doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2026.22.023

基于双分支混合网络与级联线性回归的无人机航拍蔗田作物行与杂草定位方法

张智刚[1,2]　吴　潇[1]　刘　杰[1]　陈顺良[1]　张诚丰[1]　殷　珍[1]
梁健豪[1]　张奥强[1]　张闻宇[1,2]　黄沛琛[3]
(1. 华南农业大学南方农业机械与装备关键技术教育部重点实验室, 广州 510642;
2. 广东省农业人工智能重点实验室, 广州 510642; 3. 仲恺农业工程学院自动化学院, 广州 510225)

摘要: 针对无人机航拍蔗田超大尺度正射图像中作物行与杂草联合定位易受杂草形态破碎、行间干扰及长距离角度误差累积影响的问题,提出一种双分支混合网络(CANESNet)语义分割与级联(RANSAC)线性回归的作物行中心线和杂草定位方法。构建 Segformer 与 MobileNetV3 双分支编码网络,引入 DCNv4 和 UNet 式多级解码结构,以增强作物行连续结构建模和杂草边界细节表达;在此基础上,基于分割掩膜提取作物行特征点,结合旋转投影分组和 2 次 RANSAC 拟合,实现跨区间行线合并与累计误差抑制。试验结果表明,CANESNet 在蔗田作物行与杂草分割任务中平均像素准确率、平均交并比、准确率和 F1 分数分别达 91.21%、85.50%、96.68% 和 94.49%,推理速度为 52.79 f/s;杂草类别交并比、像素准确率和精确率分别为 61.52%、81.19% 和 71.75%。级联 RANSAC 行线提取成功率为 92.65%,实际位置偏差平均值为 0.013 m,角度偏差平均值为 0.074°。结果表明,该方法能够在无需人工预设作物行数的条件下稳定提取蔗田作物行中心线并定位杂草区域,可为蔗田除草机器人导航线生成和精准除草作业提供环境感知支撑。

关键词: 甘蔗; 无人机航拍图; 作物行中心线; 语义分割; 双分支混合网络; 级联 RANSAC
中图分类号: TP753　　**文献标识码**: A　　**文章编号**: 1000-1298(2026)22-0273-11　　**OSID**:

Dual-branch Hybrid Network and Cascaded Linear Regression Method for Crop Row and Weed Localization in UAV Aerial Images of Sugarcane Fields

Zhang Zhigang[1,2]　Wu Xiao[1]　Liu Jie[1]　Chen Shunliang[1]　Zhang Chengfeng[1]　Yin Zhen[1]　Liang Jianhao[1]
Zhang Aoqiang[1]　Zhang Wenyu[1,2]　Huang Peichen[3]
(1. *Key Laboratory of Key Technology on Agricultural Machine and Equipment*, *Ministry of Education*, *South China Agricultural University*, *Guangzhou* 510642, *China*
2. *Guangdong Provincial Key Laboratory of Agricultural Artificial Intelligence* (*GDKL-AAI*), *Guangzhou* 510642, *China*
3. *College of Automation*, *Zhongkai University of Agriculture and Engineering*, *Guangzhou* 510225, *China*)

Abstract: Aiming to address the challenges of joint crop-row and weed localization in ultra-large-scale UAV orthophotos of sugarcane fields, where fragmented weed morphology, inter-row interference, and accumulated angular errors over long distances often lead to unstable segmentation and row extraction offsets, a localization method integrating CANESNet semantic segmentation with cascaded RANSAC-based linear regression was proposed. CANESNet adopted a dual-branch encoder combining Segformer and MobileNetV3, with DCNv4 and a UNet-style multi-level decoder introduced to enhance continuous crop-row representation and fine weed-boundary recovery. Based on the segmentation masks, crop-row feature points were extracted and grouped using rotational projection, followed by two-stage RANSAC fitting to merge cross-regional row segments and suppress cumulative fitting errors. Experimental results showed that CANESNet achieved mPA, mIoU, Acc, and F1 values of 91.21%, 85.50%, 96.68%, and

收稿日期: 2026-04-04　修回日期: 2026-06-02
基金项目: 国家重点研发计划项目(2025YFD2300104)、"尖锋"行动计划(广西重大专项计划)项目(桂科 JF2504850032)和国家糖料产业技术体系项目(CARS-17)
作者简介: 张智刚(1977—),男,教授,博士,主要从事精准农业和农机智能化关键技术研究,E-mail: zzg208@scau.edu.cn
通信作者: 黄沛琛(1982—),男,讲师,博士,主要从事精准农业与农机导航关键技术研究,E-mail: michaelpayson@163.com

94.49%, respectively, with an inference speed of 52.79 f/s. For the weed category, the IoU, PA, and precision reached 61.52%, 81.19%, and 71.75%, respectively. The cascaded RANSAC method achieved a crop-row extraction success rate of 92.65%, with an average positional deviation of 0.013 m and an average angular deviation of 0.074°. These results indicated that the proposed method can stably extract sugarcane crop-row centerlines and localize weed areas without manually presetting the number of crop rows, providing reliable environmental perception support for navigation-line generation and precision weeding operations in sugarcane fields.

Key words: sugarcane; UAV aerial images; crop row centerline; semantic segmentation; dual-branch hybrid network; cascaded RANSAC

0 引言

甘蔗作为重要的糖料作物,生产过程正逐步向规模化、机械化和智能化方向发展[1]。尤其在南方蔗区,大规模连片种植已成为主流生产模式。其中,杂草竞争是制约甘蔗早期生长和产量形成的重要因素[2],传统的人工或粗放式除草方式不仅劳动强度大、作业成本高,而且难以兼顾作物保护与精准作业需求[3-6]。随着农业劳动力持续短缺以及农业装备智能化水平不断提升,依托无人系统实现蔗田环境感知与精准作业,已成为智慧农业领域的重要发展方向[7-10]。

在甘蔗生产过程,除草机器人是提升除草效率和减少作物损伤的关键装备。要实现除草机器人的可靠导航,首要问题在于准确获取蔗田中作物行的空间位置及杂草分布信息,并转换为可供导航系统使用的地理坐标信息[11-14]。随着深度学习技术在农业领域的不断应用,目前基于机器视觉提取作物行几何信息并构建导航线的主流研究,通常遵循“图像分割、特征点聚类、线段拟合”的流程。

在图像分割阶段,现有方法可归纳为 2 类:①以单株作物为基本感知单元,借助目标检测定位后推断作物行结构[15-16],其局部定位精度高,但对缺行断垄的适应性不足。②直接利用语义分割模型区分作物与背景,整体获取作物行分布[17-19],场景适应性好,但因分割结果不包含几何结构表达,需作为后续算法的输入。在特征点聚类阶段,需对由分割掩膜或形态学操作获取的特征点集进行划分,其鲁棒性直接决定最终的拟合准确性。然而,主流方法难以完全适应大规模农田的自动化处理需求。例如 K-Means 算法需预先设定聚类数目[20];而基于密度聚类的 DBSCAN 算法虽无需预设数目,但依赖较高的特征点密度以确保聚类效果,往往会导致大规模场景下输入数据量显著增加[21-22]。在线段拟合阶段,研究者通常在聚类完成后,采用霍夫变换[23]、最小二乘法[24-25]或 RANSAC[26-28]等线性回归方法对各聚类簇进行拟合以实现作物行建模。这类方法在作物行较规则、视角偏差较小的情况下具有一定有效性,但在无人机航拍的超大尺度蔗田场景中,由于作物行跨度长、视角变化累积明显,往往无法有效处理作物行较长时由角度误差引发的定位偏移。

针对上述问题,本文面向无人机航拍蔗田的智能除草作业需求,提出一种基于 Segformer 的双分支结构模型 CANESNet 与级联线性回归的作物行与杂草定位方法。通过构建融合 Segformer 与 MobileNetV3 双分支编码器的语义分割模型,实现蔗田作物行与杂草的精细化识别。通过作物行掩膜的特征点提取与旋转投影分析获取作物行的空间分布特征,并结合级联 RANSAC 线性拟合抑制长距离尺度下累积误差。最终,将识别的作物行与杂草区域映射至地理坐标系,以期为除草机器人导航与精准作业提供可靠的环境感知信息。

1 数据采集与处理

1.1 蔗田航拍图像数据采集

甘蔗生长发育过程通常可划分为出苗期、分蘖期、伸长期和成熟期 4 个阶段。在出苗期,甘蔗苗体高度较低,植株之间尚未形成明显的冠层遮挡,有利于作物行与杂草的区分与识别;而在分蘖期及之后,相邻作物行之间易发生交叉遮挡,不利于作物行提取。另一方面,甘蔗特别是宿根蔗出苗期田间杂草往往基数比较大且生长迅速,易与甘蔗竞争养分、水分与空间,需要及时进行除草作业以保证甘蔗产量。因此,本研究选择在甘蔗出苗期进行研究。航拍平台采用大疆 Mavic 3M 型无人机,具有高分辨率成像能力,并支持实时动态(Real-time kinematic, RTK)高精度定位,可满足农业场景下厘米级空间定位需求。采集时间 2025 年 4 月 28 日,蔗田位于广东省湛江市遂溪县北坡镇下黎村,地块中心位置为北纬 21°09′51.50″,东经 109°51′39.81″。研究地块原始种植面积约为 50 hm^2,为避免地块边缘缺失,在任务规划阶段对地块边界向外进行了适当扩展,最终完

成航拍覆盖面积为 76.94 hm^2。采集时间为 10:00 左右，当日天气为阴天，整体光照条件较为均匀，地表阴影不明显。航拍任务中无人机云台始终保持垂直向下姿态，飞行高度设置为 12 m，航向重叠率为 80%，旁向重叠率为 70%，飞行速度为 3.6 m/s。整个航拍任务过程 RTK 卫星定位系统持续处于固定解状态，定位精度保持在 1.5 cm 以内。在上述参数设置下，图像地面采样间隔值（Ground sampling distance，GSD）约为 0.4 cm/像素。研究田块地理位置及其实景图如图 1 所示。

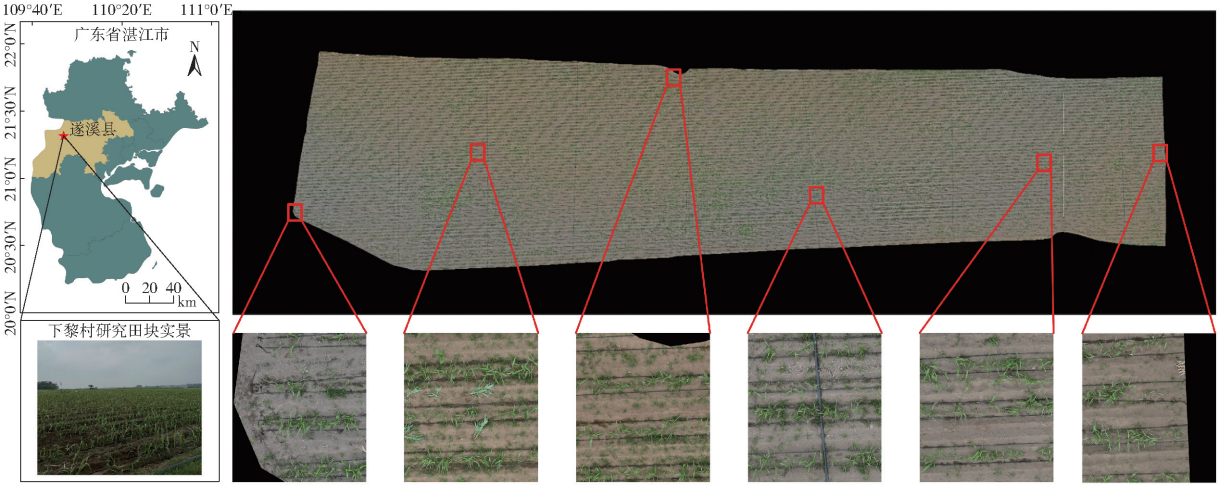


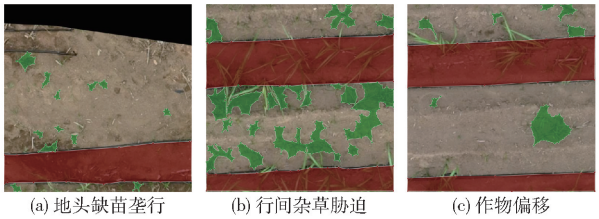
图 1　研究区地理位置、实景图及对应航拍图像 ROI

Fig. 1　Geographical location, field photograph, and corresponding aerial image ROIs of study area

航拍任务共获取原始图像 3 839 幅，单幅图像分辨率为 5 280 像素 × 3 956 像素。所有原始图像数据通过大疆智慧农业平台进行处理，最终拼接生成 1 幅完整的蔗田正射图像（GeoTIFF 格式），分辨率为 115 727 像素 × 34 901 像素。在此基础上，以蔗田实际边界为界限选定感兴趣区域（Region of interest，ROI），将其余像素统一置为黑色背景。ROI 及其局部放大图如图 1 所示，可见区域内图像纹理清晰、结构规则，甘蔗作物行呈现明显的规则条带状分布，作物行整体走向一致，作物行之间基本平行，行距分布较为均匀，土壤背景在图像中大面积裸露，作物行与土壤背景在空间上交替排列，形成较为清晰的明暗与颜色对比特征，部分区域可见连片杂草分布。

1.2　数据集制备

在完成蔗田正射图像拼接与 ROI 区域选取后，为便于语义分割模型的训练与推理处理，将生成的高分辨率蔗田全景图像裁剪为分辨率为 512 像素 × 512 像素的子图，人工筛选获得 500 幅具有代表性的蔗田航拍图像作为原始数据集。样本覆盖不同程度的草害情况以及多种作物行形态特征，包括地块边缘区域、作物行局部偏斜、缺苗以及行间杂草分布不均等典型复杂场景，采用开源标注软件 LabelMe 对所选子图进行人工语义标注。标注过程以作物行中心位置为基准对甘蔗作物行进行整体标注，并视为连续带状目标，而不对单株作物进行区分。杂草目标仅对作物行之间的行间杂草进行标注，行内区域杂草不纳入标注范围，部分标注如图 2 所示。



(a) 地头缺苗垄行　(b) 行间杂草胁迫　(c) 作物偏移

图 2　标注样本示例

Fig. 2　Examples of annotation samples

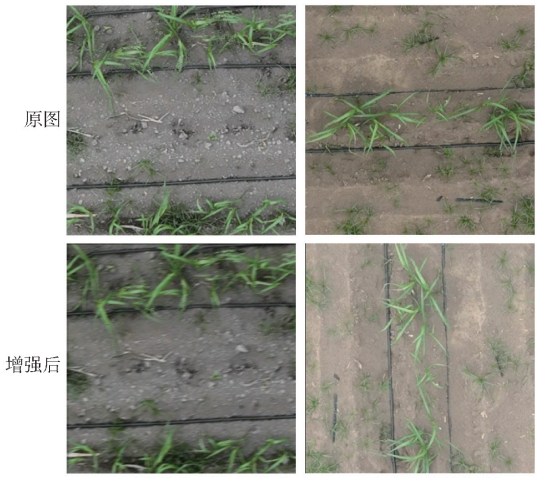
在完成原始样本标注后，对数据集进行数据增强处理，包括 ±90°、±180° 旋转，0 ~ 20% 裁剪与缩放，0 ~ 10 像素运动模糊，−10% ~ 10% 亮度调整，−20% ~ 20% 对比度调整。由于模型基于预训练权重进行微调，故使用 3 倍的扩增规模即可达到微调所需数据集规模。增强后样本集扩展至 1 500 幅图像，样本图像如图 3 所示，对每幅图像同时使用 1 种或多种类型的增强，以增强数据集的多样性。将数据集按比例 8:2 划分为训练集和验证集，并统一转换为 PASCAL VOC 格式的语义分割掩膜图像，以满足模型训练与验证需求。

2　研究方法

2.1　甘蔗作物行与杂草区域分割模型

2.1.1　网络总体框架

针对航拍甘蔗田场景中作物行与杂草区域分割需求，以 Segformer 为基础架构，引入 MobileNetV3 构建双分支特征提取结构，提出了一种名为 CANESNet 的语义分割模型。整体框架继承自



(a) 运动模糊与对比度增强 (b) 亮度与旋转增强

图 3 数据增强后的样本图像

Fig. 3 Sample images after data augmentation

Segformer[29]的分层 Transformer 编码结构,以较低的计算代价获取稳定的全局表征能力。与一般地物分割不同,甘蔗作物行在图像中具有贯穿性与连续性,空间走向与整体结构信息依赖较大的感受野;而杂草区域则呈现尺度差异显著、形态破碎且边界复杂等特点,更依赖底层纹理与局部细节的充分表达。基于上述差异化特征,单一编码路径难以同时兼顾全局一致性与局部细节判别,因而本文以 Segformer - b0 为基础,在主分支之外,引入基于卷积神经网络的 MobileNetV3[30]细节分支,形成全局与局部协同的双分支编码结构。

在网络前向传播过程,输入图像分别进入 2 条并行特征提取路径:Segformer 分支通过多级特征提取单元逐层提取高层语义特征,对作物行整体结构与跨区域关联的建模;MobileNetV3 分支则以卷积与带有 SE(Squeeze-and-excitation)注意力[31]的倒残差模块为主,重点保留浅层纹理、边界与小尺度目标的判别线索,并在深层引入可变形卷积(Deformable convolution, DCN)算子 DCNv4 以增强特征对齐与几何适应的能力。Segformer 分支输出经逐级上采样后,与 DCN - MobileNetV3 分支相应尺度特征进行通道拼接,共同形成同时包含全局语义与局部细节的多尺度表示。在解码阶段,原始 Segformer 使用多层感知机解码器对特征图进行线性映射解码,容易导致小尺度区域预测不完整。采用 UNet[32]式多级解码器进行逐层解码与细节恢复,利用跳跃连接使底层细节与高层语义共同参与解码,并额外加入瓶颈解码层,利用 MobileNetV3 最深层特征图构建瓶颈结构,强化语义特征表达,最终经分割头输出与输入同分辨率的掩膜结果。CANESNet 整体结构如图 4 所示。

2.1.2 DCN - MobileNetV3 主干网络

为增强航拍高分辨率蔗田图像中杂草区域的局部特征提取能力,同时兼顾模型整体的计算效率,在双分支结构中引入 MobileNetV3 作为卷积编码主干,并在高层特征提取阶段融合可变形卷积算子 DCNv4[33],构建 DCN - MobileNetV3 主干网络,结构如图 4 所示。在原始 MobileNetV3 网络中,使用深度可分离卷积与倒残差模块平衡特征提取效率与网络深度,并在瓶颈层结构中嵌入 SE 注意力机制,增强模型对关键纹理与边缘特征的捕捉能力。此外,针对传统非线性函数在边缘设备推理时计算瓶颈,MobileNetV3 引入分段线性的 Hard - Swish 激活函数替代原有的 Swish 函数,改善模型在低精度量化环境下数值稳定性。

在 MobileNetV3 骨干网络结构中,首先采用 1 ×

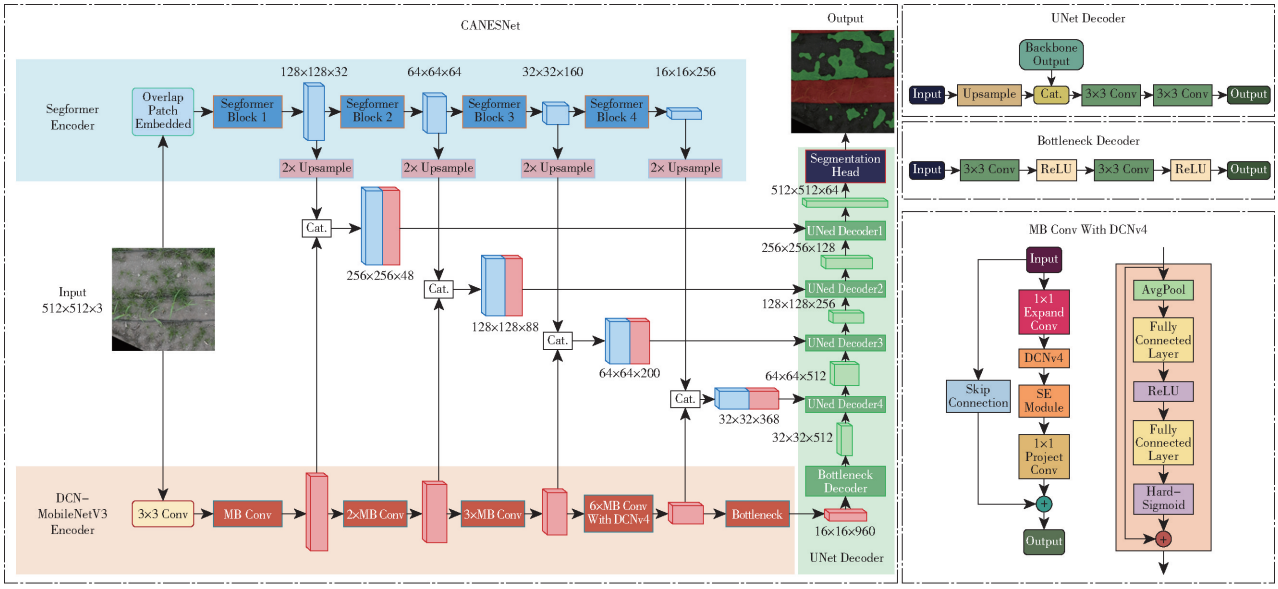


图 4 CANESNet 网络结构

Fig. 4 CANESNet network structure

1 卷积对输入特征进行升维处理以构建高维特征空间，配合深度可分离卷积与 Hard－Swish 激活函数进行空间特征提取，随后 SE 注意力模块通过全局平均池化压缩空间信息，并经由 2 个全连接层计算通道依赖关系生成权重系数，再将权重与特征图逐通道相乘，完成特征的自适应重标定以抑制无效背景干扰。最后使用 1×1 逐点卷积将特征还原至目标维度并进行特征融合输出。引入 MobileNetV3 分支为原 Segformer 架构补充了局部归纳偏置，弥补了 Transformer 架构在浅层纹理捕捉的不足，提升模型在复杂田间环境下对杂草边缘与细微特征的解析能力。

由于杂草丛的尺度、形状存在明显差异，且目标区域常与作物行边界邻接，因此需在固定感受野的卷积操作和具有全局感知能力的自注意力机制之间补充感受野动态调整机制以适应形态多变的杂草目标。在 MobileNetV3 中引入可变形卷积 DCNv4 以增强特征提取的空间自适应能力。不同于传统规则卷积在固定采样位置进行特征聚合，DCNv4 通过引入可学习的偏移量，使卷积核的采样位置能够依据输入特征的空间分布进行动态调整；同时引入调制系数，以抑制无效偏移对后续网络层的影响。此外，DCNv4 对通道进行分组，并为每个分组分别学习最优偏移量，从而获得更精细的输出特征表示。对输入特征图 $x \in \mathbb{R}^{h\times w\times c}$，DCNv4 输出 y 计算式为

$$y = \mathrm{concat}([y_1, y_2, \cdots, y_g], axis = -1) \tag{1}$$

其中

$$y_g = \sum_{k=1}^{K} m_{gk} x_g(p_0 + p_k + \Delta p_{gk}) \tag{2}$$

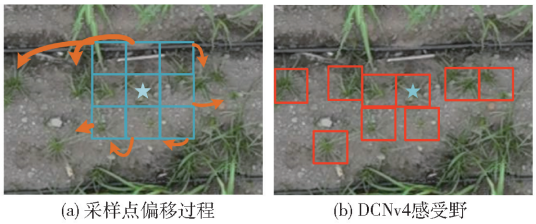
式中　p_0——卷积核的采样中心坐标

p_k——第 k 个采样点与采样中心相对坐标

Δp_{gk}——第 g 个分组第 k 个采样点偏移量

m_{gk}——对应的调制系数

式(1)表示对所有分组的权重进行逐通道相加，式(2)为单个分组内的特征聚合过程。采样点偏移过程如图 5a 所示。蓝色方框为普通卷积采样点，浅蓝色星形符号为采样中心，橙色箭头指向采样点偏移位置，红色方框为偏移后采样点。



(a) 采样点偏移过程　　(b) DCNv4感受野

图 5　DCNv4 采样偏移与感受野示意图

Fig. 5　DCNv4 sampling offsets and receptive field

在计算复杂度方面，DCNv4 取消 Softmax 操作，移除了对权重值的范围限制，以增强特征表达能力并提升算子学习效率；同时，通过共享 GPU 线程完成同一分组内不同通道的偏移量计算，从而避免额外复杂度增长，维持特征提取精度并提高计算效率。

2.1.3　UNet 多级解码器

原始 Segformer 采用基于多层感知机的解码方式对不同尺度特征进行线性映射与统一上采样，其对空间结构信息的建模能力有限，浅层特征中纹理与边界信息难以在解码阶段得到充分利用，易影响杂草区域边缘与作物行轮廓的精细表达。基于上述特性，引入 UNet 式多级解码器对融合后多尺度特征进行逐级重建，解码器结构如图 4 所示。UNet 解码结构通过自顶向下的上采样路径，将高层语义特征逐步恢复至高分辨率空间，并通过跳跃连接将编码阶段对应尺度的特征直接引入解码过程，使浅层空间信息与深层语义特征在不同尺度下进行融合，从而更有利于保持目标边界与局部结构的一致性。为充分利用最深层的语义信息，在标准 UNet 解码路径前额外引入一层瓶颈解码模块，用于处理最深层的高维特征表示。

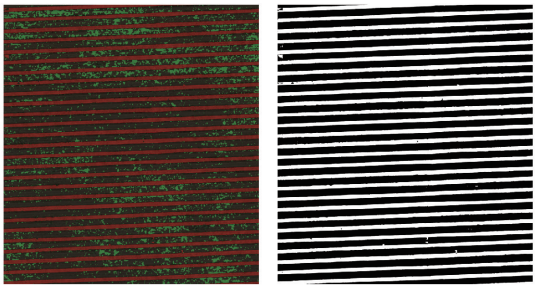
设计瓶颈解码模块时，由于 MobileNetV3 分支在该层输出通道数较高，直接参与后续解码融合会增加计算负担，因此通过 3×3 卷积对通道数进行压缩，并进一步采用 3×3 卷积对特征分布进行重整，以获得更适合后续逐级解码的特征表示。其余解码器依次执行 4 级 UNet 解码块，通过上采样与特征拼接逐步恢复空间分辨率，最终经 1×1 卷积输出与输入子图像分辨率一致的分割结果。

2.2　作物行中心线提取方法

2.2.1　作物行特征点提取

在获取前述语义分割模型输出的多类别掩膜图像后，为便于几何结构分析，仅保留作物行区域信息，将掩膜中属于杂草及其他非作物行类别的像素统一置为背景，将作物行类别像素置为前景，通过将背景像素置 0，前景像素置 1，得到作物行二值掩膜图像。模型输出的分割掩膜及其二值化结果如图 6 所示。

为减少作物行中心线拟合的计算量，采用像素统计的峰值分析方法提取作物行特征点。根据作物行的近似方向(本文为水平)，将作物行二值掩膜沿作物行走向的近似法向划分为若干宽为 d 的条带。经离线试验验证，当作物行走向为 45°时，无论将条带设定为纵向还是横向，提取的特征点仅在图像尾部小区域内出现偏移。这是由于条带无法完整覆盖



(a) 分割掩膜 (b) 二值化图像

图 6 模型输出的分割掩膜及其二值化图像

Fig. 6 Segmentation mask output by model and its binarized result

倾斜作物行所致,但偏移的特征点数量在总点数中占比很少,不会对拟合结果造成影响。为平衡计算效率与拟合准确性,选取 d 为 120 像素。对任意条带,统计该条带内每行上白色像素点数量,从而得到该条带对应的行像素投影直方图。由于作物行在二值图像中表现为连续的白色区域,统计结果在直方图中将形成一系列明显的波峰结构,每个波峰对应于 1 条作物行在该条带中垂直位置。随后,对行像素投影直方图进行峰值检测。为消除由分割误差或局部噪声引起的干扰,设置像素数量阈值,对高度低于阈值的波峰进行滤除,以去除面积过小的白色块。通过对条带直方图的抽样统计,取像素阈值为 20 可较好地过滤噪声并提取特征点;在此基础上,统计每个波峰的连续宽度,当波峰宽度小于给定阈值时予以剔除。对筛选后每个有效波峰,分别记录其对应白色块的上边界和下边界纵坐标($y_{n,t}^{top}$,$y_{n,t}^{bottom}$),其中 n 表示条带编号,t 表示条带内自上而下第 t 条作物行,以条带中心横坐标 x_n 作为特征点的横坐标,并以上下边界纵坐标平均值作为特征点的纵坐标,从而得到作物行特征点坐标,作物特征点提取流程如图 7 所示。

2.2.2 基于级联 RANSAC 的作物行中心线提取方法

在获得作物行特征点后,进一步提取作物行中心线。甘蔗作物行通常呈现为 1 组近似平行的直线,但受地形起伏与播种误差影响,单条作物行在长距离范围内可能存在轻微方向偏差。因此,本文提出一种旋转投影与二次 RANSAC 拟合相结合的作物行中心线提取方法。在像素坐标系下估计作物行的整体倾角,并将所有特征点绕图像中心进行反向旋转,使特征点近似水平分布,并平移点集,使位于负数区间的点落在正数区间。

在此基础上,将旋转后的特征点按固定步长投影至作物行垂直方向,形成一维投影统计分布。投影步长略大于作物行行宽,以保证同一作物行的特征点在投影空间中能落入相同或相邻的投影区间,如图 8a 所示。通过对行宽的抽样统计,宽度范围为 140 ~ 150 像素,本文取 120 像素作为直方图区间宽度。通过阈值筛选去除干扰与噪声点,并将同一区间的特征点归为同一聚类,从而获得作物行的初始分组结果。随后,在每一组特征点上采用 RANSAC 方法进行直线拟合,得到作物行初始中心线。第 1 次拟合结果如图 8b 所示,直线下特征点为参与拟合的特征点。

然而,由于种植时机具的对行误差,作物行微小斜率偏差在超长尺度范围下会逐渐累积,导致特征点跨越相邻投影区间,从而被分割为多段初始直线,图 8b 中第 5、6、13、19 行累计误差对拟合结果均有影响。为消除累计误差,使用线段间的距离作为判据,采用 Shapely 几何库中 LineString. distance 方法计算 2 条有限线段之间的空间距离,以合并跨越区间的作物行线。对于待计算距离的线段$\overline{AB}$、$\overline{CD}$,设 2 条直线参数化方程为

$$P(r) = A + r(B - A) \tag{3}$$

$$Q(s) = C + s(D - C) \tag{4}$$

式中 $P(r)$——线段$\overline{AB}$参数化方程

$Q(s)$——线段$\overline{CD}$参数化方程

A、B、C、D——2 直线端点坐标

r、s——线段上某点相较线段起点的相对位置

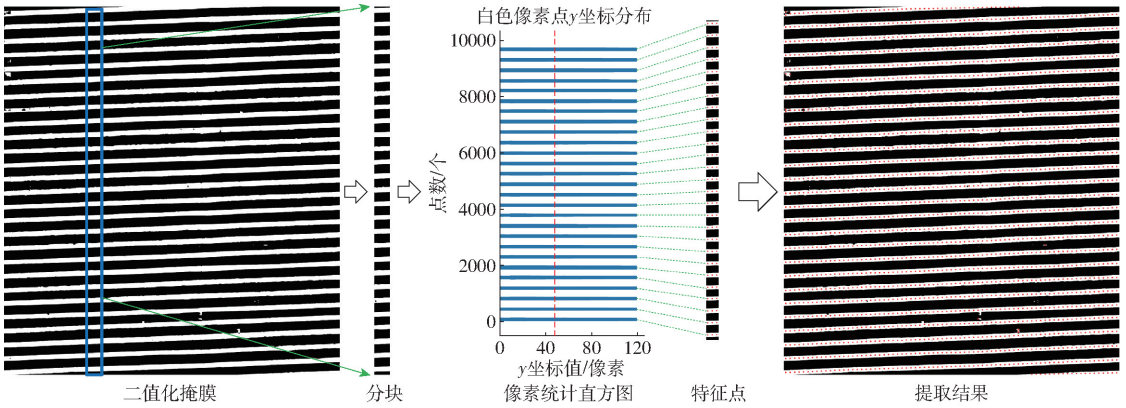
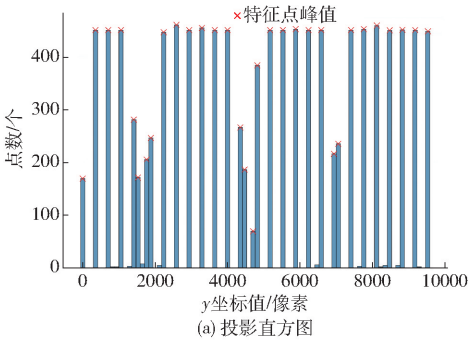


图 7 作物行特征点提取流程

Fig. 7 Flow of crop row feature point extraction



(a) 投影直方图

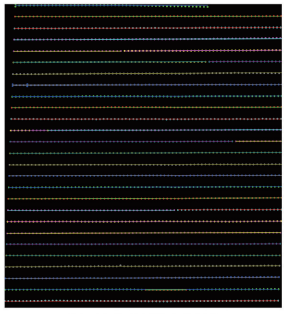

(b) 各分组拟合结果

图 8　第 1 次 RANSAC 拟合结果

Fig. 8　Result of the first RANSAC fitting

通过联立 2 条直线方程 $P(r)=Q(s)$，解得交点位置参数 r、s，当满足 $r\in[0,1]$ 且 $s\in[0,1]$ 时，则认为 2 条线段相交，否则认为 2 条线段不相交。当 2 线段不相交时，其距离定义为 4 个端点到对方线段距离中最小值，即

$$d(\overline{AB},\overline{CD})=\min\left(d(A,\overline{CD}),d(B,\overline{CD}),d(C,\overline{AB}),d(D,\overline{AB})\right) \quad (5)$$

式中　$d(\overline{AB},\overline{CD})$——线段$\overline{AB}$到线段$\overline{CD}$的距离

$d(A,\overline{CD})$、$d(B,\overline{CD})$——端点 A、B 到线段$\overline{CD}$的距离

$d(C,\overline{AB})$、$d(D,\overline{AB})$——端点 C、D 到线段$\overline{AB}$的距离

$\min(\ )$——距离最小值

点到线段的距离可由对应的欧氏距离公式求出。当 2 条中心线段之间的距离小于给定阈值时，认为其来源于同一条作物行，并将对应特征点集合合并后再次采用 RANSAC 方法进行拟合，从而获得最终的作物行中心线。距离阈值为对 1 次 RANSAC 结果分析取得的经验值，本文设置为 50 像素。最终作物行中心线拟合结果如图 9 所示。

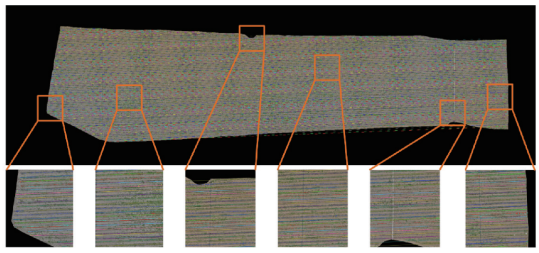


图 9　最终作物行中心线拟合结果及其局部放大图

Fig. 9　Final fitting result and its magnified views

3　试验与结果分析

3.1　模型训练环境与参数设置

为保证试验结果可靠性，所有消融试验与横向对比试验均使用同一计算平台进行，主要硬件参数为 AMD Ryzen7 5700X 的 CPU 以及 NVIDIA RTX 3090 24 GB 的 GPU。同时配置 32 G 的 RAM 以满足训练需要。训练使用的工具链版本分别为 Python3. 11. 0、Pytorch2. 7. 0 和 CUDA12. 6。所有模型训练的超参数均保持一致，超参数设置分别为训练轮次 300，初始学习率 1×10^{-4}，最小学习率 1×10^{-6}，权值衰减 0. 01，动量 0. 9，批次大小 6，初始种子 11，学习率下降算法为余弦退火，优化器为 AdamW。

3.2　评价指标

甘蔗作物行与杂草分割模型主要通过准确率(Accuracy，Acc)、平均像素准确率(Mean pixel accuracy，mPA)、平均交并比(Mean intersection over union，mIoU)以及 F1 分数进行评价，模型推理效率通过模型推理速度(FPS)进行评估。

作物行中心线提取评价指标由成功率 S 和偏差 δ 构成。对作物行是否提取成功判据：①若提取的作物行中心线在空间上出现明显中断，无法形成一条连续曲线，则判定为断行。②若提取的作物行中心线落入其他作物行区域或对应到错误的作物行，则判定为错行。③若人工标记中存在的作物行在提取结果中完全未被检测到，则判定为漏行。④针对每条提取的作物行中心线，分别检查起点与终点位置是否与人工标记的对应起点、终点误差在 300 像素以内，若满足要求，则认为作物行成功识别。在上述判别基础上，将未发生断行、错行和漏行的作物行视为成功识别的作物行。据此，成功率 S 定义为成功识别的作物行数量与作物行总数的比值。

同时由于地块边缘的作物行种植偏差较大，易因噪声产生重复检测，而导致检出行数大于实际行数，因此，本文进一步给出算法复检的作物行数。由于整幅航拍图像尺度较大，逐行人工精标难以实现，偏差 δ 定义采用分区抽样的方式进行偏差评估，将实际耕种区域沿 x 轴方向均匀划分为 10 个子区域，并在第 1、5、7、10 子区域内进行人工抽检。人工标注每个抽检子区域内行的中心线，计算人工标注与算法提取的 2 条中心线之间的最大像素距离并乘以航拍图 GSD，作为该子区域内该作物行的偏差值。最终，将所有抽检子区域内作物行偏差取平均，作为

作物行中心线提取的整体位置偏差指标。

3.3 模型分割性能

3.3.1 不同模型分割性能试验

为验证 CANESNet 在甘蔗作物行与杂草检测任务中有效性,基于前述数据集与训练参数,与其他主流的语义分割模型进行精度与识别效果比较,模型精度试验结果如表 1 所示,CANESNet 平均像素准确率和平均交并比分别达 91.21% 和 85.50%,准确率与 F1 分数为 96.68% 和 94.49%。通过多分支特征融合策略的优化,CANESNet 平均交并比相比 ResNet50 _ PSPNet、MobileNetV2 _ DeepLabV3 +、MobileNetV3_UNet 及 Vgg_UNet 分别提升 1.17、1.81、4.35、5.63 个百分点。尽管在准确率上,由于杂草区域与作物行区域像素数量差距较大,导致该指标饱和较快。但本文方法在平均像素准确率和平均交并比等指标均较其他模型有一定提升,证明了本文提出的网络改进策略在提升作物与杂草识别精度方面的有效性。在运行效率方面,CANESNet 推理速度达到 52.79 f/s。虽然为应对杂草与作物高度重叠的复杂场景引入多分支结构,导致模型速度相较部分模型有所降低,但仍完全满足无人机航拍图像的实际工程处理需求,实现了精度与推理速度的良好平衡。

表 1 CANESNet 和其他语义分割模型试验结果

Tab. 1 Experimental results of CANESNet and other models

模型	平均像素准确率/%	平均交并比/%	准确率/%	F1 分数/%	推理速度/(f·s^{-1})
CANESNet	91.21	85.50	96.68	94.49	52.79
MobileNetV2_DeepLabV3 +	90.00	83.69	96.54	93.23	95.22
Vgg_UNet	87.23	79.87	94.88	90.99	41.95
MobileNetV3_UNet	88.52	81.15	95.83	90.11	53.87
Segformer - b0	90.51	83.88	96.62	91.18	88.05
ResNet50_PSPNet	91.03	84.33	96.65	94.02	88.52

同时,为测试模型在实际识别过程的准确性和抗干扰能力,选取该蔗田中具有代表性的复杂场景作为测试集,共 200 幅,测试集图像选取标准为包含多尺度杂草丛、存在干扰物、作物稀疏、杂草与作物行质量,6 个模型实际检测效果如图 10 所示,相较于其他模型,CANESNet 在处理多尺度杂草丛时能够精准识别大面积杂草内部的空隙细节,且过分割现象最轻微。在作物稀疏场景,MobileNetV2 _ DeeplabV3 + 和 ResNet50_PSPNet 在作物行边缘提取上存在细微缺失,UNet 系列模型则出现了明显的分割偏差。针对行间有干扰物的场景,其他模型均不同程度地将干扰物误判为杂草或作物,而 CANESNet 表现出良好的抗干扰性,未受此类噪声影响。特别是在杂草与作物行重叠的区域,针对行内杂草归属于作物行这一标注特征,其他模型出现了语义混淆,错误地将行内杂草单独分割,破坏了作物行的连续性并导致精度下降;而 CANESNet 能准确理解全局结构,保持了作物行的完整性。综上所述,CANESNet 在实际应用中具备良好的鲁棒性,成功实现了兼顾细节捕捉与全局结构感知的目标。

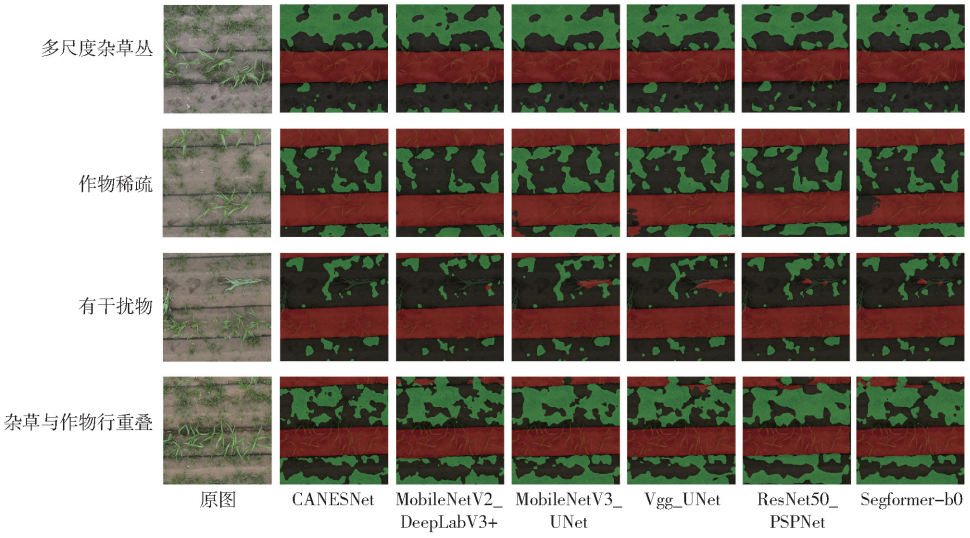


图 10 典型场景下各模型分割效果

Fig. 10 Segmentation results of different models in typical scenes

3.3.2 消融试验

为验证引入 MobileNetV3 分支、DCNv4 和 UNet 解码器对模型性能的影响,进行了消融试验,结果如表 2 所示。MobileNetV3 分支的引入提高了模型平均交并比,相较于基准模型 Segformer - b0 提升 1.02 个百分点,F1 分数提高 2.15 个百分点。随着 UNet

解码器的加入，平均交并比进一步提高至 85.32%，同时平均像素准确率与准确率也同步增长。最终，加入 DCNv4 模块后，平均交并比和平均像素准确率分别提升 1.62、0.7 个百分点，充分验证了各组件集成的有效性。

表 2　消融试验结果

Tab.2　Result of ablation study　%

MobileNetV3	UNet	DCNv4	平均像素准确率	平均交并比	准确率	F1 分数
×	×	×	90.51	83.88	96.62	91.18
√	×	×	90.74	84.90	96.84	93.33
√	√	×	91.16	85.32	96.97	94.44
√	√	√	91.21	85.50	96.68	94.49

注：√表示使用该模块，×表示未使用该模块。

3.4　作物行中心线提取算法性能评价

根据前述评价指标，对级联 RANSAC 提取的作物行中心线进行成功率统计，结果如表 3 所示，其中实际作物行数为 68 行。由表 3 可以看出，基于级联 RANSAC 提取作物行中心线方法成功率达 92.65%，较 K－Means 提升 2.94 个百分点。且无漏行现象出现。说明基于级联 RANSAC 方法在未引入人工行数统计作为先验条件下仍可保证较好的行线提取准确性。

表 3　级联 RANSAC 与 K－Means 算法成功率

Tab.3　Success rates between cascade RANSAC and K－Means algorithms

算法	成功识别行数	断行	错行	漏行	复检行数	成功率/%
级联 RANSAC	63	0	5	0	5	92.65
K－Means	61	0	5	2	0	89.71

在统计基于级联 RANSAC 方法所提取作物行中心线与人工标定行线误差时，采用记录人工标定作物行中心线和算法提取作物行中心线的原始起终点坐标的方式保证结果可被复现。最终误差统计结果如表 4 所示。其中最大位置偏差为 0.211 m，平均位置偏差为 0.013 m，最大角度偏差为 1.916°，平均角度偏差为 0.074°。结果表明，本文行线提取方法能够较好地提取甘蔗作物行的中心线。

表 4　基于级联 RANSAC 方法作物行提取误差统计

Tab.4　Error statistics of crop row extraction based on cascaded RANSAC

误差类型	平均值	最大值	标准差	RMSE
像素位置偏差/像素	3.356	52.962	8.060	8.731
实际位置偏差/m	0.013	0.211	0.032	0.035
角度偏差/(°)	0.074	1.916	0.171	0.187

综上所述，作物行中心线提取效果与拟合策略对大尺度、超长行结构的适配能力相关。传统基于聚类的行线提取方法通常依赖总行数作为先验设定，当田块长度显著增加或局部种植不均导致行结构发生变化时，易出现漏行问题。而本文提出的级联 RANSAC 方法在无需人工统计作物行总数的前提下仍能保持较高的行线提取可靠性，可用于提取超长且大尺度地块的作物行线提取。

4　讨论

4.1　杂草定位结果分析

由于蔗田环境下杂草形态各异且常与作物行发生重叠，对杂草类别模型识别效果评估使用该类别交并比（Intersection over union，IoU）、像素准确率（Pixel accuracy，PA）以及精确率（Precision，P）作为评价指标。

基于 3.3.1 节所述 200 幅测试集，各模型的杂草单类分割精度结果如表 5 所示，结果表明，CANESNet 在杂草检测的各项关键指标上均优于其他模型。杂草交并比达到 61.52%，较 Segformer－b0、Vgg _ UNet、MobileNetV2 _ DeeplabV3 与 MobileNetV3 _ UNet、ResNet50 _ PSPNet 分别提升 3.24、7.63、5.91、6.94、10.17 个百分点，证明 CANESNet 在杂草分类任务中综合性能较好。在像素准确率上，本文方法达 81.19%，相较 ResNet50_PSPNet 提升 9.86 个百分点，表明该模型能有效识别出绝大部分零散杂草。同时 CANESNet 精确率达 71.75%，反映了双分支混合网络在区分作物与杂草特征时的判别能力，有效降低了将作物行边缘误判为杂草的概率。

表 5　各模型杂草单类分割精度结果

Tab.5　Results of per-class segmentation metrics for weed category　%

模型	交并比	像素准确率	精确率
CANESNet	61.52	81.19	71.75
Vgg_UNet	53.89	77.95	63.58
MobileNetV3_UNet	54.58	77.27	65.02
MobileNetV2_DeepLabV3 +	55.61	73.01	70.01
Segformer－b0	58.28	78.99	68.98
ResNet50_PSPNet	51.35	71.33	64.71

结合图 10，可以更直观地验证 CANESNet 在杂草定位上的性能。对于多尺度杂草丛以及行内延伸杂草的复杂场景，CANESNet 能够清晰界定杂草与作物行的物理边界，实现杂草精准定位。相比之下，UNet 系列和 PSPNet 在处理杂草与作物交织区域时，由于缺乏对细微空隙的捕捉能力，导致杂草定位结果呈现块状连通，从而产生了较高的误报率。

4.2 级联流程中的误差传递

由于采用“语义分割-特征点提取-级联 RANSAC 拟合”的串行流程,分割模型误差会不可避免地向后传递,并被后续算法放大或抑制。为探究分割精度对中心线提取结果的影响,选取 CANESNet、DeepLabV3 +、MobileNetV3_UNet 3 个具有代表性差异的模型进行可视化分析,结果如图 11 所示。

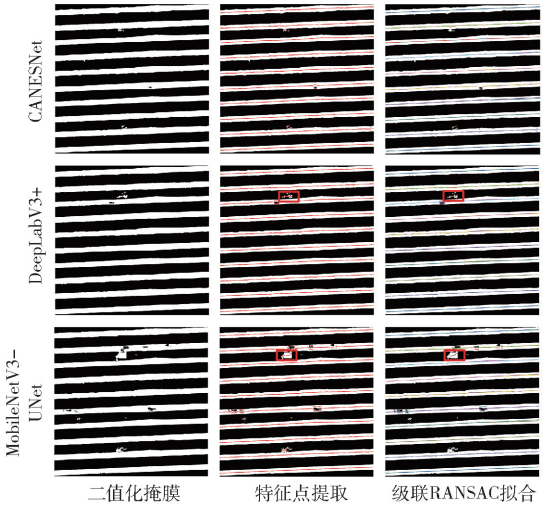


图 11 分割精度对行线提取结果的影响

Fig. 11 Impact of segmentation accuracy on row line extraction results

由图 11 可知,拟合偏差主要受行间误分割干扰较大,原因是为了尽可能保留作物行末端的少量作物,需要使设定的距离阈值和内点数量下限具有一定宽容度,因而导致算法对行间的分割噪声较为敏感。图 11 红框区域中,MobileNetV3 _ UNet 与 DeepLabV3 + 由于将行间的杂草或倒伏蔗苗分割为作物行,产生了较大的块状假阳性掩膜,导致在非作物行区域拟合出错误的直线段。相对而言,分割掩膜内部小空洞对最终拟合结果的影响较轻微。尽管 3 个模型在部分较窄作物行区域均存在微小的断裂,但由于作物行整体呈长条状连续分布,错误的特征点占总点数的比例不足以影响拟合结果。因此算法能够忽略这些空洞,准确拟合出全局中心线。

综上,行外噪声对本文提出的级联中心线提取流程影响较大,而行内缺失的影响程度较小。模型分割精度与拟合精度具有相关性。结合图 10 和表 5 可知,本文提出的 CANESNet 具备较低的误检率和抗干扰能力,是后端级联 RANSAC 能够稳定、准确提取作物行中心线的核心前提。

5 结论

(1)针对无人机航拍蔗田超大尺度正射图像中作物行与杂草联合定位易受杂草形态破碎、行间干扰及长距离角度误差累积影响的问题,本文提出一种融合 CANESNet 语义分割与级联 RANSAC 线性回归的蔗田作物行中心线和杂草定位方法。通过 Segformer 与 MobileNetV3 双分支编码结构增强全局语义与局部细节表达,并结合 DCNv4 与 UNet 式多级解码提高作物行连续结构和杂草边界的识别能力;同时,基于分割掩膜提取作物行特征点,利用旋转投影分组与 2 次 RANSAC 拟合实现跨区间作物行中心线合并,有效抑制超长行结构下拟合误差。

(2)试验结果表明,CANESNet 在作物行与杂草分割任务中平均像素准确率、平均交并比、准确率和 F1 分数分别达到 91.21%、85.50%、96.68% 和 94.49%,推理速度为 52.79 f/s;杂草类别交并比、像素准确率和精确率分别达到 61.52%、81.19% 和 71.75%,表明模型对复杂行间杂草具有较好的识别与定位能力。基于级联 RANSAC 的作物行中心线提取成功率为 92.65%,在无需人工预设作物行数的条件下,实际位置偏差平均值为 0.013 m、角度偏差平均值为 0.074°。结果表明,本文方法能够稳定获取蔗田作物行中心线和杂草分布信息,可为蔗田除草机器人导航线生成与精准除草作业提供定位支撑。

参 考 文 献

[1] 刘庆庭,黄瑶,蒋姣丽,等. 甘蔗机械化收获技术与装备研究综述[J]. 农业机械学报, 2024, 55(12): 1-21.
Liu Qingting, Huang Yao, Jiang Jiaoli, et al. Technology and equipment of sugarcane harvesting mechanization review[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(12): 1-21. (in Chinese)

[2] 罗柳茗, 李岩舟, 石美琦, 等. 基于 YOLOv8n 的甘蔗杂草识别方法[J]. 中国农机化学报, 2025, 46(2): 237-244.
Luo Liuming, Li Yanzhou, Shi Meiqi, et al. A identification method for sugarcane weed based on YOLOv8n[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2025, 46(2): 237-244. (in Chinese)

[3] 张硕, 刘禹, 熊坤, 等. 基于特征工程的大田作物行中心线识别方法[J]. 农业机械学报, 2023, 54(增刊 1): 18-26.
Zhang Shuo, Liu Yu, Xiong Kun, et al. Center line detection of field crop rows based on feature engineering[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(S1): 18-26. (in Chinese)

[4] 王爱臣, 张敏, 刘青山, 等. 基于区域生长均值漂移聚类的苗期作物行提取方法[J]. 农业工程学报, 2021, 37(19): 202-210.
Wang Aichen, Zhang Min, Liu Qingshan, et al. Seedling crop row extraction method based on regional growth and mean shift clustering[J]. Transactions of the CSAE, 2021, 37(19): 202-210. (in Chinese)

[5] Yu Y, Bao Y, Wang J, et al. Crop row segmentation and detection in paddy fields based on Treble-Classification Otsu and double-dimensional clustering method[J]. Remote Sensing, 2021, 13(5): 901.
[6] Liang X, Chen B, Wei C, et al. Inter-row navigation line detection for cotton with broken rows[J]. Plant Methods, 2022, 18(1): 90.
[7] 赵德昊. 基于机器视觉的大豆田间导航方法研究[D]. 大庆:黑龙江八一农垦大学, 2025.
Zhao Dehao. Research on field navigation method for soybean based on machine vision[D]. Daqing: Heilongjiang Bayi Agricultural University, 2025. (in Chinese)
[8] 刘浩, 宫金良, 张彦斐. 基于作物行特征的小型农业 AGV 导航基准线提取方法[J]. 江苏大学学报(自然科学版), 2022, 43(3): 296 - 301.
Liu Hao, Gong Jinliang, Zhang Yanfei. Extraction method of small agricultural AGV navigation baseline based on crop row characteristics[J]. Journal of Jiangsu University(Natural Science Edition), 2022, 43(3): 296 - 301. (in Chinese)
[9] Zhou Y, Yang Y, Zhang B, et al. Autonomous detection of crop rows based on adaptive multi-ROI in maize fields[J]. International Journal of Agricultural and Biological Engineering, 2021, 14(4): 217 - 225.
[10] Ma Z, Tao Z, Du X, et al. Automatic detection of crop root rows in paddy fields based on straight-line clustering algorithm and supervised learning method[J]. Biosystems Engineering, 2021, 211: 63 - 76.
[11] Biglia A, Zaman S, Gay P, et al. 3D point cloud density-based segmentation for vine rows detection and localisation[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 199: 107166.
[12] Ma Z, Yin C, Du X, et al. Rice row tracking control of crawler tractor based on the satellite and visual integrated navigation [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 197: 106935.
[13] 马强龙. 基于激光雷达的玉米作物行检测与导航基准线提取方法研究[D]. 合肥:安徽农业大学, 2024.
Ma Qianglong. Research on LiDAR-based maize crop row detection and navigation baseline extraction method[D]. Hefei: Anhui Agricultural University, 2024. (in Chinese)
[14] Luo Y, Wei L, Xu L, et al. Stereo-vision-based multi-crop harvesting edge detection for precise automatic steering of combine harvester[J]. Biosystems Engineering, 2022, 215: 115 - 128.
[15] 刘家威. 基于机器视觉的大豆田间对行施药系统设计与试验[D]. 郑州:河南农业大学, 2025.
Liu Jiawei. Design and experimentation of in-row herbicide application system for soybean fields based on machine vision[D]. Zhengzhou:Henan Agricultural University, 2025. (in Chinese)
[16] 侯鹏标. 基于改进 YOLOv10 网络的玉米施药机器人导航线提取算法[J]. 青岛农业大学学报(自然科学版), 2025, 42(3): 227 - 232.
Hou Pengbiao. Extraction algorithm of navigation line for corn spraying robot based on improved YOLOv10 network[J]. Journal of Qingdao Agricultural University(Natural Science), 2025, 42(3): 227 - 232. (in Chinese)
[17] 朱惠斌, 李仕, 白丽珍, 等. 基于改进 YOLO v8 的玉米大豆间套复种作物行导航线提取方法[J]. 农业机械学报, 2025, 56(6): 205 - 217.
Zhu Huibin, Li Shi, Bai Lizhen, et al. Extraction method of navigation lines for maize-soybean intercropping based on improved YOLO v8[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(6): 205 - 217. (in Chinese)
[18] Cao M, Tang F, Ji P, et al. Improved real-time semantic segmentation network model for crop vision navigation line detection [J]. Frontiers in Plant Science, 2022, 13: 898131
[19] Diao Z, Guo P, Zhang B, et al. Maize crop row recognition algorithm based on improved UNet network[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 210: 107940.
[20] 杨蜀秦, 林丰山, 徐鹏辉, 等. 基于无人机遥感图像的多生育期冬小麦种植行检测方法[J]. 农业机械学报, 2023, 54(2): 181 - 188.
Yang Shuqin, Lin Fengshan, Xu Penghui, et al. Planting row detection of multi-growth winter wheat field based on UAV remote sensing image[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(2): 181 - 188. (in Chinese)
[21] Ruan Z, Chang P, Cui S, et al. A precise crop row detection algorithm in complex farmland for unmanned agricultural machines[J]. Biosystems Engineering, 2023, 232: 1 - 12.
[22] Shi J, Bai Y, Zhou J, et al. Multi-crop navigation line extraction based on improved YOLO - v8 and Threshold - DBSCAN under complex agricultural environments[J]. Agriculture, 2024, 14(1): 45.
[23] Doha R, Al Hasan M, Anwar S, et al. Deep learning based crop row detection with online domain adaptation[C]// Proceedings of the 27th ACM SIGKDD Conference on Knowledge Discovery & Data Mining. Association for Computing Machinery, 2021: 2773 - 2781.
[24] 张智刚, 苑炳轩, 童宗易, 等. 基于截距密度聚类的航拍图像作物行中心线提取方法[J]. 农业机械学报, 2026, 57(2): 134 - 142.
Zhang Zhigang, Yuan Bingxuan, Tong Zongyi, et al. Crop row centerline extraction from aerial images based on intercept density clustering[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2026, 57(2): 134 - 142. (in Chinese)

(下转第 325 页)

[13] Gao X, Ding J Y, Zhang R H, et al. YOLOv8n－CA: improved YOLOv8n model for tomato fruit recognition at different stages of ripeness[J]. Agronomy, 2025, 15:188.
[14] Appe S N, Arulselvi G, Balaji G N. CAM－YOLO: tomato detection and classification based on improved YOLOv5 using combining attention mechanism[J]. PeerJ Computer Science, 2023, 9: e1463.
[15] 任晶秋, 万恩晗, 单蜜, 等. 基于改进 YOLO v8n 网络的番茄成熟度实时检测算法[J]. 农业机械学报, 2025, 56(3): 374－382,450.
Ren Jingqiu, Wan Enhan, Shan Mi, et al. Improved YOLO v8n network for real-time detection of tomato maturity[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(3): 374－382,450. (in Chinese)
[16] 丁杰源, 奚小波, 张宝峰, 等. 基于 YOLOv5s－CBS 的番茄成熟度识别方法[J]. 扬州大学学报(自然科学版), 2025, 28(2): 29－37.
Ding Jieyuan, Xi Xiaobo, Zhang Baofeng, et al. Tomato maturity recognition method based on YOLOv5s－CBS[J]. Jouranl of Yanzghou University (Natural Science Edition), 2025, 28(2): 29－37. (in Chinese)
[17] Wang Q, Hua Y, Lou Q D, et al. SWMD－YOLO: a lightweight model for tomato detection in greenhouse environments[J]. Agronomy, 2025, 15: 1593.
[18] Hao F Q, Zhang Z Y, Ma D X, et al. GSBF－YOLO: a lightweight model for tomato ripeness detection in natural environments[J]. Journal of Real-Time Image Processing, 2025, 22:47.
[19] 奚小波, 丁杰源, 翁小祥, 等. 基于轻量化 YOLO v5s－MCA 的番茄成熟度检测方法[J]. 农业机械学报, 2025, 56(3): 383－391,436.
Xi Xiaobo, Ding Jieyuan, Weng Xiaoxiang, et al. Tomato maturity detection method based on lightweight YOLO v5s－MCA [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(3): 383－391,436. (in Chinese)
[20] Koirala A, Walsh, K B, Wang Z, et al. Deep learning for real-time fruit detection and orchard fruit load estimation: benchmarking of 'MangoYOLO'[J]. Precision Agriculture, 2019, 20(6): 1107－1135.
[21] Parico A I B, Ahamed T. Real time pear fruit detection and counting using YOLOv4 models and deep SORT[J]. Sensors, 2021, 21: 4803.
[22] Yun S, Ro Y. Shvit: single-head vision transformer with memory efficient macro design[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2024: 5756－5767.
[23] Ha C K, Nguyen H, Van V D. YOLO－SR: an optimized convolutional architecture for robust ship detection in SAR imagery [J]. Intelligent Systems with Applications, 2025, 26: 200538.
[24] Chen Z, He Z, Lu Z M. DEA－Net: single image dehazing based on detail-enhanced convolution and content-guided attention [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2024, 33: 1002－1015.
[25] Juan T, Dm C, Ja R, et al. A comprehensive survey of loss functions and metrics in deep learning[J]. Artificial Intelligence Review, 2025, 58(7): 195.

(上接第 283 页)

[25] 崔岩. 基于深度学习的玉米植株识别及行间中心线提取方法研究[D]. 大庆:黑龙江八一农垦大学, 2025.
Cui Yan. Deep learning-based corn plant identification and interline centerline extraction method study [D]. Daqing: Heilongjiang Bayi Agricultural University, 2025. (in Chinese)
[26] 江庆, 安东, 韩华宇, 等. 基于激光雷达与 RGB 相机融合的玉米作物行检测算法研究[J]. 农业机械学报, 2024, 55(10): 263－274.
Jiang Qing, An Dong, Han Huayu, et al. Maize crop row detection algorithm based on fusion of LiDAR and RGB camera[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(10): 263－274. (in Chinese)
[27] 傅灯斌, 江茜, 齐龙, 等. 基于区域生长顺序聚类－RANSAC 的水稻苗带中心线检测[J]. 农业工程学报, 2023, 39(7): 47－57.
Fu Dengbin, Jiang Qian, Qi Long, et al. Detection of the centerline of rice seedling belts based on region growth sequential clustering－RANSAC[J]. Transactions of the CSAE, 2023, 39(7): 47－57. (in Chinese)
[28] 刘宇玎, 邵明玺. 基于河马优化算法的成行作物导航路径提取方法[J]. 中国农机化学报, 2025, 46(10): 120－127, 145.
Liu Yuding, Shao Mingxi. Navigation path extraction method for row-planted crops based on the Hippopotamus optimization algorithm[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2025, 46(10): 120－127, 145. (in Chinese)
[29] Xie E, Wang W, Yu Z, et al. SegFormer: simple and efficient design for semantic segmentation with transformers[PP/OL]. V1. arXiv (2021－10－28)[2026－01－08]. https://doi.org/10.48550/arXiv.2105.15203.
[30] Howard A, Sandler M, Chu G, et al. Searching for MobileNetV3[PP/OL]. V1. arXiv (2019－11－20)[2026－01－08]. https://doi.org/10.48550/arXiv.1905.02244.
[31] Hu J, Shen L, Albanie S, et al. Squeeze-and-Excitation networks[PP/OL]. V1. arXiv (2019－05－16)[2026－01－08]. https://doi.org/10.48550/arXiv.1709.01507.
[32] Ronneberger O, Fischer P, Brox T. U－Net: convolutional networks for biomedical image segmentation[PP/OL]. V1. arXiv (2015－05－18)[2026－01－08]. https://doi.org/10.48550/arXiv.1505.04597.
[33] Xiong Y, Li Z, Chen Y, et al. Efficient Deformable ConvNets: rethinking dynamic and sparse operator for vision applications [PP/OL]. V1. arXiv (2024－01－11)[2026－01－08]. https://doi.org/10.48550/arXiv.2401.06197.