引文格式：严炳杨,冯志荣,鲍灵辉,等. DAR-Net：双空间注意力与边界细化的遥感影像滑坡提取网络[J]. 地理空间信息, 2025, 23(5): 1-4. doi: 10. 3969/j.issn. 1672-4623.2025.05.001

DAR-Net：双空间注意力与边界细化的遥感影像滑坡提取网络

严炳杨[1]，冯志荣[1]，鲍灵辉[1]，黄智勇[2]，唐　俊[3]，郭寅虎[2]，张晋博[4]，陈　敏[4]
（1. 中铁广州工程局集团有限公司，广东 广州 511458；2. 西成铁路客运专线陕西有限责任公司，陕西 西安 710000；
3. 中铁广州工程局集团第三工程有限公司，广东 肇庆 526020；4. 西南交通大学 地球科学与工程学院，四川 成都 611756）

摘　要：利用遥感影像获取准确的滑坡范围信息对分析滑坡成因和制定防灾减灾规划具有重要意义。利用遥感影像提取滑坡时存在边界模糊、内部空洞、整体实例不连续等问题，因此基于深度学习方法提出了一种滑坡提取网络DAR-Net。该网络在U-Net的基础上引入双空间注意力模块和由粗到细的边界细化模块，分别用于捕获全局局部特征和细化边界，以获得更加准确的滑坡识别结果。实验结果表明，与多种语义分割算法相比，该算法在开源数据集上获得了最优的性能。

关键词：滑坡提取；遥感影像；全局与局部注意力；边界细化
中图分类号：P237　　**文献标志码：**B　　**文章编号：**1672-4623（2025）05-0001-04

DAR-Net: A Dual Spatial Attention and Boundary Refinement Network for Landslide Extraction from Remote Sensing Images

YAN Bingyang[1], FENG Zhirong[1], BAO Linghui[1], HUANG Zhiyong[2], TANG Jun[3], GUO Yinhu[2],
ZHANG Jinbo[4], CHEN Min[4]
(1. China Railway Guangzhou Engineering Group Co., Ltd., Guangzhou 511458, China;
2. Xicheng Railway Passenger Dedicated Line Shaanxi Co., Ltd., Xi'an 710000, China;
3. The Third Engineering Co., Ltd. of CREC Guangzhou Group, Zhaoqing 526020, China;
4. Faculty of Geosciences and Engineering, Southwest Jiaotong University, Chengdu 611756, China)

Abstract: Rapid and accurate landslide extraction from remote sensing images is of great significance for disaster prevention, reduction, and emergency response. Existing remote sensing image landslide extraction algorithms have problems such as blurred boundaries, internal holes, and overall instance discontinuity. In response to these issues, we proposed a landslide extraction network called DAR-Net. This network introduces the dual spatial attention module and coarse-to-fine boundary refinement module on the basis of U-Net, which are respectively used to capture global and local features and refine boundaries. Compared with the semantic segmentation algorithms, this algorithm produces the best performance on the open source dataset.

Key words: landslide extraction, remote sensing image, global and local attention, boundary refinement

滑坡是一种常见的自然灾害，普遍存在于山区[1]。受强烈地震和极端气象事件频发影响，近年来我国地质灾害呈多发态势，给人民群众的生命财产安全造成了巨大损失[2]。获取详细的历史滑坡地图有助于确定滑坡机制及其与其他自然灾害之间的关系[3]。遥感影像具有覆盖范围广、光谱信息多样、目标结构多变等特点，在农业、军事、城乡规划建设等领域都发挥着重要作用[4]，可为探测并绘制大面积滑坡地图提供充分可靠数据[5]。目前基于遥感影像的滑坡检测方法分为目视解译、基于机器学习模型的半自动滑坡检测和基于深度学习的自动滑坡检测3类，其中目视解译较可靠，但严重依赖于解译者的知识且最耗时[6]，不适用于复杂地形的大型研究区域滑坡探测或灾害应急监测；基于机器学习的方法通常根据单个像素的特征或联合利用滑坡的形状、统计数据、纹理和上下文数据进行分析，但对噪声敏感且很难设计合理的分割尺度[7]。深度学习的发展为滑坡检测提供了新思路，基于卷积神经网络、U-Net模型及其变体和各

项目来源：西成铁路客运专线陕西有限责任公司科技研究重点开发计划资助项目（西康高铁合(2021)21号）；四川省科技计划资助项目（2023NSFSC0247）。
第一作者简介：严炳杨（1975—），本科，高级工程师，研究方向为铁路工程，E-mail：422640122@qq.com。

类注意力机制的方法已被广泛应用于滑坡检测领域[8-10]并取得了优异的结果。然而，在利用遥感影像进行滑坡提取时，目前算法仍存在边界模糊、内部空洞、整体实例不连续等问题，因此本文提出了一种滑坡提取网络DAR-Net。

1 研究数据与方法

本文采用Landslide4 Sense滑坡竞赛数据集[11]，包括北海道的伊武里—东武地区、卡纳塔克邦的柯达谷、巴格马蒂的拉苏瓦区和中国台湾省西部4个经历过滑坡的区域，保证了基准数据的丰富性和多样性。数据集中的影像数据均以H5格式存储，由Sentinel-2（B1~B12）的多光谱数据以及ALOS PALSAR的坡度和DEM数据（B13和B14）14个波段合成。本文提取数据集中第2、3、4波段数据进行可视化，共获取3 799张分辨率为10 m、尺寸为128像素×128像素的原始影像，并按6∶2∶2的比例将其划分为训练集、验证集和测试集。训练过程中采用随机旋转、水平和垂直翻转的在线数据增强方式扩充训练样本。

1.1 网络总体结构

DAR-Net网络遵循编码器—解码器的整体架构（图1），为保留更多的滑坡边缘细节信息以恢复更加细致的影像掩膜，本文选择在浅层具有更大空间分辨率的VGG-16[12]作为编码器，并在其特征提取的第三、四阶段嵌入了双空间注意力模块（DSAFormer）[13]；解码器部分由多个逐步细化的边界优化模块（CFR）[14]构成，通过深监督和多个分类器预测结果融合的方式获得更加连续准确的滑坡提取掩膜。

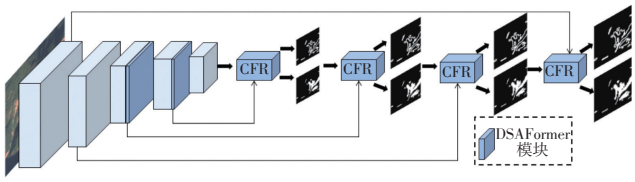


图1 DAR-Net整体网络架构图

1.2 DSAFormer模块

由于地形地貌和生成原因不同，遥感影像中滑坡大小不一、分布各异，大面积滑坡灾害可能贯穿多张影像，单纯考虑某一种情况可能会导致小面积滑坡漏检和大面积滑坡的内部空洞，因此利用遥感影像进行滑坡识别，全局和局部特征捕获同样重要。DSAFormer模块具有并行的两条路径，可同时建立全局依赖和捕获局部特征。在全局自注意力部分，特征图首先通过步长为4的卷积来融合相邻像素，从而降低计算成本，表达式为：

$$X' = \mathrm{DSConv}_{4\times4}(X) \tag{1}$$

式中，$\mathrm{DSConv}_{4\times4}$为利用4×4卷积进行的下采样操作。

然后通过线性变换从下采样的特征图序列中获取查询（Q）、键（K）和值（V），并通过式（2）进行自相似性学习，d_k为缩放因子；再通过上采样，将特征图恢复到输入大小。

$$\mathrm{Attention}(Q,K,V) = \mathrm{Soft\,max}\left(\frac{Q\times K^{\mathrm{T}}}{\sqrt{d_k}}\right)V \tag{2}$$

在局部细节路径部分，首先通过一个3×3的标准二维卷积和两组1×5、5×1，1×11、11×1的条带卷积[15]并行生成局部注意力图，相较于传统5×5和11×11的标准二维卷积，该操作更加轻量化且能捕获更多的带状特征，有助于提升模型对细长滑坡的提取能力；然后将各注意力图相加并通过与原始输入点乘的方式提取局部空间细节，即

$$Z_{\mathrm{lap}} = X\times \mathrm{LocalConvAttention}(X) \tag{3}$$

式中，Z_{lap}为局部注意力图；X为输入特征图；LocalConvAttention( )为并行的3组卷积操作。

最后将得到的局部细节特征和全局特征相加并发送至前馈神经网络进行信息融合。

1.3 CFR模块

经典U-Net[16]网络难以在解码阶段同时维护语义和细节信息，为了充分利用多尺度特征来维持滑坡实例的连续性和准确边界，本文在解码器阶段引入了由粗到细的边界细化模块。每个CFR模块均设置了滑坡提取分类器和滑坡边缘分类器，用以预测滑坡的面积和边界。滑坡提取分类器的输入为前一个CFR模块的输出、滑坡提取预测图和对应层级编码器输出特征图；滑坡边缘分类器的输入为前一阶段的低分辨率特征图和对应层级编码器输出特征图。每个分类器均先由一个尺寸为1×1的卷积将通道数减至64，再将降维后的特征利用输入通道为64、输出通道为1的卷积生成不同尺寸的预测图。由于滑坡提取分类器对前一个CFR模块的低分辨率特征图、滑坡预测图和对应层级的高分辨率解码器输出特征进行了融合，使得模型可以自适应的细化低分辨率预测并生成高分辨率的滑坡预测。

2 实验与结果分析

2.1 参数设置

实验采用Windows11、64位操作系统，编程语言

为Python，深度学习框架为Pytorch，CPU为13th Gen Intel(R) Core(TM) i7-13700KF 3.40 GHz，显卡为RTX4090，显存为24 G，Batch Size为16，初始学习率设置为0.001，优化器为Adam，训练的迭代次数为150个Epoch。训练过程中以保存在验证集上最高精度的模型权重为测试过程的模型权重。

2.2　实验结果分析

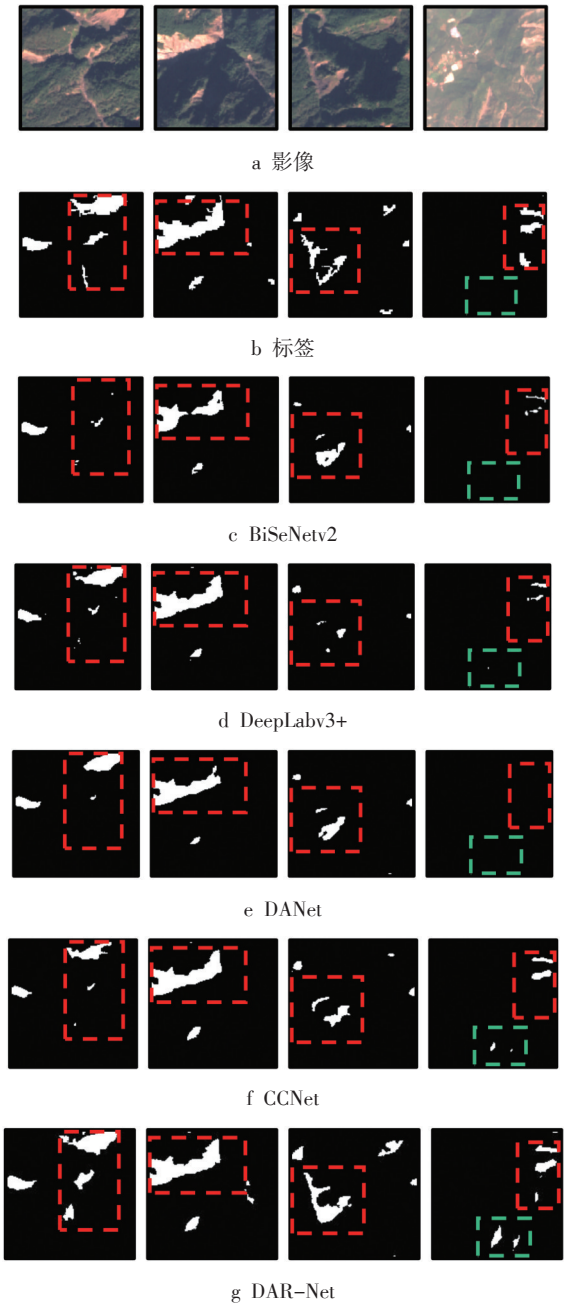
为验证本文网络的有效性，将其与DeepLabv3+[17]、BiSeNetv2[18]、DANet[19]和CCNet[20]4个语义分割模型进行比较，采用交并比（IoU）、F1-score、Precision、Recall和每秒推理张数（Fps）5个指标评价模型性能，对比结果见表1。本文网络的IoU、F1-score、Recall均为最高，相较于其他模型，IoU提高了2.68%~7.47%，F1-score提高了2.28%~6.58%，Recall提高了11.92%~18.7%。在推理速度方面，对于输入尺寸为128×128的图像本文的Fps为156.8，虽然慢于DeepLabv3+、BiSeNetv2、CCNet模型，但仍具有较快的绝对速度，可满足实时推理的需求。

表1　对比实验结果

模型	主干网络	IoU/%	F1-score/%	Precsion/%	Recall/%	Fps
DeepLabv3+[17]	ResNet50	51.50	67.99	78.01	60.24	272.9
BiSeNetv2[18]	ResNet50	48.56	65.37	75.49	57.65	**279.4**
DANet[19]	ResNet50	46.96	63.91	**79.44**	53.46	151.0
CCNet[20]	ResNet50	51.75	68.21	79.06	59.98	220.7
DAR-Net	VGG16	**54.43**	**70.49**	68.90	**72.16**	156.8

本文将预测结果可视化，以便更加直观地展示各模型的性能。由图2可知，对于面积较大的滑坡，仅有本文网络完全提取了4处滑坡，且对上侧和左侧滑坡的提取结果更精确，本文网络也得到了最连续的提取结果；对于形状复杂的滑坡，仅有本文网络提取了完整的倒F形结构，其他方法都只能获取零散的小块，这是由于该网络引入的DSAFormer模块同时捕获了影像的全局和局部细节特征，使提取结果在保持连续性的基础上获得更加精准的细节补充；对于小型滑坡，其他模型均出现了不同程度的漏检和边界缺失现象，只有本文网络保留了各区域滑坡的完整性，但也出现了假阳性情况，如第四列图的绿色框部分，误检区域的纹理和颜色特征与滑坡十分近似，模型未能成功分离前景与背景，这可能是由于本文网络具有更强的敏感性，在提高模型Recall的同时降低了模型Precision。总的来说，本文网络能提取更加完整精细的滑坡区域图，对于不同情况的滑坡具有更强的鲁棒性和适应能力。

为验证引入各模块的有效性，本文设置了消融实验，以U-Net为基线模型；通过CFR模块改进解码器，表示为CFR；将DSAFormer模块嵌入主干网络，表示为DSA，结果见表2，可视化结果见图3。随着CFR模块和DSAFormer模块的加入，模型的Recall和IoU不断提升，可视化后的滑坡提取结果也更加完整和连续；且本文网络识别出了基线模型未识别出的细



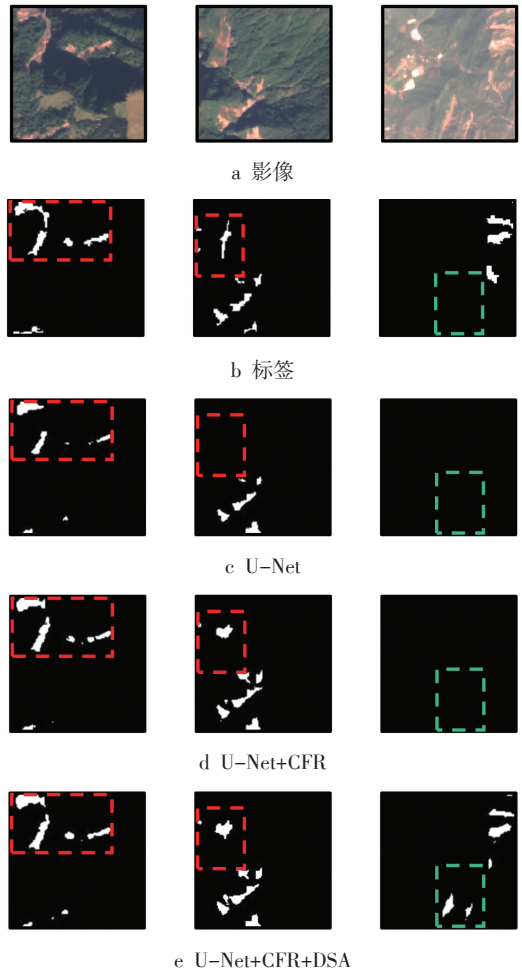
a 影像　b 标签　c BiSeNetv2　d DeepLabv3+　e DANet　f CCNet　g DAR-Net

图2　各模型预测结果可视化

表2 消融实验结果

模型	主干网络	IoU/%	F1-score/%	Precision/%	Recall/%	Fps
U-Net	VGG16	52.95	69.24	78.60	61.88	175.7
U-Net+CFR	VGG16	53.60	69.79	73.78	66.21	164.6
U-Net+CFR+DSA	VGG16	54.43	70.49	68.90	72.16	156.8

小滑坡，如图3第二列图红色框部分。虽然引入的结构也导致了Precision的下降、假阳性的增加，如图3第三列图绿色框部分；但从IoU和可视化结果来看，本文网络显然具有更好的性能。此外，本文网络在输入影像为128×128尺寸时的Fps达到了156.8，可满足实时检测需求。



a 影像

b 标签

c U-Net

d U-Net+CFR

e U-Net+CFR+DSA

图3 消融实验可视化结果

3 结 论

为解决遥感影像滑坡提取时存在的边界模糊、内部空洞和实例不连续等问题，本文提出了一种包含DSA和CFR模块的DAR-Net。DSA模块通过并行的双路径结构同时捕获全局和局部细节特征，有效提升了模型的特征提取能力，而CFR模块同时保留了高级的语义和低级的空间细节。在大型滑坡数据集Landslide4 Sense上的实验结果表明，本文所提网络能实现可靠的遥感影像滑坡提取。

参考文献

[1] Pradhan B, Mezaal M R. Data Mining-aided Automatic Landslide Detection Using Airborne Laser Scanning Data in Densely Forested Tropical Areas[J]. Korean Journal of Remote Sensing,2018,34(1):45-74

[2] 刘鹏,邹崇尧,何雯,等. 基于无人机遥感的滑坡几何参数测量方法研究[J]. 地理空间信息,2023,21(1):123-126

[3] Cheng L,Li J,Duan P,et al. A Small Attentional YOLO Model for Landslide Detection from Satellite Remote Sensing Images[J]. Landslides,2021,18(8):2 751-2 765

[4] 马妍,古丽米拉·克孜尔别克. 图像语义分割方法在高分辨率遥感影像解译中的研究综述[J]. 计算机科学与探索,2023,17(7):1 526-1 548

[5] 赵会芹,于博,陈方,等. 基于高分辨率卫星遥感影像滑坡提取方法研究现状[J]. 遥感技术与应用,2023,38(1):108-115

[6] Blaschke T. Object Based Image Analysis for Remote Sensing[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing,2010,65(1):2-16

[7] Yang X, Chen L. Using Multi-temporal Remote Sensor Imagery to Detect Earthquake-triggered Landslides[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation,2010,12(6):487-495

[8] Fang C,Fan X,Zhong H,et al. A Novel Historical Landslide Detection Approach Based on LiDAR and Lightweight Attention U-Net[J]. Remote Sensing,2022,14(17):4 357

[9] Ghorbanzadeh O,Meena S R,Blaschke T,et al. UAV-based Slope Failure Detection Using Deep-learning Convolutional Neural Networks[J]. Remote Sensing,2019,11(17):2 046

[10] Bhuyan K,Meena S R,Nava L,et al. Mapping Landslides Through a Temporal Lens:An Insight Toward Multi-temporal Landslide Mapping Using the U-Net Deep Learning Model[J]. GIScience and Remote Sensing, 2023, 60(1):2 182 057

[11] Ghorbanzadeh O, Xu Y, Ghamisi P, et al. Landslide4Sense: Reference Benchmark Data and Deep Learning Models for Landslide Detection[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing,2022,60:5 633 017

（下转第38页）