

基于网格样本的北川县滑坡灾害易发性评价研究

王 潇¹, 魏秋燕¹, 董建辉¹, 冉培廉², 刘 亮², 黄秋香³, 徐湘涛³, 李少达²

1. 成都大学 建筑与土木工程学院, 成都 610106; 2. 成都理工大学 地球与行星科学学院, 成都 610059;
3. 成都理工大学 环境与土木工程学院, 成都 610059

[摘要] 滑坡易发性评价的实质就是以历史滑坡数据为基础, 进行特定区域滑坡灾害发生的概率评估。易发性评价结果多数取决于样本的精细程度。传统的样本制作方法会丢失滑坡的部分位置信息, 为最终评价结果带来不确定性。本研究提出了一种全新的网格样本制作方法, 尽可能完整地保留滑坡的边界位置信息。将不同的机器学习模型(逻辑回归模型、深度神经网络)与本文提出的样本制作方法结合, 并通过受试者工作特征(receiver operating characteristic, ROC)曲线实现精度验证。ROC 曲线中 2 个模型的 AUC(area under curve)值分别为 0.878, 0.963。最终的易发性分区结果显示: 深度神经网络在对于极高滑坡易发区的划分更为精细, 便于节约人力、物力资源, 集中关注于滑坡真正高发的那些区域。

[关键词] 滑坡; 易发性评价; 深度神经网络; 逻辑回归模型

[分类号] P642.2

[文献标志码] A

Evaluation of landslide susceptibility in Beichuan County based on grids

WANG Xiao¹, WEI Qiuyan¹, DONG Jianhui¹, RAN Peilian², LIU Liang²,
HUANG Qiuxiang³, XU Xiangtao³, LI Shaoda²

1. Architecture and Civil Engineering, Chengdu University, Chengdu 610106, China;

2. College of Earth and Planetary Sciences, Chengdu University of Technology, Chengdu 610059, China;

3. College of Environmental and Civil Engineering, Chengdu University of Technology, Chengdu 610059, China

Abstract: The essence of landslide susceptibility assessment is to use historical landslide data as a basis and to conduct a probability assessment of landslide occurrence in a given area. Most of the results of susceptibility evaluations depend on the resolution of the sample. The traditional sample production method loses part of the location information of landslides, which brings uncertainty to the final evaluation results. In this study, we propose a new method of producing grids samples to preserve the

[收稿日期] 2023-09-06。

[基金项目] 自然资源部西部地区地质灾害防控与生态修复技术创新中心开放基金(TICGP2023K002)。

[第一作者] 王潇(1993—), 女, 讲师, 研究方向: 灾害智能识别与易发性评价, E-mail: wangxiao@cdu.edu.cn。

[通信作者] 李少达(1969—), 男, 教授, 研究方向: 地球探测与信息技术, E-mail: lisd@cdu.edu.cn。

[引用格式] 王潇, 魏秋燕, 董建辉, 等, 2024. 基于网格样本的北川县滑坡灾害易发性评价研究[J]. 成都理工大学学报(自然科学版), 51(4): 664-672.

Wang X, Wei Q Y, Dong J H, et al., 2024. Evaluation of landslide susceptibility in Beichuan County based on grids[J]. Journal of Chengdu University of Technology (Science & Technology Edition), 51(4): 664-672.

boundary location information of landslides as completely as possible. Different machine-learning models (a logistic regression model and a deep neural network) are combined with the sample production method proposed in this paper, and accuracy validation is achieved through receiver operating characteristic (ROC) curves. The area under the curve values for the two models are 0.878 and 0.963, respectively. The final results of the susceptibility partitioning show that the deep neural network is much more refined in the partitioning of very high landslide susceptibility zones. This approach allows us to save human and material resources and focus on those areas with very high landslide susceptibility.

Key words: landslides; susceptibility assessment; deep neural network; logistic regression model

滑坡地质灾害对人类财产和生命构成严重威胁(Brückl, 2001; Crosta, 2001)。滑坡易发性评价可以确定滑坡易发区域范围,因此对滑坡预防工作至关重要。它是基于历史滑坡数据和影响滑坡发生的环境因素,分析各地质-环境评价指标对滑坡的影响程度,并根据综合分析,以确定区域内单个制图单元中滑坡发生的相对概率。滑坡易发性评价的理论探讨始于20世纪中期,在国外得到了较快的发展。最早的研究主要集中在促进滑坡形成的条件以及滑坡灾害的演变过程。20世纪90年代中后期,由于地理信息技术的发展,研究人员将统计模型与GIS技术融合,进行滑坡易发性预测研究(许冲等,2010;唐亚明等,2011)。近十年,随着科学家们对滑坡易发性分析不断深入,更多的模型已经运用到滑坡易发性评估中(孙德亮,2019;黄发明等,2021)。机器学习、深度学习与GIS的结合在滑坡易发性的空间精确预测方面具有良好的应用前景,已经得到了非常广泛的应用(Wang et al., 2021; Wang et al., 2023)。

回顾滑坡易发性评价研究历史,发现上述研究还存在如下问题:(1)致灾因子量化主要采用指标分级统计方法,这从一定程度上损失了滑坡的精确位置信息,为评价结果带来了不确定性(周晓亭等,2022;伍敏婷等,2023);(2)现今使用的浅层机器学习模型参数有限、表达能力较弱(黄发明等,2022;张虹等,2022),当数据量较大时,传统机器学习方法信息挖掘不充分、训练效率低,无法充分挖掘更深层次的特征。深度学习模型的发展,必将有利于提升滑坡易发性评价的准确性。因此,比较同一地区的不同算法,拓宽模型评价指标,完善模型的评价体系,为该领域工作人员提供更多的算法,最终的滑坡灾害区划图可以为滑坡灾害评估的研究提供一个新思路。

受汶川地震影响,以汶川县映秀镇为中心的上百千米周边地区发生了数万起地震滑坡地质灾害,大量土石体倾泻而下,冲毁房屋建筑,堵塞河道沟渠,给人民群众生命财产造成重大损失。其中,北川羌族自治县受灾最为严重。本文以北川县滑坡解译数据为基础,针对研究区滑坡的“面”状表征模式,量化致灾因子用以计算各个因子对滑坡产生的影响程度,并将量化后的因子属性赋予易发性评价样本库,将深度神经网络应用于研究区,完成滑坡易发性评价任务,并与传统的逻辑回归模型进行了全面比较,分析不同模型在滑坡易发性评价任务中所展示出的评估性能。

1 研究区概况与数据源

北川县(图1)地处四川盆地西北边缘向川西高原的过渡地带,隶属绵阳市管辖,行政区域面积约3 082.72 km²,区内98.8%的地区都是山地地貌。本研究使用的数据主要包括:(1)经过目视解译和野外验证得到的滑坡面状数据;(2)由地理空间数据云下载的ASTER GDEM衍生得到的坡度、坡向等数据;(3)从1:50万地质图中提取的断层数据;(4)来自于Bigemap全能版的道路、水系数据。

2 研究方法

本文利用深度学习、遥感、地理信息等不同学科领域的理论和方法,开展北川县滑坡灾害易发性评价研究。在收集研究区区域地质环境、历史发灾数据资料、地形数据资料的基础上,有针对性构建北川滑坡样本数据库,然后构建滑坡易发性评价体系,对不同滑坡易发性评价模型进行研究和对比分析。最后应用上述成果,提出适宜典型区域的滑坡易发性评价方法。技术路线图如图2所示。

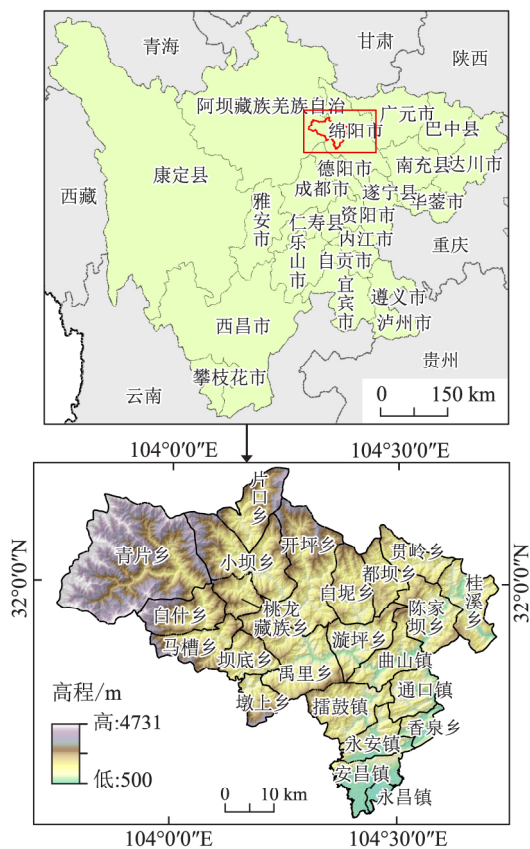


图 1 北川县地理位置图

Fig. 1 Geographic location of Beichuan County

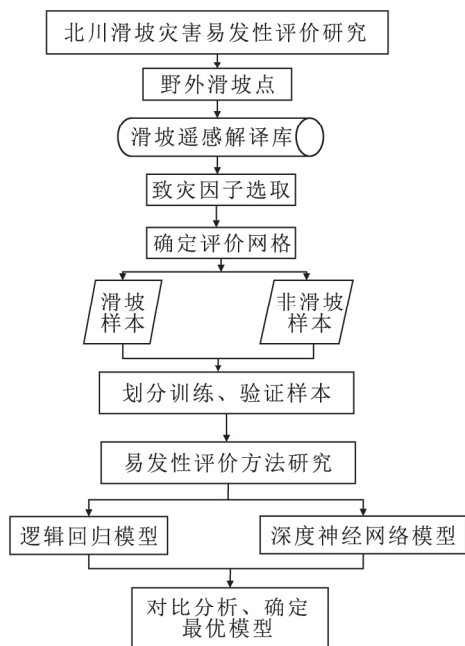


图 2 技术路线图

Fig. 2 A flowchart of our method

2.1 评价单元

在进行滑坡易发性评价研究与分区制图之

前,首先需要确定各个评价指标以及最终成果的最小分析单元。这种空间单元的结构具有多样性(兰恒星等,2002; Rossi et al., 2010; 邱海军,2012)。考虑到本文研究区区域广阔,计算量较大,选取栅格单元作为本研究的基础单元较为适宜。

同时,由于易发性评价用到的 DEM 数据(此数据可以衍生出若干指标),精度为 30 m×30 m,为了简化数据处理流程,以 30 m×30 m 的规则矩形网格为基础,将北川县划分成 3 416 811 个评价栅格单元。将详细解译得到的北川县滑坡灾害矢量边界叠加至北川县规则矩形网格之上,其中滑坡灾害面积占比大于等于 50% 的单个网格被认定为正样本,赋值为 1;滑坡灾害面积占比小于 50% 的单个网格被认定为负样本,赋值为 0。正、负样本划分结果如图 3 所示。

2.2 样本制作方法

滑坡样本数据集均由滑坡属性数据(滑坡或者非滑坡)和影响滑坡灾害发生的评价因子属性值组成。按照线性归一化公式(公式 1)对所有影响因素进行归一化操作。

$$X^* = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (1)$$

式中: X^* 为输入栅格归一化后的结果; x 是输入的栅格图层; x_{\max} 是通过统计输入栅格所得到的最大像元值; x_{\min} 是通过统计输入栅格所得到的最小像元值。

滑坡评价因子是作为易发性评价模型的模型参量,滑坡是否发生是滑坡易发性评价模型的预测目标。为了平衡样本数据集,本研究统计滑坡灾害所占的网格数目,在北川县总网格内均匀选取相同数目的非滑坡网格。滑坡样本数据集包括滑坡网格单元(共 39 931 个)和通过随机选择相同数量的非滑坡网格单元(共 39 931 个)。将样本数据集按照 7 : 3 分为训练集和验证集,其中训练集样本为 55 903 个,验证集样本为 23 959 个。训练集用以建立模型,验证集用以验证建模结果,属性挂接流程和最终样本库见图 4。

2.3 逻辑回归模型

逻辑回归(logistic regression, LR)模型的实质是通过拟合一个最优函数来定量描述滑坡发生与各种影响因素间的关系。LR 模型是一种预测分析过程,因变量是滑坡事件发生与否,自变量由滑坡易发性评价因子构成。在滑坡易发性分析过

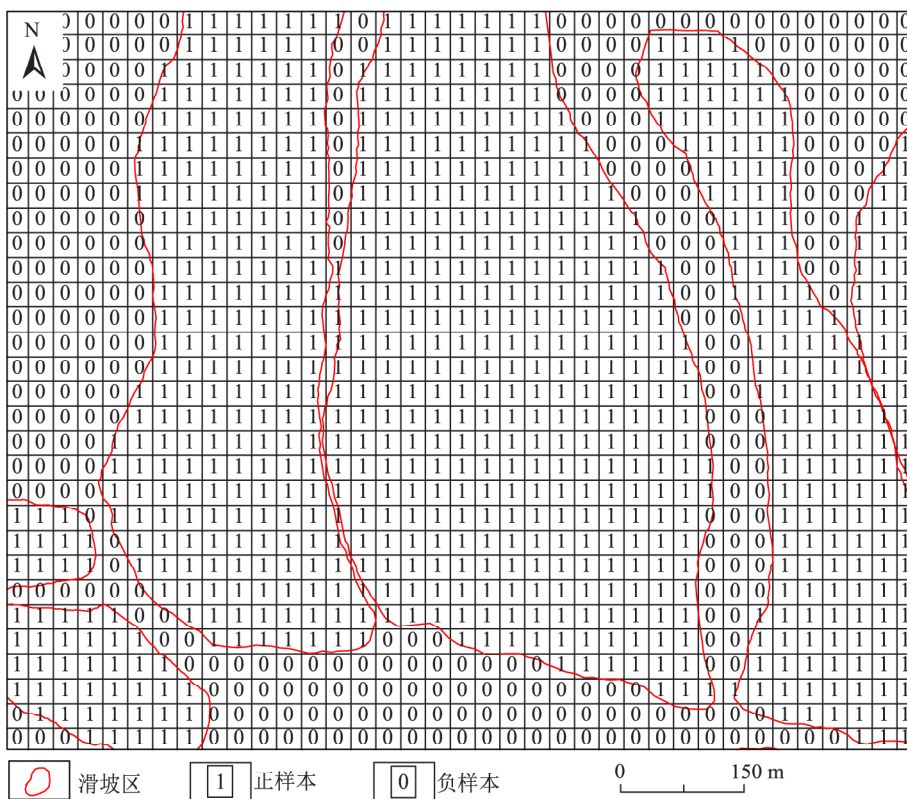


图 3 研究区正、负样本划分结果

Fig. 3 Results for the division of positive and negative samples in the study area

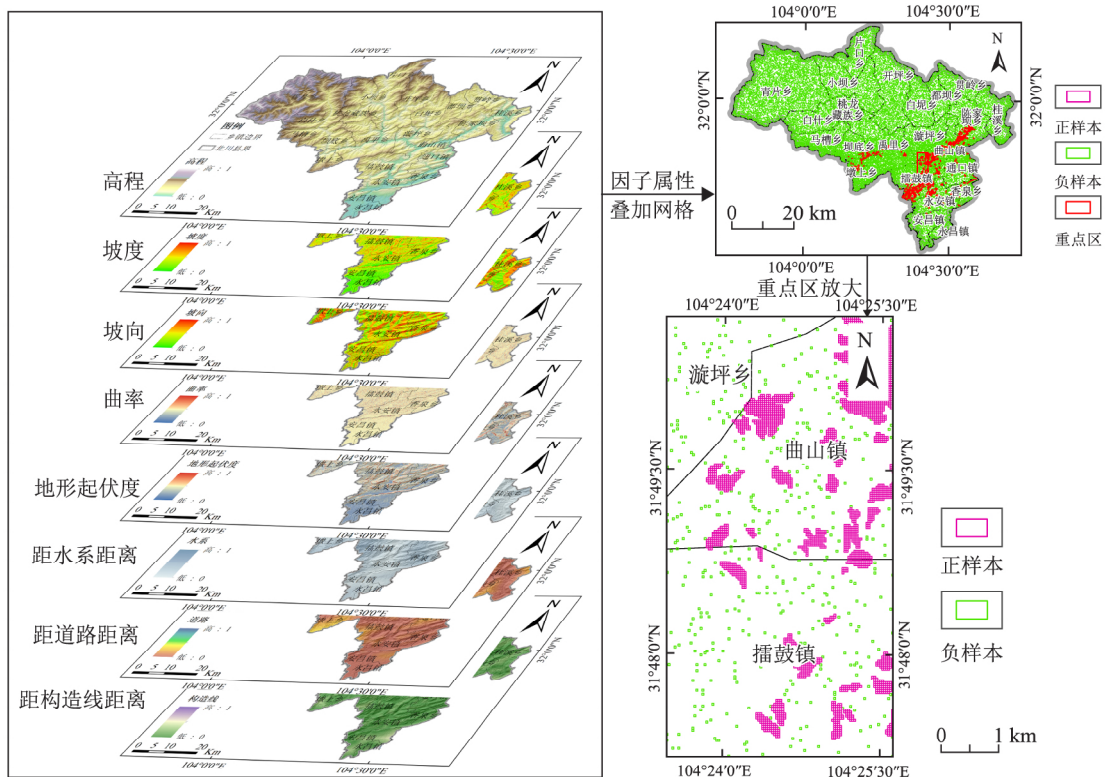


图 4 样本库构建示意图

Fig. 4 Schematic diagram of the sample database construction

程中,因变量是虚拟变量。数值 0 表示非滑坡事件(也称为负样本),1 表示滑坡事件(正样本)。如果滑坡发生的概率为 P ,那么滑坡必然不会发生的概率为 $1-P$ 。模型的基本方程如下:

$$P = \frac{1}{1 + e^{-z}} \quad (2)$$

$$Z = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_n X_n \quad (3)$$

式中: P 是滑坡事件发生的概率, Z 是叠加自变量后得到的权重之和, β_1, \dots, β_n 是通过逻辑回归模型计算的回归系数, X_1, \dots, X_n 依次代表影响滑坡发生的每个因子。

2.4 深度神经网络

深度学习是机器学习研究中的一个新兴方

向,主要是通过增加隐藏层,从海量数据中学习有用的特征来提高分类或预测的准确性(王毅等,2021;王世宝等,2022;蒋万钰等,2022)。和传统的神经网络相比,深度神经网络(deep neural networks,DNN)在深化模型的同时强调了特征学习的重要性。滑坡易发性本质上是一个非线性的逻辑回归问题。模型中的分类概率可通过 sigmoid 函数得出,即某一点的滑坡易发程度。本研究中评价因子成为第一层接收到的输入信号,并在隐藏层中进行分析。最后,在输出层显示预测类别,并输出 2 种可能的标签:滑坡和非滑坡。图 5 是 DNN 模型滑坡易发性评价中的应用。

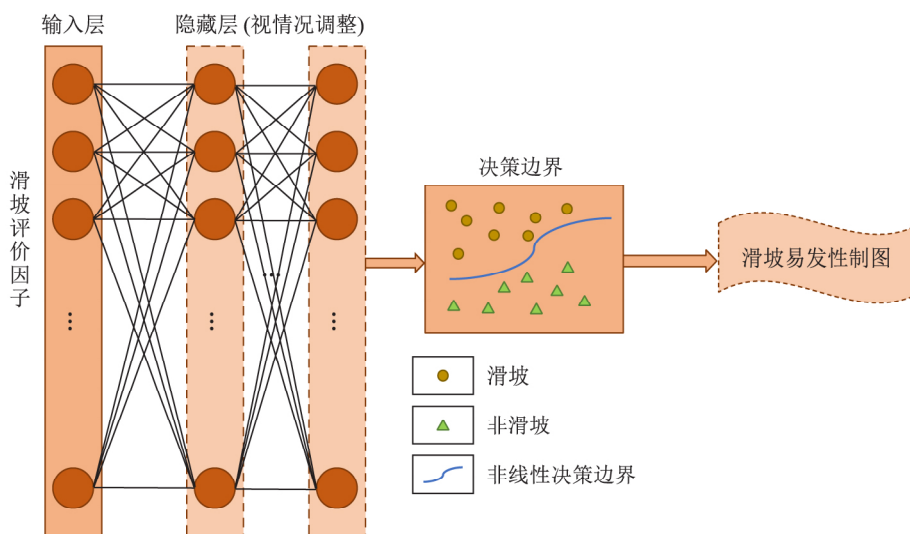


图 5 深度神经网络结构示意图
Fig. 5 Deep neural network (DNN) structure

3 滑坡易发性评价

3.1 共线性诊断

为保证评价结果的准确性,需要对指标因子的相关性进行分析。将各因子导入 SPSS 软件,

对各指标因子进行多重共线性诊断,得到如表 1 所示的结果。诊断结果显示,VIF 值(方差膨胀因子)均小于 10。这表明本研究所选取的 8 个影响因子之间并没有存在严重的多重共线性,可以用这 8 个因子来构建滑坡易发性指标体系。

表 1 评价因子共线性诊断

Table 1 Factor covariance diagnostics

评价因子	VIF 值	评价因子	VIF 值
高程	5.5853	地形起伏度	2.5260
坡度	3.2303	距水系距离	4.3303
坡向	3.1326	距道路距离	3.5207
曲率	3.9205	距构造线距离	3.8416

3.2 LR 模型构建

本文选取的所有因子均通过共线性诊断,

可以进入后续模型。在专门为 Python 语言打造的集成开发环境 PyCharm 中,编写二元逻辑

回归代码,并将随机划分的训练集样本数据输入上述代码中。当滑坡发生时,因变量为 1;当

滑坡不发生时,因变量为 0。得到的参数如公式。

$$P = \frac{1}{(1 + e^{-3.3214 - 0.0025x_1 + 0.0247x_2 - 0.0018x_3 + 0.0003x_4 + 0.0164x_5 - 0.0004x_6 - 0.0008x_7 - 0.0016x_8})} \quad (4)$$

其中, x_1 为高程, x_2 为坡度, x_3 为坡向, x_4 为曲率, x_5 为地形起伏度, x_6 为距道路距离, x_7 为距水系距离, x_8 为距构造线距离。

3.3 DNN 模型构建

在滑坡易发性问题的研究中,深度神经网络模型实质上是一种概率模型。整体结构包括:数据输入、模型构建和数据输出。模型计算就是通过一系列迭代运算使输出概率值和输入数据的标

签值之间的误差最小化。作为深度学习的集合算法框架之一,Keras 可以用来设计和调试深度学习算法模型。本文基于 Keras 框架,使用 Python 语言在 PyCharm 中编写了神经网络计算模型。通过在组合不同参数以达到最佳结果后,选择特定参数;此外,本文还引入了 L1 正则化和 Dropout 等前沿技术来优化神经网络模型,以提高模型的性能。具体参数设置如表 2 所示。

表 2 DNN 参数设置

Table 2 DNN parameter settings

参数名	设定值	参数名	设定值
Epochs	500	密集连接	512/1024/1024/2048/2048/2
Dropout	0.5	激活函数	ReLU
学习率	0.001	优化器	Adam
隐藏层数量	5	损失函数	Binary cross-entropy

4 评价结果及精度检验

4.1 易发性评价结果分析

栅格将每一个评价栅格图层视作一幅单波段图像,依次输入 LR 计算公式和已经训练好的 DNN 模型中,计算每个网格中滑坡发生的概率大小,概率值位于 0 到 1 之间。按照自然间断法,将计算的指数值划分成为 5 个等级。2 个模型的滑

坡易发性分级示意图见图 6。

为了比较不同模型得到滑坡易发性分区结果的合理性与准确性,本研究通过统计易发性分区中滑坡面积的占比情况进行合理性验证(田春山等,2016)。此方法的评价准则为:极高易发性区域面积在整个研究区中占比最低,区域内滑坡测试集样本面积(数量)占比最高;低易发性区域面积占比最高,区域内滑坡测试集样本面积(数量)

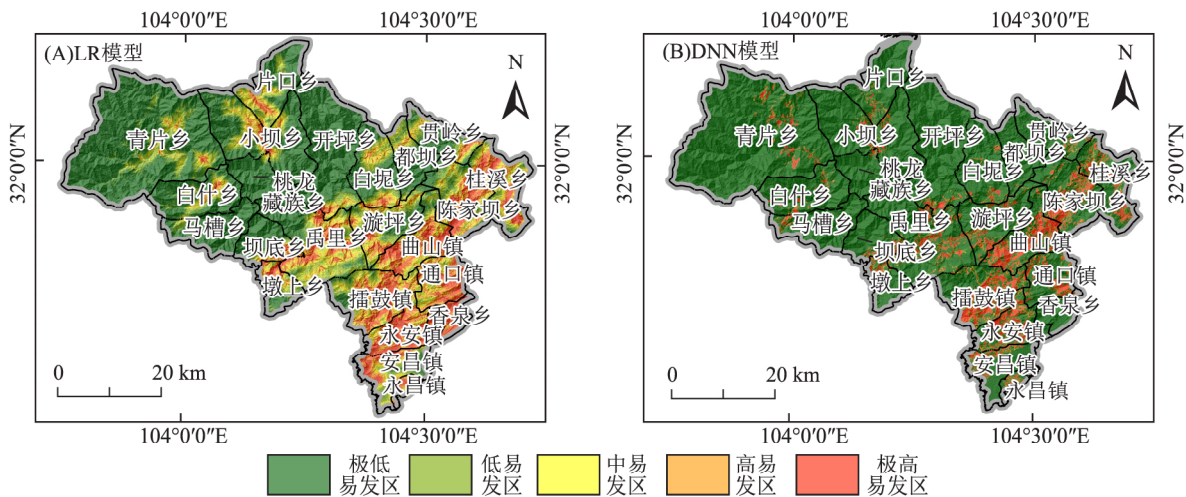


图 6 研究区各模型滑坡易发性分区

Fig. 6 Landslide susceptibility zoning by model in the study area

占比最低。易发性分区检验见公式 5。

$$R_i = \frac{L_i}{S_i} \quad (5)$$

其中, L_i 为测试滑坡样本落在不同易发性分区内的面积(数量)占比; S_i 为不同易发性分区面积占整个研究区面积的比例。 R_i 为 L_i 和 S_i 的比

值且随着等级增加,具体变化为 $R_I < R_{II} < R_{III} < R_{IV} < R_V$ 。其中 R_I 代表滑坡极低易发区域, R_{II} 为滑坡低易发区域, R_{III} 为滑坡中易发区域, R_{IV} 为滑坡高易发区域, R_V 为滑坡极高易发区域。统计结果见表 3。

表 3 不同模型分区统计结果

Table 3 Statistical results for the different model partitions

评价方法	分区等级	滑坡面积占比 $L_i/\%$	分区面积占比 $S_i/\%$	滑坡频率 $R_i = L_i/S_i$
LR 模型	极低易发区 I	0.1	51.9	0.0019
	低易发区 II	1.7	13.8	0.1232
	中易发区 III	9.1	10.9	0.8349
	高易发区 IV	25.0	11.3	2.2124
	极高易发区 V	64.1	12.1	5.2975
DNN 模型	极低易发区 I	2.7	86.0	0.0314
	低易发区 II	0.2	1.6	0.1250
	中易发区 III	0.3	1.2	0.2500
	高易发区 IV	0.9	1.4	0.6429
	极高易发区 V	95.9	9.8	9.7857

从表 3 可知, LR 模型和 DNN 模型在对全区易发性的划分, 存在一定差异。虽然划定的易发性分区面积占比均随着等级变高逐渐降低, DNN 模型划分的比传统机器学习更精确、细致, 比如分级面积占比小, 但是灾害容量大的极高易发区以及更大面积占比、而灾害容量更小的极低易发区都能比 LR 模型划分得更好, 且处于中间等级的 3 个易发区域则整体占比极小。出现这种情况的原因是: 神经网络模型通过学习北川的训练样本, 已经完成了对正、负样本特征的深度挖掘, 并得到了较高的分类精度, 因此, 最终通过逐网格计算得到的北川县易发性概率值也会相当接近于评价的类别值, 即得到的预测概率值中绝大部分会靠近 0 或 1。

4.2 模型精度检验

受试者工作特征曲线(receiver operating characteristic curve, ROC 曲线)在 20 世纪 80 年代被应用于机器学习的评价中, ROC 曲线下的面积(area under curve, AUC), 被用来检验模型的评价预测准确度(Colkesen et al., 2016)。AUC 与横轴所围成的面积其取值范围是 0.5~1 之间, 认为 AUC 取值为 0.5 时模型的评价预测能力为 0, 当 $0.5 < AUC < 0.7$ 时, 模型有较低的准确性, $0.7 \leq AUC < 0.9$ 时, 证明模型预测精度较高, $AUC \geq 0.9$

时, 则代表模型的预测精度非常高。本研究中通过比较 3 个模型的 ROC 曲线(图 7), 可知: 2 种模型的 AUC 值均大于 0.87, DNN 的 AUC 值甚至达到了 0.943, 这足以说明模型评价效果非常好, 2 种模型的 AUC 值按照由小到大的顺序排列: $AUC_{LR} < AUC_{DNN}$ 。

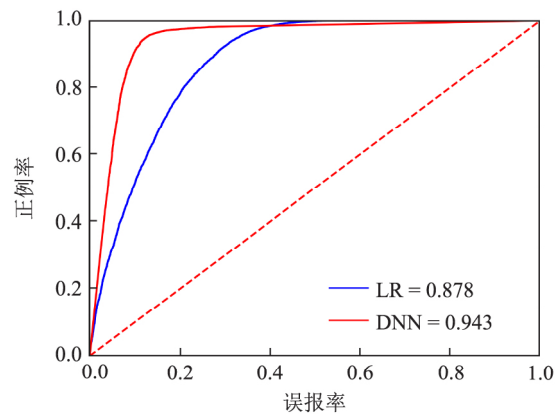


图 7 研究区各模型 ROC 曲线对比情况

Fig. 7 Comparison of ROC curves among the models applied to the study area

分区和灾害统计结果均能充分证明 DNN 模型可以细化滑坡极高易发分区, 可以为后续的滑坡重点排查工作提供理论依据, 减轻野外排查工作量。上述所有的测试精度结果均可以证明 DNN 模型的精度优于其他 4 个模型, 能够取得良

好的滑坡易发性评价结果。

5 结论

本文以北川县为典型研究区,通过结合遥感技术(RS)、地理信息系统技术(GIS)和机器学习技术(ML),以解译的滑坡面数据为基础,构建易发性评价样本库,创建滑坡易发性评价模型。本研究取得如下结果:

a. 针对北川滑坡的“面”状表征模式,量化致灾因子用以测量各个因子对滑坡产生的影响程度,并把量化后的因子属性赋予易发性评价样本库,以保证最大程度保留滑坡灾害的位置信息。

b. 将 DNN 模型应用于研究区,完成滑坡易发性评价任务,并与所选取 LR 模型结果进行全面比较。针对测试集,DNN 模型的易发性分区结果和 AUC 值均优于 LR 模型。分区结果图可充分证明 DNN 模型能够细化滑坡极高易发分区,为后续的滑坡重点排查工作提供理论依据,减轻野外排查工作量。

[参 考 文 献]

黄发明,曹昱,范宣梅,等,2021. 不同滑坡边界及其空间形状对滑坡易发性预测不确定性的影响规律[J]. 岩石力学与工程学报, 40(增刊2):3227—3240.

Huang F M, Cao Y, Fan X M, *et al.*, 2021. Effects of different landslide boundaries and their spatial shapes on the uncertainty of landslide susceptibility prediction[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 40(S2):3227—3240. (in Chinese)

黄发明,李金凤,王俊宇,等,2022. 考虑线状环境因子适宜性和不同机器学习模型的滑坡易发性预测建模规律[J]. 地质科技通报, 41(2):44—59.

Huang F M, Li J F, Wang J Y, *et al.*, 2022. Modelling rules of landslide susceptibility prediction considering the suitability of linear environmental factors and different machine learning models[J]. Bulletin of Geological Science and Technology, 41(2):44—59. (in Chinese)

蒋万钰,陈冠,孟兴民,等,2022. 基于卷积神经网络模型的区域滑坡敏感性评价——以川藏铁路沿线为例[J]. 兰州大学学报(自然科学版), 58(2):203—211.

Jiang W Y, Chen G, Meng X M, *et al.*, 2022. Evaluation of regional landslide susceptibility based on the convolution neural network model: A case study along the Sichuan Tibet Railway [J]. Journal of Lanzhou

University (Natural Sciences), 58(2):203—211. (in Chinese)

兰恒星,王苓涓,周成虎,2002. 地理信息系统支持下的滑坡灾害分析模型研究[J]. 工程地质学报, 10(4):421—427.

Lan H X, Wang L J, Zhou C H, 2002. Study on GIS-aided model for analysis of landslide hazard[J]. Journal of Engineering Geology, 10(4):421—427. (in Chinese)

邱海军,2012. 区域滑坡崩塌地质灾害特征分析及其易发性和危险性评价研究——以宁强县为例[D]. 西安:西北大学档案馆.

Qiu H J, 2012. Study on the Regional Landslide Characteristic Analysis and Hazard Assessment: A Case Study of Ningqiang County[D]. Xi'an: The Archive of Northwest University. (in Chinese)

孙德亮,2019. 基于机器学习的滑坡易发性区划与降雨诱发滑坡预报预警研究[D]. 上海:华东师范大学档案馆.

Sun D L, 2019. Mapping Landslide Susceptibility Based on Machine Learning and Forecast Warning of Landslide Induced by Rainfall[D]. Shanghai: The Archive of East China Normal University. (in Chinese)

唐亚明,张茂省,李林,等,2011. 滑坡易发性危险性风险评估例析[J]. 水文地质工程地质, 38(2):125—129.

Tang Y M, Zhang M S, Li L, *et al.*, 2011. Discrimination to the landslide susceptibility, hazard and risk assessment[J]. Hydrogeology & Engineering Geology, 38(2):125—129. (in Chinese)

田春山,刘希林,汪佳,2016. 基于 CF 和 Logistic 回归模型的广东省地质灾害易发性评价[J]. 水文地质工程地质, 43(6):154—161.

Tian C S, Liu X L, Wang J, 2016. Geohazard susceptibility assessment based on CF model and Logistic Regression models in Guangdong[J]. Hydrogeology & Engineering Geology, 43(6):154—161. (in Chinese)

王世宝,庄建琦,郑佳,等,2022. 基于深度学习的 CZ 铁路康定—理塘段滑坡易发性评价[J]. 工程地质学报, 30(3):908—919.

Wang S B, Zhuang J Q, Zheng J, *et al.*, 2022. Landslide susceptibility evaluation based on deep learning along Kangding-Litang section of CZ railway[J]. Journal of Engineering Geology, 30(3):908—919. (in Chinese)

王毅,方志策,牛瑞卿,等,2021. 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, 23(12):2244—2260.

Wang Y, Fang Z C, Niu R Q, *et al.*, 2021. Landslide

- susceptibility analysis based on deep learning[J]. Journal of Geo-information Science, 23(12):2244—2260. (in Chinese)
- 伍敏婷,孙岳,周子腾,2023. 基于层次分析—信息量法的滑坡易发性评价——以江西省浮梁县为例[J]. 东华理工大学学报(自然科学版), 46(2):157—166.
- Wu M T, Sun Y, Zhou Z T, 2023. Susceptibility evaluation of landslide disaster based on AHP-information method: A case of Fuliang County in Jiangxi Province [J]. Journal of East China University of Technology (Natural Science), 46(2):157—166. (in Chinese)
- 许冲,戴福初,姚鑫,等,2010. 基于 GIS 与确定性系数分析方法的汶川地震滑坡易发性评价[J]. 工程地质学报, 18(1):15—26.
- Xu C, Dai F C, Yao X, *et al.*, 2010. GIS platform and certainty factor analysis method based Wenchuan earthquake-induced landslide susceptibility evaluation [J]. Journal of Engineering Geology, 18(1):15—26. (in Chinese)
- 张虹,辜庆渝,孙诚彬,等,2022. 基于可解释性机器学习的丘陵缓坡地区滑坡易发性区划研究[J]. 重庆师范大学学报:自然科学版, 39(3):78—92.
- Zhang H, Gu Q Y, Sun C B, *et al.*, 2022. Landslide susceptibility mapping in hilly and gentle slope region based on interpretable machine learning[J]. Journal of Chongqing Normal University (Natural Science), 39(3):78—92. (in Chinese)
- 周晓亭,黄发明,吴伟成,等,2022. 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, 54(3):25—35.
- Zhou X T, Huang F M, Wu W C, *et al.*, 2022. Regional landslide susceptibility prediction based on negative sample selected by coupling information value method [J]. Advanced Engineering Sciences, 54(3):25—35. (in Chinese)
- Brückl E P, 2001. Cause-effect models of large landslides [J]. Natural Hazards, 23(2—3):291—314.
- Crosta G B, 2001. Failure and flow development of a complex slide: The 1993 Sesa landslide[J]. Engineering Geology, 59(1—2):173—199.
- Colkesen I, Sahin E K, Kavzoglu T, 2016. Susceptibility mapping of shallow landslides using kernel-based Gaussian process, support vector machines and logistic regression[J]. Journal of African Earth Sciences, 118:53—64.
- Rossi M, Guzzetti F, Reichenbach P, *et al.*, 2010. Optimal landslide susceptibility zonation based on multiple forecasts[J]. Geomorphology, 114(3):129—142.
- Wang X, Li S, Liu H, *et al.*, 2021. Landslide susceptibility assessment in Wenchuan County after the 5.12 magnitude earthquake[J]. Bulletin of Engineering Geology and the Environment, 80(7):5369—5390.
- Wang X, Zhang S, Zhang H, *et al.*, 2023. Prediction of landslide susceptibility in Wenchuan County based on pixel-level samples[J]. Bulletin of Engineering Geology and the Environment, 82(6):1—23.

(责任编辑:魏 崑)

(上接第 663 页)

- Wang F, Fan X, Yunus A P, *et al.*, 2019. Coseismic landslides triggered by the 2018 Hokkaido, Japan (M_w 6.6), earthquake: Spatial distribution, controlling factors, and possible failure mechanism[J]. Landslides, 16(8):1551—1566.
- Wang X, Fan X, Xu Q, *et al.*, 2022. Change detection-based co-seismic landslide mapping through extended morphological profiles and ensemble strategy[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 187:225—239.
- Xu C, Xu X, Yao X, *et al.*, 2014. Three (nearly) complete inventories of landslides triggered by the May 12, 2008 Wenchuan M_w 7.9 earthquake of China and their spatial distribution statistical analysis[J]. Landslides, 11(3):441—461.
- Yagi Y, Okuwaki R, Enescu B, *et al.*, 2023. Irregular rupture process of the 2022 Taitung, Taiwan, earthquake sequence[J]. Scientific Reports, 13(1):1107.

(责任编辑:黄维婷)