

中国科技核心期刊 《中国科学引用文数据库》来源期刊 Caj-cd规范获奖期刊

THE CHINESE JOURNAL OF GEOLOGICAL HAZARD AND CONTROL

融合注意力机制的双通道网络及其在沟谷型泥石流易发性评价中的应用

罗雨梦,王保云,袁若浩,王 旭,刘存熙,陈跨越

Susceptibility evaluation of valley debris flow based on dual-channel network with fusion attention mechanism

LUO Yumeng, WANG Baoyun, YUAN Ruohao, WANG Xu, LIU Cunxi, and CHEN Kuayue

在线阅读 View online: https://doi.org/10.16031/j.cnki.issn.1003-8035.202305003

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于残差注意力机制的泥石流沟谷识别

Debris flow gully recognition based on residual attention mechanism 刘坤香, 王保云, 徐繁树, 韩俊 中国地质灾害与防治学报. 2022, 33(6): 134-141

基于原型网络的云南怒江州泥石流灾害易发性评价与区划

A case study on the susceptibility assessment of debris flows disasters based on prototype network in Nujiang Prefecture, Yunnan Province 韩俊, 王保云 中国地质灾害与防治学报. 2023, 34(5): 117–129

基于多尺度卷积神经网络的深圳市滑坡易发性评价

Landslide susceptibility assessment in Shenzhen based on multi-scale convolutional neural networks model 张清, 何毅, 陈学业, 高秉海, 张立峰, 赵占骜, 路建刚, 张雅蕾 中国地质灾害与防治学报. 2024, 35(4): 146-162

基于机器学习的伊犁河谷黄土区泥石流易发性评估

Susceptibility assessment of debris flow disaster based on machine learning models in the loess area along Yili Valley 李志,陈宁生,侯儒宁,吴铭洋,张瀛玉龙,杜鹏 中国地质灾害与防治学报. 2024, 35(3): 129-140

基于信息量模型的云南东川泥石流易发性评价

Susceptibility assessment of debris flows based on information model in Dongchuan, Yunnan Province 孙滨, 祝传兵, 康晓波, 叶雷, 刘益 中国地质灾害与防治学报. 2022, 33(5): 119–127

基于沟域单元的康定市泥石流易发性评价

Susceptibility assessment of debris flow based on watershed units in Kangding City, Sichuan Province 王峰, 杨帆, 江忠荣, 吴鄂, 汪冠 中国地质灾害与防治学报. 2023, 34(3): 145–156



关注微信公众号,获得更多资讯信息

DOI: 10.16031/j.cnki.issn.1003-8035.202305003

罗雨梦, 王保云, 袁若浩, 等. 融合注意力机制的双通道网络及其在沟谷型泥石流易发性评价中的应用[J]. 中国地质灾害与防治学报, 2025, 36(1): 156-168.

LUO Yumeng, WANG Baoyun, YUAN Ruohao, et al. Susceptibility evaluation of valley debris flow based on dual-channel network with fusion attention mechanism[J]. The Chinese Journal of Geological Hazard and Control, 2025, 36(1): 156-168.

融合注意力机制的双通道网络及其在沟谷型泥石流 易发性评价中的应用

罗雨梦¹, 王保云^{1,2}, 袁若浩¹, 王 旭¹, 刘存熙¹, 陈跨越¹ (1. 云南师范大学数学学院, 云南 昆明 650500; 2. 云南省高校复杂系统建模及 应用重点实验室, 云南 昆明 650500)

摘要:针对泥石流灾害评估问题,文章提出了一种新的轻量化卷积神经网络模型——融合注意力机制的双通道网络(dualchannel fusion attention mechanism network, DCFAMNet),旨在快速识别沟谷型泥石流灾害。首先,根据历史泥石流点记录,以 沟谷数字高程图像(digital elevation map, DEM)及遥感影像为数据源,设计以双通道网络结构为基础技术框架,在DEM 图 像特征提取通道引入通道注意力机制强调图像特征的网络通道权重,在遥感影像特征通道引入 3D 卷积块提取沟谷的地 表信息,在特征融合阶段利用深度可分离卷积进行更多的特征信息交互。其次,对相关流域的潜在威胁沟谷作出易发性 预测,绘制泥石流灾害易发性图。最后,可视化 DCFAMNet提取到的沟谷坡向、曲率、坡度等深层特征定位目标关键特 征。结果表明,利用 DCFAMNet结合 GIS 技术对泥石流沟谷的识别率可达到 80%, AUC 值为 0.75,表现良好。保存模型最 佳参数评估相关沟谷易发性,通过 AreGIS 做可视化分析将泥石流灾害分为 5 个评价等级,并确定泥石流极高易发性,得 出高易发区主要分布在贡山县独龙江干流、福贡县怒江干流等水系区域,兰坪县相对较安全。结果可为山区泥石流防灾 减灾工作提供有用的参考和依据。

Susceptibility evaluation of valley debris flow based on dual-channel network with fusion attention mechanism

LUO Yumeng¹, WANG Baoyun^{1,2}, YUAN Ruohao¹, WANG Xu¹, LIU Cunxi¹, CHEN Kuayue¹

 (1. School of Mathematics, Yunnan Normal University, Kunming, Yunnan 650500, China; 2. Key Laboratory of Complex System Modeling and Application for Universities in Yunnan, Kunming, Yunnan 650500, China)

Abstract: In addressing the issue of debris flow disaster assessment, this paper proposes a novel lightweight convolutional neural network model, the Dual-Channel Fusion Attention Mechanism Network (DCFAMNet), designed to rapidly identifying the susceptibility of gully-type debris flows. The main contributions of this paper are as follows: Firstly, based on historical

收稿日期: 2023-05-04; 修订日期: 2023-06-23 投稿网址: https://www.zgdzzhyfzxb.com/

基金项目: 国家自然科学基金项目(61966040);云南师范大学研究生科研训练基金项目(YJSJJ23-B107)

第一作者:罗雨梦(1999—),女,四川威远县人,运筹学与控制论专业,硕士研究生,主要从事泥石流灾害识别及机器学习研究。 E-mail: 964232703@qq.com

通讯作者: 王保云(1977—), 男, 云南华宁县人, 信号与信息处理专业, 博士, 副教授, 主要从事机器学习及图像处理研究。 E-mail: wspbmly@163.com

debris flow records and using Digital Elevation Maps (DEMs) and remote sensing images as data sources, a dual-channel network structure is designed as the basic technical framework. Within the DEM image feature extraction channel, a channel attention mechanism is introduced to emphasize the channel weights of the image features, while in the remote sensing image feature extraction channel, 3D convolutional blocks are employed to extract the surface information of the gullies. In the feature fusion stage, depthwise separable convolutions are used to facilitate more interaction of feature information. Secondly, the susceptibility prediction of potential threats gullies in the related basins is made, and susceptibility maps of debris flow disasters are generated. Finally, DCFAMNet visualizes the extracted deep features such as gully slope, curvature, and slope orientation. Experimental results indicate that, by integrating the DCFAMNet with GIS technology, the identification rate for debris flow gullies can reach up to 80%, with an AUC value of 0.75, indicating good performance. The best parameters of the model are retained for assessing the susceptiblity scores of the relevant gullies. Through visualization analysis in ArcGIS, the debris flow disaster risk is categorized into five assessment levels. It is determined that the extremely high susceptibility and high susceptibility zones for debris flows are primarily distributed in the mainstream of the Dulong River in Gongshan County and the mainstream of the Nujiang River in Fugong County, while Lanping County is relatively safe. The findings of this research can provide valuable insights and foundations for the prevention and mitigation of debris flow disasters in mountainous regions. Keywords: convolutional neural network; debris flow; digital elevation map; remote sensing image; deep learning; susceptibility assessment

0 引言

泥石流是一种广泛分布于山区、沟谷深壑等特殊 地形的自然灾害,具有突出的链式灾害特征[1-2]。按照 发育泥石流的地貌条件划分,可以将泥石流划分为坡面 型、沟谷型两类。中国幅员辽阔,自然条件复杂,其中 大江大河汇聚成的沟谷集水区众多,在雨季暴雨频繁时 易产生沟谷型泥石流,故对沟谷型泥石流的调查研究为 当前防灾减灾的重点内容之一[3]。随着对泥石流工作 调查研究的发展,国内外许多学者采用了不同的方法对 泥石流灾害开展易发性评估。第一,基于现场勘察、专 家经验的方法。Carrara等^[4]在实地勾勒泥石流危险区 时主要根据经验对岩石及其他环境条件进行综合估 值。Zhou 等^[5]研究了汶川地震灾后泥石流发育特点,建 立流域高程差、流域面积、面积高差比与地震引起的松 散物质面积之间的经验模型,以此作为判断该流域发育 泥石流的阀值。此方法依赖于研究者的主观性且调查 范围小、耗费人力物力,不利于开展大规模泥石流灾害 识别。第二、基于数值模拟的方法,首先确定模拟的动 力学模型,再输入需模拟的某条沟谷的具体运动参数, 如泥石流重度和泥沙修正系数等。侯圣山等^[6]基于 FLO-2D 模型模拟降雨时的泥石流发育特征,得到了在沟谷 不同地段泥石流流量时间变化曲线图以及泥石流的流 体深度、流速空间分布。乔渊等^[7]利用 Massflow 软件 在不同降雨频率下模拟泥石流运动的流动速度、堆积 深度、堆积范围,再根据泥石流的强度与危险性分区。 此方法常用于一条或者几条沟谷的评估,并不能同时进行上百条的沟谷灾害评估。第三、基于统计学的方法,统计历史泥石流沟谷的各项属性,如主沟长度、流域面积、高程差等,选择合适的函数拟合各项属性,将拟合的函数作为易发性评价函数。Rowbotham等^[8]运用逻辑回归方法讨论流域内各因子阈值与诱发泥石流的相关性,主要对流域高程、坡度、坡向、剖面曲率、平面曲率和平均曲率等因素进行分析,逻辑回归判别分析表明流域泥石流发生与沟谷的坡度、坡向成强相关。丛威青等^[9]对当日雨量和前期有效降雨量进行回归分析,对降雨型泥石流临界雨量值做定量分析,进行定量化预测。此方法易受选取的因子影响,不具有很好的泛化效果,不利于大面积灾害排查工作。

随着多年来预警运行中地质历史泥石流调查数据 及泥石流诱发因素等大数据积累,这些数据具有非线 性、时空性等特点,为开展基于机器学习的泥石流灾害 预测探索奠定了基础。近年来国内外学者开始研究基 于多种机器学习模型的泥石流孕灾沟谷的易发性评价, 利用网络建立与区域相适应的泥石流识别模型。王常 明等^[10]采用模糊 c 均值聚类(FCM)方法联合支持向量 机(SVM)开展泥石流灾害易发程度分析。张书豪等^[11] 将随机森林与 GIS 技术相结合,不考虑数据尺度、区间 划分等因素,评估因子对泥石流发育的贡献度来评价泥 石流灾害易发程度。这些方法对泥石流灾害易发性评 价均取得了不错的效果,但是这些方法需要人为挑选特 征因子且使用沟谷的统计量(如高程、流域面积、主沟 长度等)进行灾害易发性分析,不但主观性极大而且忽 略了原始数据中包含的其他大量有效的信息。对于泥 石流灾害来说,其成因机理复杂、影响因素众多,深度 学习模型在理论上能够更好地拟合泥石流致灾因子并 准确预测潜在的泥石流灾害,卷积神经网络具有强大的 特征学习能力,被广泛地应用于图像识别等方面,因此 基于卷积神经网络的泥石流易发性分析方法具有很强 的应用前景。

针对以上研究问题,本文利用泥石流沟谷 DEM 图 像、遥感影像结合深度学习方法对泥石流灾害识别进 行研究,设计了一个新的轻量型卷积神经网络—融合 注意力机制的双通道网络(dual-channel fusion attention mechanism network, DCFAMNet)进行泥石流灾害易发 性评估。选择云南省怒江州地区作为研究区域,构建历 史泥石流灾害数据集,探索使用 DCFAMNet 进行泥石 流灾害评估的可行性,自动实现泥石流沟谷的快速识别 与易发程度计算,开展区域性泥石流灾害易发性工作研 究,以怒江州为研究区进行了验证和讨论。

1 研究区概况和数据源

1.1 研究区概况

怒江傈僳族自治州(简称怒江州)位于云南省西北 部,怒江中游,滇西横断山脉纵谷地带,是怒山、云岭与 高黎贡山的峡谷区。怒江州地形北高南低,境内最高海 拔 5 128 m, 最低海拔 738 m, 多为高山陡坡, 南北走向 的担当力卡山、高黎贡山、碧罗雪山、云岭依次纵列, 构成了狭长的高山峡谷地貌。怒江州区内有福贡县、 泸水市、贡山县和兰坪县四地,总面积为14703 km²,州 境内沟床纵坡降大,其中河谷谷坡坡度大部分位于 35°~45°、部分60°~70°,占比全州土地面积40%,流域 形状便于水流汇集[12]。怒江州内为低纬高原季风气候, 雨季集中且降雨量丰富,其中5—10月为主汛期,年平 均降水量1301.9 mm。区域内易产生滑坡、崩塌、冰川 堆积物等不良地质提供固体物质来源,地质环境较脆 弱,短期内水源丰富,物源流通区相对坡度较大,而堆积 区相对纵坡较小^[13]。陡峭的地势地貌、松散的固体物 质为怒江州泥石流的发育形成提供了极为有利的条 件。研究区域如图1所示。

1.2 试验数据

1.2.1 数据提取

本文对于泥石流易发性评价按照主要研究区域的 地形地貌特征划分为沟谷单元,能够较为真实反应泥



Fig. 1 Nujiang Lisu autonomous prefecture regional map

石流灾害发育的特征[14]。本次试验数据提取怒江州地 区流域单元的 DEM 图像和遥感影像, DEM 图像来源于 美国地质勘探局(USGS)公开数据,分辨率为30m,遥 感影像来源于国产卫星 GF-1于 2021 年拍摄, 分辨率 为16m,其中有4个波段分别为:蓝波段、绿波段、红波 段、近红外波段。在 ArcGIS 软件中, 对 DEM 图像首先 进行填洼、流向、流量计算,根据经验值将流量阈值设 置为 5 000 m³ 生成河网, 使用 Strahler 河网分级法^[15], 计 算得到沟谷的分水岭,手动标注沟谷倾泻点,然后生成 沟谷掩膜。原始遥感数据通过 DEM 图像进行正射校 正,修正遥感影像拍摄过程中的错位与扭曲,最后按掩 膜批量提取出沟谷的 DEM 图像和遥感影像,建立泥石 流灾害沟谷影像数据集。根据《云南减灾年鉴》记录以 及查找相关文献、新闻报道,找到怒江州境内有过泥石 流发生记录的沟谷共计82条,记为本次试验的正样本; 没有泥石流发生相关记录且附近有村庄、无冲积扇痕 迹的沟谷作为本次试验的负样本,共计105条。试验共 提取到 187 条沟谷, 流域平均面积为 24.41 km², 最大流 域面积 190.07 km², 最小流域面积 0.98 km²。

1.2.2 数据预处理

有研究表明,泥石流灾害的发生与流域面积成强相

关。刘德玉等^[16]发现流域面积小于 10 km² 对泥石流的 发育形成最为有利,李彩侠等^[17]发现流域面积小于1km² 的泥石流发生相关性较好。基于上述文献及其它研究 内容,将流域面积设置为特征指标,采用 k-means 聚类 算法将数据集分成6类(编号0~5类),其中0、1、2类 别为有过泥石流灾害发生的样本,3、4、5类别为无泥 石流灾害发生的样本。由于发生泥石流的沟谷面积存 在分布不均的情况,导致某几种分类下样本不均的情 况,不利于网络的训练,通过单样本数据增强使模型获 得较好的泛化能力,使网络模型在干扰的条件下保持稳 定,采取的主要增强方式为:水平、垂直翻转、顺时针旋 转,训练数据扩增为原数据的1到6倍,如表1所示。 其中,6分类为原本试验训练数据分类,2分类为只考虑 是否发生泥石流样本的分类。由于沟谷的 DEM 图像 和遥感影像尺寸并不一样,其中最大像素值为1079× 1095, 统一缩小尺寸会让数据损失一定的特征信息, 为 了适应网络整体训练流程,将所有图像统一填充为像素 1280×1280,最大程度保留数据特征信息。

表 1 样本分类 Table 1 Sample classification

所属类别	正样本				负样本	
类别	0	1	2	3	4	5
流域面积/km ²	(1, 24]	(26, 64]	(69, 109]	(1, 12]	(12, 27]	(30, 45]
数据增强/个	45	51	44	48	46	54

2 基于注意力机制融合双通道网络的试验方法

2.1 试验流程

本研究以 DEM 图像以及遥感影像为数据基础,提取出的每一条沟谷为研究对象,通过构建的 CNN 模型 DCFAMNet 对沟谷的泥石流潜在易发性进行评估。根据历史泥石流数据灾害记录利用 ArcGIS 软件提取在原始数据中提取到每条沟谷 DEM 图像和遥感影像,之后通过查阅相关资料以及人工判断选取有无发生泥石流的沟谷,再按照流域面积将这些沟谷划分为6类,再将这些沟谷随机划分为训练集与测试集进行训练和测试。最后,使用训练后的网络保存最优参数去评估相关 沟谷易发性,本文技术路线如图 2 所示。

2.2 模型与方法

2.2.1 网络模型

本次试验考虑到试验数据较少,避免网络产生过拟合,所以缩减了网络层数,在网络第*i*层卷积处理过程可 表示为*f_i*(*x_i*),整体运算过程可视为式(1):

$$f_n(f_{n-1}\cdots f_2 f_1(x_1))$$
 (1)

假设第i层卷积的输入为xi,,卷积核个数为k,即可 看做第*i*层有*k*个特征提取器且共需拟合k·w·h个参数 (w、h为卷积核尺寸)。由于 DEM 图像和遥感影像所 含信息差异较大,但又会诱发泥石流相互作用,为此预 先采用特征提取器分别进行底层特征提取。在 DEM 图像提取特征支路(图 3 中红色虚线框)用于提取到沟 谷的空间特征,如图 3 中 M1、M2、M3、M4 所示。DEM 图像能够提供沟谷的几何参数, 泥石流沟谷的有效特征 信息且只分布在图像的局部区域,为了筛选出沟谷的有 效特征信息,引入通道注意力机制 ECA(efficient channel attention, ECA)^[18]到对 DEM 图像进行卷积操作的网络 支路中(详见 2.2.2节),该支路还加入了经过最大池化 改进的残差块 R1 来提取感受野内的最大特征值作为输 出,保留了数据更多的纹理信息。遥感影像特征提取支 路(图 3 中蓝色虚线框)用于提取沟谷的光谱特征,为了 更好提取沟谷遥感数据的光谱特征,在光谱特征提取支 路引入 3D 卷积块提取光谱信息,如图中 N1、N2、N3、N4 所示,且全部采用1×1×3的3D卷积核来充分提取光谱 特征(详见 2.2.3 节)。2个支路步长全部设置为 3,能够 最大程度保留每次卷积操作后的特征信息,提升网络的 分类性能。最后,再将2个支路提取到的特征信息再进 行融合(图 3 中黄色框线), 基于 MobileNet^[19], 在网络特 征融合阶段借鉴了深度可分离卷积(depthwise separable convolution, DepSep Conv)技术以加强底层特征融合间 的关联度(详见 2.2.4 节)。经过在全连接层汇总 CNN 提取到的沟谷特征,将多维特征映射为二维特征向量, 连接 softmax 函数层将输出值转换为概率分布,最终输 出沟谷预测分类结果。网络模型图如图 3 所示。

2.2.2 ECA 注意力机制

在 DEM 图像特征提取通道中引入了 ECA 注意力 机制,主要用于来强调沟谷重要的几何特征。图像 x_i进 入当前通道后能与其k个领域的通道进行信息交互,进 行全局平均池化操作得到 y_i,再经过卷积核大小为k的 1 维卷积,激活函数采用 sigmoid 函数,计算得到各个通 道权重参数(w),具体表示如式(2):

$$w = \sigma(C1D_k(y_i)) \tag{2}$$

式中: σ ——sigmoid 函数;

C1D----1 维卷积操作;

k——通道维数成正相关。

最后,将得到的权重(w)与原始输入图像x_i对应像 素点相乘到最后特征输出wx_i。泥石流的发生与流域面



积、高差、坡度等因子紧密相关, ECA 注意力机制学习 人类的视觉系统算出权重分布。本文参考这一模式,使 网络对这些几何特征具有更强的响应,去强调重要的几 何信息。

2.2.3 3D 卷积块

在图像识别领域中, CNN 已成为一种非常有效的 技术,其中3D卷积核可以对土壤类型、植被类型和植 被覆盖率等地表信息进行很好的提取,并且具有较好的 鲁棒性。遥感影像通常包含着各种地表信息,而沟谷作 为一种重要的地貌要素,其特征在遥感影像中往往也会 得到很好的体现。3D 卷积过程如下:

$$V_{i,j}^{xyz} = f\left(b_{i,j} + \sum_{p=0}^{P_i-1} \sum_{q=0}^{Q_i-1} \sum_{p=0}^{P_i-1} W_{i,j,m}^{p,q,t} \cdot V_{i-1,m}^{(x+p)(y+q)(z+t)}\right) \quad (3)$$

式中: Pi、Qi——卷积核在空间上的长度与宽度; $V_{i,j}^{xy}$

的值;

 $W_{i,i,m}^{p,q,t}$ --位于第m个特征图连接的卷积核在(p,q,t) 点上的值:

f——ReLU 激活函数;

*b*_{*i*},——偏置。

因此,在对沟谷的遥感影像进行特征提取时,采用 3D 卷积核提取空间信息是一种非常有效的方法,更加 准确地提取出沟谷的特征,进一步优化遥感影像的处理 效果。

2.2.4 深度可分离卷积

经过 DEM 以及遥感影像特征提取器提出的有效信 息,为了在特征融合模块中让模型学习到更多的特征信 息之间的关系,借鉴了 DepSep Conv 技术以加强底层特 征融合间的关联度。且常规标准卷积会带来大量计算, 深度可分离卷积可以显著降低网络参数量和计算量。 DepSep Conv 每个卷积核负责独立处理一个特征通道,



Fig. 3 Neural network model

进行通道交互,顺序输出卷积结果,再进行逐点卷积,将 上一步的输出进行加权组合生成新的特征图。假设某 层输入特征图尺寸为 $L_0 \cdot L_0 \cdot M$,卷积核大小为 $w \cdot w$, 输出特征图为 $L_1 \cdot L_1 \cdot N$,常规卷积计算量为 $N \cdot M \cdot w \cdot w$ · $L_1 \cdot L_1$, DepSep Conv 计算量为 $(w \cdot w \cdot M + M \cdot N) \cdot L_1 \cdot L_1$, 两者比值为式(4):

$$\frac{1}{N} + \frac{1}{w^2} \tag{4}$$

模型计算量显著降低,有效提升网络的训练速度, 也实现了沟谷 DEM 图像特征与遥感影像图像特征的 信息交互。

3 试验结果与分析

3.1 试验结果

3.1.1 评价指标

本文试验训练和测试均在 Pytorch 框架下完成。 硬件环境 CPU: Intel(R) Xeon(R) Gold 5318Y CPU @ 2.10 GHz,GPU: NVIDIA A16,模型训练最大迭代数为 150,学习率为 0.000 7,采用批量训练的方法将训练集 和测试集分为多个批次进行训练,每个批次抽取 4 张, 损失函数选用包容性最好的交叉熵损失函数(cross entropy loss),优化方法为随机梯度下降法(stochastic gradient descent, SGD)_o

本文采取了 5 种指标评估试验的分类性能,分别为 准确率(accurcy)、精确率(precision)、召回率(recall)、 F1-score、Kappa 系数,使用试验数据训练 DCFAMNet, 在测试集上评估网络性能,计算混淆矩阵来反映模型性 能,得到正负 2 分类混淆矩阵如表 2 所示。

表 2 正负 2 分类测试混淆矩阵 Table 2 Confusion matrix for two-class testing (Positive, negative)

		预测	间值
		Ē	负
真实值	正	110	20
	负	37	113

6分类混淆矩阵见表 3。

表 3 6 分类测试混淆矩阵 Table 3 Confusion matrix for 6-category testing

			预测值					
		0	1	2	3	4	5	
	0	27	1	0	10	7	1	
	1	0	23	1	0	5	14	
真实值	2	0	0	58	0	0	0	
	3	5	0	0	38	3	0	
	4	5	0	0	0	29	2	
	5	10	0	0	0	2	39	

表3结果显示,面积较大的沟谷与其余沟谷相比, 在正样本中具有更加明显的流域特征,因此最容易被识 别。然而,样本分类0、1、5最容易被混淆,识别难度最 大。这可能是因为这些样本的沟谷形状相近,容易被误 分类。此外,受降雨、植被等外在条件影响,它们发生 泥石流的可能性也不尽相同,稍微的差异也会影响数据 分类。同时,在数据集中,泥石流各样本图像类别不均 衡也会影响网络训练的效果,从而影响分类结果。因 此,在实际应用中,需要对数据集进行充分的处理,采用 更合适的采样方法和数据增强技术,以提高模型的泛化 性能和识别效果。

3.1.2 模型性能

本部分给出了所设计的网络与其他常见网络在不同数据划分下识别泥石流沟谷的试验结果。为了探究试验数据测试集、训练集的划分对测试结果的影响,以确定最好的数据划分比例,所有试验参数设置均持一致,试验结果为10次试验结果稳定后得到,结果见表4,Test2-acc为2分类识别准确率,Test6-acc为6分类识别准确率。

表 4 试验结果 Table 4 Summary of experimental results

	数据(90:10)		数据(8	数据(80:20)		70:30)
	Test2-acc	Test6-acc	Test2-acc	Test6-acc	Test2-acc	Test6-acc
DCFAMNet	80%±4%	76%±4%	68%±5%	64%±5%	62%±5%	60%±5%
ResNet18 ^[20]	76%±3%	70%±3%	64%±3%	64%±3%	57%±5%	57%±5%
ResNet34	78%±5%	71%±3%	69%±a>%	65%±5%	60%±5%	58%±5%
ShuffleNet ^[21]	72%±6%	70%±6%	60%±8%	56%±8%	55%±6%	51%±6%
SENet ^[22]	78%±4%	65%±4%	62%±4%	54%±4%	54%±5%	48%±5%

注: DCFAMNet为轻量型卷积神经网络—融合注意力机制的双通道网络(Dual-Channel Fusion Attention Mechanism Network), ResNet指网络模型 Residual Network, ShuffleNet指网络模型ShufleNet Volution, SENet指网络模型Squeeze-and-Excitation Network。

所有指标计算结果如表 5 所示, 尾号标号为 2、6 的

指标分别为2、6分类的试验结果。

		Table 5 Su	minary of model per	initiance		
	Precision-2	Recall-2	F1-score-2	Kappa-2	Precision-6	Recall-6
DCFAMNet	0.75	0.85	0.79	0.59	0.75	0.75
ResNet18	0.68	0.79	0.73	0.43	0.66	0.68
ResNet34	0.68	0.85	0.78	0.58	0.68	0.74
ShuffleNet	0.80	0.69	0.79	0.45	0.78	0.65
SENet	0.69	0.83	0.78	0.56	0.65	0.73

表 5 模型性能 Table 5 Summary of model performance

从表4以及表5的试验结果来看,DCFAMNet的 表现非常出色,有较强的泥石流沟谷识别能力,证明 了本文提出的模型的有效性。DCFAMNet不仅表现了 具有最高的准确率,也展现了最高的召回率,80%的准 确率表明模型对是否发生泥石流的沟谷有较强的鉴别 能力,召回率代表了对发生泥石流沟谷的准确性,2分 类以及6分类的召回率都位居前列,表明模型能很好地 捕捉到发生泥石流的沟谷的特征。相较于其他网络结 构,如 ResNet34、SeNet等具有更深的网络层数的模型, DCFAMNet的参数量和计算量都较小,但是却具有更 好的识别效果,一方面这可能是因为这些网络层数过 深,容易导致过拟合。另一方面可能是因为本文提出 的 DCFAMNet 为双支路结构,能够分别提取 DEM 图像 支路和遥感影响支路的特征信息,并且最后将两者的特征信息融合交互,这使得模型能够更好地识别流域的底层特征,从而对泥石流沟谷做出更好的预测分类。

最后试验采用 ROC 曲线(图 4)验证所有模型分类 效果,其评价客观、不受正负样本比例影响。AUC 作为 评价标准,是 ROC 曲线下的面积,其值介于 0.1 和 1 之 间,可以直观的评价分类器的好坏的数值,数值越大模 型效果越好,随机划分 10% 的泥石流灾害数据集验证, 纵轴代表发生泥石流沟谷中预测正确的样本,横纵代表 未发生泥石流沟谷中预测正确的样本。模型 DCFAMNet 的 AUC 值为 0.75,性能较好,说明以 DCFAMNet 为评 价模型的泥石流易发性评价能够较真实反映泥石流的 分布情况,能够用于泥石流灾害评估。



Fig. 4 ROC curve

3.2 消融试验

3.2.1 模块有效性验证试验

为了进一步阐述模型设计各模块的有效性,又依次删除模型支路的注意力机制、3D卷积块、深度可分离卷积进行消融试验。其步骤如下:(1)首先为没有添加任何模块,以普通卷积作为基础网络,记为 basic Net;(2)在 basic Net 的基础上又加入了 ECA 注意力机制,但不使用 3DCNN和 DepSep Conv;(3)在 basic Net 的基础上引入 3DCNN,但不加入 ECA 注意力机制以及 DepSep Conv;(4)在 basic Net 的基础上引入 DepSep Conv;(4)在 basic Net 的基础上引入 DepSep Conv,但不加入 ECA 注意力机制以及 3DCNN;(5)在 basic Net 的基础上引入 ECA 注意力机制以及 3DCNN;(5)在 basic Net 的基础上引入 ECA 注意力机制、DepSep Conv和 3DCNN,即 DCFAMNet。试验结果如表 6 所示。

	表 6	消融试验结果
Table 6	Pertu	bation experiment results

	-		-			
	precision	recall	F1-score	kappa	Test2-acc	Test6-acc
basic Net	0.66	0.50	0.59	0.40	65%±5%	60%±5%
with ECA	0.75	0.81	0.74	0.50	75%±4%	70%±4%
with 3DCNN	0.66	0.55	0.60	0.45	72%±5%	68%±5%
with DepSep	0.72	0.71	0.75	0.48	71%±3%	71%±3%
DCFAMNet	0.75	0.85	0.79	0.59	80%±4%	76%±4%

注: basic Net为基础网络模型, ECA表示Efficient Channel Attention, 3DCNN为3D卷积, DepSep为深度卷积, DCFAMNet为轻量型卷积神经网络—融合注意力机制的双通道网络(Dual-Channel Fusion Attention Mechanism Network)。

通过上表,我们可以发现,无论是删除支路中的 ECA 注意力机制、3D 卷积块,还是删除深度可分离卷积模 块,都会对模型的性能造成影响,导致模型无法有效地 捕捉图像更深层的特征。这将会严重降低模型的正确 率,因此需要将各模块结合起来,以更好地识别泥石流 沟谷。这一结果进一步证明了模型中每个组件的重要 性,只有将它们合理地组合起来,才能实现最佳的性能 表现。因此,在模型设计和优化过程中,需要综合考虑 各个模块之间的相互作用和影响,以达到最佳的效果。

3.2.2 注意力机制对比试验

最后为了验证 ECA 注意力机制的有效性,将 3DCNN 和深度可分离卷积作为基础网络 basic Net,并将 ECA、 SE、CBAM 等不同类型的注意力机制嵌入其中进行识 别率对比。根据表 7 的结果可知,在试验参数不变的情 况下,相比于基础网络 basic Net,加入注意力机制后,各 模型的识别率都有所提升。特别是加入 ECA 注意力机 制后,模型的识别性能最好,这一结果进一步验证了 ECA 注意力机制的有效性。同时,需要注意到不同类 型的注意力机制对模型性能的影响可能存在差异,在实 际应用中需要根据具体情况进行选择和优化。

4 沟谷分析

4.1 沟谷易发性评估

采用试验保存的最佳模型参数对怒江州地区 672 条沟谷进行易发性评价,计算相关沟谷易发性得分。根 据自然断点法将沟谷灾害易发性分为 5 个等级,分为较 低易发区[0,0.097 7]、低易发区[0.097 7,0.275 3]、中易 发区[0.275 3,0.519 1]、高易发区[0.519 1,0.810 4]、极高 易发区[0.810 4,1]。其中,较低易发区 334 条,低易发 区 76 条、易发区 61 条、高易发区 59 条,极高易发区 142 条,在 ArcGIS 软件中绘制怒江州泥石流灾害易发性评 价图 5,得到分区结果如下。

表 7 注意力模型对	比结果
------------	-----

Table 7 Comparison results of attention models

注意力模型	Test2-acc	Test6-acc
basic Net	75%±4%	71%±4%
With SE	76%±3%	72%±3%
With CBAM	78%±5%	75%±5%
With ECA	80%±4%	76%±4%

注: basic Net为基础网络模型, SE表示Squeeze-and-Excitation, CBAM表示Convolutional Block Attention Module, ECA表示Efficient Channel Attention。





试验结果与历史泥石流灾害点较为符合。从图中 可以看出,泥石流易发区主要分布在贡山县独龙江江干 流、福贡县怒江干流,兰坪地区泥石流易发区较少,相 对安全。灾害极高和高易发区多分布于水系区域,意味 着密集的水系与泥石流的发展有极大的关系。为了分 析常见地质因子与泥石流灾害的关系,选取相关样本沟 谷的高程差、主沟长度、流域面积、纵比降这4个因子 绘制箱型图。使用 ArcGIS 软件计算相关数据,其中高 程差为沟谷最高海拔减去沟口最低海拔得到,沟谷主沟 长度为使用河流流量计算出最长的河流长度,流域面积 为沟谷投影坐标得到的珊瑚面积,纵比降为沟谷流域高 差与相应主沟长度相比。具体结果如图 6 所示。

从试验结果图 6 可以看出,沟谷高程差、主沟长度 与流域面积这三个地形地貌条件中最直观的因子与泥 石流易发性等级成正相关。沟谷高程差值越大,浅在势 能就越大,灾害的动力条件就越好,试验得出平均高程 差在 2 450 m 处灾害易发性等级最高,与中国泥石流研 究灾害的频率比数值在 2 000 ~ 3 000 m 存在极大值的 研究结论相符^[23]。流域面积能够适当反映出流域的含 沙量,流域面积越大,相对含沙量就越高,为泥石流运动 提供的物质条件就越多。纵比降越高,泥石流灾害相对 更不容易发生,这是因为纵比降越高,水流难以汇聚,更 不容易发生泥石流。

总体来看, 泥石流灾害极高易发区和高易发区沟谷 面积占比为 60.54%, 说明高风险区域主要以较大面积 沟谷为主, 易发于水系发达区域。怒江州地区地势陡 峭、降雨丰沛、水系密度大、灾害活动南北差异较大, 独龙江、怒江两岸居民应加强灾害防范工作。

4.2 CNN 中间层可视化

坡度能够较好地反应地表单元的陡峭程度,平面曲 率反应地表曲面在水平方向的弯曲情况,坡向反应地表 的倾斜程度,这三个地质因子与泥石流的成因密切相 关,为泥石流形成和发育更深层次的原因,这些深层特 征往往要通过计算才能得到,但在神经网络中能够捕捉 到类似特征(图 7)。为了进一步分析网络取到的深层 特征情况,将 CNN 间层提取到沟谷的特征结果坡度 (d)、平面曲率(e)、坡向(f)与 ArcGIS 软件中计算得到 的坡度(a)、平面曲率(b)、坡向(c)可视化如图7所示。 坡度和坡向决定了区域汇水的走势,(a)中对应沟谷凸 起区域的起伏,影响流水的汇聚与分散;平面曲率(b)是 地表起伏的度量,反映地面是否有陡坎或等高线的弯曲 程度,图7(c)中红色部分为坡向走势。将沟谷的几何 特征与 CNN 提取到的深层特征进行对比分析,可以发 现, CNN 不仅能够提取到沟谷的形态、高程等基础特 征,而且能够提取到坡度、曲率、沟床比降等更深层次 特征,证明 CNN 拥有着很好的特征提取能力。

4.3 典型沟谷分析

本节以兰坪县练登大沟、贡山县腊早村、泸水市石 缸河沟为例,对其泥石流易发性进行相关分析,地理位 置如图所示。根据相关新闻报道,兰坪县金顶镇七联村 练登大沟,于 2010年9月19日发生泥石流灾害,破坏 下游基础设施,造成巨大经济损失;又于 2019年8月7 日15时再发泥石流,一次性堆积体约2.1×10⁴m³,致使 河道水位上涨2m左右,形成约15×10⁴m³的堰塞塘,属 中型泥石流。云南怒江州贡山县普拉底乡腊早村,于 2017年7月5日20时发生大面积泥石流,造成636人 受灾,紧急转移安置户共计181人;又分别于2018年5 月31日14时、2018年7月10日上午10时再突发泥 石流。2007年8月7日凌晨,泸水市六库镇石缸河三 岔河发生泥石流,此次灾害共造成8人遇难、7人受伤, 直接经济损失30万元。3条沟谷的遥感图像均可从谷 歌地球上观测,3条沟谷影像地理位置如图8中所示。

练登大沟呈扇形,腊早村沟谷流域呈 V 型,石缸河



Fig. 7 Geological factors and CNN intermediate layer visualization 注: (a)(b)(c)为 ArcGIS 中计算得到的坡度、曲率、坡向(d)(e)(f)为 CNN 中间层特征可视化中提取结果。

流域呈细长状,均为泥石流发生的典型区域,汇水面积 较大,利于水流汇集和岩土堆积物运移。采用 CNN 评 估相关沟谷易发性得分,实得到的练登大沟易发性指数 评分为 0.709 44,与 0 类泥石流沟谷相似度极高,易发 性指数为高易发性区间,腊早村、石缸河易发性指数评 分分别为 0.899 48、0.939 96,与 0 类和 2 类泥石流沟谷 相似度极高,易发性指数为极高易发性区,均接近历史 情况。泥石流的发生与沟谷地形地貌、植被覆盖、土壤 等条件有着密切联系^[24-25],练登大沟、腊早村、石缸河 地貌条件、物源条件如表8所示。

主沟长度长,流域面积大,沟谷高差对比大,坡度越 陡、Melton 指数越高,当降雨来临流域受到的冲击就会 越大,为泥石流活动获得的动能就会越大。地质构造复 杂,地质条件决定了固体物质来源、结构、补给方式、 速度等。岩石易风化破碎产生松散物质,坚硬、较坚硬 的片岩、混合岩对泥石流敏感性最高,石灰岩、板岩、



Fig. 8 Geographical location of valleys

千枚岩等岩层对泥石流敏感性次之,流域母岩遭受风化 破坏后形成碎屑物,提供固体物源^[26-29]。通常认为,茂 密的植被会减少泥石流活动、抑制泥石流的发生,但是 有大量实际情况表明,在高植被地区时有泥石流发生, 这类泥石流一旦发生,部分植被也会成为固体物源的一 部分滑入沟道^[30]。草地和灌丛的砂粒总含量多于林地, 水渗透能力也强于林地,具有更强的雨水侵蚀能力和能 够提供更多的固体松散物质。不饱和型土表现为松软 多孔、疏松、不易结块,在降雨型泥石流中,由于固体松 散物质中基质吸力引起的抗剪强度丧失和孔隙水压力 增大导致抗剪强度降低,淋溶土过于松散,易导致泥石 流^[31]。练登大沟、腊早村、石缸河3条沟谷中,淋溶土、 板岩、千枚岩、片岩和疏林地、草地等均为泥石流运动 提供了物质条件。练登大沟其半个坡面为裸露土地,易 遭受雨水冲刷,西南的暖湿气流在南坡形成丰富降水, 所以可以观察到南坡的植被情况更茂密。腊早村坡度 较大,为泥石流固体物质的活动提供较大的动能条件, 且有利于物源补给,石缸河植被覆盖过少,岩层易风化, 侵蚀强烈,短时间内一定强度的降雨会使得岩体、堆积 物来不及排出,再加上周围降雨汇聚的作用,加剧松散物 质的运动,最终造成区域泥石流灾害。通过对3条泥石 流沟谷的地貌、物质条件分析,说明了利用 CNN 评估 泥石流灾害易发程度代替传统评估方法具有可行性。

5 结论

(1)利用以加入注意力机制的双通道卷积神经网络 DCFAMNet 对泥石流孕灾沟谷进行快速识别,避免了人工赋权的主观性,识别率为 80%, AUC 值为 0.75,证明采用神经网络评估泥石流沟谷易发性是真实可行的。

(2)以沟谷为评价单元对怒江州地区进行易发性评价,易发等级分为极高、高、中、低、极低5个易发区域, 易发生泥石流的地区多分布于水系区域,主要分布在贡 山县独龙江干流、福贡县怒江干流,兰坪地区相对安全。

(3)可视化 DCFAMNet 提取到的沟谷坡向、曲率、 坡度等深层特征,转换为热力图准确定位目标关键特征,解释 CNN 中间层所学特征,增加了试验可信度。

(4)对3条典型泥石流沟谷进行物源、动能条件分析,证明利用 CNN 评估泥石流灾害具有可行性。

	-		-
地貌条件和物源条件	练登大沟	腊早村	石缸河
主沟长度/km	10.300	7.824	24.342
面积/km ²	16.260	16.450	87.174
高程差/km	1.386	2.426	2.590
坡降比	0.130	0.310	0.106
平均坡度/(°)	16.170	21.200	12.160
Melton指数	0.340	0.598	0.277
土壤条件	不饱和雏形土、简育高活性淋溶土	高活性淋溶土	高活性淋溶土、铁质低活性强酸土、腐殖质低活性强酸土、 简育高活性强酸土、饱和雏形土
地层岩性	板岩、千枚岩、杂砂岩、长石砂岩、沙岩、 石灰岩和其他碳酸盐岩	片麻岩、板岩、千枚岩、 片岩、花岗岩	花岗岩、玄武岩、片麻岩、板岩、千枚岩、砂岩、杂砂岩、 长石砂岩、页岩、石灰石、其他碳酸盐岩
植被条件[26]	疏林地、高覆盖度草地、其它建设用地	有林地、灌木林、疏林地、 高覆盖度草地	水田、旱地、有林地、疏林地、高覆盖度草地、中覆盖度草地

	表 8	地貌条件、	物源条件
Table 8	Geomorphic	conditions	and provenance conditions

本次研究成果可为怒江州国土资源规划及灾害防 治提供依据,为防震减灾提供参考。后续的研究工作 中,应当考虑寻找加入更多的数据源来进一步提高模型 的分类性能。

参考文献(References):

- [1] 刘文,王猛,朱赛楠,等.基于光学遥感技术的高山极高山区高位地质灾害链式特征分析——以金沙江上游典型堵江滑坡为例 [J].中国地质灾害与防治学报,2021,32(5):29-39. [LIU Wen, WANG Meng, ZHU Sainan, et al. An analysis on chain characteristics of highstand geological disasters in high mountains and extremely high mountains based on optical remote sensing technology: A case study of representative large landslides in upper reach of Jinsha River [J]. The Chinese Journal of Geological Hazard and Control, 2021, 32(5): 29-39. (in Chinese with English abstract)]
- [2] 时岩,张金霞,刘兴荣,等.陇南市武都区滑坡转化为泥 石流灾害链形成机理及防治措施研究[J].水利规划 与设计,2022(10):136-139. [SHI Yan, ZHANG Jinxia, LIU Xingrong, et al. Study on the formation mechanism of landslide-induced mudslide disaster chain and prevention and control measures in Wudou District, Longnan City [J]. Water Resources Planning and Design, 2022(10): 136-139. (in Chinese)]
- [3] 郑琅,张欣,王立娟.四川省甘洛县山体滑坡应急调查与成因机制分析[J].人民长江,2022,53(8):117-122.
 [ZHENG Lang, ZHANG Xin, WANG Lijuan. Emergency investigation and formation mechanism of landslide in Ganluo County, Sichuan Province [J].Yangtze River, 2022, 53(8): 117-122.(in Chinese with English abstract)]
- [4] CARRARA A, MERENDA L. Landslide inventory in northern Calabria, southern Italy [J]. Geological Society of America Bulletin, 1976, 87(8): 1153.
- [5] ZHOU Wei, TANG Chuan, VAN ASCH T W J, et al. A rapid method to identify the potential of debris flow development induced by rainfall in the catchments of the Wenchuan earthquake area [J]. Landslides, 2016, 13(5): 1243 – 1259.
- [6] 侯圣山,曹鹏,陈亮,等.基于数值模拟的耳阳河流域 泥石流灾害危险性评价[J].水文地质工程地质,2021, 48(2):143-151.[HOU Shengshan, CAO Peng, CHEN Liang, etal. Risk assessment of debris flow disasters in Eryang River basin based on numerical simulation [J]. Hydrogeology & Engineering Geology, 2021, 48(2):143-151.(in Chinese with English abstract)]
- [7] 乔渊,刘铁骥,陈亮,等.基于 Massflow 模型的甘肃省岷县二马沟泥石流危险性评价[J].水利水电技术,2020, 51(4):184-192. [QIAO Yuan, LIU Tieji, CHEN Liang, et al. Massflow model-based hazard assessment on Erma gully

debris flow in Minxian County of Gansu Province [J]. Water Resources and Hydropower Engineering, 2020, 51(4): 184 - 192. (in Chinese with English abstract)]

- [8] ROWBOTHAM D, DE SCALLY F, LOUIS J. The identification of debris torrent basins using morphometric measures derived within a GIS[J]. Geografiska Annaler: Series A, Physical Geography, 2005, 87(4): 527-537.
- [9] 丛威青,潘懋,李铁锋,等.降雨型泥石流临界雨量定量 分析[J].岩石力学与工程学报,2006,25(增刊1):2808-2812. [CONG Weiqing, PAN Mao, LI Tiefeng, et al. Quantitative analysis of critical rainfall of rainfall debris flow [J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2006, 25(Sup1): 2808-2812. (in Chinese with English abstract)]
- [10] 王常明,田书文,王翊虹,等.泥石流危险性评价:模糊 c均值聚类-支持向量机法[J].吉林大学学报(地球科 学版),2016,46(4):1168-1175.[WANG Changming, TIAN Shuwen, WANG Yihong, et al. Risk assessment of debris flow: A method of SVM based on FCM [J]. Journal of Jilin University (Earth Science Edition),2016,46(4):1168-1175. (in Chinese with English abstract)]
- [11] 张书豪, 吴光. 随机森林与 GIS 的泥石流易发性及可靠 性[J]. 地球科学, 2019, 44(9): 3115-3134. [ZHANG Shuhao, WU Guang. Debris flow susceptibility and its reliability based on random forest and GIS [J]. Earth Science, 2019, 44(9): 3115-3134. (in Chinese with English abstract)]
- [12] 孔艳, 王保云, 王乃强, 等. 滇西高山峡谷区泥石流危险 性评价——以怒江傈僳族自治州为例 [J]. 云南师范 大学学报(自然科学版), 2019, 39(3): 63 - 70. [KONG Yan, WANG Baoyun, WANG Naiqiang, et al. Debris flows risk assessment in the alpine canyon of western Yunnan: A case study in Nujiang Lisu autonomous prefecture [J]. Journal of Yunnan Normal University (Natural Sciences Edition), 2019, 39(3): 63 - 70. (in Chinese with English abstract)]
- [13] 钱闪光,李云,侯克鹏,等.怒江州贡山县从尼泥石流形成条件与诱发机理[J].四川建材,2018,44(12):94--95. [QIAN Shanguang, LI Yun, HOU Kepeng, et al. Formation conditions and induced mechanism of debris flow in Congni, Gongshan County, Nujiang Prefecture [J]. Sichuan Building Materials, 2018, 44(12):94-95. (in Chinese)]
- [14] 李益敏,杨蕾,魏苏杭.基于小流域单元的怒江州泥石 流易发性评价[J].长江流域资源与环境,2019,28(10): 2419-2428. [LI Yimin, YANG Lei, WEI Suhang. Susceptibility assessment of debris flow in Nujiang befecture based on the catchment [J]. Resources and Environment in the Yangtze Basin, 2019, 28(10): 2419-2428. (in Chinese with English abstract)]
- [15] STRAHLER A N. Quantitative analysis of watershed geomorphology [J]. Transactions, American Geophysical Union, 1957, 38(6): 913.

- [16] 刘德玉,贾贵义,李松,等.地形因素对白龙江流域甘肃 段泥石流灾害的影响及权重分析[J].水文地质工程 地质,2019,46(3):33-39. [LIU Deyu, JIA Guiyi, LI Song, et al. Impacts of topographical factors on debris flows and weight analysis at the Gansu segment of the Bailongjiang River Basin [J]. Hydrogeology & Engineering Geology, 2019, 46(3):33-39. (in Chinese with English abstract)]
- [17] 李彩侠,马煜,何元勋.泥石流致灾因子敏感性分析—— 以四川都江堰龙溪河流域为例 [J].中国地质灾害与 防治学报,2020,31(5):32-39. [LI Caixia, MA Yu, HE Yuanxun. Sensitivity analysis of debris flow to environmental factors: A case of Longxi River Basin in Dujiangyan, Sichuan Province [J]. The Chinese Journal of Geological Hazard and Control, 2020, 31(5): 32-39. (in Chinese with English abstract)]
- WANG Qilong, WU Banggu, ZHU Pengfei, et al. ECA-net: efficient channel attention for deep convolutional neural networks [C] //2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). June 13-19, 2020, Seattle, WA, USA. IEEE, 2020: 11531 – 11539.
- [19] HOWARD A G, ZHU Menglong, CHEN Bo, et al. MobileNets: efficient convolutional neural networks for mobile vision applications [EB/OL]. 2017: arXiv: 1704.04861.
- [20] HE Kaiming, ZHANG Xiangyu, REN Shaoqing, et al. Deep residual learning for image recognition [C] //2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). June 27-30, 2016, Las Vegas, NV, USA. IEEE, 2016: 770 - 778.
- ZHANG Xiangyu, ZHOU Xinyu, LIN Mengxiao, et al. ShuffleNet: An extremely efficient convolutional neural network for mobile devices [C] //2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. June 18-23, 2018, Salt Lake City, UT, USA. IEEE, 2018: 6848 – 6856.
- HU Jie, SHEN Li, SUN Gang. Squeeze-and-excitation networks [C] //2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. June 18-23, 2018, Salt Lake City, UT, USA. IEEE, 2018: 7132 – 7141.
- [23] 张国平,徐晶,毕宝贵.滑坡和泥石流灾害与环境因子的关系[J].应用生态学报,2009,20(3):653-658. [ZHANG Guoping, XU Jing, BI Baogui. Relations of landslide and debris flow hazards to environmental factors [J]. Chinese Journal of Applied Ecology, 2009, 20(3):653-658. (in Chinese with English abstract)]
- [24] 张书豪, 吴光, 张乔, 等. 基于子流域特征的泥石流易发 性评价[J].水文地质工程地质, 2018, 45(2): 142-149.
 [ZHANG Shuhao, WU Guang, ZHANG Qiao, et al. Debrisflow susceptibility assessment using the characteristic factors of a catchment [J]. Hydrogeology & Engineering Geology, 2018, 45(2): 142-149. (in Chinese with English abstract)]

- [25] 李益敏,袁静,蒋德明,等.基于GIS的西南高山峡谷区 滑坡风险性评价——以怒江州泸水市为例[J].西北 师范大学学报(自然科学版),2021,57(6):94-102.[LI Yimin, YUAN Jing, JIANG Deming, et al. Risk assessment of landslide disasters in alpine canyon area based on GIS: Taking Lushui City, Nujiang Prefecture as an example [J]. Journal of Northwest Normal University (Natural Science), 2021, 57(6): 94-102.(in Chinese with English abstract)]
- [26] 中国科学院资源环境科学数据中心(http://www.resdc.cn/).
 (2019). 中国土地利用数据(1980-2015).国家青藏高原科 学数据中心. [Resource and Environment Science Data Center of Chinese Academy of Sciences (http://www.resdc.cn/).
 (2019). China Land Use Data (1980-2015). National Qinghai-Tibet Plateau Scientific Data Center.]
- [27] 王欢,陈廷方,丁明涛.泥石流对岩性的敏感性分析及 其在危险性评价中的应用[J].长江流域资源与环境, 2012, 21(3): 385-390. [WANG Huan, CHEN Tingfang, DING Mingtao. Sensitivity analysis to lithology and application in risk assessment of debris flow [J]. Resources and Environment in the Yangtze Basin, 2012, 21(3): 385-390. (in Chinese with English abstract)]
- [28] 鲁科,余斌,韩林,等. 泥石流流域岩性的坚固系数与暴发频率的关系[J].地球科学进展,2011,26(9):980-990.
 [LU Ke, YU Bin, HAN Lin, et al. A study of the relationship between frequency of debris flow and the lithology in the catchment of debris flow [J]. Advances in Earth Science, 2011, 26(9):980-990. (in Chinese with English abstract)]
- [29] 何坤,胡卸文,刘波,等.川藏铁路某车站泥石流群发育 特征及对线路的影响[J].水文地质工程地质,2021, 48(5): 137-149. [HE Kun, HU Xiewen, LIU Bo, et al. Characteristics and potential engineering perniciousness of the debris flow group in one station of the Sichuan-Tibet Railway [J]. Hydrogeology & Engineering Geology, 2021, 48(5): 137-149. (in Chinese with English abstract)]
- [30] 施蕾蕾,陈宁生,杨成林,等.娃娃沟流域泥石流活动与 植被关系探讨[J].水土保持研究,2008,15(3):96-99. [SHI Leilei, CHEN Ningsheng, YANG Chenglin, et al. Relationships between vegetation and debris flow in wellvegetated Wawagou valley [J]. Research of Soil and Water Conservation, 2008, 15(3):96-99. (in Chinese with English abstract)]
- [31] 戚国庆,黄润秋. 泥石流成因机理的非饱和土力学理论研究[J].中国地质灾害与防治学报, 2003, 14(3):12-15. [QI Guoqing, HUANG Runqiu. Study on genetic and mechanical analysis of debris flow based on unsaturated soils mechanics [J]. The Chinese Journal of Geological Hazard and Control, 2003, 14(3): 12-15. (in Chinese with English abstract)]