第 57 卷 第 1 期 2024 年 (总 231 期) Vol. 57 No. 1 2024(Sum231)



引文格式: 王本栋, 李四全, 许万忠, 等. 基于 3 种不同机器学习算法的滑坡易发性评价对比研究[J]. 西北地质, 2024, 57(1): 34-43. DOI: 10.12401/j.nwg.2023033

Citation: WANG Bendong, LI Siquan, XU Wanzhong, et al. A Comparative Study of Landslide Susceptibility Evaluation Based on Three Different Machine Learning Algorithms[J]. Northwestern Geology, 2024, 57(1): 34–43. DOI: 10.12401/j.nwg.2023033

基于3种不同机器学习算法的滑坡易发性 评价对比研究

王本栋^{1,3},李四全^{2,*},许万忠³,杨勇²,李永云²

(1.攀枝花市自然资源和规划局,四川攀枝花 617000;2.西南有色昆明勘测设计(院)股份有限公司,云南昆明 650051;
 3.昆明理工大学国土资源工程学院,云南昆明 650093)

摘 要: 准确的滑坡易发性评价结果是山区滑坡灾害防治的关键, 可有效规避潜在滑坡带来的风险。为获得准确、可靠的滑坡预防参考, 笔者以云南芒市为研究对象, 选取高程、地层岩性、年均降雨量等9项评价因子, 通过多重共线性分析, 构建研究区滑坡易发性评价指标体系。分别基于支持向量机(SVM)、BP神经网络和随机森林(RF)3种典型机器学习算法进行滑坡易发性评价。利用准确性(ACC)、ROC 曲线下面积(AUC)、滑坡比(See)及野外实地考察对模型评价结果精度进行对比验证分析。结果显示 RF模型的 ACC、AUC 和极高易发区的 Sev值最高, 分别为 0.867、0.94、9.21; BP神经网络模型次之, 其 Sev值分别为 0.829、0.90、9.14; SVM 最低, 其 Sev值分别为 0.867、0.88、6.85。此外, RF 算法所得结果还与实地考察情况保持了较高的一致性。实验结果表明与其他两种算法相比, RF 算法在芒市区域具有更高的准确性和可靠性, 更适合用于该区域的滑坡易发性建模, 且利用该模型获得的评价结果, 能够为芒市区域的滑坡防治提供理论依据和科学参考。 关键词: SVM; BP 神经网络; RF; 滑坡易发性; 芒市 中图分类号: P694 文献标志码: A 文章编号: 1009-6248(2024)01-0034-10

> A Comparative Study of Landslide Susceptibility Evaluation Based on Three Different Machine Learning Algorithms

WANG Bendong^{1,3}, LI Siquan^{2,*}, XU Wanzhong³, YANG Yong², LI Yongyun²

 Panzhihua City Natural Resources and Planning Bureau, Panzhihua 617000, Sichuan, China;
 Southwest Nonferrous Kunning Exploration Surveying and Designing (Institute) Inc, Kunning 650051, Yunnan, China;
 Faculty of Land and Resources Engineering, Kunning University of Science and Technology, Kunning 650093, Yunnan, China)

Abstract: Accurate landslide susceptibility evaluation results are the key to landslide disaster prevention and control in mountainous areas, which can effectively avoid the risk caused by potential landslides. To obtain an accurate and reliable reference for landslide prevention, this paper selects nine evaluation factors, including elevation, stratigraphic lithology, average annual rainfall et al, and constructs a landslide susceptibility evaluation

收稿日期: 2022-10-12;修回日期: 2023-11-03;责任编辑: 贾晓丹

作者简介: 王本栋(1995-), 男, 硕士研究生, 主要从事地质灾害成因分析和治理的研究。 E-mail: 940001225@qq.com。 * **通讯作者:** 李四全(1971-), 男, 正高级工程师, 主要从事工程地质与水文地质研究。E-mail: 907215864@qq.com。

35

index system in the study area through multiple covariance analysis, taking Mangcheng, Yunnan Province as the research object. Subsequently, three typical machine learning models based on support vector machine (SVM), BP neural network and random forest (RF) were used for landslide susceptibility evaluation. Finally, the accuracy of the model evaluation results was compared and validated by using accuracy (ACC), area under the ROC curve (AUC), landslide ratio (S_{el}) and field fieldwork. The results showed that the RF model had the highest $S_{el'}$ values of 0.867, 0.94 and 9.21 for ACC, AUC, and very high susceptibility areas, respectively; the BP neural network model had the second highest values of 0.829, 0.90 and 9.14; the SVM had the lowest values of 0.794, 0.88 and 6.85; and the RF model results were more consistent with the field study. The results of experiments show that compared with the other two algorithms, the RF algorithm has higher accuracy and reliability in the Mangshi region and is more suitable for landslide susceptibility modeling in the region, and the evaluation results obtained by using the model can provide a theoretical basis and scientific reference for landslide control in the Mangshi region.

Keywords: SVM; BP neural networks; RF; landslide susceptibilit; Mangshi city

滑坡作为世界上最常见的地质灾害之一,每年造成数千人伤亡和数千亿经济损失(Francisco et al., 2015; 王朋伟等, 2023)。对中国来说,由于多山地貌的特点, 许多地区受滑坡影响严重(孙萍萍等, 2022)。近年来, 滑坡对环境、居民建筑和工业设施的威胁日益加重 (Lin et al., 2012; 孟晓捷等, 2022; 王海芝等, 2022; 黄煜 等, 2023),严重危害居民的生命财产安全,给国家和 社会造成巨大损失(李宇嘉等, 2022; 田媛等, 2022)。 因此, 丞需一种有效手段来减少滑坡带来的损害。开 展科学、准确的滑坡易发性评价, 对制定防灾措施具 有重要指导意义。

一般来说,通过预测未来滑坡发生的位置和可能 性大小,可以在一定程度上减少滑坡的破坏(Pradhan et al., 2010)。滑坡易发性因其对滑坡发生相对空间概 率的预测能力,被认为是滑坡预防管理的重要工具, 也是规避滑坡风险的首要选择(Dai et al., 2002)。近 年来,滑坡易发性评价已成为热门研究课题。在区域 尺度上,易发性评价模型可分为定性评估和定量评估 两大类(贾俊等, 2023)。随着计算机技术、遥感(RS) 和地理信息系统(GIS)的飞速发展,滑坡空间数据的 获取变得便捷,基于定量评估的易发性建模方法得到 广泛应用(Shen et al., 2019)。例如,随机证据权重 (Haydar et al., 2016; 周宇等, 2022)、逻辑回归(LR) (刘璐瑶等, 2021; 杜国梁等, 2021)、BP神经网络(唐 睿旋等, 2017; 康孟羽等, 2022; 张林梵等, 2022)、随机 森林(RF)(刘坚等, 2018;林荣福等, 2020;马啸等, 2022)和支持向量机(SVM)(Zhou et al., 2016; Zhu et al., 2022)等方法都在实际应用中取得较为理想的预测结

果。在定量评估模型中,机器学习模型表现尤为突出, 并被认为比基于专家意见的分析方法更有效预测山 体滑坡(Binh et al., 2016)。SVM、BP 神经网络和 RF 作为3种常见的典型机器学习算法,被广泛应用于滑 坡易发性评价,并取得较高的预测精度。然而,受不 同地质环境、数据背景影响,模型间的预测精度可能 存在较大差异。目前的滑坡易发性研究大多是基于 单一机器学习算法实施,缺乏不同算法之间的精度比 较,难以获得研究区内更为准确的滑坡易发性结果。 因此,有必要在特定区域内对多种学习模型进行比较, 以选择高性能模型来获取区域滑坡预测结果。

鉴于此, 笔者以云南芒市区域为例, 分别基于 SVM、BP 神经网络和 RF 等 3 种典型机器学习算法获 取其区域滑坡易发性评价结果, 并采用不同精度评价 指标对其结果进行对比分析, 以获得研究区最佳评价 算法及结果。所得最优评价结果能为当地政府部门 提供更加准确、可靠的防灾减灾参考依据。

1 研究区概况及数据源

1.1 研究区概况

研究区芒市地处云南省西南边境地区,隶属德宏 傣族景颇族自治州,地理位置为E98°05′~98°44′, N24°05′~24°39′(图1)。全境是以中、低山地为主的 低纬山原地区,最高海拔2890 m(风平镇),最低海拔 528 m(中山乡)。山地面积占89%,山体多为东北至 西南走向,东北高而峻峭,西南低而宽缓,向西南倾斜 展布,河谷与断裂带走向一致,甚至发育在断裂带上。



图1 研究区地理位置及样本分布 Fig. 1 Geographical location of the study area and distribution of sample

芒市属南亚热带季风气候, 热量丰富, 夏季湿润多雨, 冬季温暖少雨, 干湿季节分明。降雨主要集中在 5~10月份, 年平均降雨量为 1653.4 mm, 最多年为 1959.8 mm(杨平芬等, 2014)。区内地貌涵盖侵蚀堆 积地貌、岩溶地貌、构造剥蚀地貌、构造侵蚀地貌及 火山堆积地貌 5 大成因类型, 其中以构造侵蚀地貌和 岩溶地貌为主(郑迎凯等, 2020)。

近年来,该区域大肆开展道路修建和矿产资源开 采等人类工程活动,致使原有的生态环境遭到破坏。 加之境内地质构造复杂,新构造运动强烈,为地质灾 害的发育提供了有利条件,从而引发泥石流、崩塌和 滑坡等一系列灾害的频繁发生,严重威胁了区内居民 的生命财产安全。

1.2 数据来源

笔者采用的主要实验数据来源如下:①250 m空间分辨率的岩性图,来源于地学服务平台。②30 m分辨率的土地利用数据,来源于中国科学院资源环境科学与数据中心。③30 m分辨率的 DEM,来源于美国航空航天局 NASA SRTM,用于地形地貌信息提取。④0.1°×0.1°空间分辨率的降雨数据,来源于美国航空航天局 NASA GPM,通过反距离权重插值法获取区域内年均降雨量。

1.3 评价因子

实验采用 100 m×100 m 分辨率的栅格作为评价单 元,研究区共计 289 609 个栅格单元。结合研究区历 史资料、现场勘探及遥感影像目视解译,共获得 565 个滑坡点作为滑坡基础样本数据,并利用 GIS 随机生 成相等数量的非滑坡点(黄武彪等, 2022)(图 1),一同 作为模型输入的因变量,记发生滑坡为1,未发生滑坡 为0。在此基础上,按照 7:3 的比例将样本数据进行 划分(Vijendra et al., 2019), 70% 用于模型训练, 30%

用于模型精度测试。

在当前的滑坡易发性建模中,对于评价因子的选 取并没有固定标准,唯一的原则是保证因子可操作、 可测量和非冗余(Ayalew et al., 2005)。因此, 在保证 评价因子客观准确的前提下,结合研究区具体特性, 选取9个评价因子:高程、坡度、坡向、平面曲率、剖 面曲率、起伏度、地层岩性、年均降雨量和土地利用, 作为模型输入的自变量,并引入灰色关联分析对所选 评价因子与研究区历史滑坡灾害之间的关联性进行 检验,得出灰色关联排序(周定义等,2021)。按关联 度从小到大依次为坡向(0.52)、地层岩性(0.59)、年均 降雨量(0.66)、坡度(0.70)、高程(0.74)、起伏度 (0.75)、剖面曲率(0.78)、平面曲率(0.81)、土地利用 (0.82)。关联度最低的评价因子为坡向,其关联度为 0.52, 均大于 0.5, 从排序结果可以看出选取的 9 个评 价因子与研究区历史滑坡灾害之间存在一定的关联 性,均能够作为该区域滑坡易发性建模的输入变量。

此外,为保证因子间统一的栅格单元大小,还利 用重采样工具将栅格单元采样为 30×30m 分辨率,并 据以往研究者经验(Adnan et al., 2013; Markus et al., 2015)与灾害点分布规律对各评价因子进行分级(图 2)。

2 研究方法

2.1 支持向量机(SVM)

SVM 是一种有监督的机器学习算法,基本原理是 通过将低维度空间内混杂的、不可划分的数据投影到 高维度空间内,并在相应的高维度空间内寻找最优分 类超平面,以实现数据的正确分类(Huang et al., 2020)。

首先假设一组数据为(x_i, y_i), i=1,2,...,n, 通过线 性回归函数 $f(x) = \omega \cdot x + b$ 拟合并确定 ω 和b。采用松 弛变量 ε 来控制分类误差, 相应得线性函数拟合为 (黄发明等, 2022);

$$\begin{cases} y_i - f(x_i) \leq \varepsilon + \xi_i \\ f(x_i) - y_i \leq \varepsilon + \xi_i^*, i = 1, 2, ..., n \\ \xi_i, \xi_i^* \geq 0 \end{cases}$$
(1)

式中: ξ_i、ξ_i分别为分类误差因子。

当*ξ_i、ξ_i*大于 0 时表示有分类错误,此时变换为 求解最小化函数问题,如公式(2)所示,其中常数*C*大 于 0 为超出分类误差 ε 的错分程度,将其带入拉格朗 日函数后的线性拟合函数如公式(3)所示。



图2 评价因子分级 Fig. 2 Evaluation factor classification

$$R (\omega, \xi_i, \xi_i^*) = \frac{1}{2}\omega \cdot \omega + C \sum_{i=1}^n (\xi_i + \xi_i^*)$$
(2)
$$f(x) = \omega \cdot x + b = \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) x_i \cdot x + b$$
(3)

$$f(x) = \omega \cdot x + b = \sum_{i=1}^{n} (\alpha_i - \alpha_i^*) x_i \cdot x + b$$
(3)

式中: ω 为确定超平面方向的权重向量;b为偏差; C为惩罚因子; α_i 、 α_i^* 为支持向量机系数。

2.2 BP神经网络(BPNN)

BP 神经网络由 Hinton(1986)于 1986 年提出,是 一种按误差反向传播算法训练的多层前馈网络,分别 由信息的正向传播和误差的反向传播两个过程组成 (陈玉萍等,2012)。该算法的模型结构和权值通过学 习过程获得,学习过程分为多层前馈和反向误差修正 两个阶段(李东等,2015)。多层前馈数学模型为:

$$\begin{cases} y_i^l = f(x_i^l) \\ x_i^l = \sum_{j=1}^{N_{l-1}} w_{ij}^l y_j^{l-1} + \theta_i^l \quad (i = 1, 2, 3...L) \end{cases}$$
(4)

式中: y;为第 l 层第 i 个节点的输出值; x;为第 l 层

第*i*个节点的激活值; *w*^{*l*}_{*i*}为第*l*-1 层第*j*个节点到第*l* 层第*i*个节点的连接权值; *θ*^{*l*}为第*l* 层第*i*个节点的阈 值; *f*(*x*^{*l*})为神经元激活函数; L 为总层数。

误差的反向传播阶段采用梯度递降算法,通过调 节各层神经元之间的连接权值,使总误差向减少方向 变化。其表达式为:

则权值调整公式为:

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) - \eta \frac{\partial E}{\partial w_{ij}}$$
(6)

2.3 随机森林(RF)

随机森林是一种组合分类模型,它由多棵决策树 { $h(X,\Theta k), k=1,2,...n$ }组成。参数集{ Θk }是独立同分 布的随机向量,在给定自变量X的情况下,最优分类 结果由每棵决策树模型投票选出(吴孝情等,2017)。 其表达式为(Pham et al., 2018); $f(x) = m_vote \{h_i(x)\}\ (i = 1, 2, 3..., k)$ (7) 式中: m vote 为投票结果。

2.4 模型精度检验

为有效地评估 3 种算法对滑坡易发性的预测能 力,笔者采用受试者工作特征曲线(Receiver-Operating Characteristic, ROC),曲线下面积(Area Under Curve, AUC)以及准确度(Accuracy, ACC)对模型的性能进行 评价。ROC 曲线以真阳性率(TPR)为纵轴,以假阳性 率(FPR)为横轴,曲线越靠近左上方,AUC 值越大,判 别滑坡发生的精度越高。ACC 则依靠混淆矩阵计算, 它能够度量样本被正确分类的比例,ACC 值越接近 1, 说明模型准确性越高。

3 结果与分析

3.1 多重共线性分析

初步选取的滑坡评价因子之间可能存在统计学 上的共线性关系,从而使得模型估计失真或难以准确 描述因子与滑坡之间的真实关系(王毅等,2021)。因 此,在滑坡易发性建模之前,还需检验因子间是否存 在共线性问题。

通常采用 VIF(方差膨胀系数)和容差两个指标来 分析评价因子间的共线性情况,当容差值小于 0.1 或 VIF 值大于 10 时,表示因子间具有较高的共线性程度, 需对其进行剔除(Ryuta et al., 2019)。利用 SPSS20 获 取评价因子间的共线性关系(表 1),所有因子的容差 值均大于 0.1, VIF 值均小于 10,表明因子之间不存在 强共线性关系,均可用于后续的滑坡易发性建模。

表1 评	P价因子多	重共线性分	Ւ析结果
------	-------	-------	------

 Tab. 1
 Results of multiple covariance analysis of

evaluation factors

评价因子	容差	VIF	评价因子	容差	VIF
高程	0.781	1.281	起伏度	0.176	5.693
坡度	0.159	6.298	地层岩性	0.990	1.010
坡向	0.979	1.022	年均降雨量	0.981	1.019
平面曲率	0.708	1.413	土地利用	0.984	1.017
剖面曲率	0.869	1.151			

3.2 滑坡易发性评价结果对比分析

实验利用 GIS 多值提取功能,将各评价因子的分级属性值提取至 1.3 节中的样本数据,然后基于 Matlab 语言下的 libsvm 框架构建 SVM 模型, SPSSPRO 构 建 BP 神经网络模型和 RF 模型,以此对研究区 289 609 个栅格单元进行滑坡易发性指数计算,输出 0~1之 间的滑坡概率值,并导入到 Arcgis10.7 中。采用自然 间断法(Chen et al., 2017)将其划分为 5 个等级:极低 易发、低易发、中易发、高易发和极高易发,以此得到 3 种算法下的芒市区滑坡易发性评价结果(图 3)。







3种算法评价得出的研究区滑坡易发性结果 (图3)在空间位置分布上存在一定的相似性和差异性。 具体而言,在3种算法得到的易发性结果中,极高易 发区集中分布在五岔路乡和江东乡一带,说明这一带 相对其他区域,发生滑坡的可能性较大,和前人研究 结果(郑迎凯等,2020)相一致;极低易发区则主要分 布在轩岗乡、芒市镇以及风平镇,这些区域由于地势 平坦,地形地貌简单,不利于滑坡发生,因此被赋予了 较低的易发性等级。从上述几个典型区域的易发性 等级划分来看,3种算法得到的结果都与实际情况具 有较高的吻合度。三者之间的差异性则体现在遮放 镇、勐戛镇一带的南部地区,这些地区在 BP 神经网络 和 RF 得到的评价结果中几乎被赋予了中易发等级; 而在 SVM 结果中,却被赋予了极高易发等级,不同算 法对研究区内评价因子与滑坡易发性的非线性拟合 能力可能是造成差异的首要原因,即算法的性能不同, 所获取的易发性评价结果的准确性也有所不同。

通过定性方面的比较,并不能得出3种算法的优劣。因此,在3.3部分,将从定量的角度对模型评价结 果的准确性进行详细分析,以获得芒市地区最佳易发 性评价模型。

3.3 评价精度对比分析

为对模型评价结果的准确性进行量化分析,采用 统计的方式计算出模型测试样本的 ACC 值(表 2),并 在 SPSS 20 中绘制 3 种模型的 ROC 曲线(图 4)。结合

评价模型 评价指标 BP神经网络 SVM RF TP(真阳性) 143 130 138 FP(假阳性) 29 31 29 TN(真阴性) 139 138 156 FN(假阴性) 41 27 16 ACC(准确度) 0.794 0.829 0.867



Tab. 2Test sample accuracy evaluation



图4 测试样本 ROC 曲线

Fig. 4 Test sample ROC curve

表 2 和图 4 可以看出 RF 模型的 ACC 值和 AUC 值最 高分别为 0.867 和 0.94, BP 神经网络次之为 0.829 和 0.90, SVM 最低为 0.794 和 0.88。RF 算法无论是 ACC 值还是 AUC 值,均优于其他两种算法,AUC 值较 SVM 和 BP 神经网络分别提升了 4% 和 6%,表明在芒 市地区, RF 模型具有更高的滑坡预测能力。

此外,科学合理的滑坡易发性评价结果还需满足两个标准:①随着易发性等级增加,分级面积占比逐渐减小。②随着易发性等级增加,滑坡比(*S_{ei}*)逐渐增大(Harlow et al., 2005)。在本研究中,滑坡比为实际滑坡点落入各级易发区的百分比(*D_{ei}*)与各级易发区面积占总面积的百分比(*M_{ei}*)的比值(*S_{ei}*)(*i*=I, II, III, IV, V)。

由表 3 可知 3 种算法均满足上述两个准则, 从极低到极高, 易发性分区面积比(*M_{ei}*)逐级递减, *S_{ei}* 值逐级递增。尽管如此, 由于数值差异, 它们的合理性依然具有一定的可比性。极低易发区的 *S_{et}* 值越小, 极高易发区的 *S_{ev}* 值越大, 模型的合理性越高(刘希林等, 2017)。检验结果显示在 SVM、BP 神经网络、RF 评价结果中, 分别有 74.69%、82.30% 和 86.91% 的滑坡

表 3 易发性分区合理性检验结果

T 1 2	D / 1'/	1.	C		•
lah 4	Rationality	teet reculte	of clices	ntihility	700100
1 av. 5	Rationanty	icsi icsuits	UI SUSCU	DUDINUV	ZOHIIIZ
				F · · · · J	- 0

评价 模型	易发区	分级面 积/km ²	滑坡 点/个	M_{ei}	D_{ei}	S _{ei}
SVM	极低(I)	1 260.04	47	43.51%	8.32%	0.19
	低(II)	624.7	47	21.57%	8.32%	0.39
	中(III)	449.2	49	15.51%	8.67%	0.56
	高(IV)	328.04	109	11.33%	19.29%	1.70
	极高(V)	234.11	313	8.08%	55.40%	6.85
BP神经 网络	极低(I)	1 282.66	27	44.29%	4.78%	0.11
	低(II)	619.45	31	21.39%	5.49%	0.26
	中(III)	443.81	42	15.32%	7.43%	0.49
	高(IV)	330.44	73	11.41%	12.92%	1.13
	极高(V)	219.73	392	7.59%	69.38%	9.14
RF	极低(I)	1 262.13	17	43.58%	3.00%	0.07
	低(II)	684.86	20	23.65%	3.54%	0.15
	中(III)	422.73	37	14.60%	6.55%	0.45
	高(IV)	287.12	61	9.91%	10.80%	1.09
	极高(V)	239.25	430	8.26%	76.11%	9.21

点落入高易发等级以上区域, *S*_{et}和 *S*_{ev}值分别为 0.19 和 6.85, 0.11 和 9.14, 以及 0.07 和 9.21, 最小 *S*_{et}值和最 大 *S*_{ev}值均为 RF 算法所得, 说明 RF 芒市区滑坡评价 结果的合理性要优于其他两种算法。

3.4 野外考察验证分析

根据野外实地考察,发现遮放镇新增一处滑坡, 该滑坡位于垦西社区七队,长约30m,宽约60m,属于 小型滑坡,虽没有人员伤亡,但仍旧对周边设施造成 了破坏。本次实验利用该滑坡对3种算法的灾害预 测能力进行评估,进一步对比验证模型的准确性。 此次滑坡的发生对附近的植被、道路、居民建筑 造成一定程度的损坏。如图 5d~图 5e 所示,受该滑 坡影响,在一户居民家中发现约 1~2 m 长的拉张裂缝; 坡体边缘植被倒塌,道路中央也出现长约 12 m 的裂 缝,由于滑坡规模较小,并未带来较为严重的损失。由 图 5a~图 5c 可知,这次滑坡的空间位置分别位于 SVM 滑坡易发性评价结果的极低易发区,BP 神经网 络的中易发区,RF 的高易发区。从 3 种评价结果的等 级划分来看,RF 算法对此次滑坡进行了很好的空间 位置预测,得到与实际情况更为一致的滑坡预测结果。



a、b、c.分别为 SVM、BP 神经网络、RF 算法得到的局部滑坡易发性图; d、e.分别为野外实地考察图图5 局部滑坡易发性结果图及野外考察照片

Fig. 5 Amplification of local landslide susceptibility results and field study

综上可知,无论是评价结果分级的合理性,还 是滑坡预测的准确性,RF算法在芒市的滑坡易发性 评价应用中都表现出明显的优势,相比其他两种算 法更适合用于该区域的易发性评价结果获取。这也 说明即使在同一区域,相同的地理环境条件,不同 模型获得的结果也会不尽相同。通过不同模型对比 的方式,可以获得更为准确、可靠的研究区易发性 评价结果。

4 结论

(1)3种算法获得的滑坡易发性结果在极低和极高易发区的空间位置分布上具有较高的一致性,极低易发区集中分布在轩岗乡、芒市镇以及风平镇区域,极高易发区分布在五岔路乡和江东乡一带。

(2)利用 SPSS 绘制 3 种算法的 ROC 曲线,得到
SVM、BP 神经网络和 RF 的 AUC 值分别为 0.88、0.90、
0.94。RF 的 AUC 值较 SVM 和 BP 神经网络分别提升 5.2% 和 3.2%,表明 RF 算法在芒市地区的滑坡预测
能力要优于其余两种算法。

(3)通过对滑坡比值(*S_{et}*)进行统计,发现 SVM、 BP 神经网络和 RF 在极低易发区的 *S_{et}* 值分别为 0.19、 0.11 和 0.07,在极高易发区的 *S_{ev}* 值分别为 6.85、9.14 和 9.21。*S_{et}* 的最小值和 *S_{ev}* 的最大值均由 RF 算法所 得,并且该算法还得到与实地考察情况更为一致的滑 坡评价结果。充分说明 RF 算法获得芒市滑坡易发性 结果的准确性高于其他两种算法,能够为该区域的防 灾减灾提供可靠参考。

参考文献(References):

- 陈玉萍,袁志强,周博,等.遗传算法优化 BP 网络在滑坡灾害预 测中的应用研究[J].水文地质工程地质,2012,39(1): 114-119.
- CHEN Yuping, YUAN Zhiqiang, ZHOU Bo, et al. Application of back propagation neural networks with optimization of genetic algorithms to landslide hazard prediction[J]. Hydrogeology & Engineering Geology, 2012, 39(1): 114–119.
- 杜国梁,杨志华,袁颖,等.基于逻辑回归-信息量的川藏交通廊 道滑坡易发性评价[J].水文地质工程地质,2021,48(5): 102-111.
- DU Guoliang, YANG Zhihua, YUAN Ying, et al. Landslide susceptibility mapping in the Sichuan-Tibet trafficcorridor using logistic regression- information value method[J]. Hydrogeology & Engineering Geology, 2021, 48(5): 102–111.
- 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(2): 79-90.
- HUANG Faming, HU Songyan, YAN Xueya, et al. Landslide susceptibility prediction and identification of its main environmental factors based on machine learning models[J]. Bulletin of Geological Science and Technology 2022, 41(2): 79–90.

- 黄武彪,丁明涛,王栋,等.基于层数自适应加权卷积神经网络 的川藏交通廊道沿线滑坡易发性评价[J].地球科学,2022, 47(6):2015-2030.
- HUANG Wubiao, DING Mingtao, WANG Dong, et al. Evaluation of landslide susceptibility based on layer adaptive weighted convolutional neural network model along Sichuan-tibet traffic torridor[J]. Earth Science, 2022, 47(6): 2015–2030.
- 黄煜,谢婉丽,刘琦琦,等.基于 GIS 与 MaxEnt 模型的滑坡易发 性评价—以铜川市中部城区为例[J].西北地质,2023, 56(1):266-275.
- HUANG Yu, XIE Wanli, LIU Qiqi, et al. Landslide Susceptibility Assessment Based on GIS and MaxEnt Model: Example from Central Districts in Tongchuan City[J]. Northwestern Geology, 2023, 56(1): 266–275.
- 贾俊, 毛伊敏, 孟晓捷, 等. 深度随机森林和随机森林算法的滑 坡易发性评价对比—以汉中市略阳县为例[J]. 西北地质, 2023, 56(3): 239-249.
- JIA Jun, MAO Yimin, MENG Xiaojie, et al. Comparison of Landslide Susceptibility Evaluation by Deep Random Forest and Random Forest Model: A Case Study of Lueyang County, Hanzhong City[J]. Northwestern Geology, 2023, 56(3): 239–249.
- 康孟羽,朱月琴,陈晨,等.基于多元非线性回归和 BP 神经网络 的滑坡滑动距离预测模型研究[J].地质通报,2022,41(12): 2281-2289.
- KANG Mengyu, ZHU Yueqin, CHEN Chen, et al. Research on landslide sliding distance prediction model based on multiple nonlinear regression and BP neural network[J]. Geological Bulletin of China, 2022, 41(12): 2281–2289.
- 李东,周可法,孙卫东,等.BP 神经网络和 SVM 在矿山环境评 价中的应用分析[J].干旱区地理,2015,38(1):128-134.
- LI Dong, ZHOU Kefa, SUN Weidong, et al. Application of BP neural network and SVM in mine environmental assessment[J]. Arid Land Geography, 2015, 38(1): 128–134.
- 李宇嘉,陈宁生,杨溢,等.汉源县中海村"8·21"雨后型滑坡特征与成因[J].成都理工大学学报(自然科学版),2022,49(2):185-195.
- LI Ningjia, CHENG Ningsheng, YANG Yi, et al. Characteristics and causes of 8·21 rainfall-induced landslide at Zhonghai Village, Hanyuan County, Sichuan, China[J]. Journal of Chengdu University of Technology (Science & Technology Edition), 2022, 49(2): 185–195.
- 林荣福,刘纪平,徐胜华,等.随机森林赋权信息量的滑坡易发 性评价方法[J].测绘科学,2020,45(12):131-138.
- LIN Rongfu, LIU Jiping, XU Shenghua, et al. Evaluation method of landslide susceptibility based on random forest weighted information[J]. Science of Surveying and Mapping, 2020, 45(12):131–138.

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.

- LIU Jian, LI Shulin, CHEN Tao. Landslide susceptibility assessment based on optimized random forest model[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2018, 43(7): 1085–1091.
- 刘璐瑶,高惠瑛,李照.基于 CF 与 Logistic 回归模型耦合的永嘉 县滑坡易发性评价[J].中国海洋大学学报(自然科学版), 2021,51(10):121-129.
- LIU Luyao, GAO Huiying, LI Zhao. Landslide susceptibility assessment based on coupling of CF model and logistic regression model in Yongjia county[J]. Periodical of Ocean University of China, 2021, 51(10): 121–129.
- 刘希林, 庙成, 田春山. 区域滑坡和泥石流灾害两种危险性评价 方法的比较分析[J]. 防灾减灾工程学报, 2017, 37(1): 71-78.
- LIU Xilin, MIAO Cheng, TIAN Chunshan. Comparative analysis of two methods for assessing hazard of landslide and debris-flow on a regional scale[J]. Journal of Disaster Prevention and Mitigation Engineering, 2017, 37(1): 71–78.
- 马啸, 王念秦, 李晓抗, 等. 基于 RF-FR 模型的滑坡易发性评价——以略阳县为例[J]. 西北地质, 2022, 55(3): 335-344.
- MA Xiao, WANG Nianqin, LI Xiaokang, YAN Dong, LI Jialin. Assessment of Landslide Susceptibility Based on RF-FR Model: Taking Lueyang County as an Example[J]. Northwestern Geology, 2022, 55(3): 335–344.
- 孟晓捷,张新社,曾庆铭,等.基于加权信息量法的黄土滑坡易 发性评价——以1:5万天水市麦积幅为例[J].西北地质, 2022,55(2):249-259.
- MENG Xiaojie, ZHANG Xinshe, ZENG Qingming, et al. The Susceptibility Evaluation of Loess Landslide Based on Weighted Information Value Method: Taking 1: 50 000 Map of Maiji District of Tianshui City As an Example[J]. Northwestern Geology, 2022, 55(2): 249–259.
- 唐睿旋,晏鄂川,唐薇.基于粗糙集和 BP 神经网络的滑坡易发 性评价[J].煤田地质与勘探,2017,45(6):129-138.
- TANG Ruixuan, YAN Echuan, TANG Wei. Landslide susceptibility evaluation based on rough set and back-propagation neural network[J]. Coal Geology & Exploration, 2017, 45(6): 129–138.
- 孙萍萍,张茂省,贾俊,等.中国西部黄土区地质灾害调查研究 进展[J].西北地质,2022,55(3):96-107.
- SUN Pingping, ZHANG Maosheng, JIA Jun, et al. Geo-hazards Research and Investigation in the Loess Regions of Western China[J]. Northwestern Geology, 2022, 55(3): 96–107.
- 田媛, 巨能攀, 解明礼, 等. 滑坡编录表达模式对易发性评价结 果的影响[J]. 成都理工大学学报(自然科学版), 2022, 49(5): 606-615.

TIAN Yuan, JU Nengpan, XIE Mingli, et al. Analysis of the impact

of landslide cataloguing expression patterns on the evaluation results of landslide susceptibility[J], Journal of Chengdu University of Technology (Science Technology Edition), 2022, 49(5): 606–615.

- 王朋伟,安玉科.滑坡匀速变形阶段快速诊断方法研究[J].西 北地质,2023,56(5):197-203.
- WANG Pengwei, AN Yuke. Research on Rapid Diagnosis Method of Landslide's Uniform Deformation Stage[J]. Northwestern Geology, 2023, 56(5): 197–203.
- 王海芝, 王颂, 周剑, 等. 樟木堆积体斜坡动力稳定性与极限承载力评价[J]. 西北地质, 2022, 55(1): 262-273.
- WANG Haizhi, WANG Song, ZHOU Jian, et al. Dynamic Stability Analysis and Ultimate Bearing Capacity Evaluation of Zhangmu Landslide Deposit[J]. Northwestern Geology, 2022, 55(1): 262–273.
- 王毅,方志策,牛瑞卿,等.基于深度学习的滑坡灾害易发性分析[J].地球信息科学学报,2021,23(12):2244-2260.
- WANG Yi, FANG Zhice, NIU Ruiqing, et al. Landslide susceptibility analysis based on deep learning[J]. Journal of Geo-information Science, 2021, 23(12): 2244–2260.
- 吴孝情, 赖成光, 陈晓宏, 等. 基于随机森林权重的滑坡危险性 评价: 以东江流域为例 [J]. 自然灾害学报, 2017, 26(5): 119-129.
- WU Xiaoqing, LAI Chengguang, CHEN Xiaohong, et al. A landslide hazard assessment based on random forest weight: a case study in the Dongjiang River Basin[J]. Journal of Natural Disasters, 2017, 26(5): 119–129.
- 杨平芬,李艳美,杨保住.云南省芒市土壤肥力现状及变化趋势[J].云南农业科技,2014,(5):4-7.
- YANG Pingfen, LI Yanmei, YANG Baozhu. Status and trends of soil fertility in Mangshi, Yunnan province[J]. Yunnan Agricultural Science and Technology, 2014, (5): 4–7.
- 张林梵,王佳运,张茂省,等.基于 BP 神经网络的区域滑坡易发 性评价[J].西北地质,2022,55(2):260-270.
- ZHANG Linfan, WANG Jiayun, ZHANG Maosheng, et al. Evaluation of regional landslide susceptibility assessment based on BP neural network[J]. Northwestern Geology, 2022, 55(2): 260–270.
- 郑迎凯,陈建国,王成彬,等.确定性系数与随机森林模型在云 南芒市滑坡易发性评价中的应用[J].地质科技通报,2020, 39(6):131-144.
- ZHENG Yingkai, CHEN Jianguo, WANG Chengbin, et al. Application of certainty factor and random forests model in landslide susceptibility evaluation in Mangshi city[J]. Bulletin of Geological Science and Technology, 2020, 39(6): 131–144.
- 周定义, 左小清, 喜文飞, 等. 联合 SBAS-InSAR 和 PSO-BP 算法 的高山峡谷区地质灾害危险性评价[J]. 农业工程学报, 2021, 37(23): 108-116.

- ZHOU Dingyi, ZUO Xiaoqing, XI Wenfei, et al. Combined SBAS-InSAR and PSO-BP algorithm for evaluating the risk of geological disasters in alpine valley regions[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2021, 37(23): 108–116.
- 周宇,常鸣,孙文静,等.基于改进证据权重法的北海道地震同 震滑坡易发性评价[J].地理与地理信息科学,2022,38(1): 138-144.
- ZHOU Yu, CHANG Ming, SUN Wenjing, et al. Susceptibility evaluation of Hokkaido earthquake coseismic landslides based on improved weights of evidence method[J]. Geography and Geo-Information Science, 2022, 38(1): 138–144.
- Adnan Ozdemir, Tolga Altural. A comparative study of frequency ratio, weights of evidence and logistic regression methods for landslide susceptibility mapping: Sultan Mountains, SW Turkey[J]. Journal of Asian Earth Sciences, 2013, 64: 180–197.
- Ayalew L, Yamagishi H. The application of GIS-based logistic regression for landslide susceptibility mapping in the Kakuda-Yahiko Mountains, Central Japan[J]. Geomorphology, 2005, 65(1): 15–31.
- Binh Thai Pham, Biswajeet Pradhan, Dieu Tien Bui, et al. A comparative study of different machine learning methods for landslide susceptibility assessment: A case study of Uttarakhand area (India)[J]. Environmental Modelling & Software, 2016, 84: 240–250.
- Chen Wei, Hamid Reza Pourghasemi, Mahdi Panahi, et al. Spatial prediction of landslide susceptibility using an adaptive neurofuzzy inference system combined with frequency ratio, generalized additive model, and support vector machine techniques[J]. Geomorphology, 2017, 297: 69–85.
- Dai F C, Lee C F, Ngai Y Y. Landslide risk assessment and management: an overview[J]. Engineering Geology, 2002, 64(1): 65–87.
- Francisco Gutiérrez, Rogelio Linares, Carles Roqué, et al. Large landslides associated with a diapiric fold in Canelles Reservoir (Spanish Pyrenees): Detailed geological geomorphological mapping, trenching and electrical resistivity imaging[J]. Geomorphology, 2015, 241: 224–242.
- Harlow L L. The Essence of multivariate thinking: Basic themes and methods [M]. London: Lawrence ErlbaumAssociates, 2005: 199-207.
- Haydar Y Hussin, Veronica Zumpano, Paola Reichenbach, et al. Different landslide sampling strategies in a grid-based bi-variate statistical susceptibility model[J]. Geomorphology, 2016, 253: 508–523.
- Hinton G E, Williams R J. Learning representations by back-

propagatingerrors [J]. Nature, 1986, 323: 533-536.

- Huang Faming, Cao Zhongshan, Guo Jianfei, et al. Comparisons of heuristic, general statistical and machine learning models for landslide susceptibility prediction and mapping[J]. Catena, 2020, 191: 104580-104593.
- Lin Guanwei, Chen Hongey, Shih Tsunying, et al. Various links between landslide debris and sediment flux during earthquake and rainstorm events [J]. Journal of Asian Earth Sciences, 2012, 54-55: 41–48.
- Markus Meinhardt, Manfred Fink, Hannes Tuenschel. Landslide susceptibility analysis in central Vietnam based on an incomplete landslide inventory: Comparison of a new method to calculate weighting factors by means of bivariate statistics[J]. Geomorphology, 2015, 234: 80–97.
- Pham B T, Shirzadi, et al. A hybrid machine learning ensemble approach based on a Radial Basis Function neural network and Rotation Forest for landslide susceptibility modeling: A case study in the Himalayan area, India [J]. Int J Sediment Res, 2018, 2018,33(2): 157–170.
- 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.
- Ryuta Tamura, Ken Kobayashi, Yuichi Takano, et al. Mixed integer quadratic optimization formulations for eliminating multicollinearity based on variance inflation factor[J]. Journal of Global Optimization, 2019, 73(2): 431–446.
- Shen Chaoyong, Feng Zhongke, Xie Chou, et al. Refinement of Landslide Susceptibility Map Using Persistent Scatterer Interferometry in Areas of Intense Mining Activities in the Karst Region of Southwest China[J]. Remote Sensing, 2019, 11(23): 2821–2843.
- Vijendra Kumar Pandey, Kaushal Kumar Sharma, Hamid Reza Pourghasemi, et al. Sedimentological characteristics and application of machine learning techniques for landslide susceptibility modelling along the highway corridor Nahan to Rajgarh (Himachal Pradesh), India[J]. Catena, 2019, 182: 104150-104167.
- Zhou Chao, Yin Kunlong, Cao Ying, et al. Application of time series analysis and PSO-SVM model in predicting the Bazimen landslide in the Three Gorges Reservoir, China[J]. Engineering Geology, 2016, 204: 108–120.
- Zhu Zhifu, Gan Shu, Yuan Xiping, et al. Landslide Susceptibility Mapping with Integrated SBAS-InSAR Technique: A Case Study of Dongchuan District, Yunnan (China)[J]. Sensors, 2022, 22(15): 5587-5607.