

doi:10.3969/j.issn.2097-0013.2025.02.002

基于深度学习的湖北秭归县滑坡识别及形变分析

殷宗敏, 刘学浩, 何文熹*

YIN Zong-Min, LIU Xue-Hao, HE Wen-Xi*

中国地质调查局武汉地质调查中心(中南地质科技创新中心), 湖北 武汉 430205

Wuhan Center, China Geological Survey (Geosciences Innovation Center of Central South China), Wuhan 430205, Hubei, China

摘要: 近年来湖北秭归县滑坡灾害频发, 给当地人民生产生活造成重大威胁, 对潜在滑坡进行识别和形变特征分析, 有助于快速响应并减少灾害损失。本文利用 Landslide4Sense 数据集进行深度学习, 识别湖北秭归县境内滑坡, 并结合时序 InSAR 技术对坡体进行形变监测。结果表明: (1) U-Net 神经网络训练结果中识别精度为 80%, 召回率达到 60%, F1 值达 70%, 模型训练效果较好。(2) 基于 Landslide4Sense 数据集和特征集构建, 能更加精准识别滑坡, 对大规模滑坡识别提供技术支撑。(3) 秭归县北部、东部识别滑坡相对较多, 滑坡多沿长江两岸分布, 右岸多于左岸, 三峡大坝周边存在聚集, 当距大坝距离增加时, 滑坡个数呈现先增加后减少趋势, 在距大坝 20~30 km 范围内, 滑坡数量最多。(4) 高程、坡度、归一化植被指数、归一化差异水分指数、归一化亮温指数、裸土指数等因子, 随因子值增加, 滑坡数量先增加后减少。(5) 秭归县滑坡形变速率为-20~+20 cm/yr, 局部沉降区主要分布在秭归县南部, 沉降速度为-5~-15 cm/yr; 长江及支流区域沉降速度为-5~-10 cm/yr, 且形变梯度较大, 交汇处沉降显著。(6) 滑坡形变曲线为滑动趋势, 识别滑坡效果可靠; 滑坡滑动存在阶段性特征, 3—8 月处于滑动趋势, 其中 4—5 月滑动加剧, 需重点防范, 9 月至次年 2 月相对稳定。

关键词: Landslide4Sense; U-Net 神经网络; 时序 InSAR; 滑坡; 形变曲线; 秭归县

中图分类号: P642.22

文献标识码: A

文章编号: 2097-0013(2025)-02-0263-14

Yin Z M, Liu X H and He W X. 2025. Landslide Identification and Deformation Analysis in Zigui County, Hubei Province Based on Deep Learning. *South China Geology*, 41(2): 263–276.

Abstract: In recent years, landslide disasters have occurred frequently in Zigui County, Hubei Province, posing a significant threat to the production and life of local people. Identifying potential landslides and analyzing their deformation characteristics can help to respond and reduce disaster losses quickly. In this paper, deep learning is carried out using the Landslide4Sense dataset to identify landslides in Zigui County, and time-series InSAR technology is combined to monitor the deformation of slopes. The results show that: (1) The recognition accuracy in the U-Net neural network training results, is 80%, the recall rate reaches 60%, and the F1-value reaches 70%, indicating that the model training effect is good. (2) Based on the construction of the Landslide4Sense dataset and feature sets, landslides can be identified more accurately, providing technical support for large-scale landslide identification. (3) There are relatively more landslides identified in the northern and eastern parts of Zigui County. The landslides are mostly distributed along both sides of the

收稿日期: 2025-03-19; 修回日期: 2025-04-07

基金项目: 国家自然科学基金项目(42107485); 中国地质调查局地质调查项目(DD20230104)

第一作者: 殷宗敏(1992—), 男, 工程师, 主要从事地质遥感、地形地貌方面的工作, E-mail: 2267662868@qq.com

通讯作者: 何文熹(1987—), 男, 高级工程师, 主要从事 GIS 与自然资源督察方面的工作, E-mail: 174663288@qq.com

Yangtze River, with the right bank being more than the left bank. There are landslides aggregated around the Three Gorges Dam. When the distance from the dam increases, the number of landslides shows a trend of increasing and then decreasing. The number of landslides is the highest within 20 to 30 kilometers from the dam. (4) In elevation, slope, Normalised Vegetation Index, Normalised Difference Moisture Index, Normalized Brightness Temperature Index, and Bare Soil Index, the number of landslides first increases and then decreases with the index increases. (5) The deformation rate range in Zigui County is from -20 to $+20$ cm/yr. And the local subsidence areas are mainly distributed in the south of Zigui County, with a subsidence rate of -5 to -15 cm/yr; the subsidence rate in the Yangtze River and tributary areas is -5 to -10 cm/yr, and the deformation gradient is large, with significant subsidence at the confluence. (6) The landslide deformation curve shows a sliding trend, indicating that the landslide identification is reliable. There are stage characteristics of landslide sliding, with March-August being in a sliding trend, and intensifying from April to May, which requires key prevention, and it is relatively stable from September to February.

Key words: Landslide4Sense; U-Net neural network; time-series InSAR; landslide; deformation curve; Zigui County

滑坡在世界多地频发,特别是地震或暴雨过后会出现成千上万起中小型地面移动,由于气候变化、人口增长以及不稳定山区的无序城市化,使得滑坡造成的破坏愈发严重(杨艾青,2023)。近年来,随着机器学习、计算机视觉及时序 InSAR 技术发展,卫星影像和计算资源日益丰富,使得滑坡监测领域发展迅速(张圆等,2022)。

在基于深度学习识别滑坡方面,魏浩江(2023)提出多模态融合与地物分割的滑坡隐患点危险性分析方法,并设计半监督学习的小样本遥感道路提取方法,实现对滑坡隐患点危险性的评估。辛鲁斌等(2023)引入光学遥感影像、数字高程模型(DEM)数据、地质数据与降雨数据构建滑坡多源数据集,设计多源异构数据预处理流程和融合模型,构建 Res-UNet 模型进行滑坡智能识别,结果表明,多源数据输入比单一数据输入的滑坡识别效果更好,Res-UNet 模型识别精度在 0.85 以上,能为区域滑坡识别提供技术支持。杨昭颖等(2022)基于 GF-1 影像与 DEM 数据,以黄土滑坡为研究对象,构建遥感影像和 DEM 滑坡样本库,应用通道融合卷积神经网络模型对滑坡样本进行分类,结果显示,该模型网络层数少、收敛速度快,有助于从遥感影像中快速确定滑坡重点区。付饶(2023)以 YOLOv4 目标检测模型和 Mask R-CNN 实例分割模型为基础,构建地震滑坡识别

模型,通过制作震后卫星影像和无人机影像的滑坡数据集并进行数据增强,改进 YOLOv4 模型,检测速度提高且参数量减少,构建的模型泛化性和可迁移性良好。李长城(2022)研究基于深度学习的低空摄影测量滑坡识别与体积估算方法,通过低空摄影测量获取数据并进行处理,生成数字正射影像和数字高程模型,基于改进的 DeepLabV3+ 模型(STFDN),引入滑坡地形特征因子与 RGB 影像组成多源数据进行滑坡识别,构建深度神经网络(DNN)插值模型估算滑坡体积,结果表明,改进模型在滑坡识别精度上表现更优,DNN 插值方法能精确重构地形和估算体积。

在时序 InSAR 滑坡识别方面,韦春豪等(2024)以白鹤滩库区为研究区域,基于 Sentinel-1 雷达影像,采用干涉堆叠法(Stacking-InSAR)、小基线集干涉测量(SBAS-InSAR)方法识别出 103 处活动滑坡,获取其蓄水前后形变信息,得出库岸滑坡变形与水位波动相关性强,与降雨量相关性弱,且水位下降对库岸滑坡形变影响更大的结论。王磊等(2024)基于升、降轨时序合成孔径雷达干涉测量(InSAR)获取的地表形变速率和时间序列,对黄河上游玛沁段进行研究,识别出 124 处活动滑坡,滑坡主要集中在黄河干流两岸边坡,且右岸多于左岸,其聚集发育与黄河的长期下切和侵蚀作用密切相关。汪珍亮等(2024)以黄土高原

延河流域为研究区,综合 Sentinel-1A、DEM 等多源数据,基于时序 InSAR 识别出 2017—2021 年的 107 个滑坡,通过计算降雨因子与滑坡形变量的相关性,为该流域滑坡灾害的预警提供了科学依据。张蕙等(2024)联合 2020 年 1 月至 2021 年 12 月的 Sentinel-1A 数据和 2016 年 5 月至 2020 年 5 月的 ALOS-2 数据,运用 Stacking-InSAR 和 SBAS-InSAR 技术获取地表形变信息,结合光学遥感解译共识别出 418 处潜在滑坡,分析得出冻融作用和降雨是区内滑坡灾害的主要诱发因子,且冻融期形变速率大于降雨期。李泉林等(2025)以黄河上游龙羊峡-盐锅峡段为研究区,基于地质条件调查、历史滑坡数据及遥感资料,选取 2018—2021 年 Sentinel-1A 卫星数据,运用 SBAS-InSAR 技术监测地表形变速率,识别出 57 处缓慢变形的大型滑坡,分析得出其前缘形变受降雨和库水位变化影响显著。

以往研究中,深度学习和时序 InSAR 技术在滑坡识别领域均展现出独特优势,前者借助对多源数据的挖掘,通过构建各类模型,实现对滑坡隐患点危险性的评估以及精准识别,后者则基于雷达影像获取地表形变速率和时间序列,分析滑坡与水位、降雨等因素的关系,识别潜在滑坡。然而,深度学习受数据量和数据质量影响较大,模型通用性有限;时序 InSAR 技术在复杂地形和植被覆盖区域应用受限,数据处理复杂。秭归县地处三峡库区,地质条件复杂,滑坡灾害频发,单独运用深度学习或时序 InSAR 技术,难以对该区域滑坡进行较全面识别与监测,将深度学习与时序 InSAR 技术结合,既充分挖掘多源数据的内在特征,又有效获取地表形变的动态信息,能更精准地识别秭归县滑坡,为该地区滑坡灾害预警与防治提供可靠技术支撑。

1 研究区及数据简介

1.1 研究区概况

秭归县位于湖北省宜昌市,地处东经 $110^{\circ}18' \sim 111^{\circ}0'$,北纬 $30^{\circ}38' \sim 31^{\circ}11'$,境内地势西南高东北低,长江由西向东将县境分为南、北两部分。长江

及茅坪河、九畹溪等长江支流,共同形成了境内复杂的水文网络。境内气候类型属亚热带季风气候,四季分明,雨量充沛,年降水量在 1000 mm 以上,降水主要集中在夏季,多暴雨天气,容易引发洪涝和地质灾害。20 世纪末该县生态环境较差,森林覆盖率不足 24%,水土流失严重。21 世纪以来,秭归县实施退耕还林等一系列重大生态恢复工程,植被覆盖率快速提升,生态环境显著改善(林振等,2024)。

秭归盆地地层分布广泛,包括南华纪、震旦纪、寒武纪、奥陶纪、志留纪、二叠纪、三叠纪地层。地层岩性主要有紫红色砂页岩、砂岩、页岩、灰岩、白云岩等。该区域处于华南板块北缘,是秦岭—大别造山系统和华南板块内部雪峰陆内变形系统的复合部位,主要构造单元有黄陵背斜和秭归向斜。黄陵背斜为不对称背斜,西翼陡峭,倾角 $40^{\circ} \sim 60^{\circ}$,东翼平缓,倾角 $10^{\circ} \sim 20^{\circ}$;秭归向斜整体为非共轴叠加褶皱,其形态与盆地类似,发育两个向西突出的构造鼻,向斜南翼、东翼陡而短,北翼、西翼缓而长,断裂构造主要为 NNE 向(魏东和杨德一,2020)。

1.2 样本数据

本文深度学习使用的样本为 Landslide4Sense 数据集,其包含 2015 年至 2021 年全球多个地区滑坡数据,是遥感、计算机视觉和机器学习领域的重要资源,常用于图像分类和滑坡检测(Ghorbanzadeh et al., 2022)。数据集分为三个子集,即训练集、验证集和测试集,分别包含 3799 个、245 个和 800 个图像块(Xu Y L et al., 2024)。每个图像块由 14 个波段的数据组合而成,具体包括:1. 来自 Sentinel-2 卫星的多光谱数据的 12 个波段,如波段 1(B1)、波段 2(B2)、波段 3(B3)、波段 4(B4)、波段 5(B5)、波段 6(B6)、波段 7(B7)、波段 8(B8)、波段 9(B9)、波段 10(B10)、波段 11(B11)、波段 12(B12);2. 来自先进陆地观测卫星(ALOS)相控阵 L 波段合成孔径雷达(PALSAR)的坡度数据,即波段 13(B13);3. 来自 ALOS-PALSAR 的数字高程模型(DEM)数据,即波段 14(B14)。数据集中的所有波段都被重新调整分辨率至每像素 10 m,图像块的尺寸为 128×128

像素,且逐像素标注(Ener and Ergen, 2024)。

1.3 影像数据

Sentinel-1 卫星由 Sentinel-1A 和 Sentinel-1B 两颗卫星组成,其中 Sentinel-1A 于 2014 年发射, Sentinel-1B 于 2016 年发射,运行在高度约 693 km 的太阳同步轨道,轨道周期约为 96 分钟。其搭载 C 波段合成孔径雷达,可在任何时间(白天、夜晚)和各种天气条件下获取图像,极化方式为单极化或双极化,单颗卫星重访周期为 12 天,两颗卫星协同工作重访周期为 6 天,可用于监测地震、山体滑坡、城市地面沉降等(陶昶旭等, 2025)。本文使用的 Sentinel-1 数据采样时间为 2023 年 2 月 9 日—2025 年 1 月 5 日,共 43 景影像,轨道编号为 11。

Sentinel-2 卫星包括 Sentinel-2A 和 Sentinel-2B 两颗卫星, Sentinel-2A 于 2015 年发射, Sentinel-2B 于 2017 年发射,卫星在距离地球表面 786 km 的太阳同步轨道运行。其携带多光谱成像仪(MSI),光谱覆盖 13 个波段,从可见光到近红外再到短波红外,具有不同的空间分辨率,最高可达 10 m,其中部分波段为 20 m 或 60 m 分辨率,单颗卫星重访周期为 10 天,两颗卫星协同重访周期为 5 天,可用来对洪水、火山喷发、山体滑坡等自然灾害进行成像(危洪波, 2024)。本文使用的 Sentinel-2A 数据为 L1C 产品,是经正射校正和亚像元级几何精校正后的大气表观反射率产品,采样时间为 2025 年 1 月 19 日,轨道编号为 118。

ALOS-PALSAR 是日本地球观测卫星 ALOS 搭载的一种先进的合成孔径雷达(SAR)系统,重访周期为 46 天,在条带模式下,分辨率可达 10 m。此卫星于 2006 年发射,旨在实现对全球陆地表面进行高精度、高分辨率的观测,为地球科学研究、资源勘探、环境监测等众多领域提供数据支持。ALOS-PALSAR 使用 L 波段(频率约 1.27 GHz)进行观测, L 波段的电磁波具有较强的穿透能力,能够一定程度穿透植被和土壤,对于获取地表以下的信息以及在有植被覆盖地区进行观测具有独特优势(孙永彬等, 2024),本文使用的坡度和高程数据来源于 ALOS-PALSAR。Sentinel-1、Sentinel-2、ALOS-PALSAR 数据均来自欧空局数据服务平台(<https://dataspace.copernicus.eu/>)。

2 研究方法

本文通过构建特征集,利用 Landslide4Sense 数据训练模型,并利用样本验证模型效果;再利用 Sentinel-2A 卫星数据及 12.5 m 分辨率的 ALOS-PALSAR 数据,用来识别秭归县境内疑似滑坡;同时利用 2023—2025 年 Sentinel-1A 卫星数据对坡体进行时序形变监测。结合秭归境内已有调查滑坡数据,将基于深度学习的滑坡识别和 InSAR 形变分析相结合,创新滑坡识别方法,提高滑坡识别准确性。

2.1 U-Net 神经网络

U-Net 神经网络是一种用于图像分割的深度学习模型,其架构包括编码器(收缩路径)、解码器(扩张路径)、跳跃连接等(张金雨, 2024)。其中编码器类似于卷积神经网络(CNN)的下采样过程,由多个卷积层和池化层组成,通过连续的卷积操作提取图像的特征,池化层则用于降低特征图的分辨率,扩大感受野,使模型能够捕捉到图像中更宏观的特征;每经过一次池化,特征图的尺寸通常会减半,而通道数会相应增加,从而使模型学到更丰富的特征。解码器与编码器相对应,是上采样过程,它通过反卷积层或上采样层逐步恢复图像分辨率,同时将编码器中相应层次的特征图进行融合,以获取更精细的图像细节信息;在解码器的每一层中,先进行上采样操作使特征图尺寸变大,然后与编码器中对应层的特征图进行拼接,再通过卷积层对拼接后的特征图进一步特征提取和融合,逐步恢复原始图像细节,最终输出分割后图像(胡文杰, 2024)。跳跃连接是 U-Net 的一个重要特点,它将编码器中不同层次的特征图直接连接到解码器中对应层次,使解码器在恢复图像细节时能够利用编码器中提取到的低层次、高分辨率的特征信息,从而更好地保留图像的细节和边缘信息,提高分割的准确性(巨袁臻, 2023)。

U-Net 能够利用较少的标注数据进行训练并取得较好效果,这在遥感数据标注成本较高的情况下具有优势。通过其独特架构设计,充分挖掘图像中空间信息和特征关系,能够从有限数据中

学到有效模式, 实现对图像的准确分割(赵通, 2024)。其对图像中的噪声、变形等具有一定鲁棒性, 编码器能够提取到图像本质特征, 在一定程度上过滤噪声等干扰因素, 而解码器通过跳跃连接和多尺度特征融合, 能够更好处理图像中变形和不规则形状等现象, 使模型在面对各种复杂图像时都能保持较好分割性能(王涛, 2022)。由于该神经网络同时利用图像的全局和局部信息, 在处理具有复杂结构和细节的图像时, 能够准确识别和分割出不同目标区域, 实现像素级别的精确分割(周晓亭, 2022)。图 1 为本文 U-Net 结构图, 从输入层开始, 依次经过卷积层、最大池化层、卷积层 1、转置卷积层、拼接层和多个卷积层等, 最终输出形状为 (None, 128, 128, 1) 的数据。

U-Net 神经网络模型的评价指标有 U-Net 模型损失、U-Net 模型精度、U-Net 模型召回率、U-Net 模型 F1 值, 这四个指标可以帮助判断深度学习模型是否在有效地学习, 以及是否具有泛化能力(胡功明等, 2023)。在 U-Net 模型损失图中, 如果训练集(train)和验证集(validation)的损失都随着训练轮次(epoch)的增加而逐渐降低, 并且两者趋于接近, 说明模型在学习过程中表现良好, 没有出现过拟合(验证集损失远高于训练集

损失)或欠拟合(损失一直很高且不下降)的情况。在 U-Net 模型精度图中, 精度越高越好, 如果训练集和验证集的精度都在上升且趋于稳定, 表明模型预测准确性在提高。在 U-Net 模型召回率图中, 召回率越高, 说明模型能找到的正例(符合特定目标或类别定义的实例)越多, 理想状态为训练集和验证集的召回率都较高且稳定。在 U-Net 模型 F1 值图中, F1 值综合了精度和召回率, 其值越高, 说明模型在平衡精度和召回率方面表现越好, 训练集和验证集的 F1 值趋于接近且较高是比较理想的状态(李小波等, 2023)。

2.2 训练特征选择

Landslide4Sense 数据集训练时, 特征选择至关重要, 是提高模型训练效率和准确性的关键(Le C et al., 2024)。特征选择时, 需充分考虑与滑坡的关联性, 如: 坡度地形特征对滑坡有指示性(Mo P J et al., 2023)。通过归一化指数, 可以将不同数据转换到统一的量纲和数值范围内, 方便在同一个模型或分析中进行综合处理, 其计算公式如公式(1)所示:

$$x_{\text{norm}} = \frac{x - x_{\text{min}}}{x_{\text{max}} - x_{\text{min}}} \quad (1)$$

其中 x 是原始数据, x_{min} 是数据集中的最小

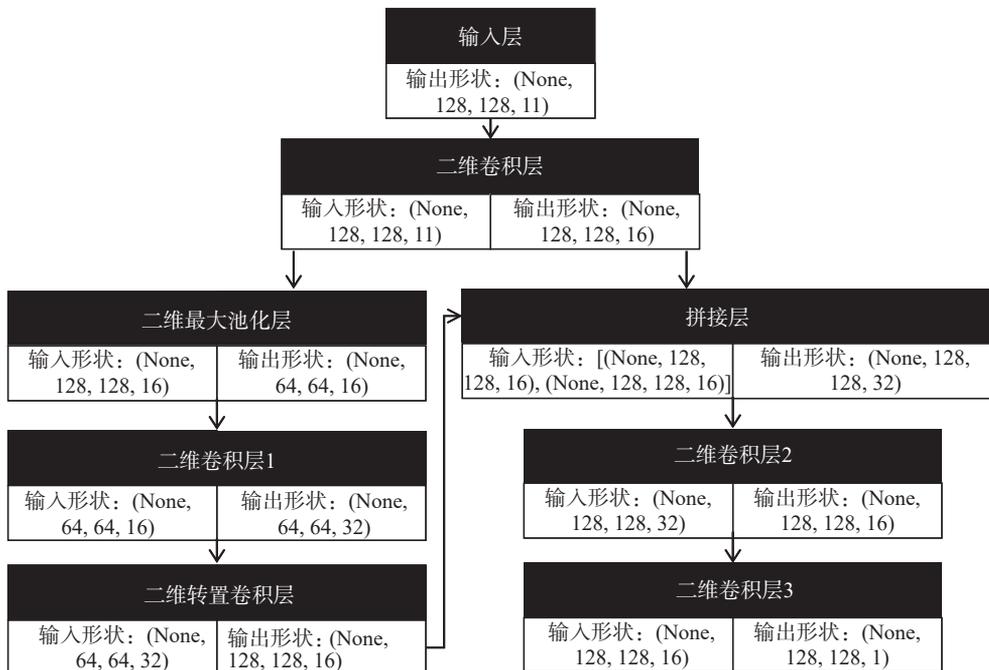


图 1 U-Net 神经网络模型结构图

Fig. 1 Structure diagram of U-Net neural network model

值, x_{\max} 是数据集中的最大值, x_{norm} 是归一化后的数据。归一化反值指用 1 减去归一化值, 目的是突出数据差异(Naveen and Himadri, 2024)。

本文通过相关分析找出与滑坡相关性高的特征, 并采用递归特征消除方法(Catani et al., 2021), 筛选出具有代表性和预测能力的特征子

集, 特征指数如表 1 所示, 最终选取深度学习特征 11 个, 如表 2 所示。

波段中红光波段常用于植被研究, 绿光与植被健康和叶绿素含量有关, 蓝光用于大气校正和水体监测, 中红外可辅助滑坡分析。归一化处理能调整数据范围、突出特征变化, 如: 归一化植被

表 1 涉及指数计算公式及解释

Table 1 Involve the calculation formulas and explanations of indices

指数名称	公式	解释
归一化植被指数 (NDVI)	$NDVI = \frac{NIR - RED}{NIR + RED}$	NIR是训练影像数据中第8个通道数据, 表示近红外波段值。RED是第4个通道数据, 表示红光波段值。
归一化差异水分指数 (NDMI)	$NDMI = \frac{NIR - SWIR1}{NIR + SWIR1}$	NIR是训练影像数据中第8个通道数据, 表示近红外波段值。SWIR1是第11个通道数据, 表示短波红外1波段值。
归一化绿色植被指数 (GNDVI)	$GNDVI = \frac{NIR - GREEN}{NIR + GREEN}$	NIR是训练影像数据中第8个通道数据, 表示近红外波段值。GREEN是第3个通道数据, 表示绿光波段值。
亮温指数 (BRIGHTNESS)	$BRIGHTNESS = \sqrt{\frac{RED^2}{GREEN^2}}$	RED是训练影像数据中第4个通道数据, 表示红光波段值。GREEN是第3个通道数据, 表示绿光波段值。
裸土指数(BSI)	$BSI = \frac{(SWIR1 + RED) - (NIR + BLUE)}{(SWIR1 + RED) + (NIR + BLUE)}$	SWIR1是训练影像数据中第11个通道数据, 表示短波红外1波段值。RED是第4个通道数据, 表示红光波段值。NIR是第8个通道数据, 表示近红外波段值。BLUE是第2个通道数据, 表示蓝光波段值。

表 2 特征参数名称及意义

Table 2 Names and meanings of characteristic parameters

特征	名称	意义
1	归一化红光波段反值	对红光波段进行归一化处理后取反。红光波段常用于植被研究, 因为植被在红光波段有较强吸收特性。通过归一化和取反操作, 可以调整数据范围, 使其更适合模型处理, 突出与红光吸收相关特征变化。
2	归一化绿光波段反值	对绿光波段进行归一化处理后取反。绿光波段与植被健康状况和叶绿素含量有关。通过归一化和取反操作, 能使数据更好地反映与绿光相关特征变化。
3	归一化蓝光波段反值	对蓝光波段进行归一化处理后取反。蓝光波段可用于大气校正和水体监测。通过归一化和取反操作, 让数据更符合模型输入要求, 突出与蓝光相关特征。
4	归一化植被指数	用于衡量植被生长状况和覆盖度。其基于植被在近红外波段有高反射、在红光波段有高吸收的特性。值越高, 表明植被越健康、覆盖度越高; 值越低, 表示植被稀疏或处于不健康状态。
5	归一化坡度反值	对坡度数据进行归一化处理后取反。坡度是地形重要特征, 与滑坡等地质灾害密切相关。归一化和取反操作有助于在模型中突出不同坡度下特征差异。
6	归一化高程反值	对高程数据进行归一化处理后取反。高程会影响气候、土壤等因素, 进而影响滑坡。归一化和取反操作, 能让模型更好地利用高程信息进行分析。
7	归一化差值水分指数	反映植被中水分含量。其利用近红外波段和短波红外1波段数据, 因水分在短波红外波段有较强吸收特性。值越高, 说明植被中水分含量越高。
8	归一化绿色植被指数	是一种改进的植被指数, 侧重于反映植被的绿色度和生长活力。其结合近红外波段和绿光波段数据, 能更敏感检测植被的早期变化。
9	归一化中红外波段反值	对中红外波段数据进行归一化处理后取反。中红外波段主要用于大气校正和云检测, 能间接为滑坡预测提供辅助信息。如, 卷云存在会影响光学影像质量, 进而影响基于影像的滑坡特征提取。
10	归一化亮温指数反值	亮温衡量地表亮度情况, 与地表温度、发射率等有关。对亮温数据进行归一化处理后取反, 有助于在模型中突出不同亮温区域特征。
11	裸土指数反值	用于识别裸土区域。取反后可以在模型中更清晰地展示裸土区域特征。

指数用于衡量植被生长状况和覆盖度, 归一化绿色植被指数侧重反映植被绿色度和生长活力, 归一化差值水分指数反映植被水分含量, 裸土指数可用于识别裸土区域(Pamukti et al., 2024)。分别计算得出研究区特征影像集, 如图 2 所示。

2.3 时间序列 InSAR

本文使用开源软件 MintPy 进行时序 InSAR 处理, MintPy 为 SBAS、PSInSAR 等不同 InSAR 时间序列分析提供的统一处理平台。SBAS 方法通过选取时间和空间基线都较小的干涉对, 来减少大气和失相干等因素影响, 进而获取地表形变信息(杨芳等, 2024); PSInSAR 方法通过识别影像中永久散射体(PS 点)来进行地表形变监测, 这些

PS 点具有稳定的散射特性(殷宗敏等, 2024)。MintPy 将两者结合, 能够依据 SBAS 的原理去除大气延迟、轨道误差等因素, 提取出长时间序列地表形变信息, 同时利用 PSInSAR 方法选取的 PS 点相位信息进行时间序列分析, 通过一系列算法去除多种误差, 精确提取 PS 点形变信息(殷宗敏等, 2022)。其处理过程如下:

(1)数据读取与预处理: MintPy 可以读取多种格式的 InSAR 数据, 如 ROI_PAC、Gamma、ISCE 等软件处理得到的结果。预处理阶段主要进行辐射校正、几何校正等操作, 以消除影像中的辐射差异和几何畸变, 提高数据质量(林明明等, 2024)。

(2)干涉图生成与筛选: 选择合适 SAR 影像

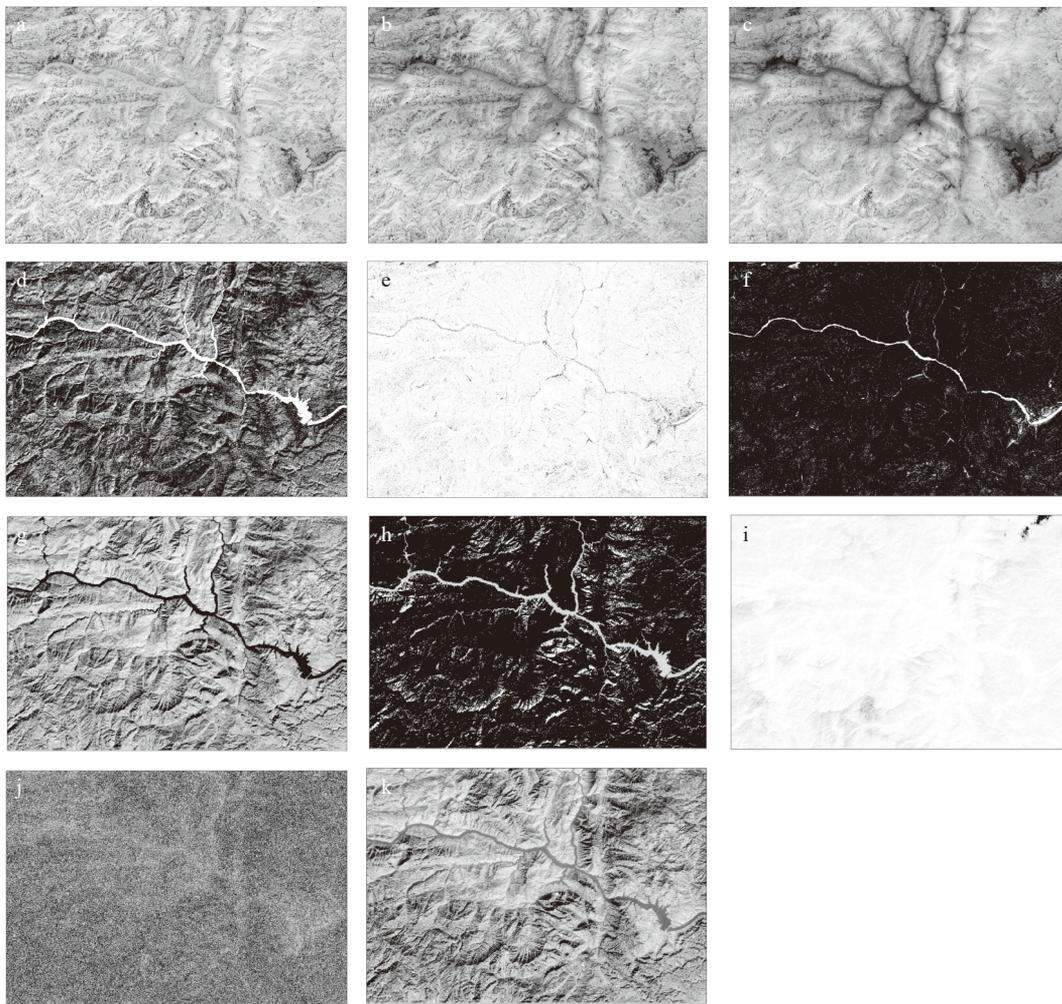


图 2 研究区用于识别的特征影像集

Fig. 2 Characteristic image set for identification in the study area

a.归一化红光波段反值; b.归一化绿光波段反值; c.归一化蓝光波段反值; d.归一化植被指数; e.归一化坡度反值; f.归一化高程反值;
g.归一化差异水分指数; h.归一化绿色植被指数; i.归一化中红外波段反值; j.归一化亮温指数反值; k.裸土指数反值

对生成干涉图。干涉图质量受时间基线和空间基线影响,时间基线过长会导致地表散射特性变化,空间基线过长会增加失相干。MintPy 根据一定标准筛选出质量较好的干涉图,减少噪声和失相干影响(刘艺梁等, 2025)。

(3)相位解缠:干涉相位是一个缠绕值,范围在 $-\pi$ 到 π 之间,需要进行相位解缠来恢复真实相位值。MintPy 采用不同相位解缠算法(如最小费用流算法等),通过分析干涉图中相位的连续性,将缠绕相位转换为连续的真实相位(李如仁和苏宇祺, 2024)。

(4)误差校正:为了准确提取地表形变信息,需校正干涉相位中误差。通过高精度轨道数据和多项式拟合等方法,消除轨道误差引起的相位变化;对于大气误差校正, MintPy 采用空间滤波、时间滤波等方法分离出大气相位,或结合外部气象数据进行校正;对于地形误差校正,则利用高精度的数字高程模型(DEM),消除地形引起的相位贡献(董建军等, 2025)。

(5)时间序列分析: MintPy 基于多幅干涉图构建时间序列,通过最小二乘法、奇异值分解等方法求解每个像素在不同时间的地表形变。这个过程中会考虑形变的线性和非线性特征,以及误差的传播和累积(林娜等, 2024)。

(6)形变反演与可视化:根据时间序列分析结果,反演地表三维形变信息,并将形变结果以矢量和栅格的形式展示。

3 结果与讨论

3.1 U-Net 神经网络评价

U-Net 模型训练与验证指标变化如图 3 所示,显示模型能够快速收敛,大约在 20 个训练轮次(epoch)后各项指标趋于稳定,且没有明显过拟合或欠拟合现象,说明模型层数适中。图 3a 中蓝色线(train)代表训练集的损失(loss),随着训练轮次(epoch)的增加,损失逐渐下降,表明模型在训练数据上的表现越来越好;橙色线(validation)代

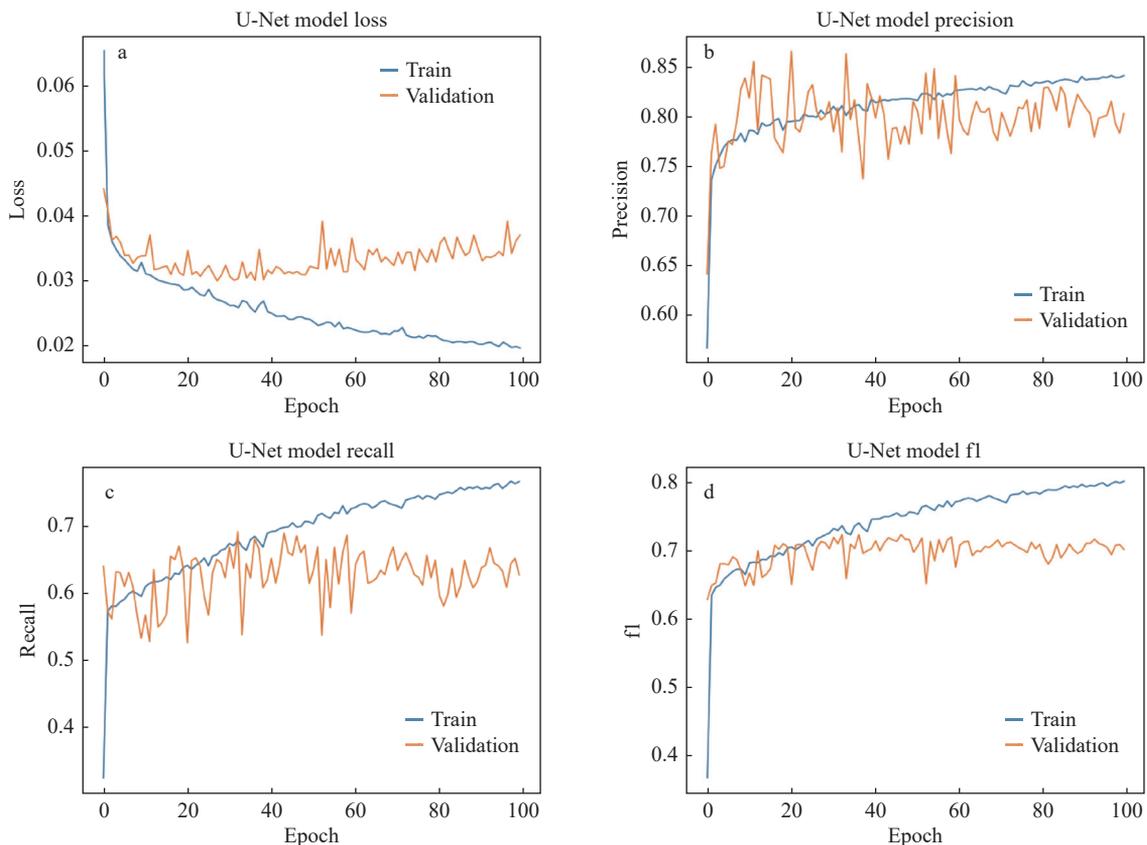


图3 U-Net 模型训练与验证指标变化图

Fig. 3 Variation diagrams of training and validation metrics for the U-Net model

表验证集的损失, 在开始阶段, 验证集损失有波动, 但总体上也呈下降趋势。图 3b 中蓝色线(train)代表训练集的精度(precision), 随着训练轮次的增加, 精度逐渐上升并趋于稳定, 数值达到 80% 以上, 说明精度较可靠; 橙色线(validation)代表验证集的精度, 验证集精度开始时有波动, 随后逐渐上升并接近训练集精度。图 3c 中蓝色线(train)代表训练集的召回率(recall), 召回率在训练过程中有所波动, 但总体上保持在一定水平; 橙色线(validation)代表验证集的召回率, 验证集召回率也有波动, 但大致与训练集召回率接近。图 3d 中蓝色线(train)代表训练集的 F1 分数, F1 分数在训练过程中逐渐上升并趋于稳定; 橙色线(validation)代表验证集的 F1 分数, 验证集 F1 分数在开始时有波动, 后逐渐上升并接近训练集 F1 分数。总体来看, 模型在不断学习和优化, 并且在验证集上表现出较好的验证效果, 表明该模型训练过程比较理想。随机选取一个样本进行预测对比, 结果如图 4 所示, 其中图 4a 为滑坡的预测范围, 图 4b 为该预测滑坡的真实范围, 图 4a、图 4b 中预测范围与真实范围基本一致, 说明模型可靠, 能够用来识别滑坡。

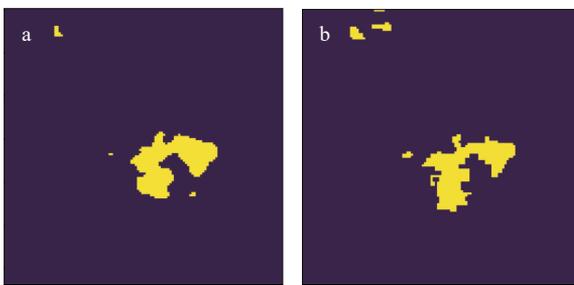


图 4 样本预测对比图

Fig. 4 Sample prediction comparison diagram
a. 预测滑坡范围; b. 预测滑坡的真实范围

U-Net 神经网络训练结果中识别精度为 80%, 召回率达到 60%, F1 值达 70%, 表明模型在训练过程中没有出现拟合或欠拟合现象, 能够从数据中学习特征, 模型的训练效果较好。基于 Landslide4Sense 数据集和特征集的构建, U-Net 神经网络能够快速收敛, 具有较高效率与提取精度, 可解决在样本有限情况下, 从遥感影像中快速定位滑坡区, 对大规模滑坡灾害识别提供技术支撑。

3.2 滑坡识别

利用 Landslide4Sense 数据集识别的滑坡分布如图 5 所示, 共识别滑坡 287 处, 涉及面积 5.97 km², 其中秭归县北部、东部滑坡分布相对较多, 滑坡多沿着长江及支流两岸分布, 以长江流向为参考, 右岸滑坡多于左岸, 东南方向三峡大坝周边存在较多滑坡, 滑坡分布具有聚集性, 存在滑坡群分布。

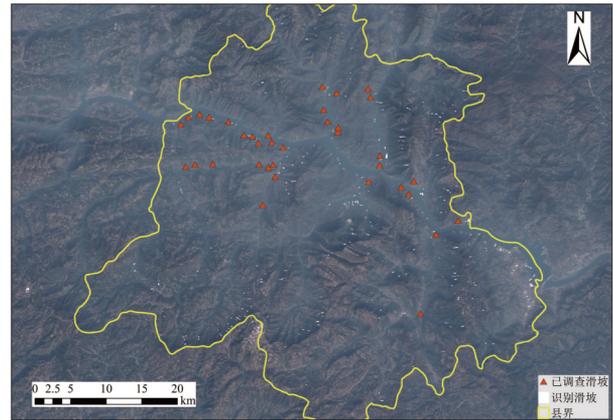


图 5 深度学习识别研究区滑坡分布图

Fig. 5 Distribution map of landslide identification by deep learning in the study area

结合已有滑坡调查数据, 发现识别滑坡与已有滑坡分布存在较高重合, 其中部分滑坡位置如图 6 所示。深度学习识别的滑坡有田家坡滑坡、谭家河滑坡、卧沙溪滑坡、上孝仁滑坡、白水河滑坡、杨家沱滑坡、张家湾滑坡、八字门滑坡、杨家坪滑坡、树坪滑坡、白家包滑坡、下溪河滑坡。这些识别出的滑坡在已调查滑坡范围内, 说明滑坡识别效果较好。

分别统计滑坡距离三峡大坝的距离, 结果如表 3 所示, 随着距三峡大坝距离的增加, 滑坡个数呈现出先增加后减少的趋势。在距离三峡大坝 20 ~ 30 km 范围内, 滑坡数量最多, 表明该距离范围内可能是滑坡的高发区域, 距离较近 (小于 10 km) 和较远 (50 ~ 60 km) 时, 滑坡数量相对较少。原因可能是距离三峡大坝较近区域, 虽受大坝水位变化影响较大, 但大坝建设过程中对周边区域进行了较为严格的地质加固, 所以滑坡数量相对较少。随着距离增加 (如在 20 ~ 30 km 范围), 大坝水位变化影响依然存在, 但此区域未经高强度地质加固, 导致山体更容易受到水位涨落

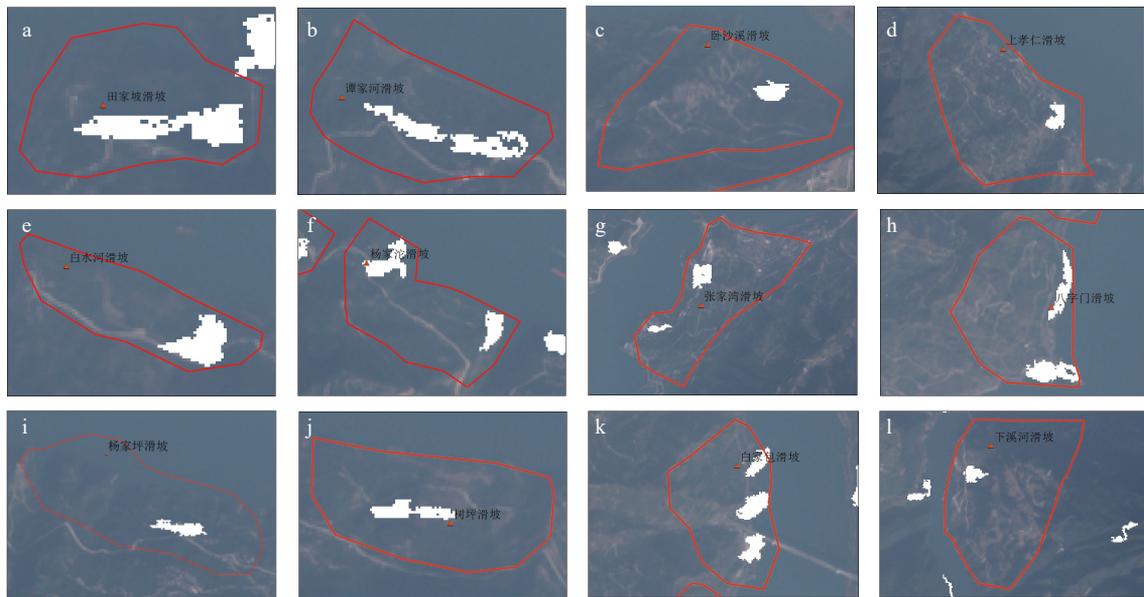


图 6 部分识别滑坡位置图

Fig. 6 Location Map of Some Identified Landslides

a. 田家坡滑坡; b. 谭家河滑坡; c. 卧沙溪滑坡; d. 上孝仁滑坡; e. 白水河滑坡; f. 杨家沱滑坡; g. 张家湾滑坡; h. 八字门滑坡; i. 杨家坪滑坡; j. 树坪滑坡; k. 白家包滑坡; l. 下溪河滑坡. 图中白色区域为识别滑坡, 红色 Δ 表示已调查滑坡点位, 红色边界为滑坡体范围

表 3 距三峡大坝不同距离内滑坡数统计

Table 3 Statistics of the number of landslides at different distances from the Three - Gorges Dam.

距离三峡大坝范围(km)	小于10	10~20	20~30	30~40	40~50	50~60	合计
滑坡数(个)	25	47	73	54	58	30	287

带来的地质应力变化影响, 从而滑坡数量较多。距离三峡大坝大于 30 km 后, 大坝对地质环境影响减小, 滑坡数量减少。

分别统计 287 个滑坡的高程、坡度、归一化植被指数、归一化差异水分指数、归一化亮温指数、裸土指数的分布范围, 绘制分布曲线图(图 7), 其中纵坐标表示频数, 横坐标表示各指标范围。可以看出, 高程在 0~200 m 间滑坡数最多; 在 500~1500 m 间, 随着高程增加, 滑坡数增加; 在 1500~1700 m 间, 随着高程增加, 滑坡数减少。坡度在 0° ~ 10° 和 $>45^{\circ}$ 时, 滑坡相对较少; 坡度在 10° ~ 30° 时, 随着坡度增加, 滑坡数增加; 坡度在 30° ~ 45° 时, 随着坡度增加, 滑坡数减少。归一化植被指数在 0~0.17 间, 随着指数增加, 滑坡数增加; 在 0.17~0.3 间, 随着指数增加, 滑坡数减少。归一化差异水分指数在 0~0.43 间, 随着指数增加, 滑坡数增加; 在 0.43~0.52 间, 随着指数增加, 滑坡数减少。归一化亮温指数在 0~0.92 间随着指

数增加, 滑坡数增加; 在 0.92~1 间滑坡数基本不变。裸土指数在 0~0.64 间, 随着指数增加, 滑坡数增加; 在 0.64~0.8 间, 随着指数增加, 滑坡数减少。

3.3 滑坡形变分析

利用时序 InSAR 技术获取研究区视线方向形变速率图, 结果如图 8 所示, 统计形变分布特征, 发现形变速度为 -20 ~ $+20$ cm/yr, 局部沉降区主要分布在秭归县南部(蓝色), 沉降速率为 -5 ~ -15 cm/yr, 占总面积的 15%~20%。长江及支流区域多呈现较浅的青绿色至蓝色, 存在轻微沉降趋势(-5 ~ -10 cm/yr), 同时形变梯度较大, 在较短距离内形变速率变化明显, 存在局部的狭长带状形变区, 在河流汇合区形变更明显。

在 MintPy 中提取形变 PS 点, 结果如图 9 所示, PS 点沿沟谷分布, 与识别滑坡和已调查滑坡重叠, 说明识别的滑坡仍然存在滑动。选取张家湾滑坡、谭家河滑坡、白水河滑坡进行形变分析, 如图 10、图 11、图 12 所示, 其中纵坐标为视线方

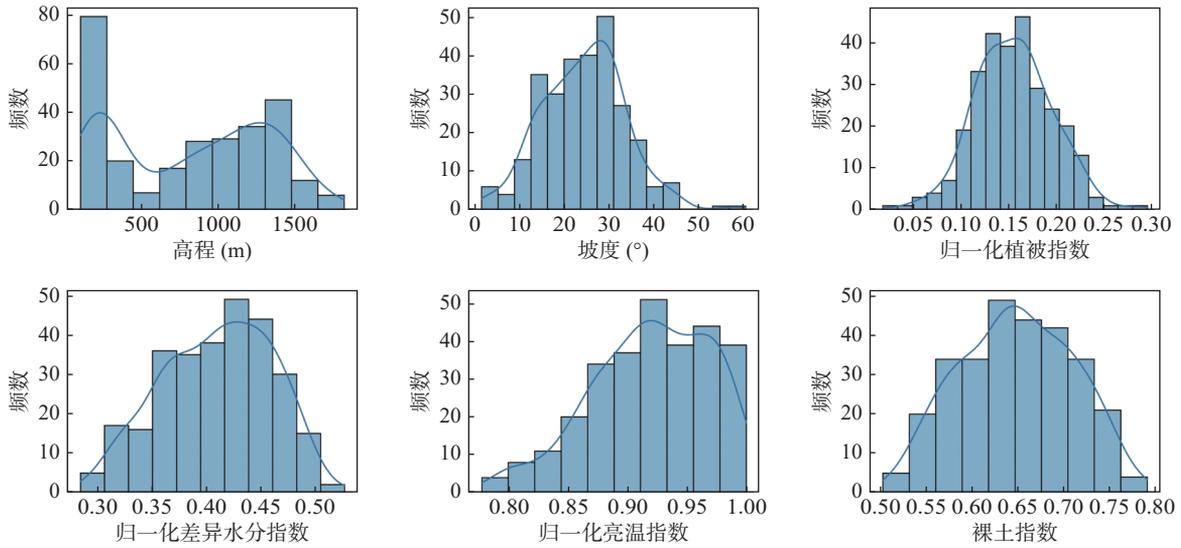


图 7 研究区滑坡特征值分布曲线图

Fig. 7 Distribution curve of characteristic values of landslides in the study area

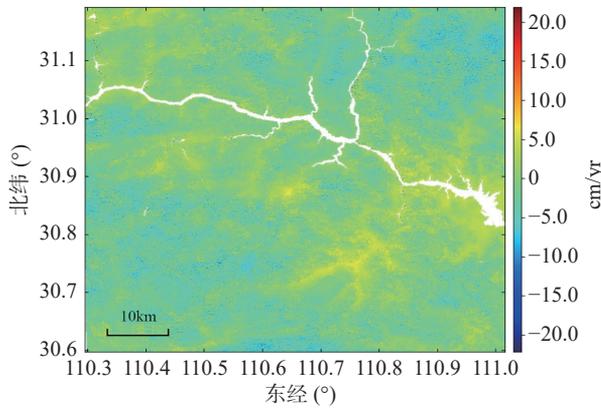


图 8 研究区形变速率图

Fig. 8 Deformation rate map of the study area

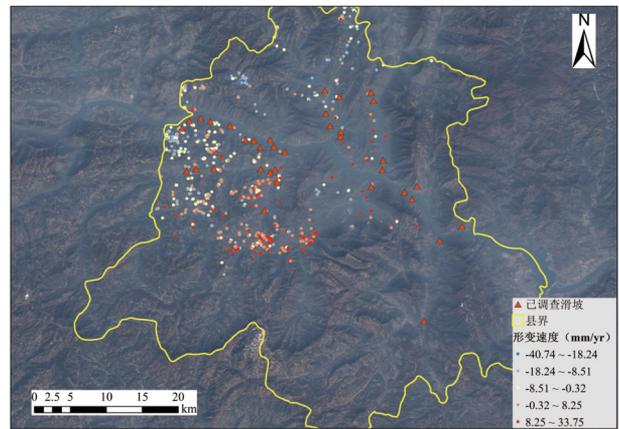


图 9 研究区 PS 点分布图

Fig. 9 Distribution map of PS Points in the study area

向累计位移。

张家湾滑坡位于长江南岸郭家坝镇屈家村, 距童庄河口约 700 m。该滑坡群影响范围涉及居民 278 户(986 人)、房屋 290 栋、郭家坝镇至沙镇溪镇 334 号省级公路, 一旦滑坡失稳, 将危及滑坡区内生命财产安全。同时, 滑坡体距入江口只有 1.5 km, 滑坡体滑落产生的涌浪会对长江航运船舶安全造成威胁。从图 10 中可以看出, 张家湾滑坡 2023 年 2 月 9 日—2025 年 1 月 5 日形变线性拟合曲线斜率为 -0.8756 , 拟合曲线为下降趋势, 存在滑动特征。

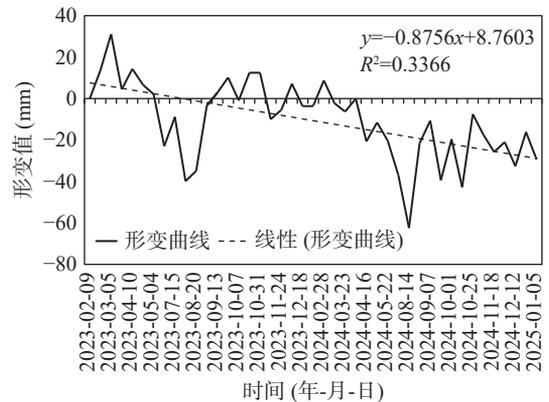


图 10 张家湾滑坡形变曲线

Fig. 10 Deformation curve of Zhangjiawan landslide

谭家河滑坡位于长江右岸沙镇溪镇范家坪村一组, 距长江干流约 300 m。该滑坡为古滑坡, 前部岩层近水, 滑带切层发育, 滑床由香溪组下段

薄-中厚层炭质粉砂岩(顺层段)与中段褐黄色中厚-厚层状石英砂岩(切层段)组成。一旦成灾, 将严重威胁附近村庄及长江航运安全。从图 11 可

以看出,谭家河滑坡 2023 年 2 月 9 日—2025 年 1 月 5 日形变线性拟合曲线斜率为 -1.1375 ,拟合曲线为下降趋势,存在滑动特征。

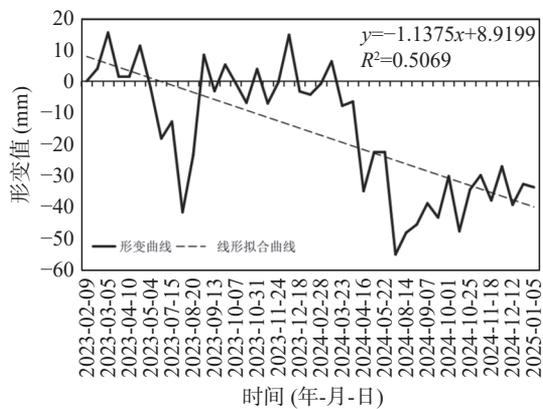


图 11 谭家河滑坡形变曲线

Fig. 11 Deformation curve of Tanjianghe landslide

白水河滑坡位于长江南岸的沙镇溪镇白水河村,处于长江宽河谷区域的单斜顺层斜坡之上。滑坡体呈现南高北低态势,以阶梯状向长江方向延展,其下伏地层岩性为侏罗纪中厚层状砂岩,其间夹有薄层状泥岩。鉴于白水河滑坡已出现显著的宏观形变迹象,在 2004 年 8 月,相关部门将该滑坡划定为预警区域。从图 12 中可以看出,白水河滑坡 2023 年 2 月 9 日—2025 年 1 月 5 日形变线性拟合曲线斜率为 -0.3684 ,拟合曲线为下降趋势,存在滑动特征。

张家湾滑坡、谭家河滑坡、白水河滑坡在 2023 年 2 月 9 日—2025 年 1 月 5 日间形变线性拟合曲线均呈下降趋势,但斜率不同,分别为 -0.8756 、 -1.1375 、 -0.3684 ,形变差异可能是由

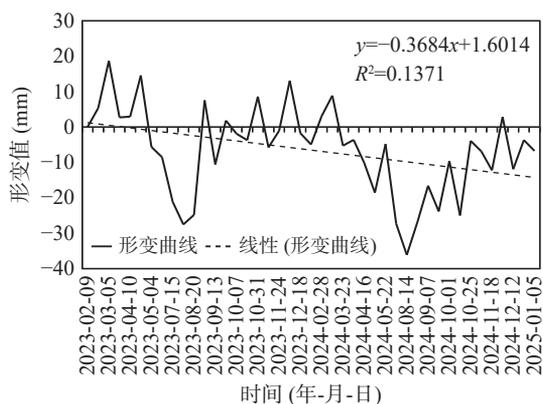


图 12 白水河滑坡形变曲线

Fig. 12 Deformation curve of Baishuihe landslide

地质结构、外部因素和滑坡体自身特性导致。谭家河滑坡地质结构复杂,且距离长江较近,形变速率较快;白水河滑坡下伏地层岩性相对稳定,受江水影响可能较小,形变速率较慢;张家湾滑坡介于二者之间。三者均符合滑坡特征,证明本文深度学习识别滑坡效果可靠。

形变曲线 2023 年 4—5 月和 2024 年 4—5 月急剧滑动,可能存在土体内部应力调整,是滑坡潜在预警信号,因此每年需特别关注 4—5 月滑坡形变;每年 3—8 月滑坡处于滑动状态,每年 9 月至来年 2 月为滑坡稳定状态;同时 8 月形变滑动量较大,其中张家湾滑坡形变值达 30 mm,谭家河滑坡、白水河滑坡形变值超 40 mm,说明该时间内发生较大滑动,查阅资料可知,三峡大坝每年 9 月开始蓄水,说明滑坡在蓄水前形变量达峰值。

4 结论

本文以湖北秭归县为例,基于 Landslide4Sense 数据集和 U-Net 神经网络,利用 Sentinel-2A 影像与 ALOS - PALSAR (DEM) 数据开展滑坡识别研究,获得以下结论:

(1) 模型效能显著: U-Net 神经网络在滑坡识别中训练效果良好,识别精度 80%、F1 值 70%。基于特定数据集,模型收敛快速,能够在样本有限情况下,高效定位滑坡区域,为滑坡识别提供技术支撑。

(2) 滑坡分布规律清晰: 秭归县滑坡空间分布不均,中北部和东部、长江及支流右岸居多,三峡大坝周边呈聚集分布,20 ~ 30 km 范围内滑坡最多。滑坡数量与高程、坡度、植被等多种地理要素的数值区间紧密相关。

(3) 形变特征明显: 秭归县滑坡形变速率在 $-20 \sim +20$ cm/yr 间,南部沉降突出,长江及支流区域沉降且形变梯度大。滑坡滑动存在阶段性特征,3—8 月处于滑动趋势,其中 4—5 月滑动加剧,需重点防范,9 月至次年 2 月相对稳定。

参考文献:

董建军,杨明甫,冯晓硕,姜浩. 2025. 石灰石矿区潜在滑移区

- 早期识别与形变特征分析 [J]. 安全与环境学报, 25(1):132-140.
- 付饶. 2023. 基于深度学习的地震滑坡识别模型研究 [D]. 成都理工大学硕士学位论文.
- 胡功明, 杨春成, 徐立, 尚海滨, 王泽凡, 秦志龙. 2023. 改进 U-Net 的遥感图像语义分割方法 [J]. 测绘学报, 52(6): 980-989.
- 胡文杰. 2024. 基于深度学习的滑坡识别方法 [D]. 防灾科技学院硕士学位论文.
- 巨袁臻. 2023. 基于深度学习的滑坡隐患智能识别研究 [D]. 成都理工大学博士学位论文.
- 李长城. 2022. 基于深度学习的低空摄影测量滑坡识别与体积估算研究 [D]. 东华理工大学硕士学位论文.
- 李泉林, 李秀珍, 龚俊豪, 赵晨澄. 2025. 基于 SBAS-InSAR 技术的黄河上游库坝群段滑坡识别及监测分析 [J]. 灾害学, 40(1):199-206.
- 李如仁, 苏宇祺. 2024. 基于时序 InSAR 技术的山区高速公路挖方边坡监测 [J]. 山东科技大学学报 (自然科学版), 43(6):34-42.
- 李小波, 李欣, 闫林, 周腾骅, 李顺明, 王继强, 李心浩. 2023. 采用带注意力机制 3D U-Net 网络的地质模型参数化技术 [J]. 石油勘探与开发, 50(1):167-173.
- 林娜, 谭力兵, 张迪, 丁凯, 李双桃, 肖茂池, 张精平, 王小华. 2024. 时序 InSAR 和 LSTM 结合的滑坡形变时空分析与预测方法 [J]. 地球信息科学学报, 26(12):2772-2787.
- 林明明, 赵勇, 王坤, 张帆, 刘晓蕾, 李金鑫. 2024. 基于多源时序 InSAR 技术的滑坡隐患早期识别 [J]. 西北地质, 57(6):268-277.
- 林振, 卢书强, 梅军. 2024. 基于信息量法的湖北省秭归县滑坡易发性评价 [J]. 华南地质, 40(1):152-161.
- 刘艺梁, 樊西丰, 申高伟, 左清军, 唐玄, 李永奕, 朱前. 2025. 基于时序 InSAR 技术的木鱼包滑坡时空变形特征分析 [J]. 地质科技通报, 44(2):78-93.
- 孙永彬, 张恩, 卢辉雄, 王洗, 张策, 牛海威, 王少帅, 李启亮. 2024. 隐蔽性滑坡隐患综合遥感“点-面”协同识别技术研究 [J/OL]. 自然资源遥感. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/10.1759.p.20241112.0834.006.html>.
- 陶昶旭, 张永双, 任三绍. 2025. InSAR 技术在滑坡识别与监测中应用的研究进展 [J]. 中国地质, 52(2):513-526.
- 王磊, 吕广涵, 杜建涛, 朱冀涛, 赵光俊, 王德友, 傅宁. 2024. 黄河上游玛沁段活动滑坡 InSAR 探测与时空特征分析 [J/OL]. 武汉大学学报 (信息科学版). <https://doi.org/10.13203/j.whugis20240490>.
- 王涛. 2022. 遥感目标识别的轻量化深度学习研究方法研究 [D]. 成都理工大学硕士学位论文.
- 汪珍亮, 陈曼玉, 赵建林, 袁可, 杨节, 张晨. 2024. 基于 InSAR 的黄土高原延河流域滑坡降雨阈值模型构建 [J]. 水土保持学报, 38(6):142-151.
- 魏东, 杨德一. 2020. 基于 GIS 的秭归县地质灾害易发性分区评价 [J]. 资源环境与工程, 34(S1):33-38.
- 魏浩江. 2023. 基于多模态融合深度学习的滑坡识别与危险性分析 [D]. 西安电子科技大学硕士学位论文.
- 韦春豪, 李为乐, 吴章雷, 周胜森, 王新程, 李雪清, 李雨森. 2024. 白鹤滩库区活动滑坡识别及形变影响因素分析 [J/OL]. 地质科技通报. <https://doi.org/10.19509/j.cnki.dzkq.tb20240351>.
- 危洪波, 龚珺, 夏元平, 王霞迎, 陈帅强, 杨雨媚, 折育霖, 储小东. 2024. 融合多源遥感的滑坡隐患识别及形变监测——以井冈山茅坪水库滑坡为例 [J]. 东华理工大学学报 (自然科学版), 47(3):286-293.
- 辛鲁斌, 韩玲, 李良志. 2023. 基于多源数据融合的滑坡智能识别 [J]. 地球科学与环境学报, 45(4):920-928.
- 杨艾青. 2023. 基于深度学习的遥感滑坡识别方法研究 [D]. 成都理工大学硕士学位论文.
- 杨芳, 丁仁军, 李勇发. 2024. 基于 SBAS - InSAR 技术的金沙江流域典型滑坡时空演化特征分析 [J]. 测绘通报, (11):102-107.
- 杨昭颖, 韩灵怡, 郑向向, 李文吉, 冯磊, 王轶, 杨永鹏. 2022. 基于卷积神经网络的遥感影像及 DEM 滑坡识别——以黄土滑坡为例 [J]. 自然资源遥感, 34(2):224-230.
- 殷宗敏, 何文熹, 柳潇, 刘学浩. 2024. 基于 InSAR 技术的辽宁省本溪市南芬铁矿滑坡形变时空特征及触发因素分析 [J]. 华南地质, 40(3):574-582.
- 殷宗敏, 赵宝强, 叶润青. 2022. 时序 InSAR 技术在三峡库首区潜在滑坡识别中的应用研究 [J]. 华南地质, 38(2):273-280.
- 张蕙, 张娅娣, 师芸. 2024. 基于 InSAR 技术的伊宁县滑坡早期识别 [J]. 中国矿业, 33(10):131-142.
- 张圆, 孔祥思, 张烁, 王辉. 2022. 深度学习技术在遥感影像滑坡识别中的应用 [J]. 北京测绘, 36(10):1385-1390.
- 张金雨. 2024. 基于改进深度学习主干网络的滑坡识别方法研究 [D]. 山东建筑大学硕士学位论文.
- 赵通. 2024. 深度学习用于高分遥感震后滑坡识别算法研究 [D]. 长安大学硕士学位论文.
- 周晓亭. 2022. 基于多源数据的滑坡识别及其易发性动态

- 评价 [D]. 东华理工大学博士学位论文.
- Catani F. 2021. Landslide detection by deep learning of non-nadir and crowdsourced optical images[J]. *Landslides*, 18: 1025-1044.
- Ener A, Ergen B. 2024. LandslideSegNet: an effective deep learning network for landslide segmentation using remote sensing imagery[J]. *Earth Science Informatics*, 17(5): 3963-3977.
- Ghorbanzadeh O, Xu Y H, Ghamisi P, Kopp M, Kreil D. 2022. Landslide4Sense: Reference Benchmark Data and Deep Learning Models for Landslide Detection[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 60: 1-17.
- Le C, Pham L, Lampert J, Schlögl M, Schindler A. 2024. Landslide Detection and Segmentation Using Remote Sensing Images and Deep Neural Network[J]. *IGARSS 2024 - 2024 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, Athens: Greece.
- Mo P J, Li D F, Liu M Z, Jia J R, Chen X. 2023. A Lightweight and Partitioned CNN Algorithm for Multi-Landslide Detection in Remote Sensing Images[J]. *Applied Sciences*, 13(15): 8583.
- Naveen C, Himadri V. 2024. Deep learning approaches for landslide information recognition: Current scenario and opportunities[J]. *Journal of Earth System Science*, 133: 85.
- Pamukti B, Pradipta M F F, Liaw S K, Yang F L, Yang Y M. 2024. Deep learning method for optical fiber curvature measurements based on time series data[J]. *Journal of the Optical Society of America B*, 41(5): 1207-1216.
- Xu Y L, Ouyang C J, Xu Q S, Wang D P, Zhao B, Luo Y T. 2024. CAS Landslide Dataset: A Large-Scale and Multi-sensor Dataset for Deep Learning-Based Landslide Detection[J]. *Scientific Data*, 11: 12.