

基于样本优化与深度特征提取的滑坡易发性评价

徐金鸿, 李清泉, 韦春桃, 赵芹

(重庆交通大学 智慧城市学院, 重庆 402247)

摘要: [目的] 探究滑坡易发性评价中准确的非滑坡样本采样方法和特征提取优异的评价模型, 为区域滑坡防控工作提供理论支持和科学指导。[方法] 在缓冲区采样策略的基础上提出了一种基于卷积自编码器(convolutional auto-encoder, CAE)的非滑坡样本优化方法。该方法通过学习滑坡样本的特征, 利用重构误差筛选和优化非滑坡样本。在评价模型方面, 引入卷积注意力模块(convolutional block attention module, CBAM)到残差网络(ResNet)中, 构建 ResNet-CBAM 滑坡易发性评价模型, 以捕捉更深层次、更复杂且更具代表性的特征。试验以三峡库区重庆市万州区为研究区域, 选取高程等 12 个影响因子, 采用 SVM, DNN, CNN 和 ResNet-CBAM 4 种模型, 对缓冲区采样和基于 CAE 优化采样的评价精度和结果进行对比分析。[结果] 在相同评价模型下, 基于 CAE 优化的非滑坡样本采样策略具有更高的可靠性与准确性; 在相同采样策略下, ResNet-CBAM 模型在准确率、精确率、召回率、 F_1 分数和 AUC 等指标上均优于其他模型; 各模型的评价结果具有相似性, 高易发区和极高易发区主要分布在长江沿岸等植被覆盖度低、人类活动频繁的区域, 使用了基于 CAE 优化采样的 ResNet-CBAM 模型表现出更优的预测效果, 更适宜于该区域的滑坡易发性评价研究。[结论] 万州区滑坡易发性指数较高, 区域内存在大量潜在滑坡风险区。基于 CAE 优化的非滑坡样本采样策略和 ResNet-CBAM 评价模型能有效提高滑坡易发性评价的精度。

关键词: 滑坡易发性评价; 非滑坡样本; 卷积自编码器; 残差网络; 卷积注意力模块

文献标识码: B

文章编号: 1000-288X(2025)02-0190-11

中图分类号: P642.22

文献参数: 徐金鸿, 李清泉, 韦春桃, 等. 基于样本优化与深度特征提取的滑坡易发性评价[J]. 水土保持通报, 2025, 45(2): 190-200. Xu Jinhong, Li Qingquan, Wei Chuntao, et al. Landslide susceptibility evaluation based on sample optimization and deep feature extraction [J]. Bulletin of Soil and Water Conservation, 2025, 45(2): 190-200. DOI: 10.13961/j.cnki.stbctb.2025.02.020; CSTR: 32312.14.stbctb.2025.02.020.

Landslide susceptibility evaluation based on sample optimization and deep feature extraction

Xu Jinhong, Li Qingquan, Wei Chuntao, Zhao Qin

(College of Smart City, Chongqing Jiaotong University, Chongqing 402247, China)

Abstract: [Objective] The efficacy of the non-landslide sampling method and a model with excellent feature extraction in evaluating landslide susceptibility were explored, so as to provide theoretical support and scientific guidance for regional landslide prevention and control work. [Methods] A non-landslide sample optimization method based on Convolutional Auto-Encoder (CAE) was proposed, which was built based on the buffer sampling strategy. This method optimizes non-landslide samples by learning the features of landslide samples and using reconstruction errors. For the evaluation model, the Convolutional Block Attention Module (CBAM) was integrated into the Residual Network (ResNet) to construct the ResNet-CBAM landslide susceptibility model, which captures deeper, and more complex and representative features. Taking the Wanzhou District, Chongqing City in the Three Gorges reservoir area as the study area, 12 influencing factors (e.g., such as elevation) were selected. Four models, namely, SVM, DNN, CNN, and ResNet-CBAM, were used to compare and analyze the evaluation accuracy and results of buffer zone sampling versus CAE-based optimized sampling. [Results] Under the same evaluation model, the CAE-based optimization sampling strategy for non-landslide samples yielded higher reliability and accuracy. Under the

same sampling strategy, the ResNet-CBAM model outperformed the other models in terms of accuracy, precision, recall, F_1 score, and area under the curve (AUC) values. The evaluation results were similar across models, with higher and very higher susceptibility areas predominantly located in regions with lower vegetation cover and frequent human activity, such as along the Yangtze River. Moreover, the ResNet-CBAM model with CAE-based optimized sampling demonstrated superior prediction results and was more suitable for landslide susceptibility evaluation in this area. [Conclusion] Wanzhou District exhibits a high landslide susceptibility index, with numerous potential landslide risk zones identified within the area. The non-landslide sampling strategy and ResNet-CBAM evaluation model based on CAE optimization can effectively improve the accuracy of landslide susceptibility evaluations.

Keywords: landslide susceptibility evaluation; non-landslide samples; convolutional auto-encoder; residual network; convolutional block attention module

近年来,中国地质灾害多发,其中出现最频繁的就是滑坡,滑坡灾害的发生对社会和自然环境都造成了深远的影响。重庆市万州区属长江流经区域,是三峡库区地质灾害发育最频繁、最集中的地区,主要发育的地质灾害就是滑坡^[1]。通过研究历史滑坡位置的属性特征,对该区域进行科学的滑坡易发性评价,可以有效识别滑坡高风险区域,为灾害防治和土地规划提供重要的科学依据。

在基于数据驱动模型的滑坡易发性评价中,样本数据集是最关键的输入数据之一,包括滑坡样本和非滑坡样本,其数据质量直接决定了评价结果的准确性^[2]。滑坡样本通常根据历史滑坡记录提取,具有较高的可靠性;而非滑坡样本缺乏直接可用的数据,在国内外尚无统一的选取方法。胡涛等^[3]在区域内随机采样,L. V. Lucchese^[4]在滑坡点缓冲区外随机选点,这类采样策略简单、高效、不易受人为干扰,但选择的非滑坡样本质量难以保证,可能包含潜在的滑坡点;周晓婷等^[5]和 Chang Lili^[6]基于耦合模型建立初始易发区,并在低易发区内选择非滑坡样本,这种采样策略具有较高的精度,但过程较复杂,评价效率较低;T. Kavzoglu 等^[7]和 K. Okalp 等^[8]则在低坡度区域选取非滑坡样本,而这类使用单因子或多因子作为约束条件的采样策略容易夸大部分因子的贡献度并引入噪声。

多层感知机^[9]、随机森林^[10]、支持向量机^[11]等浅层机器学习模型难以完全捕获滑坡分布与各类环境影响因子间隐藏且复杂的关系。为提升模型的特征提取能力和预测精度,M. I. Sameen 等^[12]在 CNN 中使用了超参数优化;P. T. Thi Ngo^[13]结合 CNN 与 RNN 进行了滑坡易发性评价;黄武彪^[14]引入注意力机制与长短期记忆网络,构建了 Conv-SE-LSTM 深度学习评价模型;鲍帅^[15]则联合 ViT 和 CNN,提出了一种复合滑坡易发性评价模型。诸多研究结果表明,相较于浅层机器学习模型,深度学习模型在滑坡易发性评价中表现出了更好的拟合能力和更高的预测性能,能提取深层特征,获得更准确的易发性分区结果^[16]。

针对缓冲区采样策略选取的非滑坡样本可能孕育滑坡风险,以及大多数评价模型在特征提取方面不够充分的问题,本文提出了一种基于卷积自编码器(convolutional auto-encoder, CAE)的非滑坡样本优化方法,实现了利用滑坡样本获取在地理和特征空间上与之不相似的非滑坡样本,同时使用更深的、更能捕捉复杂特征的残差网络(ResNet)结构,引入可以对重要特征和重要区域进行关注的卷积注意力模块(convolutional block attention module, CBAM),提出了 ResNet-CBAM 滑坡易发性评价模型,该模型能够在不同层次上提取和融合特征,捕捉更深层次、更复杂且更具代表性的特征,进而提高评价的准确性。

1 研究区概况

万州区地处重庆市东北部,地质条件复杂,地形起伏显著,受长江及其支流长期侵蚀和堆积作用的影响,该区域形成了多级河流阶地地貌^[1]。万州区属亚热带季风气候,四季分明,区域内降雨量丰富且主要集中在 5—9 月。频繁发生的持续性大暴雨使得雨后坡面径流广泛分布,显著增加了滑坡等地质灾害的发生风险,其历史滑坡位置多集中分布在长江沿岸及其附近区域。

2 数据来源及研究方法

2.1 数据来源

进行万州区滑坡易发性评价所需的数据及来源包括:基础数据来自中国科学院资源环境科学数据中心的历年历史滑坡灾害点;地形地貌数据为 NASA 和 NGA 合作生产的 SRTM DEM(30 m 分辨率);地质及环境数据包括 2002 年中国地质调查局发布的 1:200 000 地质图;LAADS DAAC 提供的 2022 年 MODIS 数据(用于提取 NDVI),Esri 公司基于哨兵数据和深度学习分类模型形成的 2022 年土地利用数据^[17];气象水文数据来源于国家地球系统科学数据中心的 2021—2023 年年降雨量数据和 Open Street Map(OSM)的 2023 年河流水系数据;人类活动数据

则来自 OSM 提供的 2023 年道路数据。为确保各数据具有较好的空间一致性,所有数据的空间参考均统一为 WGS-1984,并将所有影响因子数据重采样为 30 m×30 m 的栅格格式。

2.2 影响因子选取与分析

滑坡灾害的发生受多种因素影响,结合相关文献^[1,18-19]和研究区的实际情况,本文选取了 12 个影响因子,包括高程、坡度、坡向、地表起伏度、地层岩性

、断层距离、NDVI、土地利用类型、年降雨量、距水系距离、地形湿度指数(TWI)和距道路距离(如图 1 所示)。为适应评价模型的需要,对离散数据的属性进行数值赋值处理,其中,地层岩性按类别〔朱罗系(J),三叠系(T)〕进行赋值:J₁,J₂,J₃,T₁,T₂,T₃ 分别赋值为 1~6;土地利用类型则根据原始数据赋值:水域为 1,林地为 2,耕地为 5,建筑区为 7,裸地为 8,牧场为 11。

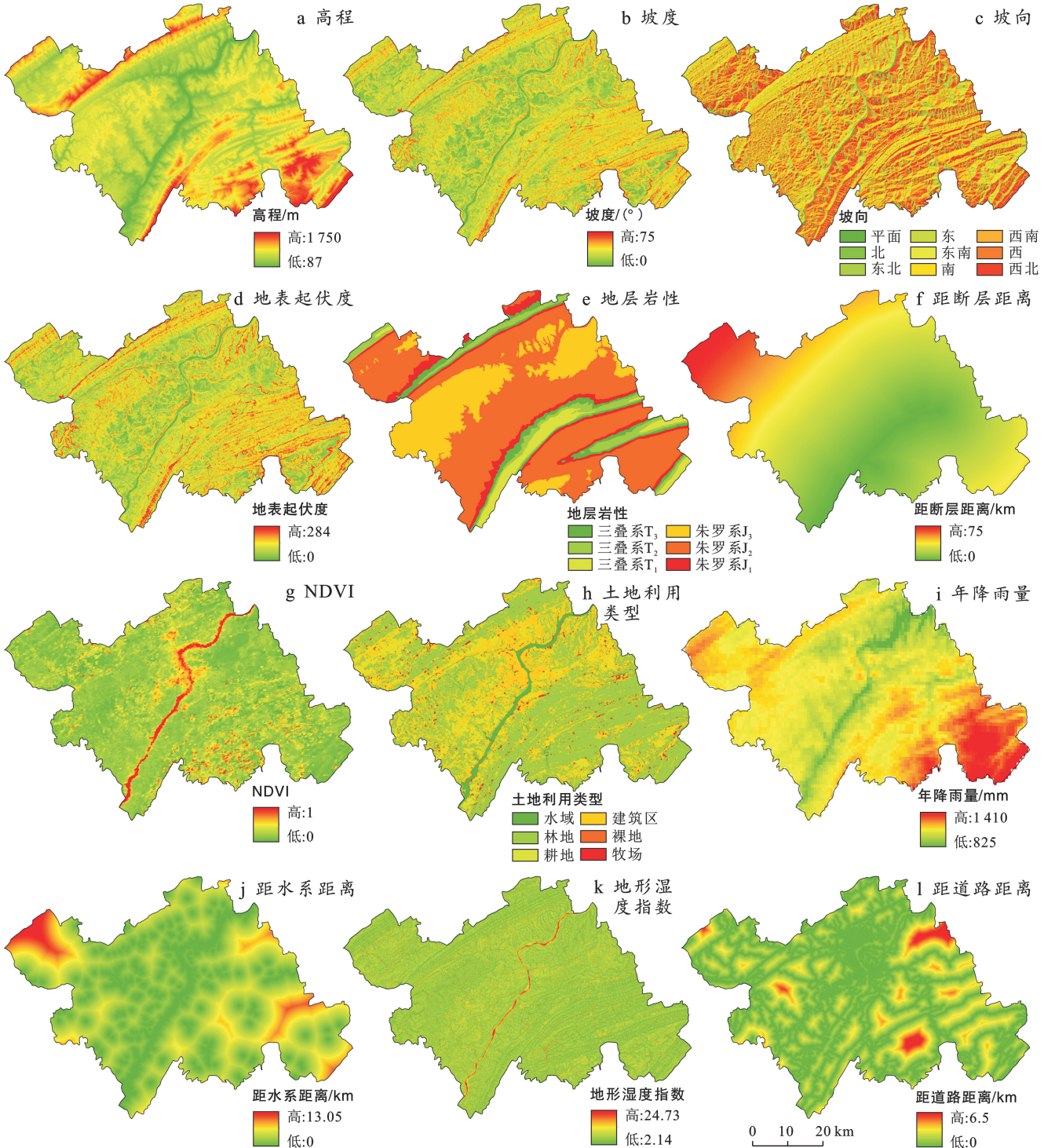


图 1 万州区滑坡易发性评价影响因子

Fig.1 Evaluation of landslide vulnerability impact factors in Wanzhou District

目前用于滑坡易发性评价的影响因子已多达上百种,选取过多和过少的因子都会影响评价结果的准确性。因此,本文对选取的影响因子进行了重要性分析、多重共线性分析和相关性分析。

信息增益率(information gain ratio, IGR)能有效筛选重要度很高的特征因子,剔除冗余数据^[20]。本文基于 Python 编程语言计算了 12 个影响因子的贡献权重,结果如表 1 所示。结果显示,地表起伏度因子的贡献值最小,仅为 0.011。此外,分析发现地表起伏度因子与多个其他影响因子存在较强的相关性,因此将在后续分析中剔除该因子。

多重共线性检验主要依赖方差膨胀因子(VIF)和容忍度(TOL)两个关键参数,相关研究^[21-22]表明,当 $VIF > 10$ 或 $TOL < 0.2$ 时,各因子间存在严重的多重共线性问题。在剔除地表起伏度因子后,本文利用 SPSS 计算了剩余因子的 VIF 和 TOL 值,结果如表 1

所示。所有因子的 VIF 和 TOL 值均在合理范围内,因子间不存在多重共线性问题。

皮尔森相关系数(Pearson correlation coefficient)是衡量变量间线性相关程度的重要指标^[23]。当相关系数的绝对值小于 0.5 时,各因子间不存在明显相关性;若大于 0.5,则表明存在一定的相关性^[24]。在剔除地表起伏度因子的基础上,本文利用 SPSS 计算了各因子间的相关系数,结果如图 2 所示。从图 2 可以看出,年降雨量与高程的相关系数绝对值最大,为 0.792,说明二者有较强的相关性,此外,年降雨量与距水系距离相关系数为 0.472,也呈现出一定程度的相关性。

因此,本文将年降雨量因子剔除,最终选取高程、坡度、坡向、地层岩性、距断层距离、NDVI、土地利用、距水系距离、地形湿度指数 TWI 和距道路距离共 10 个影响因子用于后续分析。

表 1 万州区滑坡灾害各影响因子重要性分析与多重共线性分析结果
Table 1 Importance analysis and multiple covariance analysis results of each influence factor of landslide disaster in Wanzhou District

影响因子	IGR	TOL	VIF	影响因子	IGR	TOL	VIF
高程	0.064	0.304	3.285	NDVI	0.082	0.943	1.061
坡度	0.076	0.711	1.407	土地利用	0.038	0.805	1.243
坡向	0.087	0.980	1.021	年降雨量	0.061	0.323	3.099
地表起伏度	0.011	—	—	距水系距离	0.083	0.616	1.624
地层岩性	0.031	0.846	1.182	TWI	0.092	0.780	1.282
距断层距离	0.096	0.847	1.180	距道路距离	0.092	0.718	1.393

注:IGR 为信息增益率;TOL 为容忍度;VIF 为方差膨胀因子。

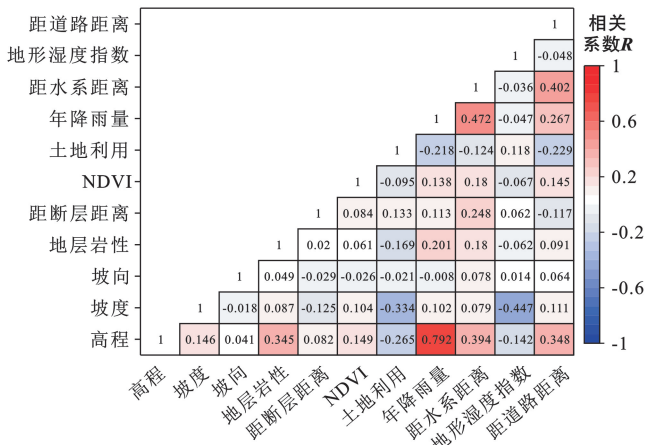


图 2 万州区滑坡灾害各影响因子皮尔逊相关系数矩阵
Fig.2 Matrix of Pearson's correlation coefficients of various influencing factors of landslide disaster in Wanzhou District

2.3 构建样本数据集

本文将 10 个影响因子叠加,形成多通道因子图,并结合样本点构建样本数据集。传统的机器学习模型通常使用二维矩阵形式的数据集,其结构为 $[N, F + 1]$,

其中 N 表示样本数量, F 表示影响因子数量(属性),标签(class)为 0 或 1,分别对应非滑坡与滑坡样本。然而考虑滑坡的发生受到周边环境因素的影响以及卷积层在提取多维数据特征方面具有优势,本文为含有卷积层的深度学习模型构建了三维样本数据集。依据相关研究^[22,25-26],确定样本尺寸为 5,即以滑坡或非滑坡点所在像元为中心,向外延伸 2 个像素,形成 5×5 的局部窗口。通过裁剪多通道因子图,生成形状为 $F @ 5 \times 5$ 的样本数据,其中 F 为影响因子数量。这种方法有效保留了样本的空间结构信息,有助于提高模型对滑坡易发性的识别和预测能力。

2.4 CAE 优化非滑坡样本

卷积自编码器(convolutional auto-encoder, CAE)通过卷积层和池化层替代传统自编码器中的全连接层,能够更有效地提取多维特征,主要应用于数据降维和异常检测^[27]。

在本研究中,CAE 将缓冲区采样得到的非滑坡点中潜在的滑坡点作为“异常点”进行检测和剔除。具体流程如下:首先通过缓冲区采样获取过量的“初

始非滑坡点”。然后构建 CAE 模型,并利用已有的滑坡样本进行训练,计算其重构误差(即 CAE 对输入样本编码获取其特征表示,再通过解码进行重构,还原出新的输入样本,还原的样本与输入样本之间的均方误差即为重构误差)。接着将“初始非滑坡样本”输入到训练好的 CAE 模型中进行编码与解码,并计算其重构误差。对于“初始非滑坡样本”,模型会尝试利用学到的滑坡样本特征进行重建。如果某个“初始非滑坡样本”具有滑坡样本的特征,则其重构误差应该较小,表明该样本与滑坡样本相似,可视为“异常样本”。最后剔除这些“异常样本”,并根据其他环境属性约束条件,获取与滑坡样本数量相等的非滑坡样本。

本文构建的 CAE 模型包括编码器(encoder)、解码器(decoder)和两个全连接层。编码器部分由 3 个卷积层组成,卷积核个数分别为 32,64,128,卷积核大小均为 3×3 ,步长为 2,填充为 1。每个卷积层后均采用 ReLU 激活函数,并加入 Dropout 层以防止过拟合。解码器部分由 3 个反卷积层组成,卷积核个数分别为 128,64,32,卷积核大小均为 3×3 ,步长为 2,填充为 1,输出填充分别为 1,0,0,前两个反卷积层后同样使用 ReLU 激活函数和 Dropout 层,第 3 个反卷积层后则使用 Sigmoid 激活函数。

2.5 滑坡易发性评价模型

2.5.1 支持向量机

支持向量机(support vector machine,SVM)是一种基于统计学习理论的监督学习算法,主要用于解决二分类问题。应用 SVM 进行滑坡易发性评价时,其核心原理是利用核函数将滑坡诱发因素映射到更高维的特征空间,然后寻找一个最优超平面,将数据样本进行有效分割,从而实现了对滑坡发生区域的分类。

2.5.2 深度神经网络

深度神经网络(deep neural network,DNN)通过多个隐藏层对输入的特征进行非线性变换,从而提取更高级的特征表示。DNN 通过前向传播得到预测结果,再通过反向传播调整网络权重,以最小化预测结果和真实标签之间的损失函数,从而训练出高性能、高准确性的模型。

本文构建的 DNN 模型结构包括一个输入层、3 个隐藏层和一个输出层。输入层有 10 个神经元,分别对应 10 个影响因子。3 个隐藏层的神经元数量分别为 64,128,64。输出层有两个神经元,分别表示“滑坡”与“非滑坡”。输入层与隐藏层之间均采用 ReLU 激活函数,并在每个隐藏层后均加入 Dropout 层,以防止过拟合。

2.5.3 卷积神经网络

卷积神经网络(convolutional neural network,CNN)是一种利用卷积运算的前馈神

经网络,具有局部连接和权值共享的特点^[21]。在滑坡易发性评价中,CNN 通过卷积操作提取区域环境特征,结合特征映射与池化操作降低数据的空间维度,最终通过全连接层将特征映射至输出层进行分类。

本文构建的 CNN 模型主要由两个卷积层和两个最大池化层组成,两个最大池化层分别置于两个卷积层之后。两个卷积层的通道数分别为 32,64,卷积核大小均为 3×3 ,填充和步长均为 1,每个卷积层后均使用 ReLU 激活函数。两个最大池化层的池化大小均为 2×2 ,步长均为 2,每个池化层后均加入 Dropout 层。随后通过一个包含 128 个神经元的全连接层,最终输出 2 个神经元,分别表示“滑坡”与“非滑坡”。

2.5.4 ResNet-CBAM 残差网络

ResNet(ResNet)通过引入残差学习的概念来构建网络。每个残差块包含一个或多个卷积层,并通过跳跃连接将输入直接添加到后面层的输出上。这种设计有效缓解了随着网络深度增加而产生的梯度消失和梯度爆炸问题,使网络能够更稳定地训练和提取更深层次特征,从而提升特征提取的能力和模型的表达性能。

卷积注意力模块(CBAM)是一种轻量级的注意力机制模块,旨在增强模型的特征提取能力^[28]。CBAM 通过顺序地集成通道注意力和空间注意力两个子模块,逐步优化特征表示,从而识别当前任务中最重要的特征通道和关键区域,提升模型对重要信息的关注度。

本文构建的 ResNet-CBAM 模型结构如图 3 所示,残差模块层(Layer)如图 3a 所示,由两个基本残差块(BasicBlock)组成。每个基本残差块由两个卷积层(Conv1 和 Conv2)和两个批归一化层(Bn1 和 Bn2)组成,中间和末端使用 ReLU 激活函数,并在 Conv1 前和 Bn2 之后使用“跳跃连接”,实现残差运算。CBAM 模块如图 3b 所示,通过通道注意力和空间注意力模块得到增强的注意力特征图。ResNet-CBAM 评价模型的整体结构如图 3c 所示。输入数据首先通过一个卷积层(Conv)和批归一化层(Bn1)提取浅层特征,Conv 的通道数为 16,卷积核大小为 3×3 ,步长与填充均为 1,随后依次通过 3 个残差模块层(Layer)和 3 个 CBAM 模块,每个 Layer 后都插入一个 CBAM。3 个 Layer 的输出通道数分别为 16,32,64。在 Layer2 和 Layer3 中的 BasicBlock1 的 Conv1 使用卷积核大小为 3×3 ,步长为 2,填充为 1;其他位置 BasicBlock 的卷积层的卷积核大小均为 3×3 ,步长与填充均为 1。接着通过一个平均池化层(池化大小和步长均为 2)和一个 Dropout 层。最后通过包含 64 个神经元的全连接层输出 2 个神经元。

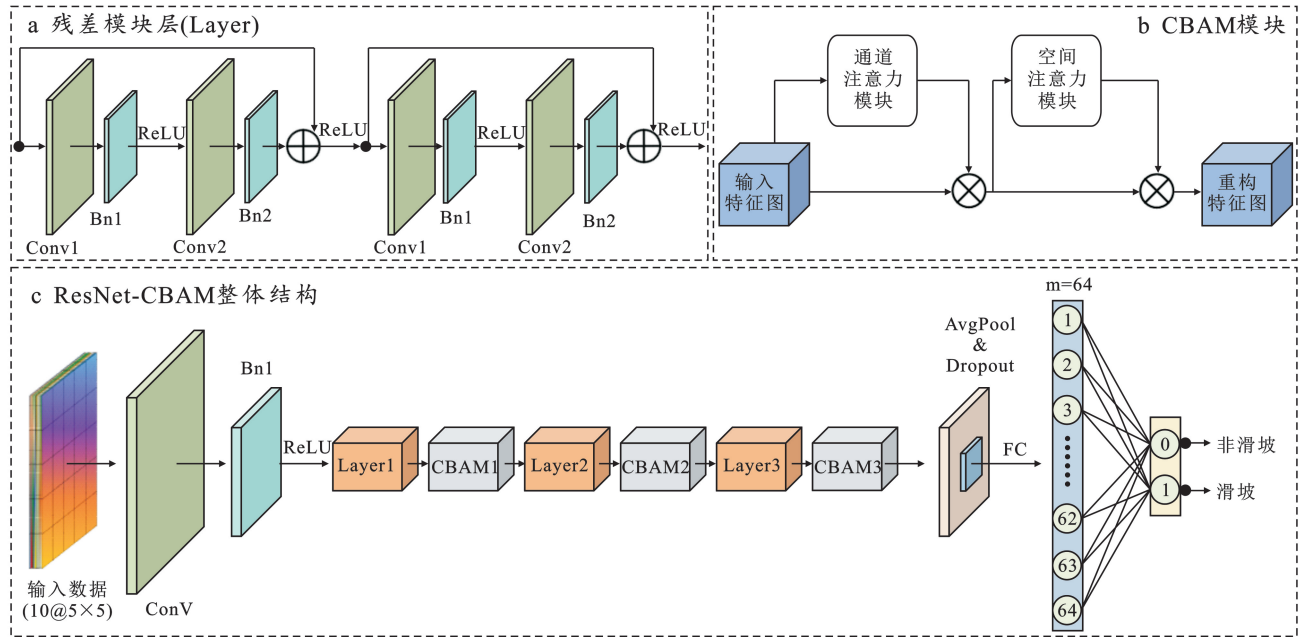


图 3 ResNet-CBAM 模型的结构

Fig.3 Structure of ResNet-CBAM model

2.6 精度评定指标

本文选用准确率(accuracy)、精确率(precision)、召回率(recall)、 F_1 分数(F_1 -Score)、受试者工作特征曲线(receiver operating characteristic, ROC)及曲线下面积(area under curve, AUC)来评估上述模型的精度。准确率(Acc)表示模型预测正确的样本数占总样本数的比例;精确率(P)表示预测结果正确的正样本中预测正确的比例;召回率(R)表示预测结果正确的正样本占所有正样本的比例; F_1 分数(F_1)是精确率和召回率的调和平均数,用于综合两者的表现。各精度指标的计算公式为:

$$\text{Acc} = \frac{\text{TN} + \text{TP}}{\text{TN} + \text{TP} + \text{FP} + \text{FN}} \quad (1)$$

$$P = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FP}} \quad (2)$$

$$R = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FN}} \quad (3)$$

$$F_1 = 2 \times \frac{P \times R}{P + R} \quad (4)$$

$$\begin{cases} \text{FPR} = \frac{\text{FP}}{\text{FP} + \text{TN}} \\ \text{TPR} = \frac{\text{TP}}{\text{FN} + \text{TP}} \end{cases} \quad (5)$$

式中:TP表示真实值为滑坡,预测结果也为滑坡的样本数;FN表示真实值为滑坡,但预测结果为非滑坡的样本数;FP表示真实值为非滑坡,但预测结果为滑坡的样本数;TN表示真实值为非滑坡,预测结果也为非滑坡的样本数。ROC曲线是以FPR为X轴,TPR为Y轴的曲线,AUC值为ROC曲线下的面积,值越

大表明模型区分正负样本的能力越强。其中,FPR(false positive rate)表示在所有真实结果为非滑坡的样本中,被错误分类为滑坡的比率;TPR(true positive rate)表示在真实结果为滑坡的样本中,被正确分类为滑坡的比率^[14]。

3 结果与分析

本文首先基于筛选的影响因子制作样本数据集;随后针对滑坡样本与非滑坡样本进行优化;接着使用SVM,DNN,CNN,ResNet-CBAM 4种模型分别对传统缓冲区采样和基于CAE优化采样两种非滑坡采样策略得到的样本数据进行训练与测试;最后使用训练好的模型进行预测,并对评价结果进行分析。相关试验主要基于Python的Scikit-learn库和PyTorch深度学习框架,在Windows 11系统64位平台上完成。

3.1 样本优化

在滑坡易发性评价研究中,滑坡点的获取方法主要依赖于历史滑坡记录或遥感影像的目视解译,但该过程容易受到人为误差的影响,导致出现少数的“异常点”。观察发现,本研究获取的万州区滑坡灾害点存在重复记录情况。同时考虑到滑坡通常不会发生在密集居民区、水系湖泊中央或地势平坦的区域,因此结合土地利用、坡度等数据进行叠加分析,并辅以Google Earth的目视解译,剔除那些不太可能发生滑坡以及重复记录的“异常点”,最终得到703个有效的滑坡灾害点(如图4所示)。对于非滑坡点,本文采用CAE优化缓冲区采样结果,最终得到与滑坡灾害点等量的703个非滑坡点。

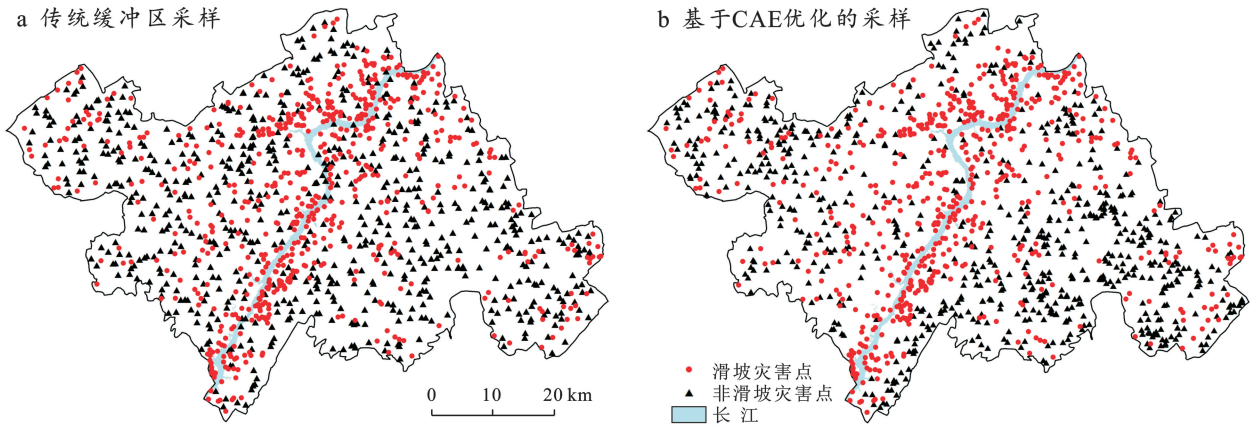


图 4 两种采样策略的样本分布情况

Fig.4 Sample distribution for two sampling strategies

使用传统的缓冲区采样(即在滑坡点 500 m 缓冲区外随机选点)获得的非滑坡样本如图 4a 所示,虽然这些非滑坡灾害点大多远离滑坡灾害点,但在长江沿岸等部分滑坡点密集分布的区域,仍存在大量非滑坡点,这些区域选点极有可能孕育滑坡的风险。相比之下(图 4b),基于 CAE 优化获得的非滑坡点分布较为均匀,显著减少了在长江沿岸等滑坡灾害点密集区的采样,优化后的非滑坡灾害点主要分布在万州区东部和西部滑坡灾害较少的区域。由此可见,基于 CAE 优化的非滑坡点采样更加可靠。

3.2 模型训练及精度评定

为进一步验证基于 CAE 优化的非滑坡点采样方法的准确性以及各模型的精度,本文使用 SVM, DNN, CNN 和 ResNet-CBAM 4 种评价模型,分别对

传统缓冲区采样和基于 CAE 优化采样两种非滑坡样本采样方法进行模型训练与测试。首先,分别用两种采样策略得到的样本点构建两组样本数据集及标签,每组样本随机混合并打乱顺序,按 7:3 的比例分割为训练集与测试集,输入到模型中。为保证模型参数的合理性,采用传统缓冲区采样得到的样本组来调节模型参数,在调参过程中,深度学习模型均选择 Adam 优化器和交叉熵损失函数,通过试错法进行调参, SVM 模型使用网格搜索法进行调参。确定各模型参数如表 2 所示时,各模型精度达到最高,随后使用相同参数对基于 CAE 优化采样的数据集进行训练与测试,最终得到两种采样策略和 4 种评价模型的精度评定结果如表 3 所示。ROC 曲线如图 5 所示。

表 2 4 种模型参数设置

Table 2 Setting of 4 model parameters

模型	参数设置	参数含义
SVM	$C=10$, $\gamma=0.5$, kernel: 'RBF'	惩罚参数 C: 控制模型的复杂度和对训练数据的拟合程度 γ : 控制单个训练样本对决策边界的影响范围 kernel: 核函数, 通过不同核函数将数据映射到高维空间
DNN	Batch size=64, epoch:500, Dropout: 0.5, 学习率:0.001	Batch size: 批量大小, 在一次迭代中通过网络传播的样本数量, 对模型的训练效率和性能有显著影响 Epoch: 整个训练集被用来训练模型一次的过程, 通常需要多个 epoch 以提升模型的性能, 有助于防止过拟合并提高模型的泛化能力 Dropout: 一种正则化技术, 通过在训练过程中随机“丢弃”一部分神经元, 来提高模型的泛化能力
CNN	Batch size=64, epoch:1000, Drop- out:0.5, 学习率:0.001	学习率: 控制模型在训练中权重更新的步幅, 它决定了每次参数更新时, 梯度下降算法沿着损失函数的梯度方向移动的距离
ResNet-CBAM	Batch size=64, epoch:200, Dropout: 0.2, 学习率:0.001	

从表 3 和图 5 可以看出, 在相同的评价模型下, 基于 CAE 优化的非滑坡样本采样方法得到的各项精度指标均高于传统缓冲区采样。这表明上述 4 个模型在一定程度上学到了非滑坡样本在特征空间上与滑坡样本间不相似的特征, 从而提高了非滑坡样本的准确性; 在相同的采样策略下, ResNet-CBAM 模型的各项精度指标均优于其他模型, 而模型效果最差的是

SVM 模型, 其次是 CNN 和 DNN。

由此可见, 深度学习模型的预测和拟合能力明显优于传统机器学习模型。包含卷积层的 ResNet-CBAM 和 CNN 模型在整体精度上也优于传统机器学习(SVM)和浅层神经网络(DNN), 这进一步证明了多层卷积层、残差结构及注意力机制在特征提取和拟合能力方面的优势。

表 3 模型精度评定结果
Table 3 Precision evaluation results of models

采样策略	模型	准确率	精确率	召回率	F ₁ 分数	曲线下面积(AUC)
传统缓冲区采样	SVM	0.744 1	0.762 1	0.726 9	0.744 1	0.817 3
	DNN	0.767 8	0.783 7	0.754 6	0.768 9	0.836 1
	CNN	0.791 5	0.812 2	0.758 3	0.784 3	0.873 6
	ResNet-CBAM	0.815 2	0.818 2	0.810 4	0.814 3	0.899 8
基于 CAE 优化的采样	SVM	0.765 4	0.782 6	0.750 0	0.766 0	0.843 8
	DNN	0.791 5	0.823 2	0.754 6	0.787 4	0.854 5
	CNN	0.817 5	0.822 1	0.810 4	0.816 2	0.898 5
	ResNet-CBAM	0.850 7	0.877 6	0.815 2	0.845 2	0.919 6

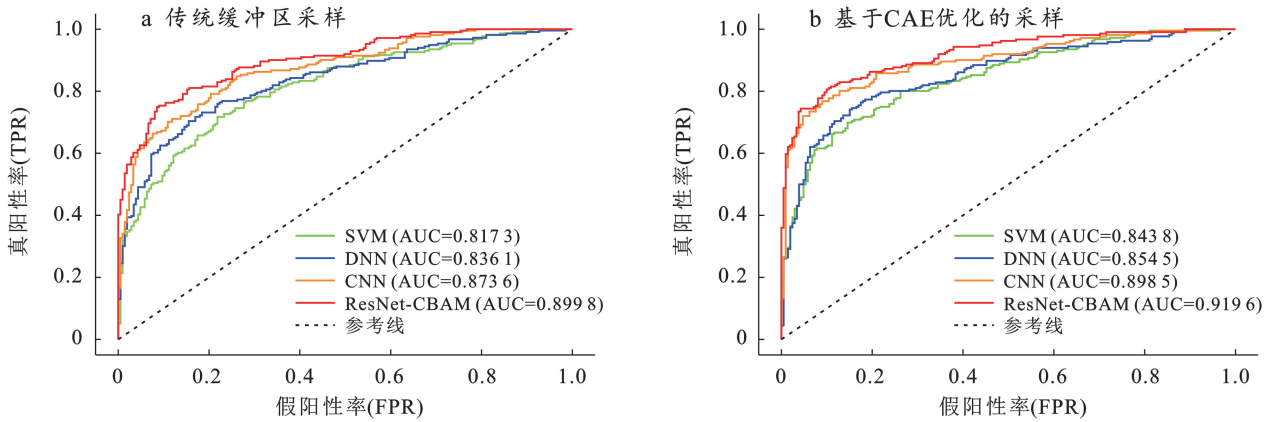


图 5 4 种评价模型的 ROC 曲线

Fig.5 ROC curve of 4 evaluation models

3.3 易发性评价结果

提取全区域的影响因子属性制作预测数据集,输入至经过两种采样策略训练和测试好的 4 种模型中进行预测,得到区域的滑坡易发性指数,采用自然间断法将其划分为极低、低、中、高和极高 5 个易发性等级区域。绘制传统缓冲区采样和基于 CAE 优化采样的易发性评价结果分别如图 6 和图 7 所示。接着对各易发性结果进行分区统计,计算各区域面积占比,并通过滑坡密度描述该易发性区域单位面积内滑坡灾害点数量的分布情况,统计结果如表 4 所示。从图 6 和图 7 可以看出,两种采样策略和 4 种评价模型的评价结果在空间分布上具有相似性。高易发区和极高易发区主要分布在长江沿岸及其周边,这些地区海拔和坡度较低(如图 1a, 1b)、植被覆盖度较低(如图 1g)、人类活动频繁(如图 1h, 1l),加之水系的影响,土壤含水量较高且岩土强度低,地表坡面的稳定性较差,在降雨等极端天气下更容易发生滑坡。低易发区和极低易发区主要分布在研究区西部和东南部,这些区域远离河流,人烟稀少,植被覆盖度高,地表与生态系统更加稳定,土壤抗剪强度与水分保持能力更强,因此滑坡灾害发生的概率较低。值得注意的是,相较于传统缓冲区采样的评价结果(如图 6),基于 CAE

优化的采样评价结果(如图 7)显示出研究区中部和中西部的较高易发区占比更大,这是由于 CAE 优化采样在这些区域的非滑坡样本密度较低(如图 4b),进一步表明该采样策略尽可能避开了滑坡灾害点密集区,能更好地平衡样本分布,提高易发性评价的准确性。

从各评价结果的局部放大图可以看出,各模型均能较准确地预测出滑坡灾害点密集区为高易发区或极高易发区。但基于 CAE 优化的采样策略划分的高易发区和极高易发区划分更密集,涵盖的滑坡灾害点更多,说明该采样策略能提高模型对滑坡样本与非滑坡样本的区分能力。此外,ResNet-CBAM 模型在易发性分区上表现更精细,分区间过渡更平滑,聚集性更强,预测效果优于 SVM, DNN 和 CNN 模型。从表 4 中可以看出,各模型和各采样方法的评价结果均表明,万州区的高易发区和极高易发区的面积占比之和大于 30%,其中,使用基于 CAE 优化的采样策略评价结果占比更高,超过 40%,表明万州区内滑坡易发性指数很高,存在大量的潜在滑坡风险区域。滑坡密度随易发性等级的提高而增加,特别是在 ResNet-CBAM 模型中,极低易发区的滑坡密度最低(两种采样策略分别为 0.019 和 0.016 个/km²),极高易发区密

度最高(两种采样策略分别为 0.538 和 0.480 个/km²), 结果符合实际情况,进一步验证了 ResNet-CBAM 模型

相比较其他模型(如 SVM, DNN 和 CNN)更优的预测能力。

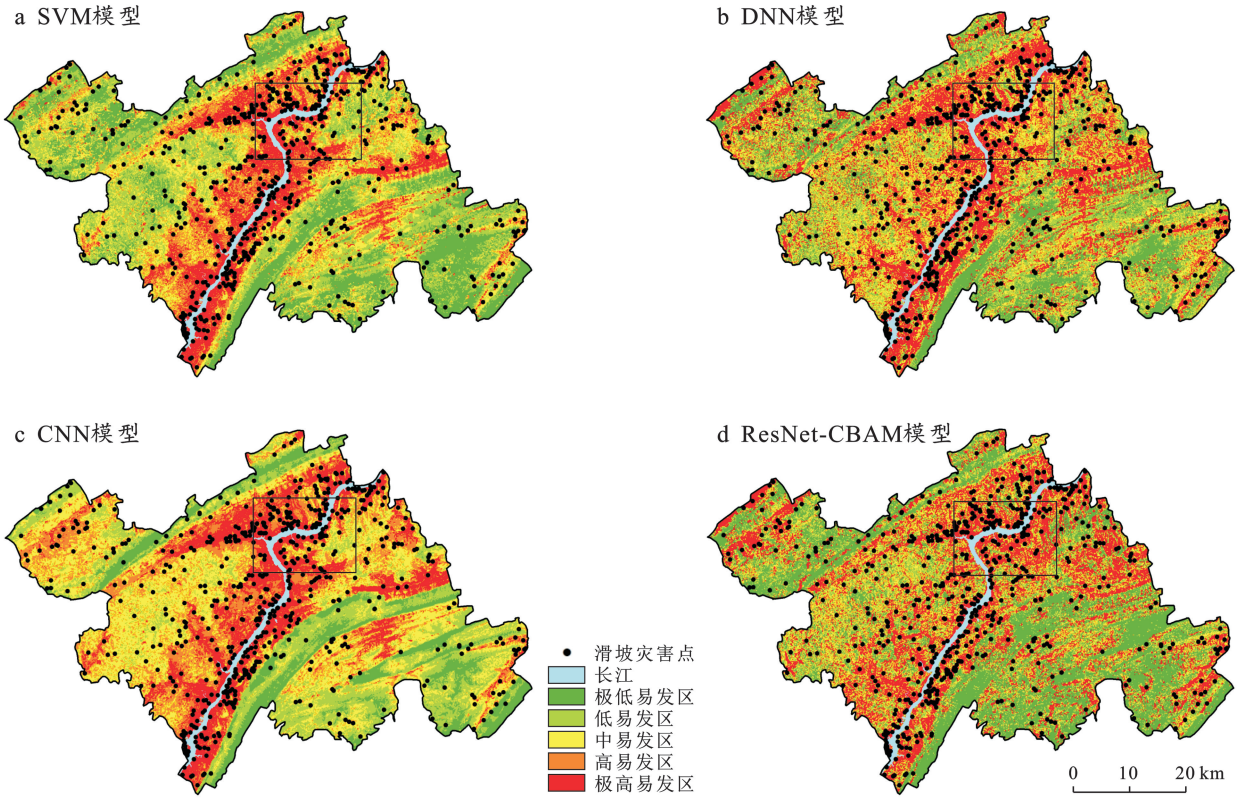


图 6 传统缓冲区滑坡易发性评价结果

Fig.6 Results of evaluation of landslide vulnerability of traditional buffer zones

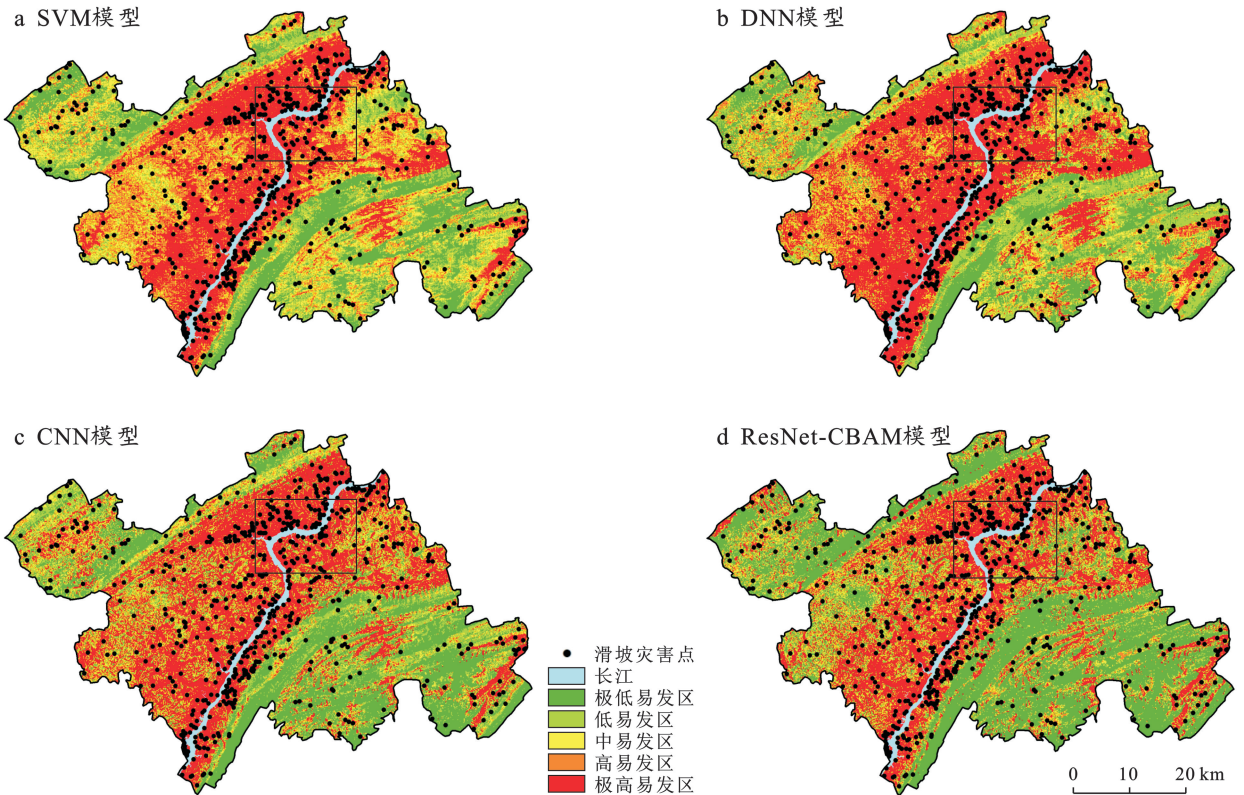


图 7 基于 CAE 优化的滑坡易发性评价结果

Fig.7 Evaluation results of landslide susceptibility based on CAE optimization

表 4 万州区滑坡易发性分区结果统计

Table 4 Landslide susceptibility zoning results statistics for Wanzhou District

采样类型	易发性等级	面积所占比例/%				滑坡密度/(个·km ⁻²)			
		SVM	DNN	CNN	ResNet-CBAM	SVM	DNN	CNN	ResNet-CBAM
传统缓冲区 采样	极低易发区	20.010	18.830	9.910	26.600	0.087	0.040	0.050	0.019
	低易发区	25.500	22.230	19.550	16.860	0.119	0.101	0.127	0.058
	中易发区	20.600	20.230	25.300	19.000	0.181	0.126	0.137	0.099
	高易发区	18.070	8.830	23.110	14.320	0.284	0.195	0.187	0.194
	极高易发区	15.820	29.880	22.130	23.220	0.400	0.433	0.494	0.538
基于 CAE 优化 的采样	极低易发区	18.367	16.704	25.934	21.173	0.038	0.026	0.031	0.016
	低易发区	16.086	17.847	18.425	21.212	0.068	0.078	0.089	0.052
	中易发区	16.148	12.016	10.632	13.629	0.109	0.094	0.125	0.095
	高易发区	21.120	16.367	9.293	11.157	0.189	0.143	0.162	0.163
	极高易发区	28.280	37.066	35.716	32.824	0.452	0.406	0.421	0.480

针对万州区滑坡易发性较高的区域,应进一步加强土地利用与开发管控,推进水土保持工程建设,并实施重点区域的监测与预警。对易发性较低的区域,也需合理规划与开发,避免破坏坡面稳定性;维持良好的生态环境,加强水土保持;定期巡查监测,提高风险防范意识。通过分类施策,可有效降低滑坡灾害发生的风险,实现区域风险管理的最优化。

4 结论

本文以三峡库区万州区为研究区域,选取高程等 12 个影响因子,进行了因子的重要性、多重共线性及相关性分析。在缓冲区采样策略的基础上提出了一种基于 CAE 的非滑坡样本优化方法,并构建了引入 CBAM 模块的 ResNet-CBAM 滑坡易发性评价模型,同时,采用传统缓冲区采样策略,结合 SVM,DNN 和 CNN 三种评价模型进行对比分析和滑坡易发性评价。

(1) 使用基于 CAE 优化的采样策略获取的非滑坡样本避开了滑坡灾害点密集区域,具有更高的可靠性与准确性。ResNet-CBAM 模型在特征提取方面表现优异,在两组样本数据集上的准确率、精确率、召回率、 F_1 分数和 AUC 均高于 SVM,DNN 和 CNN 模型。该样本优化方法与评价模型可为万州区的滑坡防控工作提供理论支持。

(2) 两种采样策略结合 4 种评价模型得到的滑坡易发性结果在空间分布上具有相似性。万州区滑坡易发性指数较高,存在大量潜在滑坡风险区域,极高易发区滑坡密度达到 0.480 个/km²,高和极高易发区面积比例超过 30%,主要分布在万州区的中部和西南部,即长江沿岸及其周边,该部分区域植被覆盖度低,人类活动频繁。较低的易发区主要分布在西部和东南部,远离河流,且与较高易发区存在明显的空

间分布差异。该评价结果可为万州区的滑坡防控工作提供科学依据。

本文提出的基于 CAE 优化的非滑坡样本采样策略是在传统缓冲区采样策略基础上进行的优化,具有缓冲区采样的基本特征,理论上可以推广到其他地质条件不同的区域。然而,对于滑坡灾害较少的区域,受限于样本稀缺性,该方法的适用性仍需进一步验证和研究。此外,本文采用离线数据进行静态评价,未来研究将考虑融合实时数据进行动态评价,以提升滑坡灾害管理的科学性和有效性。

参考文献 (References)

- [1] 杨延晨,周超,施佳涓.基于卷积神经网络的区域滑坡易发性评价:以三峡库区万州区为例[J].测绘通报,2023(11):1-6.
Yang Yanchen, Zhou Chao, Shi Jiamei. Evaluation of regional landslide susceptibility based on convolutional neural network: A case study of Wanzhou District of Three Gorges reservoir area [J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2023(11):1-6.
- [2] Hong Haoyuan, Wang Desheng, Zhu Axing, et al. Landslide susceptibility mapping based on the reliability of landslide and non-landslide sample [J]. Expert Systems with Applications, 2024,243:122933.
- [3] 胡涛,樊鑫,王硕,等.基于逻辑回归模型和 3S 技术的思南县滑坡易发性评价[J].地质科技通报,2020,39(2):113-121.
Hu Tao, Fan Xin, Wang Shuo, et al. Landslide susceptibility evaluation of Sinan County using logistics regression model and 3S technology [J]. Bulletin of Geological Science and Technology, 2020,39(2):113-121.
- [4] Lucchese L V, de Oliveira G G, Pedrollo O C. Investigation of the influence of nonoccurrence sampling on landslide susceptibility assessment using Artificial Neural

- Networks [J]. CATENA, 2021, 198: 105067.
- [5] 周晓亭, 黄发明, 吴伟成, 等. 基于耦合信息量法选择负样本的区域滑坡易发性预测[J]. 工程科学与技术, 2022, 54(3): 25-35.
- Zhou Xiaoting, Huang Faming, Wu Weicheng, et al. Regional landslide susceptibility prediction based on negative sample selected by coupling information value method [J]. Advanced Engineering Sciences, 2022, 54(3): 25-35.
- [6] Chang Lili, Zhang Rui, Wang Chunsheng. Evaluation and prediction of landslide susceptibility in Yichang section of Yangtze River basin based on integrated deep learning algorithm [J]. Remote Sensing, 2022, 14(11): 2717.
- [7] 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.
- [8] Okalp K, Akgün H. Landslide susceptibility assessment in medium-scale: Case studies from the major drainage basins of Turkey [J]. Environmental Earth Sciences, 2022, 81(8): 244.
- [9] 李达, 瞿伟, 张勤, 等. 融合多层感知机和优化支持向量回归的滑坡位移预测模型[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2023, 48(08): 1380-1388.
- Li Da, Qu Wei, Zhang Qin, et al. Landslide displacement prediction model by integrating multilayer perceptron and optimized support vector regression [J]. Journal of Wuhan University (Information Science Edition), 2023, 48(08): 1380-1388.
- [10] 咸利民, 季民, 刘法军, 等. 基于 CF 与优化 RF 模型耦合的泰山地区地质灾害易发性评价[J]. 水土保持通报, 2024, 44(5): 134-143.
- Xian Limin, Ji Min, Liu Fajun, et al. Assessing geological disaster susceptibility in Taishan area by coupling certainty factor model with optimized random forest model [J]. Bulletin of Soil and Water Conservation, 2024, 44(5): 134-143.
- [11] 刘伊铭, 徐胜华, 刘春阳, 等. 顾及多方法集成特征选择与负样本优化的滑坡易发性评价[J]. 测绘通报, 2024(9): 74-79.
- Liu Yiming, Xu Shenghua, Liu Chunyang, et al. Landslide susceptibility assessment considering multi-method integrated feature selection and negative sample optimization [J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2024(9): 74-79.
- [12] Sameen M I, Pradhan B, Lee S. Application of convolutional neural networks featuring Bayesian optimization for landslide susceptibility assessment [J]. Catena, 2020, 186: 104249.
- [13] Thi Ngo P T, Panahi M, Khosravi K, et al. Evaluation of deep learning algorithms for national scale landslide susceptibility mapping of Iran [J]. Geoscience Frontiers, 2021, 12(2): 505-519.
- [14] 黄武彪. 基于深度学习的大范围滑坡易发性评价: 以青藏高原交通廊道为例[D]. 陕西 西安: 长安大学, 2023.
- Huang W B. Deep learning-based assessment of large-scale landslide susceptibility: A case study of transportation corridors on the Tibetan Plateau [D]. Xi'an, Shaanxi: Chang'an University, 2023.
- [15] 鲍帅. 基于 Vision Transformer 的滑坡易发性评价研究[D]. 辽宁 阜新: 辽宁工程技术大学, 2023.
- Bao S. Research on landslide susceptibility evaluation based on Vision Transformer [D]. Fuxin, Liaoning: Liaoning University of Engineering and Technology, 2023.
- [16] Nguyen B Q V, Kim Y T. Landslide spatial probability prediction: A comparative assessment of Naive Bayes, ensemble learning, and deep learning approaches [J]. Bulletin of Engineering Geology and the Environment, 2021, 80(6): 4291-4321.
- [17] Karra K, Kontgis C, Statman-Weil Z, et al. Global land use/land cover with Sentinel 2 and deep learning [C]. 2021 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium IGARSS, Brussels, Belgium: IEEE, 2021.
- [18] Zhang H, Song Y, Xu S, et al. Combining a class-weighted algorithm and machine learning models in landslide susceptibility mapping: A case study of Wanzhou section of the Three Gorges Reservoir, China [J]. Computers & Geosciences, 2022, 158: 104966.
- [19] 黄发明, 刘科技, 曾子强, 等. 环境因子筛选及组合方法对滑坡易发性预测的影响规律[J]. 应用基础与工程科学学报, 2024, 32(1): 49-71.
- Huang Faming, Liu Keji, Zeng Ziqiang, et al. Influence of environmental factor selection and combination on landslide susceptibility prediction modeling [J]. Journal of Basic Science and Engineering, 2024, 32(1): 49-71.
- [20] Yu Lanbing, Cao Ying, Zhou Chao, et al. Landslide susceptibility mapping combining information gain ratio and support vector machines: A case study from Wushan segment in the Three Gorges Reservoir area, China [J]. Applied Sciences, 2019, 9(22): 4756.
- [21] Yang Xin, Liu Rui, Yang Mei, et al. Incorporating landslide spatial information and correlated features among conditioning factors for landslide susceptibility mapping [J]. Remote Sensing, 2021, 13(11): 2166.
- [22] Yi Yaning, Zhang Zhijie, Zhang Wanchang, et al. Landslide susceptibility mapping using multiscale sampling strategy and convolutional neural network: A case study in Jiuzhaigou region [J]. Catena, 2020, 195: 104851.

- 空格局分析[D].陕西 杨凌:西北农林科技大学,2023.
- Ma Hui. Spatio-temporal patterns of land use dynamics over the Loess Plateau based on remote sensing and geographical information systems [D]. Yangling, Shaanxi: Northwest A&F University, 2023
- [19] Mann H B. Nonparametric tests against trend [J]. *Econometrica*, 1945,13(3):245.
- [20] Sen P K. Estimates of the regression coefficient based on Kendall's Tau [J]. *Journal of the American Statistical Association*, 1968,63(324):1379-1389.
- [21] 戴玉婷, 齐斐, 董明明, 等. 基于地理探测器的山东省莱阳市耕地类型时空分布及其影响因素[J]. *水土保持通报*, 2023, 43(4): 211-219.
- Dai Yuting, Qi Fei, Dong Mingming, et al. Spatio-temporal distribution of cultivated land types and their influencing factors in Laiyang City of Shandong Province based on geographical detectors [J]. *Bulletin of Soil and Water Conservation*, 2023, 43(4): 211-219.
- [22] 邵正艳, 李南南, 尤慧, 等. 多种土地覆被产品一致性与精度评价: 以淮河流域为例[J]. *现代农业科技*, 2024(7): 170-175.
- Shao Zhengyan, Li Nannan, You Hui, et al. Consistency analysis and accuracy evaluation of multiple land cover products: Taking the Huai River basin as an example [J]. *Modern Agricultural Science and Technology*, 2024(7): 170-175.
- [23] Cui Yifeng, Liu Ronggao, Li Zhichao, et al. Decoding the inconsistency of six cropland maps in China [J]. *The Crop Journal*, 2024, 12(1): 281-294.
- [24] Hou Mengjing, Ge Jing, Xiu Yangjing, et al. The urgent need to develop a new grassland map in China: Based on the consistency and accuracy of ten land cover products [J]. *Science China Life Sciences*, 2023, 66(2): 385-405.
- [25] Zhao Yaxuan, Cao Bo, Sha Linwei, et al. Land use and cover change and influencing factor analysis in the Shiyang River basin, China [J]. *Journal of Arid Land*, 2024, 16(2): 246-265.
- [26] 陈乐, 卫伟. 多源土地利用产品在黄土丘陵沟壑区的精度评估[J]. *水土保持学报*, 2024, 38(3): 177-186.
- Chen Le, Wei Wei. Accuracy assessment of multi-source land use products in the loess hilly and gully region [J]. *Journal of Soil and Water Conservation*, 2024, 38(3): 177-186.
- [27] 李坤, 张梦园, 李逸伦, 等. 云南石林风景区石漠化自然恢复过程中植被覆盖度及空间格局演变[J/OL]. *生态学杂志*, 2024 (2024-06-20). <https://kns.cnki.net/kcms/detail/21.1148.q.20240618.1818.008.html>.
- Li Kun, Zhang Mengyuan, Li Yilun, et al. Dynamics of fractional vegetation coverage and vegetation spatial pattern in natural restoration process of rocky desertification in Yunnan Shilin Geopark [J/OL]. *Journal of Ecology*, 2024 (2024-06-20). <https://kns.cnki.net/kcms/detail/21.1148.q.20240618.1818.008.html>.
- [28] 石林彝族自治县史志办公室. 石林年鉴-2022(总第 24 卷)[M]. 云南 昆明: 云南民族出版社, 2022.
- Shilin Yi Autonomous County Local Chronicles Office. *Shilin Yearbook 2022 (Vol. 24)* [J]. Kunming, Yunnan: Yunnan Ethnic Publishing House, 2022.
- ~~~~~
- (上接第 200 页)
- [23] Hong Haoyuan, Liu Junzhi, Zhu Axing. Modeling landslide susceptibility using LogitBoost alternating decision trees and forest by penalizing attributes with the bagging ensemble [J]. *Science of the Total Environment*, 2020, 718: 137231.
- [24] 田凡凡, 薛喜成, 郭有金. 基于主元分析和信息量模型的滑坡易发性评价: 以丹凤县为例[J]. *能源与环保*, 2021, 43(8): 6-12.
- Tian Fanfan, Xue Xicheng, Guo Youjin. Evaluation of landslide susceptibility based on principal component analysis and information model: Taking Danfeng County as an example [J]. *China Energy and Environmental Protection*, 2021, 43(8): 6-12.
- [25] 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.
- [26] Yang Zhiqiang, Xu Chong, Shao Xiaoyi, et al. Landslide susceptibility mapping based on CNN-3D algorithm with attention module embedded [J]. *Bulletin of Engineering Geology and the Environment*, 2022, 81(10): 412.
- [27] 赵会芹. 基于不同空间分辨率遥感影像的滑坡提取方法研究[D]. 广西 桂林: 桂林电子科技大学, 2023.
- Zhao Huiqin. Research on landslide extraction methods based on remote sensing images with different spatial resolutions [D]. Guilin, Guangxi: Guilin University of Electronic Science and Technology, 2023.
- [28] Yang Zhiqiang, Xu Chong, Li Lei. Landslide detection based on ResU-net with transformer and CBAM embedded: Two examples with geologically different environments [J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(12): 2885.