

DOI: 10.16031/j.cnki.issn.1003-8035.2022.02-16

陈水满, 赵辉龙, 许震, 等. 基于人工神经网络模型的福建南平市滑坡危险性评价 [J]. 中国地质灾害与防治学报, 2022, 33(2): 133-140.

CHEN Shuiman, ZHAO Huilong, XU Zhen, *et al.* Landslide risk assessment in Nanping City based on artificial neural networks model[J]. The Chinese Journal of Geological Hazard and Control, 2022, 33(2): 133-140.

基于人工神经网络模型的福建南平市滑坡危险性评价

陈水满¹, 赵辉龙¹, 许震¹, 谢伟^{1,2}, 刘亮², 李全悦³

(1. 福建省南平市公路局, 福建南平 353000; 2. 中国科学院海西研究院泉州装备制造研究所, 福建泉州 362000; 3. 上海华测导航技术股份有限公司, 上海 201702)

摘要: 滑坡灾害持续影响着人民生命财产安全和地区社会经济可持续发展, 滑坡危险性评价能够为防灾减灾和区域规划提供有效的理论依据。以福建省南平市为研究区, 区内 1 711 个历史滑坡灾害点, 选择高程、坡度、坡向、曲率、地质岩性、土壤类型、降雨、水系、土地利用类型、公路和铁路共 11 个影响因子构成基本评价体系。使用 Spearman 相关系数对各因子进行共线性分析。基于 1 711 个滑坡样本和 1 711 个随机选取的非滑坡样本数据, 利用人工神经网络模型对研究区进行了滑坡危险性评价, 并利用混淆矩阵和接收者操作特征曲线 (ROC) 对模型进行验证。结果表明: 混淆矩阵精度 84.91%, ROC 曲线下面积 *AUC* 值 0.93, 说明模型具有较高精度和预测率。使用自然间断法将滑坡危险性分为 5 个等级, 结果表明研究区内危险性最高地区位于延平区和浦城县, 顺昌县和松溪县次之, 其余地区多为低危险区和较低危险区。研究结果可为当地区域规划和防灾减灾工程提供一定的理论依据和科学指导。

关键词: 滑坡灾害; 滑坡危险性评价; 人工神经网络; 机器学习

中图分类号: P694

文献标志码: A

文章编号: 1003-8035(2022)02-0133-08

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

CHEN Shuiman¹, ZHAO Huilong¹, XU Zhen¹, XIE Wei^{1,2}, LIU Liang², LI Quanyue³

(1. Highway Bureau of Nanping City, Nanping, Fujian 353000, China; 2. Quanzhou Equipment Manufacturing Institute, Haixi Institutes of Chinese Academy of Sciences, Quanzhou, Fujian 362000, China; 3. Shanghai Huace Navigation Technology Ltd., Shanghai 201702, China)

Abstract: Landslide hazards continuous sequence the safety of people's lives and property and the sustainable development of regional society and economy, and landslide risk assessment can provide an effective theoretical basis for disaster mitigation and regional planning. A total of 1 711 historical landslide hazard sites around Nanping City were obtained, and 11 impact factors, including elevation, slope, aspect, curvature, geological lithology, soil type, rainfall, water system, land use, road and railway etc. were selected. The covariance analysis of each factor was carried out using the Spearman correlation coefficient. Based on the data of 1 711 landslides and 1 711 non-landslides, an artificial neural network (ANN) model was used to evaluate the landslide risk in the study area, and the model was validated using a confusion matrix and receiver operating characteristic

收稿日期: 2021-04-15; 修订日期: 2021-06-20

投稿网址: <https://www.zgdzzhyfzxb.com/>

基金项目: 福建省交通运输科技项目(201911)

第一作者: 陈水满(1964-), 男, 福建南平人, 大学本科, 高级工程师, 主要从事公路工程技术管理工作。E-mail: 574070632@qq.com

通讯作者: 谢伟(1996-), 男, 四川德阳人, 硕士, 主要从事地质灾害风险评估研究。E-mail: nashzj13@gmail.com

(ROC) curve. The results show that the confusion matrix accuracy was 84.91% and the area under the ROC curve (*AUC*) was 0.93, indicating that the model has high accuracy and prediction rate. The landslide risk index was classified into five classes by natural break method, and the results show that the highest risk areas in the study area locate in Yanping District and Pucheng County, followed by Shunchang County and Songxi County, and the rest of the areas were mostly low-risk areas and lower-risk areas. The results of the study can provide theoretical basis and scientific guidance for local regional planning and disaster mitigation.

Keywords: landslides; landslide risk assessment; Artificial neural networks; machine learning

0 引言

滑坡是岩石、泥土、岩土碎屑在重力、水或者其他工程活动作用下沿斜坡向下滑移、崩落或流动的一类地质灾害,其危害巨大、分布广泛,持续影响着区域社会经济发展和人民生命财产安全^[1]。福建省是我国遭受滑坡灾害较严重的地区之一,仅 2013—2017 年间就发生 1 334 次滑坡,造成数亿元的经济损失和数百人伤亡^[2]。滑坡危险性评价是滑坡灾害风险评估的重要组成部分,能为防灾减灾和灾害治理提供参考依据和关键信息^[3]。

滑坡危险性评价过程包括滑坡影响因子选择、研究单元划分、建立评价模型和模型评价等步骤,选取高效精确的模型对于评价结果具有至关重要的作用^[4]。滑坡危险性评价方法主要包括历史滑坡分析法、启发式方法、基于岩土物理模型方法和基于统计模型方法^[5]。基于统计模型的方法得益于其高效准确而被应用于大量工程项目与科学研究中,包括逻辑回归模型、支持向量机、贝叶斯方法、决策树方法与人工神经网络等^[6-8]。

刘丽娜等^[5]利用层次分析法对芦山地震区进行了滑坡危险性评价,分析了地震区滑坡影响因子,给出了研究区滑坡危险性分区图。王萌等^[9]采用 GIS 技术和贡献权重模型在米易县进行了滑坡危险性评估,实现滑坡危险性评价的科学化和信息化。Dehnavi 等^[10]提出了一种基于逐步权重评估比分析(SWARA)方法和自适应神经模糊推理系统(ANFIS)的新型混合模型应用于伊朗滑坡危险性评估中并拥有良好表现。Bourenane 等^[11]分别使用层次分析法、频率比法、逻辑回归和证据权重法对康斯坦丁市进行了危险性评价和比较,结果表明频率比法在该研究中具有最优效果。随着计算机性能的进一步加强,人工神经网络模型对比其他简单模型具有更加优越的性能和广阔的应用前景,其在滑坡危险性评价中也有着较为突出的表现^[12-14]。

福建省南平市滑坡灾害多发,一些学者对该地区的单体滑坡灾害进行了研究,认为该地区滑坡具有典型的东南沿海台风暴雨型滑坡特征^[15-17]。然而,该地区区域性的滑坡危险性评价工作仍缺乏。本研究以南平市的历史滑坡灾害作为研究对象,收集多种滑坡影响因子,运用人工神经网络模型对该区域滑坡灾害危险性进行评估。

1 研究区概况与滑坡影响因子

1.1 研究区概况及滑坡数据

研究区南平市位于福建省北部,面积 2.63 万 km² (图 1)。研究区地形地貌受构造运动的影响强烈,构造地貌特征相当明显,山脉多呈东北-西南走向。低山丘陵分布广,山间盆地沿河交替分布,山地切割明显,高差悬殊,以断裂为主的断块山山峰陡峭,断层崖、断裂谷等地貌分布广。研究区属典型的亚热带季风气候,年平均降雨量约为 1 500 ~ 2 000 mm,降雨多集中在夏季。闽江、建溪、富屯溪是市内主要的水系。

研究区滑坡灾害点分布情况见图 1(b),根据最新版 2014 年 Varnes 滑坡分类体系共包含滑移、崩塌和泥石流 3 种主要类型和多种次级类型^[18]。其中,滑移 1 008 例,崩塌 679 例,泥石流 24 例,共计 1 711 例。

1.2 滑坡影响因子

影响滑坡发生的因子众多,本研究共收集高程、坡度、坡向、曲率、地层岩性、土壤类型、降雨、水系、土地利用类型、公路和铁路等 11 类因子(表 1)。所有因子均离散为分类变量,其中,坡向因子根据方向分类,其余影响因子按照自然断点法进行分类(图 2、图 3)。

地形地貌对滑坡的形成具有重要控制作用。海拔的高低对于人类工程活动等影响有直接作用,从而影响边坡的危险程度;坡度是一种被广泛应用的滑坡危险性评价因子,其影响斜坡上失稳岩土体的稳定性和总体移动速率。通常,坡度越大的区域其势能越大,稳定性越差;坡向决定了光照和水的流向,不同的坡向其阳光照射时间与强度不同、水流方向也不同,这些影响导致了

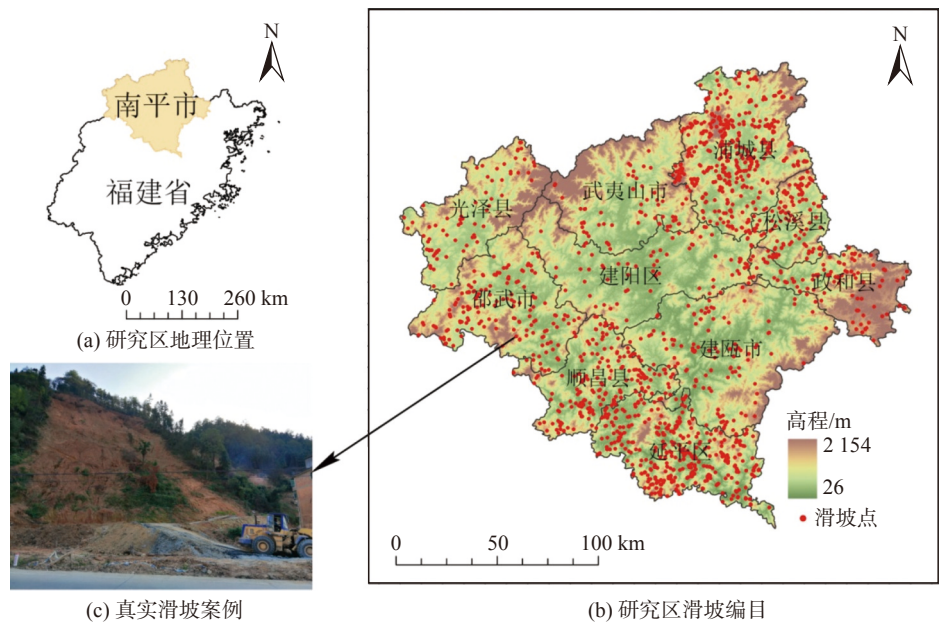


图 1 研究区地理位置及滑坡编目

Fig. 1 Location of study area and landslide inventory

表 1 滑坡致灾因子描述与来源

Table 1 The description and source of landslide inducing factors

因子	描述	来源
高程	ASTER GDEM V2, 30 m分辨率	http://www.gscloud.cn
坡度	30 m分辨率	由DEM提取
坡向	30 m分辨率	由DEM提取
曲率	30 m分辨率	由DEM提取
地层岩性	矢量数据	http://www.geodata.cn
土壤类型	重采样至30 m分辨率	http://www.resdc.cn
降雨	1980—2015年平均降雨量, 由降雨站点数据插值	http://data.cma.cn
水系	矢量数据	http://www.geodata.cn
土地利用类型	30 m分辨率	http://www.webmap.cn
公路	矢量数据	http://www.webmap.cn
铁路	矢量数据	http://www.webmap.cn

坡面植被生长和坡体稳定性;曲率是描述流域盆地的物理特征,它能够影响流动的加速和减速,汇聚和分散^[19]。

地质构造与土壤属性是滑坡危险性评价中重要的影响因子,他们直接决定滑坡是否会发生,以何种形式发生,^[20]。地层岩性和土壤属性是斜坡最重要的物理特征,通常决定了坡体的软硬性质、结构强度、松散程度等关键性质。从地层岩性上看,滑坡常发生于各种构造软弱结构面和较软弱的岩土层;从土壤属性看,较松散的土体和较大程度的土壤侵蚀有利于滑坡的孕育^[21]。

水文条件通常是是滑坡发生的诱发因素和直接原

因。研究区地处亚热带海洋性季风区,降雨多且集中,每年有数十例滑坡发生在雨季,持续的降雨能直接引发山体滑坡,也能侵蚀边坡为其失稳提供条件。因此,选择年平均降雨与河流作为影响因子。地表覆盖的不同对于滑坡的孕育也有着不同程度的影响。通常对于地表覆盖而言,裸露的坡地较植被茂盛的坡地更易发生失稳,根系发达的森林较草地则更稳定。

人类活动对于边坡的直接影响日益加大。大量的基础设施建设和道桥施工破坏了边坡原有的结构,山区铁路和公路的修建通常开挖隧道和人工切坡,公路、铁路沿线是滑坡发生的重灾区同时也是减灾防灾的重点区域^[22]。因此,选择公路、铁路作为表征人类活动的因子。

2 研究方法

2.1 研究单元划分

目前,滑坡危险性评价常用的基本研究单元有:网格单元、地貌单元、行政单元、独立条件单元、斜坡单元等^[23]。其中,网格单元和斜坡单元应用最广。网格单元十分规则,对于复杂模型的计算和模拟具有极好的适应性,在许多研究中得到了应用。因此,本研究选择网格单元作为基本评价单元。

网格单元大小的选取至关重要,太大难以表示局部区域的空间差异,太小则会影响计算效率,研究者通常选取在 30 m ~ 1 km。出于对研究区面积和计算效率的

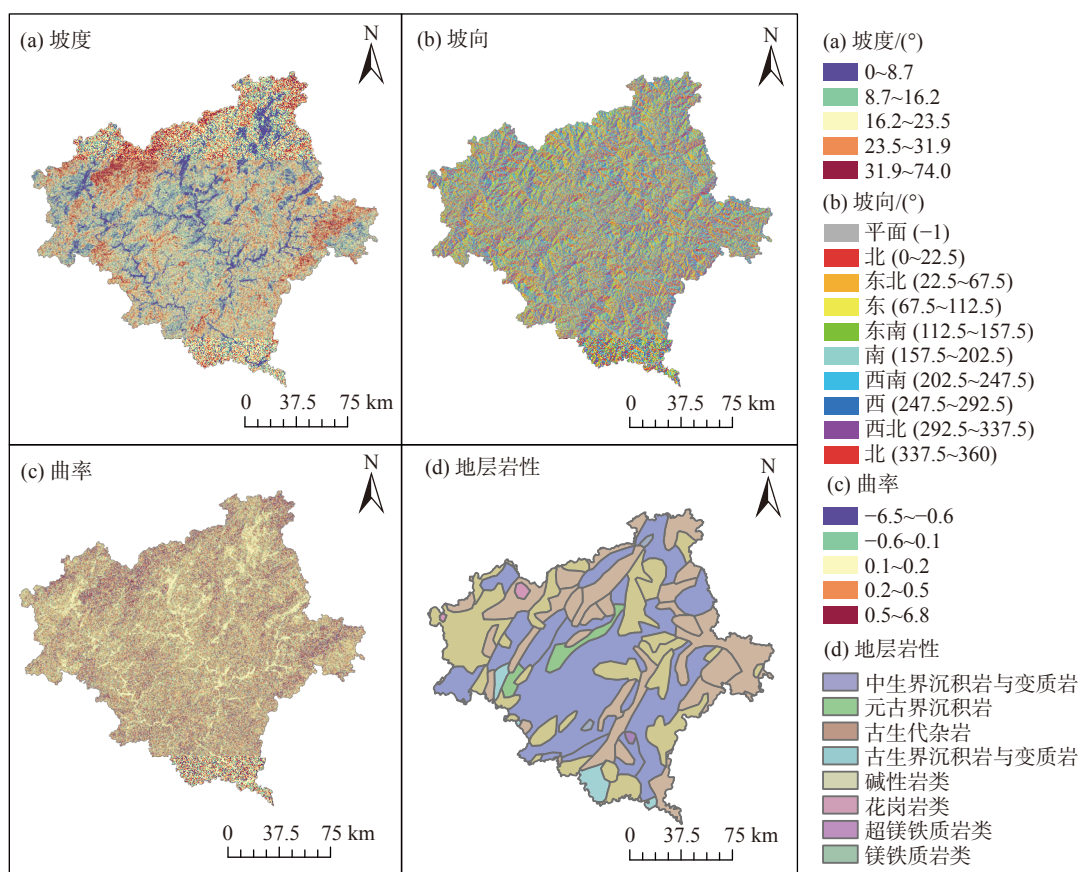


图 2 滑坡影响因素专题图 1

Fig. 2 Thematic map 1 of landslide conditional factors

综合考虑,本研究选择 300 m 正方形网格作为基本研究单元,总计得到 374 666 个单元。分别计算落入每个单元的滑坡点数量,数量为 0 的单元记为 0,数量不为 0 的单元记为 1,以此形成滑坡在空间上的二元分布。该分布将成为危险性评价模型的因变量。然后计算各网格单元的影响因子的属性值作为模型的自变量。

2.2 因子相关性检测

多个滑坡影响因子之间可能存在相关性,相关性的存在会使得评价模型难以捕捉有用信息,从而影响评价结果。本研究使用 Spearman 相关性分析对研究区各因子进行分析,通过相关性系数 R 衡量各因素的相关程度。因子的相关性检测由 SPSS 软件计算,结果见表 2。

Xiao 等^[24-25]研究认为,因子间相关性系数 $|R| < 0.5$ 表明因子间相关性较低。由表 2 可知,各因子间相关性系数 $|R| < 0.5$,因此本研究保留全部 11 项影响因素。

2.3 滑坡危险性评价模型

人工神经网络(Artificial Neural Networks, ANN)模

型是一种优秀的机器学习模型,它能够拟合线性关系也能够解决非线性问题,因而被广泛的应用于滑坡危险性评价和风险评估中^[26-28]。

人工神经网络是由构成动物大脑的生物神经网络模糊启发的计算系统^[29]。人工神经网络由被称为人工神经元的连接单元或节点组成,这些单元或节点可以对生物脑中的神经元进行松散建模。每个连接都像生物大脑中的突触一样,可以将信号传输到其他神经元。接收信号的人工神经元随后对其进行处理,并可以向与之相连的神经元发出信号。在许多实际应用场景中,人工神经网络通常被当作一种复杂的分类器,在本研究中亦是如此^[12,30]。

在本研究中,使用多层感知器(Multilayer Perceptron, MLP)构建神经网络,其基本结构如图 4 所示,从左到右分别为输入层、隐藏层和输出层。将数据导入输入层,经过第一层神经元的计算得到输出,然后第一层的输出作为第二层的输入,依次运算直至到输出层,最终得到结果。本研究中使用 Sigmoid 激活函数,自动计算单元格数、计算隐藏层层数与神经元个数,使用随机搜索确

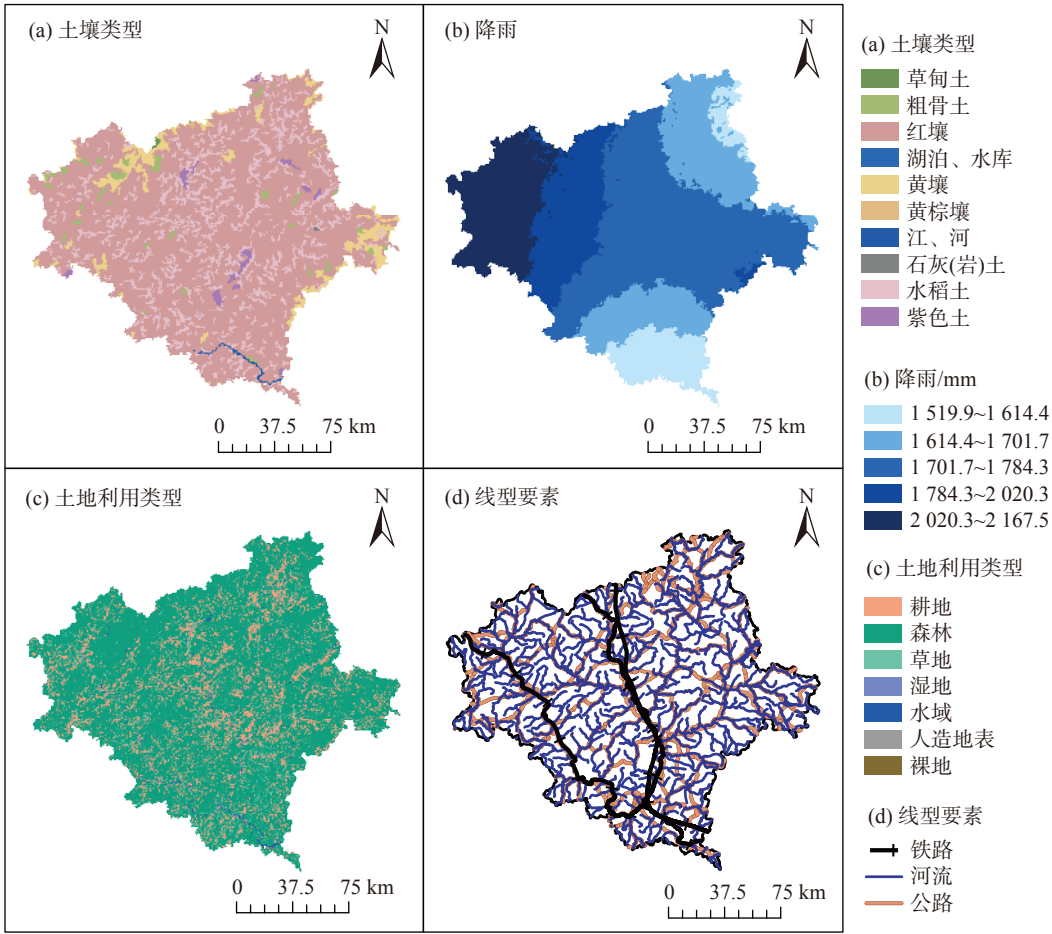


图 3 滑坡影响因子专题图 2

Fig. 3 Thematic map2 of landslide conditional factors

表 2 因子间相关系数

Table 2 Correlation coefficient of conditional factors

因子	高程	坡度	坡向	曲率	降雨	土地利用	土壤	水系	公路	铁路
高程	1									
坡度	0.040	1								
坡向	-0.024	-0.047	1							
曲率	-0.061*	-0.042	-0.001	1						
降雨	0.046**	-0.009	-0.048*	-0.017	1					
土地利用	-0.010	-0.010	0.005	0.034	-0.034	1				
土壤	0.242**	0.047	-0.004	-0.009	0.180**	0.001	1			
水系	-0.296**	0.058*	-0.002	0.026	-0.084**	-0.031	-0.163**	1		
公路	-0.234**	-0.099**	0.019	0.044	-0.144**	-0.032	-0.114**	0.401**	1	
铁路	-0.240**	-0.033	0.029	0.025	-0.227**	-0.028	-0.273**	0.291**	0.362**	1

注: *表示在 0.05 级别(双尾), 相关性显著; **表示在 0.01 级别(双尾), 相关性显著。

定模型参数值。同时, 为防止过拟合, 指定 30% 集合用于防止过拟合。

本研究中, 1 711 个滑坡灾害点分别落入 1 653 个单元中, 该 1 653 个单元作为数据集集中的正样本。以所有正样本几何中心 300 m 外的区域为选择区域, 选取等数

量的单元作为负样本。因此, 共计 3 306 个样本用于模型的训练和测试, 其中训练集和测试集数量比例各占 50%。

2.4 模型评估和验证

2.4.1 混淆矩阵

混淆矩阵(confusion matrix)衡量的的是一个分类器分

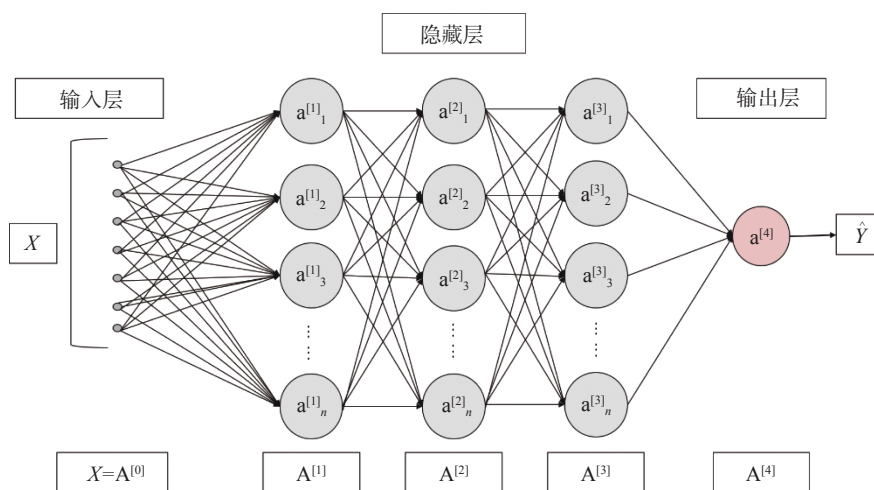


图 4 神经网络基本结构

Fig. 4 The basic structure of ANN

类的准确程度,也称误差矩阵。混淆矩阵常被用于二分类模型的结果评价,该方法可以对模型结果中 0 值预测的正确率和对 1 值预测正确率以及整体预测率进行定量表达。本研究使用了 `sklearn.metrics.confusion_matrix` 计算混淆矩阵。

2.4.2 ROC 曲线

ROC (Receiver Operating Characteristic Curve) 即“受试者工作特征曲线”,该曲线是反应敏感性和特异性变量的综合指标。在滑坡危险性评价中,ROC 曲线的 X 轴为特异性,表示非灾害点被错误预测的概率。Y 轴为敏感性,代表灾害点预测成功率。模型预测精度用曲线与横坐标围成的面积的大小表示,曲线下面积为 AUC (Area Under the Curve), AUC 值的取值范围为 $[0, 1]$ 。 AUC 值越接近于 1,表明模型的精确度越高。

3 结果分析

3.1 危险性评价结果分析

按照神经网络模型分析结果得到研究区滑坡危险性指数。其结果范围为 $0 \sim 1$,使用自然间断法进行分区,分别为低危险区、较低危险区、中等危险区、较高危险区和高危险区。图 5 为研究区滑坡危险性分区图。

其中,低危险区占比 15.96%,较低危险区 63.78%,中等危险区为 17.52%,较高危险区和高危险区总计占 2.74%。全部滑坡点落入各级别危险区的数量和比例为:低危险区 142 个,占比 2.25%;较低危险区 499 个,占比 29.16%;中等危险区最多为 802 个,占比 46.87%;较高危险区和高危险区 268 个,占比 15.66%。

总体上看,研究区滑坡危险性分布主要特征为东北

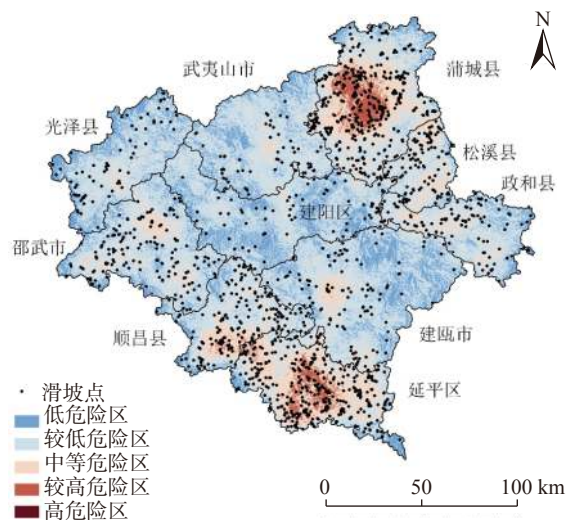


图 5 研究区滑坡危险性评价分区图

Fig. 5 Landslide risk assessment map

和西南高,中部低。其中延平区、浦城县发生滑坡灾害较多,区域地层岩性主要为古生界沉积岩和变质岩以及花岗岩,降雨均少于平均水平,说明研究区内降雨并非造成滑坡空间分布差异的主要原因。中等危险区分布较广,主要在研究区的东北和西南部。较低危险区和低危险区主要分布于建阳区和建瓯市。研究区内较低危险区和中等危险区分布最为广泛,这些地区往往发生过一些滑坡灾害,但远远没有达到较高危险程度。

3.2 模型精度评估和验证分析

为测试危险性评价模型的精度和可靠性,选用混淆矩阵和 ROC 曲线对模型的预测正确率进行了验证分析。混淆矩阵的结果如表 3 所示,ROC 曲线和 AUC 值如图 6 所示, AUC 值为 ROC 曲线下面积。

表 3 混淆矩阵

是否滑坡(实际)	是否滑坡(预测)		百分比/%	准确率/%
	是	否		
是	1 466	187	88.64	84.91
否	311	1 342	81.18	

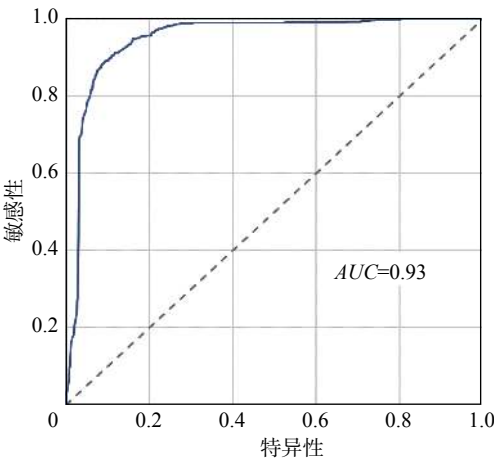


图 6 滑坡危险性评价模型 ROC 曲线

Fig. 6 ROC curve of landslide risk assessment model

混淆矩阵对结果中滑坡发生与不发生的精度进行了统计,最终准确度为 84.91%,表明实际预测精度较高。而模型 AUC 值达到 0.93,表明模型预测能力极好,精度较高。

4 结论与讨论

(1)本文基于 GIS 和机器学习技术,应用神经网络模型对南平市进行滑坡危险性评价,并对评价结果进行检验。结果表明:预测准确率 84.91%,ROC 曲线下面积 AUC 值为 0.93,表明研究所使用的神经网络模型具有较好的预测性和精度。研究结果可进一步的为研究区防灾减灾与发展的选址问题上给决策者与工程师提供参考与建议。

(2)研究区危险性结果为东北和西南危险性高,中部低。延平区、浦城县是滑坡最危险的地区,中等危险区分布较广,主要在研究区的东北和西南部。较低危险区和低危险区主要分布于建阳区和建瓯市。南平市大部分地区属于丘陵山区,滑坡地质灾害危险性高,对于山区居民和公路等基础设施存在的严重的威胁。

(3)文中仍存在一些不足之处,例如神经网络模型采用了较常规的超参数设置,并未进一步深入,待以后的研究中改善和解决。

参考文献 (References) :

[1] FAN X M, SCARINGI G, KORUP O, et al. Earthquake-induced chains of geologic hazards: patterns, mechanisms, and impacts [J] . *Reviews of Geophysics*, 2019, 57(2): 421 – 503.

[2] 邓钟,黄声享,朱高龙. 基于近5年灾情数据的福建滑坡灾害时空特征分析 [J] . *地质灾害与环境保护*, 2019, 30 (4): 17 – 23. [DENG Zhong, HUANG Shengxiang, ZHU Gaolong. Temporal and spatial distribution characteristics analysis for Fujian landslide disasters based on disaster data in recent five years [J] . *Journal of Geological Hazards and Environment Preservation*, 2019, 30(4): 17 – 23. (in Chinese with English abstract)]

[3] 王涛,吴树仁,石菊松,等. 地震滑坡危险性概念和基于力学模型的评估方法探讨 [J] . *工程地质学报*, 2015, 23 (1): 93 – 104. [WANG Tao, WU Shuren, SHI Jusong, et al. Concepts and mechanical assessment method for seismic landslide hazard: a review [J] . *Journal of Engineering Geology*, 2015, 23(1): 93 – 104. (in Chinese with English abstract)]

[4] TANG C, ZHU J, QI X. Landslide hazard assessment of the 2008 Wenchuan earthquake: A case study in Beichuan area [J] . *Canadian Geotechnical Journal*, 2011, 48(1): 128 – 145.

[5] 刘丽娜,许冲,徐锡伟,等. GIS支持下基于AHP方法的2013年芦山地震区滑坡危险性评价 [J] . *灾害学*, 2014, 29(4): 183 – 191. [LIU Lina, XU Chong, XU Xiwei, et al. GIS-based landslide hazard evaluation using AHP method in the 2013 Lushan earthquake region [J] . *Journal of Catastrophology*, 2014, 29(4): 183 – 191. (in Chinese with English abstract)]

[6] VIOLANTE R A, BOZZANO G, ROVERE E I. The marine environment: hazards, resources and the application of geoethics principles [J] . *Annals of Geophysics*, 2018, 60: 1 – 10.

[7] OLEN S, BOOKHAGEN B. Mapping damage-affected areas after natural hazard events using sentinel-1 coherence time series [J] . *Remote Sensing*, 2018, 10(8): 1272.

[8] JAFARIAN Y, LASHGARI A, HADDAD A. Predictive model and probabilistic assessment of sliding displacement for regional scale seismic landslide hazard estimation in IranPredictive model and probabilistic assessment of sliding displacement [J] . *Bulletin of the Seismological Society of America*, 2019, 109: 1581 – 1593.

[9] 王萌,乔建平. 贡献权重模型在区域滑坡危险性评价中的应用 [J] . *中国地质灾害与防治学报*, 2010, 21(1): 1 – 6. [WANG Meng, QIAO Jianping. Application of contributing weights model in regional landslides hazard assessment [J] . *The Chinese Journal of Geological Hazard and Control*, 2010, 21(1): 1 – 6. (in Chinese with English abstract)]

[10] DEHNAVI A, AGHDAM I N, PRADHAN B, et al. A new

- hybrid model using step-wise weight assessment ratio analysis (SWARA) technique and adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS) for regional landslide hazard assessment in Iran [J]. *CATENA*, 2015, 135: 122 – 148.
- [11] BOURENANE H, GUETTOUCHE M S, BOUHADAD Y, et al. Landslide hazard mapping in the Constantine City, Northeast Algeria using frequency ratio, weighting factor, logistic regression, weights of evidence, and analytical hierarchy process methods [J]. *Arabian Journal of Geosciences*, 2016, 9(2): 1 – 24.
- [12] CHEN W, POURGHASEMI H R, KORNEJADY A, et al. Landslide spatial modeling: introducing new ensembles of ANN, MaxEnt, and SVM machine learning techniques [J]. *Geoderma*, 2017, 305: 314 – 327.
- [13] LUO X G, LIN F K, ZHU S, et al. Mine landslide susceptibility assessment using IVM, ANN and SVM models considering the contribution of affecting factors [J]. *PLoS One*, 2019, 14(4): e0215134.
- [14] TIAN Y Y, XU C, HONG H Y, et al. Mapping earthquake-triggered landslide susceptibility by use of artificial neural network (ANN) models: an example of the 2013 Minxian (China) Mw 5.9 event [J]. *Geomatics, Natural Hazards and Risk*, 2019, 10(1): 1 – 25.
- [15] 黄国平, 柳侃, 叶龙珍. 南平市红星滑坡泥石流特征及成因 [J]. *地质灾害与环境保护*, 2014, 25(4): 20 – 25. [HUANG Guoping, LIU Kan, YE Longzhen. Characteristics and genesis of the Hongxing landslide and debris-flow in Nanping [J]. *Journal of Geological Hazards and Environment Preservation*, 2014, 25(4): 20 – 25. (in Chinese with English abstract)]
- [16] 江彬, 黄国平, 柳侃. 南平蔡源滑坡泥石流成灾特点及灾后反思 [J]. *地质灾害与环境保护*, 2015, 26(4): 36 – 39. [JIANG Bin, HUANG Guoping, LIU Kan. The characteristics and experience of landslide and debris flow disaster in Caiyuan Village, Nanping City [J]. *Journal of Geological Hazards and Environment Preservation*, 2015, 26(4): 36 – 39. (in Chinese with English abstract)]
- [17] 沈佳, 董岩松, 简文彬, 等. 台风暴雨型土质滑坡演化过程研究 [J]. *工程地质学报*, 2020, 28(6): 1290 – 1299. [SHEN Jia, DONG Yansong, JIAN Wenbin, et al. Study on evolution process of landslides triggered by typhoon rainstorm [J]. *Journal of Engineering Geology*, 2020, 28(6): 1290 – 1299. (in Chinese with English abstract)]
- [18] HUNGR O, LEROUEIL S, PICARELLI L. The Varnes classification of landslide types, an update [J]. *Landslides*, 2014, 11(2): 167 – 194.
- [19] YOUSSEF A M, POURGHASEMI H R, POURTAGHI Z S, et al. Landslide susceptibility mapping using random forest, boosted regression tree, classification and regression tree, and general linear models and comparison of their performance at Wadi Tayyah Basin, Asir Region, Saudi Arabia [J]. *Landslides*, 2016, 13(5): 839 – 856.
- [20] ZÊZERE J L, PEREIRA S, MELO R, et al. Mapping landslide susceptibility using data-driven methods [J]. *Science of the Total Environment*, 2017, 589: 250 – 267.
- [21] SORBINO G, SICA C, CASCINI L. Susceptibility analysis of shallow landslides source areas using physically based models [J]. *Natural Hazards*, 2010, 53(2): 313 – 332.
- [22] DEN ECKHAUT M V, MARRE A, POESEN J. Comparison of two landslide susceptibility assessments in the Champagne – Ardenne region (France) [J]. *Geomorphology*, 2010, 115(1-2): 141-55.
- [23] 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.
- [24] XIAO T, YIN K L, YAO T L, et al. Spatial prediction of landslide susceptibility using GIS-based statistical and machine learning models in Wanzhou County, Three Gorges Reservoir, China [J]. *Acta Geochimica*, 2019, 38(5): 654 – 669.
- [25] XIE W, LI X S, JIAN W B, et al. A novel hybrid method for landslide susceptibility mapping-based GeoDetector and machine learning cluster: A case of Xiaojin County, China [J]. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 2021, 10(2): 1 – 19.
- [26] CANIANI D, PASCALE S, SDAO F, et al. Neural networks and landslide susceptibility: A case study of the urban area of Potenza [J]. *Natural Hazards*, 2008, 45(1): 55 – 72.
- [27] CHAUHAN S, SHARMA M, ARORA M K, et al. Landslide Susceptibility Zonation through ratings derived from Artificial Neural Network [J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2010, 12(5): 340 – 350.
- [28] CHEN W, POURGHASEMI H R, ZHAO Zhou. A GIS-based comparative study of Dempster-Shafer, logistic regression and artificial neural network models for landslide susceptibility mapping [J]. *Geocarto International*, 2017, 32(4): 367 – 385.
- [29] CHEN Y Y, LIN Y H, KUNG C C, et al. Design and implementation of cloud analytics-assisted smart power meters considering advanced artificial intelligence as edge analytics in demand-side management for smart homes [J]. *Sensors (Basel, Switzerland)*, 2019, 19(9): 2047 – 2073.
- [30] WERE K, BUI D T, DICK Ø B, et al. A comparative assessment of support vector regression, artificial neural networks, and random forests for predicting and mapping soil organic carbon stocks across an Afromontane landscape [J]. *Ecological Indicators*, 2015, 52: 394 – 403.