

<https://doi.org/10.3799/dqkx.2021.243>



基于层数自适应加权卷积神经网络的川藏交通廊道 沿线滑坡易发性评价

黄武彪^{1,2}, 丁明涛^{1,2,3*}, 王 栋⁴, 蒋良文⁴, 李振洪^{1,2,3}

1. 长安大学地质工程与测绘学院, 陕西西安 710054
2. 长安大学地学与卫星大数据研究中心, 陕西西安 710054
3. 西部矿产资源与地质工程教育部重点实验室, 陕西西安 710054
4. 中铁二院工程集团有限责任公司, 四川成都 610031

摘 要: 开展铁路沿线滑坡易发性评价对川藏交通廊道工程建设及运维过程中的风险管理具有重要意义. 提出一种层数自适应、通道加权的卷积神经网络(layer adaptive weighted convolutional neural network, LAW-CNN), 对川藏交通廊道沿线滑坡易发性进行评价. 依据野外调查和影响因素分析筛选出影响滑坡发生的影响因子, 绘制滑坡编目, 构造用于易发性评价的实验数据集; 针对卷积神经网络的权重初值、网络层数等超参数难以优化设置的问题, 提出基于影响因子信息熵的通道加权方法和网络层数优选策略, 通过多通道加权和层数自适应分类卷积的方式提出滑坡易发性制图的 LAW-CNN 架构; 搜索最优 LAW-CNN 网络结构并训练网络参数, 获取研究区滑坡发生概率并进行易发性分级评价. 所提的 LAW-CNN 模型可以不同权重和不同深度挖掘影响因子的深层特征, 实验结果表明, 模型曲线下面积(area under curve, AUC)值为 0.852 8, 极高易发区滑坡点密度为 1.251 9, 均优于 SVM(support vector machine)和 CNN 模型; 川藏交通廊道沿线滑坡极高和高易发区主要集中在大江大河两侧以及横断山区. LAW-CNN 模型可较好评价川藏交通廊道滑坡易发性, 能够为川藏交通廊道的建设和灾害防治提供科学的依据.

关键词: 滑坡易发性; 川藏交通廊道; 层数自适应; 多通道加权; 卷积神经网络; 滑坡.

中图分类号: P642.22

文章编号: 1000-2383(2022)06-2015-16

收稿日期: 2021-09-30

Evaluation of Landslide Susceptibility Based on Layer Adaptive Weighted Convolutional Neural Network Model along Sichuan-Tibet Traffic Corridor

Huang Wubiao^{1,2}, Ding Mingtao^{1,2,3*}, Wang Dong⁴, Jiang Liangwen⁴, Li Zhenhong^{1,2,3}

1. College of Geological Engineering and Geomatics, Chang'an University, Xi'an 710054, China
2. Big Data Center for Geosciences and Satellites, Chang'an University, Xi'an 710054, China
3. Key Laboratory of Western China's Mineral Resource and Geological Engineering, Ministry of Education, Xi'an 710054, China
4. China Railway Eryuan Engineering Group Co. Ltd., Chengdu 610031, China

Abstract: It is of great significance for disaster risk management in the process of railway engineering construction, operation and

基金项目: 国家自然科学基金(Nos.41941019, 42090053); 中央高校基本科研业务费专项资金(Nos.300102269208, 300102260404); 陕西省土地整治重点实验室开放基金(No.2019-ZD04).

作者简介: 黄武彪(1999-), 男, 硕士研究生, 主要从事深度学习及其在滑坡灾害方面的研究. ORCID: 0000-0003-2856-9859. E-mail: huangwubiao@chd.edu.cn

*** 通讯作者:** 丁明涛, 副教授, 主要从事机器学习、遥感影像处理研究. ORCID: 0000-0003-1210-9188. E-mail: mingtaodong@chd.edu.cn

引用格式: 黄武彪, 丁明涛, 王栋, 蒋良文, 李振洪, 2022. 基于层数自适应加权卷积神经网络的川藏交通廊道沿线滑坡易发性评价. 地球科学, 47(6): 2015-2030.

Citation: Huang Wubiao, Ding Mingtao, Wang Dong, Jiang Liangwen, Li Zhenhong, 2022. Evaluation of Landslide Susceptibility Based on Layer Adaptive Weighted Convolutional Neural Network Model along Sichuan-Tibet Traffic Corridor. *Earth Science*, 47(6): 2015-2030.

maintenance to carry out precise landslide susceptibility assessment along the Sichuan-Tibet traffic corridor. In this paper, a layer adaptive weighted convolutional neural network (LAW-CNN) is proposed to evaluate the landslide susceptibility along the Sichuan-Tibet traffic corridor. According to the field investigation and influencing factor analysis, the influencing factors are selected, the landslide catalogue and the spatial database is constructed. To optimize the initial weight and the layer number of the CNN network, the channel weighted method and the network layer optimization strategy based on the influence factor information entropy are proposed, and the LAW-CNN architecture is constructed by multi-channel weighted convolution and multi-layer classification convolution. The optimal LAW-CNN structure is searched and the network parameters are trained to obtain the landslide occurrence probability in the study area, followed by a susceptibility classification evaluation. The proposed LAW-CNN model can fully represent the deep characteristics of the factor layers with different weights and depths. The experimental results show that the area under curve value of the proposed model is 0.852 8 and the landslide density in the very high susceptibility area is 1.251 9, which are better than the SVM and CNN models. The very high and high susceptibility areas are mainly concentrated on both sides of large rivers and the Hengduan Mountain Range. The LAW-CNN model can precisely assess landslide susceptibility, and then provide a scientific basis for the construction of the Sichuan-Tibet traffic corridor and disaster prevention.

Key words: landslide susceptibility mapping; Sichuan-Tibet traffic corridor; layer adaptive; multi-channel weighted; convolutional neural network; landslide.

川藏交通廊道是我国正在规划建设的重大铁路工程,是新时期国家实施西部大开发综合交通运输体系的重要组成部分,具有重大的战略意义,对国家长治久安和西藏经济社会发展举足轻重作用(郭长宝等,2017;彭建兵等,2020)。川藏交通廊道自东向西穿越四川盆地和青藏高原,区域地形地貌和地质构造极为复杂,极易发生滑坡灾害(郭长宝等,2021),该区域发生有著名的白格滑坡、旺北滑坡、毛垭坝滑坡等。滑坡是一种突发性强、分布范围广且具有一定隐蔽性的自然灾害(Sun *et al.*, 2020)。滑坡灾害的发生对铁路施工建设和后期运营安全造成巨大的挑战(Zêzere *et al.*, 2017)。因此,为有效减少滑坡灾害对川藏交通廊道建设维护及其沿线区域人民生活的影响,开展川藏交通廊道沿线滑坡易发性工作具有重要的现实意义。

滑坡易发性评价是综合分析研究区内的各种地质环境因素、历史滑坡数据、滑坡的物理规律等要素,确定研究区内未来发生滑坡的概率(胡瑞林等,2013;于宪煜,2016;Li *et al.*, 2017;Reichenbach *et al.*, 2018)。目前滑坡易发性制图的方法主要分为经验模型,如专家系统打分法(张文等,2010)、层次分析法(Lü *et al.*, 2018);统计模型,如频率比法(Li *et al.*, 2017;Zhang *et al.*, 2020)、信息量法(王小浩,2020)、证据权法(郭子正等,2019)、机器学习方法(Ermini *et al.*, 2005;谭龙等,2014;Sun *et al.*, 2021)以及两者的集成方法(Pham *et al.*, 2020;周超等,2020)。近年来,随着计算机技术和深度学习的逐步发展,卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)在图像分类(Krizhevsky *et al.*, 2017)等

方面取得了很好的应用。与传统机器学习方法相比, CNN 可以通过卷积层有效的提取影像的深层特征,很好地处理非线性问题。因此, Wang *et al.* (2019)首次将 CNN 模型应用在滑坡易发性制图工作中,提出了适用于滑坡易发性分析的 CNN-1D、CNN-2D、CNN-3D 模型。Sameen *et al.* (2020)通过加入贝叶斯优化来优化 CNN 的参数选择,提高了 CNN 模型的预测精度。Yang *et al.* (2021)首次提出将 CNN-1D 提取的各因子间的相关信息,与 CNN-2D 提取的空间信息进行融合,从而提高滑坡易发性制图的效果。上述学者在将 CNN 模型应用到滑坡易发性制图的研究中均取得了不错的结果。

但大部分研究均基于滑坡点所在的各因子层单个像素值进行预测,忽略了滑坡发生还与其周围环境有关且以单个像素点来代表整个滑坡发生的位置,存在一定的误差,同时无法充分利用 CNN 模型在空间数据处理方面的优点(Dou *et al.*, 2020; Wang *et al.*, 2021)。滑坡的发生受多种内外部因素的影响,不同的因子层具有不同的物理意义和复杂程度,对滑坡发生的贡献程度也不相同。基于上述问题,本文提出了一种层数自适应加权卷积神经网络(layer adaptive weighted convolutional neural network, LAW-CNN)应用于滑坡易发性制图中,根据滑坡影响因子贡献程度(information gain ratio, IGR 值)引入多通道加权卷积,对各通道赋权,进一步提高模型训练效率;同时基于信息熵聚类,根据蕴含信息的不同丰富程度对各因子层进行层数自适应分类卷积,精确提取不同因子层的深层特征。

本文以滑坡灾害频发的川藏交通廊道沿线区

域作为研究区,建立滑坡灾害空间数据库,选取地形地貌、基础地质、水文环境、人类工程活动等15个影响因素,使用皮尔逊相关系数和信息增益比对影响因素进行筛选,并使用信息熵聚类将影响因素按照信息丰富程度分为3类,构建LAW-CNN模型对川藏交通廊道沿线进行滑坡易发性评价,并对结果进行分析讨论,为川藏交通廊道沿线重大工程规划建设和防灾减灾工作提供一定的参考。

1 研究区概况及数据源

1.1 研究区概况

川藏交通廊道东起四川省成都市,经雅安、康定、昌都、林芝,最后到达拉萨,全长1543 km,总的地势呈现西高东低。受青藏高原强烈隆升的影响,川藏交通廊道地形起伏较大,切割强烈。研究区地处印度板块与亚欧板块挤压造山带,沿线发育有54条大型断裂。研究区包含多种气候类型,年均气温和年均降雨量自东向西逐渐递减。川藏交通廊道还跨越岷江、大渡河、雅砻江、金沙江、澜沧江、怒江和雅鲁藏布江七大江,穿过龙门山脉、横断山脉、念青唐古拉山、冈底斯山脉及喜马拉雅山脉等八大山脉,复杂的地质环境和活跃的地质构造有利于滑坡等地质灾害的发育。

本文选取川藏交通廊道两侧50 km范围的铁路廊道为基本研究区域。考虑到河流水系导致的灾害链效应,在三江(金沙江、澜沧江、怒江)并流区,将铁路两侧150 km内的30 km河道缓冲区亦纳入研究区范围;在岷江、大渡河、雅砻江和雅鲁藏布江流域,也将铁路两侧100 km内的30 km河道缓冲区纳入研究区范围。研究区总体地理位置如图1所示。

1.2 数据集制作及滑坡影响因素

本文滑坡编录包括历史滑坡数据和滑坡隐患点数据,由InSAR(interferometric synthetic aperture radar)探测(张成龙等,2021)、Google Earth目视解译、历史滑坡资料(崔鹏和邹强,2021)等方式综合生成,并经实地考察和铁路设计部门中铁二院验证修订。研究区内共有滑坡隐患1031处,其空间分布如图1所示。利用1031处滑坡位置构建滑坡样本数据集,并在距滑坡点半径1 km缓冲区外随机选取相同数量的非滑坡点构建非滑坡样本数据集。依据Yi *et al.*(2020)中样本尺寸对模型精度影响地分析,本文以滑坡点或非滑坡点为中心的240 m×240 m的矩形区域作为样本空间范围,并将此范围的影响因子栅格数据作为本文实验数据集。将数据集按照7:3随机分为训练集和验证集,训练集共1442张影像,验证集共620张影像,其中滑坡数据集标注为1,非滑坡数据集标注为0。为一定程度上提高模型精度并提升模型收敛速度,还需要将得到的各因子层的数据集归一化至0~1上。

制作滑坡样本数据集时,滑坡影响因素的选择对于滑坡易发性评价起着至关重要的作用。目前,对于滑坡影响因素的选择还没有统一的标准(Pourghasemi *et al.*,2018)。本文根据研究区地质条件、前人研究成果以及实地考察,分别从地形、地质、水文、人类活动、土地覆盖等方面选取了15个滑坡影响因素:高程,坡度,坡向,曲率,平面曲率,剖面曲率,地面起伏度,地表粗糙度,地形湿度指数(topographic wetness index, TWI),归一化植被指数(normalized difference vegetation index, NDVI),降雨量,岩性,距道路的距离,距河流的距离,距断层

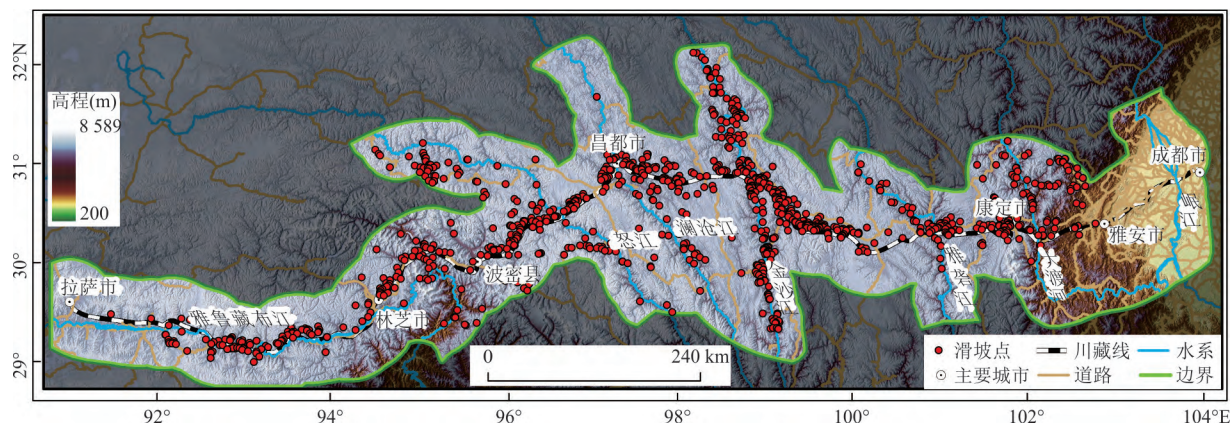


图1 研究区地理位置及滑坡分布

Fig.1 Study area and landslide inventory

的距离,各影响因子数据来源见表 1.为保证各因子层数据间空间分辨率的一致性,将所有因子层数据全部重采样至 30 m 分辨率,由此得到各因子层的训练样本与验证样本为 8×8 大小的栅格数据,各影响因子如图 2 所示.

研究区内,滑坡发育过程受内在因素和外在因

素共同作用的影响.内在因素包括岩土体结构、岩土性质等,对斜坡的稳定性起着控制作用;外在因素包括降雨、岩石风化、地震及人类工程活动等,激发破坏滑坡稳定性.地形(如高程、坡向、曲率、地面起伏度、地表粗糙度)是滑坡形成的主控内在因素之一,会对植被发育程度和岩土体风化程度产生影

表 1 数据来源
Table 1 Data source

数据	来源	数据	来源
Landsat8 OLI 影像	http://www.gscloud.cn	坡度	30 m SRTM DEM
30m SRTM DEM	http://dwtkns.com/srtm30m/	坡向	30 m SRTM DEM
岩性	http://geocloud.cgs.gov.cn	曲率	30 m SRTM DEM
道路	https://www.webmap.cn	平面曲率	30 m SRTM DEM
断层	http://geocloud.cgs.gov.cn	剖面曲率	30 m SRTM DEM
河流	https://www.webmap.cn	地表粗糙度	30 m SRTM DEM
降雨量	https://gpm.nasa.gov/	地面起伏度	30 m SRTM DEM
NDVI	Landsat8 OLI 影像	TWI	30 m SRTM DEM

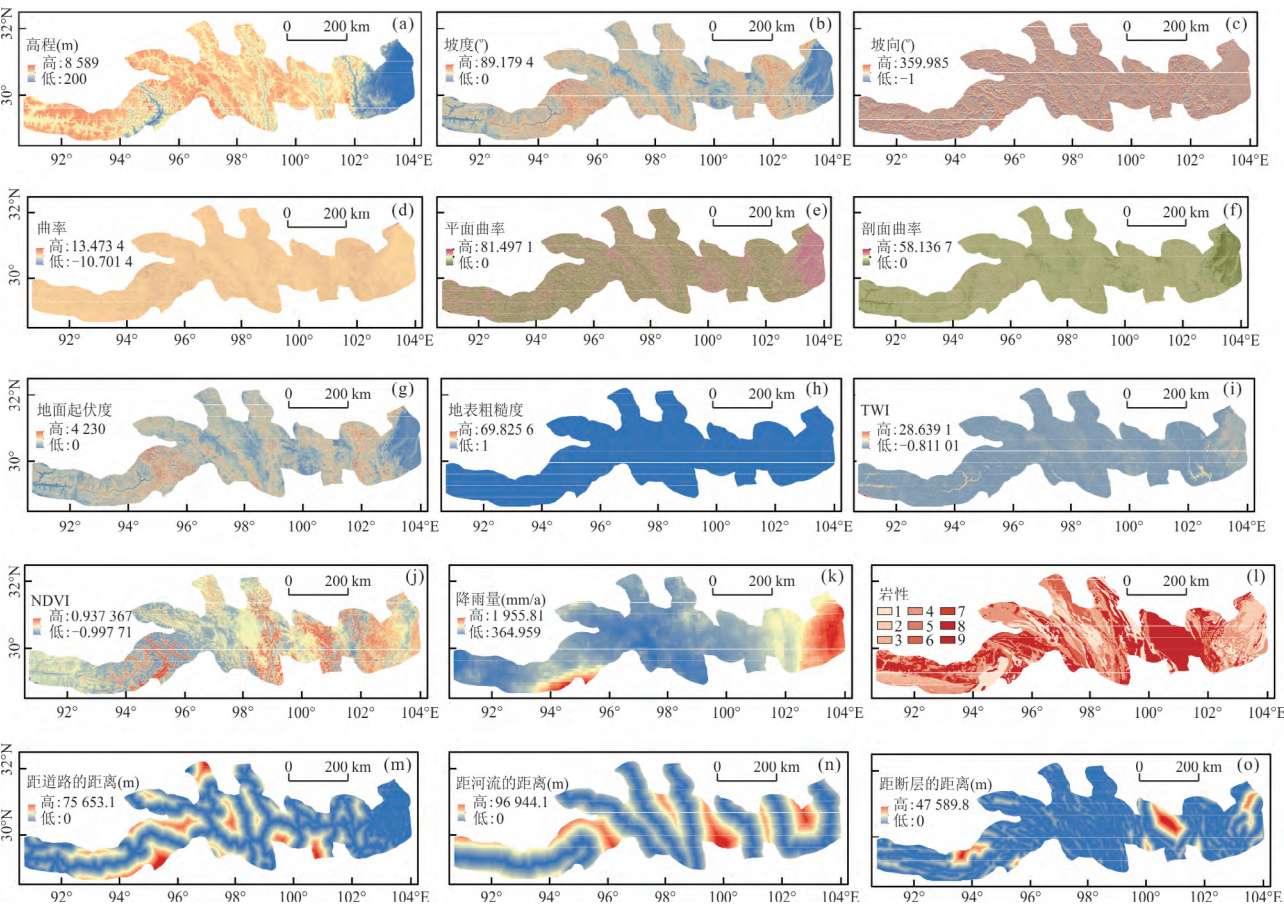


图 2 川藏交通廊道沿线滑坡影响因子层
Fig.2 Layers of landslide influencing factors along the Sichuan-Tibet traffic corridor

a. 高程;b.坡度;c.坡向;d.曲率;e.平面曲率;f.剖面曲率;g.地面起伏度;h.地表粗糙度;i.TWI;j.NDVI; k.降雨量;l.岩性;m.距道路的距离;
n.距河流的距离;o.距断层的距离

响.NDVI能够反映地表植被覆盖状况,植被发育程度越低,风化程度越严重,边坡的抗剪强度越低,斜坡稳定性越差.岩性决定着滑坡的稳定性,是滑坡发生的根本因素.基于获取到的岩性数据,将川藏交通廊道沿线的岩性划分为:(1)较软的泥岩、泥岩夹灰岩、片麻岩;(2)松散堆积物、冰积物;(3)软硬相间的碳酸盐岩、碎屑岩;(4)较坚硬的板岩、石英砂岩;(5)较坚硬的辉绿岩、橄榄岩、火山岩;(6)软硬相间的灰岩、泥灰岩;(7)坚硬的闪长岩、正长岩、玄武岩;(8)坚硬的花岗岩、安山岩、白云岩;(9)软硬相间的变质砂岩、泥灰岩、千枚岩(图21).同时,研究区内发育有多条断裂带,距离断层越近,岩体内部结构越破碎,滑坡灾害更容易发育.近年来,人类活动越来越频繁,道路两侧大量的高切坡、工程震动也极易引发滑坡灾害.研究区内广泛分布的大江大河,冲刷降低了岩土体的强度,使得坡脚出现水土流失,加快了滑坡灾害的发育.此外,降雨能够侵蚀斜坡表面,破坏岩土体表面完整性,降低岩土体抗剪强度,从而影响滑坡的发生.研究区内滑坡灾害的发育主要受地质构造、地貌条件等因素的控制和影响,但在不同的铁路区段内,影响滑坡发生的因素存在差异.根据川藏交通廊道大的地质灾害发育分区(李秀珍等,2019),在成都到康定段,滑坡分布主要与高程、坡度、岩性呈现明显的相关性,降雨是该区域内滑坡发生的主要触发因素;康定到八宿段滑坡灾害除了受地形地貌的影响外,河流冲刷及道路开挖也是该区域内滑坡发生的主要影响因素;八宿到林芝段滑坡灾害的发育受水系、地形的影响较大,降雨对康定到八宿段和八宿到林芝段斜坡的失稳影响较小;林芝到拉萨段滑坡灾害主要沿雅鲁藏布江和雅鲁藏布江断裂带发育,构造作用强烈,同时,降雨对于该区域内滑坡的发生作用明显.

2 算法模型

滑坡的发生受多种影响因子的共同作用,不同的因子所蕴含的信息量不同,对滑坡发生的贡献也不同,传统CNN模型在训练过程中对提取到的所有通道特征不分权重直接结合并且共用相同的网络层数进行训练,不能充分挖掘因子层深层次特征,且模型效率较低.针对网络权值初始化问题,LAW-CNN框架以信息增益比对各因子层提取到的特征进行多通道加权,提高模型训练的收敛速度;基于信息熵的K-means聚类对不同信息丰富程

度的影响因子分类进行自适应层数的卷积运算,解决层数优选问题.

2.1 信息增益比

信息增益比(information gain ratio, IGR)可以用来选择对滑坡发生有贡献的因子,并得到各因子层的贡献值.设 D 为训练集中某一滑坡影响因子值样本标签,即是否为滑坡; A 为训练集中某一滑坡影响因子值,则信息增益比(Tien Bui *et al.*, 2016)定义如下:

$$IGR(D, A) = \frac{IG(D|A)}{Splitinfor_A(D)}, \quad (1)$$

式(1)中 $IG(D|A)$ 表示某一滑坡影响因子值 A 对应的类别标签 D 的信息增益, $Splitinfor_A(D)$ 表示某一滑坡影响因子值 A 关于类别标签 D 的信息熵.计算公式如下:

$$IG(D|A) = Infor(D) - Infor(D|A), \quad (2)$$

$$Splitinfor_A(D) = - \sum_{i=1}^m \frac{|D_i|}{|D|} \times \log_2 \left(\frac{|D_i|}{|D|} \right), \quad (3)$$

式(2)~(5)中 $Infor(D|A)$ 为条件熵, $Infor(D)$ 为信息熵, $p(x_j)$ 为在 D 中第 x_j 类样本所占比例.计算公式如下:

$$Infor(D|A) = \sum_{j=1}^n \frac{|D_j|}{|D|} \times Infor(D_j), \quad (4)$$

$$Infor(D) = - \sum_{j=1}^n p(x_j) \times \log_2 p(x_j). \quad (5)$$

滑坡影响因子的IGR值越高,表示该因子对滑坡发生的影响越大;IGR为零的因子意味着它们对滑坡发生没有影响,应该剔除(Yu *et al.*, 2019; Wang *et al.*, 2020).

2.2 LAW-CNN网络架构

通过顾及滑坡空间信息,将各因子层二维面数据在三维方向上堆叠,构建具有多通道的图像输入,每个通道代表不同的影响因子数据.为充分挖掘并利用各因子间的深层信息,本文在传统的CNN模型的基础上提出LAW-CNN网络架构,更好地服务于滑坡易发性评估工作.

LAW-CNN网络架构如图3所示.模型由一个多通道加权卷积模块、一个层数自适应网络模块、一个全连接层和一个Softmax层组成.输入的各因子层首先进入多通道加权卷积模块,然后对输出结果按信息熵聚类结果分类,然后进入层数自适应网络模块,之后进入全连接层整合特征,最后使用

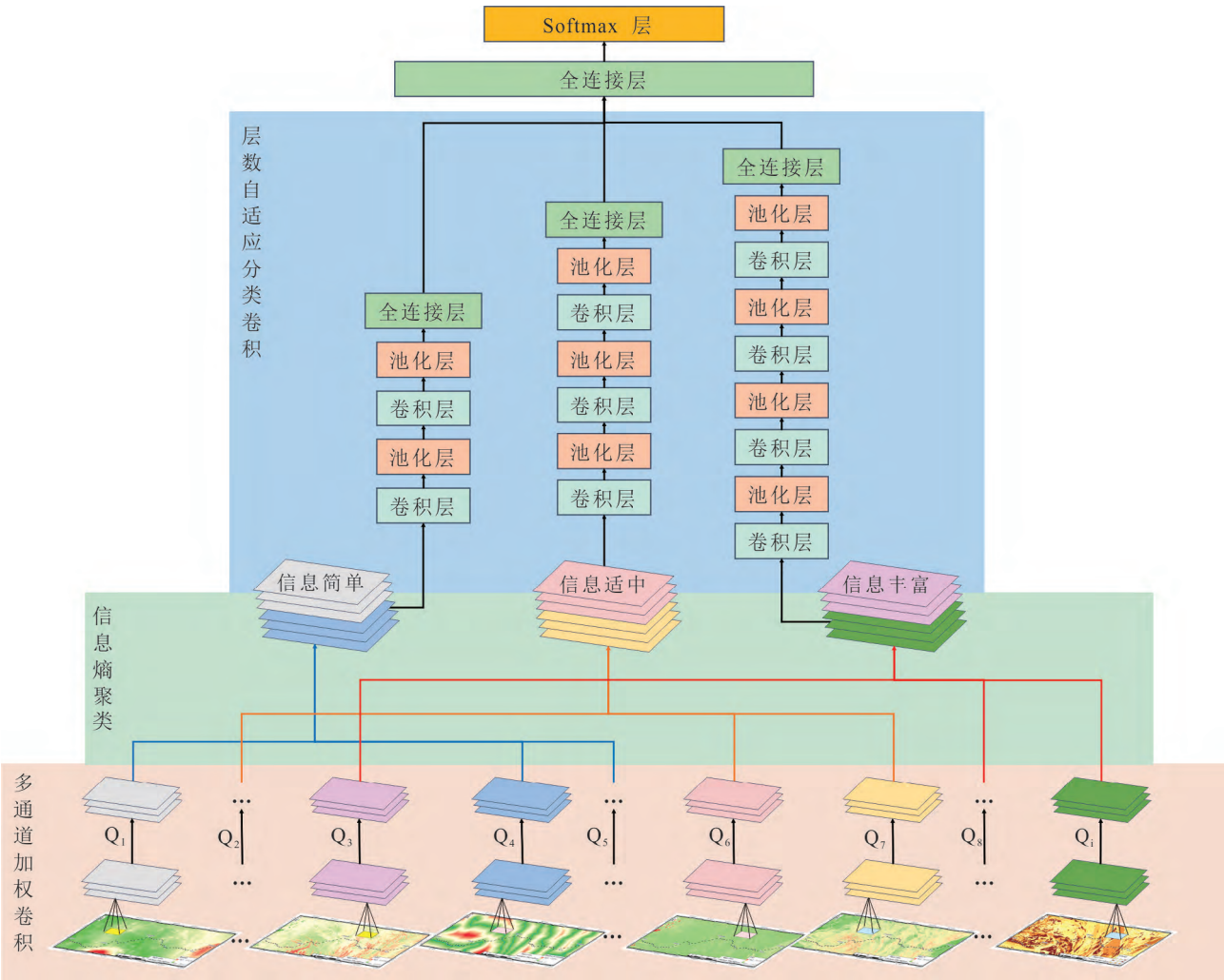


图3 LAW-CNN模型流程图

Fig.3 Flow chart of the LAW-CNN model

Softmax层对特征图进行分类,输出滑坡与非滑坡两种分类结果.在模型训练过程中,为了防止局部过拟合,一般通过加入 Dropout层在训练阶段随机丢弃一定比例的神经元.

2.2.1 多通道加权卷积模块 对于滑坡易发性评估工作,输入数据中不同的通道代表不同的影响因子层,不同的因子层对于滑坡发生的影响程度不同,也就是说不同通道的重要性程度不同.传统的CNN在提取特征进行融合时认为每个通道的重要性是相同的,而没有考虑不同因子层的重要性来赋予它们相应的权重.针对这个问题,有研究提出一种多通道加权卷积的方式来解决这个问题,并应用在直升机传输系统状态监测(Li *et al.*, 2020)和齿轮箱故障诊断(叶壮余建坡, 2021)问题中,均取得了不错的效果.在滑坡易发性评估问题中将不同因子层以多通道数据作为输入,引入多通道加权卷积,

通过对不同通道进行加权卷积,以权重表示每个特征通道的重要程度,从而提升对目标任务有用的特征并抑制无关紧要的特征信息,减小网络的计算量,使模型能够得到更加准确的预测结果.

多通道加权卷积是在对各通道分组卷积提取到一定的基本特征后,根据信息增益比计算结果由式(6)计算各通道的权值,并对各通道提取到的特征加权融合,以实现影响比较大的因子通道进一步增强,使得模型能够更加准确快速的将注意力集中在贡献值大的特征上.

$$W_i = \frac{IGR_i}{\sum_{i=1}^n IGR_i}, \tag{6}$$

式(6)中, W_i 表示第 i 个因子层的权重, IGR_i 表示第 i 个因子层的信息增益比值.

2.2.2 层数自适应网络模块 卷积操作能够提取

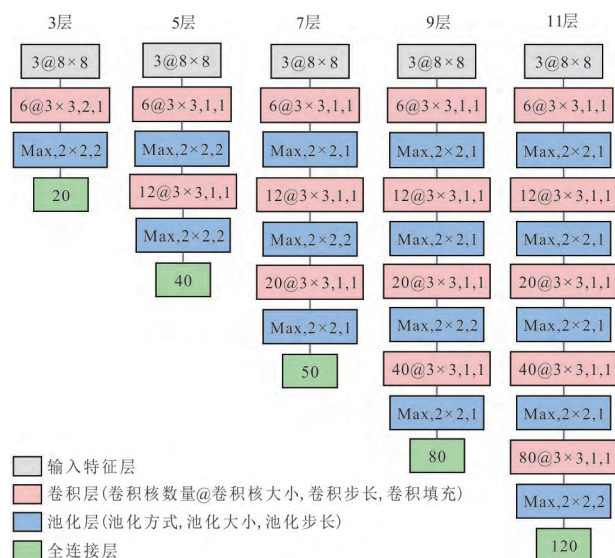


图4 5种不同深度的网络

Fig.4 Five networks with different depths

图像的特征,更多的卷积层能够从低级的特征中迭代提取到更高级的特征(唐晓娜,2019)。但对于卷积神经网络,并不是网络越深,分类的效果就越好。以往研究表明(Szegedy *et al.*, 2015; Krizhevsky *et al.*, 2017; 胡小春等, 2021),网络层数太少或者太多,可能会导致模型欠拟合或者过拟合;随着网络层数的增加,会产生梯度消失或发散,导致训练结果难以收敛。另外,模型越深,运行过程中消耗的资源就越多。因此,本文提出层数自适应网络模块,包括信息熵聚类 and 层数自适应分类卷积两部分。根据不同因子层的信息熵聚类结果,将因子层分为3类,信息量越丰富,采用的网络层数也越多,提取的特征也越深入。

层数自适应分类卷积能够对不同通道的特征数据根据其包含的信息复杂程度自适应选择不同的网络深度,不同因子层所蕴含的信息量可由式(5)计算的信息熵决定。根据信息熵值,使用K-means聚类算法将所有通道划分为3个类别:对信息简单的因子使用较少的卷积层提取简单的特征,对信息丰富的因子使用较多的卷积层增加网络深度,提取深层次的特征,介于中间的因子则选择适中的卷积层充分提取有效特征。各分类后的特征内部仍保留卷积神经网络权值共享和局部连接的特点。池化是指对卷积提取到的特征图进行降采样的过程,可用来降低特征图的维数,但不改变深度。全连接层中每一个神经元都与上一层的所有神经元相连,用来整合上一层中具有类别区分性的局部信

息(严寒,2018)。最后对通过层数自适应卷积得到的各部分特征进行堆叠,作为该模块的输出。

在层数自适应模块,本文构建了3层、5层、7层、9层和11层5种不同深度的网络(图4)供选择,以3层网络为例,对多通道加权卷积后的3层8×8大小的特征层先进行卷积核大小为3×3,卷积核数量为6,步长为2,使用0填充的卷积,然后进入一个池化核大小为2×2,步长为2的最大池化层,得到2×2大小的6层特征图,最后进入一个全连接层,输出20个特征。

3 滑坡影响因子筛选及LAW-CNN网络构建

3.1 滑坡影响因子的筛选

滑坡影响因子间的强相关性会造成数据冗余,影响评价模型的性能(兰恒星等,2002),在进行易发性建模之前,需要检验所选因子之间是否存在强相关性。本文使用皮尔逊相关系数(Chen *et al.*, 2018)对滑坡影响因子之间的相关性进行检验,根据皮尔逊相关系数的规定(张宇镭等,2005):相关系数绝对值越接近于1,表明变量间相关性越强。川藏交通廊道沿线区域的滑坡影响因素的皮尔逊相关系数计算结果如表2所示。可以看出在我们所选择的15个滑坡影响因子中,高程和降雨量间的相关系数为-0.624 3,地面起伏度,地表粗糙度和坡度两两之间具有强相关性。因此,在后续滑坡易发性建模中应考虑剔除高程、坡度、地面起伏度、地表粗糙度、降雨量中至少3个影响因子,以保证所使用的因子间的相关系数均小于0.5。

根据工程地质类比法可知,与过去发生过滑坡灾害相似的地质环境更容易形成新的滑坡,因此,在对滑坡易发性进行建模之前,分析滑坡影响因子的重要性也是一个关键步骤(Pham *et al.*, 2020)。本文使用信息增益比(IGR)法来分析所选影响因子与滑坡发生之间的关系,从而提高模型的预测性能。通过计算发现,各因子层的IGR值(表3)均大于0,表明15个因子对于滑坡发生均有影响。其中,降雨量的IGR值最高,为0.098 5,表明降雨是促进研究区滑坡发生的最主要的影响因素。其次是NDVI、平面曲率和剖面曲率,IGR值约为0.059, TWI、距断层的距离和距河流的距离对于滑坡的发生也有一定的促进作用。曲率和地面起伏度的IGR值最低,表明这两个因子对研究区滑坡的发生影响较小。综合

表 2 皮尔逊相关系数

Table 2 Pearson correlation coefficient

影响因子	高程	坡度	坡向	曲率	平面曲率	剖面曲率	距断层的距离	距河流的距离	距道路的距离	岩性	地表粗糙度	地面起伏度	NDVI	TWI	降雨量
高程	1	0.109 8	0.013 3	0.015 1	-0.101 7	0.080 9	-0.105 1	0.186 2	0.297 3	0.193 5	0.020 5	0.066 6	-0.354 2	-0.118 6	-0.624 3
坡度		1	0.002 9	0.011 5	-0.481 5	0.167 6	-0.070 5	-0.109 8	0.062 6	0.116 9	0.788 2	0.903 4	0.026 3	-0.391 2	-0.140 9
坡向			1	0.004 2	0.005 8	-0.014 8	0.002 9	0.011 6	-0.002 1	-0.040 3	-0.000 5	-0.001 9	-0.110 6	-0.011 6	0.021 0
曲率				1	-0.003 5	-0.029 3	-0.004 1	0.009 2	-0.001 7	-0.001 5	0.063 4	0.044 0	-0.001 6	-0.333 7	0.002 9
平面曲率					1	0.073 3	0.073 9	0.084 5	-0.031 7	-0.057 3	-0.296 3	-0.391 0	-0.081 5	0.247 0	0.125 9
剖面曲率						1	-0.010 1	-0.000 8	0.070 0	0.069 8	0.103 3	0.185 7	0.007 5	-0.058 8	-0.069 9
距断层的距离							1	-0.060 8	-0.028 5	0.184 9	-0.037 2	-0.056 9	0.069 3	0.041 0	0.222 1
距河流的距离								1	0.166 0	0.028 4	-0.054 2	-0.082 2	-0.048 9	-0.008 8	0.027 5
距道路的距离									1	0.039 6	0.040 0	0.056 9	-0.142 5	-0.043 4	-0.049 7
岩性										1	0.073 4	0.103 0	-0.017 1	-0.036 6	-0.117 5
地表粗糙度											1	0.927 1	0.015 5	-0.275 9	-0.043 8
地面起伏度												1	0.024 4	-0.342 8	-0.092 7
NDVI													1	0.000 8	0.117 8
TWI														1	0.050 8
降雨量															1

表 3 影响因子的 IGR 值及权值			
Table 3 Information gain ratios and weights			
影响因子	信息熵	IGR	W
高程	/	0.014 4	/
坡度	12.619 0	0.009 1	0.021 6
坡向	14.229 6	0.021 0	0.049 8
曲率	8.353 9	0.001 5	0.003 6
平面曲率	17.000 8	0.058 6	0.138 9
剖面曲率	17.002 0	0.058 7	0.139 2
距断层的距离	3.983 6	0.024 5	0.058 1
距河流的距离	7.129 6	0.032 6	0.077 3
距道路的距离	5.670 1	0.017 5	0.041 5
岩性	2.882 3	0.007 5	0.017 8
地表粗糙度	/	0.009 1	/
地面起伏度	/	0.005 4	/
NDVI	16.735 4	0.058 7	0.139 2
TWI	15.233 9	0.033 6	0.079 7
降雨量	10.110 1	0.098 5	0.233 5

表 4 不同聚类个数下的 AIC 值			
Table 4 AIC values under different cluster numbers			
聚类个数	2	3	4
AIC 值	21.794 6	14.538 8	16.859 1

因子相关性和重要性计算结果,在后续滑坡易发性建模中应剔除高程、地面起伏度、地表粗糙度 3 个影响因子,其余 12 个因子用于后续建模分析。

3.2 LAW-CNN 权值计算及自适应分层卷积

表 3 显示了多通道加权卷积中对不同因子提取到的特征进行加权卷积的权重 W ,IGR 值越大,对应的因子重要性越高,其对应的权值也越大,模型

训练时会将更多的注意力集中在重要性更大的因子上。

表 3 同样给出了各影响因子所对应的信息熵值,值越大,表示该影响因子图中所蕴含的信息越丰富。使用 K-means 聚类对计算后的信息熵值进行聚类,表 4 给出了几种不同聚类个数下的赤池信息量 (akaike information criterion, AIC), AIC 值 (Akaike, 1978)是用来衡量统计模型拟合优良性的一个标准, AIC 值越小,则聚类效果越好。可以看出,当聚类个数为 3 时,聚类效果最好,此时聚类结果如图 5 所示。将 12 个因子聚类为信息丰富、信息适中、信息简单 3 个类别:信息丰富得有坡度、坡向、平面曲率、剖面曲率、NDVI、TWI 六个因子;信息适中的有曲率、距河流的距离和降雨量 3 个因子;信息简单得有距断层的距离、距道路的距离、岩性 3 个因子。

4 实验结果及分析

为了进一步验证 LAW-CNN 模型的能力,将其与传统的 CNN 模型 (Yi *et al.*, 2020) 和 SVM 模型 (Yu *et al.*, 2019) 进行了对比,上述模型均基于 Python 3.6 平台和 PaddlePaddle 2.0.1 框架实现,使用制作好的 $8 \times 8 \times 12$ 大小的滑坡和非滑坡数据集进行模型训练。通过试错法对模型参数进行调优,最终得到一组最优参数,其中中间层激活函数使用 ReLU,优化器使用 Adam,初始学习率为 0.000 1, CNN 模型的批大小、缓冲大小和迭代次数分别为 64、800 和 799;LAW-CNN 模型的批大小、缓冲大小

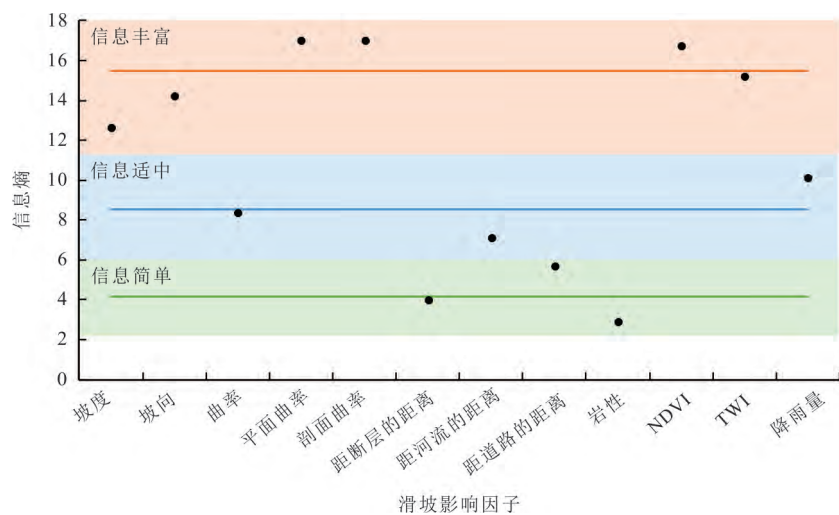


图 5 影响因子信息熵聚类

Fig.5 Information entropy clustering results of influencing factors

和迭代次数分别为 32、750 和 130;SVM 模型中惩罚系数 C 为 0.5, γ 为 0.01. 通过实验分析, 层数自适应网络模块中对于信息简单的因子通道层数设置为 5 (两个卷积层、两个池化层和一个全连接层), 信息适中的因子通道层数设置为 7 (3 个卷积层、3 个池化层和 1 个全连接层), 信息丰富的因子通道层数设置为 9 (4 个卷积层、4 个池化层和 1 个全连接层).

4.1 精度分析

滑坡点密度定义为在某区域所分布的滑坡点个数与该区域面积的比例:

$$R = \frac{Num}{Area}, \quad (7)$$

式(7)中, Num 表示某区域内滑坡点数量, $Area$ 表示该区域面积, 两者比值 R 描述了其单位面积内分布的滑坡点数量. 某易发性分区的滑坡点密度越大, 表明该区域内滑坡分布越稠密, 该区域发生滑坡的概率越高, 反之亦然. 通过比较各易发分区的滑坡点密度, 可以评价易发性分级效果的好坏.

受试者工作特征曲线(receiver operating characteristic curve, ROC)和曲线下面积(area under curve, AUC)值已经被广泛用于滑坡易发性模型精度评价中(李郎平等, 2017; Wang *et al.*, 2019; Thi Ngo *et al.*, 2021). ROC 曲线(Hanley *et al.*, 1982)以伪阳性率(false positive rate, FPR)为 x 轴, 真阳性率(true positive rate, TPR)为 y 轴. 计算公式如下:

$$FPR = \frac{FP}{FP + TN}, \quad (8)$$

$$TPR = \frac{TP}{FN + TP}, \quad (9)$$

式(8)~(9)中, 真实结果与预测结果均为滑坡称为真阳性(true positive, TP); 真实结果与预测结果均为非滑坡称为真阴性(true negative, TN); 真实结果为滑坡, 预测结果为非滑坡称为伪阴性(false negative, FN); 真实结果为非滑坡, 预测结果为滑坡称为伪阳性(false positive, FP). AUC 值是 ROC 曲线下方的面积, 范围在 0~1 之间, AUC 值越大, 则表示分类模型的正确率越高, 精度越好, 反之, 则越差.

SVM 模型、CNN 模型和 LAW-CNN 模型的 ROC 曲线如图 6 所示, AUC 值分别为 0.763 1、0.841 0、0.852 8, LAW-CNN 模型的 AUC 值比 CNN 高 1.18%, 比 SVM 高 8.97%, 表明使用所提出的模型进行滑坡易发性制图精度好于传统的 CNN 模型, 同时深度学习方法远好于传统的机器学习方法, 能更准确拟合滑坡发育与其影响因素间的非线性

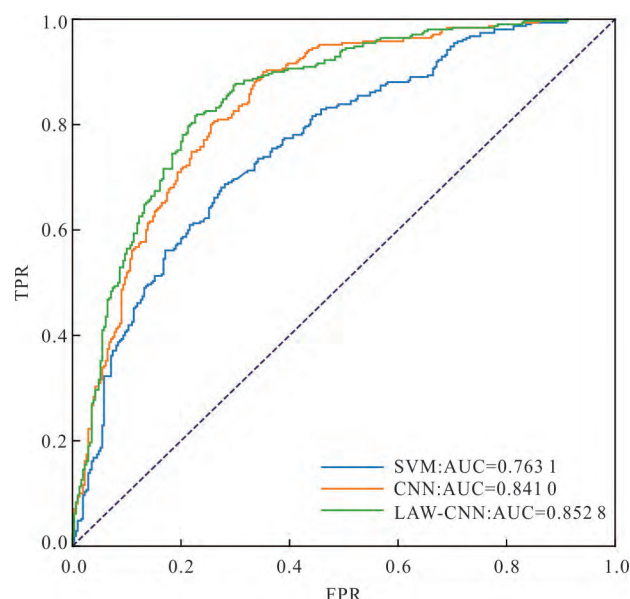


图 6 ROC 曲线

Fig.6 ROC curves

性关系. 这一结果体现了 IGR 计算得到的各因子层重要性是正确的, 同时也说明了多通道加权卷积的可行性及其在处理滑坡易发性问题上的优势. 比较 ROC 曲线的结果, 可以看出层数自适应卷积能够对不同的滑坡影响因子使用合适的网络层数提取有效特征, 有效避免模型冗余, 同时, 多通道加权能够使模型更加准确快速的将注意力集中在贡献值大的特征上. 这些结果表明 LAW-CNN 模型的多通道图像输入、多通道加权卷积和层数自适应卷积能够充分利用因子间的深层信息, 显著提升模型的特征提取性能, 生成更加准确的滑坡易发性图.

4.2 滑坡易发性制图的结果分析

使用训练好的模型对栅格单元进行预测, 得到每个栅格单元被预测为滑坡的概率, 即易发性指数, 其值介于 0~1. 易发性指数越大表示该地区越容易发生滑坡, 反之, 越不容易发生滑坡. 使用自然间断法将生成的研究区易发性图分为极低易发区、低易发区、中等易发区、高易发区和极高易发区 5 个等级. 表 5 统计了 3 种模型预测的易发性分区图中各个易发性等级的分布状况. SVM 模型预测结果中极高易发区、高易发区、中等易发区、低易发区、极低易发区所占比例分别为 16.73%、21.43%、22.90%、21.53%、17.40%. CNN 模型预测结果中极高易发区、高易发区、中等易发区、低易发区、极低易发区所占比例分别为 15.30%、17.87%、18.60%、20.58%、27.66%. LAW-CNN 模型预测结果中极高

表 5 统计分析

Table 5 Statistical analysis

易发性等级	SVM		CNN		LAW-CNN	
	分级栅格数(个)	分级占比(%)	分级栅格数(个)	分级占比(%)	分级栅格数(个)	分级占比(%)
极低易发区	47 987 600	17.40	76 258 529	27.66	93 129 820	33.78
低易发区	59 369 589	21.53	56 739 083	20.58	52 724 600	19.12
中等易发区	63 155 306	22.90	51 278 826	18.60	47 748 787	17.32
高易发区	59 097 511	21.43	49 266 609	17.87	46 530 453	16.88
极高易发区	46 123 198	16.73	42 190 157	15.30	35 589 544	12.91

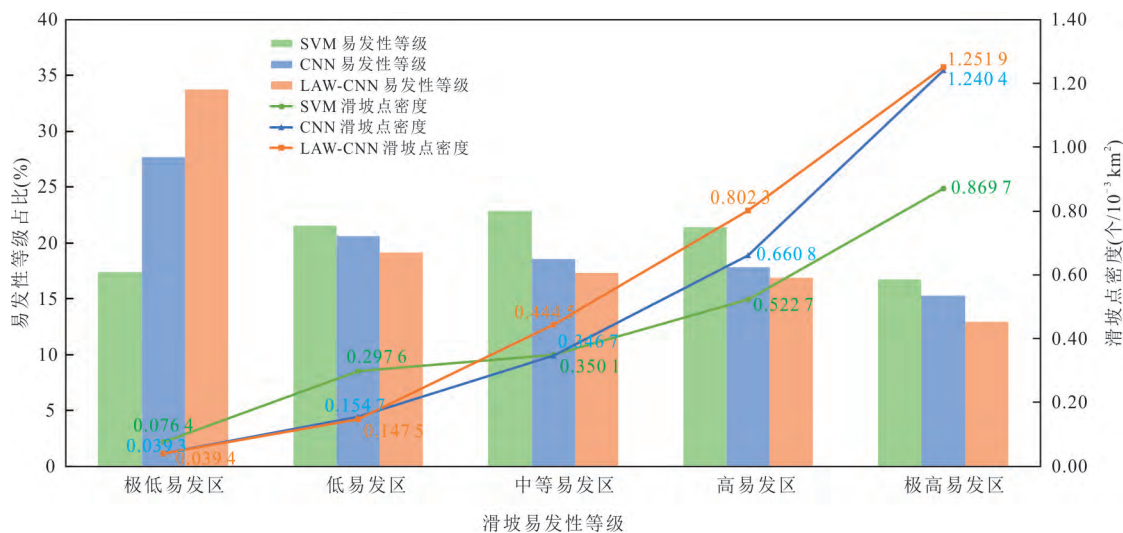


图 7 各易发性等级的滑坡密度

Fig.7 Landslide densities with different levels of susceptibility

易发区、高易发区、中等易发区、低易发区、极低易发区所占比例分别为 12.91%、16.88%、17.32%、19.12%、33.78%。可以看出,SVM 模型所预测的结果中,中等易发区比例最高,而 CNN 模型和 LAW-CNN 模型所预测极低易发区比例最高,极高易发区比例最低,表明 CNN 模型和 LAW-CNN 模型的预测结果更加符合实际情况。同时,所提出的 LAW-CNN 模型预测得到的极低易发区和低易发区比例比 CNN 模型更小,高易发区和极高易发区比例更大。

图 7 给出了滑坡易发区与滑坡点密度的关系。从图 7 中可以看出,随着易发性等级逐渐增大,滑坡点密度值也随之升高,极高易发区滑坡点密度最大,极低易发区滑坡点密度最小,可见 3 种模型都能够正确反映滑坡空间分布的密度趋势。其中,LAW-CNN 模型高易发区和极高易发区的滑坡点密度高于 SVM 模型和 CNN 模型,低易发区和极低易发区滑坡点密度低于 SVM 模型和 CNN 模型,表明 LAW-CNN 模型具有最大的滑坡点密度区分度,其

分区结果更符合滑坡的空间分布。因此,本文提出的 LAW-CNN 模型相比传统的 CNN 模型和 SVM 模型,能够进一步提高预测的准确性,更适合滑坡易发性制图工作。

使用 3 种模型得到的研究区滑坡易发性分级如图 8 所示。可以看出,各模型预测结果具有一定的相似性,易发性图中大部分区域都被预测为低易发区和极低易发区,滑坡点基本都分布于高易发区和极高易发区。高易发区和极高易发区主要沿大江大河两侧分布,且横断山区高易发性和极高易发性区域较多,易发性水平较低的区域主要分布在成都—雅安等平坦地带以及青藏高原地势平坦的波密县和拉萨市附近的区域。对最优模型生成的川藏交通廊道滑坡易发性图按照流域进行分段分级统计,如图 9 所示。根据研究区大江大河划分为 5 个子流域:岷江—大渡河流域、雅砻江流域、金沙江流域、怒江—澜沧江流域和雅鲁藏布江流域,流域边界如图 8 所示。从图 8 中可以看出,除金沙江流域和怒江—澜沧江流域外,其他流域内极低易发区比例最高,其中

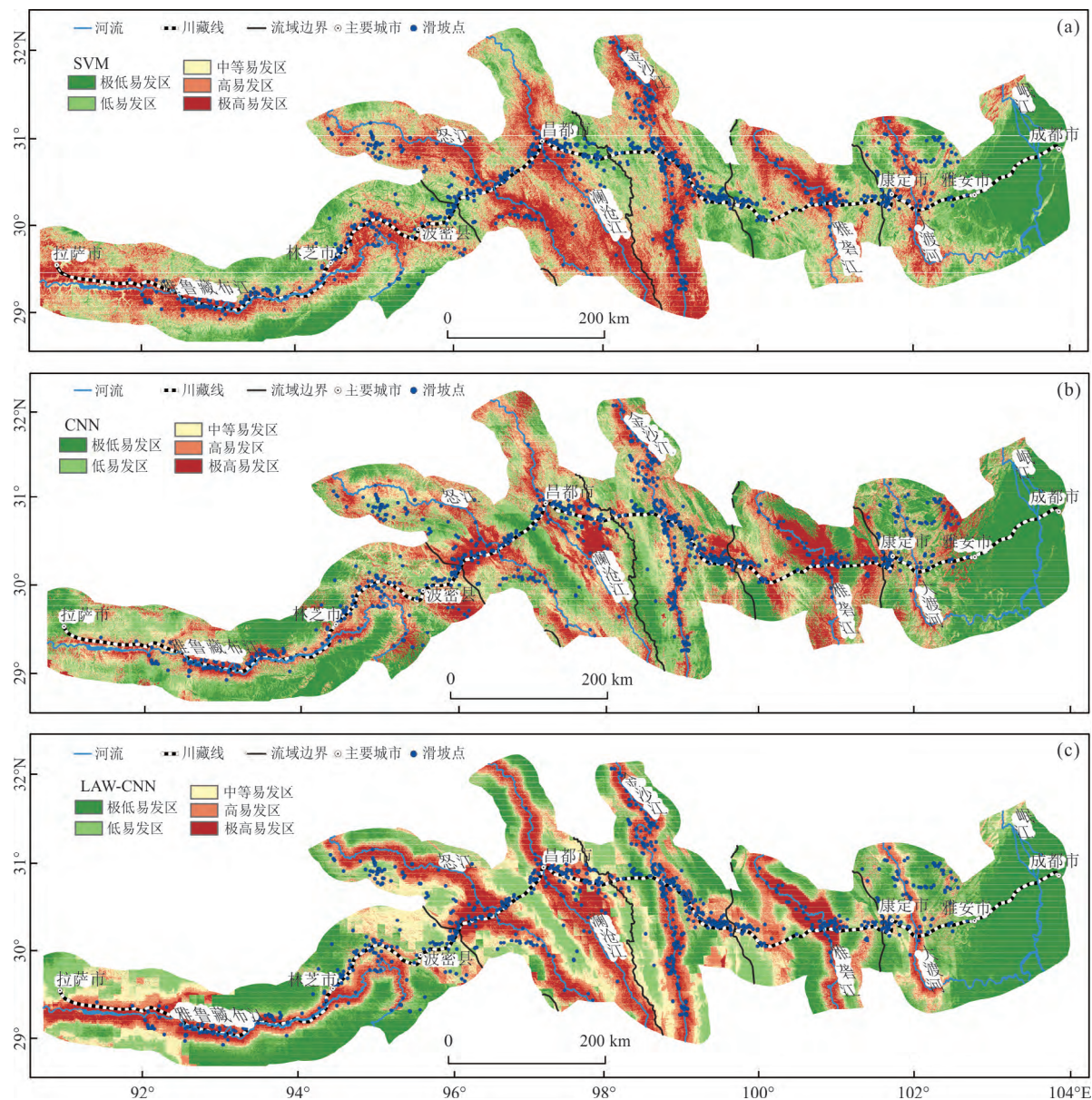


图 8 滑坡易发性分级
Fig.8 Landslide susceptibility maps

岷江—大渡河流域极低易发区比例超过 60%。极高易发区和高易发区比例最大的区域在雅砻江流域,金沙江流域和怒江—澜沧江流域。综合分析,滑坡最容易发生在雅砻江流域和怒江—澜沧江流域,其次是金沙江流域和雅鲁藏布江流域,这些地区地形起伏大,降雨量较大,人类工程和地震使这些地区更容易发生滑坡。岷江—大渡河流域滑坡发生的概率较低,受降雨等诱发因素的影响较小。

5 讨论

层数自适应网络模块中,根据不同的信息熵值

使用K-means聚类为3个类别,对2.2.2节中构建的5种不同深度的网络进行随机组合,共组成7种不同的组合,按照信息较少,信息适中和信息丰富的顺序对应层数分别为3-5-7、3-5-9、3-7-9、5-7-9、5-7-11、5-9-11和7-9-11。分别使用相应的数据集对7种模型进行训练,以相同的测试集对几种组合的模型精度进行评定。图10显示了几种不同组合的模型的ROC曲线。可以看出5-7-9组合AUC值最高,为0.8528;3-5-7组合最差,为0.8381。对比3-5-7和3-5-9组合,可以看出对于信息量丰富的类别,9层比7层能够更好地提取深层特征;对比5-7-9和5-7-11组合,可以看出信息量丰富的类别选用11层时,其

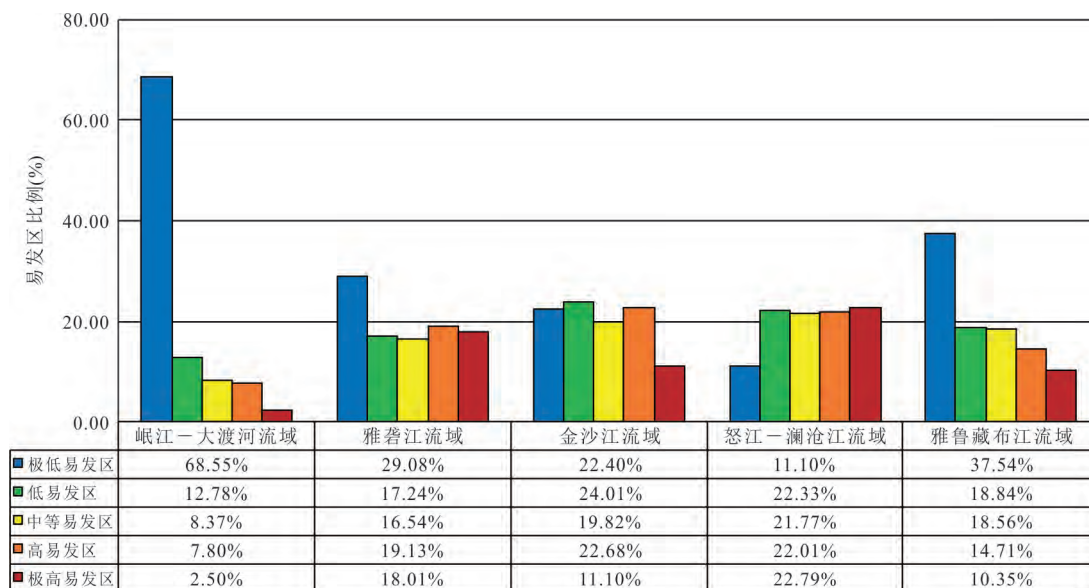


图9 川藏交通廊道各段滑坡易发性统计图

Fig.9 Statistics of landslide susceptibility in different sections of the Sichuan-Tibet traffic corridor

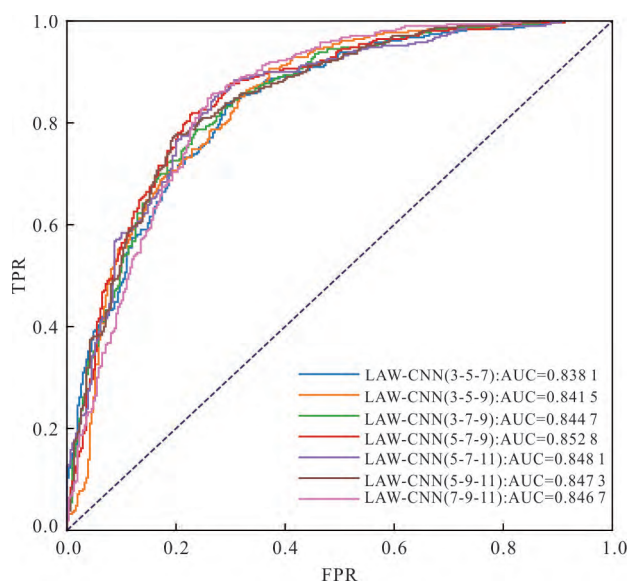


图10 几种不同组合模型的ROC曲线

Fig.10 ROC curves with different combinations

AUC值下降,因此,对于信息量丰富的类别,9层的网络深度是一个最优层数.对比3-5-9、3-7-9组合和5-7-11、5-9-11组合,可以看出对于信息量适中的类别,7层是一个最优的网络深度,已经能够充分提取该类别所包含的信息,减少网络层数或增加网络层数都会使得模型精度下降.对比3-7-9、5-7-9组合和5-9-11、7-9-11组合,可以看出5层的网络深度对于所含信息简单的类别更加适合.但针对不同的研究区域和不同的研究任务,还应选择更加合适的网络深度.

6 结论

本文以川藏交通廊道沿线地区为研究区,选取了坡度、坡向、曲率、平面曲率、剖面曲率、NDVI、岩性、TWI、距断层距离、距河流距离、距道路距离、降雨量等12个因子建立滑坡易发性评价体系,提出一种LAW-CNN进行滑坡易发性评价,得出了以下结论.

(1)使用信息增益比法定量描述了所选影响因子与滑坡发生之间的关系,表明研究区滑坡发生的主要影响因素是降雨、NDVI、平面曲率、剖面曲率、TWI和距河流的距离.

(2)提出一种层数自适应加权卷积神经网络,根据信息增益比计算结果对多通道加权,提升模型训练能力.同时,对各因子层进行信息熵聚类,根据所包含信息的丰富性自适应选择合适的网络深度,充分提取各因子的深层特征,生成川藏交通廊道沿线滑坡易发性图.

(3)研究区内高易发区和极高易发区主要集中在雅鲁藏布江、怒江、澜沧江、金沙江、雅砻江等大江大河两侧与横断山区.雅砻江流域、金沙江流域和怒江—澜沧江流域易发性水平较高,岷江—大渡河流域及波密县和拉萨市附近等地带易发性水平较低.

(4)将所提出模型与传统的CNN模型进行对比,LAW-CNN模型的AUC值(0.852 8)和高易发区滑坡点密度均优于传统的CNN模型,表明在研

究区内,使用LAW-CNN模型进行滑坡易发性评价的预测结果更准确,能够较好地反映研究区滑坡易发性的分布状况。

(5)本文所提出的模型虽然在川藏交通廊道沿线易发性评价工作中较传统方法更优,但川藏线覆盖区域地质环境复杂,各段滑坡主控因素也不相同,因此,有必要进行分段建模,提高川藏交通廊道沿线滑坡易发性制图的准确性,这也将是下一步研究工作的重点。

References

- Akaike, H., 1978. A Bayesian Analysis of the Minimum AIC Procedure. *Annals of the Institute of Statistical Mathematics*, 30(1): 9—14. <https://doi.org/10.1007/bf02480194>
- Chen, W., Zhang, S., Li, R. W., et al., 2018. Performance Evaluation of the GIS-Based Data Mining Techniques of Best-First Decision Tree, Random Forest, and Naïve Bayes Tree for Landslide Susceptibility Modeling. *Science of the Total Environment*, 644:1006—1018. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2018.06.389>
- Cui, P., Zou, Q., 2021. Evolution Law and Engineering Risk of Mountain Hazards in Sichuan-Tibet Traffic Corridor. Science Press, Beijing, 432(in Chinese).
- Dou, J., Yunus, A. P., Merghadi, A., et al., 2020. Different Sampling Strategies for Predicting Landslide Susceptibilities are Deemed Less Consequential with Deep Learning. *Science of the Total Environment*, 720:137320. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2020.137320>
- Ermini, L., Catani, F., Casagli, N., 2005. Artificial Neural Networks Applied to Landslide Susceptibility Assessment. *Geomorphology*, 66(1—4): 327—343. <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2004.09.025>
- Guo, C. B., Wu, R. A., Jiang L. W., et al., 2021. Typical Geohazards and Engineering Geological Problems along the Ya'an-Linzi Section of the Sichuan-Tibet Railway, China. *Geoscience*, 35(1): 1—17(in Chinese with English abstract).
- Guo, C. B., Zhang, Y. S., Jiang, L. W., et al., 2017. Discussion on the Environmental and Engineering Geological Problems along the Sichuan-Tibet Railway and Its Adjacent Area. *Geoscience*, 31(5): 877—889(in Chinese with English abstract).
- Guo, Z. Z., Yin, K. L., Fu, S., et al., 2019. Evaluation of Landslide Susceptibility Based on GIS and WOE-BP Model. *Earth Science*, 44(12):4299—4312(in Chinese with English abstract).
- Hanley, J. A., McNeil, B. J., 1982. The Meaning and Use of the Area under a Receiver Operating Characteristic (ROC) Curve. *Radiology*, 143(1): 29—36. <https://doi.org/10.1148/radiology.143.1.7063747>
- Hu, R. L., Fan, L. F., Wang, S. S., et al., 2013. Theory and Method for Landslide Risk Assessment—Current Status and Future Development. *Journal of Engineering Geology*, 21(1):76—84(in Chinese with English abstract).
- Hu, X. C., Zhu, C. Y., Chen, Y., 2021. Research and Analysis of Deep Convolution Neural Network Model. *Information Technology and Informatization*, (4): 107—110(in Chinese with English abstract).
- Krizhevsky, A., Sutskever, I., Hinton, G. E., 2017. ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks. *Communications of the ACM*, 60(6):84—90. <https://doi.org/10.1145/3065386>
- Lan, H. X., Wu, F. Q., Zhou, C. H., et al., 2002. Analysis on Susceptibility of GIS Based Landslide Triggering Factors in Yunnan Xiaojiang Watershed. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 21(10):1500—1506(in Chinese with English abstract).
- Li, L. P., Lan, H. X., Guo, C. B., et al., 2017. A Modified Frequency Ratio Method for Landslide Susceptibility Assessment. *Landslides*, 14(2): 727—741. <https://doi.org/10.1007/s10346-016-0771-x>
- Li, L. P., Lan, H. X., Guo, C. B., et al., 2017. Geohazard Susceptibility Assessment along the Sichuan-Tibet Railway and Its Adjacent Area Using an Improved Frequency Ratio Method. *Geoscience*, 31(5):911—929(in Chinese with English abstract).
- Li, T. F., Zhao, Z. B., Sun, C., et al., 2020. Adaptive Channel Weighted CNN with Multisensor Fusion for Condition Monitoring of Helicopter Transmission System. *IEEE Sensors Journal*, 20(15): 8364—8373. <https://doi.org/10.1109/jsen.2020.2980596>
- Li, X. Z., Cui, Y., Zhang, X. G., et al., 2019. Types, Characteristics and Spatial Distribution Law of Landslides and Collapses along Sichuan-Tibet Railway. *Journal of Engineering Geology*, 27(Suppl. 1): 110—120(in Chinese with English abstract).
- Lü, H. M., Shen, J. S., Arulrajah, A., 2018. Assessment of Geohazards and Preventative Countermeasures Using AHP Incorporated with GIS in Lanzhou, China. *Sustainability*, 10(2):304. <https://doi.org/10.3390/su10020304>
- Peng, J. B., Cui, P., Zhuang, J. Q., 2020. Challenges to Engineering Geology of Sichuan-Tibet Railway. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 39(12):2377—2389(in Chinese with English abstract).

- Pham, B. T., Prakash, I., Dou, J., et al., 2020. A Novel Hybrid Approach of Landslide Susceptibility Modelling Using Rotation Forest Ensemble and Different Base Classifiers. *Geocarto International*, 35(12): 1267—1292. <https://doi.org/10.1080/10106049.2018.1559885>.
- Pourghasemi, H. R., Yansari, Z. T., Panagos, P., et al., 2018. Analysis and Evaluation of Landslide Susceptibility: A Review on Articles Published during 2005—2016 (Periods of 2005—2012 and 2013—2016). *Arabian Journal of Geosciences*, 11(9). <https://doi.org/10.1007/s12517-018-3531-5>
- Reichenbach, P., Rossi, M., Malamud, B. D., et al., 2018. A Review of Statistically - Based Landslide Susceptibility Models. *Earth-Science Reviews*, 180:60—91. <https://doi.org/10.1016/j.earscirev.2018.03.001>
- Sameen, M. I., Pradhan, B., Lee, S., 2020. Application of Convolutional Neural Networks Featuring Bayesian Optimization for Landslide Susceptibility Assessment. *Catena*, 186: 104249. <https://doi.org/10.1016/j.catena.2019.104249>
- Sun, D. L., Wen, H. J., Wang, D. Z., et al., 2020. A Random Forest Model of Landslide Susceptibility Mapping Based on Hyperparameter Optimization Using Bayes Algorithm. *Geomorphology*, 362: 107201. <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2020.107201>
- Sun, D. L., Xu, J. H., Wen, H. J., et al., 2021. Assessment of Landslide Susceptibility Mapping Based on Bayesian Hyperparameter Optimization: A Comparison between Logistic Regression and Random Forest. *Engineering Geology*, 281: 105972. <https://doi.org/10.1016/j.enggeo.2020.105972>
- Szegedy, C., Liu, W., Jia, Y. Q., et al., 2015. Going Deeper with Convolutions. 2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, Boston, MA, 1—9. <https://doi.org/10.1109/cvpr.2015.7298594>
- Tan, L., Chen, G., Wang, S. Y., et al., 2014. Landslide Susceptibility Mapping Based on Logistic Regression and Support Vector Machine. *Journal of Engineering Geology*, 22(1):56—63(in Chinese with English abstract).
- Tang, X. N., 2019. Evaluation of Landslide Susceptibility in Lüliang City Based on Convolutional Neural Network and Comprehensive Index Model (Dissertation). Taiyuan University of Technology, Taiyuan(in Chinese with English abstract).
- Thi Ngo, P. T., Panahi, M., Khosravi, K., et al., 2021. Evaluation of Deep Learning Algorithms for National Scale Landslide Susceptibility Mapping of Iran. *Geoscience Frontiers*, 12(2): 505—519. <https://doi.org/10.1016/j.gsf.2020.06.013>
- Tien Bui, D., Ho, T. C., Pradhan, B., et al., 2016. GIS-Based Modeling of Rainfall - Induced Landslides Using Data Mining - Based Functional Trees Classifier with Ada-Boost, Bagging, and MultiBoost Ensemble Frameworks. *Environmental Earth Sciences*, 75(14):1—22. <https://doi.org/10.1007/s12665-016-5919-4>
- Wang, H. J., Zhang, L. M., Luo, H. Y., et al., 2021. AI-Powered Landslide Susceptibility Assessment in Hong Kong. *Engineering Geology*, 288: 106103. <https://doi.org/10.1016/j.enggeo.2021.106103>
- Wang, X. H., 2020. Landslides Susceptibility Evaluation in Loess Mountain: A Case Study of Shanxi Linxian - Shaanxi Qingjian Area (Dissertation). Xi'an University of Science and Technology, Xi'an(in Chinese with English abstract).
- Wang, Y., Fang, Z. C., Hong, H. Y., 2019. Comparison of Convolutional Neural Networks for Landslide Susceptibility Mapping in Yanshan County, China. *Science of the Total Environment*, 666:975—993. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2019.02.263>
- Wang, Y., Fang, Z. C., Wang, M., et al., 2020. Comparative Study of Landslide Susceptibility Mapping with Different Recurrent Neural Networks. *Computers & Geosciences*, 138: 104445. <https://doi.org/10.1016/j.cageo.2020.104445>
- Yan, H., 2018. Research on Image Classification Algorithms Based on Convolutional Neural Network (Dissertation). Northwest University, Xi'an(in Chinese with English abstract).
- Yang, X., Liu, R., Yang, M., et al., 2021. Incorporating Landslide Spatial Information and Correlated Features among Conditioning Factors for Landslide Susceptibility Mapping. *Remote Sensing*, 13(11): 2166. <https://doi.org/10.3390/rs13112166>
- Ye, Z., Yu, J. B., 2021. Feature Extraction of Gearbox Vibration Signals Based on Multi-Channels Weighted Convolutional Neural Network. *Journal of Mechanical Engineering*, 57(1): 110—120(in Chinese with English abstract).
- Yi, Y. N., Zhang, Z. J., Zhang, W. C., et al., 2020. Landslide Susceptibility Mapping Using Multiscale Sampling Strategy and Convolutional Neural Network: A Case Study in Jiuzhaigou Region. *Catena*, 195: 104851. <https://doi.org/10.1016/j.catena.2020.104851>
- Yu, L. B., Cao, Y., Zhou, C., et al., 2019. Landslide Susceptibility Mapping Combining Information Gain Ratio and Support Vector Machines: A Case Study from Wushan

- Segment in the Three Gorges Reservoir Area, China. *Applied Sciences*, 9(22): 4756. <https://doi.org/10.3390/app9224756>
- Yu, X. Y., 2016. Study on the Landslide Susceptibility Evaluation Method Based on Multi-Source Data and Multi-Scale Analysis (Dissertation). China University of Geosciences, Wuhan (in Chinese with English abstract).
- Zêzere, J. L., Pereira, S., Melo, R., et al., 2017. Mapping Landslide Susceptibility Using Data-Driven Methods. *Science of the Total Environment*, 589: 250–267. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2017.02.188>
- Zhang, C. L., Li, Z. H., Yu, C., et al., 2021. Landslide Detection of the Jinsha River Region Using GACOS Assisted InSAR Stacking. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 46(11): 1649–1657 (in Chinese with English abstract).
- Zhang, W., Bai, S. B., Wang, J., 2010. Regional Landslide Susceptibility Assessments Based Expert Experience: A Case Study of Gaopingpu Reservoir Area, Pingwu County, Sichuan Province. *Journal of Geological Hazards and Environment Preservation*, 21(4): 20–23, 37 (in Chinese with English abstract).
- Zhang, Y. L., Dang, Y., He, P. A., 2005. Quantitative Analysis of the Relationship of Biology Species Using Pearson Correlation Coefficient. *Computer Engineering and Applications*, 41 (33): 79–82, 99 (in Chinese with English abstract).
- Zhang, Y. X., Lan, H. X., Li, L. P., et al., 2020. Optimizing the Frequency Ratio Method for Landslide Susceptibility Assessment: A Case Study of the Caiyuan Basin in the Southeast Mountainous Area of China. *Journal of Mountain Science*, 17(2): 340–357. <https://doi.org/10.1007/s11629-019-5702-6>
- Zhou, C., Yin, K. L., Cao, Y., et al., 2020. Landslide Susceptibility Assessment by Applying the Coupling Method of Radial Basis Neural Network and Adaboost: A Case Study from the Three Gorges Reservoir Area. *Earth Science*, 45(6): 1865–1876 (in Chinese with English abstract).
- 附中文参考文献**
- 崔鹏, 邹强, 2021. 川藏交通廊道山地灾害演化规律与工程风险. 北京: 科学出版社, 432.
- 郭长宝, 吴瑞安, 蒋良文, 等, 2021. 川藏交通廊道雅安—林芝段典型地质灾害与工程地质问题. 现代地质, 35(1): 1–17.
- 郭长宝, 张永双, 蒋良文, 等, 2017. 川藏交通廊道沿线及邻区环境工程地质问题概论. 现代地质, 31(5): 877–889.
- 郭子正, 殷坤龙, 付圣, 等, 2019. 基于 GIS 与 WOE-BP 模型的滑坡易发性评价. 地球科学, 44(12): 4299–4312.
- 胡瑞林, 范林峰, 王珊珊, 等, 2013. 滑坡风险评价的理论与方法研究. 工程地质学报, 21(1): 76–84.
- 胡小春, 朱成宇, 陈燕, 2021. 深度卷积神经网络模型的研究分析. 信息技术与信息化, (4): 107–110.
- 兰恒星, 伍法权, 周成虎, 等, 2002. 基于 GIS 的云南小江流域滑坡因子敏感性分析. 岩石力学与工程学报, 21(10): 1500–1506.
- 李郎平, 兰恒星, 郭长宝, 等, 2017. 基于改进频率比法的川藏交通廊道沿线及邻区地质灾害易发性分区评价. 现代地质, 31(5): 911–929.
- 李秀珍, 崔云, 张小刚, 等, 2019. 川藏交通廊道全线崩滑灾害类型、特征及其空间分布发育规律. 工程地质学报, 27 (增刊 1): 110–120.
- 彭建兵, 崔鹏, 庄建琦, 2020. 川藏交通廊道对工程地质提出的挑战. 岩石力学与工程学报, 39(12): 2377–2389.
- 谭龙, 陈冠, 王思源, 等, 2014. 逻辑回归与支持向量机模型在滑坡敏感性评价中的应用. 工程地质学报, 22(1): 56–63.
- 唐晓娜, 2019. 基于卷积神经网络和综合指数模型的吕梁市滑坡灾害易发性评价 (硕士学位论文). 太原: 太原理工大学.
- 王小浩, 2020. 黄土山区滑坡敏感性评价研究 (硕士学位论文). 西安: 西安科技大学.
- 严寒, 2018. 基于卷积神经网络的图像分类算法研究 (硕士学位论文). 西安: 西北大学.
- 叶壮, 余建波, 2021. 基于多通道加权卷积神经网络的齿轮箱振动信号特征提取. 机械工程学报, 57(1): 110–120.
- 于宪煜, 2016. 基于多源数据和多尺度分析的滑坡易发性评价方法研究 (博士学位论文). 武汉: 中国地质大学.
- 张成龙, 李振洪, 余琛, 等, 2021. 利用 GACOS 辅助下 InSAR Stacking 对金沙江流域进行滑坡监测. 武汉大学学报 (信息科学版), 46(11): 1649–1657.
- 张文, 白世彪, 王建, 2010. 基于专家经验值的滑坡易发性评价——以四川平武高坪铺库区为例. 地质灾害与环境保护, 21(4): 20–23, 37.
- 张宇镭, 党琰, 贺平安, 2005. 利用 Pearson 相关系数定量分析生物亲缘关系. 计算机工程与应用, 41(33): 79–82, 99.
- 周超, 殷坤龙, 曹颖, 等, 2020. 基于集成学习与径向神经网络耦合模型的三峡库区滑坡易发性评价. 地球科学, 45 (6): 1865–1876.