

基于改进 YOLOv5s 的烟丝间遮挡检测方法

朱少俊¹, 金守峰¹, 咎杰^{1,2}, 李毅³, 郭彩霞⁴

(1. 西安工程大学 机电工程学院, 西安 710600;

2. 武汉纺织大学 湖北省数字化纺织装备重点实验室, 武汉 430200;

3. 陕西省计量科学研究院, 西安 710100;

4. 宝鸡文理学院, 陕西 宝鸡 721016)

摘要: 为了解决生产环境中烟丝检测因粘连、遮挡现象而引发的检测精度不足等问题, 提出一种基于改进 YOLOv5s 的遮挡烟丝检测方法; 利用 DCN v2C3 模块替换 YOLOv5s 网络颈部的 C3 模块, 提取烟丝深层次的特征信息, 提升网络模型的空间变换能力及其泛化到不同形状目标的能力; 引入 Soft-NMS 算法, 平滑抑制冗余的边界框, 增强对遮挡烟丝的识别能力; 采用 Alpha-CIOU 损失函数, 以优化模型的边界框定位精度; 实验结果表明, 与原始方法相比, 改进方法的检测精度提高了 2.7%。该方法在提高了检测精度的同时减少了计算量。

关键词: 深度学习; 图像处理; 遮挡检测; 可变形卷积 v2; Soft-NMS; Alpha-CIOU 损失函数

Inter-Tobacco Occlusion Detection Based on Improved YOLOv5s

ZHU Shaojun¹, JIN Shoufeng¹, ZAN Jie^{1,2}, LI Yi³, GUO Caixia⁴

(1. College of Mechanical and Electrical Engineering, Xi'an Polytechnic University, Xi'an 710600, China;

2. Hubei Key Laboratory of Digital Textile Equipment, Wuhan Textile University, Wuhan 430200, China;

3. Shaanxi Institute of Metrology Science, Xi'an 710100, China;

4. Baoji University of Arts and Sciences, Baoji 721016, China)

Abstract: To address the issues of insufficient detection accuracy caused by overlapping and occlusion phenomena in tobacco shred detection in production environments, a method for detecting occluded tobacco shreds based on improved YOLOv5s is proposed. The DCN v2C3 module is used to replace the C3 module in the neck part of the YOLOv5s network, extract the deep-level feature information of tobacco shreds, enhance the spatial transformation capability of the network model, and generalize the ability of different shaped targets. The Soft-NMS algorithm is introduced to smoothly suppress redundant bounding boxes and strengthen the recognition capability of occluded tobacco shreds. The Alpha-CIOU loss function is adopted to optimize the bounding box positioning accuracy of the model. Experimental results show that compared with the original method, the improved method increases the detection accuracy by 2.7%, which improves detection accuracy while reducing the amount of calculation.

Keywords: deep learning; image processing; occlusion detection; deformable convolution v2; Soft-NMS; Alpha-CIOU loss function

0 引言

烟丝是烟草行业中生产卷烟制品的主要原料, 包含叶丝和梗丝两类。烟丝成分间的类型识别是成分测定的

重要前期工作, 烟丝的成分配比通常需符合一定的标准。烟丝具有形状较小、尺度不一、姿态各异及纹理复杂的特性, 现阶段利用传统视觉方法难以识别存在粘连及遮挡情况的烟丝类型, 导致成品烟中烟丝成分配比不

收稿日期:2024-07-05; 修回日期:2024-08-28。

基金项目:陕西省自然科学基金基础研究计划资助项目(2024JC-YBMS-489);陕西省自然科学基金基础研究计划资助项目(2023-JC-YB-288);湖北省数字化纺织装备重点实验室开放课题(KDTL2020005)。

作者简介:朱少俊(1999-),女,硕士研究生。

通讯作者:咎杰(1978-),男,博士,讲师。

引用格式:朱少俊,金守峰,咎杰,等. 基于改进 YOLOv5s 的烟丝间遮挡检测方法[J]. 计算机测量与控制, 2025, 33(9): 47-55.

准确,进而影响成品烟的品质。因此,实现高精度的烟丝类型识别对探究配方设计、检验烟草制品品质具有重要意义^[1]。

近年来,随着以深度卷积神经网络为核心的深度学习领域的迅速发展,且由于 YOLO 系列算法体积小、检测速度快的优点,为实现成品烟配方检测提供了许多新的解决方案^[2]。文献 [3] 提出了一种基于改进 YOLOv3 的梗丝检测方法,通过加入注意力机制并优化激活函数,实现了改进后模型精度的提升^[3]。文献 [4] 提出了一种改进 YOLOv5 的烟叶检测方法,通过添加注意力机制,有效提高了烟叶熟度判断的准确率,实现了平均准确率的提高^[4]。文献 [5] 提出了一种改进 YOLOv5 的烟叶散把检测算法,在 YOLOv5 主干和颈部分别引入 Ghost 模块和 ACIN 模块,实现了改进后参数数量的减少及平均精确度的提升^[5]。文献 [6] 提出了一种基于 YOLOv5s 的输电线路缺陷识别方法,通过集成高级语义特征信息提取网络 DCN v3,引入了 Focal-CIOU 损失函数,有效地提高了检测精度^[6]。文献 [7] 提出了一种基于改进 YOLOv5s 模型的舰船目标检测方法,通过在颈部采用自上而下、自下而上的加权双向特征金字塔网络,加入 CNeB2 模块减少冗余信息的干扰,引入分离与增强注意力模块注意力机制,实现了所提算法的 P、R 和 mAP 的提高^[7]。文献 [8] 提出了一个改进的 YOLO-Tobacco 算法,通过在颈部网络中引入了分层混合尺度单元 (HMu) 和卷积块注意力模块 (CBAM),实现了网络在不同尺度上病斑的检测能力及网络的鲁棒性的提升^[8]。

针对生产环境中烟丝检测存在不同程度粘连及遮挡现象而导致检测精度低的问题,提出了一种改进 YOLOv5s 的烟丝遮挡检测方法。采用 DCN v2C3 模块提取烟丝深层特征信息,引入 Soft-NMS 算法增强模型对遮挡烟丝的关注度,使用融合损失函数 Alpha-IOU,提升模型边界框的定位精度。实现了烟丝识别精度的提高。

1 烟丝特征分析

成品烟的烟丝构成有叶丝和梗丝如图 1 所示。图 1 (a) 为叶丝,呈细长丝状,弯曲且形状变化较大,褶皱较多,颜色较为均匀,有明显切丝痕迹,是成品烟中的主要成分。图 1 (b) ~ (d) 为梗丝呈长条状、片状、块状等形态,表面有较明显纹理且平整度较差,纹理中包含梗状结构,颜色较叶丝深且均匀度较差,无切丝痕迹,若梗丝含量过高则会降低成品烟的品质。

2 基于改进 YOLOv5s 的烟丝目标检测方法

2.1 YOLOv5s 算法

YOLOv5 网络模型如图 2 所示,主要由主干 (Back-



图 1 烟丝特征

bone)、颈部 (Neck) 和检测头 (Head) 构成^[9]。

主干网络通过 CBS 模块、C3 模块及 SPPF 模块提取图像目标特征。颈部网络采用多个上采样模块、C3 模块、CBS 模块和通道拼接操作,提高网络模型的多尺度特征提取能力。检测头作为 YOLOv5 模型的分类器和回归器,评估颈部网络的特征^[10-11]。

由于待检测的烟丝随机摆放,既有独立烟丝,也存在粘连及遮挡等情况,影响了 YOLOv5s 网络模型的检测精度。

2.2 基于改进 YOLOv5s 的烟丝检测方法

针对 YOLOv5s 网络模型受烟丝粘连及遮挡等干扰导致检测精度低等问题,从以下 3 个方面对 YOLOv5s 网络模型进行改进:

1) 根据烟丝形态各异、纹理复杂且几何尺寸变化大的特征,采用 DCN v2C3 模块替换 YOLOv5s 网络模型的颈部 C3 模块,提高模型的自适应能力与调制机制的高级语义信息提取能力。

2) 采用软性非极大值抑制算法 Soft-NMS 替换 YOLOv5s 网络模型的 NMS 算法,减少冗余的检测框,提升模型对粘连及遮挡烟丝的关注和定位。

3) 为了加快模型收敛速度,引入 Alpha-CIOU 损失函数替换 YOLOv5s 网络模型的 GIOU 损失函数,加速回归预测。

改进后的 SVD-YOLOv5s 网络模型如图 3 所示。

2.2.1 采用 DCN v2 模块

1) 加入更多的可变形卷积:

在烟丝图像中,烟丝呈现出尺度不一、姿态多变等特点,而 DCN v2 通过多个可变形卷积层的堆叠,赋予其偏移学习的能力,更好的提取烟丝深层特征,提高网络模型的空间变换能力^[12]。加入 DCN v2 网络结构及 ROI 池化结构如图 4 所示。

相比标准卷积,可变形卷积可以增加采样范围,标准卷积和可变形卷积的采样过程如图 5 所示,可以看出在感受野上,DCN v2 对于图像中姿态各异、几何变化大的烟丝的采样范围过大,除了关注的烟丝目标外,也

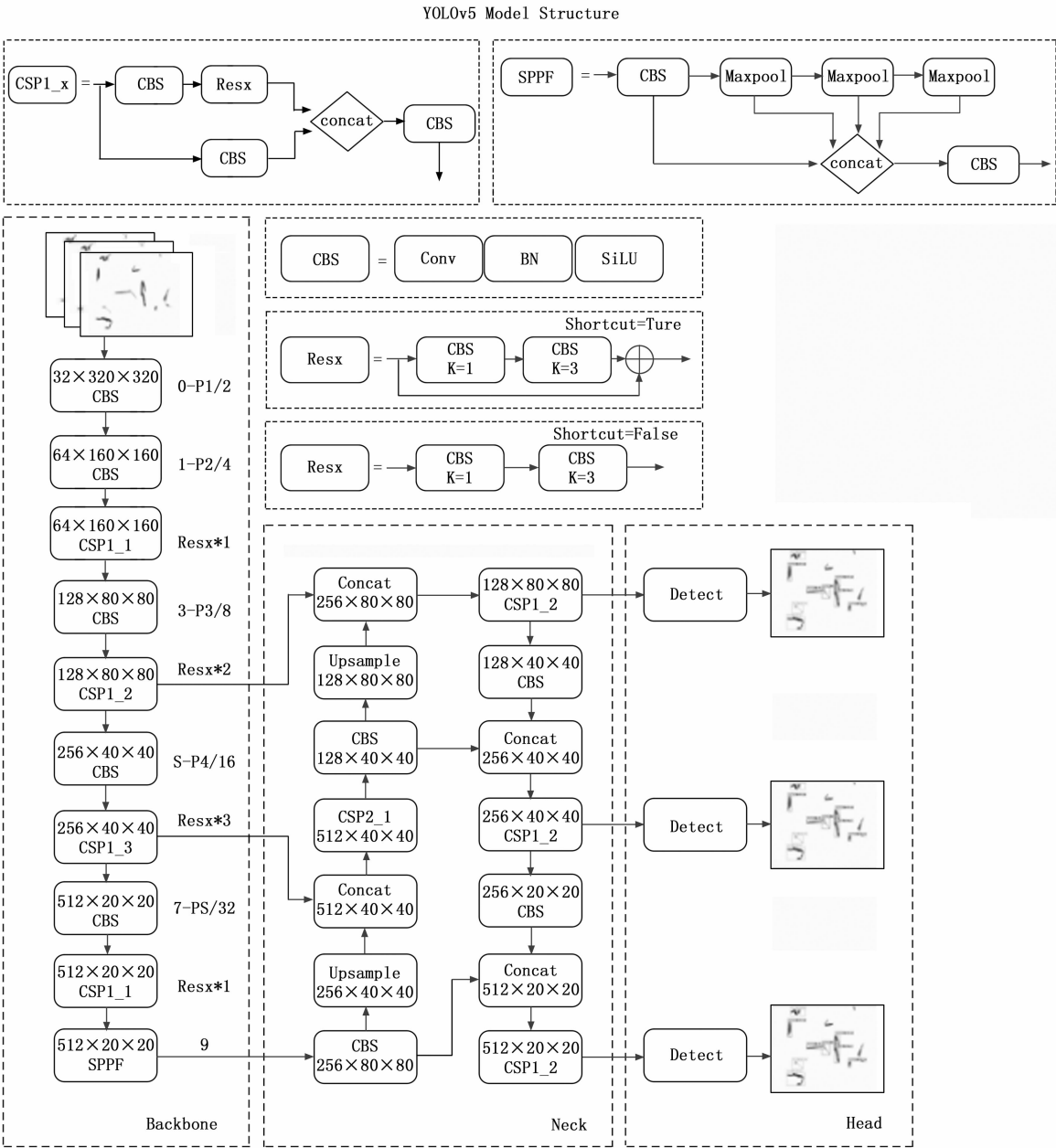


图 2 YOLOv5s 网络模型

包含更多的不相关的背景信息。DCN v2 允许在更大范围的特征级别上控制采样，能利用前一特征图所获得的位移信息，实现偏移幅度的控制，减少对目标中不相关信息的关注度，同时更加聚焦于对网络性能真正有用的烟丝区域。

2) 增加调节机制：

对于一个扩张率为 1 的 3×3 卷积核：

$$N = \{(-1, -1), (-1, 0), \dots, (0, 1), (1, 1)\} \quad (1)$$

式中， N 中每个元素表示卷积核位置与中心位置的偏移量。

$$y(p_0) = \sum_{p_w \in N} \omega(p_w) \cdot x(p_0 + p_w + \Delta p_w) \cdot \Delta m_w \quad (2)$$

式中， p_0 为中心采样点位置， p_w 为采样点位置， Δp_w 为采样点位置 w 的偏移量， Δm_w 为采样点位置 w 的权重调制参数。

$$y(w) = \sum_{i=1}^{n_w} x(p_{wi} + \Delta p_w) \cdot \frac{\Delta m_w}{n_w} \quad (3)$$

式中， p_{wi} 表示第 w 个 bin 中第 i 个像素点的采样位置， n_w 为 bin 对应的像素点个数。

DCN v2 增加一个新的调节机制通道，综合考虑由于尺度、姿态等因素引起的烟丝几何变化对于检测的影响，其不仅对输入进行偏移，同时调整各位置输入的权重。据这一调节机制，DCN v2 能够动态的确定烟丝在此通道上的权值，进而评估采样点对烟丝特征提取贡献

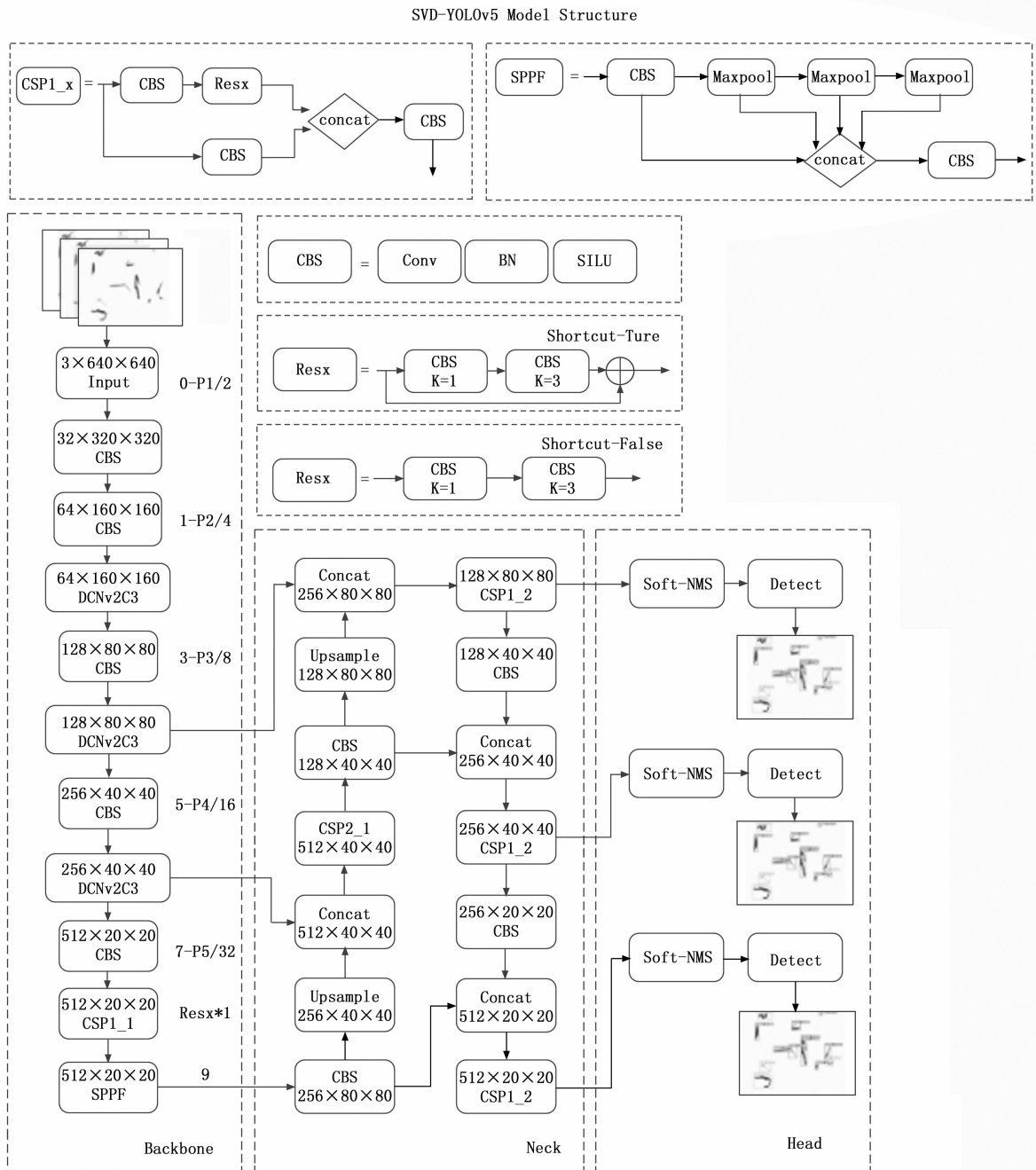


图 3 改进 YOLOv5s 网络模型

程度^[13]。同时增加了更大的自由度,当权重为 0 则忽略该位置输入,解决了引入的一些与烟丝目标无关区域问题。

2.2.2 引入 Soft-NMS 算法

在复杂的农业生产环境下,烟丝存在的不同程度粘连及遮挡等问题,严重影响烟丝成分的类型识别。NMS 算法通常用来解决目标分类过程中候选信息重叠的问题。其应用于图像中存在不同程度粘连和遮挡烟丝检测时会产生漏检和候选框过多的情况。NMS 算法公式如下:

$$S_i = \{b_i | \text{Score}(b_i) > \text{threshold} \forall b_i \in \text{boxes}\} \quad (4)$$

其中: $\text{Score}(b_i)$ 表示候选信息得分 b_i 和 boxes 是所有待处理的所有候选信息的集合。

而 Soft-NMS 算法根据重叠部分的大小分值设置衰减函数,从而在一定程度上减小了漏检和过多候选框的问题,提高了多个烟丝存在的区域下的检测精度。改进的 Soft-NMS 公式表示如下:

$$S_i = \{b_i | \text{Score}(b_i) \geq \max_{b \in B} \text{Score}(b) \times e^{-\lambda \cdot \text{AAR}(b_i, b)} \forall b_i \in \text{boxes}\} \quad (5)$$

其中: $\text{Score}(b_i)$ 是候选信息 b_i 的得分, B 是所有

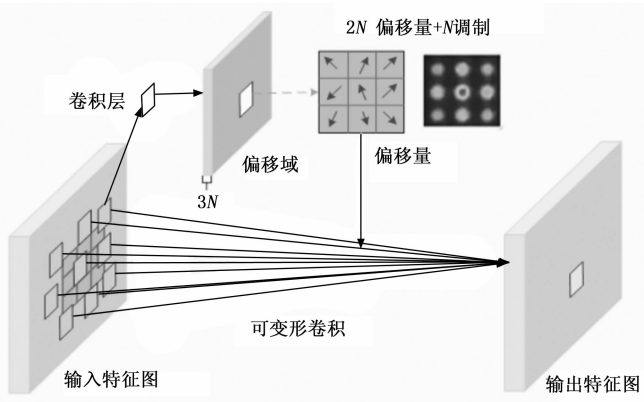


图 4 可变性卷积 v2 网络结构

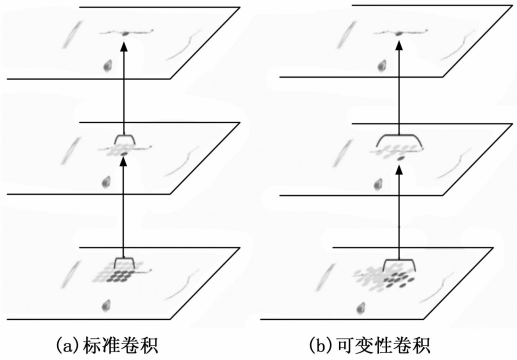


图 5 标准卷积与可变性卷积作用于目标图像

待处理有候选信息的集合; $A4R(b_i, b)$ 是 b 和 b_i 之间的重叠率; λ 是衰减函数参数。

在 YOLOv5s 网络中引入 Soft-NMS 具有诸多优势, 采用渐进式方法以降低高度重叠检测帧的评分, 在有多个高度重叠的烟丝边界框时保留部分信息, 从而减少烟丝目标检测中的信息丢失, 在图像中有多个烟丝目标特征时避免烟丝特征重叠或遗漏。

Soft-NMS 算法可根据特定的烟丝检测任务和烟丝数据集的要求调整参数, 有效解决了原始 NMS 算法中针对粘连和遮挡烟丝检测存在的漏检和过多候选框的问题, 提高了烟丝检测的鲁棒性, 降低了误报率, 从而获得更好的检测性能^[14]。

2.2.3 损失函数改进

1) 联合交并比 (GIOU):

GIOU 的思想如图 6 所示, 假设预测边界框为 B , 地面实况边界框为 A , A 和 B 相交的区域为 D , 包含两个边界框的区域为 C ^[15]。GIOU 和 GIOU_{Loss} 的计算公式为:

$$GIOU = IOU - \frac{|C - (A \cup B)|}{|C|} \tag{6}$$

$$GIOU_{Loss} = 1 - IOU - \frac{|C - (A \cup B)|}{|C|} \tag{7}$$

如图 7 所示当两个边界框完全重叠时, 3 种不同位

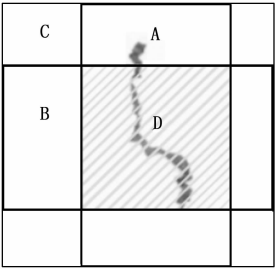


图 6 GIOU 评估表

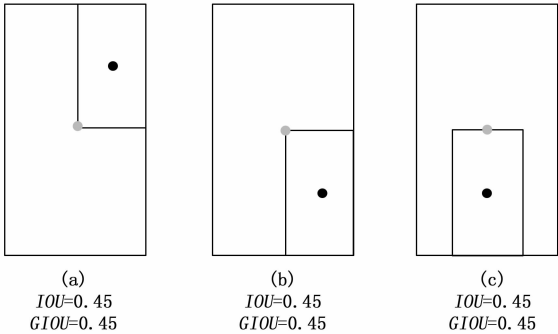


图 7 损失值比较

置情况的 GIOU 值和 IOU 值均为 0.45, GIOU 退化为 IOU, 因此 GIOU 并不能直接反映预测边界框与真实边界框之间的距离。

2) 距离交并比 (DIOU):

DIOU 在 GIOU 的基础上增加了重叠部分的面积惩罚项, 进一步提高预测框与真实框之间重叠度的准确性^[16]。DIOU 损失函数公式如下:

$$DIOU_{Loss} = 1 - IOU + \frac{\rho^2(b, b^{gt})}{c^2} \tag{8}$$

其中: b, b^{gt} 分别是预测框和真实框的中心点, ρ 是两个中心点间的欧式距离, c 是能够同时包含预测框和真实框的最小闭包区域的对角线长度。

3) 完全交并比 (CIOU):

CIOU 使用实际框和检测框的中心点之间的距离与对角线距离的比率^[16]。CIOU 综合考虑了重叠面积、距离及宽高 3 个几何因素, 使损失值降到更低、边框回归的位置更精准, 收敛速度更快。CIOU 的计算公式为:

$$CIOU_{Loss} = 1 - IOU - \frac{C - (A \cup B)}{C} \tag{9}$$

CIOU_{Loss} 的表达式为:

$$CIOU_{Loss} = 1 - CIOU = 1 - IOU + \frac{\rho^2(b, b^{gt})}{c^2} + \beta \tag{10}$$

其中:

$$\beta = \frac{\nu}{(1 - IOU) + \nu} \tag{11}$$

$$\nu = \frac{4}{\pi^2} (\arctan \frac{\omega^{gt}}{h^{gt}} - \arctan \frac{\omega^p}{h^p})^2 \quad (12)$$

式中, β 是用于平衡比例的参数, ν 是用于衡量长宽比的比例一致性参数, c 是预测框和真实框形成的最小封闭区域的对角线距离, b , b^{gt} 和 ρ 含义同式 (9)。

烟丝之间所产生粘连及遮挡现象, 导致待测区域内烟丝目标边缘特征信息难以有效识别。因此采用 Alpha-IOU 损失函数与 CIOU 融合, 替代原始 YOLOv5s 模型中原始的 GIOU 损失函数。Alpha-IOU 通过加权的方式, 使得高 IOU 的烟丝目标误差更小, 并优化了各级烟丝目标权重。相比 CIOU, Alpha-CIOU 提升了检测模型对烟丝数据集与噪声数据的鲁棒性, 增强了复杂场景下对烟丝目标的检测能力^[17]。Alpha-CIOU 计算公式为:

$$\alpha_CIOU_Loss = 1 - IOU^\alpha + \frac{\rho^{2\alpha}(b, b^{gt})}{c^{2\alpha}} + (\beta)^\alpha \quad (13)$$

式中, α 为求幂指数, $\rho^{2\alpha}(b, b^{gt})$ 为预测框与真实框中心点间的欧几里德距离, β 和 ν 含义同式 (10), $c^{2\alpha}$ 为预测框与真实框的最小矩形区域的对角线距离。

3 实验结果与分析

3.1 实验环境与参数设置

实验系统环境与训练参数如表 1 所示。

表 1 实验配置环境

名称	配置
操作系统	Windows 11
显卡	NVIDIA GeForce RTX 3060 Laptop GPU
编译语言	Python 3.9
深度学习框架	Pytorch 2.0.1
开发环境	CUDA 11.8
epochs	100
batch-size	16
输入图片尺寸	640×640

训练过程中设置初始学习率为 0.000 1, 循环学习率为 0.01, 动量调整为 0.937, 权重衰减系数为 0.000 5。初始训练后, 据 batch-size 的大小自适应调整学习率。

3.2 烟丝数据集建立

3.2.1 XPU-STEM-SILK 数据集

实验所用的烟丝 (叶丝和梗丝) 如图 8 所示, 从整包中挑选叶丝和梗丝, 由于摆放具有随机性, 会出现如图 8 所示 3 种情况独立个体、少量粘连及遮挡, 分别采用正向光和背向光采集叶丝和梗丝图像共 834 张。数据集的质量是保证深度学习模型训练结果的重要因素。鉴于当前互联网中缺乏大量的烟丝检测相关数据集, 因此自行创建了一个烟丝数据集 XPU-STEM-SILK 数据集。

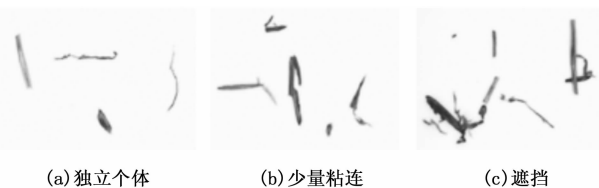


图 8 烟丝摆放情况

采用 LabelImg 标注工具对原始图片中的叶丝和梗丝进行矩形标注^[18]。设定烟丝区域的标签为 silk (叶丝), 设定梗丝区域的标签为 stem (梗丝), 生成 YOLO 格式的 txt 标注文件, 便于后续模型训练及测试。标注后的数据按照 8:1:1 比例随机划分成训练集、验证集和测试集, 训练集的标签分布如图 9 所示。

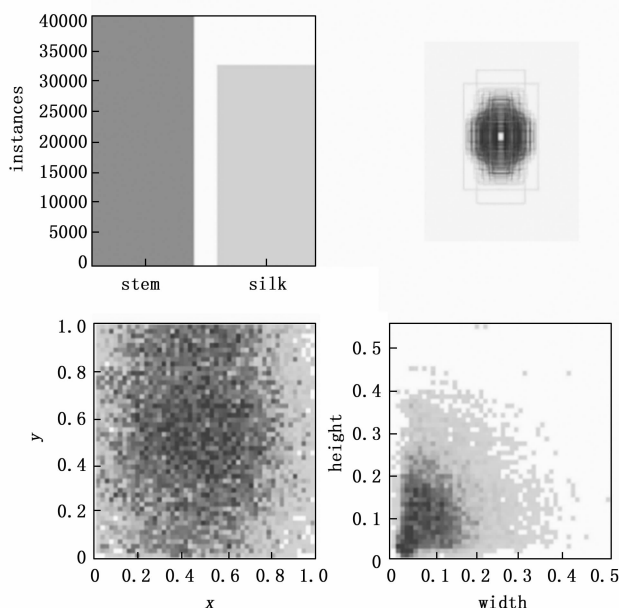


图 9 标签分布可视化

3.2.2 数据增强

采用竖直翻转 (倒立)、水平翻转 (镜像)、中心裁剪、改变亮度、改变对比度、改变饱和度、添加高斯噪声、盐噪声、胡椒噪声等方式进行数据增强^[19], 数据增强方式如图 10 所示。

该数据集包含叶丝和梗丝两个类别, 增强后图像共 8 340 张, 分为 6 672 张训练集图像、834 张验证集和 834 张测试集图像。通过数据增强的方法扩展 XPU-STEM-SILK 数据集中叶丝和梗丝的特征数据, 显著增加了检测数据的多样性, 增强了检测算法识别目标的能力, 并提高了其整体鲁棒性。

3.3 评估指标

为了有效地验证所提的 SVD-YOLOv5s 算法的有效性, 模型轻量化情况及检测速度, 分别选取参数量 (Parameters)、计算量 (Flops)、精确度 (P)、召回率

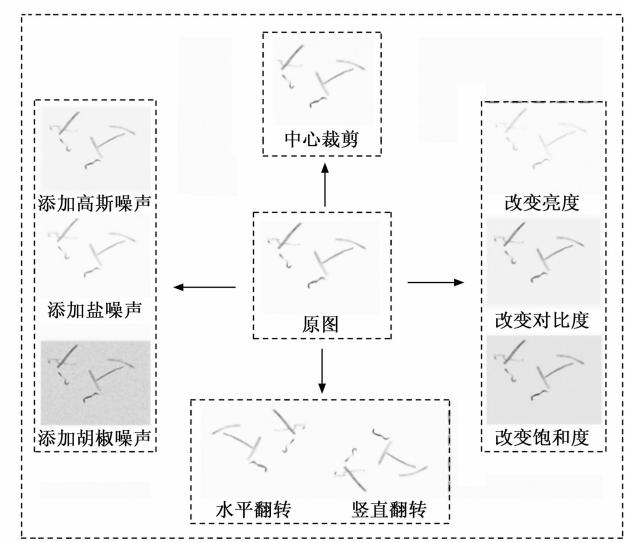


图 10 数据增强

(R)、平均精度均值 ($mAP@0.5$ 、 $mAP@0.5-0.95$) 等 6 个种指标进行评价^[20]。评估指标计算公式如下:

$$P = TP / (TP + FP) \tag{14}$$

$$R = TP / (TP + FN) \tag{15}$$

$$AP = \int_0^1 P(R) dR \tag{16}$$

$$mAP = \frac{\sum_1^n (AP)}{n} \tag{17}$$

式中, TP 指真实框 IOU 大于阈值的真正例检测框数, FP 指真实框 IOU 小于阈值的假正例检测框数, FN 指未检测到真实框的假负例的数, n 为数据集类别数。通常以 IOU 阈值为 0.5 的平均精度 $mAP@0.5$ 和 IOU 阈值区间 0.5~0.95 的平均精度 $mAP@0.5:0.95$ 为指标验证改进措施的有效性。

3.4 实验数据分析

3.4.1 模型训练损失对比分析

通过比较算法的训练损失以验证所提 SVD-YOLOv5s 算法的有效性。图 11 (a) 和 (b) 分别代表 YOLOv5s 和 SVD-YOLOv5s 的边界框损失、置信度损失及分类损失。以边界框损失为例, 可以看出在进行 100 次迭代训练后, 在 0~30 epoch 区间改进后模型相较于原始模型损失具有较快的下降趋势。在 30~100 epoch 两者的损失均在缓慢下降, 并在第 80 epoch 处基本保持稳定, 模型趋于收敛, 且改进算法在损失值上更低, 收敛速度更快, 从而验证了 SVD-YOLOv5s 算法提高了算法的收敛性能。

3.4.2 消融实验结果与分析

为了验证各个模块对 YOLOv5s 检测性能的影响, 在自建的 XPU-STEM-SILK 数据集上设计了 6 组不同改进方案的消融实验。改进方案对模型性能的影响如表

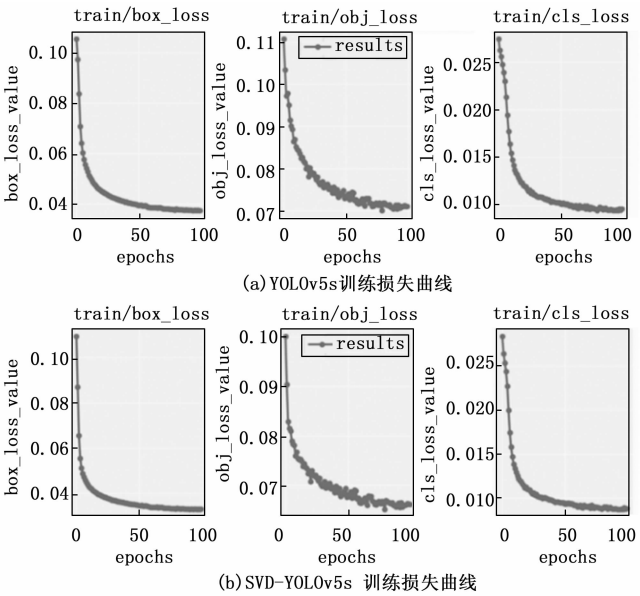


图 11 改进前后训练损失曲线对比

2 所示。

表 2 SVD-YOLOv5s 在自建 XPU-STEM-SILK

数据集上的消融实验

Method	Parameters/M	Flops /G	P	R	mAP @0.5	mAP@0.5 : 0.95
YOLOv5s	6.68	15.8	0.870	0.799	0.869	0.678
YOLOv5s+DCN v2	6.71	16.1	0.867	0.795	0.865	0.636
YOLOv5s+Soft-NMS	6.77	15.7	0.873	0.800	0.870	0.680
YOLOv5s+DCN v2+Soft-NMS+GIoU	6.87	13.6	0.879	0.815	0.891	0.687
YOLOv5s+DCN v2+Soft-NMS+DIoU	6.86	13.5	0.881	0.817	0.893	0.690
YOLOv5s+DCN v2+Soft-NMS+CIoU(本文)	6.87	13.7	0.885	0.823	0.896	0.694

改进 1 在 YOLOv5s 的颈部网络中引入了可变性卷积 DCN v2 替换原始网络中的普通卷积后, 能够获得烟丝目标更深层的特征信息。但同时网络复杂度提高, 参数量增大, 训练与检测计算量有所增大, 其整体精确度小幅下降。

改进 2 在此基础上采用软性非极大值抑制算法 Soft-NMS, 进一步增加模型对精确定位与识别粘连及遮挡多目标的关注度, 提高模型的准确率。保持模型体积增加不大的情况下对烟丝粘连及遮挡检测精度得到改善, 模型参数量比训练时有所增加, 但浮点计算量略微减少。

改进 3 优化网络检测头, 将原始网络中的损失函数改为 Alpha-CIoU, 改进模型在复杂环境下数据与噪声数据的鲁棒性。DCN v2 和 Soft-NMS 同时使用时模型性能提升, 计算量下降, 表明这两种改进方法共同对模型有很好的提升作用。同时对比分析 $\alpha = 3$ 时

型的轻量化,参数量为6.87 M仅略逊色于YOLOv5s,浮点计算量仅为13.75 G,相较于其他模型有明显优越性。可以看出,改进模型的 P 和 R 值均优于其他模型,且 $mAP@0.5$ 比Faster R-CNN、SSD、YOLOv3、YOLOv4、文献[4]模型、YOLOv5s高了6.4%、8.6%、10.9%、6.5%、8.2%、2.7%, $mAP@0.5:0.9$ 比Faster R-CNN、SSD、YOLOv3、YOLOv4、文献[4]模型、YOLOv5s高了5.9%、8.2%、11.0%、6.5%、7.4%、1.6%,其检测性能具有较大的优势。

4 结束语

针对目前成品烟生产环境中烟丝检测因存在粘连、遮挡现象而引发的检测精度低等问题,提出了基于YOLOv5s改进的遮挡烟丝检测方法。针对形状各异及纹理复杂的烟丝特征信息提取不充分问题,在YOLOv5s颈部网络中引入更具自适应信息提取模块DCN v2C3,通过堆叠更多具有调节机制的卷积层,广泛的在特征级别上控制采样,提高了对烟丝特征的学习能力,进而提高了模型的泛化能力;针对烟丝存在粘连及遮挡的情况,采用改进的Soft-NMS算法,精确定位粘连及遮挡目标,减少冗余检测框,提高了模型的检测能力,减少了漏检情况。实验结果表明,改进的SVD-YOLOv5s烟丝遮挡检测算法对于烟丝的检测效果优于原始模型,满足烟丝目标高效、高精度的检测需求。后续可进一步调整优化网络结构,重点关注检测精度的提升与高质量数据集的构建,以实现更好的检测效果。

参考文献:

[1] 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.

[2] 张阳婷,黄德启,王东伟,等.基于深度学习的目标检测算法研究与应用综述[J].计算机工程与应用,2023,59(18):1-13.

[3] 刘新宇,郝同盟,张红涛,等.基于改进YOLOv3网络的梗丝识别定位方法[J].食品与机械,2022,38(3):103-109.

[4] 郝亦龙,吴慧欣,刘明堂,等.基于C-YOLOv5的烟叶烘烤熟度检测模型[J].制造业自动化,2023,45(10):186-190.

[5] 余红霞,罗瑞林,云利军,等.基于YOLOv5的烤烟烟叶散把程度检测算法研究[J].烟草科技,2022,55(6):98-105.

[6] PENG H X, LIANG M J, YUAN C, et al. EDF-YOLOv5: an improved algorithm for power transmission line defect detection based on YOLOv5 [J]. Electronics, 2024, 13 (1): 148.

[7] WANG J, PAN Q R, LU D, et al. An efficient ship-detection algorithm based on the improved YOLOv5 [J]. Electronics, 2023, 12 (17): 3600.

[8] LIN J W, YU D Z, PAN R Y, et al. Improved YOLOX-Tiny network for detection of tobacco brown spot disease [J]. Frontiers in Plant Science, 2023, 14: 1135105-1135105.

[9] 郭庆梅,刘宁波,王中训,等.基于深度学习的目标检测算法综述[J].探测与控制学报,2023,45(6):10-20.

[10] REDMON J, DIVVALA K, GIRSHICK B, et al. You only look once: unified, real-time object detection [C] // 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2016: 779-788.

[11] 王浩臣,辛月兰,郭江,等.基于YOLOv5s的轻量化遥感舰船检测算法[J].中国舰船研究,2024,19(5):200-207.

[12] ZHU X Z, HU H, LIN S, et al. Deformable convNets v2: more deformable, better results [C] // 2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Long Beach, CA, USA, 2019: 9300-9308.

[13] 刘卫光,刘东,王璐.可变形卷积网络研究综述[J].计算机科学与探索,2023,17(7):1549-1564.

[14] BODLA N, SINGH B, CHELLAPPA R, et al. Soft-NMS-improving object detection with one line of code [C] // 2017 IEEE International Conference on Computer Vision, Venice, Italy, 2017: 5180-5925.

[15] REZATOFIGHI H, TSOI N, GWAK J, et al. Generalized intersection over union: a metric and a loss for bounding box regression [C] // 2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Long Beach, CA, USA, 2019: 658-666.

[16] ZHENG Z H, WANG P, LIU W, et al. Distance-IoU loss: faster and better learning for bounding box regression [J]. Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2020, 34 (7): 12993-13000.

[17] 康 澜,蒋晓刚,苑志江.基于改进YOLOv5的轻量化早期舰船火灾烟雾检测算法[J].通信与信息技术,2024(2):21-26.

[18] 曹 帅,董立红,邓凡,等.基于YOLOv7-SE的煤矿井下场景小目标检测方法[J].工矿自动化,2024,50(3):35-41.

[19] YAN B, FAN P, LEI X Y, et al. A real-time apple targets detection method for picking robot based on improved YOLOv5 [J]. Remote Sensing, 2021, 13 (9): 1619-1619.

[20] GUI Z Y, CHEN J N, LI Y, et al. A lightweight tea bud detection model based on YOLOv5 [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 205: 0168-1699.