doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2026.03.009

基于 UAV 图像和 SAM 弱监督学习的黑土区保护性耕作玉米秸秆识别方法

赵丽华　张　超　王贝贝　陈　畅　武亚楠　杨翠翠　李媛媛

（中国农业大学土地科学与技术学院，北京 100193）

摘要：秸秆覆盖还田是黑土区保护性耕作的重要手段，秸秆识别对于保护性耕作实施效果评估和农业管理决策具有重要意义。针对全监督深度学习秸秆遥感识别方法依赖大量像素级标注标签数据问题，提出一种基于无人机（UAV）图像和 Segment anything model（SAM）的弱监督学习秸秆遥感识别方法。通过 Adapter 和联合损失函数对 SAM 进行微调，并利用边界框弱标注生成高质量伪标签，最终训练改进的 U－Net 分割网络实现秸秆识别。以吉林省梨树县玉米保护性耕作区为研究区进行秸秆提取试验，试验结果表明，微调后 SAM 的平均交并比和 F1 分数分别达到 81.04% 和 87.85%，显著优于未微调模型；SAM 弱监督结合改进 U－Net 的模型性能高于其他分割方法，F1 分数为 90.6%；消融试验验证了联合损失函数和卷积模块可有效提升模型性能。本文为黑土区玉米保护性耕作秸秆遥感识别提供了一种高效、低成本的解决方案。

关键词：玉米秸秆识别；无人机图像；保护性耕作；弱监督学习；SAM；语义分割

中图分类号：S127　　**文献标识码**：A　　**文章编号**：1000-1298(2026)03-0087-10　　**OSID**：

Maize Straw Identification Method for Conservation Tillage in Black Soil Area Based on UAV Imagery and SAM Weak Supervision Learning

ZHAO Lihua　ZHANG Chao　WANG Beibei　CHEN Chang　WU Ya'nan　YANG Cuicui　LI Yuanyuan

(*College of Land Science and Technology*, *China Agricultural University*, *Beijing* 100193, *China*)

Abstract: Straw mulching is an important measure for conservation tillage in the black soil region. Straw identification is of great significance for the assessment of conservation tillage implementation effects and agricultural management decisions. To address the issue that fully supervised deep learning straw identification methods due to their reliance on a large amount of pixel-level labeled data, a weakly supervised learning straw identification method was proposed based on unmanned aerial vehicle (UAV) images and the segment anything model (SAM). By fine-tuned SAM with an adapter and a boundary-aware joint loss function, and generating high-quality pseudo-labels from bounding box weak annotations, an improved U－Net segmentation network was ultimately trained to achieve straw identification. A straw extraction experiment was conducted in the conservation tillage area of corn in Lishu County, Jilin Province as the research area. The results showed that the fine-tuned SAM achieved an MIoU of 81.04% and an F1-score of 87.85%, significantly outperforming the un-fine-tuned model. The model combining SAM weak supervision and the improved U－Net achieved a higher performance than other segmentation methods, with an F1-score of 90.6%. Ablation experiments verified the effectiveness of the joint loss function and convolutional modules in improving model performance. The research provided an efficient and cost-effective solution for remote sensing identification of straw identification in maize conservation tillage in the black soil region.

Key words: maize straw recognition; unmanned aerial vehicle imagery; conservation tillage; weakly supervised learning; segment anything model; semantic segmentation

收稿日期：2025－11－23　修回日期：2025－11－30

基金项目：国家重点研发计划项目(2024YFD1500805)

作者简介：赵丽华(2002—)，女，硕士生，主要从事农田信息识别研究，E-mail：sy20243213725@cau.edu.cn

通信作者：张超(1972—)，男，教授，博士生导师，主要从事农业与土地资源遥感监测研究，E-mail：zhangchaobj@cau.edu.cn

0 引言

秸秆覆盖还田是黑土区保护性耕作中的一项重要措施,能够显著提升土壤的有机质含量、改善土壤结构,有助于保护黑土地并提升其生态功能,同时为粮食安全提供坚实保障[1-4]。田间秸秆识别是客观评价秸秆还田效果的基础,也是保护性耕作农业补贴的依据。利用卫星遥感或无人机(UAV)图像开展农田秸秆识别,有助于监测秸秆在田间的覆盖情况,为农业管理和环境保护提供决策支持[5-7]。

利用卫星遥感影像识别秸秆具有复杂性,易受到土壤性质、光照条件以及机械作业痕迹等因素的干扰,已有研究利用纹理特征、光谱指数、雷达指数等开展区域秸秆覆盖区识别。李佳等[8]设计高通滤波器提取图像的频域特征进行自适应分割,利用支持向量机分类器对图像中秸秆识别,识别误差为4.55%。CAI 等[9]结合光学与合成孔径雷达(SAR)信息优选高相关性特征,利用多光谱数据计算的作物残留指数与 SAR 参数相乘的组合指数,计算秸秆覆盖度。GAO 等[10]利用 Sentinel-1 卫星 SAR 数据,去除土壤散射系数对残茬监测的影响,提出归一化差分残茬指数(RANDRI),并利用残茬散射特征进行不同玉米残茬覆盖方式的识别。尽管已有方法在特定条件下表现良好,但仍受限于数据来源的固有缺陷,难以实现高精度与鲁棒性的统一。相比之下,UAV 具备高空间分辨率、灵活机动和可控成像时机等优势,能够更精细地捕获田间秸秆的空间分布特征,为小尺度、高精度的秸秆识别提供数据支持。近年来,已有研究利用 UAV 图像实现农田秸秆覆盖识别。刘媛媛等[11]通过无人机搭载多光谱相机,获取研究区内春秋两季遥感数据,构建并筛选出对秸秆覆盖量敏感的光谱特征,提出遗传-粒子群混合算法,完成区域内秸秆覆盖量的估算。WANG 等[12]将 UAV 图像与由图像生成的冠层高度信息相结合,通过光谱-几何特征融合显著提升了小尺度植株高度与生物量估算精度,表明高度信息对区分残茬、秸秆与裸土具有重要价值。研究结果表明,UAV 数据在小尺度、高精度的农田秸秆与生物量识别任务中具有明确的优势与可行性,为本文基于 UAV 图像与弱监督方法开展秸秆识别提供了实践参考。

随着深度学习技术的快速发展和在农业领域的广泛应用,图像识别技术在秸秆识别研究中取得显著进展[13-16],已有研究表明深度学习方法能够提高特征提取效率,更充分地挖掘图像中的复杂模式,从而有效提升识别精度与模型的泛化能力。高雪冰[17]在 DeepLabv3+的基础上加入 Channel shuffle 模块和 SE 注意力机制模块,将原始卷积替换为 MixConv,改进后的模型识别精度达到 97.94%,具有更少量的空洞和更加连续的分割边界。岳继博等[18]将高光谱遥感、卷积神经网络和迁移学习技术应用于田间水稻秸秆覆盖度监测,并证明其方法明显优于机器学习方法。虽然现有研究在秸秆覆盖类型识别中表现出一定的有效性,但依赖于大量的标注数据。弱监督学习语义分割使用成本较低的弱标注来训练分割网络。SUN 等[19]将 Segment Anything Model(SAM)应用在中分辨率卫星影像的农田分割上,在随机森林分类器上表现最佳,表明 SAM 在农业遥感图像分割上的应用潜力。U-Net 凭借其独特的对称编码器-解码器结构和跳跃连接,能同时捕获图像的抽象语义信息与精细空间细节,从而实现精准的像素级定位,已成为医学、遥感等领域的基准模型。但是在秸秆识别中,图像要求网络提取高维的细节特征和多样的全局特征,对田间环境下的细小目标及干扰因素更具敏感性[20]。

为提高我国黑土区保护性耕作下秸秆识别的精度和效率,本文基于 UAV 图像和边界框弱标注信息,实现高效、低成本获取标注数据,采用 SAM 弱监督学习方法生成高质量伪标签,并结合改进的 U-Net 分割模型准确快速地识别秸秆,为保护性耕作模式的管理实施和精准评价提供技术支持。

1 数据采集与预处理

1.1 试验区域概况

研究区位于吉林省梨树县八里庙村,见图 1。梨树县位于中国吉林省西南部,123°45′~124°53′E,43°02′~43°46′N,是我国典型保护性耕作“梨树模式”的发源地与核心示范区。试验区面积共 73.3 hm^2,种植作物为一年一熟玉米,在 9 月下旬至 10 月初收获后,秸秆覆盖还田,直至下一年春季播种,试验区的秸秆覆盖类型主要包括条带覆盖、全量覆盖、粉碎还田覆盖、高留茬覆盖、垄作覆盖等,以及秸秆离田或焚烧后地表裸露等。

1.2 秸秆覆盖农田 UAV 图像采集

于 2025 年 4 月 26 日—5 月 1 日,开展 UAV 图像采集。DJI Mavic 3 无人机搭载 2 000 万像素可见光 RGB 相机和 500 万像素多光谱相机,多光谱相机包括近红外波段(860±26) nm、红边波段(730±16) nm、红波段(650±16) nm 和绿波段(560±16) nm 4 个波段。无人机飞行采集图像时光照充足、无云微风,飞行时间为 10:30—14:30,飞行高度设置为 50 m,图像空间分辨率 3 cm,飞行速度 5 m/s,航向和旁向重叠度均为 85%,采用等距拍摄模式,拍摄

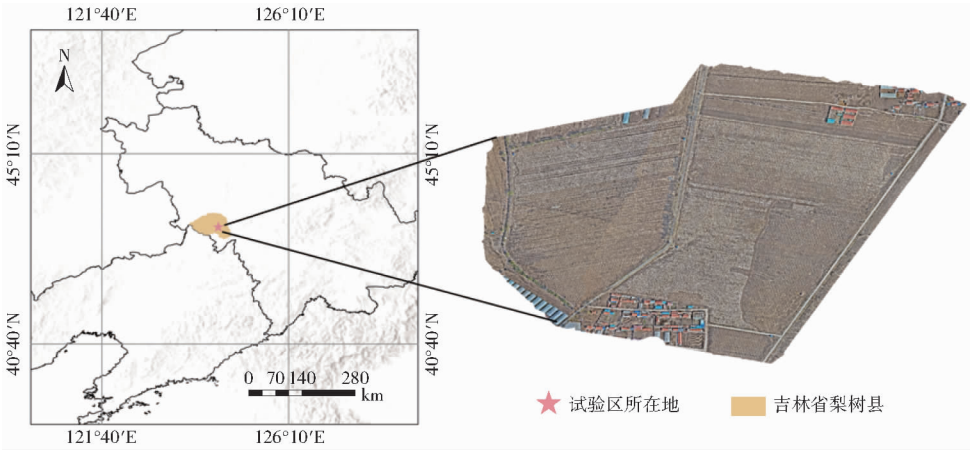

图 1　梨树试验区地理位置图

Fig. 1　Map of the Lishu experimental area

角度始终保持与地面垂直。

1.3　秸秆识别数据集制作

通过大疆智慧农业平台完成分幅秸秆图像的拼接与辐射校正。鉴于目前缺乏公开且适用于 UAV 图像分割任务的秸秆覆盖农田数据集，因此选取部分数据手动标注，用于 SAM 的微调试验。512 像素 × 512 像素图像在模型中表现最佳，因此将拼接好的研究区图像裁剪成 512 像素 ×512 像素图像块，并使用 Labelme 软件进行秸秆标注。采用 0° ~ 360°随机旋转、颜色抖动和添加高斯噪声处理等方式对原始样本数据进行图像增强处理。加入 Agriculture - Vision 数据集中的 Straw_cover 类别作为补充数据，通过遍历所有秸秆实例标签，自动计算每个实例的外接矩形框，作为每幅图像对应的边界框标注。经过图像筛选和增强，一共得到 2 452 幅 RGB 图像。按照比例 7∶3 划分为训练集和验证集，共同组成秸秆识别试验的数据集。

2　研究方法

针对复杂背景下的保护性耕作区玉米秸秆识别，本文提出一种基于 SAM 的弱监督语义分割方法。首先，针对高分辨率 UAV 图像，采用 Adapter 微调技术和联合损失函数对 SAM 进行微调，利用微调后的 SAM 作为伪标签生成器，结合框标注生成高质量玉米秸秆伪标签，利用伪标签训练改进后的 U - Net 分割网络识别秸秆，具体流程如图 2 所示。

2.1　SAM 微调

2.1.1　SAM 伪标签生成

本文将 SAM 用于伪标签生成，为弱监督语义分割秸秆识别提供标签样本。SAM 可根据点和框等提示对图像分割，在目标分割方面表现优异[21]。SAM 由图像编码器、提示编码器和掩膜解码器组成。输入图像通过图像编码器编码嵌入，而点、边界框等提示通过提示编码器编码，并与图像嵌入输入到掩膜解码器生成分割结果。掩膜解码器以轻量级 Transformer 解码块为核心，通过两步交叉注意力，将提示信息注入图像嵌入，再利用转置卷积上采样 4 倍后，由动态线性分类器输出每像素为秸秆的概率。SAM 对未知类别与场景具有零样本泛化能力，可为弱监督语义分割、作物映射等生成边界清晰的伪标签[22]。

2.1.2　Adapter 微调

尽管 SAM 在自然图像中具有零样本泛化能力，但其 ViT 图像编码器在预训练阶段主要学习通用语义特征，对 UAV 图像秸秆识别的关键差异因素缺乏针对性表征，直接应用 SAM 会导致性能显著下降。本文采用 Adapter 技术对 SAM 进行微调，在保持主干泛化能力的同时，增强对 UAV 图像的表征一致性，结构见图 3。Adapter 微调通过参数高效迁移实现领域适应，在冻结大部分预训练参数的前提下，向 Transformer 层注入轻量级适配模块。同时，配合掩码解码器的全参数微调，动态调整掩码生成头对低对比度边界的敏感性[23]，将秸秆特有的光谱响应模式和空间分布先验编码至图像特征空间。

为增强模型对秸秆与土壤光谱差异的表征能力，本文在 Adapter 模块前引入光谱注意力机制。首先基于 UAV 多光谱图像，提取秸秆与裸土区域的反射率曲线，结果表明秸秆在近红外波段反射率明显高于土壤，基于该特性采用最小二乘法对红、绿、蓝波段的归一化反射率进行拟合，确定各波段对近红外响应的线性贡献系数，构建近红外敏感的加权组合模型，并生成多波段响应权重图。在模型训练阶段，将该权重作为静态通道注意力嵌入 Adapter 输入层之前，通过逐通道乘法加权的方式，引导模型在特征提取过程中对光谱差异敏感区域赋予更高权重，强化模型对秸秆与土壤光谱特征的区分能力。

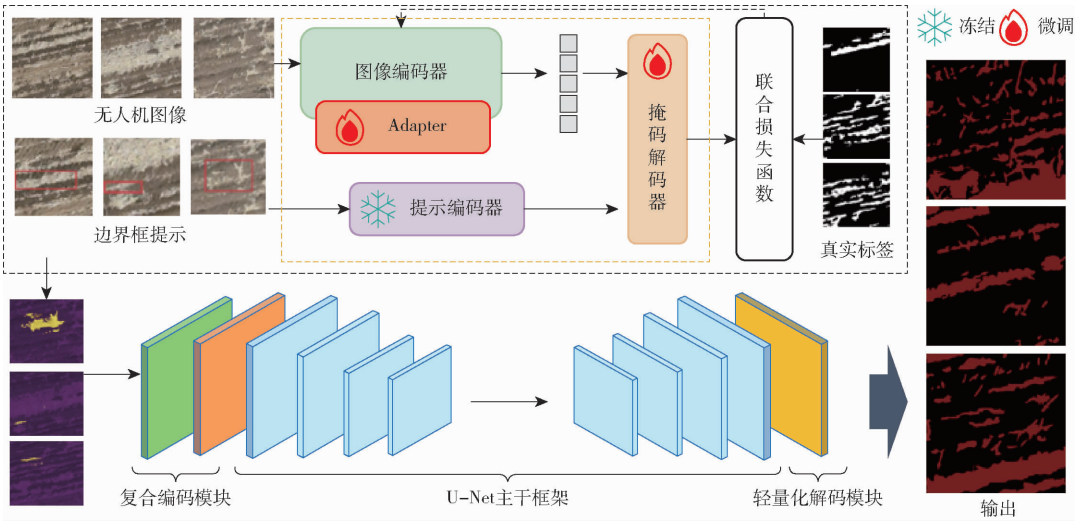

图 2 玉米保护性耕作 UAV 图像秸秆识别流程图

Fig. 2 Maize conservation tillage UAV straw recognition structure

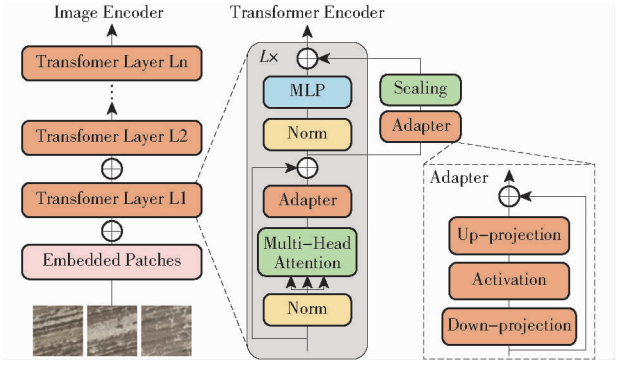

图 3 Adapter 微调结构图

Fig. 3 Adapter fine-tuning structure

在保证结构轻量化的前提下,Adapter 采用 2 个多层感知器(MLP)和 1 个 Gaussian Error Linear Unit(GELU)激活函数,第 1 个 MLP 层将输入的图像嵌入压缩以降低维度,随后经 GELU 激活函数引入非线性变换,第 2 个 MLP 层将压缩后的图像恢复原始特征维度,同时利用残差将原始输入与处理后特征进行融合。在 SAM 图像编码器的每个 Transformer 单元内插入两个 Adapters,主处理路径的 Adapter 作用于多头注意力机制输出端,并在特征融合前实施微调;辅助路径的 Adapter 则内嵌于 MLP 子层的残差连接,执行二次优化形成协同增强的架构体系。

2.1.3 联合损失函数

针对图像秸秆分割任务中秸秆像素占比低和目标特征细小、稀疏的问题,单一的损失函数难以同时保证像素级别的分类准确性和目标区域的整体一致性。因此本文采用二分类交叉熵(Binary Cross-Entropy, BCE)损失函数[24] L_{BCE} 与 Dice 损失[25] L_{Dice} 加和得到的损失函数 L,即

$$L = L_{BCE} + L_{Dice} \tag{1}$$

BCE 损失函数是图像分割中广泛使用的像素级分类损失函数,表示每个像素预测概率与真实标签之间的对数误差。其对数形式迭代初期提供高梯度幅值,可迅速降低大量易分背景像素的损失权重,从而缓解类别不平衡导致的训练初期振荡。其计算公式为

$$L_{BCE} = -\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left(Y_i \ln \hat{Y}_i + (1-Y_i)\ln(1-\hat{Y}_i)\right) \tag{2}$$

式中 Y_i——第 i 个像素的真实标签

$\hat{Y}$——模型预测该像素属于秸秆的概率

n——输入图像的像素总数量

Dice 损失在反向传播中提供稳定梯度,优化识别秸秆区域的交并比,对待识别秸秆像素的漏检和误检均敏感,本文使用的 Dice 损失函数为

$$L_{Dice} = 1 - \frac{2\sum_{i=1}^{n} Y_i \hat{Y}_i}{\sum_{i=1}^{n} Y_i^2 + \sum_{i=1}^{n} \hat{Y}_i^2 + \varepsilon} \tag{3}$$

式中 ε——常数

ε 在分母较弱的情况下为恒定值,使函数更加平滑,提供稳定梯度。

2.2 基于边界框标注的秸秆伪标签生成

边界框提示在分割训练中精度更高和效果更好[19],因此本文以边界框为唯一提示,微调后的 SAM 为 SAM-box 模型,生成玉米秸秆掩膜,进而构建训练所需的伪标签。边界框可由人工勾画,仅需标注“玉米秸秆”类别,显著降低标注成本。将 UAV 图像与对应人工标注的边界框输入 SAM-box 模型。图像编码器提取输入图像的多尺度特征,形成图像嵌入;与此同时,提示编码器将边界框的坐标信息编码为高维提示嵌入向量。在掩码解码器中,图像嵌入与提示嵌入通过交叉注意力机制进行多轮融

合与特征交互，解码器依据融合后的特征逐步推理并预测出与提示框空间对齐的初始二值掩膜。为进一步抑制框内可能混入的非秸秆区域带来的干扰，在后处理阶段引入基于连通域分析的面积过滤，仅保留初始掩膜中面积占原边界框 75% 以上的最大连通区域，其余部分设置为背景。将“玉米秸秆”类别标签赋予所保留的掩膜区域，生成高质量像素级伪标签。对图像中所有边界框重复上述操作，经空间叠加与集成后，得到整幅图像的秸秆伪标签，作为后续分割模型的训练基础。

2.3　基于改进 U－net 的秸秆分割网络

本文基于 UAV 图像及其像素级标签数据，构建改进 U－Net 架构。将 3×3 卷积替换为结合条纹池化与 Inception 结构的复杂卷积模块，下采样阶段使用残差卷积，上采样阶段使用深度可分离卷积，有效减轻梯度消失问题，并减少模型参数量，改进后的 U－Net 秸秆分割网络结构见图 4。Inception 是一个稀疏网络结构，既能增加神经网络表现，又能保证计算资源的使用效率。编码器下采样路径包含 4 个阶段，通道数依次为 64、128、256、512。每个阶段由一个模块构成，该模块包含一个 3×3 残差卷积块与引入条纹池化的 Inception 结构，该模块称为 B1 模块。每个 B1 模块计算后执行 2×2 最大池化操作，特征图尺寸依次从原图尺寸降至 256×256、128×128、64×64、32×32。编码器通过特征融合方式实现通道倍增，上层特征图经 2×2 最大池化后与下层卷积输出通过 Concatenate 融合，既保证高维特征提取又维护全局特征完整性。解码器上采样路径同样包含 4 个阶段，通道数从 512 逐步降至 64。首先进行 2×2 上卷积将通道数减半，随后与编码器对应路径的特征图进行 Concatenate 连接，再通过包含深度可分离卷积的模块处理，该模块为 B2 模块。通过 B2 模块，特征图尺寸依次恢复至 32×32、64×64、128×128、256×256。

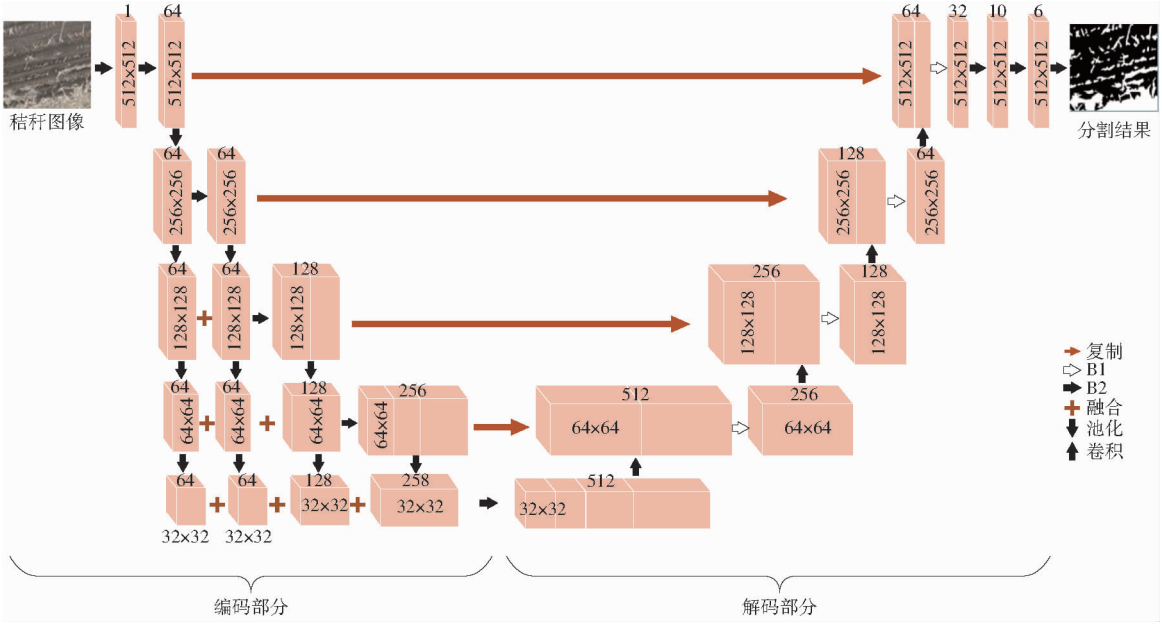

图 4　改进后的 U－Net 秸秆分割网络结构图

Fig. 4　Improved U－Net segmentation network structure

3　试验环境与评价指标

3.1　试验环境

本文试验在趋动云（Qudong Cloud）算力平台上完成，硬件配置为 NVIDIA Tesla GPU（显存为 24 GB）和 12 核 CPU，软件环境采用 Ubuntu 20.04.5LTS，深度学习框架使用 PyTorch 1.12，可支撑深度学习模型的训练，确保试验稳定进行。

SAM 包括 ViT－H、ViT－L、ViT－B 3 个模型权重，初始权重采用 ViT－B（Base），在模型训练过程中，学习率设置为 10^{-4}，以 Adam 作为优化器，批处理大小设置为 10，训练迭代 20 次，保存损失最小的模型。在训练改进 U－Net 语义分割网络时，训练迭代 50 次，其余设置保持不变。

3.2　精度评价

为评估模型的综合性能，采用平均准确率（OA）、平均交并比（MIoU）、召回率（Recall）、精确率（Precision）、F1 分数（F1－Score）及模型参数量等评价指标。

4　试验结果与分析

4.1　SAM 微调效果与分析

为验证本文采用的 Adapter 技术在微调 SAM 中有效性，将边界框提示输入微调前后的模型，评价指

标如表 1 所示。其中 SAM 为未经微调的原始模型利用边界框提示进行玉米秸秆分割,SAM - box 为基于边界框提示微调后的模型分割。SAM 和 SAM - box 模型的总体精度分别达到 98.29% 和 99.37%,表明二者在像元级分类精度均高。SAM - box 的精确率为 84.22%,优于 SAM 的 71.32%,说明 SAM - box 的秸秆误判率更低,可靠性更高。进一步分析误判样本发现,SAM - box 的误判主要源于两方面:农业机械作业后形成的车辙痕迹,其形态与光谱特征和倒伏秸秆高度相似;农田中有机质含量高的暗色土壤,其光谱响应与腐蚀程度较高的秸秆相近。

SAM - box 的召回率为 87.91%,明显优于 SAM 的 83.49%;SAM - box 的 F1 分数为 87.85%,高于 SAM 的 72.90%,表明 SAM - box 在未显著降低召回率的情况下,保持更高的精确率;SAM - box 的平均交并比达到 81.04%,远高于 SAM 的 46.72%,反映出两者在空间定位精度上的显著差异。对于复杂农田背景下的玉米秸秆分布,SAM - box 的识别边界与人工标注的重合度高于微调前的模型,说明微调效果显著。

表 1 SAM 微调前后效果对比

Tab.1 Comparison of effects of SAM before and after fine-tuning %

模型	平均准确率	平均交并比	召回率	精确率	F1 分数
SAM	98.29	46.72	83.49	71.32	72.90
SAM - box	99.37	81.04	87.91	84.22	87.85

将 SAM - box 模型与 SAM 生成的伪标签进行可视化,如图 5 所示。A ~ D 为单个边框生成的伪标签,E ~ H 为多个边框叠加后的伪标签,其整体结果与定量分析的结果相同,即 Adapter 微调能有效改善 SAM 利用提示框对玉米秸秆分割的效果。当秸秆的形状规则时,并与周围光谱差异较大易于区分时,微调前后的分割结果的效果均较好,能获得清晰的秸秆边界。当秸秆面积较小且分散,同时土壤湿度较高,秸秆在光谱特征空间难以区分,未经微调的 SAM 存在漏分,秸秆不能准确识别,微调后的模型则效果更好。

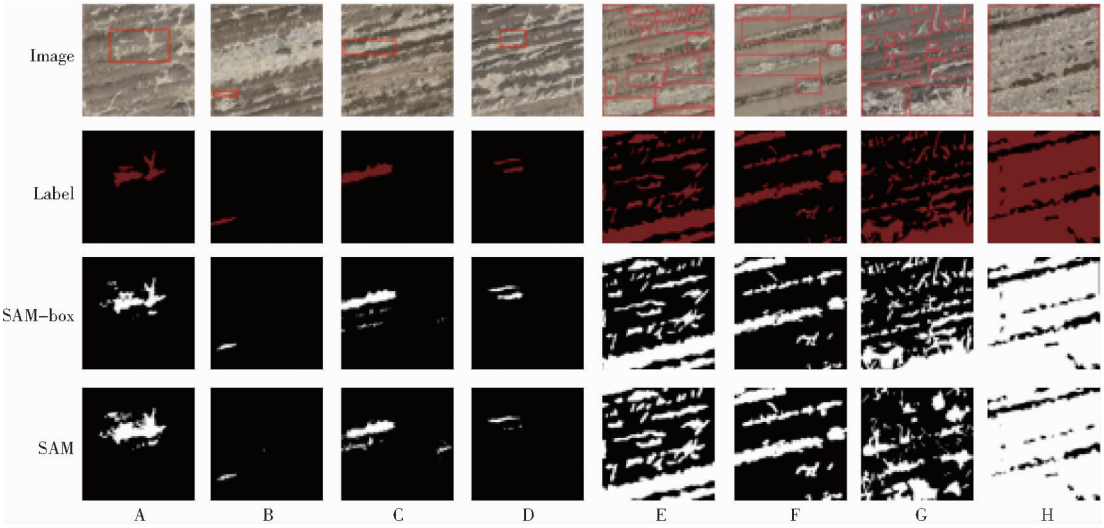

图 5 微调前后 SAM 对秸秆分割结果对比

Fig. 5 Comparison of straw segmentation results by SAM before and after fine-tuning

4.2 改进 U - Net 的农田 UAV 图像秸秆识别

图 6 为改进后的 U - Net 模型在训练集与验证集上的综合性能。随着训练迭代次数的增加,模型的损失值持续下降,而精确率和平均交并比则稳步上升。在训练初期,损失值下降较快,随后逐渐趋于平稳;在 75 ~ 100 次迭代时,训练集与验证集的损失曲线基本保持稳定,说明改进后的 U - Net 模型已有效收敛,且在验证集上的表现与训练集接近,体现了较强的泛化能力。迭代接近 200 次,改进后的 U - Net 模型的平均交并比达到 82.1%,精确率为 92.3%,损失函数值为 0.216。

为验证本文构建的模型对玉米秸秆识别的优越性,选取 U - Net、DeepLabV3 + 和 Box Supervision 3 种语义分割模型进行对比,U - Net 和 DeepLabV3 + 为全监督方法,Box Supervision 为弱监督方法。各项测试评价指标对比如表 2 所示,U - Net 模型整体精度相对较低,平均交并比为 74.8%,F1 分数为 85.8%。DeepLabV3 + 平均交并比提升至 77.5%,F1 分数达到 87.4%。Box Supervision 方法的模型性能得到进一步提升,平均交并比达到 79.3%,F1 分数提高至 88.4%,说明弱监督标注能够为分割提供额外的先验信息。本研究提出的 SAM + 改进 U - Net 方法在各项指标上均取得最佳结果,其中总体精度为 95.4%,平均交并比达到 82.1%,F1 分数提

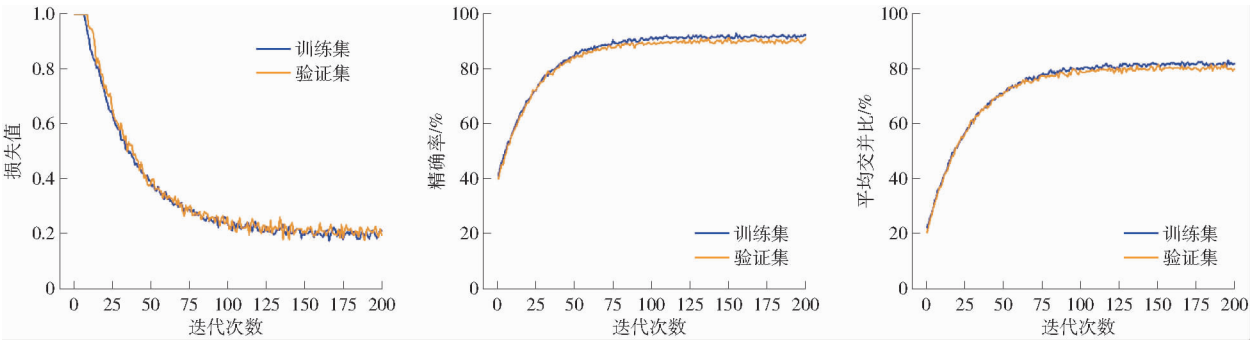

图 6　改进 U－Net 模型在玉米秸秆数据集的测试性能曲线

Fig. 6　Test results of improved U－Net model on maize straw datasets

升至 90.6%，明显优于其他方法，充分验证弱监督学习与分割模型结合的有效性。

表 2　玉米秸秆数据集识别结果对比

Tab. 2　Comparison of recognition results of maize straw datasets　%

模型	平均准确率	平均交并比	召回率	精确率	F1 分数
U－Net	91.2	74.8	83.6	88.1	85.8
DeepLabV3＋	93.1	77.5	85.2	89.7	87.4
Box Supervision	94.0	79.3	86.5	90.5	88.4
SAM＋改进 U－Net	95.4	82.1	88.9	92.3	90.6

从图 7 识别效果的可视化结果看出，不同方法在玉米秸秆覆盖区域的识别效果存在显著差异。U－Net与 DeepLabV3＋等模型在整体区域上可较好地识别秸秆，但在细节处表现不足，尤其是在边缘过渡区域，出现边界模糊、秸秆与土壤混淆等问题。对于细碎的秸秆和条带状覆盖区域，Box Supervision 方法易出现漏分或断裂，导致秸秆识别结果不够完整和连续。而 SAM＋改进 U－Net 在细节保持和边缘刻画方面具有明显优势。首先，SAM 提供的先验掩膜能够精确地识别覆盖秸秆主体区域，有效减少模型在背景复杂情况下的误判；其次，改进 U－Net 逐层特征融合机制，使模型在解码阶段能够充分恢复空间细节，从而使秸秆边界和小目标识别结果更加清晰和连续。SAM＋改进 U－Net 分割结果的秸秆边缘过渡自然，区域完整性高，能够准确保留条带状和块状秸秆的形态特征。

为验证本文方法的有效性，将试验结果与高荧

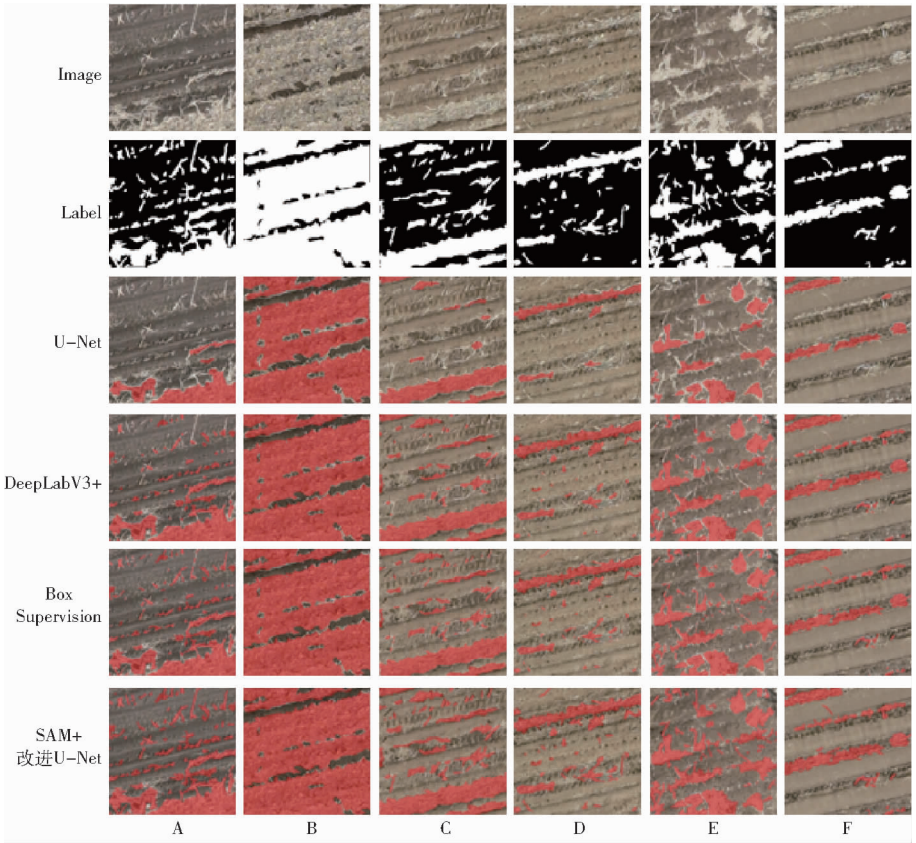

图 7　田间玉米秸秆识别效果对比

Fig. 7　Comparison of maize straw identification effects in field

荧[26]提出的 VGG19Net + CBAM + Focal − Dice Loss 方法进行对比分析。该方法以 VGG19Net 主干网络作 U − Net 编码器部分,使用 Focal − Dice Loss 函数,同时融入 CBAM 注意力机制。最终得到平均交并比为 83.23%,准确率为 93.87%,秸秆识别可视化效果见图 8。本文方法在保持相近分割精度的同时,具有以下优势:本文采用的弱监督方式仅需边界框标注,大幅降低了标注成本,而 VGG19Net 方法依赖于全监督训练所需的像素级标注;本文通过 Adapter 微调策略,增强了模型对 UAV 图像中秸秆识别特征,在复杂背景下表现出更好的鲁棒性;本文改进的 U − Net 引入多尺度卷积与深度可分离卷积模块,在保持精度的同时显著减少了模型参数量,提升了识别效率。

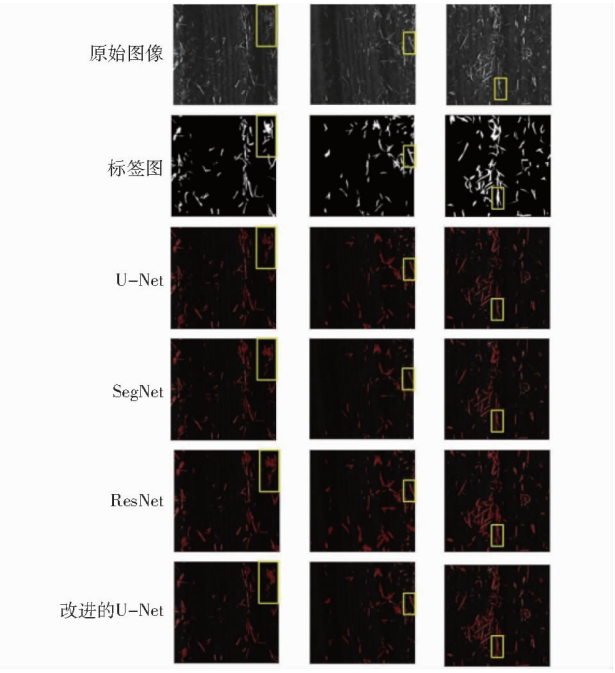

图 8 VGG19Net + CBAM + Focal − Dice Loss 方法秸秆识别效果对比[26]

Fig. 8 Comparison of straw identification by VGG19Net + CBAM + Focal − Dice Loss

从可视化结果对比可见,本文方法在秸秆边缘细节保持和小目标完整性方面表现更优,特别是在条带覆盖和细碎秸秆区域,识别结果更加连续完整。

4.3 保护性耕作区玉米秸秆提取与分析

为验证 SAM + 改进 U − Net 模型在大范围保护性耕作农田玉米秸秆识别的效果,选取吉林省梨树县芦苇合作社保护性耕作示范区开展高分辨率 UAV 图像的秸秆提取试验。试验结果如图 9 所示,红色区域为本模型所提取的玉米秸秆。无人机影像获取的同时,在田间布设 1 m × 1 m 地面样方,采用相机地面摄影,获取地面真值标注,通过地理坐标匹配验证,在拼接后的 UAV 图像中截取对应样方区域,对模型输出结果进行定性与定量验证。绝大多数秸秆成片分布区域提取效果良好,形态结构与实际分布一致。漏提现象主要发生于秸秆较为细碎、覆盖密度较低或与土壤背景差异较小的区域;误提取多出现于土壤湿度较高、颜色偏深或残留根茬较多的区域,其光谱特征与秸秆具有一定相似性,导致混淆。

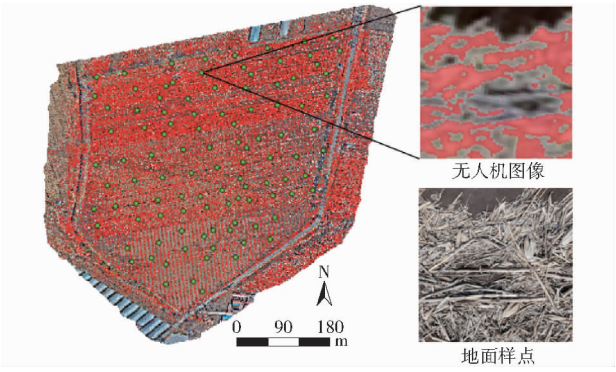

图 9 保护性耕作区玉米秸秆提取结果

Fig. 9 Results of maize straw extraction in conservation tillage area

将 UAV 图像裁剪为与地面样方相匹配的单元,逐单元计算交并比等各项精度评价指标。最终统计得出,总体精度达 96.52%,平均交并比为 65.71%,表明模型在像素秸秆判断和空间细节匹配方面均表现良好。表明 SAM + 改进 U − Net 模型可在玉米秸秆复杂覆盖的状况下,实现快速、准确的秸秆识别和制图。

4.4 消融试验

本文通过消融试验进一步验证所提出方法中各个模块的有效性,对 SAM − box 伪标签生成的不同损失函数以及改进的卷积模块进行组合测试,结果如表 3 所示。从试验结果可以看出,当仅采用伪标签 + BCE 时,平均准确率达 94.42%、平均交并比为 74.80%、召回率为 81.79%、精确率为 88.25%、F1 分数为 84.03%,说明利用 SAM − box 提供的弱监督标签能够显著提升分割性能,并减少对大量人工标注的依赖。在此基础上引入 BCE 与 Dice 联合损失函数后,模型的平均交并比提高至 77.51%,F1 分数达到 85.19%。表明 BCE 损失能够有效约束像素级分类结果,而 Dice 损失更注重区域重叠度,在优化小目标与边界区域秸秆识别时,两者的结合具有协同作用,使秸秆识别结果更加准确与稳定。引入改进 B1 模块后召回率提高至 84.57%,精确率达到 90.64%。引入改进 B2 模块后召回率提高至 88.90%,精确率达到 92.30%。说明改进的 U − Net 模块在多尺度特征提取过程中可增强上下文信息交互,在复杂背景下改善模型秸秆识别能力。

表 3　消融试验结果对比

Tab. 3　Comparison of ablation test results　%

模块组合	平均准确率	平均交并比	召回率	精确率	F1 分数
伪标签 + BCE	94.42	74.80	81.79	88.25	84.03
伪标签 + BCE + Dice	94.54	77.51	83.33	90.03	85.19
伪标签 + BCE + Dice + B1 模块	95.25	78.32	84.57	90.64	85.42
伪标签 + BCE + Dice + B1 模块 + B2 模块	95.40	82.10	88.90	92.30	90.60

5　结论

(1)采用 Adapter 对 SAM 进行微调,利用边界框标注快速生成高质量伪标签,并加入 BCE 和 Dice 联合损失函数进行校正,有效减少像素级标注工作量。微调后的 SAM - box 模型在秸秆伪标签生成中平均准确率、平均交并比、召回率、精确率和 F1 分数分别为 99.37%、81.04%、87.91%、84.22% 和 87.85%。

(2)在改进 U - Net 中融合多尺度卷积与深度可分离卷积模块,增强模型的多尺度特征表达与边界细节保持能力。融合后的 SAM + 改进 U - Net 模型在玉米秸秆识别中,平均准确率为 95.4%,平均交并比为 82.1%,召回率、精确率和 F1 分数分别为 88.9%、92.3% 和 90.6%。整体优于 U - Net、DeepLabV3 + 和 Box Supervision 等模型。

(3)在大范围保护性耕作实际场景下,模型对成片秸秆区域具有良好提取效果,形态与真实分布一致,验证了方法在复杂田间环境下的稳定性与适用性。尽管在细碎、低覆盖度秸秆以及高湿度、深色土壤区域仍存在少量漏提与误提,但整体识别能力稳定,平均准确率为 96.52%,平均交并比为 65.71%。

参　考　文　献

[1] YANG Q, BAILI F. Straw mulching improved yield of field buckwheat (Fagopyrum) by increasing water-temperature use and soil carbon in rain-fed farmland[J]. Acta Ecologica Sinica, 2022, 42: 11 - 16.

[2] DONG Q G, YANG Y, YU K, et al. Effects of straw mulching and plastic film mulching on improving soil organic carbon and nitrogen fractions, crop yield and water use efficiency in the Loess Plateau, China[J]. Agricultural Water Management, 2018, 201: 133 - 143.

[3] SONG Y, GAO M, LI Z. Impacts of straw return methods on crop yield, soil organic matter, and salinity in saline-alkali land in North China[J]. Field Crops Research, 2025, 322: 109752.

[4] 张旸, 高燕, 张延, 等. 秸秆还田方式对东北黑土氮素矿化和氮循环功能基因的影响[J]. 中国农业科学, 2025, 58(10): 1958 - 1968.
ZHANG Yang, GAO Yan, ZHANG Yan, et al. Effects of straw returning methods on nitrogen mineralization and nitrogen cycling functional genes in black soil of Northeast China[J]. Scientia Agricultura Sinica, 2025, 58(10): 1958 - 1968. (in Chinese)

[5] 姜大鹏. 吉林省中西部典型农区玉米保护性耕作遥感监测方法研究[D]. 沈阳: 辽宁科技大学, 2023.
JIANG Dapeng. Study on remote sensing monitoring method of maizeconservation tillage in central and western Jilin Province [D]. Shenyang: Liaoning University of Science and Technology, 2023. (in Chinese)

[6] 沈峰. 吉林省中部黑土区保护性耕作范围遥感识别及时空变化特征研究[D]. 长春: 吉林大学, 2022.
SHEN Feng. Remote sensing identification and analysis on the spatiotemporal change of conservation tillage extent in thecentral black soil region of Jilin Province[D]. Changchun: Jilin University, 2022. (in Chinese)

[7] 农业农村部 财政部关于印发《东北黑土地保护性耕作行动计划(2020—2025 年)》的通知[R]. 中华人民共和国农业农村部公报, 2020: 9 - 11.

[8] 李佳, 吕程序, 苑严伟, 等. 快速傅里叶变换结合 SVM 算法识别地表玉米秸秆覆盖率[J]. 农业工程学报, 2019, 35(20): 194 - 201.
LI Jia, LÜ Chengxu, YUAN Yanwei, et al. Automatic recognition of corn straw coveragebased on fast Fourier transform and SVM [J]. Transactions of the CSAE, 2019, 35(20): 194 - 201. (in Chinese)

[9] CAI W, ZHAO S, WANGY, et al. Estimation of winter wheat residue coverage using optical and SAR remote sensing images [J]. Remote Sensing, 2019, 11(10): 1163.

[10] GAO L, ZHANG C, YUN W, et al. Mapping crop residue cover using adjust normalized difference residue index based on Sentinel - 2 MSI data[J]. Soil & Tillage Research, 2022, 220: 11.

[11] 刘媛媛, 孙宇, 高雪冰, 等. 航拍多光谱田间秸秆覆盖量反演模型的建立与优化[J]. 光学精密工程, 2024, 32(11): 1773 - 1787.
LIU Yuanyuan, SUN Yu, GAO Xuebing, et al. Establishment and optimization of aerial multispectral field straw mulch quantity inversion model[J]. Optics and Precision Engineering, 2024, 32(11): 1773 - 1787. (in Chinese)

[12] WANG D, LI R, ZHU B, et al. Estimation of wheat plant height and biomass by combining UAV imagery and elevation data

[J]. Agriculture, 2023,13(1):21.
[13] 宋蔚程. 基于 Sentinel-2 影像与深度学习的水稻与冬小麦识别算法研究[D]. 南京:南京信息工程大学, 2024.
SONG Weicheng. Research on rice and winter wheat recognition algorithm based on Sentinel-2 image and deep learning[D]. NanJing:Nanjing University of Information Science and Technology, 2024. (in Chinese)
[14] ZHOU J, GU X, GONG H, et al. Intelligent classification of maize straw types from UAV remote sensing images using DenseNet201 deep transfer learning algorithm[J]. Ecological Indicators, 2024,166:15.
[15] WANG Y, GAO X, SUN Y, et al. Semantic segmentation-based conservation tillage corn straw return cover type recognition [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2025,229:15.
[16] 翟雪东, 韩文霆, 马伟童, 等. 基于改进 AdvSemiSeg 的半监督遥感影像作物制图方法[J]. 农业机械学报, 2024, 55(8):196-204.
ZHAI Xuedong, HAN Wenting, MA Weitong, et al. Semi-supervised network for remote sensing crop mapping based on improved AdvSemiSeg[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024,55(8):196-204. (in Chinese)
[17] 高雪冰. 基于语义分割的秸秆还田覆盖类型识别方法研究[D]. 长春:吉林农业大学, 2024.
GAO Xuebing. Research on recognition method of straw return cover typesbased on semantic segmentation[D]. Changchun: Jilin Agricultural University, 2024. (in Chinese)
[18] 岳继博, 李婷, 宋洁, 等. 基于高光谱和深度学习的水稻秸秆覆盖度遥感估算[J]. 河南农业大学学报, 2024,58(5): 838-851.
YUE Jibo, LI Ting, SONG Jie, et al. Estimation of rice residue cover by remote sensing based on hyperspectral and deep learning[J]. Journal of Henan Agricultural University, 2024,58(5):838-851. (in Chinese)
[19] SUN J, YAN S, ALEXANDRIDIS T, et al. Enhancing crop mapping through automated sample generation based on segment anything model with medium-resolution satellite imagery[J]. Remote Sensing, 2024,16(9):1505.
[20] 马钦, 万传峰, 卫建, 等. 基于 U-Net 和特征金字塔网络的秸秆覆盖率计算方法[J]. 农业机械学报, 2023,54(1): 224-234.
MA Qin, WAN Chuanfeng, WEI Jian, et al. Calculation method of straw coverage based on U-Net network and feature pyramid network[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2023, 54(1):224-234. (in Chinese)
[21] KIRILLOV A, MINTUN E, RAVI N, et al. Segment anything[J]. arXiv Preprint, arXiv:230402643, 2023.
[22] CHEN Y, ZHANG G, CUI H,et al. A novel weakly supervised semantic segmentation framework to improve the resolution of land cover product[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing,2023,196:73-92.
[23] WU J, WANG Z, HONG M,et al. Medical SAM adapter: adapting segment anything model for medical image segmentation [J]. Medical Image Analysis, 2025,102:13.
[24] XU H, HE H, ZHANG Y, et al. A comparative study of loss functions for road segmentation in remotely sensed road datasets [J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2023,116:13.
[25] MILLETARI F, NAVAB N, AHMADI S. V-Net: fully convolutional neural networks for volumetric medical image segmentation[C]// Proceedings of 2016 Fourth International Conference on 3D Vision (3DV 2016), 2016:565-571.
[26] 高荧荧. 基于无人机图像的玉米秸秆覆盖比检测研究[D]. 大庆:黑龙江八一农垦大学, 2024.
GAO Yingying. Research on corn straw coverage ratio detection based on UAV images[D]. Daqing: Heilongjiang Bayi Agricultural University,2024. (in Chinese)