

一种基于改进 YOLOv8 的实时重叠烟丝分割算法^{*}

任胜杰

(河南工业大学电气工程学院 郑州 450001)

摘 要: 在卷烟生产质量控制中,四类烟丝(叶丝、梗丝、膨胀烟丝、再造烟丝)掺配比例的精准检测已成为关键环节。针对烟丝因微小形态差异和普遍存在的重叠分布导致的检测难题,本研究提出基于改进 YOLOv8 的快速重叠烟丝分割算法。通过重构主干网络为 Res2Net 架构增强微小复杂特征提取能力,并在颈部网络嵌入 ContextGuidedBlock (CGB)模块以提升重叠区域边界识别精度。实验表明,改进模型在保持 67 fps 实时处理速度下,取得 mAP50 (86.5%)、mAP50:95 (67.8%)和召回率(81.9%)的显著提升,并通过消融实验与主流分割网络对比充分验证了模型改进的有效性和性能优势。该算法在提高分割精度的同时提高了模型的分割帧率,能更好适用于实际生产线中。

关键词: 重叠烟丝;组分计算;YOLOv8;分割检测

中图分类号: TN98 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.2

A real-time overlapped tobacco shred segmentation algorithm
based on improved YOLOv8

Ren Shengjie

(School of Electrical Engineering, Henan University of Technology, Zhengzhou 450001, China)

Abstract: In the quality control of cigarette production, achieving precise detection of four types of tobacco shred (tobacco silk, cut stem, expanded tobacco silk, reconstituted tobacco shred) blending ratios has emerged as a critical technical challenge. To address the detection difficulties arising from subtle morphological variations and prevalent overlapped distributions of tobacco shreds, this study proposes a rapid overlapped tobacco shred segmentation algorithm based on an enhanced YOLOv8 framework. The method reconstructs the backbone network using a Res2Net architecture to amplify feature extraction capabilities for minute and complex patterns, while integrating ContextGuidedBlock (CGB) modules into the neck network to enhance boundary recognition accuracy in overlapped regions. Experimental results demonstrate that the improved model achieves notable performance metrics of mAP50 (86.5%), mAP50-95 (67.8%), and recall rate (81.9%) while maintaining real-time processing speed at 67 fps. Through ablation studies and comparative analyses with mainstream segmentation networks, the effectiveness and performance advantages of the proposed architectural modifications are rigorously validated. This algorithm not only improves segmentation precision but also optimizes frame rates, demonstrating superior applicability in practical production line environments.

Keywords: overlapped tobacco shred; component calculations; YOLOv8; segmentation detection

0 引 言

中国烟草行业作为国民经济支柱产业,兼具行业特征与战略价值,2024 年工商税利总额达 16 008 亿元(同比增长 5.0%),财政贡献 15 446 亿元。在行业规模化发展背景下,卷烟品控标准持续升级,其中烟丝掺配比例成为影响产品质量稳定性的关键因素。叶丝、梗丝、膨胀丝与再造烟丝

的配比差异会显著改变卷烟热解行为、烟气成分及燃烧速率,进而影响焦油、CO 等有害物质释放量与感官舒适度^[1]。构建精准的烟丝掺配比例检测体系,对优化卷烟工艺参数、提升产品均质化水平具有重要工程应用价值。

目前,国内外学者在烟丝掺配比例检测方面开展了广泛的研究,主要分为化学法^[2]、仪器法^[3]和机器视觉法^[4-5]。邓国栋等^[6]针对配方烟丝中膨胀烟丝人工检测效率低、精

度差的问题,提出化学比重法结合流体动力学的检测方法,利用膨胀烟丝与配方组分的密度差异,通过分离液促使烟丝分层分离,实现其快速精准检测。周博等^[7]基于太赫兹光谱技术(0.35~1.50 THz)分析叶丝、梗丝与再造烟叶丝的吸收系数谱和折射率谱,采用低方差滤波联合主成分分析(principal component analysis, PCA)提取特征,构建分类模型,结果表明基于吸收系数谱的 KNN 模型分类准确率最高,达 98.3%。高震宇等^[8]基于叶丝、梗丝、膨胀叶丝和再造烟叶丝的结构特征差异,采用背景裁减预处理结合卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)进行分类识别,测试模型准确率达 84.95%。Niu 等^[9]针对叶丝、梗丝、膨胀叶丝及再造烟叶丝的精准分类问题,提出基于 ResNet50 改进的 MS-X-ResNet 模型,通过集成多尺度结构、优化块数与损失函数构建分类系统,实验表明其分类准确率达 96.56%,单次预测耗时 103 ms。Wang 等^[10]针对重叠烟丝导致的分类与检测误差问题,提出改进的 Mask RCNN 模型,通过将主干网络、特征金字塔和锚框分别替换为 DenseNet121、U-FPN 及 [32, 64, 128, 256],实现重叠烟丝分割,实验结果显示其分割准确率、召回率和预测时间分别为 89.1%、73.2%和 44 ms。

现有烟丝掺配比例研究多聚焦于单一烟丝组分分类识别,对实际生产普遍存在的重叠烟丝现象缺乏有效表征机制。分类模型在处理重叠区域时易引发组分误判和含量计算偏差。Wang 等^[10]采用 Mask RCNN 双阶段分割框架虽

提升了精度,但 23FPS 的推理速度难以满足在线检测需求。值得注意的是,双阶段网络因需独立执行区域建议生成与目标分割,其处理效率较单阶段网络存在显著差距(约降低 35%~42%)^[11]。

针对卷烟产线重叠烟丝分割检测需求,本研究提出改进 YOLOv8 模型;搭建工业图像采集系统构建覆盖 4 类烟丝(叶丝/梗丝/膨胀丝/再造烟丝)及 10 种粘连形态的实际比例数据集;通过将主干网络 C2f 模块重构为 Res2Net 架构强化微观特征提取能力,并在上下文引导模块(context guided block, CGB)增强重叠区域边界表征,有效解决特征混淆问题。实验表明,改进模型 mAP50 达 86.5%、推理速度 67 fps,在精度与实时性上显著优于原 YOLOv8 及 Mask R-CNN 等对比模型,满足产线实时检测需求。

1 材料与方法

1.1 烟丝样本

本实验所用配方烟丝由中国烟草总公司郑州烟草研究院提供,包含叶丝、梗丝、膨胀烟丝及再造烟丝 4 类组分,如图 1 所示。为消除环境干扰,所有实验样本均存储于恒温恒湿箱中,通过温度(23 ± 1)℃、相对湿度(60 ± 3)%的精准调控,有效抑制外界温湿度波动对烟丝理化性质的影响。实验前对箱体均匀性进行验证,结果显示温度标准差 ≤ 0.3 ℃、湿度标准差 ≤ 1.5 %,满足 GB/T 10586-2006《湿热试验箱技术条件》的Ⅱ级精度要求^[12]。

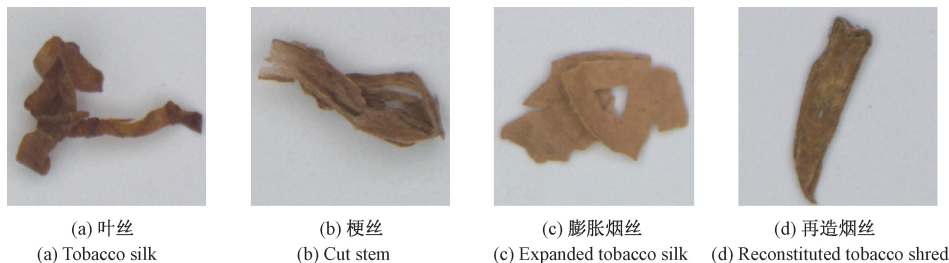


图 1 四类烟丝

Fig. 1 Four types of tobacco shred

1.2 重叠烟丝数据集构建

本文构建的重叠烟丝图像采集系统由工业相机(MV-CE100-30GM/GC 1000)及光学支架(Visual-150)、环形光源(R120-80-25)、白平衡校准卡和暗室环境构成。其中,工业相机可有效抑制工业场景下的机械振动与粉尘干扰,保障图像采集稳定性。环形光源采用 25°入射角的均匀性补光方案,其亮度均匀性达 95%以上,确保在 120 mm×80 mm 视野范围内光照强度标准差低于 50 Lux。通过暗室环境结合白平衡卡的实时校准机制,系统将环境光干扰系数控制在 0.3%以内,显著增强前景与背景的灰度对比度,为重叠烟丝特征提取提供了高信噪比的图像基底。

根据 Wang 等^[10]的烟丝振动实验研究,烟丝分布形态可细分为 5 种典型状态:1)单根离散态——烟丝独立分布

于背景区域;2)自缠绕态——烟丝因长度过长(>15 mm)产生的自缠绕现象;3)边界粘连态——两烟丝接触面存在物理性黏附但未形成空间交叠;4)互重叠态——两烟丝形成空间交叠且边界清晰可辨;5)多层级堆叠态——三根及以上烟丝形成的复合交叠结构,如图 2 所示。考虑到堆叠烟丝类型复杂难以复现等,重叠烟丝划分包含自缠绕烟丝、粘连烟丝和互重叠烟丝。

本研究共计拍摄 981 张重叠烟丝数据集,重叠烟丝图像由 4 类烟丝(叶丝、梗丝、膨胀烟丝和再造烟丝)和 3 种重叠烟丝类型(自缠绕、粘连和互重叠)组成,共计 24 种重叠类型。自缠绕烟丝、粘连烟丝和互重叠烟丝的比例为 1:1:2。考虑到分割模型的泛化性和鲁棒性,训练集和测试集的比例为 8:2,并通过 YOLOv8 内置几何变换、颜色空间

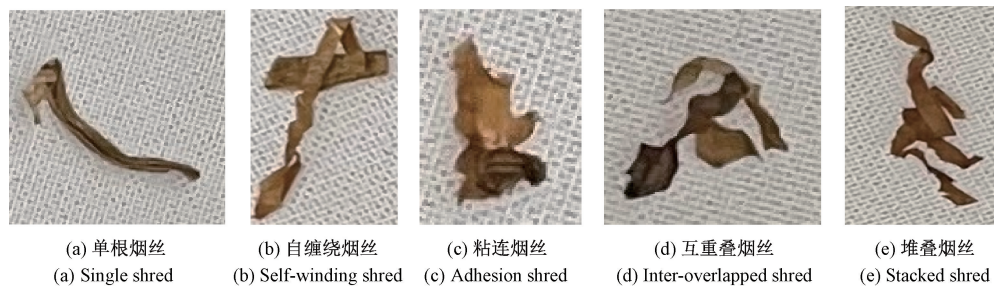


























图 2 烟丝分布状态
Fig. 2 Tobacco shred distribution status

调整及混合增强进行数据增强处理,具体表 1 所示。 本文构建的重叠烟丝数据集具有显著的实际应用价

表 1 重叠烟丝数据集

Table 1 Overlapped tobacco shreds datasets

重叠烟丝类型	自缠绕	粘连	互重叠	数量
梗丝-梗丝				100
梗丝-叶丝	—			100
梗丝-膨胀烟丝	—			99
梗丝-再造烟丝	—			100
叶丝-叶丝				96
叶丝-膨胀烟丝	—			99
叶丝-再造烟丝	—			99
膨胀烟丝-膨胀烟丝				99
膨胀烟丝-再造烟丝	—			100
再造烟丝-再造烟丝				89

值,其核心表征了叶丝、梗丝、膨胀烟丝和再造烟丝的空间形态分布,涵盖了自缠绕状态($<25\%$)、粘连状态($<25\%$)和互重叠状态($<50\%$)3种典型的重叠分布状态。具体观察结果如下:

在外观特征层面,重叠烟丝中的烟丝具有微小复杂的物理特征,虽然4类烟丝各自有独有特征,但工艺加工问题极易造成混淆,特别是叶丝与梗丝和膨胀烟丝之间。

在形态学分布层面,重叠烟丝中的重叠区域特征极易混淆且重叠区域的边界轮廓难以界定。

1.3 改进的 YOLOv8 分割模型

在单阶段分割模型中,YOLO^[13]系列模型以轻量化部署和检测速度快著称,能够以较小的计算成本实现几毫秒甚至十几毫秒检测速度。YOLO 系列中的 YOLOv8^[14]分割模型在分割精度和检测速度之间做到了相对较好的平衡,特别在重叠状态下的多目标分割任务中。重叠烟丝数据集呈现了复杂微小的物理特征表征和重叠区域特征与边界提取困难等难点,本文提出了一种实时重叠烟丝分割模型,如图3所示,主要创新点如下:

1)针对烟丝复杂微小的物理特征表征困难,将 YOLOv8n 原有轻量化多尺度的 C2f 模块主干替换为 Res2net,构建了新型深层多尺度特征提取网络。新型特征提取网络不仅通过分层结构保留了多尺度烟丝特征表征能力,而且借助残差结构进一步增强模型的烟丝特征提取能力。

2)针对重叠烟丝中重叠区域特征与边界划分困难,设计了新型路径聚合模块,将原有的 Conv 模块替换为 CGB 模块,增强了重叠区域中浅层特征的提取。新型路径聚合模块利用重叠区域特征、重叠区域周围特征及重叠烟丝特征,弥补了 Conv 模块固定感受野导致的重叠区域浅层特征丢失问题。

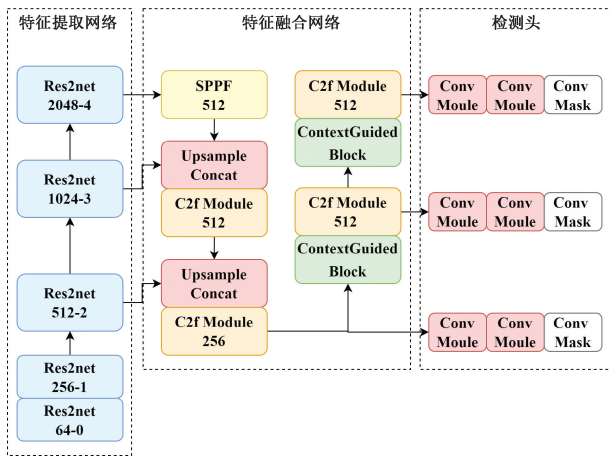


图3 改进 YOLOv8 模型

Fig. 3 Improved YOLOv8 model

(1) Res2net50 主干模块

YOLOv8n 的特征提取网络是以 CSPDarkNet-53^[15]为基础架构,通过引入 C2f 模块替代原有 C3 模块。C2f 模块

采用分叉结构,将输入分为两条并行路径:一条通过多个堆叠的残差单元(包含深度可分离卷积与膨胀卷积)进行局部特征提取,另一条则通过跨阶段连接保留原始特征。两路径特征在模块末端通过拼接实现跨层融合,既增强了梯度传播效率,又通过多分支设计捕获不同感受野的细节信息。这一结构相较于 YOLOv5^[16]的 C3 模块,参数量减少约 15%,但能达到更优的特征提取效果。然而,面对重叠烟丝分割问题时,偏向于轻量化和多尺度的 C2f 模块,相较于传统深层网络仍表现烟丝多尺度特征提取不足问题,更不用说出于轻量化的深度可分离卷积与膨胀卷积的存在导致的部分烟丝特征丢失问题。

Res2net^[17]通过层级化的多尺度特征融合机制,显著提高模型的特征提取能力。输入特征图 $X \in R^{C \times H \times W}$,经 1×1 卷积降维后,沿通道维度分割为 s 个子集 $\{x_1, x_2, \dots, x_s\}$,其中每个子集通道数为 C/s 。除 x_1 外,各子集 $x_i (i > 2)$ 依次通过 3×3 卷积核 K_i 处理,并通过残差连接与前序输出叠加,即:

$$y_i = K_i(x_i) + y_{i-1} \quad (1)$$

该递进式结构使第 i 个子特征感受野扩大至 $(2i+1) \times (2i+1)$,从而构建多级空间上下文关联。

各组输出 $\{y_1, y_2, \dots, y_s\}$ 经拼接后,通过 1×1 卷积恢复通道维度,并与原始输入 X 经跳跃连接融合,即 $Y = \text{Conv}_{1 \times 1}([\![y_1; y_2; \dots; y_s]\!]) + X$ 。该过程实现多尺度特征的跨通道信息交互,其数学表达为:

$$Y = \sigma\left(\sum_{i=1}^s W_i y_i\right) + X \quad (2)$$

其中, W_i 为可学习权重矩阵, σ 为非线性激活函数。

部分变体引入自适应注意力机制,通过通道注意力模块动态调整各子集权重,即:

$$a_i = \text{Sigmoid}(F_c(\text{GAP}(y_i))) \quad (3)$$

$$Y = \sum_{i=1}^s a_i y_i + X \quad (4)$$

其中, F_c 为全连接层, GAP 为全局平均池化。

Res2net 是在 Resnet 基础上进一步优化得到,主要包括:(1)ResNet 的 Bottleneck 模块仅通过堆叠 3×3 卷积提取单尺度特征,而 Res2Net 通过分组递进卷积($s=4$ 时)将感受野扩展至 $3 \times 3, 5 \times 5, 7 \times 7$ 等多尺度组合;(2)通过分组卷积与参数共享机制,Res2Net 在增加尺度维度 s 时,参数量仅线性增长;(3)Res2Net 的递进式卷积减少了下采样过程中的高频信息损失。相较于 C2f 模块,Res2Net 不仅拥有着相对更强的残差烟丝特征提取能力,而且涵盖更丰富的多尺度特征融合能力。

针对重叠烟丝分割任务中传统特征提取模块的局限性,本研究基于 Res2Net50 架构构建五层递进式特征提取主干,采用通道参数(64,128,256,512)与层级堆叠策略(3,4,6,3)的协同优化方案,通过基数(cardinality=8)分组卷积与基准宽度(base_width=4)的组合设计,实现了多尺度

特征表达的精细化重构。该网络通过分组递进式卷积核 ($3 \times 3 \rightarrow 5 \times 5 \rightarrow 7 \times 7$) 的级联操作,有效捕获烟丝表面微孔 ($<0.5 \text{ mm}$) 及分形边缘特征;引入跨组特征聚合模块 (cross-group feature aggregation) 建立通道间动态交互,解决粘连区域纹理混淆问题,其结构如图 4 所示。

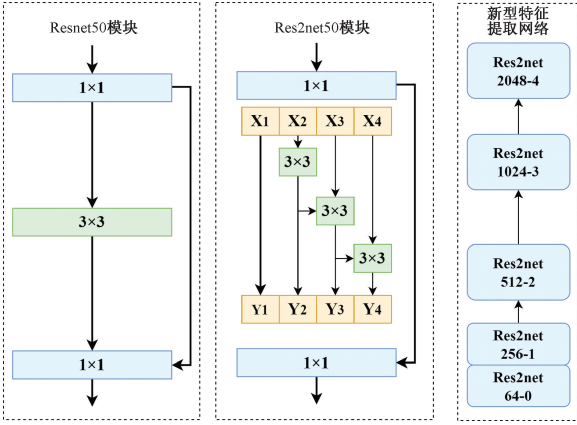


图 4 新型特征提取主干-Res2net50

Fig. 4 A new type of feature extraction backbone-Res2net50

(2) CGB 模块

YOLOv8n 的特征融合网络结合了特征金字塔网络

(feature pyramid network, FPN) 和路径聚合网络 (path aggregation network, PAN) 的双向特征融合机制,实现了多尺度特征的充分交互。特征金字塔网络通过 Upsample + C2f 模块完成将深层特征的高语义信息传递到浅层,增强小目标检测能力。路径聚合网络通过 Conv + C2f 模块完成浅层特征的空间细节传递到深层,优化定位精度。在面对重叠烟丝中重叠区域的划分时,浅层信息 (轮廓和纹理) 尤为关键。路径聚合网络中的 Conv 模块,由于固定感受野难以适应复杂场景,例如重叠区域划分易丢失细节信息。

如图 5(a) 所示,仅识别区域 1 (重叠烟丝中重叠区域) 的像素,由于区域范围较小且信息不足,对其进行区域分割将非常困难。在图 5(b) 中,区域 2 (部分重叠烟丝区域) 定义为区域 1 的周围上下文,若同时获取区域 1 及其周围上下文,则更易为区域 1 进行区域分割。在图 5(c) 中,区域 3 (整体重叠烟丝区域) 定义为整个场景的全局上下文,并结合区域 1 及其周围上下文 (区域 2),则对区域 1 的分类置信度将大幅提升。基于以上结论, CGB 模块通过多尺度上下文协同机制 (局部-周围-全局) 实现特征信息的层次化获取,进而优化固定感受野导致的特征信息丢失问题^[18]。

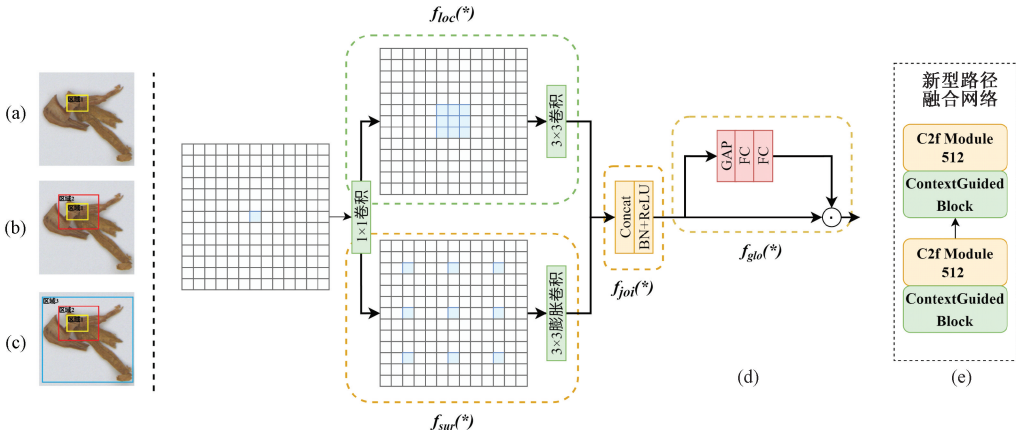


图 5 CGB 模块

Fig. 5 CGB module

该模块由局部特征提取器 $f_{loc} (*)$ 、周围上下文提取器 $f_{sur} (*)$ 、联合特征提取器 $f_{join} (*)$ 和全局上下文提取器 $f_{glo} (*)$ 构成,整体架构如图 5(d) 所示,具体构成如下:

局部特征提取器 $f_{loc} (*)$: 采用 3×3 标准卷积层,从输入特征图的 8 邻域像素 (区域 1) 提取局部细节特征。该操作的空间感受野为 3×3 ,能够有效捕捉纹理、边缘等细粒度信息。

周围上下文提取器 $f_{sur} (*)$: 通过 3×3 膨胀卷积 (dilated convolution),以空洞率 (dilation rate) 控制感受野扩展。例如,当空洞率为 2 时,有效感受野可扩展至 7×7 (区域 2),覆盖更大范围的语义关联信息。

联合特征提取器 $f_{join} (*)$: 将局部特征与周围上下文

通过通道拼接合并,经批量归一化 (BN) 消除特征分布偏移,再通过参数化修正线性单元 (PReLU) 引入非线性表达能力。

全局上下文提取器 $f_{glo} (*)$: 通过全局平均池化层 (GAP)、全连接层 (FC) 和引入跨层残差连接,将原始联合特征与重加权后的特征相加,缓解梯度消失问题。

针对重叠烟丝分割任务中传统路径聚合网络存在的浅层特征丢失问题,本研究提出基于 CGB 与 C2f 模块的协同特征聚合架构 (结构如图 5(e) 所示)。该网络采用分层特征融合机制,将 CGB 模块的 3×3 空洞卷积 (膨胀率 = 2) 与全局平均池化相结合,实现对重叠区域边缘纹理 ($<0.2 \text{ mm}$) 的精细化捕获;同时保留 C2f 模块的 Bottleneck 特征拆分

策略(拆分比例 1:1)与跨层残差连接,确保基础特征流的稳定性。

2 结果与讨论

2.1 实验环境

本文训练的软硬件具体为:操作系统为 Windows 11,深度学习框架为 Cuda12.1 和 Pytorch2.4.0、CPU 处理器为 Intel(R) Core(TM) i9-14900KF,显卡型号为 NVIDIA GeForce RTX 4090。本文所有模型都在相同环境和超参数下训练的,以确保实验结果的一致性。网络模型超参数为:lr-0.1、optimizer-auto、bitch-8、epoch-150、pretrained-false、imgsize-640、close_mosaic-40。

2.2 评价指标

本研究构建了覆盖精度与效率的双维度评估体系,选取 mAP50(IoU 阈值为 50%的均值平均精度)、mAP50-95(IoU 阈值在 50%~95%的渐进式平均精度)和召回率(Recall)作为分割准确率的核心表征指标,同时引入参数量(Parameters)、计算密度(GFLOPs)及实时帧率(FPS)作为模型效率的量化基准。具体而言,mAP50-95 遵循 COCO 评估

标准,通过设置 9 个递增 IoU 阈值(步长 5%)的加权平均计算,可系统性反映模型在复杂交叠场景下的鲁棒性;Recall 指标着重统计正样本漏检率,尤其关注微小目标(<32 pixel×32 pixel)的识别完整性。效率维度中,参数量采用标准化的 MB 单位表征模型存储需求,计算密度通过前向传播的浮点运算总量衡量硬件资源占用,而 FPS 测试严格遵循工业级嵌入式平台(如 NVIDIA Jetson TX2)的部署条件,包含预处理-推理-后处理全流程耗时统计。

2.3 改进优越性对比

模型特征提取能力的增强,本质是从模型的宽度和深度两个方面优化的。在宽度维度上,增加每层特征图的通道数可提升模型的表征容量,例如引入多分枝结构的 Res2net50 和 C2f 模块。在深度维度上,对堆叠卷积的层数提升模型的深层特征表达能力,例如 YOLOv8 系列中的 n、m、l 和 x 系列和 Resnet50 等。但动态平衡网络深度与宽度的耦合关系,避免计算冗余,实现多尺度特征的高效耦合与互补。针对重叠烟丝数据集,采用 YOLOv8 系列中的 n、l 和 x 系列、Resnet50 和 Res2net50 进行训练和测试,对比其网络性能指标,具体如表 2 所示。

表 2 新型主干网络性能对比表

Table 2 Comparison table of the performance of the new backbone network

模型	mAP50/%	mAP50-95/%	Recall/%	Parameters	GFLOPs	FPS
YOLOv8n	78.1	55.9	72.9	3 264 396	12.1	120
YOLOv8l	83.5	66.2	78.7	45 939 132	220.8	89
YOLOv8x	84.6	66.2	79.1	71 754 700	344.5	64
YOLOv8n-Resnet50	84.6	65.1	75.9	122 919 708	83.6	92
YOLOv8n-Res2net50	85.7	66.7	79.2	117 822 012	80.6	71

通过表 2 可知,在增加模型深度方面,YOLOv8l 和 YOLOv8x 的模型各项指标均有一定幅度的提升,但 YOLOv8x 的 FPS 最低,仅为 64。这证明了模型存在重叠烟丝特征提取能力不足的问题,且过度增加模型深度会导致模型计算冗余。在增加模型宽度方面,YOLOv8n-Resnet50 的 mAP50、mAP50-95、Recall 均低于 YOLOv8n-Res2net50,但其 FPS 高了 21,证明了添加多尺度结构的 Res2net50 的真实性和必要性。综上,考虑网络深度与宽度的耦合关系,虽然同时增加模型深度和宽度的 YOLOv8n-Res2net50 的 FPS 出现了一定程度的下降,但

并未出现计算冗余的情况,而且其 mAP50、mAP50-95、Recall 均为最优,分别为 85.7%、66.7%和 79.2%。

2.4 消融实验

针对重叠烟丝分割任务中存在的烟丝复杂微小特征提取困难、重叠区域边界界定与特征提取和模型时效性需求,本文提出一种基于 YOLOv8 架构的快速分割方案。通过将主干网络替换为 Res2net 和新型路径聚合网络等改进,优化了模型的重叠烟丝及重叠区域分割能力。为了证明改进的有效性和真实性,实验采用渐进式消融设计,以 YOLOv8n 为基准,依次叠加 Res2Net、CGB 模块,具体如表 3 所示。

表 3 消融试验网络性能对比表

Table 3 Comparison table of network performance of ablation test

模型	Res2net	CGB	mAP50/%	mAP50-95/%	Recall/%	Parameters	GFLOPs	FPS
YOLOv8n	—	—	78.1	55.9	72.9	3 264 396	12.1	120
YOLOv8n+R	✓	—	85.7	66.7	79.2	117 822 012	80.6	71
YOLOv8n+C	—	✓	80.0	58.3	72.7	3 571 364	12.1	114
YOLOv8n+RC	✓	✓	86.5	67.8	81.9	118 231 764	81.2	67

从表 3 可知,具体分析结果如下:

1)实验 YOLOv8n+R 结果表明,将主干网络替换为 Res2net 使得 mAP50、mAP50-95 和 Recall 分别增加了 7.6%、10.8%和 6.3%,证明了同时增加模型深度和宽度的 Res2net 的有效性和真实性。但由于模型深度和宽度的增加,导致模型的 Parameters 和 GFLOPs 分别增加了 350%,进而导致模型 FPS 降低了 49。

2)实验 YOLOv8n+C 结果表明,将路径融合网络替换为 CG 模块使得 mAP50、mAP50-95 和 Recall 分别增加了 1.9%、2.4%和-0.2%,证明了局部-周围-全局融合的 CGB 模块的有效性和真实性。但由于模型特征提取不足,导致模型分割准确率小幅度增加和 Recall 降低。借助高效上下文融合架构(全局平均池化+全连接层)保证了 CG 模块的轻量化,仅使得模型的 Parameters、GFLOPs 和 FPS 分别增加了 10%、0%和-6。

3)实验 YOLOv8n+RC 结果表明,同时增加 Res2net 和 CG 模块使得 mAP50、mAP50-95 和 Recall 分别增加了 8.4%、11.9%和 9.0%,性能提升效果最佳。同时相较于 YOLOv8n+R 和 YOLOv8n+C,并未出现了模型性能的负优化,证明了两模块结合的可行性的真实性,具体分割效果如图 6 所示。



图 6 改进 YOLOv8 分割效果

Fig. 6 Improved YOLOv8 segmentation renderings

2.5 多分割网络对比

为了进一步评估改进模型的综合性能,本文选取单阶段网络中的 YOLOv5、YOLOv8、YOLOv9、Mask RCNN^[10]和改进 YOLOv8 进行分割精度和时效性的对比试验,具体如表 4 所示。

表 4 多分割网络性能对比表

Table 4 Comparison table of multi-segmented network performance

模型	mAP50/%	mAP50-95/%	Recall/%	Parameters	FPS
YOLOv5 ^[19-20]	64.1	33.9	62.5	1 884 662	28
YOLOv8	78.1	55.9	72.9	3 264 396	120
YOLOv9 ^[21-22]	81.9	55.2	78.4	27 573 811	91
Mask RCNN ^[10]	89.1	64.1	73.2	27 828 947	23
YOLOv8+	86.5	67.8	81.9	118 231 764	67

如表 4 所示,相较于 YOLOv5 模型,YOLOv8 的模型参数量虽然增加了 73.2%,但模型的 mAP50、mAP50-95、Recall 和 FPS 分别增加了 14%、22%、10.4%和 92。相较于 YOLOv9 模型,虽然 YOLOv8 模型的 mAP50 和 Recall 分别降低了 3.8%和 5.5%,但是模型的 Parameters 降低了 88.2%,且 mAP50-95 和 FPS 分别增加了 0.7%和 29。以上证明了 YOLOv8 在处理重叠烟丝分割问题上面的优越性。相较于 Mask RCNN^[10],虽然本文提出的 YOLOv8+模型的 mAP50 降低了 2.6%和 Parameters 增加了 324%,但模型的 mAP50-95、Recall 和 FPS 分别增加了 3.7%、8.7%和 44。这不仅进一步提升了 YOLOv8+模型分割重叠烟丝及重叠区域的性能,又保证了模型的时效性。

3 结 论

针对烟丝掺配比例中重叠烟丝的识别问题,本文提出了一种改进的 YOLOv8 实时分割模型。首先,替换

YOLOv8n 的主干网络为 Res2net,既保留了原有的残差和多尺度结构,又增强了网络模型的特征提取能力。其次,添加上下文关联的 CGB 模块优化重叠烟丝中的重叠区域划分。最后,为了进一步证明模型的优越性,通过改进优越性对比试验和消融试验,证明了改进 YOLOv8 模型的可行性和真实性。未来计划将进一步扩充重叠烟丝数据集与开展堆叠烟丝数据集的研究工作,能够应用于更为复杂的生产线中。

参考文献

[1] 陈帅伟,胡苏林,崔宁,等.“三丝”掺配比例对卷烟理化指标的影响研究[J].西南农业学报,2015,28(6): 2742-2745.
CHEN SH W, HU S L, CUI N, et al. Effects of ‘Three Kinds of Wires’ blending ratio on cigarette physical and chemical indicators[J]. Southwest China Journal of Agricultural Sciences, 2015, 28(6):

- 2742-2745.
- [2] 李超,刘秀明,秦云华,等. 基于挥发性特征组分的卷烟烟丝质量趋势分析[J]. 烟草科技, 2017, 50(11): 39-47.
- LI CH, LIU X M, QIN Y H, et al. Quality trend analysis on cigarette cut filler based on characteristic volatile components in cut filler[J]. Tobacco Science & Technology, 2017, 50(11): 39-47.
- [3] 梅吉帆,李智慧,李嘉康,等. 基于高光谱成像技术的配方烟丝组分判别[J]. 分析测试学报, 2021, 40(8): 1151-1157.
- MEI J F, LI ZH H, LI J K, et al. Components discrimination for formula tobacco based on hyperspectral imaging[J]. Journal of Instrumental Analysis, 2021, 40(8): 1151-1157.
- [4] 牛群峰,袁强,靳毅,等. 基于改进 VGG16 卷积神经网络的烟丝类型识别[J]. 国外电子测量技术, 2022, 41(9): 149-154.
- NIU Q F, YUAN Q, JIN Y, et al. Identification of tobacco strands types based on improved VGG16 convolutional neural network [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2022, 41(9): 149-154.
- [5] 刘江鹏,牛群峰,靳毅,等. 基于高效通道注意力机制与多尺度特征融合的烟丝图像识别方法研究[J]. 河南农业科学, 2022, 51(11): 145-154.
- LIU J P, NIU Q F, JIN Y, et al. Research on tobacco shred image recognition method based on efficient channel attention mechanism and multi-scale feature fusion[J]. Journal of Henan Agricultural Sciences, 2022, 51(11): 145-154.
- [6] 邓国栋,堵劲松,花昌义,等. 基于化学比重分离法的 CO₂ 膨胀烟丝分离装置研制[J]. 烟草科技, 2024, 57(9): 90-98.
- DENG G D, DU J S, HUA CH Y, et al. Development of CO₂ expanded cut tobacco separator based on chemical specific gravity[J]. Tobacco Science & Technology, 2024, 57(9): 90-98.
- [7] 周博,朱文魁,王赵改,等. 基于太赫兹时域光谱技术的烟草组分识别[J]. 农业工程学报, 2022, 38(10): 310-316.
- ZHOU B, ZHU W K, WANG ZH G, et al. Identification of tobacco materials based on terahertz time-domain spectroscopy [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2022, 38(10): 310-316.
- [8] 高震宇,王安,董浩,等. 基于卷积神经网络的烟丝物质组成识别方法[J]. 烟草科技, 2017, 50(9): 68-75.
- GAO ZH Y, WANG AN, DONG H, et al. Identification of tobacco components in cut filler based on convolutional neural network[J]. Tobacco Science & Technology, 2017, 50(9): 68-75.
- [9] NIU Q F, LIU J P, JIN Y, et al. Tobacco shred varieties classification using Multi-Scale-X-ResNet network and machine vision[J]. Frontiers in Plant Science, 2022, 13: 962664-962664.
- [10] WANG L, JIA K M, FU Y M, et al. Overlapped tobacco shred image segmentation and area computation using an improved Mask RCNN network and COT algorithm[J]. Frontiers in Plant Science, 2023, 14: 1108560.
- [11] 万广晓,周鹏,王梅. 基于两阶段网络 DEA 模型的区域可再生能源技术创新绩效研究[J]. 中国石油大学学报(社会科学版), 2024, 40(3): 1-9.
- WANG G X, ZHOU P, WANG M. Research on the innovation performance of regional renewable energy technology based on the two-stage network DEA model[J]. Journal of China University of Petroleum (Edition of Social Sciences), 2024, 40(3): 1-9.
- [12] 机械工业仪器仪表综合技术经济研究所. 湿热试验箱技术条件: GB/T 10586-2006[S]. 中国标准出版社, 2006.
- Instrumentation Technology and Economy Institute, PR. CHINA. Specifications for damp heat testing chambers: GB/T 10586-2006 [S]. China Standards Press, 2006.
- [13] REDMON J, DIVVALA K S, GIRSHICK B R, et al. You only look once: Unified, real-time object detection[J]. CoRR, 2015, DOI: abs/1506.02640.
- [14] VARGHESE R, SAMBATH M. YOLOv8: A novel object detection algorithm with enhanced performance and robustness[C]. 2024 International Conference on Advances in Data Engineering and Intelligent Computing Systems(ADICS). IEEE, 2024: 1-6.
- [15] WANG CH Y, LIAO H Y M, WU Y H, et al. CSPNet: A new backbone that can enhance learning capability of CNN [C]. IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, 2020: 390-391.
- [16] KHANAM R, HUSSAIN M. What is YOLOv5: A deep look into the internal features of the popular object detector[J]. ArXiv preprint arXiv:2407.20892, 2024.
- [17] GAO SH H, CHENG M M, ZHAO K, et al. Res2net: A new multi-scale backbone architecture[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2019, 43(2): 652-662.

[18] WU T Y, TANG SH, ZHANG R, et al. Cgnet: A light-weight context guided network for semantic segmentation [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2020, 30: 1169-1179.

[19] DUAN H CH, WANG J, ZHANG Y, et al. Shrimp larvae counting based on improved YOLOv5 model with regional segmentation[J]. Sensors, 2024, 24(19): 6328-6328.

[20] 宋春宁,李寅中. 面向复杂环境的改进 YOLOv5 安全帽检测算法[J]. 电子测量技术, 2025, 48(7):163-170.

SONG CH N, LI Y ZH. Improved YOLOv5 safety helmet detection algorithm for complex environments [J]. Electronic Measurement Technology, 2025, 48(7):163-170.

[21] LU D L, WANG Y X. MAR-YOLOv9: A multi-dataset object detection method for agricultural fields based on YOLOv9[J]. PloS one, 2024, 19(10):e0307643.

[22] 陈枫赞,李鹏,张翔凯,等. 基于 ARS-YOLOv9s 的 PCB 缺陷检测算法[J]. 电子测量技术, 2025, 48(14): 86-95.

CHEN F Y, LI P, ZHANG X K, et al. PCB defect detection algorithm based on ARS-YOLOv9s [J]. Electronic Measurement Technology, 2025, 48(14): 86-95.

作者简介

任胜杰(通信作者), 硕士, 副教授, 主要研究方向为人工智能、电气自动化检测与控制。
E-mail: renjie817@126. com