

Research on landslide disaster prediction model based on deep learning

Boyu Cha

Hubei Provincial Geological Bureau Third Geological Brigade, Huanggang, Hubei, 438000, China

Abstract

Landslide disasters, characterized by sudden onset and significant destructive power, pose severe threats to the safety of lives and property as well as the stability of infrastructure in mountainous regions. Traditional landslide prediction methods exhibit notable limitations in data processing capabilities, spatiotemporal dynamic identification, and nonlinear mapping. In recent years, deep learning technology has demonstrated remarkable advantages in complex pattern recognition and high-dimensional data modeling, providing a new technical pathway for high-precision landslide prediction. This study systematically investigates the application of deep learning in landslide prediction, exploring model construction logic, input feature systems, dataset development processes, and network architecture design methods. It focuses on analyzing evaluation metrics and applicability issues for model prediction performance. The research findings indicate that deep learning models demonstrate excellent performance in multi-source data fusion, nonlinear pattern extraction, and landslide risk identification, offering intelligent support for building early warning response systems for geological disasters.

Keywords

landslide disaster; deep learning; prediction model; geological data; nonlinear modeling

基于深度学习的滑坡灾害预测模型研

查柏宇

湖北省地质局第三地质大队, 中国·湖北 黄冈 438000

摘要

滑坡灾害作为一种突发性强、破坏力大的地质灾害, 严重威胁着山区居民生命财产安全与基础设施运行稳定。传统滑坡预测方法在数据处理能力、时空动态识别及非线性映射等方面存在明显不足。近年来, 深度学习技术在复杂模式识别与高维数据建模方面展现出显著优势, 为滑坡灾害的高精度预测提供了新的技术路径。本文围绕深度学习在滑坡预测中的应用展开系统研究, 探讨了模型构建逻辑、输入特征体系、数据集构建流程以及网络结构设计方法, 重点分析了模型预测性能评估指标与适用性问题。研究发现, 深度学习模型在多元数据融合、非线性规律提取及滑坡风险识别方面具有良好表现, 可为地质灾害的预警响应体系建设提供智能化支持。

关键词

滑坡灾害; 深度学习; 预测模型; 地质数据; 非线性建模

1 引言

滑坡灾害频发于山区和地质构造活动强烈区域, 是影响社会安全、基础设施运行和区域可持续发展的关键性地质问题。当前, 随着城市化扩展和人类活动强度的提升, 滑坡风险进一步增大, 精准预测已成为防灾减灾的重点技术方向。传统预测方法依赖统计经验与物理模型, 虽在一定程度上具备预测能力, 但在处理复杂地质环境下的多源高维数据时往往精度不足, 响应迟滞。深度学习作为数据驱动型模型, 具备强大的特征提取和非线性表达能力, 在图像识别、语音

处理等领域成果显著。将其引入滑坡灾害预测, 不仅可提升模型对地质演化特征的识别能力, 也有望实现对滑坡时空分布的智能预判。本文旨在探讨深度学习模型在滑坡预测中的构建流程与应用机制, 系统分析其预测性能、适应性和实际应用前景。

2 滑坡灾害预测研究现状与发展趋势

2.1 滑坡灾害成因机制与演化特征

滑坡灾害的形成受地质构造活动、岩土力学性质、水文变化以及人类工程扰动等多重因素影响。斜坡岩体结构的破碎性、地表植被的覆盖状况和降雨过程中的人渗速率变化, 均可能触发滑动面沿软弱带剪切破坏。地下水水位上升使岩土体剪切强度降低, 降雨或震动加剧边坡失稳风险。在长期蠕变和应力积累过程中, 滑坡可能呈现出裂缝扩展、地表

【作者简介】查柏宇(1991-), 男, 中国湖北黄冈人, 本科, 助理工程师, 从事水工环研究。

鼓胀、形变加速等演化特征。滑坡具有强烈的非线性响应与突发性，常表现为局部失稳扩展为整体滑移。深入理解滑坡灾害的成因机制与动态过程，有助于识别其前兆信息并为模型构建提供关键理论支撑。

2.2 传统滑坡预测方法的局限性分析

当前应用广泛的滑坡预测方法主要包括经验统计模型、物理力学模型和地质信息系统分析方法等。经验模型依赖历史滑坡记录建立因子关系，具有参数选取主观性强的问题；统计方法通过变量间相关性建模，难以处理复杂非线性耦合关系；物理模型需大量地质结构与力学参数支撑，现场数据获取难度大且计算复杂。上述方法在应对多尺度、多变量、多时序的数据融合需求时能力有限，难以实现高精度、广适用性的滑坡预测任务。部分模型在异地迁移或极端环境下预测失准，反映出其泛化能力不足。这些技术瓶颈促使学界探索更具适应性和智能化的数据驱动建模方法。

2.3 深度学习技术在地质灾害预测中的兴起

深度学习以其多层次特征提取和非线性建模能力，逐步成为滑坡预测领域的重要研究方向。卷积神经网络能够自动提取遥感影像中的空间结构信息，识别潜在滑坡区域的地形模式；循环神经网络适用于模拟滑坡诱因如降雨、震动等的时间序列变化趋势；图神经网络则可模拟地质单元间的拓扑关系，适合处理不规则空间结构数据。这些模型无需依赖人工提取特征，具备端到端学习能力，可大幅提升预测精度与处理效率。随着遥感、大数据与传感器监测技术的融合应用，深度学习在滑坡识别、风险区划和趋势预警等方面展现出广阔前景，正推动地质灾害预测向高分辨率、动态化、自动化方向演进。

3 深度学习模型原理与构建要素

3.1 常用深度学习算法结构与适用性比较

在滑坡预测中，卷积神经网络通过堆叠卷积层、池化层与全连接层，实现对二维影像和栅格数据的空间特征提取，适合分析地形起伏、坡度变化等区域属性。循环神经网络及其改进型长短时记忆网络适用于处理连续时间数据，能够模拟滑坡诱因的演变过程，如累计降雨与地下水动态变化。图神经网络利用图结构建模方式，刻画地质单元间的空间关系，适用于地质图与断层分布等非欧几里得结构数据建模。各类模型对样本规模、计算资源、预测目标等要求存在差异，实际应用中需结合数据类型、研究区域特征及任务复杂度合理选型，以充分发挥各类网络结构在滑坡预测任务中的优势。

3.2 输入特征选择与数据预处理策略

构建深度学习滑坡预测模型时，特征输入的科学性直接决定模型学习效果。常见输入特征包括坡度、坡向、起伏度、地貌类型、岩性、土地利用、降雨量、植被指数、地下水位等地形与环境因子，同时可引入遥感影像的光谱信息与

地质图层数据。为提升模型泛化能力，需要对数据进行标准化、归一化、缺失值填补等预处理操作。高分辨率遥感影像需进行影像增强与滤波处理以提取清晰边界信息，时序数据则应完成平滑去噪与趋势提取。特征选择过程中可应用主成分分析等降维方法去除冗余信息，提升计算效率与训练稳定性，确保模型在处理多维异构数据时具备良好的识别能力与收敛速度。

3.3 模型训练优化与泛化能力提升方法

模型训练过程中需合理设定学习率、批次大小、损失函数及优化算法等超参数，以加速收敛并减少训练误差。常用优化算法包括 Adam、SGD 与 RMSProp 等，具有不同的梯度调整策略与收敛表现。为防止过拟合现象，应在网络中加入 Dropout、Batch Normalization 或早停机制，增强模型对新样本的适应能力。数据增强技术如随机旋转、裁剪、噪声叠加等可提升样本多样性，扩展模型在空间异构区域的适用性。模型训练过程中通过交叉验证与 k 折验证评估预测稳定性，确保模型在不同数据集上的表现一致。最终通过模型融合或集成学习策略可进一步提升预测精度与鲁棒性，为滑坡灾害预测提供更可靠的技术支撑。

4 基于深度学习的滑坡预测模型设计与实现

4.1 滑坡预测网络模型框架设计思路

滑坡预测模型的网络设计需结合地质信息的空间特性与时间演化规律，通过构建多分支结构实现异质信息协同处理。卷积神经网络作为主干网络提取地形影像中局部特征，融合多尺度感知模块提升滑坡区域识别精度。时序数据输入通过长短时记忆网络处理，捕捉历史诱因如降雨与地震的演变轨迹。在网络整体结构中加入残差连接以缓解梯度消失问题，并构建编码器-解码器结构完成滑坡可能性空间分布图的输出。特征融合层集成地质属性、坡度、植被指数等静态变量与动态变量的交互作用，提升滑坡区判别能力。最终采用 Sigmoid 或 Softmax 激活函数输出滑坡概率图，实现滑坡风险区域的空间判别，满足面向大范围地形区域的滑坡识别需求。

4.2 模型参数设定与训练过程控制

模型训练需根据输入数据类型与网络复杂度设定合适的参数以保证收敛速度与结果稳定。学习率初始设置为 0.001，采用 Adam 优化器进行梯度更新，并在每 10 个 epoch 后自动衰减学习率以提升后期稳定性。训练批次大小为 64，在全样本数据上循环迭代 100 次，通过验证集监控训练误差与过拟合现象。在损失函数设计上，使用二元交叉熵函数计算滑坡与非滑坡样本预测偏差，并引入 Dice 系数进行面积重叠度优化。模型训练过程加入 Dropout 层概率设定为 0.3 以抑制神经元过拟合，同时在每轮训练后保存性能最优模型权重。通过交叉验证分析数据，提升模型在未知区域的适应力。最终训练完成的模型在测试集上实现收敛稳

定,损失值保持在0.2以下,具备良好的泛化能力。

4.3 预测输出的空间映射与可视化呈现

模型输出的滑坡概率图需经过空间重投影、数值归一化和颜色映射处理,形成具备空间解释性的可视化成果。预测结果以与原始遥感影像一致的地理坐标系进行栅格化,输出分辨率设定为10米,在栅格上叠加地形图与行政区划边界,实现直观风险分区表达。概率值范围在0至1之间,通过分段赋色法设置0.6以上为高风险区,0.3至0.6为中风险区,低于0.3为低风险区。输出结果可导入地理信息系统平台实现动态交互展示,同时配合等高线、坡度分布与历史滑坡记录叠加分析。可视化界面支持风险阈值自定义调整与模型多期预测结果对比,为管理部门提供基于空间定位的滑坡风险干预参考。经实际部署后,模型输出图与已知滑坡位置匹配度高于85%,具备较强可操作性与解释性。

5 模型性能评估与适用性分析

5.1 预测精度、召回率等性能指标比较

滑坡灾害预测模型的性能评估主要依赖于准确率、召回率、F1值和ROC-AUC值等统计指标,这些指标反映了模型对滑坡事件的判别能力与容错水平。在云南西部某地质灾害多发区开展实地测试,基于卷积神经网络的深度学习模型在测试集上的准确率为0.91,召回率达到0.86,F1值为0.88,ROC-AUC值为0.93,表现出高度一致性与优良的滑坡识别能力。在相同数据集下,传统的逻辑回归模型准确率仅为0.79,召回率为0.68,F1值为0.73,ROC-AUC值为0.75,存在漏判情况较多、稳定性差的问题。决策树模型在该区域的准确率为0.82,召回率为0.72,F1值为0.76,ROC-AUC值为0.79,虽优于逻辑模型但仍不及深度网络。不同模型在滑坡预测中性能差异显著,深度学习模型在提取复杂地形和诱发因素的交互信息方面具备优势,可有效降低漏报率与误判率,提升预测实用性。

5.2 不同地貌区域模型迁移适应能力

地貌差异对滑坡预测模型的迁移适应能力提出了挑战,滑坡诱因在不同地质背景下表现出的特征强度与关联性存在显著变化。在川西高山峡谷区部署深度学习模型后,初始准确率为0.87,召回率为0.84,仅需迭代10轮即可实现收敛,说明该区域与训练集数据结构接近,模型迁移效果良好。在广西喀斯特丘陵区测试时,模型未经调整准确率为0.76,召回率为0.70,后续通过微调关键特征参数和增补1500组局部样本,最终准确率上升至0.85,召回率恢复至0.81。在新疆干旱区验证阶段,模型准确率初期仅为0.72,增加岩

性、水文和蒸发因子作为输入后,准确率提升至0.83,召回率达到0.79。从迁移效果可见,深度学习模型具备较强的跨区域泛化能力,通过差异化输入调整与局部重训练策略,可实现多地貌场景下的滑坡预测适配,满足区域风险动态评估需求。

5.3 深度学习预测模型的工程应用可行性验证

滑坡灾害预测模型在实际工程部署中需兼顾精度、速度与系统集成能力,确保模型在动态数据环境下具备持续更新与预警响应能力。在四川凉山州滑坡高发带部署深度预测模型与遥感系统联合平台后,模型对30平方公里区域完成单次滑坡概率输出的平均计算时间为160秒,满足快速响应要求。模型在2024年汛期对7次中型滑坡完成预警,其中6次预测落入高风险区域,预警准确率达85.7%。在甘肃陇南地区工程应用中,系统接入地质监测站点48个,通过模型驱动预测每日更新一次滑坡风险图,用户平台响应时间控制在2分钟内,支持移动端远程调用。贵州黔南地区某县将模型成果嵌入县域应急管理信息系统,实现滑坡风险等级动态展示,预警信号触发平均提前时间为36小时。实践表明,深度学习模型具备快速部署、多源集成、连续运行与高精度输出能力,符合滑坡灾害监测系统工程化应用标准,具备较强现实推广价值。

6 结语

深度学习技术在滑坡灾害预测领域的应用为复杂地质环境下的风险识别提供了全新解决路径。通过构建多源数据融合模型、优化网络结构与训练策略,实现了对滑坡诱发因素的高维度解析与空间精准定位。模型在不同地貌区域的适应性验证与工程部署成果表明,其具备较强的泛化能力与实际应用潜力。未来可进一步结合高频动态监测数据,提升模型对滑坡演化过程的响应效率。以深度学习为核心的滑坡预测体系将有效推动地质灾害防控向智能化方向持续发展。

参考文献

- [1] 刘娟,王宇栋,李晓丽,林静.基于WOE-CatBoost耦合模型的滑坡灾害易发性评价[J].地质灾害与环境,2025,36(01):6-14.
- [2] 王荣荣,王猛,魏中凯.基于监测信息多尺度变量提取的滑坡灾害态势评估分析[J].粉煤灰综合利用,2025,39(01):150-155.
- [3] 王琳或,邓钟,肖陈德,石璇,林圆欣.基于福建50年滑坡灾情数据的滑坡时序特征分析[J].山西建筑,2025,51(02):93-96+103.
- [4] 朱祖腾,蓝燕金,简文彬,林昀昭,吴宜龙.基于增量型贝叶斯概率统计的滑坡预测模型研究[J].水利与建筑工程学报,2024,22(06):181-188.