

信息量法与随机森林耦合模型和临界月平均降雨阈值的区域滑坡危险性评价与区划

彭双庆, 刘朋飞, 陈刚, 王丽萍, 张伟, 罗文文, 景熙亮

Regional landslide hazard assessment using the IV-RF coupling model and critical monthly average rainfall threshold: A case study from Fuling District, Chongqing

PENG Shuangqing, LIU Pengfei, CHEN Gang, WANG Liping, ZHANG Wei, LUO Wenwen, and JING Xiliang

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.16031/j.cnki.issn.1003-8035.202402015>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

加权信息量模型在云南澜沧县滑坡危险性评价中的应用

Hazard assessment of landslides in Lancang County, Yunnan Province based on weighted information value model

吴兴贵, 王宇栋, 王蓝婷, 丁梓逸 中国地质灾害与防治学报. 2024, 35(3): 119-128

基于GDIV模型的大渡河中游地区滑坡危险性评价与区划

Landslide hazard assessment in the middle reach area of the Dadu River based on the GDIV model

阳清青, 余秋兵, 张廷斌, 易桂花, 张恺 中国地质灾害与防治学报. 2023, 34(5): 130-140

基于人工神经网络模型的福建南平市滑坡危险性评价

Landslide risk assessment in Nanping City based on artificial neural networks model

陈水满, 赵辉龙, 许震, 谢伟, 刘亮, 李全悦 中国地质灾害与防治学报. 2022, 33(2): 133-140

基于机器学习的区域滑坡危险性评价方法综述

A review of the methods of regional landslide hazard assessment based on machine learning

方然可, 刘艳辉, 黄志全 中国地质灾害与防治学报. 2021, 32(4): 1-8

基于I-CF模型的四川德格县滑坡危险性评价与区划

Landslide geological hazard assessment based on the I-CF model of Dege County in Sichuan Province

赵伯驹, 李宁, 幸夫诚, 向晗 中国地质灾害与防治学报. 2023, 34(5): 32-42

江西丘陵区山区公路地质灾害危险性评价多耦合模型对比研究

Comparative study of multi-coupling models for geohazard risk assessment along mountain highway in the hilly areas of Jiangxi Province

张平平, 何书, 李滨 中国地质灾害与防治学报. 2024, 35(4): 135-145



关注微信公众号, 获得更多资讯信息

DOI: 10.16031/j.cnki.issn.1003-8035.202402015

彭双庆, 刘朋飞, 陈刚, 等. 信息量法与随机森林耦合模型和临界月平均降雨阈值的区域滑坡危险性评价与区划——以重庆市涪陵区为例[J]. 中国地质灾害与防治学报, 2025, 36(1): 131-145.

PENG Shuangqing, LIU Pengfei, CHEN Gang, et al. Regional landslide hazard assessment using the IV-RF coupling model and critical monthly average rainfall threshold: A case study from Fuling District, Chongqing[J]. The Chinese Journal of Geological Hazard and Control, 2025, 36(1): 131-145.

信息量法与随机森林耦合模型和临界月平均降雨阈值的区域滑坡危险性评价与区划

——以重庆市涪陵区为例

彭双庆¹, 刘朋飞², 陈刚³, 王丽萍⁴, 张伟⁴, 罗文文⁴, 景熙亮⁴

(1. 重庆市二零八地质环境研究院有限公司, 重庆 400700; 2. 重庆市地质环境监测总站, 重庆 401120; 3. 重庆市地质矿产勘查开发局南江水文地质工程地质队, 重庆 401120; 4. 重庆科技大学建筑工程学院, 重庆 401331)

摘要: 提高降雨型滑坡易发性预测精度和构建合适的降雨阈值模型对区域滑坡危险性评价具有重要意义。以重庆市涪陵区为例, 采用信息量模型、BP神经网络模型、随机森林模型、信息量-BP神经网络耦合模型和信息量-随机森林耦合模型进行区域滑坡易发性评价, 对比不同模型下的接受者操作特征曲线、曲线下方面积和易发性分布规律。提出滑坡临界月平均降雨阈值模型, 反演出不同时间概率下的临界月平均降雨阈值。将易发性结果与时间概率等级进行耦合得到区域滑坡危险性评价结果并随机选取30次滑坡事件与4次典型滑坡事件进一步验证了评价精度。研究表明: 信息量和机器学习模型进行耦合, 弥补了机器学习在前期数据输入和非样本选择的缺点, 提升了单一机器学习模型的预测精度, 其中信息量-随机森林耦合模型预测精度最高; 随机选取的30例滑坡样本中, 有20例滑坡(占67%)位于发生时间概率50%以上区域, 验证了临界月平均降雨阈值模型的精度; 随机选取的4例典型滑坡样本中, 时间概率等级基本为P4或P5, 且位置均位于高危险区与极高危险区中, 与现场调查结果基本一致, 说明基于信息量-随机森林耦合模型和临界月平均降雨阈值的区域滑坡危险性评价结果准确且可靠。

关键词: 滑坡灾害; 危险性评价; IV-RF耦合模型; 临界月平均降雨量; 防灾减灾

中图分类号: P642.22; X43

文献标志码: A

文章编号: 1003-8035(2025)01-0131-15

Regional landslide hazard assessment using the IV-RF coupling model and critical monthly average rainfall threshold: A case study from Fuling District, Chongqing

PENG Shuangqing¹, LIU Pengfei², CHEN Gang³, WANG Liping⁴, ZHANG Wei⁴, LUO Wenwen⁴, JING Xiliang⁴

(1. Chongqing 208 Institute of Geological Environment Co. Ltd., Chongqing 400700, China; 2. Chongqing Institute of Geological Environment Monitoring, Chongqing 401120, China; 3. Nanjiang Hydro-Geology and Engineering Geology Team of Chongqing Geology Mineral Bureau, Chongqing, 401120, China; 4. School of Civil Engineering and Architecture, Chongqing University of Science and Technology, Chongqing, 401331, China)

收稿日期: 2024-02-26; 修订日期: 2024-05-28

投稿网址: <https://www.zgdzzyfzxb.com/>

第一作者: 彭双庆(1997—), 男, 四川成都人, 资源与环境专业, 硕士研究生, 主要从事地质灾害风险研究。E-mail: 1123327102@qq.com

通讯作者: 刘朋飞(1986—), 男, 河南许昌人, 地质工程专业, 博士, 主要从事地质灾害防治研究。E-mail: 273888264@qq.com

Abstract: Improving the accuracy of susceptibility prediction for rainfall-induced landslides and establishing suitable rainfall threshold models are of great significance for regional landslide hazard assessment. Taking Fuling District of Chongqing as a case study, the information value model, BP neural network model, random forest model, information value-BP neural network coupled model, and information value-random forest coupled model were used to evaluate regional landslide susceptibility. By comparing the receiver operating characteristic (ROC) curves, area under the curve (*AUC*), and susceptibility distribution patterns of different models, a critical monthly average rainfall threshold model for landslides is proposed, and critical monthly average rainfall thresholds for different temporal probabilities were inferred. The susceptibility results were coupled with temporal probability levels to produce regional landslide hazard assessment results. The evaluation accuracy is further validated with 30 randomly selected landslide events and 4 typical landslide cases. The results show that coupling the Information Value and machine learning models compensates for the shortcomings of machine learning in early data input and non-sample selection, enhancing the predictive accuracy of single machine learning models. Among these, the information value-random forest coupled model exhibits the highest predictive accuracy; of the 30 randomly selected landslide samples, 20 cases (67%) occurred in areas with a temporal probability of over 50%, validating the accuracy of the critical monthly average rainfall threshold model. The 4 typical landslide samples selected randomly were primarily in the P4 or P5 temporal probability levels and were located in high to very high-risk areas, aligning well with field survey results. This indicates that the regional landslide hazard assessment based on the information value-random forest coupled model and the critical monthly average rainfall threshold is accurate and reliable.

Keywords: landslide hazard; hazard assessment; IV-RF coupled model; critical monthly average rainfall; disaster prevention and mitigation

0 引言

开展滑坡危险性评价是滑坡风险评估的基础,也是滑坡灾害防灾减灾的重要内容之一。滑坡危险性评价根据评价对象的不同,可分为单体滑坡危险性评价和区域滑坡危险性评价^[1]。区域滑坡危险性评价是基于滑坡发生的空间概率和时间概率的耦合^[2-4]。其中,空间概率采用易发性评价结果表示,受内部因子影响,例如地质构造、地层岩性、斜坡结构类型和坡度等^[5];而滑坡发生的时间概率受外部因子影响^[6],例如降雨、人类工程活动和地震等^[7]。

滑坡易发性评价是采用评价模型对评价因子进行分析,并得到评价单元的易发性值,通过分级获得滑坡易发性分区^[8]。统计分析模型应用于滑坡易发性评价时,能较好地反映出滑坡的发育规律,但极高和高易发性分区面积过大,预测效率低下^[8];机器学习模型(machine learning, ML)具有较高的准确性和实用性^[9-10],但在非样本选择具有盲目性,且模型输入层为评价因子本身属性时,容易出现过拟合情况^[11]。且对于地质、地形地貌条件复杂区域采取单一模型进行预测,预测精度及可靠性无法保证。本文选用信息量(information value, IV)模型代表统计分析模型,随机森林模型(random forest, RF)和 BP 神经网络模型(backpropagation neural

network, BPNN)代表 ML 中的树模型和神经网络模型,引入 IV-RF 和 IV-BPNN 滑坡易发性预测耦合模型,结合统计分析模型和机器学习模型的优点,更能准确评价区域滑坡易发性^[12-13]。

目前国内外对于获得滑坡发生时间概率的方法主要包括历史滑坡编录信息的数理统计模型^[14]和物理模型^[15]。物理模型从滑坡失稳机制出发,能精确计算出滑坡时间概率,但该模型需要大量岩土参数信息,运用于大范围研究区非常受限^[16]。而对于降雨型滑坡而言,数理统计模型在计算滑坡时间概率时,主要利用日降雨量、降雨持时和降雨强度等参数的组合,例如降雨强度-降雨持时、前期有效降雨量-降雨持时、累计降雨量-降雨持时等来建立降雨与滑坡之间的关系^[17]。该方法适用于小比例尺的区域滑坡危险性评价,要求滑坡和日降雨数据真实可靠。但在实际情况下,研究区往往存在历史滑坡准确时间记录缺失或者不准确的情况,因此无法获取滑坡点当日及前几日的真实日降雨量信息,导致基于日降雨量的危险性评价结果不准确。相较于日降雨量,滑坡发生的月平均降雨量能更容易获取。如何利用历史滑坡点空间位置信息与月平均降雨量的关系,定量地评价研究区的滑坡危险性,成为开展区域滑坡危险性评价亟须解决的问题。

鉴于此,本文以重庆市涪陵区为研究区,分析研究

区内 495 个滑坡点发生的地理位置、月份和气象局多年月降雨量数据进行区域滑坡危险性评价研究。首先综合分析滑坡点与基础环境因子, 建立区域滑坡易发性评价指标体系; 再采用 IV、RF、BPNN、IV-RF、IV-BPNN 模型进行区域滑坡易发性评价; 分析滑坡点月平均降雨量与滑坡累计占比关系, 引入临界月平均降雨阈值模型, 采用累计正态分布概率密度函数进行滑坡累计占比曲线拟合, 建立滑坡时间概率与月平均降雨量之间非线性关系。最后将滑坡易发性与滑坡时间概率等级进行

耦合, 实现区域滑坡危险性评价。

1 研究方法

区域滑坡危险性评价是在易发性(空间概率)基础上, 将降雨作为外部影响因子, 计算出时间概率, 基于空间概率与时间概率完成区域滑坡危险性评价^[6], 具体流程如图 1 所示。临界降雨阈值表示降雨型滑坡发生的临界降雨量, 不同阈值代表降雨型滑坡发生的时间概率大小。

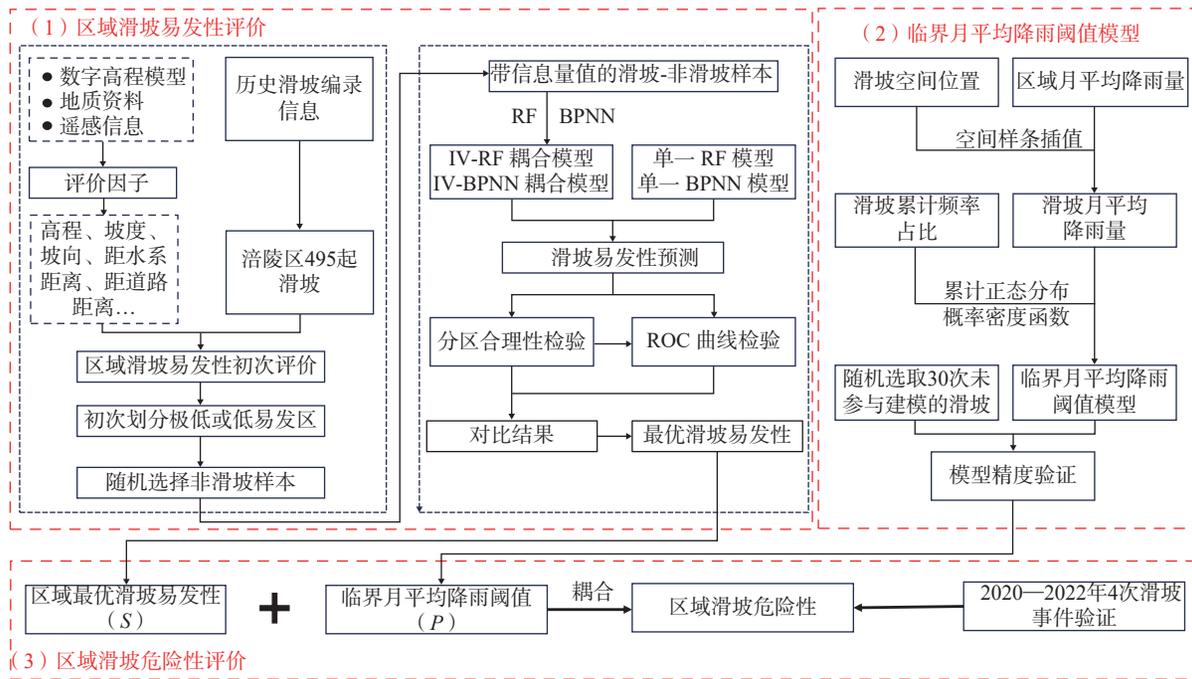


图 1 区域滑坡危险性评价流程图
Fig. 1 Flow chart for regional landslide risk assessment

1.1 区域滑坡易发性评价流程

区域滑坡易发性评价流程如图 1 的(1)部分所示, 主要步骤包括: 1) 首先根据研究区已有研究及实际滑坡编录信息, 确定区域滑坡易发性评价因子; 2) 采用 IV 模型量化滑坡评价因子与滑坡之间关系, 进行研究区初次易发性评价分级; 3) 在极低或低易发性区域进行非滑坡样本的随机选择, 与滑坡点组成带信息量值的滑坡-非滑坡的数据集; 4) 将数据集的 70% 作为 RF、BPNN 模型的输入变量, 滑坡和非滑坡作为输出变量; 5) 选取最优模型, 通过对比 IV-RF、IV-BPNN、单一 RF 和单一 BPNN 模型的预测性能及不同模型下的区域滑坡易发性分区合理性。

1.2 比选模型及其基本原理

1.2.1 IV 模型

IV 模型作为一种常见的数据驱动模型, 其基本原

理是贝叶斯法则, 近年来被许多专家学者用于地质灾害预测中^[18]。该模型认为滑坡灾害的发生是由多个因素共同影响, 计算研究区已发生的滑坡区域的各因子在不同区间下的数量获得滑坡发生的信息量大小, 并将各个信息量进行加权求和获得最终的滑坡信息量值, 以衡量滑坡的发生概率, 信息量如式(1)所示:

$$I = \sum_{i=1}^n I_i = \sum_{i=1}^n I(x_i, Y) = \sum_{i=1}^n \ln \frac{N_i/N}{S_i/S} \quad (1)$$

式中: I ——评价单元的信息量值;

I_i ——评价单元内评价因子 x_i 的信息量值;

$I(x_i, Y)$ ——评价因子 x_i 对滑坡灾害提供的信息量;

N_i ——研究区内分布在评价因子 x_i 内的滑坡面积;

N ——研究区内滑坡总面积;

S_i ——研究区内含有评价因子 x_i 的面积;

S——研究区总面积。

1.2.2 BPNN 模型

BPNN 模型又称为反向传播神经网络^[19]。如图 2 所示, BPNN 模型由输入层、隐藏层、输出层组成, 输入

层通过对样本数据的收集, 将其传递给隐藏层进行样本数据的训练, 若输出结果不满足期望值条件, 将进行循环反向误差传播同时修改权重和阈值以逐渐逼近期望值, 从而完成信息的提取和记忆过程。

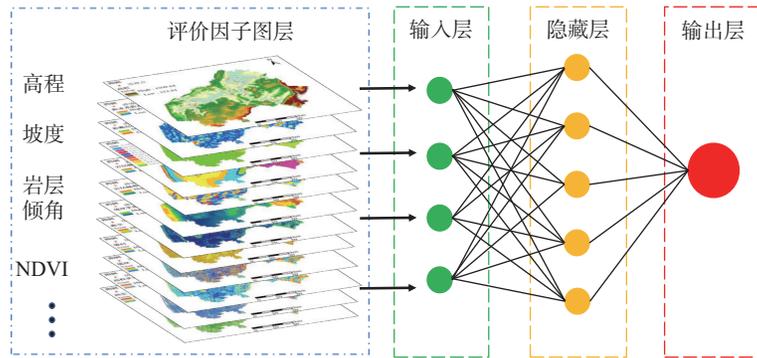


图 2 BPNN 模型

Fig. 2 Schematic diagram of the BP neural network model

1.2.3 RF 模型

RF 模型是最早由 LEO Breiman 和 Adele Cutler 提出的一种机器学习集成算法^[20], 其基本原理是运用 bagging (装袋) 算法进行有放回且随机地抽取样本, 然后构成 k 个不同的样本数据集, 并针对每个样本数据集构建 k 个决策树模型, 最终组成森林模型。“随机”二字, 则首先体现在滑坡非滑坡数据集的构建是随机的, 其次森林中的每颗决策树都是基于“bootstrap”自助采样法选取一部分随机特征及一部分数据集进行构建与训练。

因此, 森林中的每颗决策树都是独立且不同的, 但是输出是一种类型数据。对于回归模型而言, 计算每个决策树的平均值, 而对于决策模型, 采用投票的方式获得最终结果, 随机森林模型原理如图 3 所示。

1.2.4 IV-RF 与 IV-BPNN 耦合模型

耦合模型主要利用了 IV 模型对不同因子及不同分级间的数据整合, 且弥补了非滑坡样本选择的盲目性, RF 或 BPNN 模型能挖掘出隐藏在数据中的潜在规律。完成耦合模型体现在两方面, 一方面在 IV 模型中的极低或低易发性区域进行非滑坡样本的随机选择, 另一方面在 RF 或 BPNN 模型的数据输入是经过 IV 模型处理过的信息量值。

1.3 易发性模型精度评价方法

1.3.1 受试者工作特性曲线检验

在 RF 模型和 BP 神经网络模型训练完成后, 需要量化模型训练后精度是否能满足预测要求。一般情况下, 采用受试者工作特性曲线 (the receiver operating

characteristic curves, ROC) 和曲线下面积 (area under the curve, AUC) 以评价监督式机器学习模型的训练效果。ROC 可直观的通过图像准确反映二分类问题中特异性与敏感性间的关系, 具备优良的验证效果, 因而成为地质灾害风险评价精度验证工作中的常用模型之一。一般 ROC 曲线越靠近左上角证明模型准确性越好, ROC 曲线下方的面积 AUC 越大则代表模型精确程度越大、预测效果越好。

1.3.2 分区合理性

本文采用频率比模型 (frequency ratio, FR) 衡量 BPNN、RF、IV-BPNN 和 IV-RF 模型的滑坡易发性评价结果合理性。对于滑坡点面积占比和频率比值, 一般情况下, 在滑坡易发性等级越低, 滑坡点面积占比和频率比值应该越小, 随着易发性等级的升高, 滑坡点面积占比和频率比值应该逐渐增大。计算公式如式(2)所示:

$$FR = \frac{N_n/N_0}{S_n/S_0} \quad (2)$$

式中: FR ——频率比;

N_n ——评价因子第 n 个分级中发生滑坡的面积;

N_0 ——发生滑坡的总面积;

S_n ——第 n 个分级面积;

S_0 ——研究区总面积。

1.4 滑坡临界月平均降雨阈值模型

1.4.1 滑坡发生频率与月降雨量关系

基于月平均降雨量等值线图, 提取出滑坡点位置的月平均降雨量值。将滑坡点发生频率作为因变量, 将月

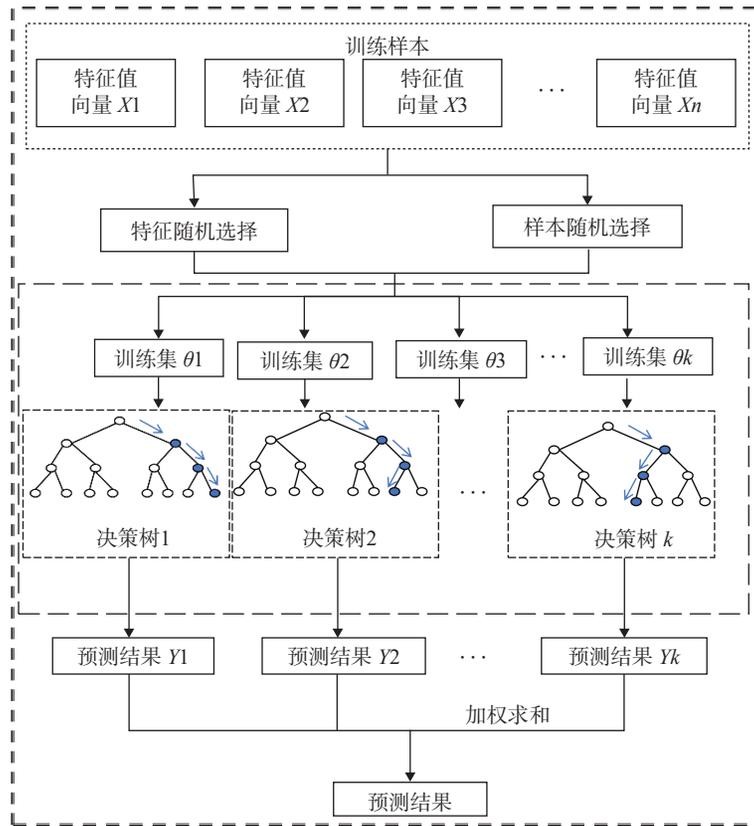


图3 随机网络模型

Fig. 3 Schematic diagram of the random forest model

平均降雨量作为自变量,假定滑坡频率与月平均降雨量符合正态分布,如式(3)所示:

$$p(x) = \frac{1}{\sigma \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2} \left(\frac{x-u}{\sigma} \right)^2} \quad (3)$$

式中: $p(x)$ ——滑坡个数;

x ——月平均降雨量;

u ——月平均降雨量的平均值;

σ ——月平均降雨量的标准差。

1.4.2 滑坡临界月平均降雨阈值

由于研究区的历史滑坡事件缺失准确记录,因此无法得到滑坡发生时前几日的降雨情况。将小于某个降雨量对应的滑坡点个数累计相加,并除以总的滑坡点个数得到某一降雨量下的滑坡累计占比,以此作为滑坡发生的时间概率。在分析月平均降雨量与滑坡频率关系时,发现当降雨量较大时,历史滑坡频率反而较少。这一现象的原因在于研究区的高降雨量事件发生频率较低,即便某次降雨造成大量的滑坡事故,但在所有的历史滑坡事故中,占比仍然较小。由于滑坡发生频率与月降雨量符合正态分布,则滑坡累计占比可采用累计正态分布概率密度函数进行拟合,反演出不同时间概率等级

下的临界降雨阈值,如式(4)所示:

$$P(x) = \int_{-\infty}^x \frac{1}{\sigma \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2} \left(\frac{x-u}{\sigma} \right)^2} dx \quad (4)$$

式中: $P(x)$ ——滑坡累计占比。

1.5 区域滑坡危险性评价

对降雨型滑坡危险性进行评价,将滑坡易发性评价结果(极低易发性至极高易发性)与滑坡时间概率等级($P1-P5$)进行耦合($P1-P5$ 代表不同月平均降雨量对应的滑坡时间概率),可得到研究区域滑坡灾害危险性评价等级(极低危险性至极高危险性),如表1所示^[21]。危险性等级越高,则发生滑坡的几率越大,相应重视程度应越高。

2 涪陵区滑坡易发性评价

本文以重庆市涪陵区的基础地理、地质和野外调查资料为基础进行分析,构建区域滑坡易发性评价指标,将耦合模型预测结果与传统单一模型预测结果进行对比,验证IV-RF和IV-BPNN耦合模型的可靠性和可行性,为后续滑坡危险性评价研究提供可靠的易发性底图。

2.1 涪陵区概况

涪陵区地理位置位于重庆市中部,直辖面积达

表 1 基于易发性与时间概率等级的区域滑坡危险性评价表
Table 1 Regional landslide hazard assessment table based on susceptibility and temporal probability levels

时间等级	易发性				
	极低易发性	低易发性	中易发性	高易发性	极高易发性
$P1(0 < P(x) \leq P1)$	极低危险性	极低危险性	极低危险性	极低危险性	低危险性
$P2(P1 < P(x) \leq P2)$	极低危险性	极低危险性	低危险性	低危险性	中危险性
$P3(P2 < P(x) \leq P3)$	极低危险性	低危险性	中危险性	中危险性	高危险性
$P4(P3 < P(x) \leq P4)$	极低危险性	低危险性	中危险性	高危险性	极高危险性
$P5(P4 < P(x) \leq 1)$	低危险性	中危险性	高危险性	极高危险性	极高危险性

2 942.4 km², 东西宽 74.4 km, 南北长 70.9 km, 如图 4 所示。在行政区划上,其南接南川区与武隆区,东邻丰都县,西接巴南区。属中亚热带湿润季风气候,其四季分明,降水丰沛,冬少严寒,夏无酷暑。其气温和降雨受地势影响而变化,立体气候明显,全年降雨一般于 5—6 月和 7 月达到高峰。该区域地处四川盆地东南边缘,位于“川东平行岭谷区”和“七曜山大娄山中山区”过渡带,其总体地势沿江一带和西北侧低,多为河谷丘陵、低山,东南侧高,多为丘陵山地。2020 年,涪陵区开展了 1 : 5 万比例尺地质灾害调查,通过野外现场调查发现涪陵区滑坡较为发育,滑坡主要以浅层中小型滑坡为主,集中发生在月均降雨量较大的月份,与降雨高度相关。

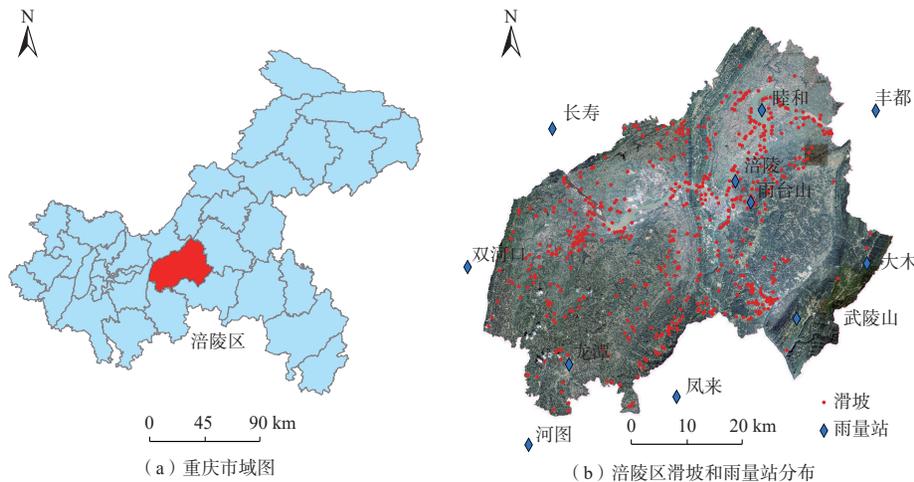


图 4 研究区地理位置及雨量站分布情况

Fig. 4 Geographical location and rainfall stations distribution of the study area

2.2 数据来源

本次研究所使用的数据有:(1)历史滑坡数据(共计 495 处)、地层岩性、岩层倾角、地质构造、土层厚度、道路、水系和土地利用,来源于《重庆市涪陵区 1 : 50 000 地质灾害调查与风险评价》项目;(2)25 m 分辨率数字高程模型(DEM)收集自 ASF,主要用于提取坡度、坡向、地形湿度指数和曲率信息;(3)归一化植被指数 30 m 精度收集于地理空间数据云。

2.3 滑坡易发性评价因子选择与分级

滑坡易发性评价因子的选择对滑坡易发性预测有决定性作用,本文依据研究区滑坡发育特征和已有类似的文献^[22-23]选取了以下 4 类因子(表 2):

(1)地形地貌因子

地形地貌因子包括:坡度、坡向、曲率、高程、地表粗糙度。坡度是影响滑坡发育的重要因子之一,其影响

着地表水的径流、坡体内地下水的补给与排泄;坡向反映出坡体的阳光照射长短、植被类型、土体含水量和固坡能力,这些因素间接影响着坡体的应力状态,进而不同坡向发生滑坡的可能性不同;曲率为坡度的二阶导数,反映出坡度变化快慢。通过正负号可以判断出斜坡坡型,一般认为,曲率小于 0 为凹型坡,曲率大于 0 为凸型坡,曲率等于 0 为平直坡;高程与滑坡灾害密切相关,是滑坡主控因素之一,其直接影响斜坡内部受力是否均匀,间接影响人类工程活动、气候条件和植被覆盖情况等;地表粗糙度表示起伏的斜坡面积与在平面上的投影面积之比,越大说明地形起伏较大,地表越破碎,反之越平缓。因此,在地表粗糙度越大的区域一方面为灾害发生提供了物质条件,同时也为滑坡发生提供了良好的势能条件。

(2)地质条件因子包括:地层岩性、岩层倾角、岩层

(续表)

表2 评价因子分级结果

Table 2 The grading results of assessment factors

评价因子	分级	分级面积/km ²	S _i /S (×100)	滑坡面积/km ²	N _i /N (×100)	I
坡度/(°)	0~10	997.6	33.9	1.8	22.8	-0.4
	10~20	996.8	33.9	3.7	46.8	0.3
	20~30	629.7	21.4	2.0	25.3	0.2
	30~40	246.3	8.4	0.4	5.1	-0.5
	>40	71.8	2.4	0.0	0.0	-5.3
	坡向/(°)	北(337.5~22.5)	168.2	5.7	0.3	3.8
东北(22.5~67.5)		67.7	2.3	1.5	19.0	2.1
东(67.5~112.5)		320.3	10.9	1.0	12.7	0.2
东南(112.5~157.5)		337.5	11.5	0.8	10.1	-0.1
南(157.5~202.5)		294.5	10.0	0.8	10.1	0.0
西南(202.5~247.5)		313.1	10.6	0.8	10.1	0.0
西(247.5~292.5)		352.2	12.0	1.3	16.5	0.3
西北(292.5~337.5)		400.8	13.6	1.1	13.9	0.0
曲率	平面(-1)	687.7	23.4	0.3	3.8	-1.8
	<-9	100.9	3.4	0.0	0.0	-5.6
	-9~-6	172.7	5.9	0.1	1.3	-1.5
	-6~-3	1 201.1	40.8	3.4	43.0	0.1
	-3~0	550.7	18.7	0.3	3.8	-1.6
	0~3	550.7	18.7	4.1	51.9	1.0
高程/m	3~6	176.0	6.0	0.0	0.0	-6.2
	6~12	92.9	3.2	0.0	0.0	-5.5
	>12	97.7	3.3	0.0	0.0	-5.6
	<200	129.4	4.4	1.9	24.1	1.7
	200~300	377.1	12.8	2.6	32.9	0.9
	300~400	449.6	15.3	1.6	20.3	0.3
	400~500	417.2	14.2	0.7	8.9	-0.5
	500~600	377.3	12.8	0.4	5.1	-0.9
地形湿度指数	600~700	435.3	14.8	0.4	5.1	-1.1
	700~800	375.7	12.8	0.2	2.5	-1.6
	800~900	124.1	4.2	0.1	1.3	-1.2
	900~1 000	72.7	2.5	0.0	0.0	-5.3
	>1 000	184.1	6.3	0.0	0.0	-6.2
	<10	558.1	19.0	0.9	11.4	-0.5
	10~20	825.4	28.1	2.2	27.8	0.0
	20~30	449.1	15.3	1.6	20.3	0.3
地表粗糙度	30~40	215.4	7.3	1.2	15.2	0.7
	40~50	108.0	3.7	0.5	6.3	0.5
	>50	786.5	26.7	1.5	19.0	-0.3
	<1.1	2 346.2	79.7	6.7	84.8	0.1
	1.1~1.2	400.9	13.6	1.0	12.7	-0.1
	1.2~1.3	120.8	4.1	0.2	2.5	-0.5
地层	1.3~1.4	55.9	1.9	0.0	0.0	-5.0
	1.4~1.5	15.8	0.5	0.0	0.0	-3.7
	>1.5	2.7	0.1	0.0	0.0	-2.0
	梁山组+栖霞组+茅口组并层	26.1	0.9	0.0	0.1	-1.9
地层	大冶组与嘉陵江组并层	533.8	18.1	0.3	3.8	-1.6
	巴东组	212.6	7.2	1.0	12.7	0.6

评价因子	分级	分级面积/km ²	S _i /S (×100)	滑坡面积/km ²	N _i /N (×100)	I
地层	吴家坪组与长兴组并层	48.8	1.7	0.0	0.0	-4.9
	韩家店组	9.0	0.3	0.0	0.0	-3.2
	须家河组	137.7	4.7	0.4	5.1	0.1
	珍珠冲组	122.2	4.2	0.7	8.9	0.8
	自流井组	85.3	2.9	0.7	8.9	1.1
	新田沟组	85.4	2.9	0.2	2.5	-0.1
	沙溪庙组	841.7	28.6	2.4	30.4	0.1
	龙马溪组与小河坝组并层	2.2	0.1	0.0	0.0	-1.8
	蓬莱镇组	367.7	12.5	0.0	0.5	-3.2
	遂宁组	469.8	16.0	2.2	27.8	0.6
岩层倾向/(°)	<10	632.0	21.5	1.8	22.8	0.1
	10~20	1 096.4	37.3	3.9	49.4	0.3
	20~30	443.6	15.1	1.1	13.9	-0.1
	30~40	364.9	12.4	0.6	7.6	-0.5
	40~50	342.2	11.6	0.5	6.3	-0.6
	50~60	58.2	2.0	0.0	0.0	-5.1
岩层倾向/(°)	>60	5.2	0.2	0.0	0.0	-2.6
	北(337.5~22.5)	376.3	12.8	1.0	12.9	0.0
	东北(22.5~67.5)	319.5	10.8	0.7	8.5	-0.2
	东(67.5~112.5)	367.2	12.5	1.0	12.5	0.0
	东南(112.5~157.5)	364.8	12.4	0.8	9.6	-0.3
	南(157.5~202.5)	305.1	10.3	0.5	6.6	-0.4
	西南(202.5~247.5)	313.5	10.6	1.5	18.4	0.6
	西(247.5~292.5)	427.1	14.5	1.5	18.7	0.3
距断层距离/km	西北(292.5~337.5)	476.2	16.1	1.0	12.8	-0.2
	<1	101.2	3.4	0.5	6.3	0.6
	1~2	111.9	3.8	0.6	7.6	0.7
	2~3	128.4	4.4	0.2	2.5	-0.5
	3~4	141.3	4.8	0.4	5.1	0.1
	4~5	154.4	5.2	0.3	3.8	-0.3
距水系距离/m	>5	2 305.2	78.3	5.9	74.7	0.0
	0~200	173.6	5.9	2.6	32.4	1.7
	200~400	102.1	3.5	1.2	14.9	1.5
	400~600	104.7	3.6	0.2	2.5	-0.4
	600~800	94.5	3.2	0.2	2.9	-0.1
	800~1 000	102.9	3.5	0.2	2.9	-0.2
	1 000~1 200	84.8	2.9	0.1	0.9	-1.2
	1 200~1 400	100.2	3.4	0.1	0.8	-1.4
距道路距离/m	1 400~1 600	90.9	3.1	0.7	8.9	1.1
	>1 600	2 087.6	71.0	2.7	33.9	-0.7
	0~200	310.1	10.5	2.1	28.5	1.0
	200~400	197.5	6.7	0.5	6.6	0.0
	400~600	177.1	6.0	0.8	11.2	0.6
	600~800	144.4	4.9	0.4	5.1	0.0
	800~1 000	140.5	4.8	0.2	2.2	-0.8
	1 000~1 200	110.4	3.8	0.2	2.9	-0.3
1 200~1 400	122.2	4.2	0.3	4.0	0.0	
距道路距离/m	>1 400	1 739.1	59.1	3.4	44.9	-0.3

(续表)

评价因子	分级	分级面积/km ²	S _y /S (×100)	滑坡面积/km ²	N _y /N (×100)	I
土层厚度/m	0~2.5	2 503.5	85.1	4.0	50.6	-0.5
	2.5~5	272.4	9.3	1.3	16.5	0.6
	5~7.5	30.5	1.0	0.9	11.4	2.4
	7.5~10	69.8	2.4	0.9	11.4	1.6
	10~12.5	18.6	0.6	0.2	2.5	1.4
	12.5~15	19.6	0.7	0.2	2.5	1.3
	15~17.5	13.8	0.5	0.4	5.1	2.4
	17.5~20	9.3	0.3	0.0	0.0	-3.2
	>20	5.2	0.2	0.0	0.0	-2.6
归一化植被指数	<-0.1	53.1	1.8	0.6	7.6	1.4
	-0.1~0	15.8	0.5	0.2	2.5	1.5
	0~0.1	24.1	0.8	0.1	1.3	0.4
	0.1~0.2	62.9	2.1	0.1	1.3	-0.5
	0.2~0.3	135.6	4.6	0.5	6.3	0.3
	0.3~0.4	720.1	24.5	1.7	21.5	-0.1
	0.4~0.5	1 624.4	55.2	3.7	46.8	-0.2
	>0.5	306.1	10.4	1.0	12.7	0.2
土地利用类别	耕地	1 452.9	49.4	5.3	67.5	0.3
	林地	726.6	24.7	0.4	4.7	-1.7
	草地	512.1	17.4	1.3	16.6	-0.1
	灌木地	67.1	2.3	0.1	1.2	-0.7
	湿地	0.3	0.0	0.0	0.1	2.1
	水体	88.7	3.0	0.0	0.1	-3.1
	人造地表	94.4	3.2	0.8	9.8	1.1

倾向、距断层距离。地层岩性是滑坡的发生与发育的物质基础,它影响着滑坡的规模与类型,是发生滑坡灾害的主控因素之一;岩层倾角和倾向是基本岩层产状参数,可解释为岩体结构变化。研究区内褶皱发育,岩层倾角和倾向变化较大,不同倾角的岩体,其内部应力分布不同,稳定性不同。地质构造既影响地形地貌,也影响着岩石结构面发育程度;根据已有的研究区滑坡灾害点与褶皱距离统计分析,发现距离褶皱距离的分布面积与滑坡点的比值近乎一致,因此研究区褶皱对滑坡没有明显控制作用,因此只考虑断层与滑坡两者的关系。

(3)水文环境因子包括:距水系距离,地形湿度指数。斜坡稳定性很大程度受水流的侵蚀,一般认为,靠近水系较近的区域,汇水面越大,则斜坡越受水系影响,越容易造成滑坡灾害。研究区长江与乌江沿线,滑坡灾害均较为发育,通常造成深切河谷,两边分布高陡谷坡;地形湿度指数是地形对径流流向和蓄积影响的常见指标,因为其同时考虑了地形和坡体水分,可以描述土壤含水量分布情况。

(4)其他:归一化植被指数、土地利用类别、土层厚度、距离道路距离。植被是影响滑坡发生的重要因子

之一。主要体现在两方面:一是对斜坡在一定程度上起到固土作用,减轻土体的侵蚀;二是植被的水文效应,即保水作用。归一化植被指数是衡量植被覆盖的常用指标,其取值在[-1,1],其值越大说明植被覆盖越密集,反之越稀疏。土地利用类别反映了地表结构特征、水土流失程度以及地表水渗入情况,这些都影响着滑坡发育的地表环境因素。土层厚度是影响滑坡发生的重要因子之一,对其发生的规模和破坏形式起到控制性作用。在社会经济快速发展的今天,人类工程活动成了诱发滑坡灾害的主要原因之一。研究区公路建设活动频繁,通过坡脚开挖方式改变了原有坡体应力状态,并造成大量的松散物质堆积体。加上不合理的护坡,同时由于研究区气候原因,容易出现时间短,降雨量大的极端天气,因此很容易造成滑坡灾害的发生。

2.4 涪陵区滑坡易发性评价结果

在处理好的基础评价因子上,需选取合适数据集作为滑坡易发性预测模型的输入。首先基于已有的滑坡点编录和野外调查获取的相关矢量数据,通过 ArcGIS 的空间连接工具获得 8 675 个滑坡栅格。在选择非滑坡栅格样本时,为确保选择的非滑坡栅格为真实非滑坡栅格,首先需避开水系和居民区,其次本文在 IV 模型计算出的滑坡易发性值并分级的基础上,再在极低易发区或低易发区进行非滑坡栅格的随机选择,同时保证非滑坡栅格在滑坡点缓冲区 1 000 m 范围外,如图 5—6 所示。

最终生成 8 675 个非滑坡栅格,与已知的 8 675 个滑坡栅格组成 17 350 组滑坡-非滑坡数据集。将 70% 样本集用于模型训练,剩下的 30% 样本集用于模型测试。将已训练好的 RF、BPNN、IV-RF 和 IV-BPNN 模型进行滑坡易发性值预测,最终滑坡易发性值区间分别为[-5.1, 2.3]、[-2.3, 1.4]和[-4.3, 2.5]以及[-2.7, 1.7],采用自然断点法对涪陵区滑坡易发性指数进行分级,得到 5 个模型的区域滑坡易发性评价图,如图 7 所示。

2.5 涪陵区滑坡易发性评价结果分析

2.5.1 ROC 曲线检验

将 30% 测试集样本导入已训练好的 4 个模型中,运用 SPSS Statistic 软件的 ROC 曲线分析工具绘制 4 种模型的 ROC 曲线与 AUC 值,如图 8 所示。对比 ROC 曲线和 AUC 值可知,RF 与 BPNN 模型的 AUC 值相近,而 RF 与 BPNN 模型的精度明显低于 IV-RF 与 IV-BPNN 模型,整体而言,IV-RF 模型评价精度更高。

2.5.2 分区合理性检验

本文采用频率比法计算易发性分级后的频率比值,比较 RF、BPNN、IV-RF 和 IV-BPNN 耦合模型预测涪

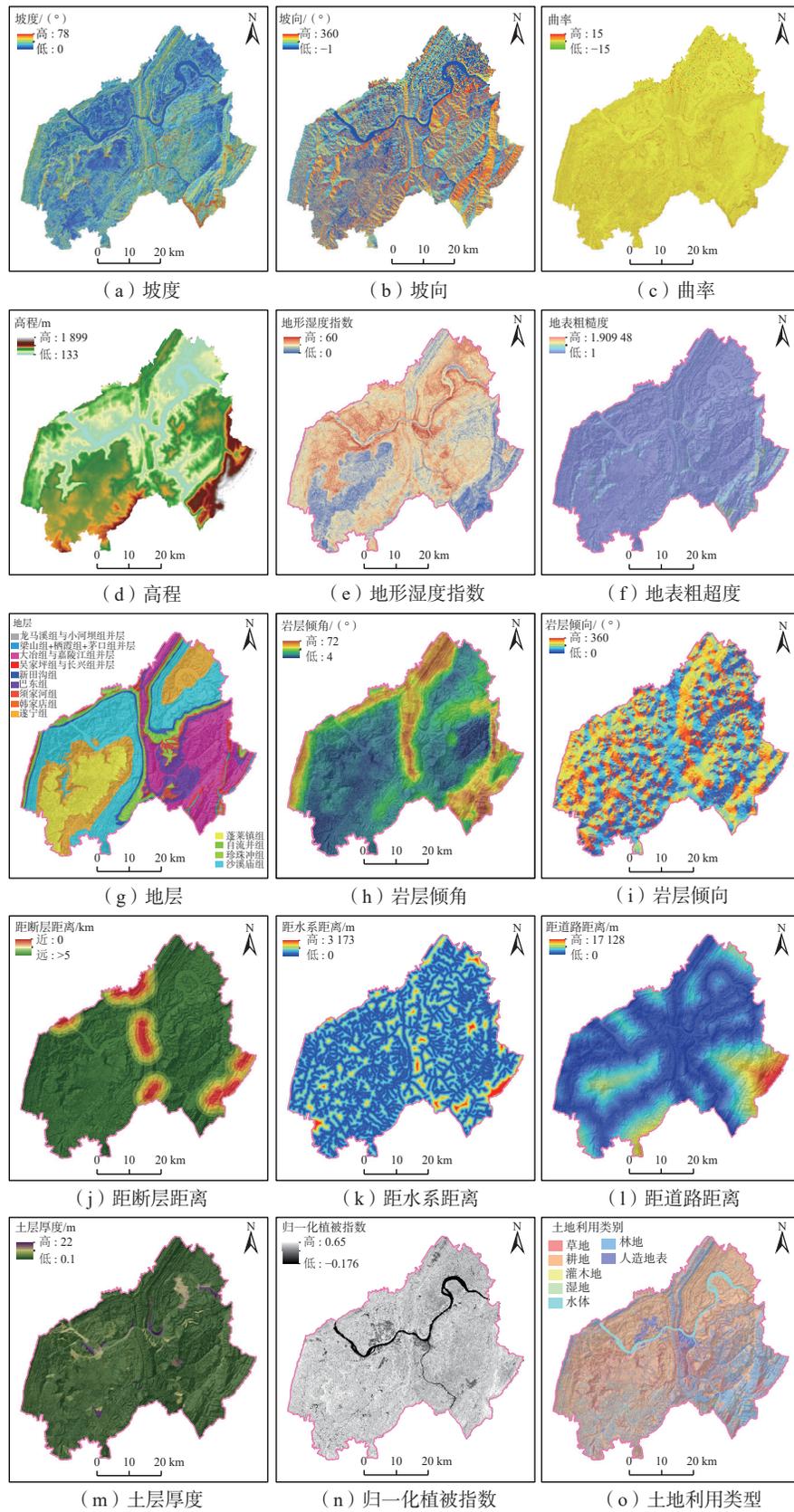


图5 涪陵区滑坡相关评价因子图

Fig. 5 Environmental assessment factors map of landslide in Fuling District

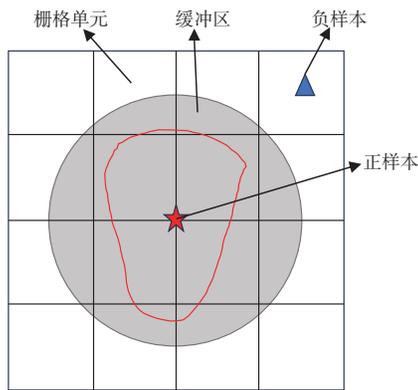


图 6 负样本空间采样

Fig. 6 Sketch map of negative sample space sampling

涪陵区滑坡易发性的精度。RF、BPNN、IV-RF 和 IV-BPNN 模型预测的滑坡易发性在极高易发区的频率比值分别为：10.45、4.04、12.52 和 5.72，如图 9 所示，说明 IV-RF 模型对极高易发区分区较为敏感，划分更确切；滑坡易发性在极高或高易发区中的滑坡面积占总滑坡面积比值分别为 86.72%、87.08%、92.75% 和 89.14%，而极高易发区和高易发区分区面积占比分别为：15.89%、

31.52%、14.17% 和 21.08% (一般认为滑坡易发性的极高和高易发区应该尽可能地小，且在该分级中的滑坡面积占总滑坡面积比值应尽可能的大)，表明 IV-RF 模型预测的滑坡易发性分级与涪陵区滑坡灾害空间分布情况更加符合，具有较高预测精度。另外，也表明了信息量模型对单一的网络模型和树模型有较为明显精度提升与优化。

3 涪陵区滑坡临界月平均降雨阈值计算

3.1 月平均降雨量与滑坡频率

根据涪陵区的地理位置和周边雨量站的分布情况，选取其中 11 个雨量站的降雨数据分析涪陵区的降雨分布，这 11 个雨量站分别为：长寿、涪陵、丰都、大木、凤来、河图、雨台山、武陵山、睦和、双河口、龙潭，如图 4 所示。利用格拉布斯法对其 11 个雨量站各月的月累计降雨量进行离群值的处理。舍弃偏离值后，图 10 给出了其中 3 个站点的多年平均月累计降雨量，由图 10 可知，各站点月累计降雨量基本上符合正态分布，其中月累计降雨量最大的月份为 6 月份。凤来站最大，为

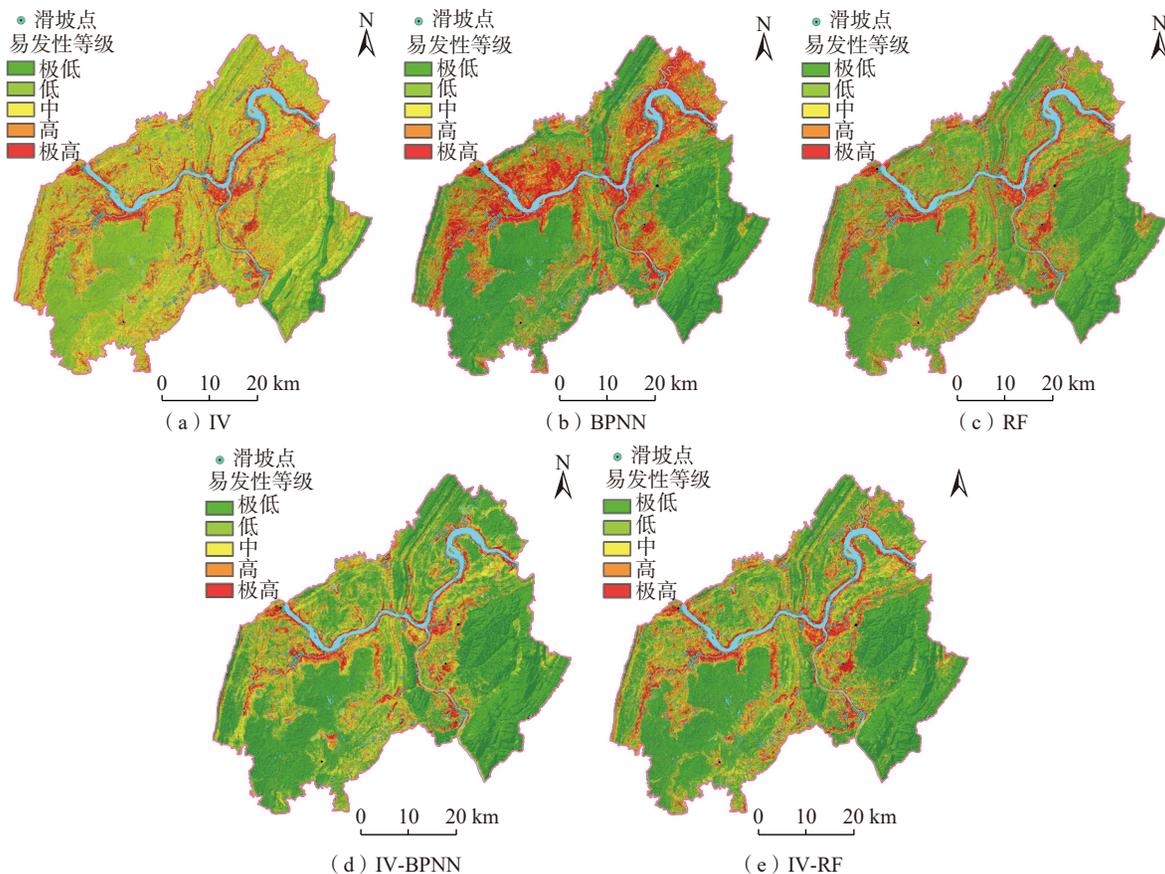


图 7 各模型预测的滑坡易发性图

Fig. 7 Landslide susceptibility maps predicted by various models

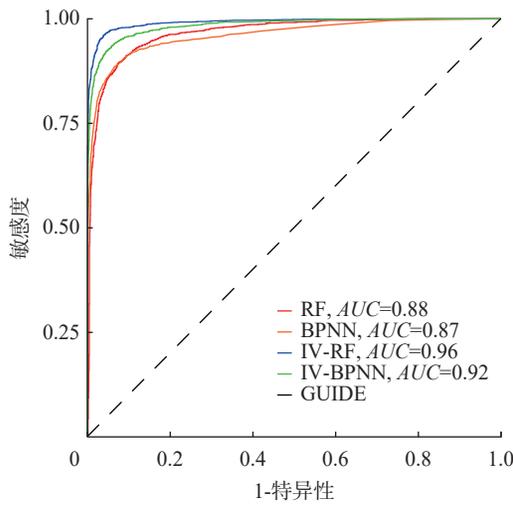


图8 4个模型的AUC值

Fig. 8 AUC value of four models

276.4 mm; 各雨量站月累计降雨量最小的月份均为12月或1月份,其中河图站最小,为5.7 mm。在月累计降雨量基础上,得到各站点月平均降雨量值,如表3所示。

在此基础上,将雨量站的月平均降雨量值采用ArcGIS软件中的Splines进行插值,将插值结果与斜坡单元进行叠加,提取出斜坡单元月平均降雨量值,如图11所示。

可见,月平均降雨量从南到北呈下降趋势,涪陵区北部地区月平均降雨量在100 mm以下,南部地区月平均降雨量在100 mm以上。最大月平均降雨量在涪陵区白涛街道区域,最小月平均降雨量在涪陵区百胜镇和珍溪镇一带。

利用ArcGIS软件提取出历史495个滑坡点月平均降雨量值,将降雨量与滑坡频率作为横纵坐标,得出月平均降雨量与滑坡频率关系图,如图12所示。由图12可知,最多个数的历史滑坡点对应的降雨量范围为90~100 mm,且月平均降雨量与滑坡频率之间基本符

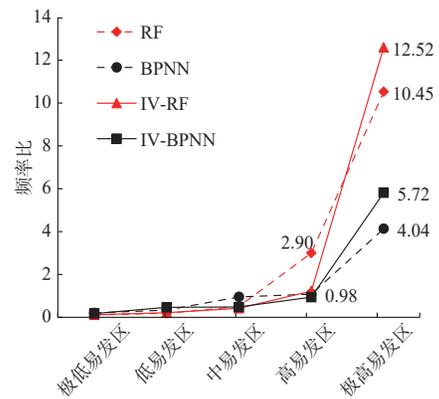


图9 各模型的频率比

Fig. 9 Frequency ratio of each model

合正态分布关系,并通过式(3)进行曲线拟合,其中相关系数 R^2 为0.97。

3.2 涪陵区滑坡临界月平均降雨阈值

基于月平均降雨量与滑坡频率之间符合正态分布的条件,将某一降雨量以下对应的滑坡频率进行累加并除以滑坡总频率得到滑坡累计占比。从涪陵495个滑坡中选取461个滑坡样本采取式(4)进行累计占比曲线的拟合, $\mu=97.4$ mm、 $\sigma=13.2$ mm、相关系数 $R^2=0.98$ 。由图13可知,在临界月平均降雨阈值模型中,当时间概率为10%,即 $P1=0.1$ 时,月平均降雨量为78 mm;当时间概率为25%时,即 $P2=0.25$ 时,月平均降雨量为87 mm;当时间概率为50%时,即 $P3=0.5$ 时,月平均降雨量为96 mm;当时间概率为75%时,即 $P4=0.75$ 时,月平均降雨量为106 mm。滑坡发生的时间概率等级与月平均降雨量关系如表4所示。

3.3 滑坡临界降雨阈值模型精度验证

从未参与临界月平均降雨阈值模型的34个滑坡中随机选取30次滑坡样本用于模型精度验证。将上述记录的30次滑坡样本的降雨量代入建立好的模型中,结

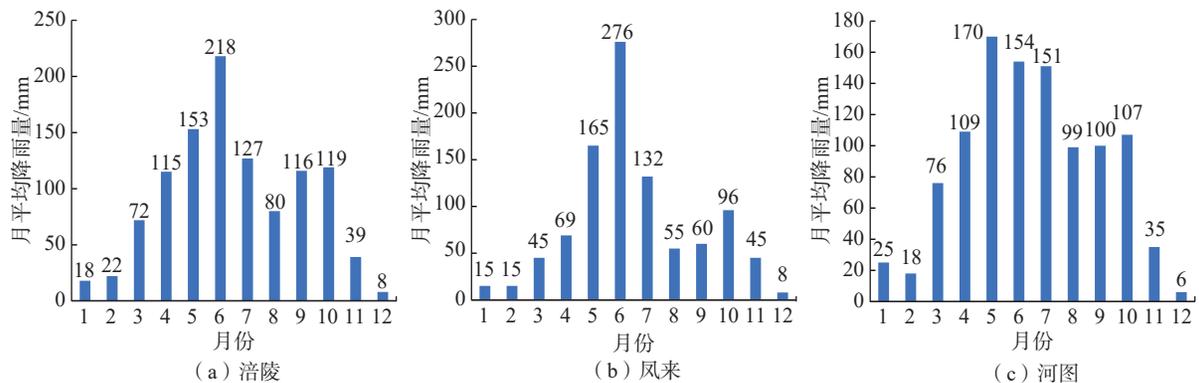


图10 雨量站多年月平均降雨量统计图

Fig. 10 Statistical map of multi-year average monthly cumulative rainfall at rainfall stations

表 3 雨量站月平均降雨量

Table 3 Average monthly rainfall of rainfall stations

雨量站	月平均降雨量/mm
长寿	95.6
涪陵	91.4
丰都	91.6
凤来	106.4
雨台山	81.9
睦和	87.5
双河口	104.2
大木	117.6
河图	75.6
武陵山	89.3
龙潭	102.5

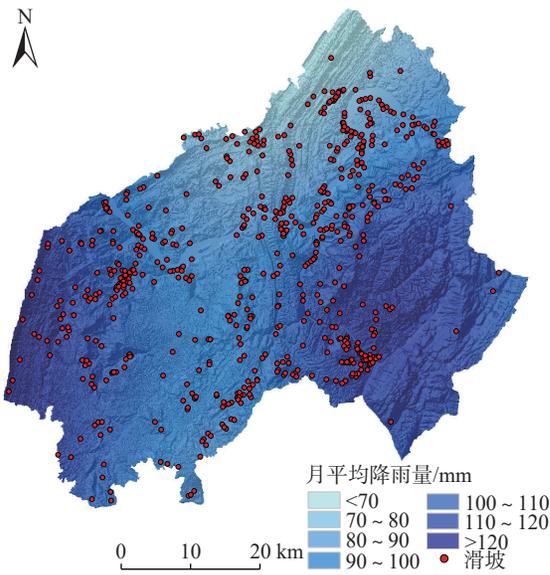


图 11 斜坡单元月平均降雨量分布图

Fig. 11 Distribution map of monthly average rainfall across slope units

果如图 13 及表 5 所示。所选 30 例样本中,有 20 例滑坡(占 67%)位于发生时间概率 50% 以上区域。这表明该模型对滑坡发生的时间概率预测较为准确。

4 涪陵区滑坡危险性评价与讨论

4.1 涪陵区滑坡危险性评价

采用基于 IV-RF 模型的滑坡易发性图,结合不同时间概率等级,按照表 3 危险性评价表得到涪陵区基于 IV-RF 与临界月平均降雨阈值的滑坡危险性评价结果。由于时间概率具有 5 个等级,结合易发性,得出 P1-P5 对应的 5 种危险性评价结果,如图 11 所示。由图可知总体上来看,涪陵区危险性等级在地域上呈东西低、中部和南北高的特点,高和极高危险区沿长江与乌江分

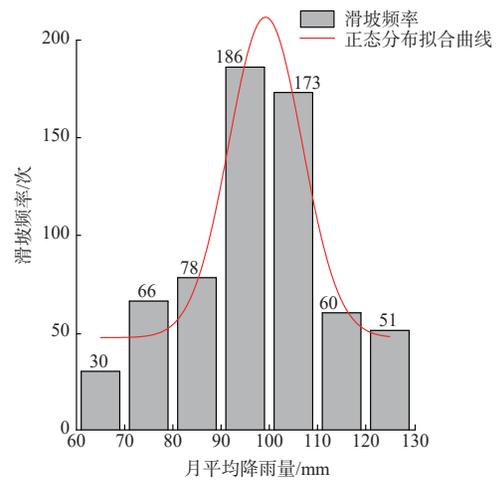


图 12 月平均降雨量与滑坡频率

Fig. 12 Relationship between monthly average rainfall and landslide frequency

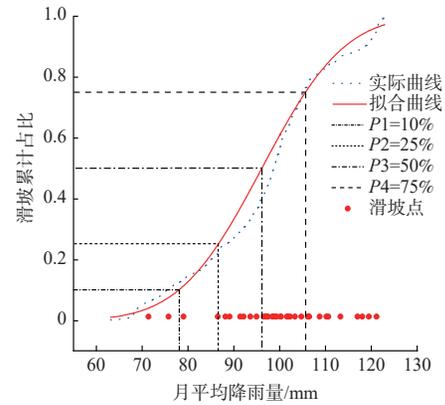


图 13 滑坡累计占比曲线及月平均降雨量分级

Fig. 13 Cumulative proportion curve of landslides and grading of monthly average rainfall

表 4 时间概率等级与月平均降雨量关系表

Table 4 Relationship between temporal probability levels and monthly average rainfall

时间概率等级	时间概率	月平均降雨量/mm
P1	$0 < P(x) \leq 0.1$	<78
P2	$0.1 < P(x) \leq 0.25$	78 ~ 87
P3	$0.25 < P(x) \leq 0.5$	87 ~ 96
P4	$0.5 < P(x) \leq 0.75$	96 ~ 106
P5	$0.75 < P(x) \leq 1$	>106

表 5 30 次滑坡样本发生时间概率等级统计表

Table 5 Temporal probability levels of occurrence for 30 landslide samples

时间概率等级	P1	P2	P3	P4	P5
样本数	2	2	6	12	8

布。马武镇附近、南沱镇和龙潭镇一带相比于其他街镇危险性较高。

4.2 评价模型精度验证

为了验证本文危险性评价结果的可靠性,再选取未参与模型建立 2016 年至 2021 年的 4 次典型降雨滑坡事件作为该评价方法的验证。将滑坡事件按照表 5 进行时间概率等级分级,结果如图 14 所示。4 次典型滑坡事件月平均降雨量信息如表 6 所示。由图表可知,4 次典型滑坡的时间概率等级为 P_4 或 P_5 。再将滑坡发生的地理位置代入危险性评价图中,如图 15(d)(e)所示。由图可知,滑坡点基本位于高危险区与极高危险区中。综上所述,该危险性评价结果切实可行且精度准确。

4.3 涪陵区滑坡危险性评价讨论

本文通过频率比分析出涪陵区滑坡极高与高易发区位于中、低高程,中等坡度,斜坡结构类型为顺向坡,距离河流距离较近的区域;低易发性区位于植被覆盖率较高,坡度、坡度变化率较小,距离河流距离较远的区域。考虑到研究区面积较大,存在局部降雨情况存在,选取了 11 个雨量站数据进行空间线性插值提取降雨数据,使得数据失真可能性大大降低。在对涪陵区滑坡危险性评价过程中,通过随机选取未参与建模的 30 次滑

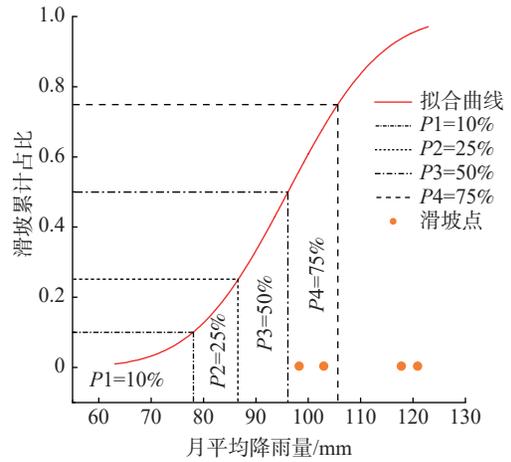


图 14 评价模型精度验证

Fig. 14 Validation of evaluation model accuracy

表 6 4 次典型滑坡信息

Table 6 Information on four typical landslides

滑坡事件	日期	月平均降雨量/mm	时间概率等级
滑坡1	2020-06-29	98.7	P_4
滑坡2	2018-08-01	103.4	P_4
滑坡3	2020-06-27	118.2	P_5
滑坡4	2016-06-02	121.3	P_5

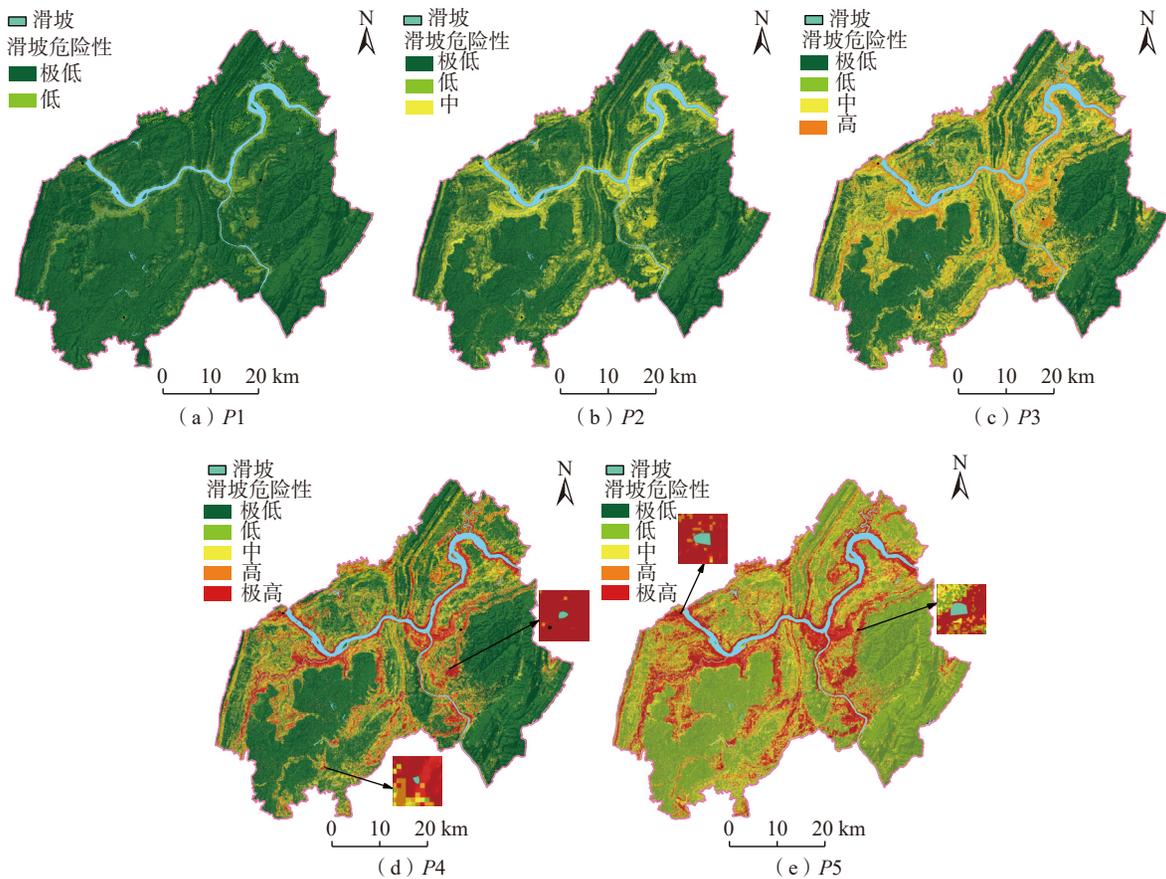


图 15 时间概率等级依次为 P_1 - P_5 时的涪陵区滑坡危险性

Fig. 15 Landslide hazard in Fuling District for temporal probability levels P_1 to P_5

坡事件进行临界月平均降雨阈值模型的精度验证,结果表明该模型精度良好;综合了滑坡易发性和滑坡时间概率等级的特点,通过矩阵耦合的方式将两种概率进行叠加,将所得到的区域滑坡危险性评价结果与 4 次典型滑坡事件作比较,验证了评价结果的准确性。表明在日降雨数据缺失的情况下利用历史滑坡月平均降雨量进行区域滑坡危险性评价具有可行性。

5 结论

(1)将单一 IV 模型、单一机器学习模型和 IV-RF、IV-BPNN 耦合模型分别用于滑坡易发性预测,采用 ROC 曲线以验证模型的预测精度,频率比模型以对比分区合理性。结果表明:耦合模型的预测精度比单一机器学习模型更高;IV-RF 模型优于 IV-BPNN 模型。最终将 IV-RF 耦合模型预测的滑坡易发性值作为后续危险性预警的基础。

(2)基于月平均降雨量与滑坡频率之间符合正态分布的条件,以累计正态分布概率密度函数拟合出滑坡累计占比曲线,建立临界月平均降雨阈值模型,研究表明该模型能较准确地反映出降雨型滑坡发生的空间概率。

(3)通过随机选取未参与建模的 30 次滑坡事件和 4 次典型滑坡事件分别进行临界月平均降雨阈值模型的精度验证和滑坡危险性评价精度验证。结果表明精度良好,且基于 IV-RF 耦合模型和临界月平均降雨阈值的区域滑坡危险性评价方法能有效地实现对涪陵区滑坡危险性评价,结果与实际滑坡情况基本一致。

参考文献(References):

- [1] 谢家龙,李远耀,王宁涛,等.考虑库水位及降雨联合作用的云阳县区域滑坡危险性评价[J].长江科学院院报,2021,38(12):72-81.[XIE Jialong, LI Yuanyao, WANG Ningtao, et al. Assessment of regional landslide hazard in Yunyang County considering the combined effect of reservoir water level and rainfall[J]. Journal of Yangtze River Scientific Research Institute, 2021, 38(12): 72-81. (in Chinese with English abstract)]
- [2] LIN Qigen, LIMA P, STEGER S, et al. National-scale data-driven rainfall induced landslide susceptibility mapping for China by accounting for incomplete landslide data[J]. *Geoscience Frontiers*, 2021, 12(6): 101248.
- [3] LI Langping, LAN Hengxing, GUO Changbao, et al. A modified frequency ratio method for landslide susceptibility assessment[J]. *Landslides*, 2017, 14(2): 727-741.
- [4] HUANG Faming, YIN Kunlong, HUANG Jinsong, et al. Landslide susceptibility mapping based on self-organizing-map network and extreme learning machine[J]. *Engineering Geology*, 2017, 223: 11-22.
- [5] HUANG Faming, ZHANG Jing, ZHOU Chuangbing, et al. A deep learning algorithm using a fully connected sparse autoencoder neural network for landslide susceptibility prediction[J]. *Landslides*, 2020, 17(1): 217-229.
- [6] GUO Zizheng, YIN Kunlong, GUI Lei, et al. Regional rainfall warning system for landslides with creep deformation in Three Gorges using a statistical black box model[J]. *Scientific Reports*, 2019, 9: 8962.
- [7] NGUYEN B Q V, KIM Y T. Regional-scale landslide risk assessment on Mt. Umyeon using risk index estimation[J]. *Landslides*, 2021, 18(7): 2547-2564.
- [8] 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.
- [9] HE Qian, JIANG Ziyu, WANG Ming, et al. Landslide and wildfire susceptibility assessment in southeast Asia using ensemble machine learning methods[J]. *Remote Sensing*, 2021, 13(8): 1572.
- [10] WANG Zitao, LIU Qimeng, LIU Yu. Mapping landslide susceptibility using machine learning algorithms and GIS: A case study in Shexian County, Anhui Province, China[J]. *Symmetry*, 2020, 12(12): 1954.
- [11] 周超,甘露露,王悦,等.综合非滑坡样本选取指数与异质集成机器学习的区域滑坡易发性建模[J].地球信息科学学报,2023,25(8):1570-1585.[ZHOU Chao, GAN Lulu, WANG Yue, et al. Landslide susceptibility prediction based on non-landslide samples selection and heterogeneous ensemble machine learning[J]. *Journal of Geo-Information Science*, 2023, 25(8): 1570-1585. (in Chinese with English abstract)]
- [12] 贾雨霏,魏文豪,陈稳,等.基于SOM-I-SVM耦合模型的滑坡易发性评价[J].水文地质工程地质,2023,50(3):125-137.[JIA Yufei, WEI Wenhao, CHEN Wen, et al. Landslide susceptibility assessment based on the SOM-I-SVM model[J]. *Hydrogeology & Engineering Geology*, 2023, 50(3): 125-137. (in Chinese with English abstract)]
- [13] 李国营,刘平,张凯,等.量纲统一在滑坡易发性评价中的影响分析[J].水文地质工程地质,2024,51(3):118-129.[LI Guoying, LIU Ping, ZHANG Kai, et al. Analysis of the influence of dimensional unity in landslide susceptibility assessment[J]. *Hydrogeology & Engineering Geology*, 2024, 51(3): 118-129. (in Chinese with English abstract)]
- [14] 易靖松,王峰,程英建,等.高山峡谷区地质灾害危险性评价——以四川省阿坝县为例[J].中国地质灾害与

- 防治学报, 2022, 33(3): 134 – 142. [YI Jingsong, WANG Feng, CHENG Yingjian, et al. Study on the risk assessment of geological disasters in alpine valley area: A case study in Aba County, Sichuan Province [J] . The Chinese Journal of Geological Hazard and Control, 2022, 33(3): 134 – 142. (in Chinese with English abstract)]
- [15] 陈洪凯, 魏来, 谭玲. 降雨型滑坡经验性降雨阈值研究综述 [J] . 重庆交通大学学报(自然科学版), 2012, 31(5): 990 – 996. [CHEN Hongkai, WEI Lai, TAN Ling. Review of research on empirical rainfall threshold of rainfall-induced landslide [J] . Journal of Chongqing Jiaotong University (Natural Science), 2012, 31(5): 990 – 996. (in Chinese with English abstract)]
- [16] 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. [XU Qiang. Understanding the landslide monitoring and early warning: Consideration to practical issues [J] . Journal of Engineering Geology, 2020, 28(2): 360 – 374. (in Chinese with English abstract)]
- [17] ROSI A, PETERNEL T, JEMEC-AUFLIČ M, et al. Rainfall thresholds for rainfall-induced landslides in Slovenia [J] . *Landslides*, 2016, 13(6): 1571 – 1577.
- [18] 赵伯驹, 李宁, 幸夫诚, 等. 基于 I-CF 模型的四川德格县滑坡危险性评价与区划 [J] . 中国地质灾害与防治学报, 2023, 34(5): 32 – 42. [ZHAO Boju, LI Ning, XING Fucheng, et al. Landslide geological hazard assessment based on the I-CF model of Dege County in Sichuan Province [J] . The Chinese Journal of Geological Hazard and Control, 2023, 34(5): 32 – 42. (in Chinese with English abstract)]
- [19] PRADHAN B, LEE S, BUCHROITHNER M F. A GIS-based back-propagation neural network model and its cross-application and validation for landslide susceptibility analyses [J] . *Computers, Environment and Urban Systems*, 2010, 34(3): 216 – 235.
- [20] L-B STATISTICS, BREIMAN L. Random forests [J] . *Machine Learning*, 2001: 5 – 32.
- [21] 黄发明, 曹中山, 姚池, 等. 基于决策树和有效降雨强度的滑坡危险性预警 [J] . 浙江大学学报(工学版), 2021, 55(3): 472 – 482. [HUANG Faming, CAO Zhongshan, YAO Chi, et al. Landslides hazard warning based on decision tree and effective rainfall intensity [J] . Journal of Zhejiang University (Engineering Science), 2021, 55(3): 472 – 482. (in Chinese with English abstract)]
- [22] 谭玉敏, 郭栋, 白冰心, 等. 基于信息量模型的涪陵区地质灾害易发性评价 [J] . 地球信息科学学报, 2015, 17(12): 1554 – 1562. [TAN Yumin, GUO Dong, BAI Bingxin, et al. Geological hazard risk assessment based on information quantity model in Fuling District, Chongqing City, China [J] . Journal of Geo-Information Science, 2015, 17(12): 1554 – 1562. (in Chinese with English abstract)]
- [23] 柳依莎, 杨华. 基于信息量模型的地质灾害危险性评价研究——以重庆市涪陵区为例 [J] . 重庆师范大学学报(自然科学版), 2012, 29(4): 34 – 40. [LIU Yisha, YANG Hua. On the information content model of geological hazard assessment in the area of Fuling of Chongqing [J] . Journal of Chongqing Normal University (Natural Science), 2012, 29(4): 34 – 40. (in Chinese with English abstract)]