

基于卷积神经网络的福建省区域滑坡灾害预警模型

董力豪, 刘艳辉, 黄俊宝, 刘海宁

An early prediction model of regional landslide disasters in Fujian Province based on convolutional neural network

DONG Lihao, LIU Yanhui, HUANG Junbao, and LIU Haining

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.16030/j.cnki.issn.1000-3665.202211018>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于逻辑回归的四川青川县区域滑坡灾害预警模型

A early warning model of regional landslide in Qingchuan County, Sichuan Province based on logistic regression

方然可, 刘艳辉, 苏永超, 黄志全 水文地质工程地质. 2021, 48(1): 181-187

基于MACD指标的渐变型滑坡临滑预报模型研究

Research on early-warning prediction model of critical slide of creep landslide based on the MACD index

王家柱, 巴仁基, 葛华, 铁永波, 高延超 水文地质工程地质. 2022, 49(6): 133-140

使用长短期记忆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

基于斜率模型的突发型黄土滑坡失稳时间预测

A study of the predicted instability time of sudden loess landslides based on the SLO model

方汕澳, 许强, 修德皓, 赵宽耀, 李志刚, 蒲枫 水文地质工程地质. 2021, 48(4): 169-179

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



关注微信公众号, 获得更多资讯信息

DOI: 10.16030/j.cnki.issn.1000-3665.202211018

董力豪, 刘艳辉, 黄俊宝, 等. 基于卷积神经网络的福建省区域滑坡灾害预警模型 [J]. 水文地质工程地质, 2024, 51(1): 145-153.
DONG Lihao, LIU Yanhui, HUANG Junbao, et al. An early prediction model of regional landslide disasters in Fujian Province based on convolutional neural network [J]. Hydrogeology & Engineering Geology, 2024, 51(1): 145-153.

基于卷积神经网络的福建省区域滑坡灾害预警模型

董力豪^{1,2}, 刘艳辉¹, 黄俊宝³, 刘海宁²

1. 中国地质环境监测院 (自然资源部地质灾害技术指导中心), 北京 100081;
2. 华北水利水电大学地球科学与工程学院, 河南 郑州 450045;
3. 福建省地质环境监测中心, 福建 福州 350002)

摘要: 福建省滑坡灾害频发, 开展区域尺度上的滑坡灾害预警是防灾减灾的重要手段, 但由于滑坡成灾机理复杂, 传统的区域滑坡预警方法存在精度不足等问题。深度学习是指通过构建神经网络模型进行特征的提取、抽象、表示与学习的技术, 是机器学习的一种。卷积神经网络作为一种经典的深度学习算法, 具有比传统机器学习更强大的分类能力与表征能力。文章以福建省为研究区, 将卷积神经网络引入滑坡灾害预警领域, 构建福建省区域滑坡预警模型, 过程及结果如下: (1) 采用 SMOTE 优化算法对 2010—2018 年福建省滑坡灾害样本库进行优化, 扩充正样本的个数, 将正负样本比例从 1:3.4 扩充到 1:2, 样本总量达到 18 040 个; (2) 构建卷积神经网络模型结构, 模型结构包括一个输入层、两个卷积层、两个最大池化层和一个全连接层以及一个输出层; (3) 使用卷积神经网络对优化后的样本 (2010—2018 年样本的 80% 作为训练集) 进行训练, 并用贝叶斯优化算法优化模型超参数, 得到福建省区域滑坡预警模型; (4) 以 2010—2018 年样本的 20% 作为测试集对模型进行测试, 采用混淆矩阵、ROC 曲线进行模型测试, 结果显示模型准确度为 0.96~0.97, AUC 值达到 0.977, 模型精度与泛化能力良好; (5) 以 2019 年汛期滑坡灾害实况作为正样本, 通过时空采样的方法采集负样本, 构建 2019 年区域滑坡样本校验集 (样本数 603 个), 对模型进行进一步实况校验, 采用混淆矩阵、ROC 曲线进行模型校验, 结果显示模型准确度为 0.75~0.85, AUC 值为 0.852。虽然仅用了 2019 年汛期的滑坡实况样本进行校验, 但也达到较好的效果。将卷积神经网络算法应用到区域滑坡预警中, 为建立区域滑坡预警模型提供了一种新的途径, 初步校验表明, 模型效果良好, 今后将在福建省对模型进行进一步的应用与校验。

关键词: 滑坡灾害; 预警模型; 深度学习; 卷积神经网络; 模型构建

中图分类号: P642.22

文献标志码: A

文章编号: 1000-3665(2024)01-0145-09

An early prediction model of regional landslide disasters in Fujian Province based on convolutional neural network

DONG Lihao^{1,2}, LIU Yanhui¹, HUANG Junbao³, LIU Haining²

1. China Institute of Geo-Environment Monitoring (Guide Center of Prevention Technology for Geo-hazards, MNR), Beijing 100081, China;
2. College of Geosciences and Engineering, North China University of Water Resources and Electric Power, Zhengzhou, Henan 450045, China;
3. Fujian Geological Environment Monitoring Center, Fuzhou, Fujian 350002, China)

收稿日期: 2022-11-07; 修订日期: 2023-03-06

投稿网址: www.swdzgcdz.com

基金项目: 国家重点研发计划项目 (2023YFC3007205; 2018YFC1505503); 国家自然科学基金项目 (42077440; 41202217)

第一作者: 董力豪 (1998—), 男, 硕士研究生, 主要从事地质灾害预警相关研究工作。E-mail: 1365234358@qq.com

通讯作者: 刘艳辉 (1978—), 女, 博士, 正高级工程师, 主要从事地质灾害预警与防治、工程地质等方面的研究工作。

E-mail: lyanhui@mail.cgs.gov.cn

Abstract: Landslide disasters occur frequently in Fujian Province, and early warning of landslide disasters on a regional scale is an important means of effective disaster prevention and mitigation. Due to the complex mechanism of landslide disasters, the traditional regional landslide early warning methods have such problems as insufficient accuracy. Deep learning mainly refers to the technology of feature extraction, abstraction, representation and learning by constructing the neural network model, which is a kind of machine learning. As a classical deep learning algorithm, convolutional neural network has more powerful classification and representation ability than traditional machine learning. Taking Fujian Province as the research area, this paper introduces the convolution neural network into the field of landslide disaster early warning and constructs a regional landslide early warning model of Fujian Province. The process is as follows: (1) The SMOTE optimization algorithm is used to optimize the sample database of landslide disasters in Fujian Province from 2010 to 2018, enlarging the number of positive samples and expanding the proportion of positive and negative samples from 1 : 3.4 to 1 : 2, and the total number of samples reaches 18 040. (2) Construct a convolution neural network model structure, which includes an input layer, two convolution layers, two maximum pooling layers, a full connection layer and an output layer. (3) Use the convolution neural network to train the optimized samples (80% of the samples from 2010 to 2018 as the training set), and use the Bayesian optimization algorithm to optimize the model parameters to obtain the regional landslide early warning model of Fujian Province. (4) The model is tested with 20% of the samples from 2010 to 2018 as the test set, and the confusion matrix and ROC curve are used to test the model. The results show that the accuracy of the model ranges from 0.96 to 0.97, the *AUC* value is 0.977, indicating that the model accuracy and generalization ability are good. (5) The actual situation of the landslide disaster in the flood season of 2019 is taken as a positive sample, negative samples are collected through the method of time-space sampling, and the 2019 regional landslide sample verification set (603 samples) is constructed. The model is further verified by using the confusion matrix and ROC curve. The results show that the accuracy of the model ranges from 0.75 to 0.85, and the *AUC* value is 0.852. Although only the actual landslide samples in the flood season of 2019 is used for verification, good results is also achieved. In this paper, the convolution neural network algorithm is applied to the regional landslide early warning, which provides a new way to establish the regional landslide early warning model. The preliminary verification shows that the model is effective and will be further applied and verified in Fujian Province in the future.

Keywords: landslide disaster; early warning model; deep learning; convolutional neural network; model building

滑坡是常见的地质灾害之一,每年造成大量人员伤亡及财产损失^[1]。由于地质条件和诱发因素的多样性、复杂性和不确定性,滑坡预测仍然是世界各国研究的难点^[2]。

开展区域滑坡灾害预警需要建立区域滑坡预警模型,预警模型是成功开展滑坡灾害预警的关键,国内外学者在建立滑坡灾害预警模型方面取得了丰硕的研究成果^[4-8]。区域滑坡预警模型主要分两种:统计预警模型与动力预警模型。起步最早、应用最多的就是基于统计的临界降雨阈值模型,最早在美国、日本和中国香港等地区应用^[9-11]。在国内,刘传正等^[12]提出了隐式统计预警模型和显式统计预警模型,为我

国各级地质灾害气象预警业务提供了强有力的支撑。动力预警模型研究方法是在考虑降雨、渗流以及地下水位、孔隙水压力、滑坡位移等变化的基础上,通过对滑坡发生机理过程研究,将降雨入渗水文地质模型和无限边坡的稳定性力学模型相耦合,建立相关的数学物理判据方程,判断滑坡稳定性^[13]。该方法多处于研究阶段,或者仅应用于面积较小的区域。目前,福建省区域滑坡灾害预警模型主要还是基于地质环境因素以及降雨与滑坡灾害的关系上的统计预警模型^[14],该方法在滑坡预警预报方面起到了一定的作用,但在精度上存在一定的不足。

近年来随着人工智能技术的发展,人工智能技术

作为一种新的方法在滑坡领域中得到了极大的应用。首先是机器学习方法,包括逻辑回归^[15-16]、支持向量机^[17]、决策树^[18]、随机森林^[19-20]、神经网络^[21]等方法在滑坡灾害易发性评价^[22]、危险性评价^[23]、区域滑坡预警^[24]等方面逐步得到应用,并取得了较好的成效。深度学习作为人工智能领域的分支以及进一步地深入和拓展,也在诸多领域中得到了应用。卷积神经网络算法作为深度学习中最经典的算法,具有强大的分类能力,被广泛应用于滑坡预测领域,王毅等^[25-27]采用卷积神经网络算法对三峡、燕山、铅山县等地的滑坡进行易发性预测,取得了极好的成果,但卷积神经网络算法在区域滑坡预警领域应用相对较少。

福建省位于我国东南沿海地区,滑坡灾害频发,大多为降雨型的土质滑坡^[3],其滑坡规模较小,但分布范围广。因此在区域尺度上开展以降雨为主要诱发因子的滑坡灾害预警,已成为福建省防灾减灾的重要手段。本文以福建省为研究区,将卷积神经网络引入滑坡灾害预警领域,通过对滑坡灾害训练样本集进行优化,构建了基于卷积神经网络的区域滑坡灾害预警模型并进行验证。

1 研究区数据来源与样本集构建优化

1.1 研究区与数据来源

福建省地处我国的东南沿海地区,地形复杂、降水充沛,是地质灾害多发的省份之一^[20],滑坡发育空间极不均匀。东南沿海地区,坡度较小、地形平缓、降雨量较少,滑坡灾害的发生频率相对较低;中部地区,尤其是三明市沙县和永安、龙岩漳平市、南平武夷山等地近 30 年来普遍滑坡频数高达 300 次以上^[28]。这些地区山脉众多,地形十分复杂,地质环境恶劣,坡度较大,土地条件相对较差,年降雨量大于 1 600 mm。房屋大多建在山坡上,在雨季局部地区受强降雨和台风的影响,雨水渗入残坡积土层中导致土中应力变化引起土体崩塌与滑坡等突发地质灾害,极易造成大量人员伤亡与财产损失。

构建福建省滑坡灾害预警模型所需的样本来自刘艳辉等^[29]构建的福建省 2010—2018 年滑坡灾害样本库,该样本库包含样本记录 15 589 条,其中正样本 3 562 条,负样本 12 027 条。正样本是指已经发生滑坡的点,从历史滑坡点中进行筛选取得;负样本是指没有发生滑坡的点,以正样本为基础,通过时空采样确定^[30]。每个样本输入特征包括:①地质环境因素指标(坡度、地貌类型、地层岩性、年降雨量、植被类

型、水系影响等),来源于福建省 1:20 万和 1:50 万地质环境和地质灾害调查数据库;②降水数据共 16 个,来源于福建省 2010—2018 年近 2 000 站的气象和水利逐时降水站点数据;③承灾体因素指标(道路、房屋、人口密度等),由 1:25 万 DLG 数据中取得;④历史灾害特征因素,来自福建省 1:50 万地质灾害调查数据中的崩塌滑坡隐患点、全国地质灾害灾情库(2010—2018)^[29]。

1.2 样本集构建与优化

通过对福建省 2010—2018 年滑坡灾害样本库^[29]的分析可见,该样本库中正负样本个数的比例偏低,仅为 1:3.4。为使正负样本更加均衡,尝试采用合成少数类过采样(SMOTE)算法,对样本库进行处理,从而提升模型精度与泛化能力。

SMOTE 算法,最早由 Chawla 等^[31]提出,目的是通过人工合成数据,增加少数类样本的个数,以解决样本类别不平衡的问题,也叫合成少数类过采样法,其中样本数量过少的类别称为“少数类”。该方法通过选取相应的少数类样本,对于少数类中每一个样本,筛选出来 k 个邻近的同类样本得到其 k 近邻,将少数类样本与其 k 近邻进行插值分析,得到合成的新的样本,合成原理见式(1),示意图如图 1 所示。

$$x_{\text{new}} = x_i + \text{rand}(0, 1) \times |x_i - \tilde{x}_i| \quad (1)$$

式中: x_{new} ——新合成的少数类样本;

x_i ——第 i 个少数类样本;

\tilde{x}_i ——第 i 个少数类样本的 k 近邻样本。

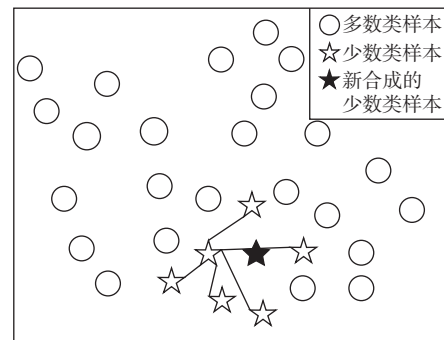


图 1 SMOTE 算法合成数据示意图
Fig. 1 SMOTE algorithm synthesis data diagram

SMOTE 算法通过 python 语言编制代码实现,在 pycharm 中导入 sklearn 框架中的 smote 模块。通过模型运算,最终将正样本的数目提升到 6 013 条,将正负样本比例提升到 1:2,一定程度上解决了正负样本比例不平衡的问题。通过优化后的研究区样本见图 2。

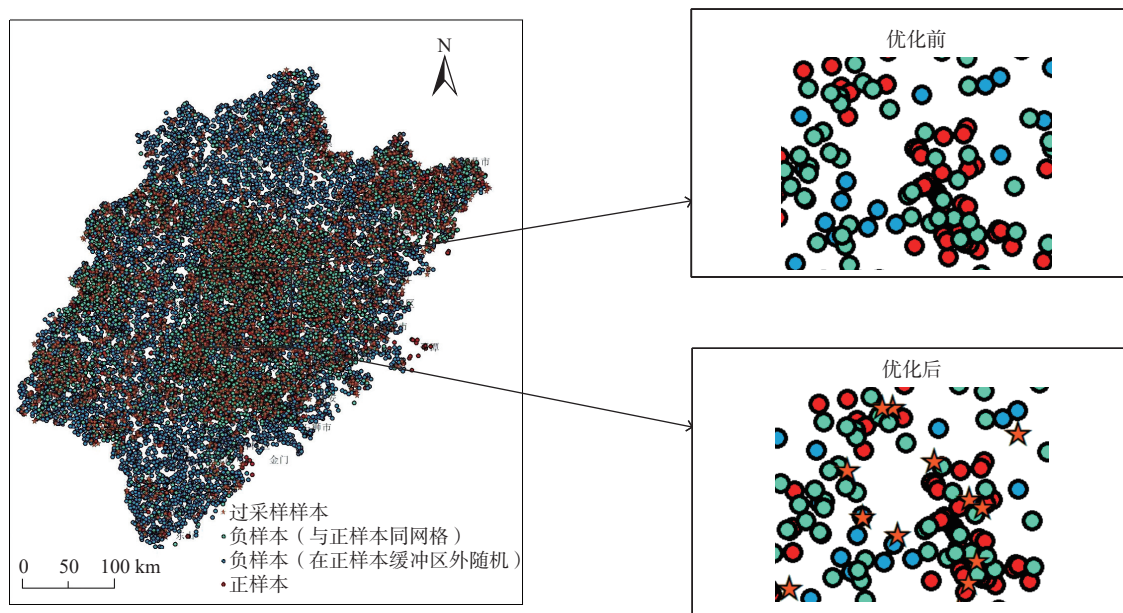


图 2 福建省训练样本集分布

Fig. 2 Training sample set of Fujian Province

2 模型架构与效果评估

2.1 算法与工具

卷积神经网络算法作为一种经典的深度学习算法,又被称作为 CNN 算法^[32],最初是用来针对手写数字识别的,近年来广泛应用于图像分析、语音识别等领域。卷积神经网络是由多个层组成,主要包括输入层、卷积层、池化层、全连接层和输出层。输入层代表着输入的数据,它可以是一维也可以是多维;卷积层在整个网络结构当中的位置处于最关键的位置,每个卷积层是由若干个卷积核组成,通过卷积运算对输入层的特征进行提取,并将其传递到下一层网络;卷积层后一般会加入池化层,池化层的作用是通过下采样的操作,将特征划分为多个矩阵,并在每个矩阵中

取相应的特征值,来减少数据的维度而不改变数据的深度,从而达到减少参数数量提高运算速率的目的,具有平移不变性的特点^[33];全连接层处于整个网络结构的尾端,在整个卷积神经网络模型当中起到“分类器”的作用。全连接层通过对卷积层或者池化层中具有类别区分性的局部信息进行整合,将前一层的特征信息从高维空间转到低维空间,并将前一层的特征信息转化成输出值,同时可以通过 softmax 逻辑回归进行对输出值分类,该层也可称为 softmax 层。

采用卷积神经网络算法构建区域滑坡预警模型,通过 python 语言,选取基于 keras 框架下的 Sequential 算法进行模型的建立与训练。以二维 CNN 模型为例,CNN 模型结构如图 3 所示。

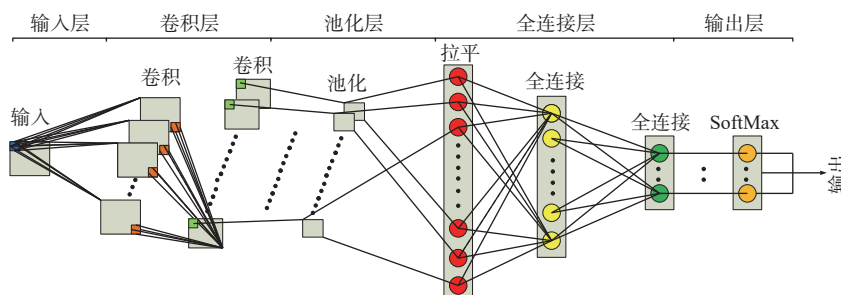


图 3 典型 CNN 网络结构图

Fig. 3 Typical network structure of CNN

2.2 模型构建与优化

文中 CNN 模型的结构由输入层、输出层、2 个卷

积层、2 个最大池化层、1 个全连接层以及用于防止过拟合的 dropout 模块组成。将福建省区域滑坡预警训

练样本集按照 4 : 1 的比例, 划分为训练集和测试集, 基于卷积神经网络算法对样本开展模型训练, 并对模型参数和输入特征进行优化。

(1) 模型的参数优化

卷积神经网络涉及很多超参数, 包括批量大小、激活函数、优化算法和网络结构(隐藏层个数), 如何选择超参数是深度学习研究的一个基本挑战。贝叶斯算法采用了高斯过程, 充分使用了先验知识^[34], 贝叶斯优化算法可以更快地找到最佳超参数^[35]。由于卷积神经网络的训练非常耗时, 因此采用贝叶斯优化算法对 CNN 模型的部分超参数进行调整优化。卷积神经网络算法涉及的部分超参数如表 1 所示。

表 1 CNN 模型超参数设置

Table 1 Hyperparameter settings of the CNN models

超参数	意义	优化后参数
units1	第一层卷积核的大小	512×1
units2	第二层卷积核的大小	32×1
dropout rate	每层神经元丢弃率	0.1
activation1	第一层激活函数	relu
activation2	第二层激活函数	relu
activation3	全连接层激活函数	elu
lr	学习率	0.002

通过采用贝叶斯优化算法搜索出卷积神经网络模型的部分最优超参数, 主要包括部分层卷积核大小、各层的激活函数、各层神经元的丢弃率、模型训练的学习率。部分层的卷积核大小分别是第一层卷积核为 512×1, 第二层卷积核大小为 32×1; 每层神经元丢弃率为 0.1; 每层激活函数分别为 relu、relu、elu; 模型训练的学习率为 0.002。其他参数均使用卷积神经网络算法默认值。

(2) 模型训练结果

使用优化好的模型对福建省优化后的滑坡样本进行训练, 选取 80% 样本为训练集, 20% 的滑坡样本为测试集, 训练批量大小达到 32。CNN 模型采用梯度下降算法进行迭代, 迭代次数(epoch)达到 400, 随着模型迭代次数的增加, 准确率(accuracy)达到收敛(图 4), 说明训练过程令人满意。

2.3 模型效果评估

选取混淆矩阵、ROC(receiver operating characteristic)曲线两种指标对区域滑坡预警模型的效果进行评估。

(1) 混淆矩阵评估

将模型训练好后, 使用测试集对 CNN 模型进行验证, 采用混淆矩阵, 分别设置 0.25, 0.50, 0.75 三个不同的阈值, 对模型结果进行分类, 得到混淆矩阵(表 2)。

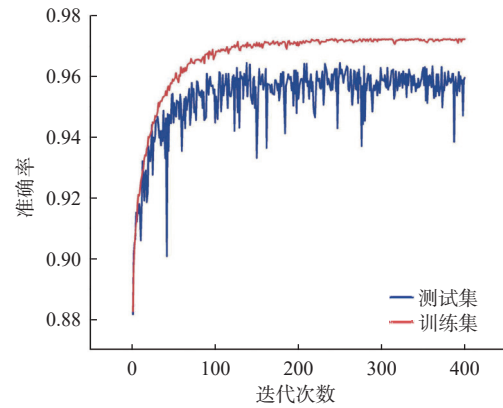


图 4 训练过程中准确率的变化

Fig. 4 Changes in accuracy during training

从表 2 可以看出, 优化后的模型采用了 3 种不同的阈值分类结果, 分类结果的准确率都在 0.94 ~ 0.97 之间, 精度较高。

表 2 不同阈值下的 CNN 分类结果混淆矩阵

Table 2 Confuse matrix of the results of the CNN classification under different thresholds

阈值	预测值	实际值		
		非滑坡	滑坡	
0.25	非滑坡	2 325	72	特异度: 0.969
	滑坡	73	1 138	灵敏度: 0.939
	假正类率: 0.969		真正类率: 0.941	
0.50	非滑坡	2 344	53	特异度: 0.978
	滑坡	78	1 133	灵敏度: 0.935
	假正类率: 0.967		真正类率: 0.955	
0.75	非滑坡	2 353	44	特异度: 0.982
	滑坡	86	1 125	灵敏度: 0.929
	假正类率: 0.964		真正类率: 0.962	

(2) ROC 曲线评估

在混淆矩阵的基础上, 使用 ROC 曲线来综合检验模型和评价模型效果^[36]。通过绘制在各种阈值下真正类率(TP)与假正类率(FP)的图形的来产生的。 AUC (area under ROC curve)值是 ROC 曲线下的面积, 表示滑坡预警模型的泛化能力, 评估预警模型的性能。基于优化后的卷积神经网络模型绘制的 ROC 曲线见图 5, 模型 ROC 曲线下的面积无限接近于 1, 图中 AUC 值为 0.977, 具体而言, AUC 的值介于 0.5 ~ 1.0 之间, 如果 AUC 值越接近于 1, 说明模型表现越好。可见模型泛化能力较好。

2.4 实况模拟运行校验

采用卷积神经网络算法对福建省 2010—2018 年区域滑坡集样本进行训练, 并建立了基于卷积神经网络的福建省区域滑坡预警模型, 取得了很好的效果。

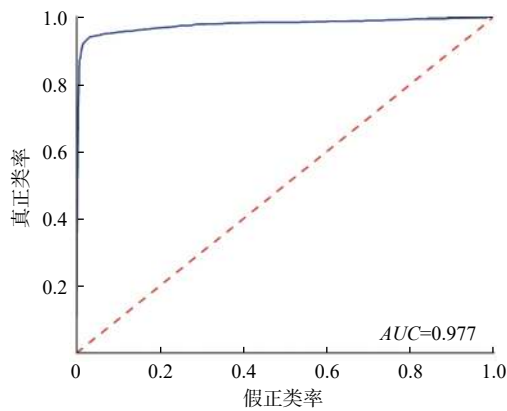


图 5 CNN 模型 ROC 曲线
Fig. 5 ROC curves of the CNN model

为进一步验证模型的有效性,以 2019 年汛期滑坡灾害实况(图 6)作为正样本,通过时空采样的方法采集负样本,构建 2019 年区域滑坡样本校验集,对模型进行

进一步实况校验。数据清洗后,2019 年汛期 151 处滑坡点作为正样本,以正样本为基础,采用时空采样的方法^[23]采集负样本 452 个,分别匹配 10 个地质输入特征属性和 16 个降雨特征属性,最终构建了 2019 年福建省区域滑坡样本校验集。将训练好的模型进行保存(keras 中使用 model.save 将训练好的模型保存为 h5 格式的文件),保存好的模型包括模型结构与模型权重。再通过 load 函数加载保存好的模型结构与权重,导入 2019 年的样本输入特征,得到并输出 2019 年各样本发生滑坡的预测概率,采用混淆矩阵与 ROC 曲线将预测情况与实际情况进行对比,得到 2019 年校验结果的混淆矩阵如表 3 所示,校验结果的 ROC 曲线如图 7 所示。

由图 6、图 7 和表 3 可见,基于卷积神经网络的福建省区域滑坡灾害预警模型,在 2019 年的样本校验中

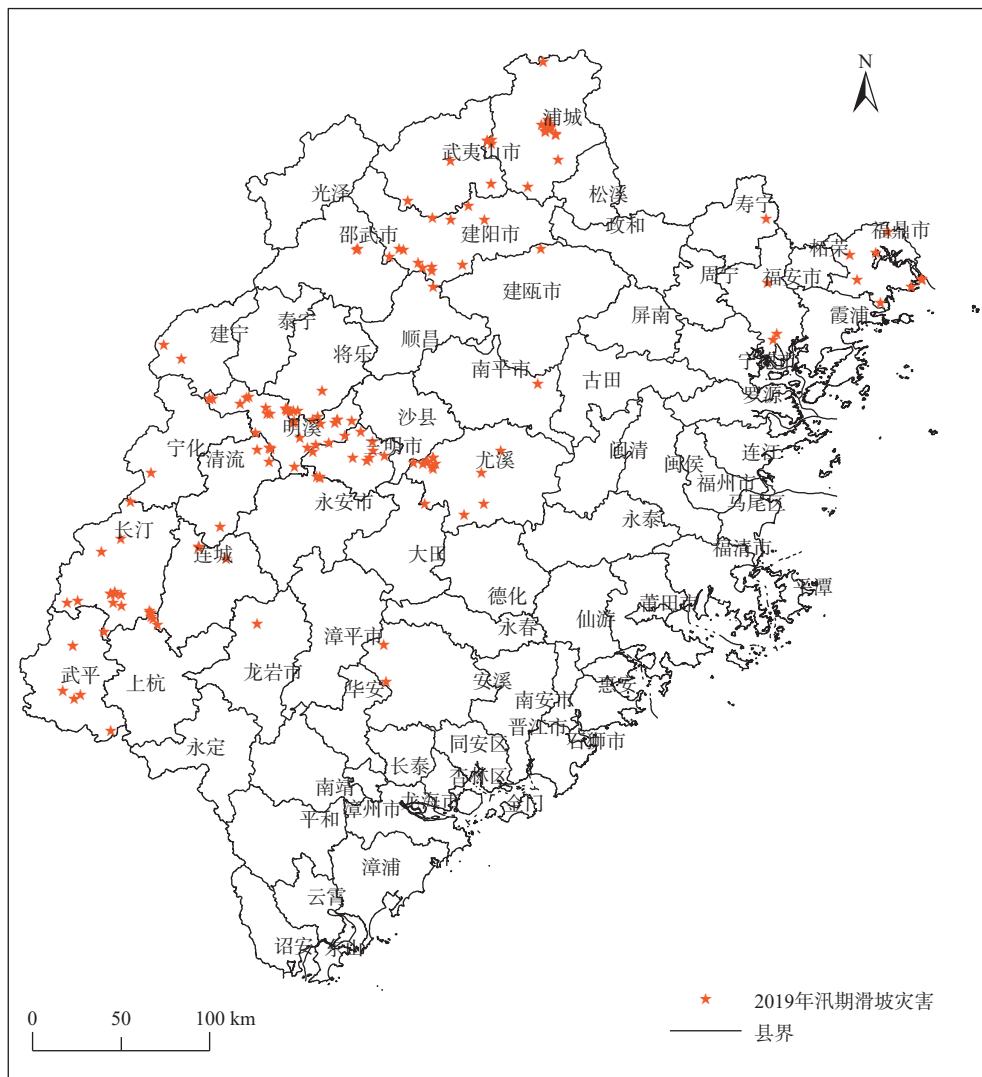


图 6 福建省 2019 年汛期滑坡灾害分布图
Fig. 6 Distribution map of landslide hazards in 2019 flood season in Fujian Province

表 3 2019 年样本 CNN 模型校验结果的混淆矩阵

Table 3 Confusion matrix of the 2019 sample CNN model verification results

阈值	预测值	实际值		特异度	灵敏度	准确率
		非滑坡	滑坡			
0.25	非滑坡	434	76	0.851	0.806	0.844
		18	75			
	假正类率: 0.960	真正类率: 0.497				
0.50	非滑坡	450	120	0.789	0.939	0.798
		2	31			
	假正类率: 0.996	真正类率: 0.205				
0.75	非滑坡	452	151	0.750	0	0.750
		0	0			
	假正类率: 1	真正类率: 0				

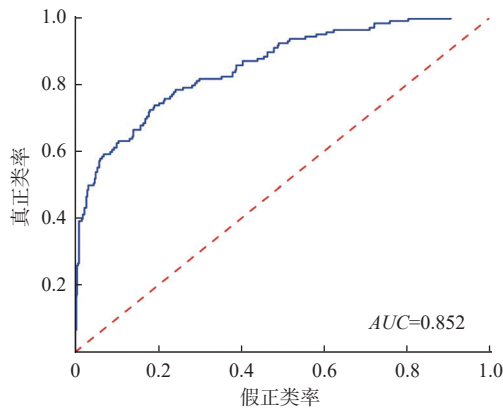


图 7 2019 年样本 CNN 模型校验结果的 ROC 曲线

Fig. 7 ROC curves of the 2019 sample CNN model verification results

表现良好, 模型准确率的范围在 0.75 ~ 0.85, AUC 值为 0.852。考虑到 2019 年一年的样本校验数据中, 数据积累时间较短, 样本数量较少, 具有一定的特例性, 但模型已表现出了较好的准确性。后续随着数据的逐步累积, 将进一步对模型进行修正和校验, 逐步提高模型的精度和适用性。

3 讨论

文章采用 SMOTE 优化算法, 扩充 2010—2018 年样本中正样本的个数, 优化了样本集, 并构建了卷积神经网络模型结构, 使用卷积神经网络算法, 训练优化好的样本集, 采用贝叶斯优化算法优化模型的超参数, 经过多次迭代训练后最终得到福建省区域滑坡灾害预警模型。为进一步验证基于卷积神经网络的区域滑坡灾害预警模型的性能, 将该模型与基于随机森林算法的福建省区域滑坡灾害预警模型^[29]的准确率 (ACC) 和模型评估指标 (AUC) 进行对比 (表 4)。

表 4 福建省预警模型评价对比

Table 4 Comparison of early warning model evaluation in Fujian Province

人工智能模型	ACC	AUC
卷积神经网络	0.964	0.977
随机森林(过采样)	0.945	0.980
随机森林	0.953	0.954

注: 随机森林评价数据摘自文献^[29]。

从表 4 可看出, ACC 和 AUC 的值差异不是很明显。卷积神经网络模型本身是适合二维样本数据预测, 而这次在一维样本数据预测中仍然取得不错的效果, 说明模型性能还是比较良好的。卷积神经网络模型在今后的工作中, 也将会得到更多地改进, 发挥更大的作用。

4 结论

(1) 以 2010—2018 年样本的 20% 作为测试集对模型进行测试, 采用混淆矩阵、ROC 曲线进行模型测试, 得到模型准确度达到 0.96 ~ 0.97 之间, AUC 值达到 0.977, 模型精度与泛化能力良好。

(2) 以 2019 年汛期滑坡灾害实况作为正样本, 通过时空采样的方法采集负样本, 构建 2019 年区域滑坡样本校验集 (样本数 603 个), 对模型进行进一步实况校验, 采用混淆矩阵、ROC 曲线进行模型校验, 结果显示模型准确度为 0.75 ~ 0.85, AUC 值为 0.852。虽然仅用了 2019 年一年汛期的滑坡实况样本进行校验, 但也达到较好的效果。

(3) 将基于卷积神经网络的区域滑坡预警模型与基于随机森林的区域滑坡预警模型性能进行对比, 通过准确率与 ROC 曲线分别对两个模型的精度与泛化能力, 发现基于卷积神经网络的区域滑坡预警模型的精度与泛化能力不亚于随机森林基于随机森林的区域滑坡预警模型, 说明卷积神经网络算法在区域滑坡预警模型方面性能还是比较优秀, 值得进行更深度的研究与应用。

参考文献 (References) :

- [1] KAVZOGLU T, SAHIN E K, COLKESEN I. Landslide susceptibility mapping using GIS-based multi-criteria decision analysis, support vector machines, and logistic regression[J]. *Landslides*, 2014, 11(3): 425 - 439.
- [2] HUANG Lu, XIANG Luyang. Method for meteorological early warning of precipitation-induced landslides based on deep neural network[J]. *Neural Processing Letters*, 2018,

- 48(2): 1243 – 1260.
- [3] 何永金. 福建省主要地质灾害的特点、成因及其对策[J]. 福建地质, 1995, 14(4): 263 – 271. [HE Yongjin. Characteristics and mechanism of major geological hazards in Fujian Province and protection and controlling method against them[J]. *Geology of Fujian*, 1995, 14(4): 263 – 271. (in Chinese with English abstract)]
- [4] CANNON S H, ELLEN S D. Rainfall conditions for abundant debris avalanches, San Francisco Bay region, California[J]. *California Geology*. 1985, 38(12): 267–272
- [5] 兰恒星, 周成虎, 王苓涓, 等. 地理信息系统支持下的滑坡-水文耦合模型研究[J]. *岩石力学与工程学报*, 2003, 22(8): 1309 – 1314. [LAN Hengxing, ZHOU Chenghu, WANG Lingjuan, et al. GIS based landslide stability and hydrological distribution coupled model[J]. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 2003, 22(8): 1309 – 1314. (in Chinese with English abstract)]
- [6] 史中发. 哀牢山地区典型降雨型滑坡稳定性研究[D]. 北京: 中国地质大学(北京), 2014. [SHI Zhongfa. Stability analysis of a rainfall-induced landslide in the area of ailao mountain[D]. Beijing: China University of Geosciences (Beijing), 2014. (in Chinese with English abstract)]
- [7] 李媛. 区域降雨型滑坡预报预警方法研究[D]. 北京: 中国地质大学(北京), 2005. [LI Yuan. Method for the warning of precipitation-induced landslides[D]. Beijing: China University of Geosciences (Beijing), 2005. (in Chinese with English abstract)]
- [8] 刘传正, 李铁锋, 程凌鹏, 等. 区域地质灾害评价预警的递进分析理论与方法[J]. *水文地质工程地质*, 2004, 31(4): 1 – 8. [LIU Chuanzheng, LI Tiefeng, CHENG Lingpeng, et al. A method by to analyses four parameters for assessment and early warning on the regional geo-hazards[J]. *Hydrogeology & Engineering Geology*, 2004, 31(4): 1 – 8. (in Chinese with English abstract)]
- [9] CAINE N. The rainfall intensity - duration control of shallow landslides and debris flows[J]. *Geografiska Annaler: Series A, Physical Geography*, 1980, 62(1/2): 23 – 27.
- [10] BRAND E W, PREMCHITT J, PHILLIPSON H B. Relationship between rainfall and landslides in Hong Kong[C]//Proceedings of the 4th International Symposium on Landslides. Toronto: Canadian Geotechnical Society, 1984, 1(1): 276 – 284.
- [11] HONG Yong, HIURA H, SHINO K, et al. The influence of intense rainfall on the activity of large-scale crystalline schist landslides in Shikoku Island, Japan[J]. *Landslides*, 2005, 2(2): 97 – 105.
- [12] 刘传正, 刘艳辉, 温铭生, 等. 中国地质灾害气象预警实践: 2003—2012[J]. *中国地质灾害与防治学报*, 2015, 26(1): 1 – 8. [LIU Chuanzheng, LIU Yanhui, WEN Mingsheng, et al. Early warning for regional geo-hazards during 2003-2012, China[J]. *The Chinese Journal of Geological Hazard and Control*, 2015, 26(1): 1 – 8. (in Chinese with English abstract)]
- [13] PENNINGTON C, DASHWOOD C, FREEBOROUGH K. The National Landslide Database and GIS for Great Britain: construction, development, data acquisition, application and communication[C]//EGU General Assembly Conference Abstracts. 2014: 3638.
- [14] 陈香, 王俪儒. 福建省滑坡灾害气象预警的研究[J]. *防灾科技学院学报*, 2015, 17(4): 68 – 75. [CHEN Xiang, WANG Liru. A study on landslide hazard meteorological early warning in Fujian Province[J]. *Journal of Institute of Disaster Prevention*, 2015, 17(4): 68 – 75. (in Chinese with English abstract)]
- [15] 方然可, 刘艳辉, 苏永超, 等. 基于逻辑回归的四川青川县区域滑坡灾害预警模型[J]. *水文地质工程地质*, 2021, 48(1): 181 – 187. [FANG Ranke, LIU Yanhui, SU Yongchao, et al. A early warning model of regional landslide in Qingchuan County, Sichuan Province based on logistic regression[J]. *Hydrogeology & Engineering Geology*, 2021, 48(1): 181 – 187. (in Chinese with English abstract)]
- [16] 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)]
- [17] Paraskevas, Tsangaratos. Comparison of a logistic regression and Naïve Bayes classifier in landslide susceptibility assessments: the influence of models complexity and training dataset size[J]. *CATENA*, 2016, 145: 164 – 179.
- [18] 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.
- [19] CHEN Wei, XIE Xiaoshen, WANG jiale, et al. A comparative study of logistic model tree, random forest, and classification and regression tree models for spatial prediction of landslide susceptibility[J]. *CATENA*, 2017, 151: 147 – 160.
- [20] 冉光静, 李晓, 陈刚. 福建省滑坡发育强度分布规律

- 及影响因素分析[J]. *西部探矿工程*, 2009, 21(2): 20 – 22. [RAN Guangjing, LI Xiao, CHEN Gang. Distribution law and influencing factors of landslide development intensity in Fujian Province[J]. *West-China Exploration Engineering*, 2009, 21(2): 20 – 22. (in Chinese with English abstract)]
- [21] 刘艺梁, 殷坤龙, 刘斌. 逻辑回归和人工神经网络模型在滑坡灾害空间预测中的应用[J]. *水文地质工程地质*, 2010, 37(5): 92 – 96. [LIU Yiliang, YIN Kunlong, LIU Bin. Application of logistic regression and artificial neural networks in spatial assessment of landslide hazards[J]. *Hydrogeology & Engineering Geology*, 2010, 37(5): 92 – 96. (in Chinese with English abstract)]
- [22] 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)]
- [23] 方然可, 刘艳辉, 黄志全. 基于机器学习的区域滑坡危险性评价方法综述[J]. *中国地质灾害与防治学报*, 2021, 32(4): 1 – 8. [FANG Ranke, LIU Yanhui, HUANG Zhiquan. A review of the methods of regional landslide hazard assessment based on machine learning[J]. *The Chinese Journal of Geological Hazard and Control*, 2021, 32(4): 1 – 8. (in Chinese with English abstract)]
- [24] 刘艳辉, 方然可, 苏永超, 等. 基于机器学习的区域滑坡灾害预警模型研究[J]. *工程地质学报*, 2021, 29(1): 116 – 124. [LIU Yanhui, FANG Ranke, SU Yongchao, et al. Machine learning based model for warning of regional landslide disasters[J]. *Journal of Engineering Geology*, 2021, 29(1): 116 – 124. (in Chinese with English abstract)]
- [25] 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)]
- [26] 王毅, 方志策, 牛瑞卿. 融合深度神经网络的三峡库区滑坡灾害易发性预测[J]. *资源环境与工程*, 2021, 35(5): 652 – 660. [WANG Yi, FANG Zhice, NIU Ruiqing. Prediction of landslide susceptibility in Three Gorges Reservoir area based on integrating deep neural network[J]. *Resources Environment & Engineering*, 2021, 35(5): 652 – 660. (in Chinese with English abstract)]
- [27] WANG Yi, FANG Zhice, HONG Haoyuan. Comparison of convolutional neural networks for landslide susceptibility mapping in Yanshan County, China[J]. *Science of the Total Environment*, 2019, 666: 975 – 993.
- [28] 林经纬. 福建省滑坡灾害特征及驱动因素分析[J]. *莆田学院学报*, 2015, 22(5): 83 – 88. [LIN Jingwei. Characteristics and driving factors of landslide hazard in Fujian Province[J]. *Journal of Putian University*, 2015, 22(5): 83 – 88. (in Chinese with English abstract)]
- [29] 刘艳辉, 黄俊宝, 肖锐铎, 等. 基于随机森林的福建省区域滑坡灾害预警模型研究[J]. *工程地质学报*, 2022, 30(3): 944 – 955. [LIU Yanhui, HUANG Junbao, XIAO Ruihua, et al. Study on early warning model for regional landslides based on random forest in Fujian Province[J]. *Journal of Engineering Geology*, 2022, 30(3): 944 – 955. (in Chinese with English abstract)]
- [30] 刘艳辉, 肖锐铎, 陈春利, 等. 区域滑坡预警中训练样本集的构建方法、系统及存储介质: 20201082-9816.0 [P]. [LIU Yanhui, XIAO Ruihua, CHEN Chunli, et al. Construction method system and storage medium of training sample set in regional landslide early warning: 202010829816.0 [P]. 2020-08-18. (in Chinese)]
- [31] CHAWLA N V, BOWYER K W, HALL L O, et al. SMOTE: synthetic minority over-sampling technique[J]. *Journal of Artificial Intelligence Research*, 2002, 16: 321 – 357.
- [32] LECUN Y, BOSER B, DENKER J S, et al. Backpropagation applied to handwritten zip code recognition[J]. *Neural Computation*, 1989, 1(4): 541 – 551.
- [33] GOODFELLOW I, BENGIO Y, COURVILLE A. Deep learning[M]. Cambridge, Massachusetts: The MIT Press, 2016
- [34] SNOEK J, LAROCHELLE H, ADAMS R P. Practical Bayesian optimization of machine learning algorithms [C]//Proceedings of the 25th International Conference on Neural Information Processing Systems-Volume 2. December 3 – 6, 2012, Lake Tahoe, Nevada. New York: ACM, 2012: 2951 – 2959.
- [35] SAMEEN M I, PRADHAN B, LEE S. Application of convolutional neural networks featuring Bayesian optimization for landslide susceptibility assessment[J]. *CATENA*, 2020, 186: 104249.
- [36] 李亭, 田原, 邬伦, 等. 基于随机森林方法的滑坡灾害危险性区划[J]. *地理与地理信息科学*, 2014, 30(6): 25 – 30. [LI Ting, TIAN Yuan, WU Lun, et al. Landslide susceptibility mapping using random forest[J]. *Geography and Geo-Information Science*, 2014, 30(6): 25 – 30. (in Chinese with English abstract)]