DOI:10.13870/j.cnki.stbcxb.2026.03.034 CSTR:32310.14.stbcxb.2026.03.034
欧阳逸翱,王志刚,蒲坚,等.融合注意力机制的南方红壤区崩岗语义分割模型及其综合评价[J].水土保持学报,2026,40(3):37-46.
OUYANG Yiao, WANG Zhigang, PU Jian, et al. A coordinate-attention-enhanced u-net semantic segmentation model for Benggang in red-soil region of southern China and its comprehensive evaluation[J]. Journal of Soil and Water Conservation, 2026, 40(3):37-46.

融合注意力机制的南方红壤区崩岗语义分割模型及其综合评价

欧阳逸翱[1,2], 王志刚[1,3], 蒲 坚[1,3], 郝福星[1,3], 刘 海[2], 刘纪根[1,3]
(1.长江水利委员会长江科学院,武汉 430010; 2.湖北大学资源环境学院,武汉 430062;
3.水利部西南山区中小河流与山洪灾害野外科学观测研究站,武汉 430010)

摘 要:[目的] 崩岗作为特殊的侵蚀地貌,内部常伴有破碎植被残留,且边缘不规则多呈指状或爪状延伸,这种强光谱异质性与背景相似性导致传统语义分割模型难以兼顾全局特征与局部细节。**[方法]** 基于无人机正射影像,提出一种融合坐标注意力机制(coordinate attention,CA)的改进UNet模型(CA-UNet)。该模型通过在解码阶段嵌入CA模块,强化对跨通道关键信息与长距离空间依赖关系的捕获,从而显著提升对崩岗复杂形态及细粒度边界的特征感知能力。**[结果]** 研究系统对比CA-UNet与UNet、PSPNet及DeepLabV3+的分割效果。CA-UNet的查准率(90.45%)、查全率(95.17%)、平均交并比(79.48%)和F1-Score(92.56%)均优于对比模型,并在边界精细刻画与误差控制方面表现更佳,有效减少过度平滑导致的图斑粘连及局部信息缺失引发的内部空洞,生成的崩岗图斑更符合监测需求。**[结论]** 研究结论证实提出的改进模型能够有效识别复杂的崩岗地貌特征,可为南方红壤区崩岗侵蚀的智能化、高精度动态监测提供参考。

关键词: 崩岗; 注意力机制; 语义分割模型; UNet
中图分类号: S157.1 **文献标识码:** A **文章编号:** 1009-2242(2026)03-0037-10

A Coordinate-Attention-Enhanced U-Net Semantic Segmentation Model for Benggang in Red-Soil Region of Southern China and Its Comprehensive Evaluation

OUYANG Yiao[1,2], WANG Zhigang[1,3], PU Jian[1,3], HAO Fuxing[1,3], LIU Hai[2], LIU Jigen[1,3]
(1.*Changjiang River Scientific Research Institute of Changjiang Water Resources Commission*, *Wuhan* 430010, *China*; 2.*Faculty of Resources and Environment Science*, *Hubei University*, *Wuhan* 430062, *China*;
3.*Observation and Research Station for Small and Medium-Sized Rivers and Flash Flood Disasters in Mountains of Southwest China*, *Ministry of Water Resources*, *Wuhan* 430010, *China*)

Abstract: [**Objective**] As a distinct erosional landform, Benggang is often characterized by internal fragmented vegetation residues and irregular edges extending in digitated or claw-like shapes. Such strong spectral heterogeneity and similarity to the background make it challenging for traditional semantic segmentation models to balance global features and local details.[**Methods**] Based on unmanned aerial vehicle (UAV) orthophotos, this study proposed an improved UNet model (CA-UNet) integrated with the coordinate attention (CA) mechanism. By embedding CA modules during the decoding stage, the model enhanced its ability to capture cross-channel key information and long-range spatial dependencies, thereby significantly enhancing its feature perception of the complex morphology and fine-grained boundaries of Benggang.[**Results**] This study systematically compared the segmentation performance of CA-UNet with UNet, PSPNet, and DeepLabV3+. The results demonstrated that

收稿日期: 2025-12-15 **修回日期:** 2026-01-25 **录用日期:** 2026-02-19 **网络首发日期**(www.cnki.net):2026-03-25
资助项目: 国家自然科学基金项目(41101191);广东省水利科技创新项目(2024-02)
第一作者: 欧阳逸翱(2000—),男,硕士研究生,主要从事计算机技术在遥感中的应用研究。E-mail:sherlock.oy@foxmail.com
通信作者: 王志刚(1981—),男,博士,教授级高级工程师,主要从事土壤侵蚀与智慧水土保持研究。E-mail:371381624@qq.com

CA-UNet achieved a precision of 90.45%, recall of 95.17%, mean intersection over union (mIoU) of 79.48%, and an F1-Score of 92.56%, all of which outperformed the comparison models. Furthermore, CA-UNet exhibited superior performance in fine boundary delineation and error control. It effectively reduced patch adhesion caused by over-smoothing and internal hollows resulting from local information loss, thereby generating Benggang patches that better met monitoring requirements.[**Conclusion**] This study confirms that the proposed improved model can effectively identify complex geomorphological features of Benggang, providing a valuable reference for the intelligent, high-precision dynamic monitoring of Benggang erosion in the red soil regions of South China.

Keywords: Benggang; attention mechanism; semantic segmentation model; UNet

Received: 2025-12-15 **Revised**: 2026-01-25 **Accepted**: 2026-02-19 **Online**(www.cnki.net): 2026-03-25

崩岗是我国南方红壤丘陵区特有且危害极大的剧烈土壤侵蚀类型,具有爆发性强、崩壁陡峭、沟壑纵横等显著的侵蚀地貌特征[1]。崩岗的快速发育不仅严重威胁区域生态安全,更对基础设施和农业生产构成巨大挑战,因此,快速、高精度地获取崩岗的空间分布及形态信息,对水土保持监测与治理决策至关重要[2]。传统的崩岗调查主要依赖野外人工勘测,受地形限制大、效率低且难以覆盖大尺度区域;而基于人机交互的目视解译方法虽然精度较高,但不仅耗时费力,且结果高度依赖解译人员的先验知识与主观判断,难以满足大规模动态监测的时效性需求[3-5]。

为提升崩岗识别的效率与准确度,随着无人机低空遥感技术与深度学习算法的快速发展,利用高分辨率影像进行地物自动提取已成为研究热点,全卷积神经网络(FCN)及其衍生模型(如UNet、PSPNet、DeepLab系列)在滑坡、泥石流等地质灾害识别中展现了强大的潜力[6-8]。然而,崩岗作为一种特殊的侵蚀地貌,广泛发育于多样的地质岩层与地形地貌中[9]。这种复杂的地质背景导致崩岗在几何形态、光谱色调及纹理特征上呈现出显著的空间异质性,使得特征提取难度加大,对识别算法的识别有着更严苛的要求。首先,不同于整体滑落的滑坡,活跃期崩岗内部往往残留或有逐渐恢复的植被[10]。传统的卷积神经网络(CNN)受限于局部感受野,难以捕捉长距离的上下文信息,极易将崩岗内部的植被斑块误判为背景,从而产生"内部空洞"现象[11-12]。其次,崩岗边缘多呈指状或爪状延伸,与植被、岩层、土壤等背景元素可能与崩岗具有类似的颜色或纹理,增加崩岗分割和识别的难度[13]。过分强调全局特征融合的模型在下采样过程中往往丢失高频细节,导致相邻崩岗边界模糊甚至发生"粘连"现象,无法准确刻画其侵蚀沟道的精细形态[14-15]。因此,如何在抑制背景噪声以填充内部空洞的同时,又能保持对复杂边界的精细感知,解决出现全局一致性与局部细节难以兼顾的现象,是当前崩岗智能识别亟待解决的关键问题。

本研究以广东省五华县典型崩岗群为研究区,基于无人机正射影像,提出一种融合坐标注意力机制(coordinate attention,CA)的改进UNet模型(CA-UNet)。本研究通过在解码器阶段融合坐标注意力机制将精确的位置信息嵌入到通道特征中,在水平和垂直2个方向上建立长距离依赖,从而增强模型对崩岗不规则侵蚀边界的敏感度,并解析坐标注意力机制在缓解崩岗"空洞"与"粘连"问题上的适用性与效能,为南方红壤区崩岗侵蚀的智能化、高精度识别提供可靠的方法支撑。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

本文选取广东省东北部梅州市五华县内5个典型的崩岗发育聚集区开展研究(图1),五华县的崩岗数量超过2万,接近全国总量的1/10,是全国崩岗最为集中发育的区域之一[16]。该区域位于粤赣闽三省交界带(23°23′~24°56′N,115°18′~116°56′E),在地貌区划上属于华南丘陵山地向东南沿海丘陵过渡带。五华县平均年降水量1 600~1 800 mm,降水强度大且集中,是触发崩岗发育的重要外动力因素。区域地貌格局呈现显著的山地主导特征,中低山丘陵面积占其总面积的比例为73.6%,地面坡度以15°~25°为主,局部地段坡度可达35°~40°,是典型的亚热带湿润区山地环境,该区域植被主要为亚热带常绿阔叶林植被,以马尾松为主,植株矮小[17]。土壤大多为由花岗岩母质发育的红壤,土壤结构松散,水土流失情况严重,崩岗侵蚀广泛分布。

1.2 无人机数据影像获取

2024年9月26日至10月4日,选择广东省梅州市五华县崩岗聚集区开展无人机航测,设备为搭配2 000万像素可见光相机的大疆M350RTK无人机,航测期间天气晴朗,无云雾遮盖。飞行相对地面航高为150 m,飞行速度13 m/s,航向重叠率70%,旁向重叠率60%,航摄总面积60.6 km²。

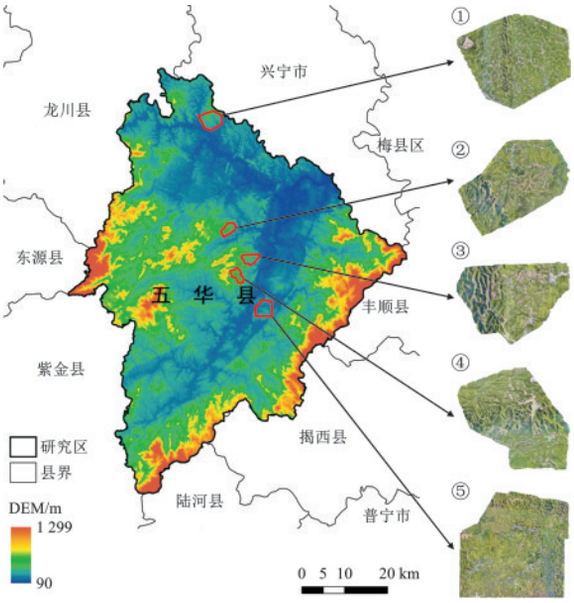


图 1　研究区域

Fig.1　Study area

获取的原始影像数据导入大疆智图软件进行处理,生成测区的正射影像(DOM)。处理后的DOM影像经过边界裁剪,为真彩色影像,包含红、绿、蓝3个波段,并达到特定的高分辨率(0.04 m)。同时,LiDAR点云数据在大疆智图和LiDAR360软件中经过点云去噪、滤波、分类等操作,最终获得研究区的地面点云数据,并利用此构建高精度数字高程模型(DEM),其分辨率达到特定要求(0.5 m)。

1.3　数据标注及数据集制作

基于无人机DOM,采用ArcGIS 10.8软件目视解译初步标定崩岗区域,针对复核过程中出现标注分歧的区域,综合利用高分辨率遥感影像、无人机DSM等多源辅助数据及进行野外实地核实进行综合判断,最终获得591处崩岗样本,其中1号崩岗聚集区184处,其中2号崩岗聚集区129处,其中3号崩岗聚集区150处,其中4号崩岗聚集区67处,其中5号崩岗聚集区61处。对生成的初始标注(包括涵盖影像标签与对应的掩码标签)进行格式标准化转换、空间基准对齐等一系列数据预处理操作,以满足后续深度学习模型训练的输入要求。

将目视解译的崩岗影像切分为512×512像素的图像块。为充分提取训练样本影像信息,缓解模型训练中的欠拟合与过拟合风险,对原始崩岗标注样本采用翻转、旋转及随机裁剪等样本增强手段扩增标注数据集。然后按照8:1:1的比例划分训练集、验证集和测试集并依据VOC2007标准生成相应标注文件[18]。使用语义分割标签数据和相关的标签转换代码,生成数据集中崩岗所对应的语义分割标签数据。数据集包含2 947个样本,每组由无人机DOM影像、语义分割标签文件及数据集划分文件组成。语义分割标签以PNG格式存储,像素灰度值1表示崩岗区域,0表示非崩岗区域(图2),进一步统计标签像元分布,总像元数为2、287、699、195,其中崩岗像元(标签=1)总数为1、309、207、185,占比57.23%;非崩岗像元(标签=0)总数为978、492、010,占比42.77%。

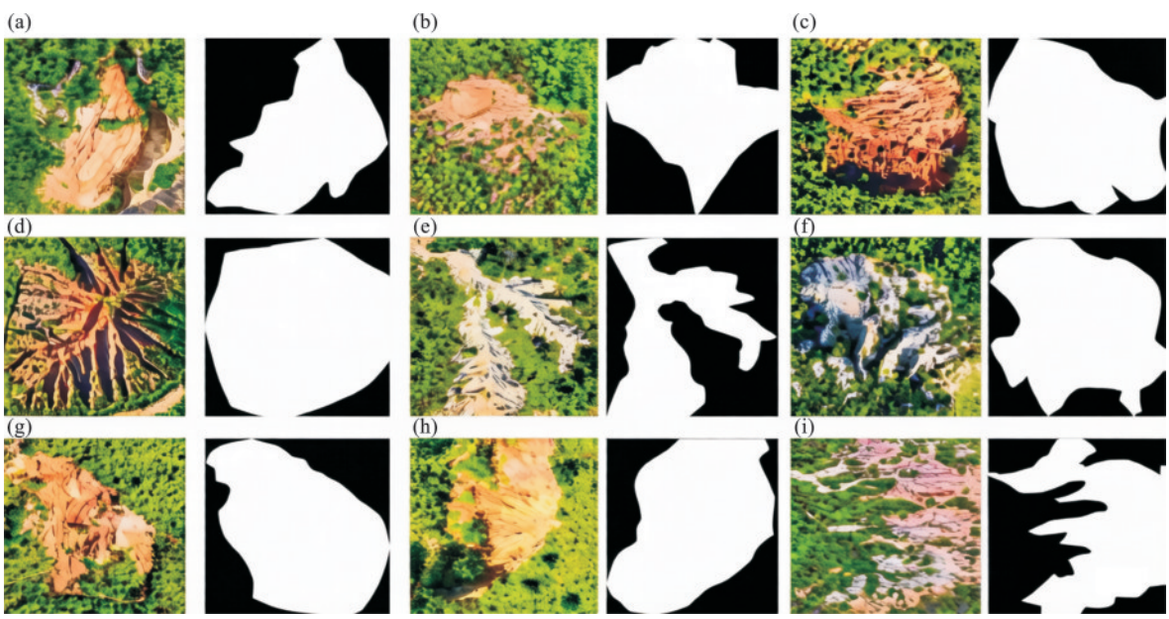


图 2　崩岗数据集标注

Fig.2　Annotation of Benggang dataset

1.4　卷积神经网络模型结构

为全面评估不同深度学习架构对崩岗侵蚀地貌的分割性能,本研究选取UNet、PSPNet和DeepLabV3+ 3种代表性网络作为对比基准。其中,

UNet凭借编码-解码结构和跳跃连接有效保留空间细节，但其受限于卷积核的局部感受野，难以捕捉长距离上下文信息，常导致崩岗内部出现破碎空洞[19]。而PSPNet和DeepLabV3+虽然分别通过金字塔池化模块（PPM）和空洞空间金字塔池化（ASPP）增强全局特征聚合能力，但往往导致边缘细节平滑，引发相邻崩岗沟道的“粘连”现象[20-21]。针对上述语义完整性与边界独立性难以兼顾的局限，本文提出一种融合坐标注意力机制的改进UNet模型。

坐标注意力机制的创新性在于其显式的空间信息编码策略，不同于传统的通道注意力机制（如SE模块）因二维全局平均池化导致空间位置信息严重丢失，CA机制将池化操作分解为2个并行的一维特征编码过程[22]。该机制分别沿特征图的高度（H）和宽度（W）维度进行信息聚合，使得网络能够在捕获长距离空间依赖（long-range dependencies）的同时，精准保留特征的位置信息[23]。对于具有显著方向性发育特征的崩岗侵蚀沟道而言，这种方向感知（direction-aware）与位置敏感（position-sensitive）特性至关重要，它能引导模型顺应沟道走势建立语义连接，从而在填充斑块内部“空洞”的同时，通过在垂直方向上的精准锁定来抑制边缘“粘连”，有效解决复杂地貌识别中特征响应不连续的问题[24]。

本文将CA模块嵌入到UNet解码器（decoder）的每一级跳跃连接特征拼接（concat）之后、上采样卷积之前（图3）。通过对融合浅层细节与深层语义的特征图进行空间-通道重加权（re-weighting），CA模块能够自适应地增强崩岗区域的特征响应并抑制林地、梯田等背景噪声，从而在逐步恢复图像分辨率的过程中，实现对崩岗复杂形态的精细化分割。其中CA模块的输入信息是解码器中特征拼接层的输出，这个输出是融合编码器高分辨率细节特征和解码器上采样语义特征的特征图，随后CA模块对输入的拼接特征图进行特殊处理。CA模块会学习关注那些对区分崩岗至关重要的空间位置和特征通道，然后将这2个方向编码的特征图结合起来，生成具有方向感知和位置敏感性的注意力图，该图用于对输入特征进行加权操作。此时，CA模块所输出的是经过注意力加权后的特征图，该特征图会更关注对当前分割任务崩岗识别重要的区域和通道，抑制不相关的噪声或背景信息，从而能够使崩岗智能识别精度提升。

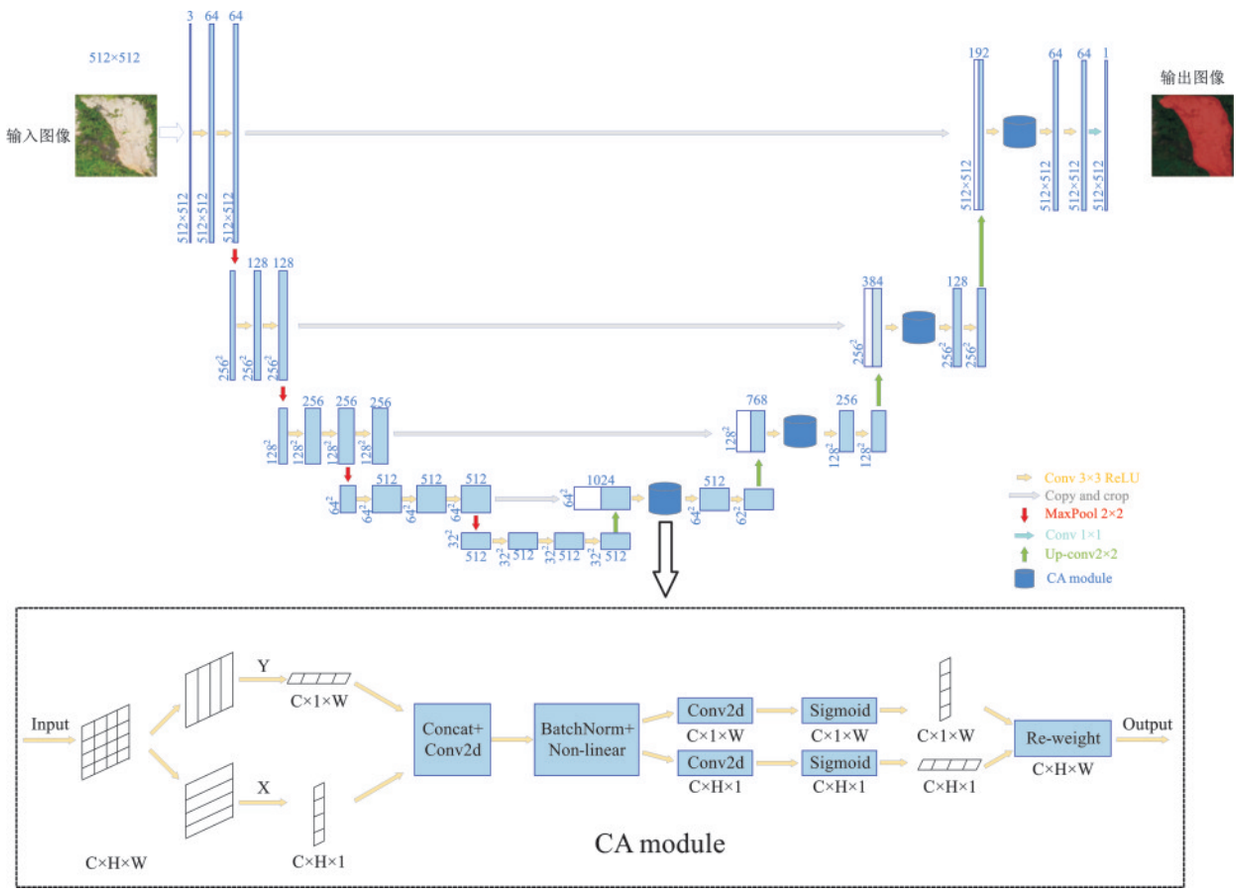


图3 CA-UNet结构

Fig.3 Architecture of CA-UNet

1.5　硬件配置与模型训练设置

训练环境为 Windows 平台,显卡为 NVIDIA GeForce RTX 4070Ti 12 GB,运行内存 32 GB。整个模型在 PyCharm 和 Anaconda 平台上搭建 PyTorch 框架进行训练,设置迭代次数为 100 次,batch_size 设置为 8,线程数为 2。模型输入尺寸统一为 512×512 像素。训练采用分阶段策略,分为冻结和解冻 2 个阶段。使用预训练权重参数,前半部分训练进行冻结训练,模型主干被冻结,特征提取网络不发生改变,仅对网络进行微调;后半部分再进行解冻训练。学习优化过程采用余弦退火学习率以及 Adam 算法优化训练过程,其初始学习率设置为 0.001,动量设置为 0.9。

1.6　模型评价

在典型二分类场景中,设定类别 A 为正样本,类别 B 为负样本。根据预测结果与真实标签的匹配状态,可量化 4 个基本评估指标:真阳性 TP,正样本被正确识别的案例数,即分类器判定为 A 类且实际标注为 A 类的样本量;真阴性 TN,负样本被准确辨别的案例数,即分类器判定为 B 类且实际标注为 B 类的样本量;假阳性 FP,负样本误判为正类的案例数,即分类器输出 A 类而实际标注为 B 类的错误识别量;假阴性 FN,正样本漏检的案例数,即分类器判定 B 类但实际标注为 A 类的漏报量。

选取查准率(precision,精确率)、查全率(recall,召回率)、平均交并比(mIoU)与 F1-Score 作为核心衡量标准。其中,查准率衡量在所有被预测为正类的样本中,实际为正类的样本所占的比例。查全率则反映在所有实际为正类的样本中,被模型成功预测出的比例。平均交并比通过计算各类别预测区域与真实标注区域的交集与并集之比的平均值,来评估分割任务在空间重叠度上的整体精度。F1-Score 作为查准率与查全率的调和平均值,旨在综合评价这 2 个方面性能,尤其在处理类别不平衡或单一指标可能产生评估偏差的情况下,能够提供更为稳健和更加全面的模型性能。各项指标的具体计算方法为:

$$\text{Precision}=\frac{\text{TP}}{\text{TP}+\text{FP}} \tag{1}$$

$$\text{Recall}=\frac{\text{TP}}{\text{TP}+\text{FN}} \tag{2}$$

$$\text{mIoU}=\left(\frac{\text{TP}}{\text{TP}+\text{FP}+\text{FN}}+\frac{\text{TN}}{\text{TN}+\text{FP}+\text{FN}}\right)\frac{1}{2} \tag{3}$$

$$F1-\text{Score}=2\times\frac{\text{Precision}\times\text{Recall}}{\text{Precision}+\text{Recall}} \tag{4}$$

2　结果与分析

2.1　卷积神经网络模型对比

为系统验证本文提出的 CA-UNet 模型在南方红壤区崩岗识别中的性能增益,将其与当前主流的语义分割网络(PSPNet、DeepLabV3+ 及基准 UNet)进行定量指标评价与形态学解析对比。由图 4、图 5 可知,CA-UNet 在维持崩岗侵蚀单元的拓扑完整性与语义连续性方面展现出显著优势。定量评价结果(表 1)表明,CA-UNet 在所有核心指标上均实现全面领先,其 F1-Score 达到 92.56%,平均交并比(mIoU)达到 79.48%,分别较原始 UNet 提升 2.16% 和 2.82%,展现出极佳的综合识别效能。

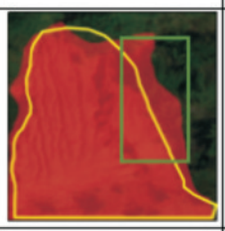
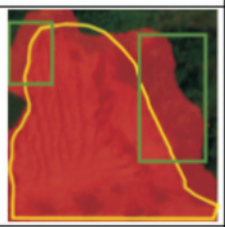
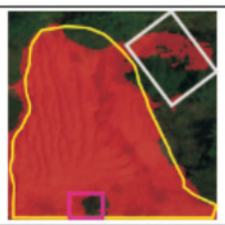
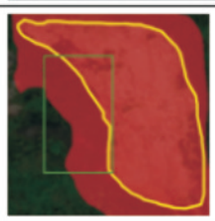
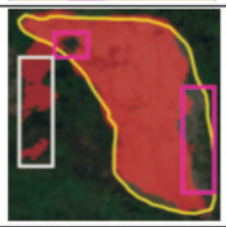
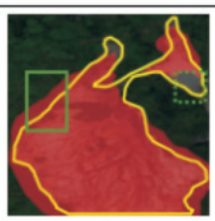
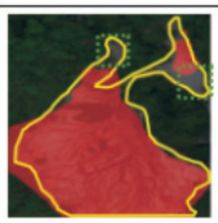
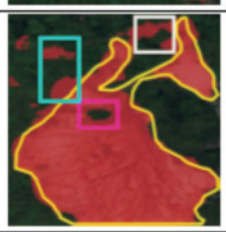
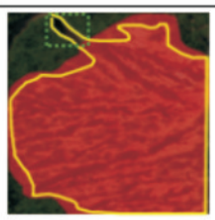
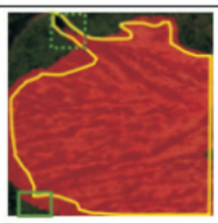
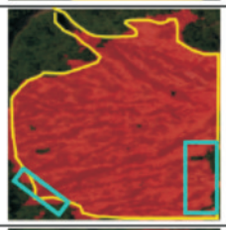
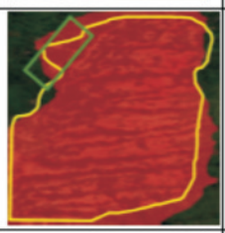
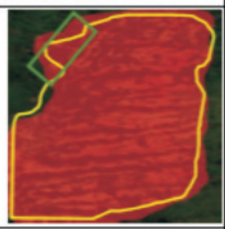
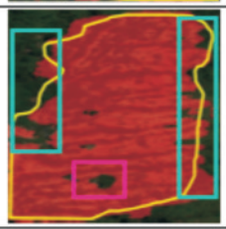
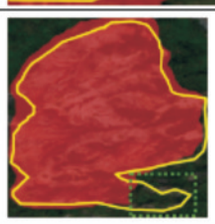
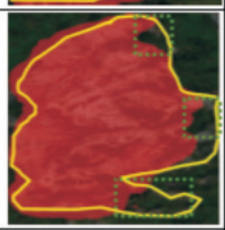
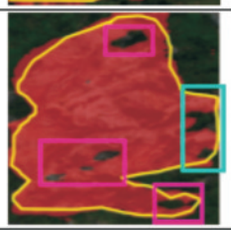
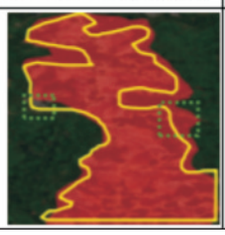
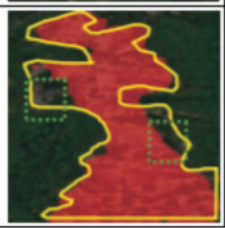
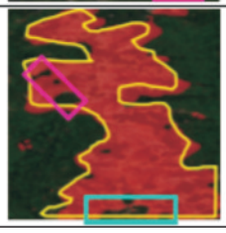
针对崩岗边缘呈指状或爪状延伸、与周边背景光谱特征相近导致的识别难题,传统模型表现出明显的局限性。PSPNet 与 DeepLabV3+ 虽然具备较强的全局感知力,但在处理具有高相似度光谱特征的相邻沟道时,极易因下采样过程中的细节丢失而产生“正向粘连”现象。相比之下,CA-UNet 表现出卓越的边界解析能力,得益于坐标注意力机制在垂直与水平方向上保留的精确位置信息,该模型能够精准锁定崩岗沟道的指状边缘,有效切断虚假语义桥接并抑制背景像素的侵入。定量结果中 CA-UNet 达到的 90.45% 高查准率,显著缓解背景噪声对侵蚀边界的干扰,有力地印证改进模型对于复杂侵蚀单元拓扑独立性的维护优势。

在解决崩岗内部异质性干扰导致的“识别空洞”问题上,CA-UNet 同样展现出显著的性能突破。基准 UNet 受限于卷积核的局部感受野,常将崩岗内部零星植被或坡面阴影误判为背景,产生破碎的空洞与边缘毛刺。CA-UNet 则通过引入空间长程依赖捕捉机制,增强模型对破碎纹理的语义聚合能力,成功将植被干扰区判定为崩岗整体,实现对崩岗地学对象语义完整性的高度还原。试验数据显示,CA-UNet 的查全率提升至 95.17%,标志着改进模型不仅能准确锁定崩岗核心区域,更能通过自适应的特征重加权策略抑制高频噪声,生成更符合水土保持调查要求的平滑边界结果。

2.2　注意力机制改进模型

本研究在 UNet 解码器端嵌入坐标注意力机制(CA),其改进的核心逻辑在于从算法底层机理上对冲崩岗地貌的形态复杂性与光谱异质性。崩岗侵蚀地貌特别是活跃期的崩壁与冲沟,在遥感影像上具有显著的方向性发育特征与线性延伸属性。崩岗发育活跃期,沟道内部常残留零星植被或存在阴影区域,这些区域在光谱上与非崩岗背景高度相似,是导致原始 UNet

产生“假阴性”(漏检/空洞)的主要原因。引入CA模块后,模型不再仅依赖局部纹理特征,而是通过沿水平(X)和垂直(Y)方向的特征聚合,捕捉全局空间上下文信息。CA-UNet能够将这些被植被打断的破碎区域重新判定为崩岗整体的一部分,极大地减少图斑内部的空洞现象,显著提升识别对象的语义完整性。

编号	形状	特征	Image	PSPNet	DeepLabV3+	UNet
a	集中块状	边界清晰,少量区域与植被混合				
b	集中块状	边界清晰,少量区域与植被混合				
c	集中块状	边界清晰,少量区域与植被混合				
d	集中块状	边界清晰,与植被犬牙交错				
e	集中块状	边界模糊,植被零散分布于崩岗中				
f	局部分散枝状	部分边界清晰,部分与植被犬牙交错				
g	分散多枝状	边界模糊,植被零散分布于崩岗中				

注:红色区域表示各模型所识别的崩岗;黄色实线为人工标注的崩岗;绿色实线框□为正向粘连;绿色虚线框⬚为反向粘连;粉红色框□为空洞现象;浅蓝色框□为毛刺现象;灰色框□为真阴假阳。下同。

图4 语义分割模型预测

Fig.4 Semantic segmentation model predictions

CA-UNet通过通道与空间注意力的重加权作用,自适应地放大崩岗裸露红壤的高亮光谱响应,有效提升边缘分割的置信度。崩岗边缘往往呈指状或爪状延伸,与周围道路、农田或林地的交界处混合像元严重,原始模型易受背景噪声干扰,产生大量的“假阳性”边缘(即毛刺现象,图5a、图5b)。针对边界易混淆区域CA-UNet表现出更强的辨别能力,有效遏制将非崩岗区域误判为崩岗的情况。CA模块通过对特征通道进行自适应加权,引导模型关注对崩岗识别具有高判别力的特征通道,同时抑制无关背景噪声的响应。从预测结果(图5a～图5g)可见,CA-UNet提取的边界线条更加流畅,显著减少细碎的毛刺噪声。表明坐标注意力机制的引入优化模型的特征提取能力,对南方红壤区崩岗能够做到高精度识别。

2.3　消融试验

为验证坐标注意力机制(CA)对崩岗语义分割的有效性,并进一步分析其插入位置对模型性能的影响,本文在保持训练数据、损失函数、超参数与训练策略完全一致的条件下,基于UNet构建3组消融模型进行对比。1)Baseline:原始UNet(不引入CA);2)CA-Enc:仅在编码器阶段引入CA;3)CA-Bot:仅在网络瓶颈层引入CA;4)CA-Dec(Ours):在解码器阶段(跳跃连接特征拼接后)引入CA,为本文提出的结构。各模型在测试集上的定量结果见表2。

消融试验结果表明,坐标注意力机制在不同插入位置均能提升模型性能,说明该模块对崩岗识别具有稳定增益。与基线模型相比,CA-Enc的Precision、Recall、mIoU与F1由88.11%、92.80%、76.66%、90.40%提升至88.78%、93.56%、77.45%、91.23%;CA-Bot进一步提升至89.12%、94.23%、78.92%、92.52%。结果表明,CA在编码器与瓶颈阶段均可带来持续改进,在对崩岗这种特别的侵蚀现象时,坐标注意力机制有效的全局特征表示对模型的分割精度的提升十分显著。

进一步地,CA-Dec(本文方案)在各项指标上取得最优结果,可以得出将CA布置于解码阶段能够获得最均衡且总体最优的提升,即在提高查全率的同时进一步提升查准率,验证本文结构设计的有效性与优势。由此可见,CA模块对拼接特征做自适应加权,突出和崩岗识别相关的特征通道和空间位置,抑制背景噪声和无关特征,再经过解码器处理过的特征送入后面的卷积层做进一步的特征融合和精炼,这种结构对于提升遥感图像语义分割精度的作用显著。

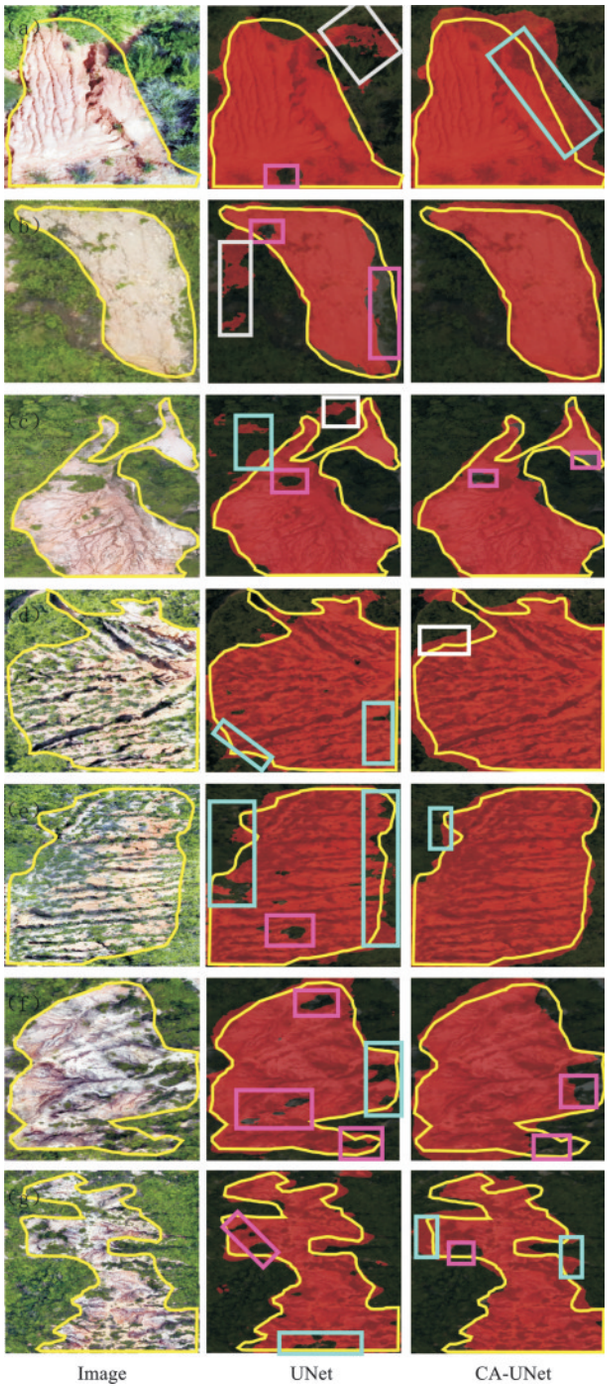


图5　UNet与CA-UNet预测结果对比

Fig.5　Comparison of prediction results between UNet and CA-UNet

表1　卷积神经网络模型评价指标对比

Table 1　Comparison of model evaluation metrics　%

模型类型	查准率	查全率	平均交并比	F1分数
PSPNet	84.84	92.51	72.02	88.51
DeepLabV3+	86.77	93.65	75.54	90.08
UNet	88.11	92.80	76.66	90.40
CA-UNet	90.45	95.17	79.48	92.56

表2 CA模型对比试验

Table 2 Comparative experiments on CA models

模型	CA位置	Precision	Recall	mIoU	F1-Score
Baseline	无	88.11	92.80	76.66	90.40
CA-Enc	编码器	88.78	93.56	77.45	91.23
CA-Bot	瓶颈层	89.12	94.23	78.92	92.52
CA-Dec（Ours）	解码器	90.45	95.17	79.48	92.56

3 讨 论

在崩岗识别与侵蚀监测过程中，传统测量方法普遍存在作业周期长、覆盖范围有限及精度受限等问题。李昊洁等[25]从影像分辨率角度评估崩岗提取效果表明，当空间分辨率低于一定阈值如10 m及以上时，崩岗边界与形态细部的表达能力明显不足，导致目标形状提取困难；SHEN等[26]以无人机航拍影像为数据源，结合GIS技术开展三维崩岗地貌重建，并通过三维模型量测与人机交互判读完成崩岗调查，但流程环节较多、参数设置复杂，结果对处理策略与参数敏感，进而影响可重复性与应用稳定性。近年来，倾斜摄影测量技术被引入崩岗监测研究，李治郡等[27]在崩岗区结合RTK的高精度定位开展崩壁侵蚀-沉积过程监测，表现出数据获取效率高、外业组织相对便捷等优势，然而南方崩岗区地形起伏大、植被覆盖复杂，植被遮挡与阴影效应仍可能引入一定误差，尤其在植被覆盖区域对沟道等细部形态的刻画存在不确定性。

针对上述传统测量与常规遥感监测面临的植被遮挡严重、细部形态刻画困难等挑战，本文提出一种融合坐标注意力机制的改进模型—CA-UNet。CA模块建立的跨通道与跨空间长程依赖，赋予模型“穿透”局部植被遮挡与阴影的能力，能够将破碎分布的裸露斑块在语义层面连接为有机整体，从而根本上消除因光谱异质性导致的“内部空洞”。并针对具有复杂分形特征与破碎纹理的侵蚀地貌，在特征解码阶段显式保留并强化空间位置信息，有效抑制背景噪声对沟道边缘的侵蚀，精准切断相邻沟道间的虚假“粘连”，获得较好的崩岗识别效果，实现深度学习与崩岗学科研究的深度交叉。然而，南方红壤区崩岗环境复杂，本研究仍存在一定的局限性。首先，在数据源方面，本文目前主要基于无人机可见光波段（RGB）影像进行训练与识别。虽然CA-UNet在空间纹理提取上表现优异，但受限于光谱分辨率，在处理与崩岗光谱特征极度相似的裸露农田或季节性枯黄植被时，仍可能存在少量的混淆情况。其次，在时间维度上，本研究使用的是单一时相的影像数据。崩岗发育是一个动态过程，不同季节的光照条件和植被覆盖度变化可能会影响模型的泛化能力。如何结合多时相影像数据，构建具备鲁棒性的崩岗监测模型，并进一步探索该模型在不同区域的适用性，将是未来研究的重点方向。

4 结 论

1）引入坐标注意力机制显著提升模型对崩岗“内部空洞”与“边缘粘连”的修复能力，研究结果显示，CA-UNet的查准率（90.45%）、查全率（95.17%）、平均交并比（79.48%）和F1-Score（92.56%）均优于对比模型。与基准UNet相比，F1-Score和mIoU分别提升2.16%和2.82%，且查全率的大幅提升（达95.17%）表明，通过在水平与垂直方向上建立长距离空间依赖，模型能够有效连接被植被遮挡的破碎斑块，证明在特征恢复阶段保留空间位置信息对于重建崩岗拓扑完整性至关重要。

2）CA-UNet的优势并非简单来自更深网络或更强上下文聚合，而在于解码阶段的位置敏感长程依赖建模。坐标注意力将通道注意力分解为沿2个空间方向的一维编码，在捕获长距离依赖的同时保留位置信息，能够更好地兼顾全局语义一致性与局部边界几何细节，从而缓解传统分割框架在复杂背景下易出现的边界过度平滑、内部不连续与图斑粘连等结构性问题。

3）本研究方法能够有效克服人工目视解译主观性强、效率低及传统卷积网络细节丢失的局限，具有较高的应用价值。本研究证实CA-UNet模型在无人机遥感监测场景下的实用性，该方法不仅识别精度高，且能够自动化地从高分影像中提取符合水土保持调查要求的图斑数据，可为南方红壤区大规模崩岗侵蚀的智能化监测提供可靠的技术支撑和高效的解决方案。

参考文献：

[1] 冯明汉，廖纯艳，李双喜，等.我国南方崩岗侵蚀现状调查[J].人民长江，2009，40(8)：66-68.
FENG M H, LIAO C Y, LI S X, et al. Investigation on status of hill collapsing and soil erosion in southern China [J].Yangtze River, 2009，40(8)：66-68.

[2] 廖凯涛,刘艳,刘荃,等.赣州市崩岗侵蚀分布特征与影响因子分析[J].水土保持研究,2021,28(6):126-130.
LIAO K T, LIU Y, LIU Q, et al. Distribution characteristics and driving factors of Benggang erosion in Ganzhou City[J].Research of Soil and Water Conservation, 2021,28(6):126-130.

[3] 刘洪鹄,秦飞,陈锦,等.人工调查崩岗数据精度分析[J].长江科学院院报,2015,32(3):117-120.
LIU H H, QIN F, CHEN J, et al. Accuracy of slope collapse data collected by artificial survey[J].Journal of Changjiang River Scientific Research Institute, 2015, 32(3):117-120.

[4] 刘娜,张恒,邓璨露,等.韩江中上游地区的崩岗分布特征[J].热带地理,2024,44(3):415-428.
LIU N, ZHANG H, DENG C L, WU J, XIONG Y. Distribution characteristics of Benggang in the middle and upper reaches of the Han River[J].Tropical Geography, 2024,44(3):415-428.

[5] 刘星,王石英,袁再健,等.信息化技术在崩岗研究中的应用进展[J].中国水土保持,2021(6):55-58.
LIU X, WANG S Y, YUAN Z L, et al. Application progress of information technology in the study of dilapidated granite[J].Soil and Water Conservation in China, 2021(6):55-58.

[6] 方留杨,杨昌浩,舒东,等.基于双重特征融合的复杂环境下滑坡检测方法[J].自然资源遥感,2025,37(5):91-100.
FANG L Y, YANG C H, SHU D, et al. Landslide detection in complex environments based on dual feature fusion[J].Remote Sensing for Natural Resources, 2025, 37(5):91-100.

[7] 邵进科,何荣,方志刚,等.双编码结构的遥感影像滑坡识别方法[J].遥感信息,2025,40(3):122-128.
SHAO J K, HE R, FANG Z H, et al. Landslide Identification methods in remote sensing images using dual-encoding structures[J]. Remote Sensing Information, 2025,40(03):122-128.

[8] 田培,任益伶,陈妍.水土保持措施识别与提取方法的研究进展[J].水土保持学报,2024,38(5):1-9.
TIAN P, REN Y L, CHEN Y. Research progress on identification and extraction methods of soil and water conservation measures[J].Journal of Soil and Water Conservation,2024,38(5):1-9.

[9] 刘希林.全球视野下崩岗侵蚀地貌及其研究进展[J].地理科学进展,2018,37(3):342-351.
LIU X L. Benggang erosion landform and research progress in a global perspective[J].Progress in Geography, 2018,37(3):342-351.

[10] 周小荃,余宏亮,魏玉杰,等.无人机倾斜航空摄影监测崩岗侵蚀量变化的方法[J].农业工程学报,2019,35(21):51-59.
ZHOU X Q, YU H L, WEI Y J, et al. Method for monitoring change in Benggang erosion based on oblique aerial images of UAV[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering,2019,35(21):51-59.

[11] FU J, LIU J, JIANG J, et al. Scene segmentation with dual relation-aware attention network[J].IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2021, 32(6):2547-2560.

[12] LUO W J, LI Y J, URTASUN R, et al. Understanding the effective receptive field in deep convolutional neural networks[CP].2017.

[13] 张晶鑫,程冬兵,郭飞,等.基于矩阵判别法的江西省上犹县崩岗危险性评价[J].水土保持通报,2025,45(1):158-167.
ZHANG J X, CHENG D B, GUO F, et al. Risk assessment of Benggang in Shangyou County, Jiangxi Province based on matrix discriminant method[J].Bulletin of Soil and Water Conservation,2025,45(1):158-167.

[14] KAMPFFMEYER M, SALBERG A B, JENSSEN R. Semantic segmentation of small objects and modeling of uncertainty in urban remote sensing images using deep convolutional neural networks[C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW) Nevada, USA: IEEE,2016.

[15] 赵通,张双成,何晓宁,等.改进的DeepLabV3+模型用于震后高分遥感影像滑坡识别[J].遥感学报,2024,28(9):2293-2305.
ZHAO T, ZHANG S C, HE X N, et al. Improved DeepLabV3+ model for landslide identification in high-resolution remote sensing images after earthquakes[J].National Remote Sensing Bulletin,2024,28(9):2293-2305.

[16] 刘希林,唐川,张大林.野外模拟崩岗崩积体坡面产流过程及水分分布[J].农业工程学报,2015,31(11):179-185.
LIU X L, TANG C, ZHANG D L. Simulated runoff processes on colluvial deposits of Liantanggang Benggang and their water distributions[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering,2015,31(11):179-185.

[17] 韦江杏,邓羽松,廖达兰,等.桂东南花岗岩崩岗土壤界限含水率空间变异及影响因素[J].土壤学报,2023,60(3):749-761.
WEI J X, DENG Y S, LIAO D L, et al. Spatial variation and influencing factors of soil limiting water content of granite collapsing gullies in southeast Guangxi[J].Acta Pedologica Sinica,2023,60(3):749-761.

[18] 张阳婷,黄德启,王东伟,等.基于深度学习的目标检测算法研究与应用综述[J].计算机工程与应用,2023,59(18):1-13.
ZHANG Y T, HUANG D Q, WANG D W, et al. Review on research and application of deep learning-based target detection algorithms[J].Computer Engineering and Applications,2023,59(18):1-13.

[19] HOU Y W, LIU Z Y, ZHANG T, et al. C-UNet: Complement UNet for remote sensing road extraction[J]. Sensors,2021,21(6):e2153.

[20] LONG X D, ZHANG W W, ZHAO B. PSPNet-SLAM: A semantic SLAM detect dynamic object by pyramid scene parsing network[J]. IEEE Access, 2020, 8:214685-214695.

[21] 毛佳琪,何敬,刘刚,等.基于改进的DeepLabV3+算法滑坡识别[J].自然灾害学报,2023,32(2):227-234.
MAO J Q, HE J, LIU G, et al. Landslide recognition based on improved DeepLabV3+ algorithm[J].Journal of Natural Disasters,2023,32(2):227-234.

[22] HOU Q B, ZHOU D Q, FENG J S. Coordinate attention for efficient mobile network design[C]//2021 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Nashville, TN, USA: IEEE, 2021.

[23] 冯祥,张学林,王建雄.基于改进空间-协调注意力UNet的多作物分类提取[J].农业工程学报,2023,39(18):132-141.
FENG X, ZHANG X L, WANG J X, et al. Multi crop classification extraction based on improved spatial-coordinate attention UNet[J].Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering,2023,39(18):132-141.

[24] HUO Y, GANG S, DONG L, et al. An efficient semantic segmentation method for remote-sensing imagery using improved coordinate attention [J]. Applied Sciences,2024,14(10):e4075.

[25] 李昊洁,谢浩,胥闻博,等.遥感影像的空间分辨率对提取崩岗精度的影响[J].安徽农业科学,2016,44(30):227-229.
LI H J, XIE H, XU W B, et al. Effects of spatial resolution of remote sensing image on the accuracy of extracted slope collapse data[J].Journal of Anhui Agricultural Sciences,2016,44(30):227-229.

[26] SHEN S Y, CHEN J S, ZHANG S Y, et al. Deep fusion of DOM and DSM features for benggang discovery [J]. ISPRS International Journal of Geo-Information, 2021,10(8):e556.

[27] 李治郡,钟琳婷,黄炎和,等.基于贴近摄影测量的崩岗侵蚀监测技术[J].农业工程学报,2021,37(8):151-159.
LI ZH J, ZHONG L T, HUANG Y H, et al. Monitoring: technology for collapse erosion based on the nap of the object photograph of UAV [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2021, 37 (8):151-159.

上接第23页

[18] 张艺斐,王兴,潘海珠,等.中国北方荒漠草原长期围栏封育恢复效应及其环境依赖性[J].生态学报,2025,45(17):8529-8543.
ZHANG Y F, WANG X, PAN H Z, et al. Long-term enclosure restoration effects and their environmental dependencies in desert steppes of northern China[J].Acta Ecologica Sinica,2025,45(17):8529-8543.

[19] 舒新兴.土壤团粒结构形成机制及其稳定性影响因素研究[J].景德镇学院学报,2022,37(6):46-49.
SHU X X. Study on the formation mechanism of soil aggregate structure and the influencing factors on its stability[J]. Journal of Jingdezhen University,2022,37(6):46-49.

[20] 张泽凡,张学珍.黄土高原植被恢复对土壤物理参数的影响:基于已发表数据的荟萃分析[J].地理科学进展,2021,40(6):1012-1025.
ZHANG Z F, ZHANG X Z. Effects of vegetation restoration on soil physical parameters on the Loess Plateau:A meta-analysis based on published data [J]. Progress in Geography,2021,40(6):1012-1025.

[21] GU F, ZHOU M H, ZHU B, et al.Converting cropland to forest improves soil water retention capacity by changing soil aggregate stability and pore-size distribution[J]. Sustainability,2025,17(10):e4363.

[22] CHEN L, ZHANG K L, LI Y T. Spatial variability of soil physicochemical properties under different land uses impacted by erosion on karst hillslopes in southwest China [J]. Earth Surface Processes and Landforms, 2024, 49 (7):2245-2259.

[23] 韦江杏,邓羽松.花岗岩红壤丘陵区崩岗侵蚀与典型切沟侵蚀的异同点探析[J].土壤,2024,56(4):718-725.
WEI J X, DENG Y S. Analysis of similarities and differences between Benggang erosion in granitic red soil hilly area and typical gully erosion[J].Soils,2024,56(4):718-725.

[24] 高玉茹.晋北露天矿区植被恢复对土壤微生物群落与功能的影响[D].太原:山西大学,2024.
GAO Y R. Influence of revegetation on soil microbial communities and functions in opencast mining areas in north Shanxi Province[D].Taiyuan: Shanxi University,2024.

[25] BAI L C, JIAO J Y, WANG N, et al. Structural connectivity of sediment affected by check dams in loess hilly-gully region,China[J].Water,2021,13(19):e2644.

[26] 尤誉杰,王懿祥,张华锋,等.不同人为干扰措施对天然次生灌丛土壤肥力及蓄水能力的影响[J].生态学报,2018,38(3):1097-1105.
YOU Y J, WANG Y X, ZHANG H F, et al. Effects of different human disturbances on soil water conservation and fertility of natural secondary shrub[J].Acta Ecologica Sinica,2018,38(3):1097-1105.

[27] 樊荣,徐含锋,李超,等.亚热带林地恢复过程的植物多样性与水分利用效率变化[J].地理研究,2024,43(3):776-790.
FAN R, XU H F, LI C, et al. Changes in plant diversity and water use efficiency during the restoration process of subtropical forests [J]. Geographical Research, 2024,43(3):776-790.