

中文核心期刊 CSCD核心期刊 中科双效期刊 中国科技核心期刊 Caj-cd规范获奖期刊

基于频率比--深度神经网络耦合模型的滑坡易发性评价

陈 航,刘惠军,王 韬,孙 悦

Landslide susceptibility evaluation based on FR-DNN coupling model: A case study on Yanyuan County

CHEN Hang, LIU Huijun, WANG Tao, and SUN Yue

在线阅读 View online: https://doi.org/10.16030/j.cnki.issn.1000-3665.202305006

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于滑坡分类的西宁市滑坡易发性评价

Landslide susceptibility assessment in Xining based on landslide classification 孙长明,马润勇,尚合欣,谢文波,李焱,刘义,王彪,王思源 水文地质工程地质. 2020, 47(3): 173-181

基于逻辑回归信息量的川藏交通廊道滑坡易发性评价

Landslide susceptibility mapping in the Sichuan-Tibet traffic corridor using logistic regression-information value method 杜国梁,杨志华,袁颖,任三绍,任涛 水文地质工程地质. 2021, 48(5): 102-111

使用长短期记忆人工神经网络进行花岗岩变形破坏阶段的判别

Determination of granite deformation and failure stages using the long short term memory neural network 陶雪杰, 徐金明, 王树成, 王亚磊 水文地质工程地质. 2021, 48(3): 126-134

基于自组织神经网络的污染场地多监测指标相关性分析

Correlation analysis of multiple monitoring indicators of contaminated site based on self-organizing map 马春龙, 施小清, 许伟伟, 任静华, 王佩, 吴吉春 水文地质工程地质. 2021, 48(3): 191-202

考虑基质吸力作用的Newmark改进模型在地震滑坡风险评价中的应用

Application of Newmark improved model considering matrix suction in earthquake landslide risk assessment 冯卫, 唐亚明, 赵法锁, 陈新建 水文地质工程地质. 2019, 46(5): 154–160

西南岩溶山区复合水动力场滑坡影响模式——以关岭县大寨滑坡为例

Impact model of landslide with complex hydrodynamic field in karst mountain areas of southwest China: a case study of the Dazhai landslide in Guanling County

易连兴 水文地质工程地质. 2020, 47(4): 43-50



关注微信公众号,获得更多资讯信息

DOI: 10.16030/j.cnki.issn.1000-3665.202305006

陈航,刘惠军,王韬,等.基于频率比-深度神经网络耦合模型的滑坡易发性评价——以盐源县为例 [J].水文地质工程地质, 2024, 51(5):161-171.

CHEN Hang, LIU Huijun, WANG Tao, et al. Landslide susceptibility evaluation based on FR-DNN coupling model: A case study on Yanyuan County[J]. Hydrogeology & Engineering Geology, 2024, 51(5): 161-171.

基于频率比-深度神经网络耦合模型的滑坡易发性评价 ——以盐源县为例

陈 航,刘惠军,王 韬,孙 悦 (成都理工大学环境与土木工程学院,四川成都 610059)

摘要:盐源县位于青藏高原东南边缘,区域构造活动强烈,在内外动力共同作用下,境内滑坡灾害极其发育,已经造成了巨大的人员伤亡和经济损失,有必要开展滑坡易发性评价,对区域滑坡灾害进行科学管控。依据盐源县1:5万地质灾害调查成果,选取高程、坡度、坡向、地形曲率、距断层距离、地层岩性、距水系距离、年平均降雨量、地形湿度指数、水流强度指数、归一化植被指数、距道路距离、土地利用类型等13个滑坡易发性评价因子,基于27596个滑坡灾害栅格点数据,将传统频率比(frequency ratio, FR)模型定量分析及数据量化优势,与新兴深度神经网络(deep neural network, DNN)模型强大的非线性学习和拟合能力相结合,构建 FR-DNN 耦合模型进行滑坡易发性评价,将研究区划分为极高易发区、高易发区、中易发区、低易发区、极低易发区 5 个等级,面积占比分别为 11.90%、18.38%、18.34%、9.13%、42.25%,并与传统 FR 模型进行对比,用 ROC 曲线的 *AUC* 值进行精度验证。结果表明,FR 模型与 FR-DNN 耦合模型的 *AUC* 值分别为 0.754、0.859, FR-DNN 耦合模型相对于 FR 模型预测精度提高了 10.5%,由此说明 FR-DNN 耦合模型具有更好的预测能力,更适用于研究区滑坡易发性评价。

关键词:滑坡;频率比法;深度神经网络;易发性 中图分类号:P642.22 文献标志码:A

文章编号: 1000-3665(2024)05-0161-11

Landslide susceptibility evaluation based on FR-DNN coupling model: A case study on Yanyuan County

CHEN Hang, LIU Huijun, WANG Tao, SUN Yue (College of Environmental and Civil Engineering, Chengdu University of Technology, Chengdu, Sichuan 610059, China)

Abstract: Yanyuan County is located on the southeastern edge of the Qinghai-Tibet Plateau, with strong regional tectonic activities. Under the internal and external dynamics actions, landslide disasters are extremely developed in the country, which has caused huge casualties and economic losses. It is necessary to carry out landslide susceptibility assessment and then control the regional landslide disasters scientifically. Based on the 1 : 50 000 geological disaster survey in Yanyuan County, this study selected 13 landslide susceptibility evaluation factors, including elevation, slope, slope direction, terrain curvature, distance from fault, stratigraphic lithology, distance

收稿日期: 2023-05-04; 修订日期: 2023-12-22 投稿网址: www.swdzgcdz.com

基金项目:四川省核工业地质局二八一大队委托科技项目(AH2021-0357)

第一作者: 陈航(1998—), 男, 硕士研究生, 主要从事地质灾害防治及风险评价工作。E-mail: 1457019397@qq.com

通讯作者: 刘惠军(1972—), 男, 博士, 副教授, 主要从事地质灾害防治工作。E-mail: 736165148@qq.com

from water body, average annual rainfall, topographic wetness index, stream power index, normalized difference vegetation index, distance from road, and land use type. Based on 27 596 grid points of landslide disaster data, combining the traditional Frequency Ratio (FR) model with the advantages of quantitative analysis and data quantification and the emerging Deep Neural Network (DNN) model with the powerful nonlinear learning and fitting ability, The FR-DNN coupling model was constructed to evaluate landslide susceptibility. The study area is divided into five levels: extremely high susceptibility area, high susceptibility area, medium susceptibility area, low susceptibility area, and extremely low susceptibility area, with an area percentage of 11.90%, 18.38%, 18.34%, 9.13%, and 42.25%, respectively. The accuracy was verified by the *AUC* value of the ROC curve. The *AUC* values of the FR model and the FR-DNN coupling model is improved by 10.5% compared with that of the FR model, indicating that the FR-DNN coupling model has better prediction ability and is more suitable for landslide susceptibility evaluation in the study area.

Keywords: landslide; frequency ratio method; deep neural network; susceptibility

在我国西部地区,由于地形地貌复杂多变,沟壑 山脉纵横分布,地质构造发育,在持续降雨、人类工程 活动的影响下,致使区域滑坡灾害频发,且滑坡发生 的规模大、分布广、危害大,严重制约了我国西部地 区的社会经济发展,给人民群众的生命财产安全带来 了巨大的威胁[1-2]。四川省盐源县地处我国西南山 区,位于松潘甘孜地槽与扬子台地过渡地带,山高坡 陡、地质构造复杂,容易受极端天气、人类工程活动 等因素的影响,促使岩土体结构失稳,进而发生滑坡 灾害[3]。近年来,随着盐源县社会经济的发展,道路、 房屋、基础设施建设等人类工程活动急剧增加,自然 斜坡被改造,破坏了原有的稳定状态,形成了大量的 滑坡灾害,严重威胁了当地居民的生命财产安全与社 会经济发展。因此,有必要对当地滑坡地质灾害易发 性进行研究,合理划分易发性分区,对于促进当地建 立完善的地质灾害风险防控体系,实现区域的可持续 发展,具有十分重要的意义。

目前,研究地质灾害易发性评价的方法多种多 样,包括信息量模型^[4]、确定系数法^[5]、证据权模型^[6]、 层次分析法^[7]、逻辑回归模型^[8]等常规评价方法,在一 定程度上解决了地质灾害与环境因子之间的线性关系, 具有一定的合理性,但没有很好地实现非线性响应关 系的研究^[9]。近年来,随着机器学习(machine learning) 作为数据科学分支的快速发展,机器学习模型逐渐在 地质灾害领域得到了广泛应用^[10]。与传统方法相比, 开始展示出更强大的预测性能^[11],Ageenko等^[12]运用 随机森林、支持向量机和逻辑回归3种机器学习方 法,将数据样本分类为滑坡或非滑坡,将机器学习任 务视为二元分类并将结果表示为概率的形式,以产生

敏感性图; Kim 等^[13] 选取了 17 个滑坡相关因子, 使用 随机森林和增强树模型在韩国平昌地区构建了滑坡 敏感性图,并获得了令人满意的准确度; Xie 等[14] 根据 南平市1711个历史滑坡灾害点,选取了12个滑坡影 响因子,提出了一种以支持向量机为主要模型,以贝 叶斯优化算法为参数调整的滑坡灾害评估新方法,并 取得了显著的效果;张林梵等[15]结合新疆伊宁县野外 地质调查数据,运用数据挖掘技术挑选致灾因子,通 过 BP 神经网络模型预测滑坡的易发性,得到了滑坡 灾害易发性分区图。上述研究方法相对于传统统计 学方法,可以成功处理不同尺度的非线性数据,但是 这些机器学习模型可以被认为是只有一个或零个隐 藏层的浅层学习结构,对于区域地质灾害易发性评价 仍然存在一些缺陷。例如训练时间有限、收敛不稳 定、存在局部最优以及缺乏自学习能力等问题[9,16-18], 其预测能力受到制约,导致评价结果精度不高。

近年来,地质灾害调查逐渐走向精细化、系统化, 地质灾害调查数据在质量上和数量上都得到大幅 度提升,这些数据具有多源性、时空性和非线性等特 点^[19],深度学习作为人工智能领域研究的热点,在处 理非结构化数据时,具有强大的优势。为了使数据更 加真实有效,在数据量化以及非灾害点选取上,引入 频率比模型^[20-21],研究评价因子在不同等级下对滑坡 发生的影响。鉴于此,依据盐源县1:5万地质灾害 调查成果,提出频率比(frequency ratio, FR)模型和 FR-深度神经网络(deep neural network, DNN)耦合模型对 盐源县滑坡易发性作出评价,并比较二者的预测精 度,根据易发性评价结果,为盐源县滑坡风险管理提 供有力支持。

1 研究区概况

盐源县地处四川省西南部,为凉山彝族自治州所 辖,县域总面积为8398.6km²,常住人口340898人。 盐源县呈现出"中部低,四周高"的地势形态,中部地 势较为平坦,滑坡灾害发育较少,四周山区地势起伏 大,特别是雅砻江流域深切河谷发育,地势高差明显, 平均坡度大于30°,山峰河谷纵横交错,地形破碎,地 质环境脆弱。受地震、极端天气和不合理人类工程活动的影响,导致滑坡地质灾害频发。通过盐源县 1:5万地质灾害调查及野外实地测绘,共得到264 处滑坡点及其滑坡范围(图1),其中最为典型的是桃 子乡玻璃村滑坡。2018年7月19日,受持续降雨影 响,桃子乡玻璃村发生特大型山体滑坡,滑坡致使多 处房屋垮塌、开裂,部分村民房屋被掩埋,造成直接经 济损失约1300万元。



图 1 研究区滑坡灾害点分布 Fig. 1 Disaster distribution of the study area

2 研究方法与数据

2.1 频率比模型

频率比(frequency ratio, FR)法是一种基于观测到 的滑坡分布与各滑坡相关因子之间关系的概率模型, 相对于其他定量评价模型, FR模型是一种较为简单 易懂的概率模型,并且在实际应用中,是制作滑坡易 发性评价图的可靠方法^[8,22]。使用 Arcgis10.8 和 Excel 对 13 个评价因子进行频率比计算,然后将每个评价 因子的频率比值进行叠加,得到滑坡易发性指数(*LSI*), 并利用 Arcgis10.8制作滑坡易发性评价图,通过人工 识别统计柱状图的拐点进行断点,将易发区分为5个 等级:极低易发区、低易发区、中易发区、高易发区、 极高易发区,计算式如下:

$$FR_{ij} = \frac{N_{ij}/N}{S_{ij}/S} \tag{1}$$

$$LSI = \sum FR_{ij} \tag{2}$$

式中: *FR_{ij}* — 第*i*个因子、第*j*个等级的频率比; *N_{ij}* — 第*i*个因子、第*j*个等级滑坡数; *N* — 滑坡总数;

 S_{ii} ——第*i*个因子、第*j*个等级区域栅格点数;

S——研究区总栅格点数;

LSI——滑坡易发性指数。

频率比反映了各评价因子不同分级范围内和滑坡易发性之间的关系。FR>1,表示与滑坡有显著关系,FR值越大,滑坡发生的概率越高;FR<1,表示与滑坡的关系较低,FR值越小,滑坡发生的概率越低。 2.2 深度神经网络模型

深度神经网络(deep neural network, DNN)是一种 学习能力较强,预测效果较好的深度学习方法,与传 统模型相比具有显著的优势。传统的人工神经网络 (ANN)具有三层结构,分别为输入层、隐藏层、输出 层,但其结构只包含单个隐藏层的神经元,而 DNN 具 有前馈结构和反向传播结构,一般具有三层至数十层 的隐藏层,层与层之间通过权重(w)和偏置(b)相连 接,并使用激活函数进行非线性转换,将输入层的信 息传递给隐藏层,隐藏层进而将信息处理和分析传递 给输出层,最后利用反向传播算法,将输入误差传回 给隐藏层,使得 DNN 结构更加复杂,学习能力更加高 效^[23]。通过 python、Anaconda搭建编程环境,基于 pytorch 神经网络框架,采用全连接层 DNN 模型,包含 1 个输入层,5 个隐藏层和 1 个输出层,每个隐藏层的 神经元个数依靠经验反复调试,最终确定每层神经元 的个数分别为 64, 128, 256, 128, 64, 如图 2 所示。



2.3 频率比-深度学习耦合模型(FR-DNN)

频率比作为一种量化方法,可以通过贡献率来表 征评价因子在不同分级下与滑坡之间的关系,但无法 整体反映各评价因子如何影响滑坡发生。而 DNN 模 型可以通过训练,使各评价因子与滑坡之间的非线 性关系达到最佳状态,但无法表达各因子内部在不同 等级下与滑坡发生的关系^[24]。为了兼顾 FR 模型和 DNN 模型的优势,将这两种模型耦合形成 FR-DNN 耦 合模型,利用各评价因子在不同分级下的贡献度,体 现该分级区间对滑坡的重要程度,同时,DNN 模型高 效的学习能力,能够科学、合理地评判出各评价因子 对滑坡的影响程度。

构建 DNN 模型的首要任务是对数据进行预处 理,方便模型识别读取数据。由于评价因子来自不同 的类别,无法直接用于模型训练,需要对评价因子进 行量化。根据评价因子在不同分级下的频率比值,从 低到高进行量化赋值,作为 DNN 模型的输入特征值, 从而减少不同量纲的影响。

对于深度学习而言,需要大量的样本数据支持,

过少的样本数据可能会导致偏差和过拟合,从而给预测带来不可估量的误差^[16,25]。为了得到更多的灾害点样本数据,提高滑坡易发性预测精度,根据野外调查所得到的滑坡范围,利用 Arcgis 软件得到滑坡栅格范围,并进行栅格转点,共得到 27 596 个滑坡灾害栅格点数据。为了准确地得到非滑坡栅格点数据,在 FR 模型制作的滑坡易发性评价图中,利用 Arcgis10.8 软件中的"Create Random Point"工具,在极低易发区创建相同数量的随机点,并提取各评价因子特征值,共得到 27 596 个非滑坡灾害栅格点数据。将滑坡与非滑坡栅格点数据合并,随机选取 80% 作为 DNN 模型训练集, 20% 作为测试集对模型进行训练,训练好的模型将用于盐源县滑坡易发性预测评价。

2.4 基础数据

研究使用的基础数据包括:①数值高程模型 (DEM):盐源县1:5万地形等高线数据转 DEM,空间 分辨率为20m×20m;②盐源县灾害点数据:主要来自 1:5万地质灾害详细调查资料和县自然资源局地质 灾害台账;③岩性和断层数据:来源于1:20万区域地 质图;④主要河流、道路和行政区划数据:来源于研究 区的三调数据。

3 滑坡易发性评价

3.1 评价因子确定

影响滑坡的因素多达上百种,合理地选取滑坡的 评价因子对于模型构建和易发性分析至关重要^[26]。通 过查阅相关文献^[27-28],因子的选取一般从地形地貌、地 质环境、水文条件、植被、人类活动5个方面考虑,由 于不同地区的地质环境条件存在差异,因此单个因子 的选取也存在差异。结合盐源县野外调查实际情况, 区内滑坡主要受水系、人类工程活动的影响,因此在 水文条件中选取了地形湿度指数(TWI)及水流强度指 数(SPI),综合考虑地形对地表径流流向和蓄积的影 响,以及径流集中对土壤侵蚀的影响;在人类工程活 动方面,一般仅考虑了道路修建对滑坡的影响,未考 虑房屋修建、土地开垦等人类工程活动的影响,因此 选取盐源县 2022年土地利用类型作为评价因子。最 终选取高程、坡度、坡向、地形起伏度、地形曲率,距 断层距离、地层岩性、距水系距离、年平均降雨量、 TWI、SPI、归一化植被指数(NVDI)、距道路距离、土 地利用类型等14个评价因子。

结合研究区评价尺度和方法,参考地质灾害评价标准,盐源县属于面级、地方级、大比例尺的评价类型^[9],同时为提高评价精度,选定 20 m × 20 m 的栅格单元作为区域滑坡易发性最小评价单元,最终将整个研究区划分成 21 081 897 个栅格单元。

为了防止评价因子过多造成变量之间的共线性, 对易发性评价结果造成偏差,采用皮尔逊相关系数法 对评价因子进行相关性分析,当两个因子间的相关系 数的绝对值大于 0.5 时,认为其具有较高的相关性^[30]。 从研究区随机选取 5 000 个栅格点,运用 SPSS24.0 软 件计算 Pearson 相关系数,由表 1 计算结果分析可知, 坡度与地形起伏度相关系数为 0.78,其绝对值大于 0.5,说明坡度与地形起伏度之间存在较高相关性。因 此在滑坡易发性模型中剔除地形起伏度评价因子,将 其余的 13 个评价因子带入模型,进行滑坡易发性评 价分析(图 3)。

表 1 Pearson 相关性分析 Table 1 Pearson correlation analysis

									v					
评价因子	高程	坡度	坡向	地形 起伏度	地形 曲率	距断层 距离	地层 岩性	距水系 距离	年平均 降雨量	TWI	SPI	NDVI	距道路 距离	土地利用 类型
高程	1													
坡度	-0.02	1												
坡向	0.06	0.13	1											
地形起伏度	-0.03	0.78	0.09	1										
地形曲率	0.01	0.33	0.00	0.02	1									
距断层距离	0.18	-0.15	-0.01	-0.09	0.00	1								
地层岩性	-0.35	-0.19	-0.09	-0.12	0.00	0.04	1							
距水系距离	0.34	-0.11	0.03	-0.11	-0.03	0.02	-0.16	1						
年平均降雨量	0.22	0.15	0.04	0.12	0.02	0.00	-0.08	-0.03	1					
TWI	-0.11	-0.48	-0.29	-0.33	-0.26	0.11	0.21	0.00	-0.13	1				
SPI	-0.01	0.44	-0.20	0.30	-0.28	-0.11	-0.17	-0.02	0.10	0.00	1			
NDVI	0.14	0.29	-0.09	0.20	0.00	-0.09	-0.09	0.02	0.20	-0.21	0.20	1		
距道路距离	0.24	0.24	0.02	0.19	0.02	0.03	-0.19	0.10	0.02	-0.12	0.10	0.09	1	
土地利用类型	-0.83	-0.09	0.00	-0.06	-0.03	0.06	0.08	0.00	0.02	0.06	0.00	-0.23	-0.13	1

3.2 FR 模型滑坡易发性评价

通过计算滑坡评价因子在不同等级下的频率比 值(表 2),分析滑坡发生与因子不同等级下的关系。 在海拔 <1 500 m范围内,发生滑坡的概率最高,随 着海拔的增加,发生滑坡的概率逐渐降低。在坡度 15°~35°范围内,滑坡发生的概率最高。在西北、正 北、东北方向上,滑坡发生较为集中。当地形曲率开 口朝上凹入,即小于 0时,发生滑坡的概率最高,大于 0时次之。随着距断层、水系、道路距离的增加,发生 滑坡的概率呈下降趋势。在软硬相间的地层岩性中, 更容易发生滑坡。多年平均降雨量在985~1078 mm 时,对滑坡的影响最大。TWI在4.7~11.3 区间内时, 频率比较高,发生滑坡的可能性较大。SPI在4.2~6.8 的范围时,对发生滑坡的贡献最高。NDVI为0.4~0.8 时,容易发生滑坡,为0~0.2 时,发生滑坡的概率最 低。当土地利用类型为建筑和裸地时,该区域发生



Fig. 3 Rating chart of evaluation factors

				1 1						
评价因子	分级	频率比	赋值	滑坡易发性指数	评价因子	分级	频率比	赋值	滑坡易发性指数	
高程/m	<1 500	8.574 7	4			[890,984)	0.434 1	2	3.046 7	
	[1 500,2 500)	2.205 1	3		左亚均购五月/	[984,1 078)	1.503 9	4		
	[2 500,3 500)	0.343 9	2	11.123 7	平平均降雨重/mm	[1 078,1 172)	0.686 6	3		
	≥3 500	0.000 0	1			[1 172,1 278]	分级 频率比 男 [890,984) 0.434 1 [984,1 078) 1.503 9 1078,1 172) 0.686 6 1172,1 278] 0.422 2 [0.8,4.7) 0.785 8 [4.7,7.1) 1.253 6 [7.1,11.3) 1.380 1 [11.3,16.2) 0.321 2 [16.2,30.8] 0.194 5 - [-10.4,-2.4) 0.205 7 [-2.4,2.4) 0.967 2 [2.4,4.2) 0.994 7 [4.2,6.8) 1.230 3 [6.8,19.8] 0.882 5 [0,0.2) 0.000 0 [0.4,0.6) 1.612 9 [0.6,0.8) 1.079 6 [0.6,0.8) 1.079 6 [0.8,1] 0.458 1 <100	1		
	[0,15)	0.941 8	3			引子 分级 频率比 [890,984) 0.434 [984,1078) 1.503 [1078,1172) 0.686 [1172,1278] 0.422 [0.8,4.7) 0.785 [4.7,7.1) 1.253 [113,16.2) 0.321 [16.2,30.8] 0.194 [1.3,16.2) 0.321 [16.2,30.8] 0.194 [-2.4,2.4) 0.967 [14数 [2.4,4.2) 0.994 [4.2,6.8) 1.230 [6.8,19.8] 0.882 [0,0.2) 0.000 [0.2,0.4) 0.690 酸指数 [0.4,0.6) 1.612 [0.6,0.8) 1.079 [0.8,1] 0.458 <100	0.785 8	3		
坡度/(°)	[15,25)	1.758 8	5		地形湿度指数	[4.7,7.1)	1.253 6	4	3.935 2	
	[25,35)	0.977 5	4	4.380 0		[7.1,11.3)	1.380 1	5		
	[35,45)	0.433 1	2			[11.3,16.2)	0.321 2	2		
	≥45	0.268 8	1			[16.2,30.8]	0.194 5	1		
	平面	0.207 0	1			[-10.4,-2.4)	0.205 7	1		
	北	1.157 3	8			[-2.4,2.4)	0.967 2	3		
坡向/(°)	东北	1.143 2	7		水流强度指数	[2.4,4.2)	0.994 7	4	4.280 3	
	东	1.134 9	6			[4.2,6.8)	1.230 3	5		
	东南	1.042 8	5	8.580 9		[6.8,19.8]	0.882 5	2		
	南	1.013 6	136 4			[0,0.2)	0.000 0	1		
	西南	0.885 1	3		归一化植被指数	[0.2,0.4)	0.690 1	3	3.840 7	
	西	0.838 9	2			[0.4,0.6)	1.612 9	5		
	西北	1.158 2	9			[0.6,0.8)	1.079 6	4		
	<0	1.111 8	3			[0.8,1]	0.458 1	2		
地形曲率	0	0.661 0	1	2.760 0		<100	1.902 8	6		
	>0	0.987 2	2			分级 频 [890,984) 0.4 [984,1078) 1.3 [1078,1172) 0.4 [1078,1172) 0.4 [1172,1278] 0.4 [1078,1172) 0.4 [1172,1278] 0.4 [1172,1278] 0.4 [1172,1278] 0.4 [1172,1278] 0.4 [11,3,16.2) 0.5 [16.2,30.8] 0.5 [16.2,30.8] 0.5 [16.2,30.8] 0.5 [16.2,30.8] 0.5 [16.2,30.8] 0.5 [16.2,30.8] 0.5 [10.4,-2.4) 0.5 [10.2,0.4) 0.4 [10.2,0.4) 0.4 [0.2,0.4) 0.4 [0.4,0.6) 1.4 [0.4,0.6) 1.4 [0.8,1] 0.4 [100,200) 1.5 [100,200) 1.5 [100,200) 1.5 [100,200) 0.5 [100,500) 0.5	1.228 5	5		
	<500	1.548 1	5		距道路距离/m [200,300)		390,984) 0.434 1 84,1 078) 1.503 9 078,1 172) 0.686 6 172,1 278] 0.422 2 0.8,4.7) 0.785 8 (4.7,7.1) 1.253 6 7.1,11.3) 1.380 1 1.3,16.2) 0.321 2 6.2,30.8] 0.194 5 10.4,-2.4) 0.205 7 -2.4,2.4) 0.967 2 2.4,4.2) 0.994 7 (4.2,6.8) 1.230 3 6.8,19.8] 0.882 5 [0,0.2) 0.000 0 0.2,0.4) 0.690 1 0.4,0.6) 1.612 9 (0.6,0.8) 1.079 6 [0.8,1] 0.458 1 <100	4	1 20 (0	
距断层距离/m	[500,1 000)	1.320 3	4	5.467 3	吧追婠啶尚/Ⅲ	[300,400)	0.413 9	3	4.396 9	
	[1 000,1 500)	0.886 3	2			[400,500)	0.229 8	2		
	[1 500,2 000)	1.068 3	3			≥500	0.118 9	1		
	≥2 000	0.644 2	1			水体	分级 频率比 賦値 [890,984) 0.434 1 2 [984,1078) 1.503 9 4 1078,1172) 0.686 6 3 1172,1278] 0.422 2 1 [0.8,4.7) 0.785 8 3 [4.7,7.1) 1.253 6 4 [7.1,11.3) 1.380 1 5 [11.3,16.2) 0.321 2 2 [6.2,30.8] 0.194 5 1 -10.4,-2.4) 0.205 7 1 [-2.4,2.4) 0.967 2 3 [2.4,4.2) 0.994 7 4 [4.2,6.8) 1.230 3 5 [6.8,19.8] 0.882 5 2 [0,0.2) 0.000 0 1 [0.2,0.4) 0.690 1 3 [0.4,0.6) 1.612 9 5 [0.6,0.8) 1.079 6 4 [0.8,1] 0.458 1 2 <100	1		
地层岩性	硬岩	0.659 3	1			林地	0.184 9	2		
	软硬相间	相间 1.723 1 3 3.781 8 岩 1.399 4 2			淹没植被	0.000 0	1			
	软岩			土地利用类型	耕地	1.082 5	3	11.620 0		
距水系距离/m	<500	<500 1.856 3 5			建筑	8.726 9	5			
	[500,1 000)	1.059 9	4			雪/冰	0.000 0	1		
	[1 000,1 500)	1 000,1 500) 0.532 0 3 4.147 6		4.147 6		裸地	1.625 8	4		
	[1 500,2 000)	0.389 1	2							
	≥ 2000	0 310 3	1							

表 2 各评价因子频率比值 Table 2 Frequency ratios of various evaluation factors

滑坡的可能性较大,当地表为水体、淹没植被及冰雪时,发生滑坡的可能性最小。根据式(2)将各评价因子不同分级下的频率比值进行叠加,得到该评价因子的滑坡易发性指数,并通过Arcgis10.8软件中的"Raster Calculator"工具,得到基于频率比模型滑坡易发性结果,并基于统计柱状图的拐点进行人工断点,将滑坡易发性结果分为5个等级:极低、低、中、高、极高易发区,最终得到盐源县滑坡 FR 模型易发性评价图(图 4)。 3.3 FR-DNN 耦合模型滑坡易发性评价

研究采用全连接层 DNN 模型,由于较多的隐藏 层和神经元会增加 DNN 模型的训练难度,需要对模 型进行合理配置。模型隐藏层与输出层之间使用 Sigmoid 激活函数对输出结果进行二分类,其余层之间使用 Relu 激活函数,并采用交叉熵损失函数(crossentropy cost function)来计算模型与样本之间的差距, 自适应矩估计方法(Adam)对模型进行随机优化,使 用 Dropout 正则化手段防止数据过拟合问题^[31-32]。设 置最大 epoch 为 50, 批大小为 64, 学习率为 0.001。

将 55 192 个栅格点数据输入模型,其中滑坡点的 目标值为 1,非滑坡点的目标值为 0,其中 80% 作为训 练集,20% 作为测试集对模型进行训练。经过模型参 数调配,最终训练精度达到 0.971,测试精度达到 0.947, 达到模型训练目的,可以用于盐源县整个区域易发性 预测。将盐源县 21 081 897 个栅格单元通过 Arcgis10.8



进行栅格转点,并提取 13个滑坡评价因子特征值,得 到 21 081 897个栅格点数据,分批次保存到 Excel,进 而输入模型进行预测,得到预测结果,最终将预测结 果导入 Arcgis10.8 中栅格点图层,通过"Feature to Raster" 工具将点图层转为 20 m×20 m 的栅格数据,并根据统 计柱状图的拐点进行人工断点,分为极高、高、中、低、 极低 5 个易发性分区(图 5)。



图 5 FK-DNN 稍管模型易友性评价图 Fig. 5 Vulnerability evaluation of FR-DNN coupling model

3.4 评价结果与精度分析

根据两种模型易发性分区结果,统计不同分区下的灾害分布情况。在FR易发性评价模型中,中易发区预测面积最大,达到34.08%,极低易发区和极高易发区预测面积相对较低,分别为2.85%、3.29%;滑坡在高易发区所占比例最大,为60.95%,其次为中、极高、低易发区,分别为22.37%、10.94%、5.68%,而极低易发区占比仅为0.06%,接近于零。FR-DNN易发性评价

模型各易发性分区预测面积占比与 FR 模型预测结果 差别较大,极低易发区占比接近总面积的一半,为 42.25%,其次为高、中、极高易发区,分别为 18.38%、 18.34%、11.90%,低易发区占比均低于 10%;滑坡在各 分区面积占比由极高到极低易发区依次减少,其中极 高易发区滑坡面积占比达到 50.17%,其次为高易发 区,占比为 40.03%。两种模型的滑坡灾害面积密度 (滑坡面积/预测面积)均从极高易发区到极低易发区 呈明显的减小趋势,与滑坡实际的分布规律相吻合。 综合以上结果,两种模型滑坡极高、高易发区主要沿 深切河谷两岸分布,受水文条件影响较大,其次受复 杂地形地貌、人类工程活动、气象条件等影响。

滑坡易发性评价结果的准确性直接关系到评价 模型的可靠性。通过对评价模型结果的检验,可以准 确比较各评价模型的预测性能,从而选择最佳的滑坡 易感性评价模型。利用接收灵敏度曲线(ROC)以及 曲线下面积 (AUC) 计算两种模型的预测精度^[33-34], ROC 以滑坡易感指数为阈值, x 轴坐标代表假阳性率 (FPR),即非滑坡灾害点被正确预测的概率; y 轴坐标 代表真阳性率(TPR),即滑坡灾害点被正确预测的概 率^[35]。AUC 值通常用来表示预测结果的准确性, ROC 曲线越靠近左上角,曲线下面积约接近于1,模型预测 准确性越高。由图 6 可知, FR 模型 ROC 曲线下的 AUC 值为 0.754, FR-DNN 耦合模型 ROC 曲线下的 AUC 值 为 0.859, 通过比较, FR-DNN 耦合模型精度远远高于 FR 模型, 表明 FR-DNN 耦合模型对于盐源县滑坡易 发性评价效果更好,评价结果更符合盐源县滑坡地质 灾害分布特征和发育规律。



4 结论

(1)运用 FR 模型能够定量分析滑坡与评价因子的关系,得到高程、土地利用类型及坡向为滑坡发生的主要因素,最终预测精度为 75.4%。其易发性评价结果倾向于低、中、高易发区,中易发区预测面积最大,并向极高、极低易发区递减。

(2)将 FR 模型与 DNN 模型相结合,最终预测精 度达到 85.9%,证明在 FR 模型基础上选取非滑坡点的 可行性与合理性。结果表明,FR-DNN 评价模型着重 于是否会发生滑坡灾害,结果趋向于极高或极低易发 区,其分区结果对于区域滑坡地质灾害防控部署具有 较高的可操作性。

(3)两种模型在一定程度上为滑坡空间预测提供 了方法,其预测结果都表明,极高、高易发区主要沿雅 砻江及其各支流两岸分布,与滑坡灾害的空间分布规 律呈现出较好的一致性。FR-DNN耦合模型精度高 于 FR 模型,且提高了 10.5%,表明 FR-DNN 模型具有 较高的拟合度和较优的预测性能,能够较好地反映研 究区滑坡灾害易发性的分布状况,可以为盐源县滑坡 灾害风险管控工作提供有效的参考依据。

参考文献(References):

- [1] 黄润秋.20世纪以来中国的大型滑坡及其发生机制
 [J]. 岩石力学与工程学报, 2007, 26(3): 433 454.
 [HUANG Runqiu. Large-scale landslides and their sliding mechanisms in China since the 20th century[J].
 Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2007, 26(3): 433 454. (in Chinese with English abstract)]
- [2] 殷跃平.中国地质灾害减灾战略初步研究[J].中国地质灾害与防治学报,2004,15(2):1-8. [YIN Yueping. Initial study on the hazard-relief strategy of geological hazard in China[J]. The Chinese Journal of Geological Hazard and Control, 2004, 15(2):1-8. (in Chinese with English abstract)]
- [3] 余祥伟.盐源地区雷达遥感滑坡灾害识别与形变 监测研究 [D].成都:成都理工大学,2021. [YU Xiangwei. Research on radar remote sensing landslide disaster identification and deformation monitoring in Yanyuan area [D]. Chengdu: Chengdu University of Technology, 2021. (in Chinese with English abstract)]
- [4] 孙长明,马润勇,尚合欣,等.基于滑坡分类的西宁市滑坡易发性评价[J].水文地质工程地质,2020,47(3):173-181. [SUN Changming, MA Runyong,

SHANG Hexin, et al. Landslide susceptibility assessment
in Xining based on landslide classification[J].
Hydrogeology & Engineering Geology, 2020, 47(3):
173 – 181. (in Chinese with English abstract)]

- [5] POURGHASEMI H R, PRADHAN B, GOKCEOGLU C, et al. Application of weights-of-evidence and certainty factor models and their comparison in landslide susceptibility mapping at Haraz watershed, Iran[J]. Arabian Journal of Geosciences, 2013, 6(7): 2351 – 2365.
- [6] 张艳玲,南征兵,周平根.利用证据权法实现滑坡易发性区划[J].水文地质工程地质,2012,39(2):121-125. [ZHANG Yanling, NAN Zhengbing, ZHOU Pinggen. Division of landslide susceptibility based on weights of evidence model[J]. Hydrogeology & Engineering Geology, 2012, 39(2): 121 125. (in Chinese with English abstract)]
- [7] PANCHAL S, SHRIVASTAVA A K. Landslide hazard assessment using analytic hierarchy process (AHP): A case study of National Highway 5 in India[J]. Ain Shams Engineering Journal, 2022, 13(3): 101626.
- [8] 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 traffic corridor using logistic regression-information value method[J]. Hydrogeology & Engineering Geology, 2021, 48(5): 102 - 111. (in Chinese with English abstract)]
- [9] 胡涛.贵州省思南县地质灾害危险性评价研究
 [D].武汉:中国地质大学,2020.[HU Tao. Study of Geological Disasters Hazard Assessment in Sinan County of Guizhou Province[D]. Wuhan: China University of Geosciences, 2020. (in Chinese with English abstract)]
- [10] 刘福臻,王灵,肖东升.机器学习模型在滑坡易发性 评价中的应用[J].中国地质灾害与防治学报,2021, 32(6):98-106. [LIU Fuzhen, WANG Ling, XIAO Dongsheng. Application of machine learning model in landslide susceptibility evaluation[J]. The Chinese Journal of Geological Hazard and Control, 2021, 32(6):98-106. (in Chinese with English abstract)]
- TEHRANI F S, CALVELLO M, LIU Zhongqiang, et al. Machine learning and landslide studies: Recent advances and applications[J]. Natural Hazards, 2022, 114(2): 1197-1245.
- [12] AGEENKO A, HANSEN L C, LYNG K L, et al.

Landslide susceptibility mapping using machine learning: A Danish case study[J]. ISPRS International Journal of Geo-Information, 2022, 11(6): 324.

- [13] KIM J C, LEE Sunmin, JUNG H S, et al. Landslide susceptibility mapping using random forest and boosted tree models in Pyeong-Chang, Korea[J]. Geocarto International, 2018, 33(9): 1000 – 1015.
- [14] XIE Wei, NIE Wen, SAFFARI P, et al. Landslide hazard assessment based on Bayesian optimization-support vector machine in Nanping City, China[J]. Natural Hazards, 2021, 109(1): 931 – 948.
- [15] 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. (in Chinese with English abstract)]
- [16] YAO Jingyu, QIN Shengwu, QIAO Shuangshuang, et al. Assessment of landslide susceptibility combining deep learning with semi-supervised learning in Jiaohe County, Jilin Province, China[J]. Applied Sciences, 2020, 10(16): 5640.
- [17] HUANG Faming, YAO Chi, LIU Weiping, et al. Landslide susceptibility assessment in the Nantian Area of China: A comparison of frequency ratio model and support vector machine[J]. Geomatics, Natural Hazards and Risk, 2018, 9(1): 919 – 938.
- [18] 王世宝,庄建琦,郑佳,等.基于深度学习的 CZ 铁路 康定一理塘段滑坡易发性评价 [J].工程地质学报, 2022, 30(3): 908 - 919. [WANG Shibao, ZHUANG Jianqi, ZHENG Jia, et al. Landslide susceptibility evaluation based on deep learning along Kangding-Litang section of cz railway[J]. Journal of Engineering Geology, 2022, 30(3): 908 - 919. (in Chinese with English abstract)]
- [19] 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. (in Chinese with English abstract)]
- [20] 郭子正,殷坤龙,黄发明,等.基于滑坡分类和加权频率比模型的滑坡易发性评价[J].岩石力学与工程学报,2019,38(2):287-300. [GUO Zizheng,YIN]

Kunlong, HUANG Faming, et al. Evaluation of landslide susceptibility based on landslide classification and weighted frequency ratio model[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2019, 38(2): 287 – 300. (in Chinese with English abstract)]

- [21] HONG Haoyuan, CHEN Wei, XU Chong, et al. Rainfallinduced landslide susceptibility assessment at the Chongren Area (China) using frequency ratio, certainty factor, and index of entropy[J]. Geocarto International, 2016: 1-16.
- [22] AKINCI H, YAVUZ OZALP A. Landslide susceptibility mapping and hazard assessment in Artvin (Turkey) using frequency ratio and modified information value model[J]. Acta Geophysica, 2021, 69(3): 725 – 745.
- [23] 庄育龙,田原,程楚云.基于深度神经网络的滑坡危险性评价——以深圳市为例[J].地理与地理信息科学,2019,35(2):104-110.[ZHUANG Yulong, TIAN Yuan, CHENG Chuyun. Landslide susceptibility assessment based on deep neural network: A case study of Shenzhen[J]. Geography and Geo-Information Science, 2019, 35(2): 104 110. (in Chinese with English abstract)]
- [24] 吴常润,角媛梅,王金亮,等.基于频率比-逻辑回归耦 合模型的双柏县滑坡易发性评价[J].自然灾害学报,2021,30(4):213-224.[WU Changrun,JIAO Yuanmei, WANG Jinliang, et al. Frequency ratio and logistic regression models based coupling analysis for susceptibility of landslide in Shuangbai County[J]. Journal of Natural Disasters, 2021, 30(4): 213-224. (in Chinese with English abstract)]
- [25] ITO R, NAKAE K, HATA J, et al. Semi-supervised deep learning of brain tissue segmentation[J]. Neural Networks, 2019, 116: 25 – 34.
- [26] REICHENBACH P, ROSSI M, MALAMUD B D, et al. A review of statistically-based landslide susceptibility models [J]. Earth-Science Reviews, 2018, 180: 60 – 91.
- [27] 王进,郭靖,王卫东,等. 权重线性组合与逻辑回归模型在滑坡易发性区划中的应用与比较[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2012, 43(5): 1932 1939. [WANG Jin, GUO Jing, WANG Weidong, et al. Application and comparison of weighted linear combination model and logistic regression model in landslide susceptibility mapping[J]. Journal of Central South University (Science and Technology), 2012, 43(5): 1932 1939. (in Chinese with English abstract)]
- [28] 张钟远,邓明国,徐世光,等.镇康县滑坡易发性评价

模型对比研究 [J]. 岩石力学与工程学报, 2022, 41(1): 157 – 171. [ZHANG Zhongyuan, DENG Mingguo, XU Shiguang, et al. Comparison of landslide susceptibility assessment models in Zhenkang County, Yunnan Province, China[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2022, 41(1): 157 – 171. (in Chinese with English abstract)]

- [29] 张洪吉,赵铮,陈建华,等.面向滑坡危险性评价的深度一维卷积神经网络方法——以四川省芦山县为例
 [J].自然灾害学报,2021,30(3):191-198. [ZHANG Hongji, ZHAO Zheng, CHEN Jianhua, et al. A deep one-dimensional convolutional neural network method for landslide risk assessment: A case study in Lushan, Sichuan, China[J]. Journal of Natural Disasters, 2021, 30(3):191-198. (in Chinese with English abstract)]
- [30] 闫举生,谭建民.基于不同因子分级法的滑坡易发性 评价——以湖北远安县为例 [J].中国地质灾害与防 治学报, 2019, 30(1): 52 - 60. [YAN Jusheng, TAN Jianmin. Landslide susceptibility assessment based on different factor classification methods: A case study in Yuan'an County of Hubei Province[J]. The Chinese Journal of Geological Hazard and Control, 2019, 30(1): 52 - 60. (in Chinese with English abstract)]
- [31] COSTACHE R, NGO P T T, BUI D T. Novel ensembles of deep learning neural network and statistical learning for flash-flood susceptibility mapping[J]. Water, 2020,

12(6): 1549.

- [32] LEE Sunmin, BAEK W K, JUNG H S, et al. Susceptibility mapping on urban landslides using deep learning approaches in Mt. Umyeon[J]. Applied Sciences, 2020, 10(22): 8189.
- [33] 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. (in Chinese with English abstract)]
- [34] 任敬,范宣梅,赵程,等.贵州省都匀市滑坡易发性评价研究[J].水文地质工程地质,2018,45(5):165-172. [REN Jing, FAN Xuanmei, ZHAO Cheng, et al. Evaluation of the landslide vulnerability in Duyun of Guizhou Province[J]. Hydrogeology & Engineering Geology, 2018, 45(5):165 172. (in Chinese with English abstract)]
- [35] LIU Yanrong, MENG Zhongqiu, ZHU Lei, et al. Optimizing the sample selection of machine learning models for landslide susceptibility prediction using information value models in the Dabie Mountain Area of Anhui, China[J]. Sustainability, 2023, 15(3): 1971.

编辑:王支农