doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2025.11.049

基于 TS-YOLO 的茶叶分级识别方法

谭治英[1,2]　张　栋[1,2]　吴延浩[1,2]　李　旭[1,2]　徐孝彬[1,2]　李　涛[3]

(1. 河海大学机电工程学院, 常州 213200; 2. 河海大学江苏省特种机器人技术重点实验室, 常州 213200;
3. 常州大学机械工程与轨道交通学院, 常州 213164)

摘要: 针对大宗茶叶机械化采摘后,在工业传送带分选场景下存在茶叶嫩芽数量庞大、姿态多样导致的等级识别精度与效率低下的问题,本文提出一种基于改进 YOLO v8n 的快速茶叶分级识别模型 TS-YOLO。首先,引入一种轻量化网络 CSFCN,解决上下文不匹配和空间特征不对齐问题,从而提升检测精度。其次,设计专为流水线茶叶场景优化的卷积模块(Tconv),增强快速特征提取能力。采用 MultiSEAM 检测头对检测头进行改进,解决目标遮挡问题。最后,引入 Wise-CIoU 作为边界框损失函数,精确地衡量目标之间的相似性,加速模型收敛并提升检测精度。试验结果表明,TS-YOLO 模型的精确率为 94.0%,召回率为 91.6%,mAP 为 94.30%,分别比原 YOLO v8n 提高 1.0、1.8、1.6 个百分点。此外,其在测试集上检测速度达到 148.98 f/s,比 YOLO v8n 提升 40%,提高 42.5 f/s。改进后的 TS-YOLO 模型在检测精确率和识别速度上均能达到大宗茶生产线在线分选茶叶嫩叶技术要求。

关键词: 茶叶分级识别; YOLO v8n; CSFCN; Tconv; MultiSEAM 检测头

中图分类号: TP391.41　　**文献标识码**: A　　**文章编号**: 1000-1298(2025)11-0509-08　　**OSID**:

Tea Leaf Grading Recognition Method Based on TS-YOLO

TAN Zhiying[1,2]　ZHANG Dong[1,2]　WU Yanhao[1,2]　LI Xu[1,2]　XU Xiaobin[1,2]　LI Tao[3]

(1. *College of Mechanical and Electrical Engineering*, *Hohai University*, *Changzhou* 213200, *China*
2. *Jiangsu Key Laboratory of Special Robot Technology*, *Hohai University*, *Changzhou* 213200, *China*
3. *School of Mechanical Engineering and Rail Tramsit*, *Changzhou University*, *Changzhou* 213164, *China*)

Abstract: In response to the problem of insufficient recognition accuracy and low efficiency in grading of tea buds due to the large number and diverse postures of tea buds after mechanized harvesting in the industrial conveyor belt sorting scenario, a fast recognition model TS-YOLO was proposed based on the improved YOLO v8n. Firstly, a lightweight network CSFCN was introduced to solve the problems of context mismatch and spatial feature alignment, thereby improving the detection accuracy. Secondly, a convolution module Tconv specifically optimized for the tea scene in the pipeline was designed to enhance the ability of rapid feature extraction. For the problem of target occlusion, the detection head was improved by adopting MultiSEAM. Finally, Wise-CIoU was introduced as the bounding box loss function to more accurately measure the similarity between targets and accelerate model convergence and improve detection accuracy. Experimental results showed that the TS-YOLO model achieved a precision rate of 94.0%, a recall rate of 91.6%, and an mAP of 94.30%, which were 1.0 percentage, 1.8 percentage, and 1.6 percentage points higher than those of the original YOLO v8n, respectively. Moreover, its detection speed reached 148.98 f/s on the test set, which was 40% higher than YOLO v8n and 42.5 f/s faster. The improved TS-YOLO model met the technical requirements for online tender leaf sorting in large-scale tea production lines in terms of detection accuracy and recognition speed.

Key words: tea grading recognition; YOLO v8n; CSFCN; Tconv; MultiSEAM detection head

收稿日期: 2025-05-08　修回日期: 2025-06-26

基金项目: 江苏省科技计划项目产业前瞻与关键核心技术重点项目(BE2020082-1、BE2021016-4)和中央高校基本科研业务费专项资金项目(B230201005)

作者简介: 谭治英(1985—),女,副教授,博士,主要从事机器视觉研究,E-mail: zytan@hhu.edu.cn

0 引言

目前市面上茶叶主要分为两大类:名优茶和大宗茶[1]。名优茶采摘要求严格,需要依赖大量熟练的人工在特定时节完成。而大宗茶多由机器采摘,采摘时节限制不大,且操作简单,虽然效率高,但常含有碎叶和茶梗等杂质,品质不高[2]。近年来,随着城镇化进程的加速,农村劳动人口持续减少,使得采茶劳动力大量减少[3]。为了提高采摘效率,机械采摘逐渐普及。这一转变虽解决了部分劳动力不足的问题,却导致了茶叶品质下滑,难以满足高端市场需求。现有筛选机器多采用震动筛和鼓风机,针对物理性质进行筛选,对鲜茶叶筛选精度不够[4]。因此,为解决这一问题,需要研究更智能的机器设备系统,实现对茶叶快速精准识别,进而完成不同等级茶叶分类筛选[5],从而推动茶叶产业智能化。

在茶叶芽叶等级识别领域研究初期,都采用传统的图像处理技术[6],通过提取茶叶嫩芽的颜色或形状特征,以实现识别和分离。刘自强等[7]利用 HSI 模型提取茶叶的颜色特征参数,并借助二值化处理提取图像的形状特征参数,进而成功地分割出茶叶嫩芽图像;吴雪梅等[8]使用基于 Lab 颜色模型中 a 和 b 分量信息的 K-means 聚类法,更好地保证了识别茶叶完整性。杨福增等[9]深入分析了茶芽在 RGB 色彩空间中的独特信息模式,提取了绿色分量(G 分量),采用提取绿色分量、区域标记和逐行扫描相结合的方法,从而较准确地描绘出茶芽形状轮廓。

近年来,随着深度学习的发展,茶叶嫩芽智能识别研究也取得了显著进展[10]。通过模拟人脑的神经网络机制,可从图像上提取茶叶特征,从而实现模型算法的不断“学习”。在此阶段也涌现了许多优秀的目标检测算法,如 Faster R - CNN[11]、SSD[12]等。在茶叶嫩芽识别领域,许高建等[13]尝试了 3 种基础网络结构的 Faster R - CNN 算法和 SSD 算法进行训练。结果显示,以 VGG6 网络作为主干网络的 Faster R - CNN 算法表现出不错的识别准确率。ZHANG 等[14]研究了一种增强型 DeepLabV3 + ,用于在复杂环境中进行茶芽分割,该方法采用 MobileNetV2 提取特征,并在 ASPP 模块中整合了多重注意机制,从而进一步提升了模型性能。农业领域,YOLO v8[15]凭借其优异的性能成为许多研究的基准模型。例如,WANG 等[16]通过集成一个使用移位窗口的层次视觉变压器取代 YOLO v8 网络架构的部分,减轻了茶叶田间密集状态的计算负荷。董春旺等[17]使用 Ghost_Conv 替换 YOLO v8 中的标准卷积,极大地减少了模型参数量,使模型更易部署茶叶田间检测设备。潘海鸿等[18]提出一种 BFPAN 特征图拼接方法,能更加关注茶叶小目标特征,从而提升了模型特征融合能力。杨大勇等[19]在主干网络中引入动态蛇形卷积,提高了田间茶叶嫩芽检测的精确度同时也降低了漏检率。在百香果识别领域,罗志聪等[20]在 YOLO v8 的基础上,运用知识蒸馏学习策略弥补了因剪枝损失的检测精度,从而满足快速实时推理,实现嵌入式设备部署检测。

目前大部分相关研究都是针对茶叶田间机器采摘场景,但应用在实际生产线筛选检测的研究仍较欠缺[21]。针对大宗茶的工业化生产线筛选场景,由于茶叶数量众多,所以更加注重检测速度和质量,且由于机器采摘,会存在碎屑、茶梗、异物等,这对模型的检测速度和精度提出了更高要求[22]。作为当前先进的轻量化检测模型,YOLO v8 在实时性与准确性之间表现出优异的平衡性。相较于 YOLO v7 和 YOLO v9[23]系列,YOLO v8n 凭借更精简的网络结构、更快的推理速度以及更小的参数量,能够高效适配大宗茶工业化生产线的实时检测需求,并降低硬件部署成本。因此,本文以 YOLO v8n 为基准模型,提出改进算法 TS - YOLO(Tea screening),以进一步提升茶叶分级识别性能。

1 材料与方法

1.1 数据集制作

以工业传送带背景下茶叶嫩芽为对象,所有芽叶由机器收获于江苏省常州市金坛区罗村茶园。在实验室模拟实际生产线传送带情况,将采集的茶叶经过振动筛上料后,使用海康相机对传送带输送的茶叶拍摄,图像分辨率为 2 048 像素 × 1 536 像素,经过对原始图像的筛选,得到 600 幅原始图像,试验采集系统如图 1 所示。为了提高模型鲁棒性以及泛化能力,对采集到的数据进行数据增强。通过旋转、随机添加更改亮度和对比度、添加黑白噪声等方式将数据集扩充到 1 608 幅,按照比例 7∶2∶1将图像分配至训练集、验证集和测试集。

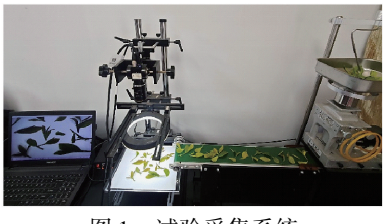


图 1 试验采集系统

Fig. 1 Experimental acquisition system

使用 LabelImg 标注软件对所有图像进行数据标注,茶叶等级划分由茶叶嫩芽和叶片数目决定,名

优茶一般分为单芽与一芽一叶(A 级)、一芽两叶(B 级)、一芽三叶(C 级)。在大宗茶实际生产制造中，由于采用机器“一刀切”的方式，采集过程中会出现大量碎叶、茶梗和老叶等，给名优茶筛选带来较大困难。针对大宗茶叶收获时产生的多形态破碎茶叶，为提高检测精度与稳定性，将多种形态茶叶如老茶叶和碎茶叶、茶梗等加入数据集，并归为损坏类(D 级)，具体茶叶品质分级标准如图 2 所示。

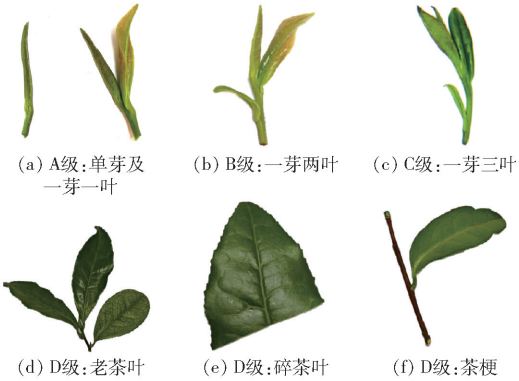


图 2　茶叶等级划分

Fig. 2　Classification of tea grades

1.2　试验环境

采用 PyTorch 开源深度学习框架进行改进网络模型的开发，试验环境搭建遵循严谨的配置标准，图形处理器采用 NVIDIA GeForce RTX4060ti(8 GB)显卡。试验超参数设置初始学习率为 0.01，训练轮次(epoch)为 200，每批样本大小(batchsize)为 32，采用随机梯度下降(SGD)作为优化器以驱动整个神经网络训练流程。

2　TS－YOLO 算法

在茶叶工厂实际流水线生产中，由于茶叶数量庞大且存在多等级混杂现象[24]，针对 YOLO v8n 模型，不仅要提高其分级检测精度，更要提高检测速度，在此提出一种改进 YOLO v8n 的检测网络模型 TS－YOLO，网络结构如图 3 所示。通过轻量级的上下文和空间特征校准网络(CSFCN)，解决上下文不匹配和空间特征不对齐两个关键问题；设计一种新的轻量级卷积 Tconv，提高对茶叶这一细小目标的检测精度和速度；使用 MultiSEAMHead 检测头和

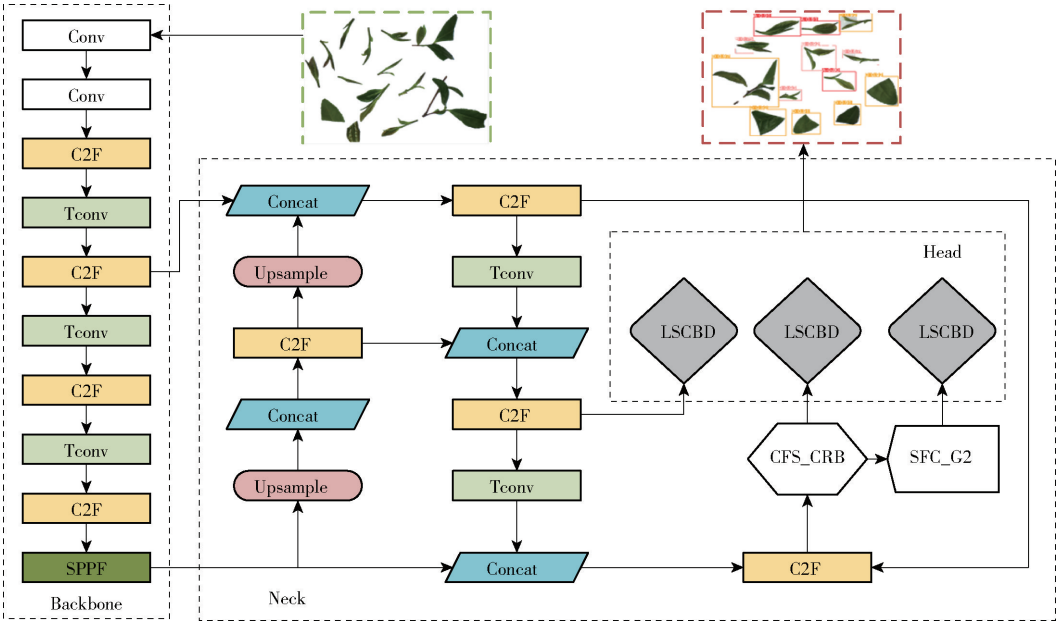


图 3　TS－YOLO 网络结构

Fig. 3　Structure of TS－YOLO network

W－CIoU 损失函数代替原来的损失函数，提升算法在目标检测中的精度和速度。

2.1　Tconv 模块

提出一种改进的下采样模块 Tconv，并将其应用于流水线茶叶嫩芽识别的任务中，对单一场景下的纹理及其他特征识别进行精确、快速的处理。借鉴 YOLO v9 中提出的 ADOWN 模块的设计理念，并对其进行了优化，以满足茶叶嫩芽识别的需求。

ADOWN 模块通过结合平均池化与最大池化操作，对输入特征进行下采样，并利用不同大小的卷积核提取特征，然而在特征提取的对称性和信息保留方面仍有优化空间。如图 4 所示，本文提出的 Tconv 模块首先将输入通道均分为两部分，而非直接对全局特征进行池化处理，可有效地减少因池化操作带来的信息损失。然后，对分割后的两个输入通道分别应用相同的 3×3 卷积操作(步幅为 2)，确保特征提取过程中的对称性和一致性。最后，将卷积后的

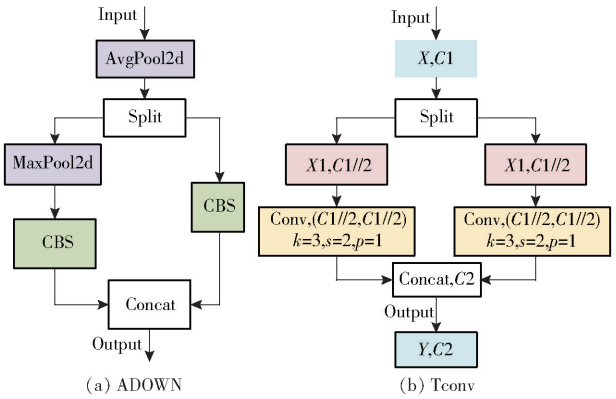


图 4 下采样模块改进前后网络结构

Fig. 4 Network structure before and after improvement of down-sampling module

特征图在通道维度上进行拼接,生成最终的下采样输出。

2.2 上下文和空间特征校准网络(CSFCN)

在目标检测算法中,上下文不匹配和空间特征不对齐是影响检测精度的两个关键问题。上下文不匹配主要是由于模型在多尺度特征融合时未能有效捕捉局部与全局特征之间的关联,导致在复杂场景下过度依赖局部特征,忽略了目标与背景的语义联系,从而产生误检或漏检。空间特征不对齐问题则源于特征提取过程中的空间信息偏移,由于卷积和池化操作导致不同尺度特征图的空间位置不一致,破坏了空间一致性,进而影响目标的准确定位,尤其在处理小目标或重叠目标的场景中更为明显。这些问题的根源在于特征提取网络在处理复杂场景时难以同时平衡局部细节和全局信息,并确保多尺度特征的空间对齐。为了解决这些问题,本文引入一种轻量级的上下文和空间特征校准网络(CSFCN[25]),包括 CFC 模块和 SFC 模块,其结构如图 5 所示。

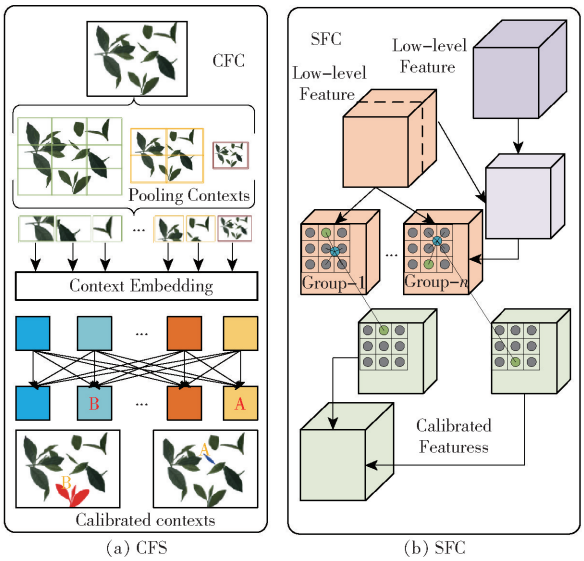


图 5 CFC 模块和 SFC 模块网络结构

Fig. 5 Network structure of CFC module and SFC module

CSFCN 通过集成基于池化和采样的注意力机制,为解决上述问题提供了有效的策略。CFC 模块采用级联金字塔池化技术高效捕捉多尺度上下文信息,并依据像素与上下文的相似性,聚合每个像素独有的上下文特征,从而实现上下文特征的精准校准。SFC 模块进一步将特征沿通道维度划分为多个子集,并通过学习驱动的采样策略优化子特征的传播,确保空间特征校准的准确性。通过这些创新的设计,CSFCN 不仅可以提高分割精度,还可保持计算效率。

2.3 Detect_MultiSEAM 解耦头

原模型采用主流的解耦检测头,将目标检测的定位任务和分级任务分开处理,通过每个分支堆叠两个标准卷积和一个 1×1 卷积进行特征提取。尽管这种设计能提高模型的特征提取效率,但在处理复杂背景或细小物体时仍存在局限性。标准卷积在捕捉边缘和细节信息方面有所不足,容易忽略关键边界信息。此外,YOLO v8 的解耦头在应对遮挡场景时缺乏针对性的设计,在复杂环境下的表现不够理想。

借鉴 SEAM(Spatial and Edge-Aware Mechanism)与 MultiSEAM[26] 机制,并保留解耦思想,以提升模型在遮挡和多尺度场景中的处理能力。SEAM 通过深度卷积网络提取空间与边缘信息,并结合全局自适应池化和通道注意力机制,有效聚焦于目标的关键细节。MultiSEAM 则在 SEAM 基础上引入多尺度卷积,通过不同尺度的卷积核捕捉细微特征,可进一步提升对复杂目标的识别能力。不同于常规模块单纯增加计算量,MultiSEAM 采用动态特征选择机制,在推理时仅激活关键尺度的卷积路径,从而在提升特征表达能力的同时,保持较低的计算开销(GFLOPs)。这一设计使得模型在计算效率上优于直接堆叠多尺度卷积的方案。

多层次的 SEAM 模块使 Detect_MultiSEAM 在不同尺度上都能够有效捕捉边缘信息和空间特征,特别适用于如茶叶嫩芽等级识别等需要关注细微形态变化的任务。

2.4 Wise-CIoU

YOLO v8 预测框回归采用 CIoU 损失函数,通过考虑真实框和预测框之间的重叠程度、中心点距离以及宽高比等因素,可以解决目标定位问题,从而使预测框更接近真实框,即

$$L_{\mathrm{CIoU}} = 1 - IoU + \frac{\rho^2(b, bx^{\mathrm{gt}})}{c^2} + \alpha v \tag{1}$$

其中

$$\alpha = \frac{v}{1 - IoU + v} \tag{2}$$

$$v=\frac{4}{\pi^2}\left(\arctan\frac{\omega_{gt}}{h_{gt}}-\arctan\frac{w}{h}\right)^2 \tag{3}$$

式中　α——权重参数

v——宽高比一致性

c——两框最小外接矩形对角线长度

$\rho^2(b,bx^{gt})$——预测框和真实框中心点欧氏距离

w——目标预测出的目标宽度

h——模型预测出的目标高度

L_{CIoU}——完整的交并比损失值

ω_{gt}——真实目标宽度

h_{gh}——真实目标高度

上述的 CIoU 通过增加惩罚项解决尺度和长宽比问题，提高目标检测定位精度。但低质量标注框可能导致模型学习到错误的特征表示，而复杂背景则可能引入噪声干扰，进而影响 CIoU 的回归效果。为了克服 CIoU 在处理低质量标注数据时的不足，引入 Wise－IoUv3[27] 损失函数。计算式为

$$L_{WIoU}=R_{WIoU}L_{IoU} \tag{4}$$

$$r=\frac{\beta}{\delta\alpha^{\beta-\delta}} \tag{5}$$

其中

$$R_{WIoU}=\exp\frac{(x-x_{gt})^2+(y-y_{gt})^2}{W_g^2+H_g^2} \tag{6}$$

$$\beta=\frac{L_{IoU}^*}{\overline{L_{IoU}}} \tag{7}$$

式中　$(x_{tg}、y_{gt})$——真实边界框的中心点坐标

$W_g、H_g$——同时包围预测框和真实框的最小矩形框（最小外接矩形）的宽度和高度

L_{IoU}^*——当前样本的 IoU 损失真

L_{WIoU}——Wise-IoU 损失的最终值

R_{WIoU}——WIoU 的权重系数

r——动态调节因子

L_{IoU}——最基础的交并比损失值

$\alpha、\delta$——超参数

β——离群度，表示锚框质量

$\overline{L_{IoU}}$——动量为 m 的滑动平均值

Wise－IoUv3 采用动态非单调聚焦机制，通过引入离群度的概念评估锚框质量。这种机制能够自动识别并降低低质量锚框在训练过程中的权重，从而减少对模型性能的不利影响，提高模型收敛速度和检测精度。

通过结合 CIoU 和 Wise－IoUv3 的优势，使模型不仅能够处理高质量的标注数据，还能够在一定程度上容忍低质量数据的存在，从而提高整体的检测精度和鲁棒性。

3　试验与结果分析

3.1　评价指标

采用精确率（P）、召回率（R）、平均精度均值（mAP）、参数量（Param）、浮点运算量（GFLOPs）、检测速度（FPS）和模型内存占用量 7 个评价指标衡量模型性能。本文针对工业流水产线的茶叶识别，所以更加注重对模型检测速度（FPS）和平均精度（mAP）的关注。

3.2　消融试验

为验证模型改进效果，在相同试验条件下，以 YOLO v8n 为基准模型，通过不同组合方式对改进模块进行消融试验，结果见表 1。

表 1　消融试验结果

Tab. 1　Results of ablation experiments

CFSCN	MultiSEAM	Wise－CIoU	Tconv	P/%	R/%	mAP/%	检测速度/(f·s^{-1})	参数量	浮点运算量	模型内存占用量/MB
				93.0	89.8	92.7	106.48	3.1×10^6	8.1×10^9	6.0
✓				93.9	89.4	93.7	110.49	3.3×10^6	8.9×10^9	6.5
✓	✓			92.6	90.6	93.6	104.15	4.9×10^6	8.1×10^9	10.3
✓	✓	✓		93.8	90.0	94.5	103.59	5.2×10^6	8.1×10^9	10.4
	✓			91.9	91.2	93.4	103.04	4.9×10^6	7.3×10^9	9.7
✓			✓	93.2	89.4	93.7	142.26	3.0×10^6	8.5×10^9	6.1
✓		✓		92.6	90.1	93.2	114.54	3.3×10^6	8.9×10^9	6.6
✓	✓	✓	✓	94.0	91.6	94.3	148.98	4.9×10^6	7.6×10^9	9.8

注：“✓”表示加入此模块。

首先，在模型中加入上下文和空间特征校准网络（CSFCN）；再将网络主干和颈部中的卷积模块替换为 Tconv；然后，在检测头中引入 MultiSEAM 解耦头；最后，将 Wise－CIoU 替换原始的 CIoU，形成最终模型 TS－YOLO。表 1 列出了各模块加入对模型性能的影响。

由表 1 可知，TS－YOLO 在 P 上相较于原始 YOLO v8n 有显著提升。在加入 CSFCN 网络后，P

提高,验证了级联金字塔池化技术在捕捉多尺度上下文信息方面的有效性。在加入 MultiSEAM 模块后,即使 GFLOPs 略有降低,MultiSEAM 仍能通过更高效的特征选择策略显著提升 mAP,这说明计算量的优化并非来自通道压缩,而是源于动态路径选择带来的计算冗余减少。Tconv 模块的加入使精确率和召回率提升的同时,FPS 增加 40%,达到 148.98 f/s,尽管 mAP 略有下降,但计算量显著减轻,适合部署在产线大批量实时筛选应用。相较于原始网络显著提升了检测速度,减少了计算量。当 4 个优化模块同时融入模型后,TS-YOLO 精准确率、召回率和平均精度均值分别提升 1.0、1.8、1.6 个百分点,模型内存占用量增加到 9.8 MB,参数量也仅有 4.9×10^6,仍能轻易满足部署在边缘设备的需求,模型整体性能得到了全面优化。

3.3 不同检测模型性能对比

为了验证模型有效性,对 Faster-RCNN、SSD、YOLO v5n、YOLO v6n[28] 和 YOLO v9n 等目标检测模型进行了性能比较试验。不同模型对各等级茶叶嫩芽的识别平均精度均值如表 2 所示,在所有等级的茶叶识别中,改进的 TS-YOLO 模型的平均精度均值都是最高的。各个模型性能如表 3 所示。

表 2 不同模型对各等级茶叶嫩芽的识别平均精度均值

Tab. 2 Average precision of different models in identifying tea seedlings at various grades %

模型	A 级	B 级	C 级	D 级
Faster-RCNN	88.8	80.4	91.5	80.4
SSD	84.8	64.9	77.4	67.9
YOLO v5n	97.6	89.9	96.4	86.1
YOLO v6n	97.8	91.0	97.5	88.3
YOLO v8n	96.7	90.6	97.4	86.0
YOLO v9n	96.8	93.3	96.5	87.4
TS-YOLO	97.8	91.1	98.6	89.7

表 3 TS-YOLO 与其他模型性能对比结果

Tab. 3 Performance comparison results of TS-YOLO with other models

模型	*P*/%	*R*/%	mAP/%	检测速度/(f·s^{-1})
Faster-RCNN	76.11	91.97	88.86	10.35
SSD	74.91	81.07	84.85	15.07
YOLO v5n	92.60	89.10	92.50	109.20
YOLO v6n	91.70	91.60	93.90	131.80
YOLO v8n	93.00	89.80	92.70	106.48
YOLO v9n	87.60	88.60	93.70	34.96
TS-YOLO	94.00	91.60	94.30	148.98

本文模型精确率、召回率和平均精度均值分别达到 94%、91.6% 和 94.3%,在所有对比模型中均为最高,验证了本文模型的优越性。在各项指标均领先的同时,检测速度也显著提升,达到 148.98 f/s,为所有对比算法中检测速度最快的,比 YOLO v8n 提升 40%,提高了 42.5 f/s。这一优化使该模型在实际生产线下更具实际部署价值。

图 6 展示了各类检测模型训练损失曲线,可以看到,TS-YOLO 模型在训练初期迅速收敛,并且在后期稳定性较高,损失值始终保持在较低水平。表明 TS-YOLO 在优化过程中能够更高效地适应数据特征,从而提高了训练过程的稳定性和效率。

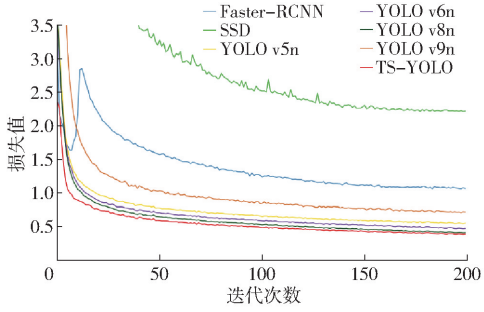


图 6 各类检测模型训练损失曲线

Fig. 6 Loss curves of various detection model trainings

3.4 泛化性试验

为了评估改进模型 TS-YOLO 的泛化性,在公开茶叶芽叶数据集 Tea Leaf Age Quality[29] 上使用 TS-YOLO 模型与原始 YOLO v8n 模型进行泛化性试验。该茶叶数据集分为训练集、验证集与测试集,分别有茶叶图像 1 539、438、228 幅,试验环境与 1.2 节一致,试验结果如表 4 所示。

表 4 泛化性试验结果

Tab. 4 The results of the generalization experiment

模型	*P*/%	*R*/%	mAP/%	检测速度/(f·s^{-1})
YOLO v8n	81.6	77.0	85.2	156.36
TS-YOLO	81.9	84.3	87.0	208.57

由表 4 可知,在 Tea Leaf Age Quality 数据集上,TS-YOLO 模型相比基准模型 YOLO v8n 实现了性能提升:mAP 提高 1.8 个百分点,召回率提升 7.3 个百分点,检测速度加快 52.21 f/s。尽管精确率仅微增 0.3 个百分点,但综合指标显示 TS-YOLO 具有更优的检测性能。因此,本文提出的改进模型有效增强了模型泛化能力,在保持实时性的同时显著提升了检测效果,验证了 TS-YOLO 模型在有效性和鲁棒性方面的改进优势。

3.5 不同环境模型检测结果

为更直观地系统评估模型改进效果,本文在不同检测环境下进行了模型对比试验,试验结果如图 7 所示。由图 7 可知,在噪声干扰和低照度条件

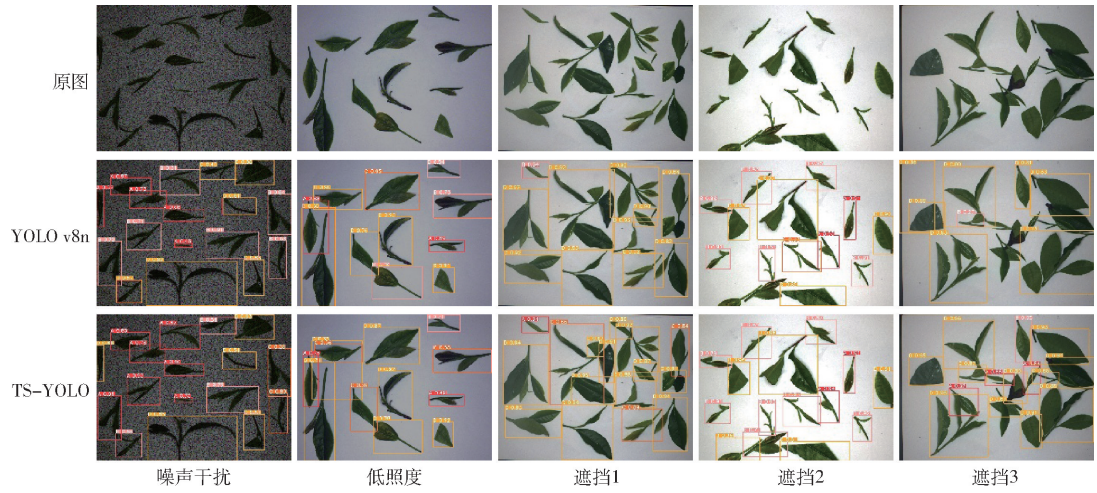


图 7　改进前后不同环境下的茶叶等级识别效果对比

Fig. 7　Comparison of tea grade recognition effects in different environments before and after improvement

下，YOLO v8n 模型出现误检现象，而 TS－YOLO 模型保持了稳定的识别精确率；在遮挡场景中，YOLO v8n 模型存在明显的漏检问题，TS－YOLO 在遮挡场景中的漏检率较基线模型降低约 30%。

4　结论

（1）针对工厂流水线环境下的茶叶分级识别任务，提出了一种改进的 TS－YOLO 算法。为解决上下文信息不匹配与空间特征未对齐的问题，引入轻量化网络 CSFCN；设计了一种面向茶叶快速识别场景的专用卷积模块 Tconv，显著增强了对多类茶叶的特征提取能力与检测速度；同时采用 MultiSEAM 检测头，有效改善了茶叶相互遮挡带来的检测困难。此外，引入 Wise－CIoU 作为边界框回归损失函数，在加速模型收敛的同时，进一步提升检测精度。

（2）不同模型性能试验结果表明，改进后的算法在茶叶嫩叶等级数据集上相较于原模型，精确率、召回率和平均精度均值均有提升，mAP 达到 94.3%。同时，检测速度显著提高，相较于原模型大幅提升 40% 且在不同工作环境下表现出优秀的稳定性。

（3）改进后的 TS－YOLO 模型在提升检测速度的同时，保持了更高的检测精度，有效解决了工厂流水线背景下的茶叶嫩叶快速分级识别问题，能够高效地实现对不同等级茶叶嫩叶的准确分类与识别。

参　考　文　献

[1]　高一聪，许晨，林琼，等. 茶叶生产装备自动化与智能化技术研究进展与展望[J]. 农业机械学报，2024，55(7)：1－14.
GAO Yicong, XU Chen, LIN Qiong, et al. Tea production equipment automation and intelligent technology research progress and prospects[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(7): 1－14. (in Chinese)

[2]　王明龙，徐垚，张智浩，等. 茶叶智能机械化采摘技术与装备研究进展[J]. 中国农机化学报，2024，45(9)：305－310.
WANG Minglong, XU Yao, ZHANG Zhihao, et al. Research progress of intelligent mechanized tea picking technology and equipment[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2024, 45(9): 305－310. (in Chinese)

[3]　周智修，段文华，吴海燕，等. 我国名优茶发展现状与趋势[J]. 茶叶科学，2013，33(2)：171－178.
ZHOU Zhixiu, DUAN Wenhua, WU Haiyan, et al. Current situation and tendency on the development of Chinese premium teas [J]. Journal of Tea Science, 2013, 33(2): 171－178. (in Chinese)

[4]　韩余，肖宏儒，秦广明，等. 国内外采茶机械发展状况研究[J]. 中国农机化学报，2014，35(2)：20－24.
HAN Yu, XIAO Hongru, QIN Guangming, et al. Studies on develop situations of tea-leaf picker both at home and abroad[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2014, 35(2): 20－24. (in Chinese)

[5]　黄海涛，毛宇骁，李红莉，等. 茶鲜叶机械化采收装备与技术研究进展[J]. 中国茶叶，2023，45(8)：18－23，31.
HUANG Haitao, MAO Yuxiao, LI Hongli, et al. Research progress on mechanized harvesting equipment and technology for fresh tea leaves[J]. China Tea, 2023, 45(8): 18－23, 31. (in Chinese)

[6]　夏华鹃，史必高，黄海霞，等. 图像处理在茶叶嫩芽智能采摘中的应用进展[J]. 安徽农学通报，2019，25(9)：133－134.
XIA Huakun, SHI Bigao, HUANG Haixia, et al. Application progress of image processing in intelligent picking of tea sprouts [J]. Anhui Agricultural Science Bulletin, 2019, 25(9): 133－134. (in Chinese)

[7]　刘自强，周铁军，傅冬和，等. 基于颜色和形状的鲜茶叶图像特征提取及在茶树品种识别中的应用[J]. 江苏农业科学，2021，49(12)：168－172.
LIU Ziqiang, ZHOU Tiejun, FU Donghe, et al. Study on image feature extraction of fresh tea based on color and shape and its

application in tea variety recognition[J]. Jiangsu Agricultural Sciences, 2021, 49(12): 168 - 172. (in Chinese)
[8] 吴雪梅,唐仙,张富贵,等. 基于 K-means 聚类法的茶叶嫩芽识别研究[J]. 中国农机化学报,2015,36(5):161 - 164,179.
WU Xuemei, TANG Xian, ZHANG Fugui, et al. Tea buds image identification based on lab color model and K-means clustering[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization,2015,36(5):161 - 164,179. (in Chinese)
[9] 杨福增,杨亮亮,田艳娜,等. 基于颜色和形状特征的茶叶嫩芽识别方法[J]. 农业机械学报,2009,40(增刊):119 - 123.
YANG Fuzeng, YANG Liangliang, TIAN Yanna, et al. Recognition of the tea sprout based on color and shape features[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2009,40(Supp):119 - 123. (in Chinese)
[10] 邵佩迪,吴明晖,季亚波,等. 茶叶嫩芽机器视觉识别算法研究[J]. 农业装备与车辆工程,2020,58(4):34 - 36,45.
SHAO Peidi, WU Minghui, JI Yabo, et al. Research on visual recognition algorithm of tea shooting machine[J]. Agricultural Equipment & Vehicle Engineering,2020,58(4):34 - 36,45. (in Chinese)
[11] REN S, HE K, GIRSHICK R, et al. Faster R - CNN: towards real-time object detection with region proposal networks[C]// 29th Annual Conference on Neural Information Processing Systems(NIPS), 2015.
[12] LIU W, ANGUELOV D, ERHAN D, et al. SSD: single shot multibox detector[C]// Computer Vision-ECCV 2016: 14th European Conference, 2016: 21 - 37.
[13] 许高建,张蕴,赖小燚. 基于 Faster R - CNN 深度网络的茶叶嫩芽图像识别方法[J]. 光电子·激光,2020,31(11):1131 - 1139.
XU Gaojian, ZHANG Yun, LAI Xiaoyi. Recognition approaches of tea bud image based on Faster R - CNN depth network[J]. Journal of Optoelectronics·Laser,2020,31(11):1131 - 1139. (in Chinese)
[14] ZHANG F, SUN H, DONG C, et al. Tea bud segmentation based on improved lightweight Deeplabv3 + under complex environment[EB/OL]. https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm? abstract_in = 4078795.
[15] 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), 2024.
[16] WANG Z, XIA Y, WANG H, et al. Fresh tea leaf-grading detection: an improved YOLOv8 neural network model utilizing deep learning[J]. Horticulturae, 2024, 10(12):1347.
[17] 董春旺,王孟杰,陈之威,等. 基于复杂背景下改进 YOLOv8 的茶叶嫩芽检测[J]. 茶叶通讯,2024,51(4):431 - 440.
DONG Chunwang, WANG Mengjie, CHEN Zhiwei, et al. Tea bud detection based on improved YOLOv8 in complex backgrounds[J]. Journal of Tea Communication,2024,51(4):431 - 440. (in Chinese)
[18] 潘海鸿,陈希良,钱广坤,等. 基于改进 YOLOv8 的茶叶嫩芽识别检测方法[J]. 激光杂志,2024,45(11):65 - 70.
PAN Haihong, CHEN Xilian, QIAN Guangkun, et al. Method for identifying and detecting tea buds based on improved YOLOv8[J]. Laser Journal,2024,45(11):65 - 70. (in Chinese)
[19] 杨大勇,黄正栎,郑昌贤,等. 基于改进 YOLOv8n 的茶叶嫩稍检测方法[J]. 农业工程学报,2024,40(12):165 - 173,313.
YANG Dayong, HUANG Zhengli, ZHENG Changxian, et al. Detecting tea shoots using improved YOLOv8n[J]. Transactions of the CSAE,2024,40(12):165 - 173,313. (in Chinese)
[20] 罗志聪,何陈涛,陈登捷,等. 基于轻量化 YOLO v8s - GD 的自然环境下百香果快速检测模型[J]. 农业机械学报,2024,55(8):291 - 300.
LUO Zhicong, HE Chentao, CHEN Dengjie, et al. Passion fruit rapid detection model based on lightweight YOLO v8s - GD [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024,55(8):291 - 300. (in Chinese)
[21] KHALID S, OQAIBI M H, AQIB M, et al. Small pests detection in field crops using deep learning object detection[J]. Sustainability,2023,15(8):6815.
[22] JUN T, HONG L Z, WEN J L, et al. Research on the application of machine vision in tea autonomous picking[J]. Journal of Physics: Conference Series,2021,1952(2): 022063.
[23] WANG C Y, YEH I H, MARK LIAO H Y. Yolov9: learning what you want to learn using programmable gradient information [C]// European Conference on Computer Vision, 2024: 1 - 21.
[24] 郑航,傅童,薛向磊,等. 茶叶机械化采摘技术研究现状与展望[J]. 中国农机化学报, 2023, 44(9):28 - 35.
ZHENG Hang, FU Tong, XUE Xianglei, et al. Research status and prospect of tea mechanized picking technology[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization,2023,44(9): 28 - 35. (in Chinese)
[25] LI K, GENG Q, WAN M, et al. Context and spatial feature calibration for real-time semantic segmentation[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2023, 32: 5465 - 5477.
[26] YU Z, HUANG H, CHEN W, et al. Yolo - facev2: a scale and occlusion aware face detector[J]. Pattern Recognition, 2024, 155: 110714.
[27] TONG Z, CHEN Y, XU Z, et al. Wise - IoU: bounding box regression loss with dynamic focusing mechanism[J]. arXiv preprint arXiv:2301.10051, 2023.
[28] LI C, LI L, JIANG H, et al. YOLOv6: a single-stage object detection framework for industrial applications[J]. arXiv preprint arXiv:2209.02976, 2022.
[29] KABIR M M, HAFIZ S M, BANDYOPADHYAA S, et al. Tea leaf age quality: age-stratified tea leaf quality classification dataset[J/OL]. Data in Brief, 2024: 54110462. DOI: 10.1016/J.D1B.2024.110462.