上, 越来越多的研究人员将信息量模型与其他模型耦合以探索更为准确的评价模型。LR 方法较 WOE 法、AHP 法等统计分析模型来说, 在建模过程中可以更好地对各致灾因子进行变量筛选和模型优化, 能够提高滑坡易发性分析模型的预测精度和可解释性。例如, 杨光等<sup>[12]</sup>利用确定性系数法(CF)分别与 AHP 模型、LR 模型组合来评价四川茂县滑坡灾害敏感性, 发现 CF-LR 耦合模型较 CF-AHP 模型评价精度更高; 李信等<sup>[13]</sup>在对海南岛中部山区地质灾害进行易发性评价时, 发现 IV-LR 模型对地质灾害易发性的预测精度超过单一 IV 模型。也有学者将信息量模型与数学模型相结合, 邓念东等<sup>[14]</sup>研究表明随机森

收稿日期: 2023-06-13

基金项目: 国家重点研发计划课题(2021YFC3000401)

第一作者: 张宇(1999—), 女, 硕士, 主要从事 3S 技术与数字国土研究, E-mail: 1033291060@qq.com。

通信作者: 简季(1972—), 男, 博士, 教授, 主要从事三维建模及高光谱遥感研究, E-mail: 924325665@qq.com。

林算法能够提高 IV 模型对地质灾害易发性评价的预测精度;杨康等<sup>[9]</sup>在 IV 模型基础上引入遗传算法优化后的 SVM 模型对子长市进行地质灾害易发性评价,预测结果精度明显优于 IV 模型;黄云龙等<sup>[15]</sup>在利用信息量模型、径向基函数和多层感知器神经网络(MLP)预测大麦最优生长参数时,发现 MLP 模型拟合效果最优。但是 MLP 模型在地质灾害易发性分析领域的应用较少,因此笔者主要关注点在于 IV-MLP 耦合模型的预测效果。

笔者以云南省龙陵县为研究区,结合现有文献理论及地质灾害详细调查数据,利用选取的高程、坡度、工程岩组等 8 个评价因子分别构建 IV-LR 和 IV-MLP 两组耦合模型,对研究区开展滑坡灾害易发性分析,选择最优模型以期对龙陵县区域防治和地质灾害风险评价提供理论指导。

## 1 研究基础

### 1.1 研究区概况

研究区位于云南省西部边境地区,中部地势高、东西呈倾斜之势。地理坐标  $98^{\circ}25'E \sim 99^{\circ}11'E$ 、 $24^{\circ}07'N \sim 24^{\circ}50'N$ ,总面积  $2\,793.26\text{ km}^2$ ,属亚热带

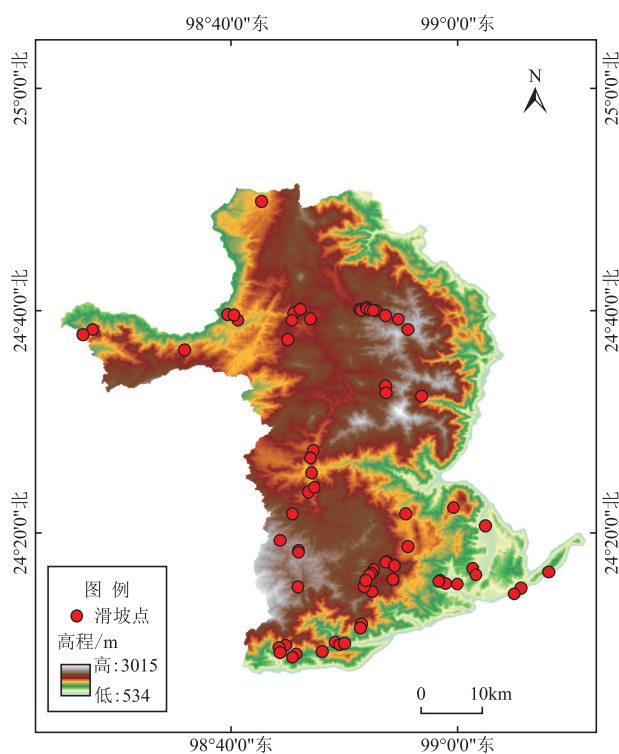


图 1 研究区位置及滑坡点分布

Fig. 1 Location of the study area and distribution of landslide points

山原季风气候。龙陵县降雨多集中在 6—9 月,强降雨易引发滑坡地质灾害。龙陵县出露地层岩性复杂多样,地质构造、断裂带发育多,人类工程活动强度大,这常常会导致地质灾害的发生。研究区内主要地质灾害为滑坡,据统计,共发育滑坡 70 处。研究区所处位置及灾害点分布如图 1 所示。

### 1.2 数据来源

各因子数据是进行易发性评价的基础,与分析结果的准确性密切相关,笔者主要采用的数据见表 1。

表 1 各因子数据源

Tab. 1 Data sources for each factor

数据名称	数据类型	数据来源
滑坡点	矢量	根据 2020 年 GF-2 遥感影像和天地图影像综合解译得到,于 2021 年 9 月前完成野外验证
DEM	栅格	地理空间数据云
坡度、坡向	栅格	根据 DEM 数据提取得到
水系、道路	矢量	第三次全国土地调查结果
工程岩组	矢量	全国地质资料馆
NDVI	栅格	Landsat8 遥感影像数据经过 ArcGIS 软件计算得到
降雨量	栅格	中国科学院资源环境科学数据中心

### 1.3 评价因子选取及分级

笔者基础数据比例尺为 1:50 000,根据汤国安等人<sup>[16]</sup>得到的经验公式选取  $30\text{ m} \times 30\text{ m}$  栅格单元作为评价单元,共划分 3 104 393 个栅格单元。结合相关文献、研究区的地质背景、形成条件及发育情况,初步选取高程、坡度、坡向、距水系距离、距道路距离、工程岩组、归一化植被指数(NDVI)、降雨量 8 个影响因素构建滑坡灾害易发性评价体系。

工程岩组为离散型评价因子,结合岩组硬度可将研究区内地层岩性归为硬岩、较硬岩、较软岩及软岩 4 类。连续型因子按照等距离间隔或自然断点法进行划分,其中,将高程按 600 m 间隔划分为 4 个等级;将坡度按照  $15^{\circ}$  间隔划分为 4 级;坡向按照自然断点法划分为 8 个坡向等级范围;依据水系数据,建立以 300 m 为单位的多环缓冲区并按照等级划分为 5 级;依据道路数据,建立以 400 m 为单位的多环缓冲区并按照等级划分为 5 级;NDVI 利用等间距法分为  $[0, 0.2)$ ,  $[0.2, 0.4)$ ,  $[0.4, 0.6)$ ,  $>0.6$  共 4 个等级;对龙陵县近年降雨量做均值处理,并按照自然断点法分为  $[1\,051, 1\,353)$ ,  $[1\,353, 1\,557)$ ,  $[1\,557, 1\,710)$ ,  $[1\,710, 1\,930)$  共 4 级。上述 8 个地质灾害评价因子分级如图 2 所示。

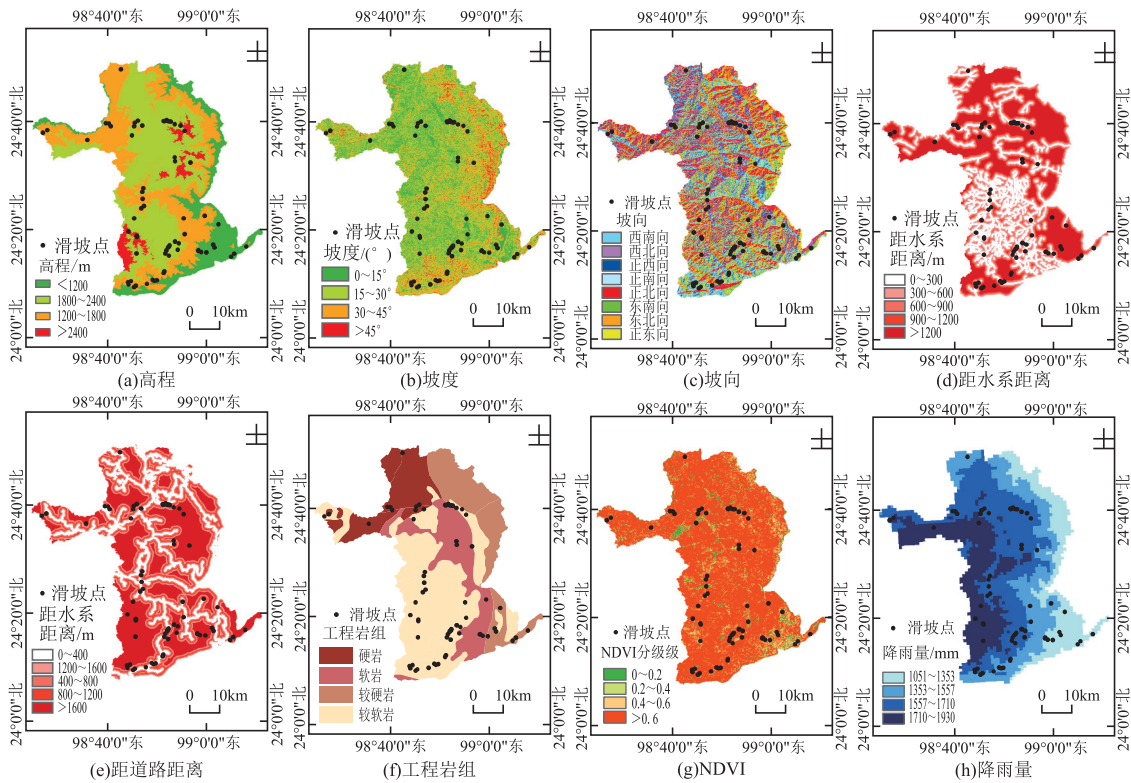


图 2 影响因子分级

Fig. 2 Impact factor grading

### 1.4 影响因子独立性分析

为了使选择的因子更加合理,需要对各影响因子间的独立性进行分析,剔除关联性较大的因子<sup>[17]</sup>,利用 SPSS 软件中的皮尔逊相关系数法对各

评价指标进行关联分析,计算得到各因子间相关系数见表 2。根据结果可知各因子之间的相关系数绝对值最大为 0.289,表明 8 个因子之间是相互独立的,均可用于滑坡地质灾害易发性评价分析。

表 2 评价指标间的相关系数矩阵

Tab. 2 Correlation coefficient matrix among evaluation indicators

因子	高程	坡度	坡向	水系	道路	岩组	植被	降雨量
高程	1	0.049	0.116	-0.045	-0.108	-0.109	-0.162	-0.207
坡度		1	0.041	-0.003	0.098	-0.024	0.072	0.081
坡向			1	0.157	0.289	0.116	0.037	0.108
水系				1	0.229	0.251	0.140	0.032
道路					1	0.195	0.205	0.085
岩组						1	0.085	0.159
植被							1	-0.001
降雨量								1

## 2 研究方法

### 2.1 信息量模型

信息量模型可通过已发生变形区域的信息数量

和质量来推断滑坡发生的概率,并预测滑坡是否会发生<sup>[18]</sup>。信息量值越大表明灾害发生概率越大,反之亦然。计算公式如下:

$$I(x_i, A) = \ln \frac{N_i/N}{S_i/S} \quad (1)$$

式中: $I$  为信息量值, $N_i$  为第  $i$  类影响因子下的滑坡数, $N$  为研究区内滑坡总数, $S_i$  为第  $i$  类影响因子的面积, $S$  为研究区总面积。

2.2 逻辑回归模型

逻辑回归模型(LR)是二值分类变量的回归模型<sup>[19]</sup>,在地质灾害易发性评价中将评价指标作为自变量,灾害是否发生看作二值变量(0 代表已发生地质灾害,1 代表未发生地质灾害)<sup>[20]</sup>。其函数公式如下:

$$\begin{cases} P = \frac{1}{1 + e^{-y}} \\ y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_n x_n \end{cases} \quad (2)$$

式中: $P$  为地质灾害发生概率,值越大发生地质灾害的概率越大; $y$  为累积分布函数; $\beta_0$  为常数项, $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n$  代表各影响因子对应的回归系数; $x_1, x_2, \dots, x_n$  为各分类级别因子的信息量值。

2.3 多层感知器

多层感知器是一种前馈神经网络,可以用来表示各种非线性逻辑判别功能<sup>[21]</sup>。它由输入层、输出层和隐藏层的神经元构成,神经元之间的连接赋予相关的权重。在训练学习算法的迭代过程中,这些权重不断调整,以最小化预测误差并提高预测精度。本模型结构包含三层:输入层将 8 个评价因子作为变量输入 MLP 模型;通过对不同节点数进行实验对比,最终设置隐藏层节点数为 5;输出层设置 2 个节点,并输出分类结果(是否为灾害点)。

3 地质灾害易发性评价

3.1 基于信息量模型

基于 ArcGIS 平台,将评价因子图层转换为栅格数据以统计各影响因子分级栅格单元数与灾害点数量,根据式(1)计算出每个分级的信息量值,结果见表 3。

3.2 基于信息量—逻辑回归耦合模型

研究区共有 70 个滑坡灾害点,利用 ArcGIS 软件随机生成 70 个非灾害点作为 LR 模型的评价样本,随机点与滑坡点、每个随机点之间间隔需要大于 1 km,将各分级指标的信息量值赋值给这 140 个样本点,在 SPSS 软件中进行逻辑回归分析,结果见表 4,8 个影响因子显著性均小于 0.5,说明全部因子都是有效的。

表 3 各评价指标信息量值

Tab. 3 Information quantity value of each evaluation index

评价指标	分级范围	灾害点/个	栅格单元数	信息量
高程/m	<1 200	13	536 233	0.072 5
	1 200~1800	26	1 091 844	0.054 6
	1 800~2 400	27	1 332 217	-0.106 7
	>2 400	4	144 099	0.207 9
坡度/(°)	0~15	15	878 379	-0.2817
	15~30	39	1 453 373	0.170 3
	30~45	14	669 473	-0.079 1
	>45	2	91 672	-0.036 7
	坡向	北	6	729 503
东北		9	370 268	0.071 4
东		6	358 176	-0.300 9
东南		4	368 135	-0.733 8
南		10	338 777	0.265 6
西南		21	314 285	1.082 6
西		6	92 389	-0.098
西北		4	321 364	-0.597 9
水系/m	0~300	37	875 962	0.627 5
	300~600	9	571 584	-0.359 3
	600~900	7	383 238	-0.210 8
	900~1 200	4	289 311	-0.489 3
	>1 200	13	983 766	-0.534 5
道路/m	0~400	31	723 794	0.641 4
	400~800	8	506 142	-0.355 5
	800~1 200	2	407 393	-1.524 7
	1 200~1 600	3	325 077	-0.893 5
	>1 600	26	1 141 455	0.009 9
工程岩组	硬岩	10	502 340	-0.124 8
	较硬岩	5	603 083	-1.000 7
	较软岩	40	1 432 168	0.213 8
	软岩	15	566 273	0.160 9
NDVI	0~0.2	7	101 218	1.120 5
	0.2~0.4	5	88 281	0.920 7
	0.4~0.6	13	240 657	0.873 4
	>0.6	45	2 673 478	-0.292 6
	降雨量/mm	1 051~1 353	10	532 212
1 353~1 557		11	707 689	-0.370 5
1 557~1 710		40	1 121 425	0.460 1
1 710~1 930		9	747 719	-0.626 2

表 4 逻辑回归分析结果

Tab. 4 Results of logistic regression analysis

回归项	回归系数	标准误差	自由度	显著性
高程	3.827	2.285	1	0.094
坡度	0.189	1.068	1	0.360
坡向	0.741	0.307	1	0.016
水系	0.819	0.395	1	0.038
道路	0.727	0.345	1	0.035
工程岩组	0.509	0.534	1	0.341
NDVI	1.006	0.426	1	0.018
降雨量	1.244	0.476	1	0.009
常量	0.160	0.206	1	0.436

### 3.3 基于信息量—多层感知器耦合模型

研究区内的 70 个灾害点和随机生成的 70 个样本点组成了总样本。选取数据集中 70% 样本用于训练, 30% 作为测试样本。将各影响因子分级信息量值赋值给 140 个总样本点以获得用于训练和验证的数据, 模型训练均在 SPSS 中实现。通过计算各因子的权重, 经过多层感知器分类后, 验证精度达到了 85.9%。这表明该模型运行稳定, 可以与信息量模型结合使用。将得出的权重与信息量模型相结合, 得到 IV-MLP 模型的预测结果 Y。

$$Y = 0.124x_1 + 0.130x_2 + 0.116x_3 + 0.065x_4 + 0.186x_5 + 0.142x_6 + 0.132x_7 + 0.105x_8 \quad (3)$$

式中,  $x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6, x_7, x_8$  分别代表高程、坡度、坡向、距水系距离、距道路距离、工程岩组、NDVI、降雨量。

## 4 评价结果及精度验证

### 4.1 评价结果

根据表 3、表 4、式 3 计算结果, 利用 ArcGIS 中栅格计算器工具将各因子图层叠加得到龙陵县地质灾害易发性指数, 利用自然断点法将研究区划分为 4 个等级, 结果如图 3~图 5 所示。整体上来看, 3 种模型滑坡易发性分区特征较为相似。研究区滑坡

极高和高易发区呈枝丫状主要分布在河流与道路区域, 该地区多修筑公路、兴建水利、人类活动强度大, 岩性主要为软岩、较软岩, 加之河流侵蚀、降水丰富, 极易诱发滑坡地质灾害。

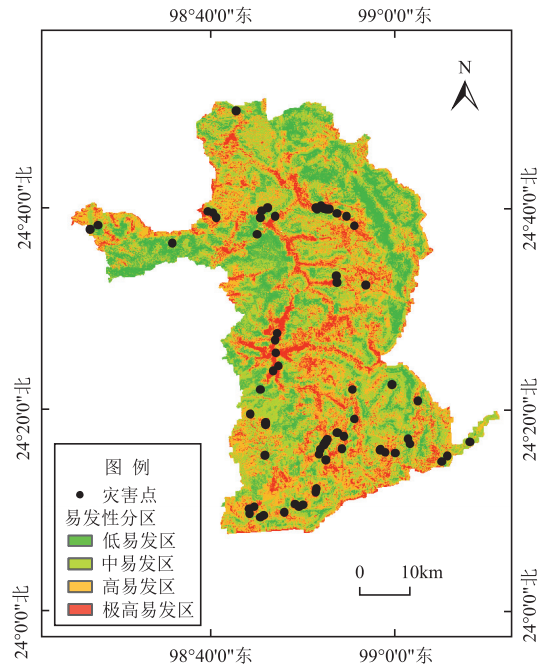


图 4 IV-LR 耦合模型易发性分区图

Fig. 4 Susceptibility partitioning diagram of IV-LR coupling model

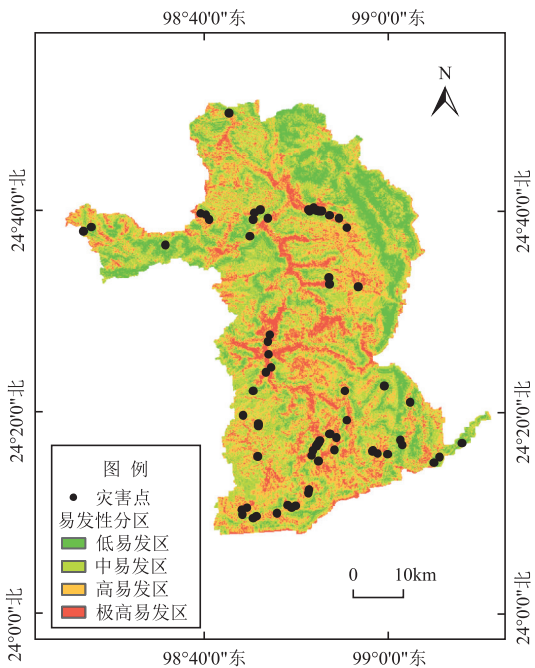


图 3 信息量模型易发性分区图

Fig. 3 Susceptibility partitioning diagram of information model

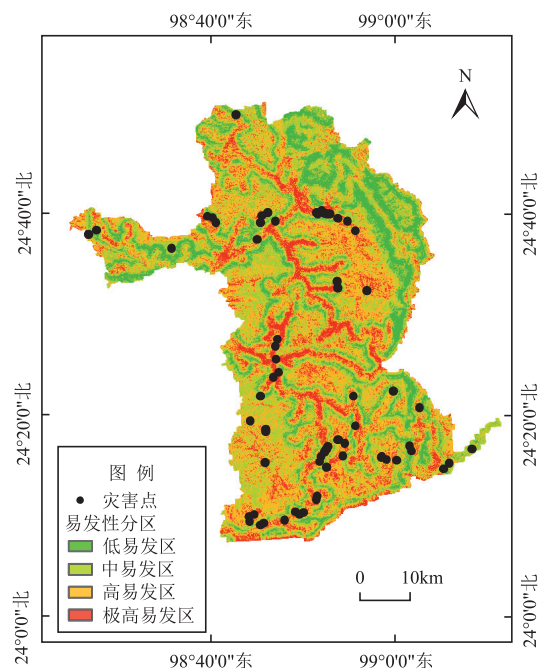


图 5 IV-MLP 耦合模型易发性分区图

Fig. 5 Susceptibility partitioning diagram of IV-MLP coupling model

从 IV 模型与 IV-LR 耦合模型分区图可以看出,极高和高易发性分区内部零散分布有许多中、低易发区,呈现出边界区划不敏感的状态。然而,在 IV-MLP 耦合模型分区图中,这些分区则呈现出比较清晰的形态,表明 IV-MLP 耦合模型可以更精准地在极高易发性和高易发性分区中筛选出风险较低的地区。

为了更好地对三种模型进行比较,将龙陵县滑坡易发性进行分级统计,由表 5 可知,IV-MLP 耦合

模型中极高易发区面积占比为 12.34%,低于 IV 模型的 14.02%与 IV-LR 耦合模型的 12.98%,但其极高易发区滑坡灾害点密度为 0.131 个/km<sup>2</sup>,高于 IV 模型的 0.11 个/km<sup>2</sup> 与 IV-LR 耦合模型的 0.108 个/km<sup>2</sup>。IV-MLP 耦合模型有 87.14%的灾害点分布在极高和高易发区,高于 IV 模型和 IV-LR 耦合模型的 82.86%,与实际滑坡灾害点分布基本一致,说明 IV-MLP 耦合模型比另外两种模型预测精度更高。

表 5 不同模型的易发性分区结果

Tab.5 Results of susceptibility partitioning for different models

模型	易发性分区	面积/km <sup>2</sup>	占总面积百分比	滑坡数量	占总滑坡比例	地灾密度/(个/km <sup>2</sup> )
信息量模型	低易发性	482.10	17.26%	3	4.29%	0.006
	中易发性	984.07	35.23%	9	12.86%	0.009
	高易发性	935.43	33.49%	15	21.43%	0.016
	极高易发性	391.66	14.02%	43	61.43%	0.110
IV-LR 耦合模型	低易发性	573.24	20.52%	2	2.86%	0.003
	中易发性	983.92	35.22%	10	14.29%	0.010
	高易发性	873.52	31.27%	19	27.14%	0.022
IV-MLP 耦合模型	极高易发性	362.58	12.98%	39	55.71%	0.108
	低易发性	564.25	20.20%	3	4.29%	0.005
	中易发性	889.67	31.85%	6	8.57%	0.007
	高易发性	994.52	35.60%	16	22.86%	0.016
	极高易发性	344.82	12.34%	45	64.29%	0.131

4.2 精度检验

受试者工作特征(ROC)曲线能准确反映所用分析方法特异性与敏感性之间的关系<sup>[22]</sup>。其纵轴表示正确预测地质灾害发生的比例,横轴则表示被预测为灾害点但实际上不是的非灾害点的比例,该曲线被广泛应用于地质灾害易发性评价中,模型的

准确性通过 ROC 曲线下面积 AUC 来衡量<sup>[14]</sup>, AUC 值越大表明预测精度越高。如图 6 所示,IV 模型、IV-LR 模型与 IV-MLP 模型的 AUC 值分别为 0.799、0.813 与 0.862,IV-MLP 耦合模型预测精度明显优于 IV 模型与 IV-LR 耦合模型,说明多层感知器算法能够提高信息量模型的准确性,可以较为客观地对龙陵县进行地质灾害易发性评价。

5 结论

以龙陵县为研究对象,选取高程、坡度和坡向等 8 个评价因子,建立信息量模型并分别与逻辑回归、多层感知器模型耦合,对研究区进行滑坡灾害易发性评价,得出以下结论:

1)依据地质灾害易发性指数将研究区评价结果分为低、中、高和极高易发区。整体上来看,3 种模型滑坡易发性分区相似性较高,且极高易发区与道

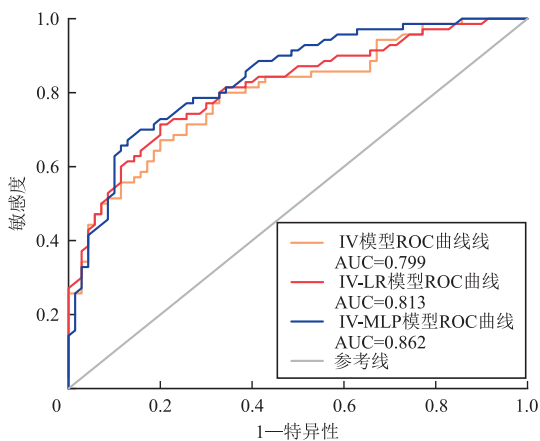


图 6 各模型 ROC 曲线

Fig.6 ROC curves of each model

路评价因子耦合较好,说明道路两侧易发生滑坡灾害,这与相关灾害真实发生分布相符合。

2)多层感知器模型与信息量模型耦合预测精度最优,AUC 值比 IV-LR 耦合模型高出 4.9%,同时其极高易发区滑坡灾害点密度为 0.131 个/km<sup>2</sup>,且分布在极高和高易发区的灾害点占比达到了 87.14%,与实际滑坡灾害点分布基本一致。证明 IV-MLP 耦合模型能够更加有效地对研究区内非线性数据进行分类并赋予权重,评价结果可以为研究区开展滑坡监测提供科学依据。

3)通过 ROC 曲线对 3 种模型进行精度验证,IV 模型、IV-LR 模型与 IV-MLP 模型 AUC 值分别为 0.799、0.813 与 0.862。以原始数据构建的单一信息量模型的 AUC 值明显低于两种耦合模型,表明耦合模型在滑坡易发性分区结果的精确度较单模型高,更适用于该区域的滑坡易发性评价。

#### 参考文献:

- [1] 秦红富,谈树成,施旖奇,等. 基于 CF-LR 组合模型的地质灾害易发性评价:以云南省宁洱哈尼族彝族自治县为例[J]. 人民长江, 2022, 53(7): 119-127.  
QIN H F, TAN S C, SHI Y Q, et al. Geological hazard susceptibility assessment based on CF & LR combined model: Case of Ning'er Hani and Yi Autonomous County, Yunnan Province[J]. Yangtze River, 2022, 53(7): 119-127. (In Chinese)
- [2] 李萍,叶辉,谈树成. 基于层次分析法的永德县地质灾害易发性评价[J]. 水土保持研究, 2021, 28(5): 394-399.  
LI P, YE H, TAN S C. Evaluation of geological hazards in Yongde County based on analytic hierarchy process[J]. Research of Soil and Water Conservation, 2021, 28(5): 394-399. (In Chinese)
- [3] 邹富宝,付卓,樊风雷,等. 基于频率比与 AHP 模型的西藏东部地区滑坡易发性评价[J]. 自然灾害学报, 2023, 32(2): 235-242.  
ZOU F B, FU Z, FAN F L, et al. Evaluation of landslide susceptibility in eastern Tibet based on frequency ratio and AHP model[J]. Journal of Natural Disasters, 2023, 32(2): 235-242. (In Chinese)
- [4] 白光顺,杨雪梅,朱杰勇,等. 基于证据权法的昆明五华区地质灾害易发性评价[J]. 中国地质灾害与防治学报, 2022, 33(5): 128-138.  
BAI G S, YANG X M, ZHU J Y, et al. Susceptibility assessment of geological hazards in Wuhua District of Kunming, China using the weight evidence method [J]. The Chinese Journal of Geological Hazard and Control, 2022, 33(5): 128-138. (In Chinese)
- [5] 屠水云,张钟远,付弘流,等. 基于 CF 与 CF-LR 模型的地质灾害易发性评价[J]. 中国地质灾害与防治学报, 2022, 33(2): 96-104.  
TU S Y, ZHANG Z Y, FU H L, et al. Geological hazard susceptibility evaluation based on CF and CF-LR model[J]. The Chinese Journal of Geological Hazard and Control, 2022, 33(2): 96-104. (In Chinese)
- [6] 孙滨,祝传兵,康晓波,等. 基于信息量模型的云南东川泥石流易发性评价[J]. 中国地质灾害与防治学报, 2022, 33(5): 119-127.  
SUN B, ZHU C B, KANG X B, et al. Susceptibility assessment of debris flows based on information model in Dongchuan, Yunnan Province [J]. The Chinese Journal of Geological Hazard and Control, 2022, 33(5): 119-127. (In Chinese)
- [7] 王力,刘婷,王世梅,等. 三峡库区土质岸坡塌岸发育分布特征与易发性评价[J]. 长江流域资源与环境, 2022, 31(8): 1853-1865.  
WANG L, LIU T, WANG S M, et al. Development distribution and susceptibility evaluation of soil bank slope in the Three Gorges Reservoir Area [J]. Resources and Environment in the Yangtze Basin, 2022, 31(8): 1853-1865. (In Chinese)
- [8] 吴润霖,党星海,周兆叶,等. 岷县地质灾害易损性模糊综合评价[J]. 地理空间信息, 2021, 19(3): 86-89.  
WU R L, DANG X H, ZHOU Z Y, et al. Fuzzy comprehensive evaluation of the vulnerability of geological disasters in Min County [J]. Geospatial Information, 2021, 19(3): 86-89. (In Chinese)
- [9] 杨康,薛喜成,李识博. 信息量融入 GA 优化 SVM 模型下的地质灾害易发性评价[J]. 安全与环境工程, 2022, 29(3): 109-118.  
YANG K, XUE X C, LI S B. Geological hazard susceptibility assessment by incorporating information value into GA optimized SVM model [J]. Safety and Environmental Engineering, 2022, 29(3): 109-118. (In Chinese)
- [10] 陶伟,孙岳. 基于 GIS 滑坡地质灾害易发性评价方法综述[J]. 世界有色金属, 2020(21): 157-159.  
TAO W, SUN Y. Review on the evaluation methods of landslide geological hazards based on GIS [J]. World Non-ferrous Metals, 2020(21): 157-159. (In Chinese)
- [11] 王佳佳,殷坤龙,肖莉丽. 基于 GIS 和信息量的滑坡灾害易发性评价:以三峡库区万州区为例[J]. 岩石力学与工程学报, 2014, 33(4): 797-808.  
WANG J J, YIN K L, XIAO L L. Landslide suscepti-

- bility assessment based on GIS and weighted information value: A case study of Wanzhou district, Three Gorges Reservoir[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2014, 33(4): 797—808. (In Chinese)
- [12] 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 G, XU P H, CAO C, 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. (In Chinese)
- [13] 李信, 薛桂澄, 柳长柱, 等. 基于信息量模型和信息量—逻辑回归模型的海南岛中部山区地质灾害易发性研究[J]. 地质力学学报, 2022, 28(2): 294—305.  
LI X, XUE G C, LIU C Z, et al. Evaluation of geohazard susceptibility based on information value model and information value-logistic regression model: A case study of the central mountainous area of Hainan Island[J]. Journal of Geomechanics, 2022, 28(2): 294—305. (In Chinese)
- [14] 邓念东, 石辉, 文强, 等. 信息量支持下的随机森林模型的崩塌易发性评价[J]. 科学技术与工程, 2021, 21(6): 2210—2217.  
DENG N D, SHI H, WEN Q, et al. Collapse susceptibility evaluation of random forest model supported by information value model[J]. Science Technology and Engineering, 2021, 21(6): 2210—2217. (In Chinese)
- [15] 黄云龙, 李正权, 孙煜嘉. 基于卡尔曼滤波器和多层感知器的大麦幼苗最优生长参数预测[J]. 物联网学报, 2021, 5(4): 90—98.  
HUANG Y L, LI Z Q, SUN Y J. Prediction of optimal growth parameters of barley seedling based on Kalman filter and multilayer perceptron[J]. Chinese Journal on Internet of Things, 2021, 5(4): 90—98. (In Chinese)
- [16] 汤国安, 刘学军, 闫国年. 数字高程模型及地学分析的原理与方法[M]. 北京: 科学出版社, 2005.  
TANG G A, LIU X J, LÜ G N. Principles and methods of digital elevation model and geoscience analysis [M]. Beijing: Science Press, 2005. (In Chinese)
- [17] 李益敏, 李驭豪, 赵志芳. 基于确定性系数模型的泸水市泥石流易发性评价[J]. 水土保持研究, 2019, 26(4): 336—342.  
LI Y M, LI Y H, ZHAO Z F. Assessment on susceptibility of debris flow in Lushui based on the certain factor model[J]. Research of Soil and Water Conservation, 2019, 26(4): 336—342. (In Chinese)
- [18] 周萍, 邓辉, 张文江, 等. 基于信息量模型和机器学习方法的滑坡易发性评价研究: 以四川理县为例[J]. 地理科学, 2022, 42(9): 1665—1675.  
ZHOU P, DENG H, ZHANG W J, et al. Landslide susceptibility evaluation based on information value model and machine learning method: A case study of Lixian County, Sichuan Province[J]. Scientia Geographica Sinica, 2022, 42(9): 1665—1675. (In Chinese)
- [19] 马思远, 许冲, 田颖颖, 等. 基于逻辑回归模型的九寨沟地震滑坡危险性评估[J]. 地震地质, 2019, 41(1): 162—177.  
MA S Y, XU C, TIAN Y Y, et al. Application of logistic regression model for hazard assessment of earthquake-triggered landslides: A case study of 2017 Jiuzhaigou(china) m<sub>s</sub>7.0 event[J]. Seismology and Geology, 2019, 41(1): 162—177. (In Chinese)
- [20] 张辉, 谈树成, 汪拼旭. 滇东北滑坡孕灾环境因子敏感性分析[J]. 人民长江, 2020, 51(11): 134—139.  
ZHANG H, TAN S C, WANG P X. Sensitivity analysis on environmental factors for landslides in Northeastern Yunnan[J]. Yangtze River, 2020, 51(11): 134—139. (In Chinese)
- [21] 韩玲. 基于人工神经网络: 多层感知器(MLP)的遥感影像分类模型[J]. 测绘通报, 2004(9): 29—30.  
HAN L. The classification model of RS images based on artificial neural network—MLP[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2004(9): 29—30. (In Chinese)
- [22] 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.  
LIU Y, WANG N T, ZHOU C, et al. Evaluation of landslide susceptibility based on ROC and certainty factor method in Fengjie County, Three Gorges Reservoir[J]. Safety and Environmental Engineering, 2020, 27(4): 61—70. (In Chinese)

## Landslide susceptibility evaluation in Longling County based on the coupling model of information volume and multi-layer perceptron

ZHANG Yu<sup>1</sup>, JIAN Ji<sup>2</sup>, HAO Lina<sup>2</sup>, YANG Xin<sup>2</sup>

(1. Yunnan Province geological and mineral exploration and development Bureau of the first hydro-geological engineering geological brigade, Kunming 650041, China;

2. College of Earth Sciences, Chengdu University of Technology, Chengdu 610059, China)

**Abstract:** Landslide susceptibility evaluation models can directly affect the accuracy of research results. To investigate the influence of different coupled models on landslide susceptibility analysis, a total of eight evaluation factors, including elevation, slope, engineering rock group and so on, were selected in Longling County, Yunnan Province, as the study area to construct a landslide susceptibility evaluation system. The multi-layer perceptron method (MLP) was coupled with the information volume model (IV) to carry out landslide susceptibility evaluation and was compared with the traditional information volume-logistic regression model (IV-LR), and the accuracy was verified by the AUC value. The results show that the AUC values of IV-MLP, IV-LR, and IV models were 0.862, 0.813, and 0.799, respectively. The AUC value of the IV-MLP coupling model is higher than that of the IV-LR coupling model, and the MLP model performs better in the landslide susceptibility coupling analysis than the IV model. The AUC values of IV-MLP and IV-LR coupling models were higher than those of the single IV model by 0.063 and 0.014, respectively, and the coupled model is more effective than the single model in the landslide susceptibility zoning. The results can provide a scientific theoretical basis for assessing landslide susceptibility in Longling County and a reference for disaster prevention.

**Keywords:** landslide susceptibility; information volume method; logistic regression; multi-layer perceptron; Longling county