

基于改进 YOLOv9 的禁垦陡坡地违规耕种区遥感影像检测方法

吴仪邦, 陈喆*, 李喆, 向大享, 崔长露

(1. 长江科学院 空间信息技术应用研究所, 武汉 430010; 2. 武汉市智慧流域工程技术研究中心, 武汉 430010)

摘要: 禁止开垦陡坡地范围内的违规耕种和开垦活动是水土保持法明令禁止的, 针对目前对于违规耕种区的监管靠人工目视导致的检测效率低、时间成本高昂等问题, 该研究设计一种基于改进 YOLOv9 的禁垦陡坡地违规耕种区遥感影像检测模型。首先, 通过在 YOLOv9 的骨干网络中引入轻量级自注意力机制 SimAM, 验证获取全局信息和更丰富上下文信息在违规耕种区检测的作用; 之后, 将原有基于内核的动态上采样算子替换为超轻量化上采样算子 DySample, 以减少网络的参数量, 提高识别速度和精度。消融试验结果表明, 与原始模型相比, 改进模型在权重大小、帧率基本一致的情况下, 准确率、召回率、平均精度均值和 F_1 得分分别提高了 3.62、3.78、1.86、3.70 个百分点。经过实地调查和遥感影像迁移试验, 改进 YOLOv9 模型的平均识别精度为 82.27%, 优于 FasterRCNN、YOLOv7、YOLOv8 等主流目标检测算法, 进一步验证了模型的可靠性和有效性, 研究结果可为水土保持监管提供高质量数据支撑, 对区域水土流失治理、生态环境保护及绿色低碳可持续发展具有重要决策意义。

关键词: 遥感; 深度学习; 禁垦陡坡地; YOLOv9; 注意力机制; 动态上采样

doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.202403050

中图分类号: S26

文献标志码: A

文章编号: 1002-6819(2024)-17-0197-08

吴仪邦, 陈喆, 李喆, 等. 基于改进 YOLOv9 的禁垦陡坡地违规耕种区遥感影像检测方法[J]. 农业工程学报, 2024, 40(17): 197-204. doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.202403050 <http://www.tcsae.org>

WU Yibang, CHEN Zhe, LI Zhe, et al. Detecting illegal cultivation of step slopes from remote sensing images using improved YOLOv9[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2024, 40(17): 197-204. (in Chinese with English abstract) doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.202403050 <http://www.tcsae.org>

0 引言

由于地势陡峭和耕作活动, 坡耕地已成为土壤流失的主要来源^[1]。大面积坡耕地不仅带来了较高的土壤流失风险, 也会降低土地生产力, 严重威胁粮食安全^[2]。《中华人民共和国水土保持法》规定, 县级人民政府应当划定禁止开垦陡坡地范围, 其不仅是开展水土流失防治和强化农林开发等生产建设活动监督管理工作的重要基础, 也是落实水土保持法要求的禁止在 25°以上陡坡地开垦种植农作物的必要条件^[3]。近年来, 随着遥感、无人机技术的迅速发展, 遥感解译、变化检测开始运用到禁垦陡坡地水土保持监测中^[4]。大范围高分辨率卫星遥感影像和无人机技术, 解决了以往采用地面调查中时间和人力成本高昂、时效性差等问题。然而目前, 利用高分辨率遥感影像识别禁垦陡坡地违规耕种区的方法主要还是由人工目视来完成的, 识别效率较低, 人力成本较高^[5-7]。

近年来, 图像处理技术和深度学习成为人工智能领域的研究热点, 同时该技术也广泛地应用于农业遥感和水土

保持领域。伴随着遥感和无人机技术的发展, 农业遥感的遥感数据源从 Landsat、MODIS 等低空间分辨率影像^[8]发展到 SPOT、Sentinel、GF 等高空间分辨率影像^[9-10], 进而演变为无人机航测的厘米级影像^[11]。遥感监测对象种类逐渐丰富, 从大空间尺度的地表覆盖^[12-13]到中等尺度的滑坡^[14]、浅沟^[15]等, 进而到小尺度和微小尺度的温室大棚^[16-17]、异常变色木^[4]、树木数量^[11]、麦穗计数^[18]、苹果幼果检测等^[19-22]。部分学者也将深度学习应用于水土保持领域中^[23], 李伟等^[24]使用国产高分卫星, 改进最佳指数因子法后采用随机森林分类对黄土高原地块尺度的撂荒耕地进行识别, 并基于影像目视判读验证了识别精度; 刘巍等^[25]提出分区控制、分层提取的基于 U-Net 的耕地形态信息提取方法, 并验证了该方法在山区复杂地形背景噪声下的精度; 徐国良等^[10]采用多时相 Sentinel-1A 后向散系数分析、监督分类、空间特征分析、地理探测器等方法, 探究了丘陵山区耕地非粮化的技术识别、空间特征及影响机制。张艳超等^[7]采用无人机影像数据, 选用可见光植被指数、光谱特征为特征进行分类, 并基于最优分割尺度参数和面向对象分类方法对梯田进行提取。

以上方法虽然在耕地识别和提取领域取得了一定的效果, 但均未将禁垦陡坡地范围划分的关键主控因子“地形坡度”作为主要检测对象考虑。同时, 在大尺度遥感影像中往往同时包含集中连片田块和零散小微田块, 且由于地形地貌的差异, 田块间方向和形状差异较大, 难以训练出识别精度高、检测率高、误检漏检率低的卷

收稿日期: 2024-03-07 修订日期: 2024-06-26

基金项目: 湖北省自然科学基金项目 (2022CFD173)、国家重点研发计划项目 (2021YFC3000205)

作者简介: 吴仪邦, 工程师, 研究方向为水土保持、遥感、信息工程。

Email: wuyibang@163.com

*通信作者: 陈喆, 博士, 高级工程师, 研究方向为遥感、信息工程。

Email: airmicheal@126.com

积神经网络模型。基于此,本研究基于 YOLOv9 模型研究针对性改进策略,提出一种用于禁垦陡坡地违规耕种区快速识别的方法。该研究基于 GF-1 卫星和 ALOS PALSAR 数据源,以基于高精度地表高程数据提取的禁垦陡坡地区域内的 GF-1 卫星遥感影像为试验数据。1) 通过在 YOLOv9 的骨干网络中分别引入轻量级自注意力机制 SimAM,以获取更丰富上下文信息,提高模型的特征辨别能力^[26];2) 将原有基于内核的动态上采样算子替换为超轻量化上采样算子 DySample,以减少网络的参数量,提高识别速度和精度^[27];之后分别验证引入 SimAM 和 DySample 两种改进方法后 YOLO 算法对违规耕种区的识别精度。最后,将其与 Faster RCNN、YOLOv5、YOLOv7、YOLOv8 等模型进行对比试验,验证该研究所提方法的有效性。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

研究区是丹江口库区及上游内坡耕地水土流失情况较为严重的十堰市郧西县,总面积 3 509 km²,地处 32°46'N~33°16'N, 109°25'E~110°40'E 之间。据 2022 年水土保持公报数据,郧西县不同坡度等级耕地水力侵蚀面积为 196.09 km²,高于十堰市其他区县,其中坡度在 >2°~6°、>6°~15°、>15°~25° 和 >25° 的耕地水力侵蚀面积分别为 2.16、40.21、96.24、57.48 km²。本研究收集了覆盖研究区域全域 ALOS PALSAR DEM 数据以及 2023 年 1 月至 3 月的 GF-1 遥感影像。

1.2 禁垦陡坡地划分

禁止开垦陡坡地范围是指法律法规规定的禁止开垦坡度(水土保持法等法规和实施办法确定的禁止开垦种植农作物的陡坡地最小坡度)以上且位于耕地保护红线外的土地。本研究基于 ALOS PALSAR 12.5 m 空间分辨率 DEM 数据,进行栅格坡度计算并重采样,得到研究区像元大小为 2 m 的坡度栅格数据,提取数据内 25° 以上的栅格像元并进行矢量化得到研究区禁止开垦坡度以上区域矢量。之后基于郧西县行政区划矢量边界、第三次全国国土调查数据(林草地及裸土地矢量边界)、生态保护红线矢量边界等矢量数据,叠加分析后提取得到初步的郧西县禁止开垦陡坡地范围。结合 GF-1 2 m 分辨率遥感影像地物特征,山脉、河流、地貌单元、植被等自然边界以及现场无人机复检验证,以 5 hm² 作为单个禁垦陡坡地的最小范围对数据进行合并、细化、修正得到禁止开垦陡坡地范围矢量数据。研究区域禁垦陡坡地范围如图 1 所示。

1.3 违规耕种区数据集制作

本研究试验数据为 GF-1 号国产卫星遥感影像,GF-1 PMS 相机可获取 2 m 的单波段全色图像、8 m 多光谱彩色图像(红、绿、蓝及近红外 4 个波段)以及多光谱和全色进行真彩色融合后的 2 m 真彩色遥感影像^[28],获取研究区域 2023 年 1 月至 3 月的 7 景 GF-1 号遥感影像后,进行遥感数据镶嵌、空间几何校正、匀光匀色、裁

剪等处理后,获取覆盖研究区全域的 2 m 分辨率遥感影像,采集的影像数据总量为 7.21 GB。此外,由于单一卫星影像源覆盖率、云量、光照条件的差异,难以实现年度禁垦陡坡地全覆盖监测,往往采用多个卫星数据源进行数据融合以实现全域覆盖。为了验证模型的泛化和识别性能,本研究获取了禁垦陡坡地水土保持遥感监测常用的 ZY-3 卫星(资源三号卫星)、CB04 卫星(中巴地球资源卫星 04A 星)2023 年 1 月至 3 月的研究区遥感影像,其中 ZY-3 卫星搭载 2.1 m 分辨率正视全色 TDI CCD 相机,CB04 卫星搭载宽幅全色多光谱相机(WPM),全色分辨率为 2 m,多光谱分辨率为 8 m,幅宽 92 km,两者均可提供 2 m 空间分辨率的遥感影像。



图 1 研究区域禁垦陡坡地范围

Fig.1 Extent of steep-slopes in the research area

将原始影像数据、禁垦陡坡地范围矢量数据导入 ArcGIS 中,建立网格,将网格数据和禁垦陡坡地范围矢量数据进行叠加分析,提取其中含有禁垦陡坡地的网格矢量,基于该矢量将卫星影像数据分割成均等的影像切片后,综合考虑不同切片大小对于违规耕种区的特征信息保留情况,切片大小采用 640 像素×640 像素。然后将这些切片导出为 JPG 文件 and 对应记录切片坐标范围的 xml 文件,数据处理流程图如图 2 所示。研究区共获取 4 588 张影像切片,根据影像解译、实地调查和无人机航测,筛选出存在违规耕种区的影像切片,共 1 811 张。考虑到水行政主管部门在开展禁垦陡坡地水土保持监管时往往需要落实责任到行政村和农户,本研究在识别影像切片内违规耕种区的同时,一并识别区域内农村宅基地。

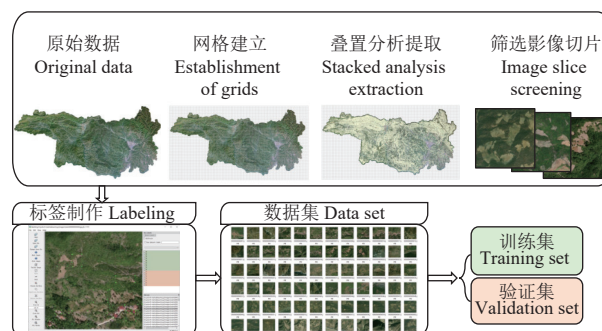


图 2 数据集预处理过程

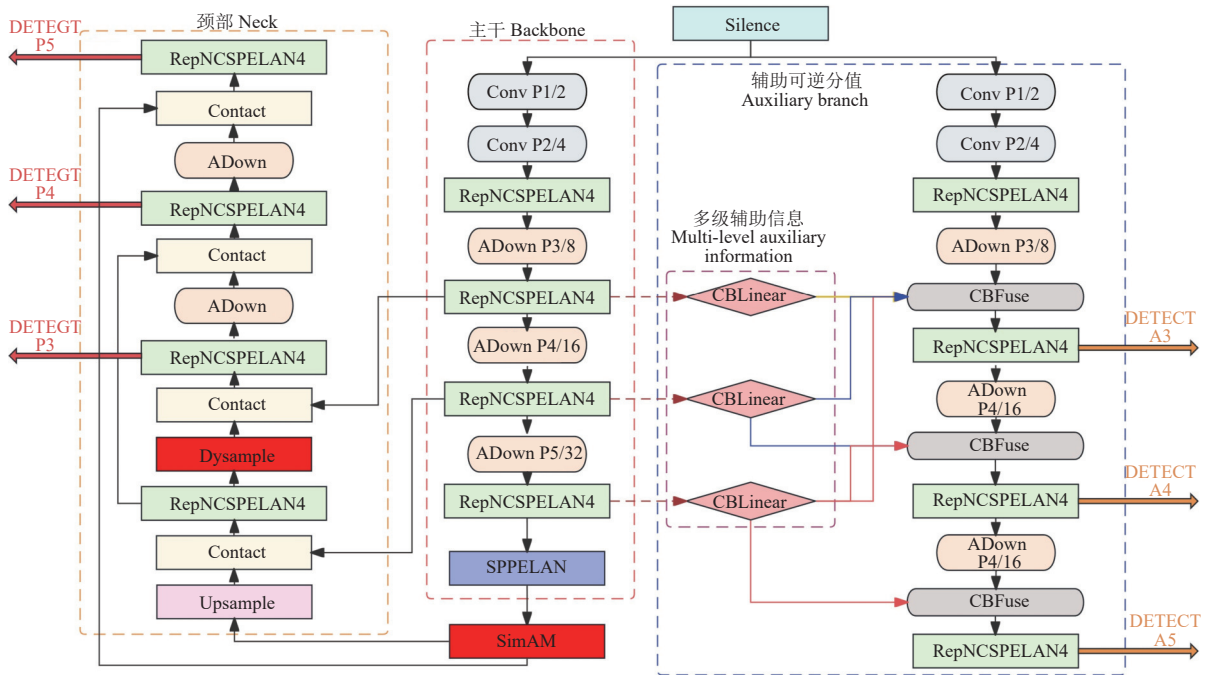
Fig.2 Dataset pre-processing

利用 LabelImg 软件对影像切片内的违规耕种区和农村宅基地进行逐一标注, 以 1:4 的比例将标记好的样本随机分为验证集和训练集, 其中验证集包含 362 张图片, 训练集包含 1 449 张图片。

1.4 改进的 YOLOv9 算法原理

YOLO 是一种基于图像全局信息进行预测的目标检测系统。自 2015 年初代模型问世以来, 领域内的研究者们已经对 YOLO 进行了多次更新迭代, 模型性能越来越强大^[29]。YOLOv9 是当前 YOLO 系列最新的目标检测模型, 相较于早期版本, 其引入了可编程梯度信息 (programmable gradient information, PGI) 的概念, 通过辅助可逆分支生成可靠的梯度, 使深层特征仍能保持执行目标任务的关键特征。辅助可逆分支的设计可以避免

传统的集成多路径特征的深度监督过程可能导致的语义损失。同时, PGI 的可逆架构建立在辅助分支上, 不需要额外的计算资源。PGI 机制解决了神经网络中数据传输中的信息丢失问题, 通过 PGI, 模型能在保持输入数据完整性的同时, 高效传递梯度信息, 提高学习效率和模型性能^[30]。考虑到水土保持法和水土保持行政监管的需求, 为了降低后续遥感影像复核、实地调查的任务量, 本研究主要从模型计算精度的角度, 以 YOLOv9 为基础网络, 对模型进行改进: 1) 在主干中分别引入自注意力机制 SimAM; 2) 利用超轻量化上采样算子 DySample 替换颈部中基于内核的动态上采样算子。基于上述改进, 最终的网路结构如图 3 所示。



注: Silence 可将原图信息传递给主干和辅助可逆分支, Conv 为卷积操作, ADown 为降采样操作, SPPELAN 为空间金字塔池化结构, Upsample 为上采样操作, SimAM 为自注意力机制, DySample 为超轻量化动态上采样器; RepNCSPELAN4 为泛化高效层聚合网络, 其联合 CBLinear、CBFuse、Contact 模块实现将辅助可逆分支每个特征金字塔接受到的所有目标对象的梯度信息进行多级辅助信息聚合并传递给主分支进行权重的更新操作。

Note: Silence can pass the original map information to the main and auxiliary reversible branches, Conv is a convolution operation, ADown is a downsampling operation, SPPELAN is a spatial pyramid pooling structure, Upsample is an upsampling operation, SimAM is a self-attention mechanism, and DySample is an ultra-lightweight dynamic upsampler; RepNCSPELAN4 is a generalized Efficient Layer Aggregation Network, which combines CBLinear, CBFuse, Contact modules to realize multi-level auxiliary information aggregation of the gradient information of all target objects accepted by each feature pyramid of the auxiliary reversible branch and pass it to the main branch for the weight update operation.

图 3 改进 YOLOv9 模型结构

Fig.3 Structure of the improved YOLOv9 model

1.4.1 自注意力机制 SimAM

注意力机制是一种将按任务重要程度分配计算资源, 并解决信息超载的资源分配方案。SimAM 是一种轻量级无参数注意力机制, 能够在不向原始模型添加参数的情况下推断出卷积层中特征映射的三维注意力权重, 提升模型对图像全局和上下文特征的学习。在遥感影像中, 禁垦陡坡地内违规耕种区多为不规则目标, 大小间差异较大, 通过引入 SimAM 注意力模块, 可以更好地捕捉违规耕种区的空间特征, 并能自适应地调整感受野大小, 从而提升网络的泛化能力和感知能力^[31]。

SimAM 主要基于神经科学理论, 在神经科学中, 信

息丰富的神经元会抑制周围神经元, 即能抑制周围神经元的神经元应当赋予更高的重要性, 通过度量神经元之间的线性可分性即可判断该神经元是否值得关注^[32]。SimAM 通过定义最小化能量函数来训练同一通道内神经元与其他神经元之间的线性可分性, 由式 (1) 计算^[33]:

$$e_i^* = \frac{4(\bar{\sigma}^2 + \lambda)}{4(t - \bar{\mu})^2 + 2\bar{\sigma}^2 + 2\lambda} \quad (1)$$

$$\tilde{X} = \text{sigmoid}\left(\frac{1}{E}\right)X \quad (2)$$

式中 λ 为正则项; $\bar{\mu}$ 为所有神经元在单个通道上的均值;

σ^2 为所有神经元在单个通道上的方差。上述公式中, 神经元 t 的能量 e_t^* 越低时, 其与周围神经元的区别就越大, 重要性也就越高^[32]。因此, 神经元的重要性可由 $1/e_t^*$ 。输出特征图 $\hat{X}$ 的计算如 (2) 所示, 其中 E 为所有神经元 e_t^* 的集合; $\hat{X}$ 为输出特征图; X 为输入特征图; sigmoid 激活函数可以限制 E 值。

1.4.2 上采样算子 DySample

DySample 是一种超轻量有效的动态上采样器, 针对基于内核的动态上采样器 (如 CARAFE、FADE 和 SAPA) 带来大量工作负载以及对于特征指导的高需求等问题, 其绕过动态卷积并从点采样的角度制定上采样策略, 且采用 PyTorch 中的标准内置函数实现, 具有更少的参数、FLOPs、GPU 内存和延迟等。DySample 在 5 个密集预测任务上优于其他上采样器, 包括语义分割、目标检测、实例分割、全视分割和单目深度估计^[27]。

1.5 试验参数

对比试验均在相同环境下进行, 采用 Windows11 操作系统, Intel(R)Core(TM) i7-12 700 CPU@2.10H, 电脑内存 32GB, NVIDIA GeForce RTX 3070GPU, 深度学习加速环境为 CUDA 12.2 & cuDNN 9.0.0。训练的配置为: 设置 300 个迭代周期 (epoch), 初始学习率为 0.001, 动量为 0.9, 权重衰减为 0.000 5, 批处理尺寸 (batch-size) 设置为 4。

1.6 评价指标与方法

利用准确率 (precision, P)、召回率 (recall, R)、平均精度均值 (mean average precision mAP)、 F_1 得分等指标对模型性能进行评估^[17]。

为了验证本研究提出的两种改进策略的有效性及其在禁垦陡坡地违规耕种区识别中的效果, 对改进 YOLOv9 模型进行了消融试验, YOLOv9-S 表示骨干网络中引入无参注意力机制 SimAM 后的 YOLOv9 模型, YOLOv9-D 表示上采样算子被替换为超轻量化上采样算子 DySample 后的 YOLOv9 模型, YOLOv9-S-D 代表本文提出的改进 YOLOv9 模型。此外, 保持软硬件环境配置信息不变和数据集等不变, 将 YOLOv9-S-D 模型与主流目标检测模型 Faster RCNN、以及结构较为相似且研究较广的 YOLOv5、YOLOv7、YOLOv8 进行对比, 采用不同模型分别对相同的影像切片数据集进行训练和检测, 比较不同模型的准确率、召回率、平均精度均值、 F_1 得分、检测速度 (帧率-每秒检测图片数) 及参数大小 (权重)。

2 结果与分析

2.1 消融试验结果

消融试验结果如表 1 所示, 在骨干网络中引入注意力机制 SimAM 后, 与基准模型相比, 模型权重小幅度增大、检测速度下降 0.93%, 平均精度均值和 F_1 得分分别提升了 1.83 个百分点、2.77 个百分点。

相应的, 将颈部内的上采样算子替换为超轻量化上

采样算子 DySample, 模型的权重大小无变化, 检测速度提升了 0.76%, 召回率和平均精度均值变化较小, 准确率提升了 3.23 个百分点。结果表明, YOLOv9-S-D 表现最优, 平均精度均值、 F_1 得分均为最高, 与基准模型相比, 改进后的模型在权重大小、帧数基本一致的情况下, 准确率、召回率、平均精度均值和 F_1 得分分别提高了 3.62、3.78、1.86、3.70 个百分点, 总体识别准确率更高。

表 1 消融试验性能对比

Table 1 Comparisons of ablation experiment performance

模型 Model	P /%	R /%	mAP/%	F_1 /%	FPS/ (帧·s ⁻¹)	权重 Weight size/MB
YOLOv9	87.80	84.19	91.58	85.96	29.13	100.38
YOLOv9-S	92.17	85.54	93.41	88.73	28.86	100.42
YOLOv9-D	91.03	84.86	91.95	87.84	29.35	100.38
YOLOv9-S-D	91.42	87.97	93.44	89.66	29.07	100.42

注: P 、 R 、mAP、 F_1 、FPS 分别代表准确率、召回率、平均精度均值、 F_1 得分和帧率。

Note: P 、 R 、mAP、 F_1 、FPS represent precision, recall, mean average precision, F_1 score and frames per second.

2.2 不同目标检测模型性能对比

如表 2 所示, 本研究提出的 YOLOv9-S-D 模型具有最高的准确率、 F_1 得分和平均精度均值, 其平均精度均值达到了 93.44%, 比 Faster RCNN、YOLOv5、YOLOv7 和 YOLOv8 分别提高了 7.52、3.95、3.52、5.37 个百分点。在帧数和权重大小方面, YOLOv8 具备较大的优势, 也表明其在轻量化和识别速度上较好, 但却牺牲了识别的精确度和全面性。YOLO 系列模型相对于 Faster RCNN 模型, 在识别准确性、速度及轻量化等方面, 均有较大提升。在禁垦陡坡地违规耕种区识别任务中, 对精度的要求更高, 考虑到单机运算环境下 1 s 检测近 30 张影像切片的速度足以满足识别任务的要求, YOLOv9-S-D 模型具有更好的性能。

表 2 本研究模型与主流模型对比结果

Table 2 Comparisons between this model and the mainstream models

模型 Model	P /%	R /%	mAP/%	F_1 /%	FPS/ (帧·s ⁻¹)	权重 Weight size/MB
Faster RCNN	85.51	81.05	85.92	83.22	10.69	92.21
YOLOv5	85.77	86.24	89.49	86.00	37.45	14.11
YOLOv7	84.59	88.63	89.92	86.56	86.96	73.06
YOLOv8	86.81	83.25	88.07	84.99	166.67	6.10
YOLOv9-S-D	91.42	87.97	93.44	89.66	29.07	100.42

2.3 YOLOv9-S-D 模型适用性分析

为验证 YOLOv9-S-D 模型对其他遥感影像数据源是否具有适用性, 本研究采用单纯迁移模式将利用 GF-1 卫星数据源训练的基模型直接应用于同一区域内的迁移卫星影像 (CB04A、ZY-3), 比较了 YOLOv9-S-D 模型和其他检测模型检测禁垦陡坡地违规耕种区的性能。选取丹江口市部分直接入库小流域内禁垦陡坡地, 对其范围内的 GF-1 卫星、ZY-3 卫星、CB04A 卫星遥感影像数据分别进行预处理后按照标准化大小进行分割切片, 构建测试数据集。如图 4 所示, 由于传感器、监测时相、云量、太阳阴影以及数据处理的差异, 3 种卫星影像在同一区域呈现出各自显著的影像特征。CB04A 卫星影像田块间的颜色差异较大, 部分水田在色调上呈现出和周

围田块黄色影像特征截然相反的亮绿色，ZY-3 卫星影像则由于全色锐化处理的差异，部分田块和周边植被呈现模糊、混合的影像特征，大幅增加了田块的识别难度。

经过实地验证、无人机航测和人工标签，测试数据集共 706 个禁垦陡坡地违规耕种田块，利用改进 YOLOv9 模型和相关主流模型进行识别检测。

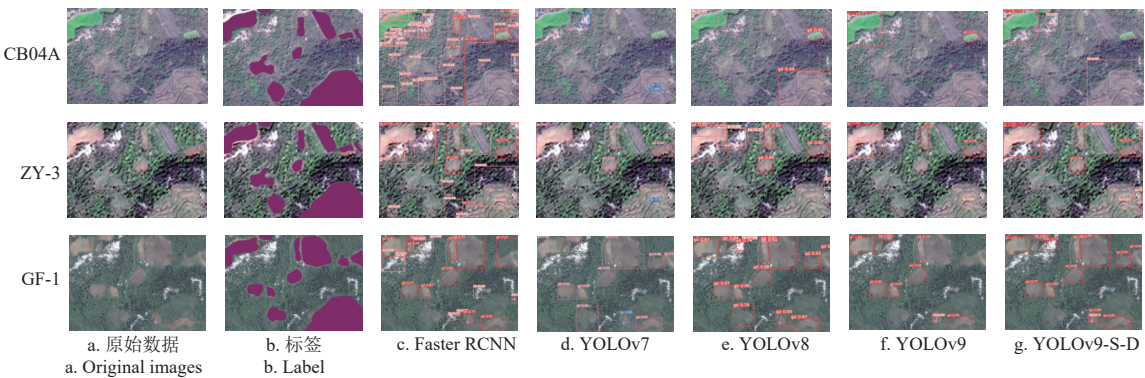


图 4 不同模型识别结果对比

Fig.4 Comparison of recognition results for different models

YOLOv9-S-D 模型替换了效率和精度更高的超轻量动态上采样器 Dysample，并引入了无参注意力机制 SimAM，增强了模型对全局信息的理解，如表 3 所示，通过与 YOLOv9 模型对比，YOLOv9-S-D 模型在基准影像以及迁移影像中均取得了更优的识别精度，平均识别精度 82.27%。

表 3 不同模型对不同影像源的识别精度

Table 3 Recognition accuracy of different models for different image sources

模型 Model	准确率 Precision/%		
	CB04A	ZY-3	GF-1
Faster RCNN	25.4	39.1	76.1
YOLOv7	78.2	57.9	85.6
YOLOv8	62.6	79.9	86.7
YOLOv9	78.3	65.4	85.9
YOLOv9-S-D	87.5	69.8	89.5

Faster RCNN 模型使用了深层的 VGG 骨干网络，增加了在复杂环境中丢失目标细节的风险，影响其在进行模型迁移时的精度。YOLOv8 模型表现出和 YOLO 系列其他模型较大的差异，其在因像元混合导致边界清晰度差、颜色纹理相似度高的 ZY-3 卫星影像识别任务表现出较高的精确度，却在其他 YOLO 系列模型表现出良好识别精度的 CB04A 影像中表现较差，可能是由于其在训练模型时，更多地考虑了目标色调的特征。与其他模型相比，YOLOv9-S-D 模型表现出了更高的精度和鲁棒性。

3 结 论

通过信息化、智能化手段快速精准地检测禁垦陡坡地上的违规耕种区，获取其分布、数量及扰动情况，能有效地为水土保持监管提供高质量数据支撑，是区域水土流失风险管控的第一道防线，对区域水土流失治理、生态环境保护及绿色低碳可持续发展具有重要决策意义。

本文基于 ALOS PALSAR 高精度 DEM 数据初步提取禁垦陡坡地范围，后根据行政区划矢量边界、第三次全国国土调查数据（林草地及裸土地矢量边界）、生态保护红线矢量边界等矢量数据，以 GF-1 高分辨率遥感影

像为底图，综合考虑地貌单元和地类边界，精确划定禁垦陡坡地范围，为区域禁垦陡坡地范围划定方法提供参考。

1) 本文在 YOLOv9 模型的基础上，构建并改进了 YOLOv9-S-D 模型，实现了对禁垦陡坡地范围内的违规耕种区的快速识别，平均精度均值达到了 93.44%，检测速度达 29.07 帧/s，消融试验结果表明，相较于原始模型，改进模型在权重大小、帧数基本一致的情况下，准确率、召回率、平均精度均值和 F_1 得分分别提高了 3.62、3.78、1.86、3.7 个百分点。综合比较下，YOLOv9-S-D 模型在禁垦陡坡地违规耕种区识别任务中具有更好的精度。

2) 基于多源遥感影像进行模型迁移测试，验证了 YOLOv9-S-D 模型在 CB04A、ZY-3 卫星遥感影像数据内的识别精度及模型泛化能力。模型迁移测试结果表明，YOLOv9-S-D 模型相较于 YOLOv9 模型以及其他主流模型，具有最佳的综合识别精度，进一步验证了本文所提模型的可靠性和有效性。

[参 考 文 献]

[1] LI K K, WANG L, WANG Z, et al. Multiple perspective accountings of cropland soil erosion in China reveal its complex connection with socioeconomic activities[J]. Agriculture, Ecosystems & Environment, 2022, 337: 108083.

[2] 白翠. 基于深度学习梯田信息提取及其对土壤侵蚀量估算的影响[D]. 西安: 西安科技大学, 2021.

BAI Cui. Deep Learning Based Terrace Information Extraction and Its Impact on Soil Erosion Estimation[D]. Xi'an: Xi'an University of Science and Technology, 2021. (in Chinese with English abstract)

[3] 王永信, 张成才, 刘丹丹, 等. 基于 ArcGIS 9.0 的 DEM 的生成及坡度分析[J]. 气象与环境科学, 2007(2): 48-51.

WANG Yongxin ZHANG Chengcai LIU Dandan, et al. Building and slope analysis of DEM based on ArcGIS 9.0[J]. Meteorological and Environmental Sciences, 2007(2): 48-51.

- (in Chinese with English abstract)
- [4] 黄丽明, 王懿祥, 徐琪, 等. 采用 YOLO 算法和无人机影像的松材线虫病异常变色木识别[J]. 农业工程学报, 2021, 37(14): 197-203.
HUANG Liming, WANG Yixiang, XU Qi, et al. Recognition of abnormally discolored trees caused by pine wilt disease using YOLO algorithm and UAV images[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CASE), 2021, 37(14): 197-203. (in Chinese with English abstract)
- [5] 翟鹏飞, 李世华, 胡月明. 协同光学与雷达遥感数据的面对象土地覆盖变化检测[J]. 农业工程学报, 2021, 37(23): 216-224.
ZHAI Pengfei, LI Shihua, HU Yueming. Object-oriented land cover change detection combining optical and radar remote sensing data[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering(Transactions of the CASE), 2021, 37(23): 216-224. (in Chinese with English abstract)
- [6] 王松伦, 马晓楠, 潘子轩. 基于遥感影像的生产建设项目扰动图斑人机协同智能提取方法[J]. 测绘通报, 2023(11): 132-138.
WANG Songlun, MA Xiaonan, PAN Zixuan. Human-machine collaborative intelligent extraction method of production and construction project disturbed patches based on remote sensing image[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2023(11): 132-138. (in Chinese with English abstract)
- [7] 张艳超, 杨海龙, 信忠保, 等. 基于面向对象和无人机影像的黄土高原丘陵区小流域梯田提取研究[J]. 水土保持学报, 2023, 37(3): 139-146.
ZHANG Yanchao, YANG Hailong, XIN Zhongbao, et al. Extraction of small watershed terraces in the hilly areas of loess plateau through UAV images with object-oriented approach[J]. Journal of Soil and Water Conservation, 2023, 37(3): 139-146. (in Chinese with English abstract)
- [8] LI Jiaxin, HONG Danfeng, GAO Lianru, et al. Deep learning in multimodal remote sensing data fusion: A comprehensive review[J]. *International Journal of Applied earth Observation and Geoinformation*, 2022, 112: 102926.
- [9] KHELIFI L, MIGNOTTE M. Deep learning for change detection in remote sensing images: Comprehensive Review and Meta-Analysis[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 126385-126400.
- [10] 徐国良, 卢凌莹, 杨璨, 等. 基于多时相 Sentinel-1A 的丘陵山区耕地非粮化特征识别及驱动机制[J]. 农业工程学报, 2023, 39(22): 236-245.
XU Guoliang, LU Lingying, YANG Can, et al. Identification and driving mechanisms of non-grain cultivated land in hilly and mountainous areas based on multi-temporal Sentinel-1A images[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CASE), 2023, 39(22): 236-245. (in Chinese with English abstract)
- [11] 陈锋军, 朱学岩, 周文静, 等. 利用无人机航拍视频结合 YOLOv3 模型和 SORT 算法统计云杉数量[J]. 农业工程学报, 2021, 37(20): 81-89.
CHEN Fengjun, ZHU Xueyan, ZHOU Wenjing, et al. Quantity statistics of spruce under UAV aerial videos using YOLOv3 and SORT[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CASE), 2021, 37(20): 81-89. (in Chinese with English abstract)
- [12] 李聪毅, 孔祥兵, 杨娜, 等. 一种基于 U-Net 的高分影像土地利用/覆盖变化检测方法[J]. 水土保持通报, 2021, 41(4): 133-138.
LI Congyi, KONG Xiangbing, YANG Na, et al. A U-Net based land Use/Cover change detection method with high resolution image[J]. Bulletin of Soil and Water Conservation, 2021, 41(4): 133-138. (in Chinese with English abstract)
- [13] 周楠. 基于深度学习的精细化土地覆盖变化遥感提取方法研究[D]. 北京: 中国科学院大学, 2022.
ZHOU Nan. Deep Learning-based Fine-Grained Land Cover Change Detection on Remote Sensing Images[D]. Beijing: University of Chinese Academy of Sciences, 2022. (in Chinese with English abstract)
- [14] 王晶晶. 基于深度学习的泸定县滑坡隐患识别与易发性评估方法研究[D]. 北京: 中国地质大学, 2023.
WANG Jingjing. Research on Deep Learning Methods for Identifying Potential Landslides and Assessing Susceptibility in Luding County[D]. Beijing: China University of Geosciences, 2023. (in Chinese with English abstract)
- [15] 刘勃洋. 基于深度学习和遥感影像的浅沟识别与分布规律——以周屯沟流域为例[D]. 杨凌: 西北农林科技大学, 2022.
LIU Boyang. Ephemeral Gully Recognition and Temporal-Spatial Distribution Based on Deep Learning and Remote Sensing Images: A Case Study of Zhoutungou Watershed[D]. Yangling: Northwest A & F University, 2022. (in Chinese with English abstract)
- [16] 皮轶轩, 张锦水, 马然, 等. 基于深度学习的温室大棚实例识别及模型迁移[J]. 农业工程学报, 2023, 39(23): 185-195.
PI Yixuan, ZHANG Jinshui, MA Ran, et al. Recognizing greenhouse instance and model transfer using deep learning[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CASE), 2023, 39(23): 185-195. (in Chinese with English abstract)
- [17] 何斌, 张金豪, 丁小明, 等. 基于改进 YOLOv5s 的日光温室损伤等级遥感影像检测方法[J]. 农业工程学报, 2023, 39(22): 133-143.
HE Bin, ZHANG Jinhao, DING Xiaoming, et al. Detecting damage levels of solar greenhouses from remote sensing images using improved YOLOv5s[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering(Transactions of

- the CASE), 2023, 39(22): 133-143. (in Chinese with English abstract)
- [18] 鲍文霞, 谢文杰, 胡根生, 等. 基于 TPH-YOLO 的无人机图像麦穗计数方法[J]. 农业工程学报, 2023, 39(1): 155-161. BAO Wenxia, XIE Wenjie, HU Gensheng, et al. Wheat ear counting method in UAV images based on TPH-YOLO[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CASE), 2023, 39(1): 155-161. (in Chinese with English abstract)
- [19] 宋怀波, 马宝玲, 尚钰莹, 等. 基于 YOLOv7-ECA 模型的苹果幼果检测[J]. 农业机械学报, 2023, 54(6): 233-242. SONG Huaibo, MA Baoling, SHANG Yuying, et al. Detection of young apple fruits based on YOLOv7-ECA Model[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(6): 233-242. (in Chinese with English abstract)
- [20] 马宏兴, 董凯兵, 王英菲, 等. 基于改进 YOLO v5s 的轻量化植物识别模型研究[J]. 农业机械学报, 2023, 54(8): 267-276. MA Hongxing, DONG Kaibing, WANG Yingfei, et al. Lightweight plant recognition model based on improved YOLOv5s[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(8): 267-276. (in Chinese with English abstract)
- [21] 赵春江, 梁雪文, 于合龙, 等. 基于改进 YOLO v7 的笼养鸡/蛋自动识别与计数方法[J]. 农业机械学报, 2023, 54(7): 300-312. ZHAO Chunjiang, LIANG Xuewen, YU Helong, et al. Automatic identification and counting method of caged hens and eggs based on improved YOLOv7[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(7): 300-312. (in Chinese with English abstract)
- [22] 苗荣慧, 李港澳, 黄宗宝, 等. 基于 YOLO v7-ST-ASFF 的复杂果园环境下苹果成熟度检测方法[J]. 农业机械学报, 2024, 55(6): 219-228. MIAO Ronghui, LI Gang'ao, HUANG Zongbao, et al. Maturity detection of apple in complex orchard environment based on YOLO v7-ST-ASFF[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(6): 219-228. (in Chinese with English abstract)
- [23] 彭道松, 聂小飞, 莫明浩, 等. 基于深度学习的水土保持措施遥感解译信息提取研究[J]. 中国水土保持, 2023(4): 45-49.
- [24] 李仂, 周孝明, 张梅. 基于高分影像特征优选的黄土高原撂荒耕地遥感监测方法[J]. 农业工程学报, 2023, 39(22): 226-235. LI Le, ZHOU Xiaoming, ZHANG Mei. Monitoring method for abandoned farmland on the loess plateau based on feature optimization of remote sensing images with high spatial resolution[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering(Transactions of the CASE), 2023, 39(22): 226-235. (in Chinese with English abstract)
- [25] 刘巍, 吴志峰, 骆剑承, 等. 深度学习支持下的丘陵山区耕地高分辨率遥感信息分区分层提取方法[J]. 测绘学报, 2021, 50(1): 105-116. LIU Wei, WU Zhifeng, LUO Jiancheng, et al. A divided and stratified extraction method of high-resolution remote sensing information for cropland in hilly and mountainous areas based on deeplearning[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2021, 50(1): 105-116. (in Chinese with English abstract)
- [26] YANG L X, ZHANG R Y, LI L D, et al. Simam: A simple, parameter-free attention module for convolutional neural networks[C] //International Conference on Machine Learning, 2021: 11863-11874.
- [27] LIU W Z, LU H, FU H T, et al. Learning to upsample by learning to sample[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2023: 6027-6037.
- [28] 余红英, 李家国, 陈云嵩, 等. 基于 GF-1 号卫星的龙江水库水环境遥感监测适宜性[J]. 四川环境, 2017, 36(S1): 87-94.
- [29] 李善军, 梁千月, 余勇华, 等. 柑橘木虱 YOLO v8-MC 识别算法与虫情远程监测系统研究[J]. 农业机械学报, 2024, 55(6): 210-218. LI Shanjun, LIANG Qian Yue, YU Yonghua, et al. Research on asian citrus psyllid YOLOv8-MC recognition algorithm and insect remote monitoring system[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(6): 210-218. (in Chinese with English abstract)
- [30] VO H T, MUI K C, THIEN N N, et al. Automating tomato ripeness classification and counting with YOLOv9[J]. International Journal of Advanced Computer Science & Applications, 2024, 15(4): 1120 – 1128.
- [31] 程之星, 杨帆. 融合 SimAM 注意力机制的实时多目标跟踪算法[J]. 电子测量技术, 2023, 46(17): 94-101. CHENG Zhixing, YANG Fan. Real-Time multi-object tracking algorithm based on SimAM attention mechanism[J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(17): 94-101. (in Chinese with English abstract)
- [32] 周蕾, 钟海莲, 陈冠宇. 基于注意力机制的改进 YOLOX 行人跌倒检测方法[J]. 电子器件, 2023, 46(2): 404-413. ZHOU Lei, ZHONG Hailian, CHEN Guanyu. Improved YOLOX pedestrian fall detection method based on attention mechanism[J]. Chinese Journal of Electron Devices, 2023, 46(2): 404-413. (in Chinese with English abstract)
- [33] 韩瑶, 骆晓玲, 程焕新, 等. 基于改进 YOLOv7 的红外安防目标检测[J]. 激光杂志, 2024, 45(5): 55-61. HAN Yao, LUO Xiaoling, CHENG Huanxin, et al. Infrared security object detection based on improved YOLOv7[J]. Laser Journal, 2024, 45(5): 55-61. (in Chinese with English abstract)

Detecting illegal cultivation of step slopes from remote sensing images using improved YOLOv9

WU Yibang , CHEN Zhe^{*} , LI Zhe , XIANG Daxiang , CUI Changlu

(1. *Spatial Information Technology Application Department, Changjiang River Scientific Research Institute, Wuhan 430010, China;*

2. *Water Center for Intelligent Drainage Engineering Technology Research, Wuhan 430010, China)*

Abstract: Illegal cultivation and reclamation activities are expressly prohibited in the area of reclamation of steep slopes. Large areas of sloping farmland have posed a high risk of soil erosion to reduce land productivity, even seriously threatening food security. However, manual ground surveys have been confined to investigating the illegal cultivation on the steep slopes and the prohibition of reclamation, due mainly to time-consuming and laborious. Meanwhile, the steep slopes are often distributed in dangerous areas, such as mountains and hills, leading to delays in the manual supervision of regional soil and water conservation. Fortunately, remote sensing interpretation and detection can be applied to monitor soil and water conservation in steep slopes, particularly with the rapid development of remote sensing and unmanned aerial vehicle (UAV) technology in recent years. Deep learning has been used to extract sloping farmland in the field of cultivated land identification. However, it is still lacking to consider the terrain slope, which has a great impact on soil erosion. At the same time, the large-scale remote sensing images often contain both concentrated contiguous fields and scattered small and micro fields; There are quite different directions and shapes of the fields, due to the differences in topography and landform, leading to the missed, false detection and low confidence in the detection of convolutional neural networks. The low detection efficiency and high time cost can also be caused by manual visual inspection in the supervision of illegal cultivation areas. In this study, a new model was designed to detect the remote sensing images from the illegal cultivation areas on steep slopes using the improved YOLOv9. The datasets were used from the GF-1 satellite and ALOS PALSAR. Firstly, 12.5 m resolution DEM was calculated to extract the potential slope farmland areas using ALOS data. Then the GF-1 satellite remote sensing images in the potential slope farmland area were utilized as experimental data. The specific procedures and main contribution were as follows :1) The lightweight self-attention mechanism (SimAM) was introduced into the backbone network of YOLOv9 for the richer background and the better discrimination of features; 2) The ultra-lightweight upsampling operator (DySample) was selected to replace the kernel-based dynamic one, in order to reduce the number of network parameters for the high recognition speed and accuracy; 3) The recognition accuracy of YOLO was verified for the illegal tillage areas after the introduction of SimAM and DySample; Finally, the comparison was made on the Faster RCNN, YOLOv5, YOLOv7, and YOLOv8 models. Field investigation and remote-sensing image migration experiments were also carried out to verify the effectiveness of the improved model. The results show that the average recognition accuracy of the improved YOLOv9 model was 82.27%, which was better than that of mainstream object detection, such as Faster RCNN, YOLOv7, and YOLOv8. The high reliability and effectiveness were achieved in the improved model. The ablation test showed that the accuracy, recall, mean average accuracy, and F1 score of the improved model increased by 3.62, 3.78, 1.86, and 3.7 percentage points, respectively, compared with the original model. The findings can provide high-quality data support for soil and water conservation, particularly for the decision-making on the regional control of soil erosion, ecological environmental protection, as well as green and low-carbon sustainable production.

Keywords: remote sensing; deep learning; illegal cultivation of steep slopes; YOLOv9; attention mechanisms; dynamic upsampling