引文格式：马宁远,杨凯,李吉龙. 改进U-Net模型在滑坡区域识别中的应用[J]. 地理空间信息, 2026, 24(5): 21-26. doi:10. 3969/j.issn. 1672-4623.2026.05.005

改进U-Net模型在滑坡区域识别中的应用
——以宁夏西吉县为例

马宁远，杨　凯，李吉龙*
（宁夏大学 地理科学与规划学院，宁夏 银川 750021）

摘　要：黄土丘陵区地形复杂，滑坡灾害频发。提出了一种基于改进U-Net模型的滑坡自动识别方法。改进U-Net模型的整体像素准确率提升约4.0%，滑坡区域识别准确率提升约8.9%。以宁夏西吉县为研究区，利用改进U-Net模型识别高分辨率光学遥感影像中的滑坡区域，共提取7 553个滑坡图斑，将其分类并分析了滑坡区域的空间分布模式及其成因。采用多源数据集与人工目视解译相结合的方法对识别结果进行评估。结果表明，改进U-Net模型在识别准确率和泛化能力方面均有显著提升，尤其是在复杂地形条件下表现出良好的应用效果。该方法为黄土丘陵区滑坡灾害的快速识别提供了新的技术手段，对于地质灾害防治具有重要的实践意义。

关键词：U-Net；滑坡；深度学习；ResNet50；可靠性验证
中图分类号：P237　　**文献标志码：**B　　**文章编号：**1672-4623（2026）05-0021-06

Application of Improved U-Net Model in the Landslide Area Identification: A Case Study of Xiji County, Ningxia Hui Autonomous Region, China

MA Ningyuan, YANG Kai, LI Jilong
(School of Geography and Planning, Ningxia University, Yinchuan 750021, China)

Abstract: Loess hilly regions are characterized by complex topography and frequent landslide disasters. We proposed an automated landslide identification method based on improved U-Net model. Compared to the original model, the improved U-Net model achieved an approximately 4.0% increase in overall accuracy and an approximately 8.9% increase in landslide classification accuracy. Focusing on Xiji County, Ningxia Hui Autonomous Region, China, we used the improved U-Net model to identify the landslide areas in high-resolution optical remote sensing images. A total of 7 553 landslide patches were extracted, classified, and the spatial distribution patterns and causes of landslide areas were analyzed. We evaluated the recognition results by combining multi-source datasets with manual visual interpretation. The results demonstrate that the improved U-Net model achieves notable improvements in both identification accuracy and generalization capability, particularly under complex terrain conditions. This method provides a new technical approach for rapid landslide identification in loess hilly regions, offering practical significance for geological disaster prevention and mitigation.

Key words: U-Net, landslide, deep learning, ResNet50, reliability validation

滑坡即斜坡上的部分土体或岩体沿软弱面或带向下整体滑移的现象，具有显著的移动性和致灾性[1]。移动性表现为土体或岩体发生相对向下和向外的位移，而致灾性则体现在其对人类生命财产的威胁，因此对滑坡的监测、预警和防治至关重要。黄土滑坡是黄土丘陵区常见的地质灾害类型之一，具有特定的发生、发展、演化和消亡规律，其频发性、广布性和灾难性对区域基础设施和人民生命财产安全构成严重威胁。

我国的黄土滑坡研究始于20世纪60年代[2]，此后逐渐聚焦于地震引发的黄土滑坡[3]、滑坡引发的泥石流[4]、滑坡形成机理模拟[5]、数值预报与工程地质评价等领域[6]，研究范围涵盖新疆及中亚地区[7]、陕北地区[8-9]、广西省[10]和甘肃中部等典型区域[11]，不仅提高了滑坡灾害数据与编录的准确性，也为滑坡灾害防治提供了丰富的实证依据。在滑坡区域识别方面，早期主要依赖野外地质调查[12-13]，工作量大、成本高且存在安全隐患。随着遥感技术的发展，滑坡识别方法逐渐转向基于遥感影像的人工视觉判读、基于像元和对象的特征提取以及雷达干涉测量（InSAR）技术[14]。InSAR通过比较SAR图像的相位差推算地表形变，但

项目来源：国家自然科学基金资助项目（42201462）；宁夏自然科学基金优秀青年项目（2023AAC05023）；宁夏回族自治区青年科技托举人才培养项目（宁科协发组字[2024]6号）；国家级大学生创新创业训练计划项目（G202410749030）。
第一作者简介：马宁远（2003—），本科，研究方向为地理信息科学应用，E-mail：nyongwon1@gmail.com。
通信作者：李吉龙（1988—），博士，讲师，研究方向为数字地形分析，E-mail：leejeelong@126.com。

在数据依赖性、场景适应性和成本效益方面存在局限[15]。随着多源遥感数据协同应用的深入[16]，深度学习技术在滑坡区域识别与监测中展现出显著优势。深度学习无需手动构建特征层，能处理更大规模的样本数据，具有更强的数据驱动能力[17]。U-Net作为一种典型的卷积神经网络，因其轻量化架构、易部署性以及对小样本训练的支持，在建筑物提取[18]、河流轮廓识别[19]、水体监测[20]、草地特征判别[21]等领域开展许多实践探索，在地质灾害领域尤其是滑坡识别中广泛应用。现有研究表明，U-Net模型在不同地理区域的滑坡监测中表现优于传统方法，识别准确率与精度显著提升[22-25]，但在复杂地表环境中仍存在不足：①对大型滑坡的识别精度有限，小型滑坡易被漏检或误识别；②滑坡提取效果过度依赖人工目视解译，对数据、场景和人员具有较强的依赖性。鉴于此，本文以宁夏西吉县为研究区，以ResNet50为U-Net架构的主干网络进行改进。改进U-Net模型能充分利用ResNet50的深度特征提取能力，同时保留传统U-Net在分割任务中的优势，有效解决了信息特征损失、语义理解不对称等问题，进一步提升了模型在复杂场景中的滑坡解译与识别能力，特别是在宁南黄土丘陵区滑坡区域的识别效果显著，可为环境脆弱、地质灾害频发的宁南地区提供重要的技术支撑，对于整个黄土高原地质灾害预警与防治具有较好的应用价值。

1 研究区概况与数据来源

1.1 研究区概况

本文选取位于宁夏回族自治区南部的西吉县（36.07°~36.17° N、105.70°~105.78° E）作为研究区，区域总面积为3 130 km^2；地貌为典型的黄土丘陵区，地形变化大，地质环境复杂多变，地质灾害易发频发[26]；属典型的温带大陆性季风气候，全年降水主要集中在7—9月，这3个月的降水量均达到70~100 mm。

1.2 数据来源

本文采用的Google Earth影像数据，影像级别为17级，空间分辨率为2.05 m，由MAXAR公司合成提供；成像时间为2022年8月，质量较好，云覆盖率为2.3%，在高海拔地区存在部分云雾遮挡。数字高程模型（DEM）数据来源于ALOS卫星的PALSAR传感器（https://search.asf.alaska.edu），数据分辨率约为12.5 m，发布时间为2019年，主要用于辅助构建样本库以及通过坡度计算实现数据清洗。交叉验证数据采用渭河流域滑坡点（1915—2021年）数据集（http://www.ncdc.ac.cn）和全国地质灾害点空间分布数据集（https://www.resdc.cn）。

2 研究方法

本文的主要目的是利用改进后的U-Net模型实现对滑坡的自动提取。首先收集研究区内的高分辨率遥感影像，从现有对滑坡地表形态的研究经验出发，通过目视解译制作标签，通过图像归一化、标准化，数据增强得到可用于模型训练的滑坡样本库；再采用基于U-Net的ResNet50主干网络架构，通过其深层网络结构使模型能有效捕获影像中的高维特征[27]；然后在训练过程中，模型通过迭代计算输入影像的输出，利用Dice损失函数反向传播更新网络参数提升其收敛效率和效果[28]，并通过召回率、交并比等指标评估模型性能；最后通过结合数据集和人工目视解译的形式对U-Net的识别结果进行可靠性分析。

2.1 样本库构建

为提高实验的精确度，本文同时参考了渭河流域滑坡点（1915—2021年）数据集和全国地质灾害点空间分布数据集，选取矩形区（35.78°~35.93° N、105.51°~105.72° E）作为样本库，用于训练和验证，约占西吉县总面积的1/10。将样本区分割为1 036幅256像素×256像素的影像，并按顺序命名；再基于滑坡普遍性的空间信息遥感图像特征（灰度、色调、亮度、纹理、阴影）对分割后的滑坡区域进行目视识别；最后结合DEM等数据在样本区共制作了62块典型滑坡掩膜数据及其对应的影像分割标签（图1）。参考现有文献，通常滑坡的发生需要具备17个要素[29]，宁夏南部山区境内的黄土滑坡平面形态主要包括半圆形、舌形、矩形和不规则形4种[30]。

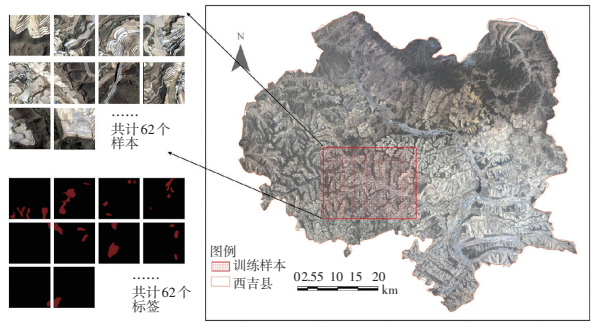


图1 样本区选取与标签制作

审图号：宁S(2020)023

2.2 模型构建

本文模型采用基于U-Net的ResNet50主干网络架构。ResNet50结构分为4个主要阶段，每个阶段由多个残差块组成（图2）。这4个阶段和多次反复的残差

运算构成了其独特的深层网络结构，能有效捕获影像中的高维特征。基本架构搭建完成后，通过加载预训练的权重文件来加速模型的收敛过程并提高性能。预训练模型可显著减少训练时间，提高分割精度[31]。在解码器部分，模型通过插值和转置卷积逐步恢复图像的空间分辨率，以实现高精度的像素级分类。此外，U-Net 的跳跃连接设计能保证融合各层次特征，从而保留了重要的细节信息，在分割复杂地形时能发挥关键作用，这也是改进 U-Net 模型识别提取滑坡区域的重要优势。

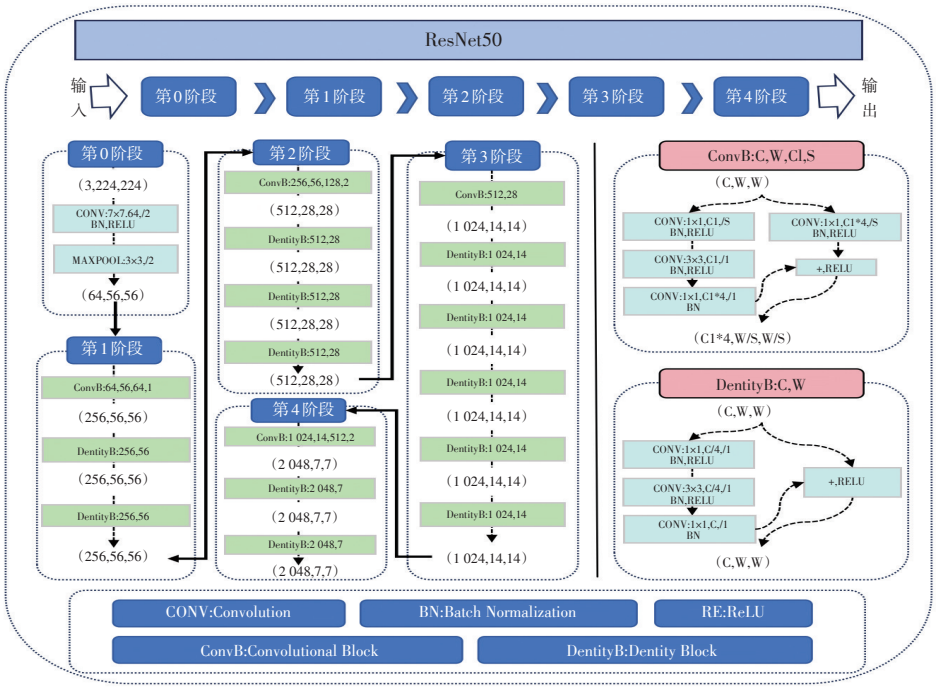


图 2　基于 U-Net 的 ResNet50 网络模型结构

2.3　训练与评估

本文采用 CPU 为 AMD Ryzen7 4800U、内存为 16 G 的计算机进行模型训练。在初始阶段，批处理大小设置为 2，能有效避免内存溢出，学习率设置为 0.000 1，并采用 Adam 优化器进行参数更新，以实现自适应学习率调整，从而优化整体训练效果。模型构建与训练在 Ubuntu 20.04 系统环境下的 Pytorch 框架中完成。预训练权重（ResNet50.pth，基于 ImageNet 数据集）能有效提升模型的训练和泛化性能，从而增强其在研究区的表现。在训练过程中，模型通过迭代计算输入影像的输出，利用 Dice 损失函数反向传播更新网络参数。Dice 损失函数的计算公式为：

$$\mathrm{DiceLoss}=1-\frac{2\sum P\times Y}{\left(\sum P\right)^2+\left(\sum Y\right)^2}$$

式中，P 为模型输出结果；Y 为训练数据的真实标签；DiceLoss 越小，表示 P 与 Y 之间的重叠程度越高，即模型性能越好，因此最小化 DiceLoss 能有效提高模型在像素级分类任务中的表现。

除 Dice 损失函数外，本文还采用像素准确率（PA）、具体类像素准确率（CPA）、召回率（Recall）、交并比（IoU）评估模型性能。

2.4　模型分类提取

在数据处理阶段，将西吉县全域遥感影像切割为 258 幅标准子单元（2 000 像素×2 000 像素），再基于开源栅格空间数据转换库（GDAL）执行地理配准元数据解析（包含投影坐标系、仿射变换矩阵），确保输入、输出的空间拓扑一致性。影像数据经张量结构化与归一化后注入模型，在模型前向传播阶段利用训练过程中学习的权重参数，通过卷积运算执行像素级特征映射，输出高维概率响应图，并生成特征图以展示模型在不同类别上的响应，可解析模型对滑坡形态的敏感区域，如坡肩裂缝、堆积体前缘；在后处理阶段采用 Softmax 函数模型将输出值转换为概率分布，利用 Argmax 运算生成离散分类标签（滑坡/非滑坡），最终通过逆仿射变换将像素坐标映射回 WGS84 地理空间，输出拓扑闭合的矢量边界成果。

3　研究结果与分析

3.1　研究结果

基于 U-Net 模型的滑坡语义分割结果，首先生成单通道 8 位灰度格式的二值掩膜图像，并采用 OpenCV 4.7.0 库中的 cv2.threshold 函数进行自适应阈值

二值化处理，确保滑坡区域像素逻辑值为1；然后针对二值掩膜的后处理，调用cv2.findContours轮廓检测算法提取滑坡区域矢量边界，自定义轮廓线几何参数（线宽、颜色空间），并通过GDAL 3.6.4库实现掩膜与轮廓线的异构输出（二值掩膜以tif格式存储，轮廓线导出为拓扑优化的矢量图层）；最终通过空间叠加引擎实现多源数据融合，生成具有地理参考的复合可视化成果（图3）。该流程实现了从像素级分类到GIS初始数据的全链闭环处理。

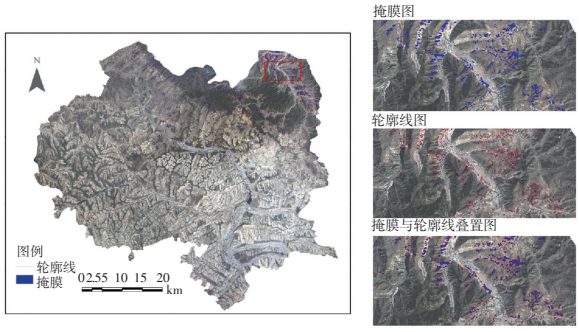


图3　语义信息的滑坡区域分割图像

审图号：宁S(2020)023

在输出管理方面，本文建立了规范的命名体系以确保后续影像拼接的准确性。首先对输出的概率图进行后处理，将其映射到具体的类别标签，并生成分割掩膜，标识出滑坡区域与非滑坡区域；然后通过地理配准、数据格式转换等方式对分割结果与地理特征进行叠加分析，剔除坡度＜15°的伪滑坡区域；最后根据DZ/T0286–2015《地质灾害危险性评估规范》和自然资源部门在县域地质灾害调查的实践，将面积<500 m^2的滑动现象标记为坡面变形，不纳入正式滑坡的统计范围，提高输出结果的准确性。

基于标准化数据清洗结果，采用McColl等[32]提出的多尺度滑坡分级体系，对西吉县7 553个滑坡图斑进行三维体量—面积耦合分类。采用该体系4个数量级的尺寸描述符界定滑坡规模：小型滑坡（＜10^3 m^2）为浅层小规模滑移；中型Ⅰ级滑坡（10^3~10^4 m^2）为典型中等规模块体运动；中型Ⅱ级滑坡（10^4~10^5 m^2）为复合型深层滑动系统；大型Ⅰ级滑坡（≥10^5 m^2）为区域性巨型滑坡遗迹。分类结果显示（图4），小型滑坡1 922个（25.4%）、中型Ⅰ级5 092个（67.4%）、中型Ⅱ级516个（6.8%）、大型Ⅰ级4个（0.05%），累计覆盖面积为28.545 km^2，反映了研究区以中小型浅层滑坡为主的地质灾害格局。

3.2　结果分析

1）滑坡区域空间分布模式。结合遥感影像数据、地形特征指标、历史滑坡记录与滑坡点提取结果，可将西吉县的滑坡区域空间分布模式分为4类：①滑坡主要集中分布在河流、沟谷及其两侧的斜坡地带，呈现出明显的线状或带状分布特征；②滑坡多位于地形坡度较大的区域，结合DEM数据可知，尤其是坡度在25~45°的斜坡地带；③结合西吉县地质图，滑坡常出现在断层带、软弱岩层或破碎带等地质构造复杂区域；④结合公开的西吉县基础地类图，在道路建设、农田开垦、采矿活动等人为干扰较强的区域，滑坡点分布较集中。

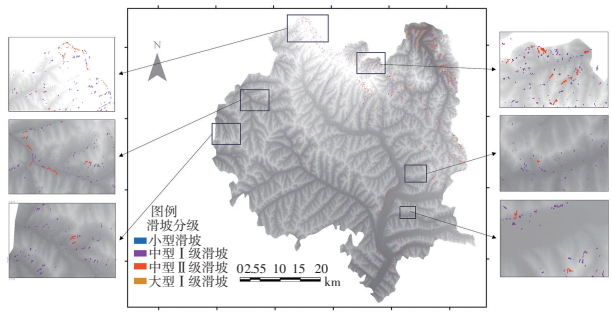


图4　西吉县滑坡点提取与分类结果

审图号：宁S(2020)023

2）滑坡灾害空间分布模式。西吉县滑坡灾害的空间分布模式是区域自然地理特征与人类活动长期耦合作用的结果。该县地处黄土高原与六盘山褶皱带过渡区，独特地质构造与地貌演化过程奠定了滑坡发育的物质基础和动力条件[33]。新生代以来的构造运动塑造了区域地质框架，形成上覆黄土、下伏红层的特殊地质剖面，为滑坡滑动面的形成提供了物质基础。遥感影像揭示的沟谷网络与DEM数据反映的坡折特征共同印证了地表径流对地形的改造作用，持续掏蚀坡脚导致滑坡发生。地形通过重力势能与水文过程的双重调控深刻影响着滑坡分布。坡度为25~45°的斜坡段既积累了足够的重力势能，又具备风化碎屑物质堆积条件，成为滑坡发育的黄金区间[34]。此外，气候变化的背景因素不容忽视。现有研究表明，西吉县极端降雨事件频发，短时强降雨对表层土体的冲蚀能力显著增强，坡沟系统景观格局破碎化且破碎度较高[35]。特别是在植被覆盖度较低的耕作区，黄土沟谷溯源侵蚀速率较高，直接威胁上游坡体稳定。值得注意的是，这些发育的沟谷系统既是地下水富集带，又是人类聚居区，自然本底脆弱性与人为活动干扰的时空叠置，最终塑造了西吉县滑坡沿河分布、依坡发育、趋地质构造、聚人类活动区的典型空间格局，形成具有区域特色的灾害链生机制。

3）可靠性验证。为进一步验证改进U-Net模型在滑坡区域识别提取中的性能提升效果，本文在可靠性验证部分引入了模型改进前的基准结果与现有数据集相结合以及人工解译结果作为对照，为基于U-Net方法的滑坡监测和风险评估提供了多源数据支撑。本文采用渭河流域滑坡点（1915—2021年）数据集和全国地质灾害点的空间分布数据集对改进U-Net模型的滑坡提取效能进行交叉验证。结果表明，改进前后的U-Net识别与提取结果均能较好覆盖数据集的结果，验证了模型在宏观尺度上具备滑坡识别能力；但改进前后模型在识别结果上存在一定差异，具体体现在各项评估参数的变化以及输出结果的不同。由于验证数据以点状形式表征滑坡位置，无法精确校验模型输出的滑坡边界形态，为进一步检验该模型的精确度和泛化能力，本文采用人工目视解译的方式勾绘测试数据集中出现的滑坡点，通过人工勾绘数据集中98个滑坡矢量边界进行定量对比。选取6个典型区域进行对比分析发现（表1），U-Net识别精度相较于人工目视解译略显不足，其在微观尺度地形适配性方面仍存在优化空间。

表1　U-Net与多源数据交叉验证滑坡提取精度对比

坐标	改进前U-Net	改进后U-Net	人工目视解译	数据集
105.575°E、35.876°N				
105.693°E、35.863°N				
105.580°E、35.904°N				
105.536°E、35.853°N				
105.701°E、35.898°N				
105.849°E、35.951°N				
105.693°E、35.863°N				
105.580°E、35.904°N				

由改进前后U-Net模型的对比评估结果（表2）可知，在二元分类性能方面，改进后的U-Net模型能显著提升分类韧性与稳定性，训练集 *PA* 由91.2%升至94.3%，验证集 *PA* 由90.0%升至94.5%，改进前后精度波动范围由1.2%缩至0.2%，表明模型优化有效增强了泛化能力；进一步分析表明，改进策略对滑坡类别的识别增益尤为显著。在CPA指标下，滑坡类别的训练集与验证集精度分别由89.5%和87.9%跃升至97.4%和97.7%，而非滑坡类别仅由59.8%和58.3%小幅提升至64.3%和64.9%，该现象反映了两个重要特征：①改进后的模型对滑坡目标的表征能力显著增强，验证了引入的多尺度特征融合机制对复杂地形特征的识别优势；②非滑坡类别的识别精度虽有所改善，但整体仍存在约30%的性能差距，说明模型对滑坡目标存在显著分类偏好。值得注意的是，尽管验证集类别分布与训练集保持同源一致性，但模型在独立测试集中仍维持了94.2%的像素精度，表明改进后的网络架构具备较强的领域适应能力，其性能稳健性得到有效验证。因此，在优化模型结构的同时，需通过数据增强、损失函数重加权等策略，系统解决类别不均衡对模型决策边界的影响。在Recall指标方面，改进后的U-Net模型展现出对滑坡目标更强的敏感性，滑坡类别的训练集与验证集精度分别由90.7%、88.6%显著提升至96.4%、96.3%，同时非滑坡类别精度由66.4%、63.5%升至71.5%、75.3%，说明模型优化策略有效增强了滑坡的识别能力，且对非滑坡的漏检率降低约8.5%。然而，非滑坡类别的Recall仍低于滑坡类别约21%，说明模型在复杂背景下仍存在负样本误检风险，这或与训练数据中非滑坡区域纹理异质性较高、标注边界模糊等干扰因素相关。进一步通过IoU指标验证发现，改进后的模型在空间定位精度上实现突破性提升，滑坡区域训练集、验证集IoU由69.5%、65.3%跃升至94.0%、94.2%，表明改进后的多尺度特征提取模块显著优化了滑坡边界的空间表征能力；非滑坡区域IoU虽有一定提升，但其绝对数值仍较滑坡类别低约40%。这种显著的类别间性能差异揭示了两个关键问题：①非滑坡区域的高纹理复杂性导致模型难以建立稳定的特征表征；②标注噪声对非滑坡类别的学习产生干扰。因此，在模型后续优化方面应聚焦于负样本特征学习增强以及类别不平衡补偿策略的改进。

基于上述对比分析，模型性能差异可从人工解译与算法机制的对比维度进一步阐释：首先人工目视解译依赖先验专业知识，能通过多尺度影像判读动态调整滑坡边界识别策略，尤其在处理形态异质和地表覆盖复杂区域时表现出灵活的判断力，而U-Net的识别能力受限于训练数据的特征空间分布，在面对与训练集存在显著域偏移的滑坡形态（如未见的滑动机制、

表2 改进前后U-Net模型的评估参数/%

模型		PA	CPA		Recall		IoU	
			滑坡	非滑坡	滑坡	非滑坡	滑坡	非滑坡
改进前U-Net	训练指标	91.2	89.5	59.8	90.7	66.4	69.5	40.7
	泛化指标	90.0	87.9	58.3	88.6	63.5	65.3	38.4
改进后U-Net	训练指标	94.3	97.4	64.3	96.4	71.5	94.0	51.2
	泛化指标	94.5	97.7	64.9	96.3	75.3	94.2	53.5

光照条件或植被覆盖干扰）时易产生特征误匹配；其次二者在数据建模范式上的异构性引发了系统性误差累积，即人工解译通过矢量多边形精确描述滑坡边界拓扑结构，而U-Net的栅格化输出受限于离散像元分辨率，导致矢量—栅格转换过程中产生亚像素级定位偏差，这种双向格式转换的不可逆信息损失使得滑坡边界空间配准误差显著放大。然而，滑坡识别与提取的重点应放在滑坡本身的特征与动态变化上，而非单纯依赖于边界的契合度。虽然人工目视解译结果在精度上具有优势，但通常耗时耗力，涉及大量的人工操作和高昂的成本；而U-Net模型等深度学习架构在效率与质量之间实现了有效平衡，使得其在成本控制与大规模应用方面具有显著优势，这一点在实际应用中尤为重要。

4 结 论

本文以宁夏西吉县为研究区，基于高分辨率光学遥感影像数据，构建了以ResNet50为主干网络的改进U-Net深度学习模型。实验共识别提取7 553个滑坡图斑，将其划分为4类，并系统总结了西吉县滑坡区域空间分布模式及其成因。与数据集和人工目视解译结果的对比分析结果表明，本文的滑坡区域识别结果的精细程度较高，证实了实验结果的可靠性。同时，模型改进后的各项评估指标较改进前均有提升，整体像素准确率提升约4%，滑坡类别识别准确率提升约8.9%，说明改进U-Net模型在识别精度、泛化能力和运行效率上均具有显著优势，为滑坡区域提取提供了高效可靠的技术方法。然而，改进U-Net模型仍存在若干局限性，如模型对遥感影像精度具有较高的依赖性，识别效果仍受训练样本制约，存在一定的漏分现象。因此，未来的研究将扩充样本库规模，系统归纳滑坡特征，以进一步提升模型识别的可靠性；开发模型轻量化设计，降低用户干预度，提高操作效率；还需继续深化DEM、InSAR等多源地形数据在U-Net架构中的融合应用，充分发挥其参考价值，进一步提升深度学习模型在地质灾害监测中的解译能力与应用水平。

参考文献

[1] 王恭先,徐峻龄,刘光代,等. 滑坡学与滑坡防治技术[M]. 北京:中国铁道出版社,2004

[2] 李磊,许冲,张中俭,等. 黄土高原滑坡灾害研究综述[J]. 防灾科技学院学报,2021,23(4):1-11

[3] 钱法桥,邓亚虹,刘凡,等. 黄土地震滑坡研究综述与展望[J]. 中国地质灾害与防治学报,2024,35(5):5-20

[4] 张座雄,刘兴荣,王之君,等. 黄土滑坡型泥石流主要影响因素研究进展[J]. 中国水土保持,2023(9):50-53

[5] 张茜茜,龚家国,王浩,等. 黄土区重力侵蚀研究进展与展望[J]. 水利水电技术(中英文),2022,53(12):172-184

[6] 张抒,唐辉明,龚文平,等. 基于物理力学机制的滑坡数值预报模式:综述、挑战与机遇[J]. 地质科技通报,2022,41(6):14-27

[7] 周昌,黄顺. 新疆伊犁黄土工程地质特征及致灾机理研究综述[J]. 工程地质学报,2023,31(4):1247-1260

[8] 伊学涛,尚彦军,李守定,等. 新疆及中亚地区斜坡灾害研究现状与展望[J]. 新疆地质,2021,39(1):156-161

[9] 唐亚明. 陕北黄土滑坡风险评价及监测预警技术方法研究[D]. 北京:中国地质大学(北京),2012

[10] 周金,范秋雁,朱真. 广西滑坡灾害的空间分布特征及其影响因子研究[J]. 地理空间信息,2023,21(9):40-43

[11] Liu X,Zhao C,Zhang Q,et al. Multi-temporal Loess Landslide Inventory Mapping with C-,X- and L-band SAR Datasets: A Case Study of Heifangtai Loess Landslides,China[J]. Remote Sensing,2018,10(11):1756

[12] 李娜,刘新民. 中国滑坡灾害分布图[M]. 成都:成都地图出版社,1991

[13] 陕西省滑坡工作办公室. 陕西省滑坡分布图、陕西省滑坡灾害预测图]M]. 西安:西安地图出版社,1995

[14] 裘湧泉. 基于多源遥感数据的黄土滑坡提取:以碾伯镇为例[D]. 抚州:东华理工大学,2023

[15] 朱建军,李志伟,胡俊. InSAR变形监测方法与研究进展[J]. 测绘学报,2017,46(10):1717-1733

[16] 梁思,洪亮,厉芳婷,等. 多源遥感数据协同滑坡应急监测应用研究[J]. 地理空间信息,2022,20(1):52-55

[17] Ghorbanzadeh O,Blaschke T,Gholamnia K,et al. Evaluation of Different Machine Learning Methods and Deep-learning Convolutional Neural Networks for Landslide Detection[J]. Remote Sensing,2019,11(2):196

[18] 陶从辉,高青山,赵梦琳. 改进U-Net网络的高分辨率遥感影像建筑物提取方法[J]. 地理空间信息,2025,23(1):9-12

[19] 张永年. 基于无人机光学影像和改进U-Net模型的河流轮廓提取[J]. 地理空间信息,2024,22(12):30-33

（下转第31页）