

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2415549

# 基于改进 YOLOv8 和无人机遥感影像的大田烟株数量检测\*

肖恒树<sup>1</sup> 李军营<sup>2</sup> 梁虹<sup>1</sup> 马二登<sup>2</sup> 张宏<sup>2</sup>

(1. 云南大学信息学院 昆明 650504; 2. 云南省烟草农业科学研究院 昆明 650021)

**摘要:** 植株精确计数在精准化农业中至关重要,是监测作物生长和预测产量的重要基础。针对成熟期烟草植株存在的密植、重叠和高空小目标等难题,研究提出了一种轻量级 GEW-YOLOv8 烟株检测算法。该算法采用 GhostC2f 模块减少了模型的参数和计算量,并应用高效的多尺度注意力机制来区分被遮挡的烟草植株。此外,还引入了 WIoU 损失函数,以加速模型收敛并提高准确性。实验结果表明,与原始模型相比,模型的效率和准确性有了显著提高,浮点运算次数减少了 24.7%,模型大小减少了 26.7%。改进后的模型烟草植株检测平均精度  $AP_{0.5}$  和  $AP_{0.5\sim0.95}$  分别为 99.1% 和 86.2%,相较于原 YOLOv8n 模型分别提高了 0.8% 和 3.6%。改进后的模型能够更快、更精确地识别田间烟草植物,为智慧烟草农业提供技术支持。

**关键词:** YOLO; 无人机; 遥感影像; 目标检测; 烟草植株计数; 轻量化

**中图分类号:** TN911.73 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.6

## Detection of tobacco plant numbers in large fields based on improved YOLOv8 and UAV remote sensing imagery

Xiao Hengshu<sup>1</sup> Li Junying<sup>2</sup> Liang Hong<sup>1</sup> Ma Erdeng<sup>2</sup> Zhang Hong<sup>2</sup>

(1. School of Information Science and Technology, Yunnan University, Kunming 650504, China;

2. Yunnan Academy of Tobacco Agriculture Science, Kunming 650021, China)

**Abstract:** Accurate plant counting is crucial in precision agriculture, forming a critical foundation for monitoring crop growth and predicting yield. To address challenges such as densely packed, overlapping, and aerial small targets of tobacco plants during the maturity stage, a lightweight GEW-YOLOv8 tobacco plant counting algorithm was proposed. The algorithm utilizes the GhostC2f module to reduce the parameters and computational workload of the model and employs an efficient multi-scale attention mechanism to discern occluded tobacco plants. Additionally, the WIoU loss function is introduced to accelerate model convergence and improve accuracy. Experimental results show a significant improvement in efficiency and accuracy compared to the original model, with a 24.7% reduction in FLOPs and a 26.7% decrease in model size. The improved model tobacco plant detection accuracy  $AP_{0.5}$  and  $AP_{0.5\sim0.95}$  reached 99.1% and 86.2% respectively, which were increased by 0.8% and 3.6% respectively compared with the original YOLOv8n model. The improved model can more swiftly and accurately identify field tobacco plants, providing technical support for intelligent tobacco agriculture.

**Keywords:** YOLO; UAV; remote sensing images; target detection; tobacco plant count; lightweight

## 0 引言

植物计数是农业研究、生产和环境保护中的一项重要任务。它不仅对于监测作物生长状况和估测产量具有重要意义,而且有助于评估植物种群动态、生态系统的健康和可

持续性<sup>[1-2]</sup>。烟草作为一种重要的农业经济作物在多个研究领域引起了广泛关注。烟草植株计数作为评估烟草生长、研究产量及品质、制定合理种植方案等方面的关键步骤,对于提高农业生产效益、实现可持续发展具有重要意义<sup>[3-4]</sup>。

收稿日期:2024-02-28

\* 基金项目:中国烟草总公司云南省公司科技计划项目(2021530000241025)、云南大学研究生科研创新基金(KC-23235266)项目资助

植株计数的方法多种多样,如传统的人工计数、现代的遥感技术等,研究者在植物计数领域取得了丰硕的成果<sup>[5]</sup>。人工计数是最早被采用的方法之一,其优势在于能够对个体进行精准的、细致入微的观察,但在大面积和复杂环境中存在时效性差、工作量大、统计误差因素多、效率低、成本高等缺点。遥感技术,如姜友谊等<sup>[6]</sup>利用无人机(unmanned aerial vehicle, UAV)和激光雷达技术获取的数据,提出了一种包含玉米 3D 空间信息的固定窗口局部最大值算法,用于自动检测高密度玉米植株。罗贞宝等<sup>[7]</sup>提出了一种基于遥感图像的烟叶种植区自动分割方法,并将其应用于烟草种植区。Zhu 等<sup>[8]</sup>提出一种将有监督分类和形态学相结合的方法,对烟草进行检测,达到了 95.93% 的准确率。

近年来,目标检测算法在精确农业等方面取得重要进展。通过无人机遥感技术获取高通量植株图像数据与目标检测技术相结合在计算机视觉领域取得了显著的进展,为农业生产监测提供了新的机遇<sup>[9]</sup>。Fan 等<sup>[10]</sup>提出一种利用深度神经网络进行烟草植株自动识别的算法,其精度可达 93.7%。耿利川等<sup>[11]</sup>提出了一种基于 YOLOv7 改进的 YOLOv7-Sim 优化模型的烟株检测方法,加入小目标检测层强化算法,在平均精度均值(mean average precision, mAP)上达到了 94.5%。马宏兴等<sup>[12]</sup>提出了一种基于改进 YOLOv5s 的轻量化植物识别模型,精确率达到了 95.7%,并且在不同的数据集上展现了良好的鲁棒性能。Lin 等<sup>[13]</sup>提出了利用配备多光谱传感器的无人机获取大田烟草的多光谱数据,对不同波段组合的烟株图像用 YOLOv8 网络对进行了检测实验,平均在准确率达到 90% 以上,实现了烟株的计数。Ma 等<sup>[14]</sup>提出一种轻量级苹果果实检测模型 YOLOv8n-ShuffleNetv2-Ghost-SE,使用 ShuffleNetv2 取代 YOLOv8n 骨干, Ghost 模块嵌入 C2f 替换了颈部的 C2f,还将挤压激励(squeeze and excitation, SE)模块嵌入 YOLOv8n,平均精度为 91.4%,在保证较高精度的同时,具有模型规模小、检测速度快的特点。李松等<sup>[15]</sup>提出了轻量型道路损伤检测算法 YOLOv8-RD,引入 BOT 模块提取全局与局部特征,采用坐标注意力机制和 C2fGhost 模块强化特征提取能力,降低模型参数量。在 RDD2022 和 Road Damage 数据集上,相比原算法, mAP<sub>0.5</sub> 提高了 2%~3.7%,模型参数量减少 6.7%~8.5%。李茂等<sup>[16]</sup>提出基于改进 YOLOv8 的轻量化板栗果实识别方法 YOLOv8-PBi,该方法引入部分卷积(partial convolution, PConv)减少计算量, BiFPN 增强多尺度特征融合, 动态非单调聚焦机制(wise intersection over union, WIoU)损失函数提升检测性能,板栗识别中达到 89.4% 准确率, 相较 YOLOv8s, 参数减少 46.22%, 检测性能提升 1.3%~1.8%。马超伟等<sup>[17]</sup>基于改进 YOLOv8 提出了一种轻量化小麦病害检测方法,采用 PP-LCNet 替换骨干网络,引入 DepthSepConv 减少参数量,添加 GAM 和 CARAFE 模块,

提高特征提取能力,采用 WIoU 边界损失函数提升检测性能,相比原模型,精度提升 4.1%, mAP 提升 2.5%, 参数量和模型大小分别减少 12.5% 和 11.3%。

受上述研究启发,在对比当前经典检测算法及其轻量化改进模型(如 Faster R-CNN<sup>[18]</sup>、CenterNet<sup>[19]</sup>、YOLOv5s、YOLOv5s-GBS<sup>[20]</sup>、YOLOv8n、YOLOv8-PBi、YOLOv8-RD 等)在大田烟株图像数据集上的性能试验后,本文以无人机遥感 RGB 大田烟株图像为对象,对能实现高通量、精确化、轻量化的烟株目标识别模型进行研究。文献[14]中提出的 Ghost 卷积模块轻量化的优势,将其同时引入到 YOLOv8n 的骨干网络和颈部网络中,使模型的参数和计算量得到更大程度地缩减。文献[16]采用 WIoU 边界损失函数提升检测性能。本文首次提出了一种基于改进 YOLOv8n 的大田烟株轻量化检测算法 GEW-YOLOv8,主要贡献如下:

1)通过无人机拍摄世界烟草品种园两块完整大田,构建了共计 1 000 张田间高通量烟草植株的垂直正射图像数据集,并进行数据标注与数据增强。

2)在 YOLOv8 的骨干和颈部网络中同时引入轻量化的 GhostC2f 模块,减少了模型的参数和计算量。

3)在骨干网络中嵌入高效的多尺度注意力(efficient multi-scale attention, EMA)机制模块<sup>[21]</sup>,使模型能够更好地结合通道信息和上下文信息来区分不同尺度下被遮挡的烟株,有效地提高检测精度。

4)引入了 WIoU 损失函数以加快模型的收敛速度,提高对重叠目标的识别准确率。

## 1 材料和方法

### 1.1 实验地点

实验地点设于中华人民共和国云南省玉溪市的世界烟草品种园,位于 102.879 02°E, 24.652 563°N。该地区气候宜人,降水充裕,对烟草植株的生长状况极为有利。同时,该区域地形较为广阔平坦,这为无人机在该区域进行大范围数据收集和分析提供了便利条件。如图 1 所示是试验区域和设备采集现场。

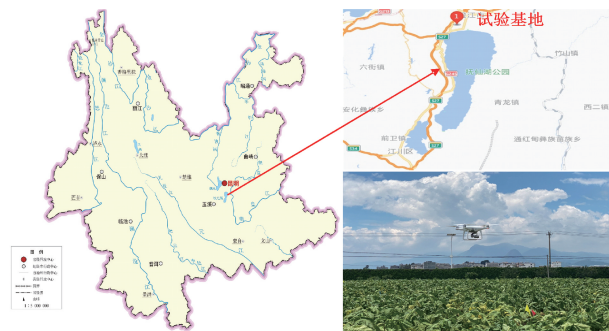


图 1 试验地点和数据采集现场

### 1.2 数据集构建

实验所需数据为烟草植株正上方的垂直正射影像,为

确保能够快速获取高通量、高质量的图像数据,实验设备采用大疆 PHANTOM 4 PRO 无人机,配备有效像素为 2 000 万的相机,焦距为 9 mm,最大分辨率为  $5\,472 \times 3\,956$ 。选择在天气晴朗,风速较小,温度湿度适宜的情况下进行飞行拍摄,避免强烈的阳光和阴影影响数据质量,以保证设备的正常工作和数据的准确性。无人机搭载 RGB 相机系统飞行高度分别设置为距离水平地面 5 m、6 m、7 m 高度拍摄,RGB 相机设置为等间隔 2 s 拍照,共计采集了世界烟草品种园两块大田约 500 张 RGB 图像数据。如图 2 所示为在不同天气和不同高度下使用无人机拍摄的图像。

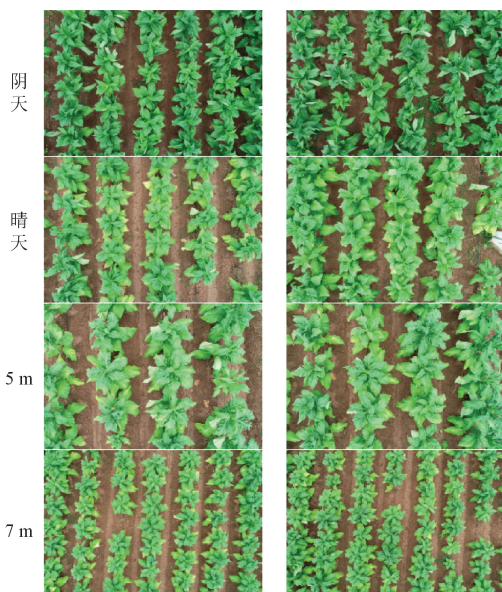


图 2 烟草植株数据集

### 1.3 数据标注与增强

本研究用于神经网络训练的数据集采用 Pascal VOC 的格式,使用 LabelImg 工具进行烟叶的标注。LabelImg 是一种用于图像标注的开源工具,提供了图像可视化界面,用户可以随时编辑、修改已有的标注框和类别。标注标签为“tobacco”,选择了最大外接标注框位置后,会以 XML 格式保存文件,该文件包含单株烟草植株图像中目标烟叶的像素坐标及标签。随后,对数据集进行划分,将其分为训练集、验证集和测试集,其中训练集占 80%,而验证集和测试集各占 10%。所有的图像和标注文件均用于进行目标检测模型的训练、验证。

数据增强在机器学习和深度学习任务中是一个有效的策略,可以提升模型的性能、泛化能力和鲁棒性,降低样本不平衡的影响,特别是在数据有限的情况下,数据增强更显得尤为重要。本研究运用到的数据增强方法为将 4 张图像进行拼接、翻转、缩放、改变亮度对比度来丰富被检测物体的信息。

## 2 相关算法

### 2.1 YOLOv8 算法介绍

YOLOv8 是 YOLO 系列算法的最新版本,其核心思

想是将物体检测任务转化为回归问题。YOLOv8 的特征提取网络采用了与 ResNet 类似的残差结构,通过多尺度卷积和跳跃连接来提取输入图像的特征,因此具有更好的特征表示能力。特征金字塔网络将低层特征图进行多次上采样,并与高层特征图进行连接,从而得到一系列不同尺度的特征图,这些特征图包含了图像的不同尺度信息,从而提高了目标检测的准确性。其核心特性和改动可以归结为如下:YOLOv8 从 Anchor-Based 换成了 Anchor-Free,使得 YOLOv8 在进行图像的分类和回归与测试不再需要预先定义锚点,因此具有更高的效率和准确性。在损失函数计算上,YOLOv8 采用二元交叉熵损失(binary cross entropy loss, BCE Loss)作为分类损失,CIoU + 分布焦点损失(distribution focal loss, DFL Loss)作为回归损失,引入了 TaskAlignedAssigner 正样本分配策略。YOLOv8 根据网络的深度和宽度可分为 4 个版本,YOLOv8n、YOLOv8s、YOLOv8m、YOLOv8l、YOLOv8x,其中,YOLOv8n 是参数最少、权重最轻的网络模型。

### 2.2 算法存在的问题

YOLOv8 中使用了大量常用的卷积和 C2f 模块后,算法的精度提高了,但代价是模型体积增大,运行速度降低,需要额外的计算资源才能实现更高的检测精度和更好的性能。在将其应用到大田烟株检测的实际任务中时,必须考虑部署在移动端,移动设备性能有限的问题。因此,本文选择了 YOLOv8n 模型,并对其进行了轻量级改进,以确保其检测精度,同时减少模型参数数量和计算量。此外,在实际检测任务中,由于烟株生长种植密集,在高空进行无人机拍摄时,少部分烟株较小,存在相互重叠遮挡的情况,使得 YOLOv8n 模型的检测精度较低,容易出现误检和漏检的问题。

## 3 算法改进

针对上述 YOLOv8n 模型识别小目标以及相互重叠遮挡烟株时,检测精度低、模型参数量大,计算复杂度高的问题,本文的改进方案如下:1)替换 C2f 模块为更为轻量化的 GhostC2f 模块;2)在骨干网络最后一层引入 EMA 注意力机制模块;3)采用 WIoU 损失作为 YOLOv8 的边界框回归损失函数。总体改进后的网络结构如图 3 所示。

### 3.1 引入 GhostC2f 模块

与标准的卷积提取的特征方式不同,Ghost 模块在进行特征提取时,先通过标准的卷积来提取部分特征图,然后在此基础上利用简单的线性运算等方式来获得更多的特征图。最后,将前两步得到的特征映射进行融合,得到最终的输出<sup>[22]</sup>。如图 4 所示,显示了 Ghost 模块之间的卷积过程。

Ghost 模块的卷积过程基于 Ghost 模块的轻量级优势,如果在两种特征映射规模相同的情况下,Ghost 模块的计算量远小于标准卷积方法。



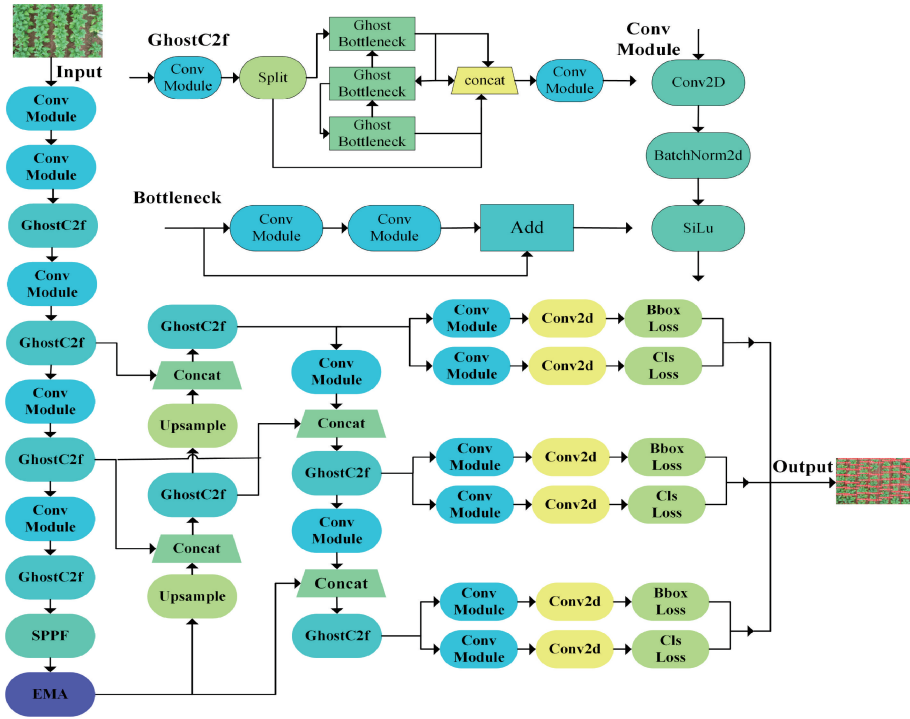


图 3 改进后的 YOLOv8n 网络结构

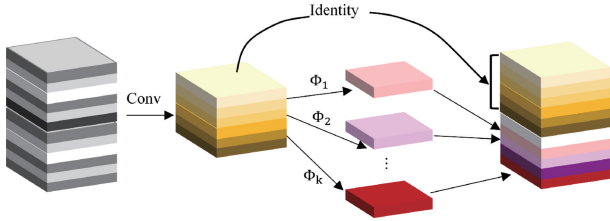


图 4 Ghost 卷积模块

因此用标准卷积比上 Ghost 模块卷积计算量为：

$$\frac{n \cdot h' \cdot w' \cdot c \cdot g \cdot g}{\frac{n}{s} \cdot h' \cdot w' \cdot c \cdot g \cdot g + (s-1) \cdot \frac{n}{s} \cdot h' \cdot w' \cdot r \cdot r} \approx s \quad (5)$$

Ghost 模块计算量约为标准卷积的  $1/s$ ，可以在不更改输出特征图大小的情况和保持模型性能的前提下，减少计算开销，获取更多的特征映射。如图 5 所示，Ghost Bottleneck 主要由两个堆叠的 Ghost 模块组成。

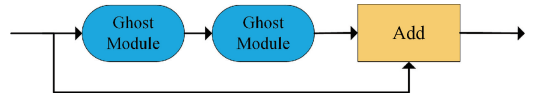


图 5 Ghost Bottleneck

在本文中使用 Ghost Bottleneck 替换 C2f 模块中的 Bottleneck，组成的 GhostC2f 模块如图 6 所示。GhostC2f 模块的引入不仅在不增加网络参数的同时减小了模型尺寸，减少冗余特征图的推理时间，实现网络轻量化的同时提高了网络检测的精度。

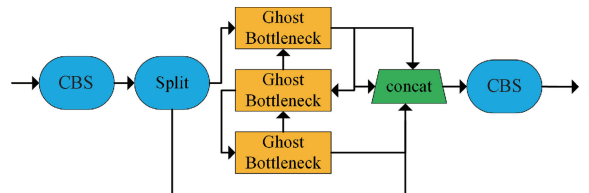


图 6 GhostC2f 模块

在任何卷积层中生成  $n$  个特征图的操作可以表示为：

$$Y = X \times f + b \quad (1)$$

其中， $X \in R^{c \times h \times w}$  表示卷积数， $c$  表示输入通道数， $h$  和  $w$  分别表示输入 feature map 的高度和宽度， $Y \in R^{h' \times w' \times n}$  表示为  $n$  个通道输出的 feature map， $h'$  和  $w'$  是输出 feature map 的高度和宽度。 $f \in R^{c \times k \times k \times n}$  是这一层的卷积滤波器，它的核大小是  $g \times g$ ， $b$  是偏置项。在卷积中计算结果为：

$$n \cdot h' \cdot w' \cdot c \cdot g \cdot g \quad (2)$$

设线性运算核的大小为  $r \times r$ ，每个基本特征对应着  $s$  个冗余特征。设原方法获得  $m$  个特征图，且 Ghost Module 的变换过程存在恒等性，则实际有效变换量为：

$$m \cdot (s-1) = \frac{n}{s} \cdot (s-1) \quad (3)$$

使用 Ghost 模块的计算量为：

$$\frac{n}{s} \cdot h' \cdot w' \cdot c \cdot g \cdot g + (s-1) \cdot \frac{n}{s} \cdot h' \cdot w' \cdot r \cdot r \quad (4)$$



### 3.2 引入 EMA 模块

注意力机制的主要作用是使模型能够在处理输入数据时更加关注重要的部分,从而提高模型的性能。EMA 注意力机制,结合了全局上下文和局部细节,通过使用多个尺度的注意力机制来捕捉不同层次的信息,这种设计使得模型能够更好地适应不同尺度上的特征,有利于提高检测的性能,有效降低了所需参数量和计算开销,EMA 注意力机制结构如图 7 所示。通过 EMA 注意力机制所输出结合通道信息和上下文信息来区分不同尺度下被遮挡的烟株,有效分辨烟株与背景,相比 YOLOv8,添加 EMA 注意力模块对遮挡的烟株检测有更好的性能提升。

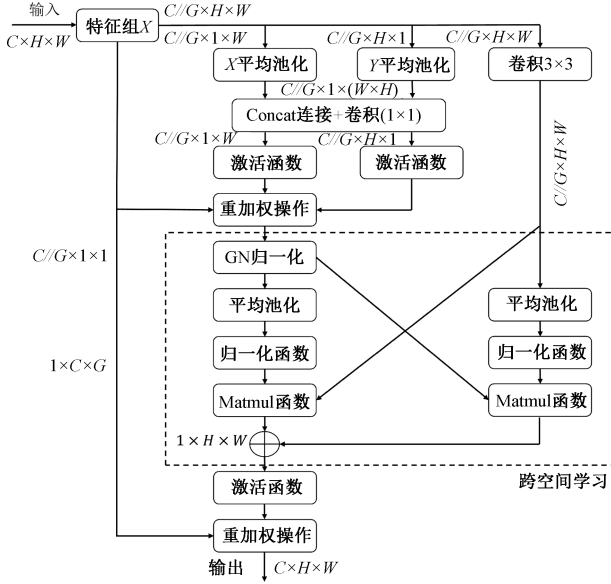


图 7 EMA 注意力机制

### 3.3 WIoU 损失函数

WIoU 损失函数是基于传统交并比 (Intersection over union, IoU) 的一种改进。在对象检测任务中,准确的边界框预测对于提高模型性能至关重要。然而,当遇到高度重叠的对象时,标准 IoU 损失函数可能无法有效区分相交区域,导致检测精度下降<sup>[23]</sup>。WIoU 引入了形状感知和尺度调整机制,其公式如式(6)所示。

$$f_{\text{WIoU}} = (1 - \text{IoU}) \cdot \exp\left(\frac{(x_p - x_{gt})^2 + (y_p - y_{gt})^2}{(W_g^2 + H_g^2)^\gamma}\right) \gamma \quad (6)$$

$$\gamma = \frac{\beta}{\delta \alpha^{\beta-\delta}} \quad (7)$$

$\beta$  表示预测箱的异常程度,并且异常程度越小意味着锚箱的质量越高。 $\alpha$  和  $\delta$  是超参数,在实验中设置值为 1 和 0.5。 $x_p$  和  $y_p$  表示预测框的坐标值,而  $x_{gt}$  和  $y_{gt}$  表示地面实况的坐标值。对应的  $W_g$  和  $H_g$  值分别表示包含预测边界框和真实边界框的最小封闭区域的宽度和高度。

动态非单调聚焦机制使用“异常值”来替代 IoU 评估锚点质量,并提供了一种分配梯度增益的谨慎策略。这种

策略既能降低高质量锚点帧的竞争力,又能将低质量示例造成的有害梯度降到最低,从而使 WIoU 专注于中等质量的锚点帧,提高检测器的整体性能。

### 3.4 模型评价指标

为了衡量网络的性能,本次实验采用的评价指标包含查准率 (precision, P)、召回率 (recall, R)、F1 分数 (f1-score, F1)、平均精度 (average precision, AP),同时为了衡量网络是否能进一步部署到移动端,需要综合考虑的参数量 (number of parameters, Params)、浮点运算量 (floating-point operations, FLOPs) 及对图片的检测速度帧每秒 (frames per second, FPS) 等。P 是指模型预测结果为正样本的结果中,预测正确的概率。R 是算法检测正确结果占比图表中所有目标的比例。F1 分数同时权衡了 P 和 R,更加能够反应模型的性能。计算如式(8)~(10)所示。

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \times 100\% \quad (8)$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \times 100\% \quad (9)$$

$$F1 = 2 \times \frac{P \times R}{P + R} \quad (10)$$

式中:TP 表示真实为正样本中检测结果正确地判定为正样本的数量,FN 表示真实为正样本中检测结果错误地判定为负样本的数量。FP 表示真实为负样本中检测结果错误地判定为正样本的数量。

平均精度 AP 值由 R 与 P 决定,可以直观反应每一个单类别的检测性能结果。AP 的计算如式(11)所示。

$$AP = \int_0^1 p(r) dr \quad (11)$$

$p(r)$  表示以 R 为横轴、P 为纵轴坐标包围曲线的面积。在性能评估中,IoU 是衡量预测框与真实标注框覆盖程度的指标。该指标根据不同的 IoU 阈值来判定预测的准确性。当 IoU 不低于某个预定阈值时,判断为预测正确;低于此阈值时,则判定为错误。本研究采用  $AP_{0.5}$  (IoU 阈值设为 0.5) 及  $AP_{0.5 \sim 0.95}$  (IoU 阈值介于 0.5~0.95 的平均值) 来评估模型的表现。

模型参数量反映了模型的空间复杂度与体量,对于评价模型轻量化程度具有重要意义。模型的运算量衡量了模型的计算资源消耗,较少的计算需求有助于适配内存和计算能力受限的设备或环境。FPS 用来评估目标检测的速度。其计算如式(12)所示。

$$FPS = \frac{1\,000}{T_{pre} + T_{infer} + T_{pos}} \quad (12)$$

$T_{pre}$  为图片预处理时间, $T_{infer}$  为网络推理时间, $T_{pos}$  为后处理时间,单位均为 ms。

## 4 实验结果与分析

### 4.1 实验环境

本实验数据集采集的设备为大疆 PHANTOM 4 PRO

型无人机。模型主要开发语言为 Python,使用开源的深度学习框架 Pytorch,Python 版本为 3.9.18,采用 CUDA11.8 对训练进行加速。目标检测模型训练使用的硬件 CPU 为 13th Gen Intel(R) Core(TM) i5-13600KF, GPU 为 NVIDIA GeForce RTX 3060Ti,8 GB 显存。训练时,将输入图像设置为  $640 \times 640 \times 3$ ,模型训练周期 epoch 为 500,动量 momentum 为 0.9,权值衰减 weight\_decay 为 0.0005,批量大小为 16,初始学习速率为 0.002。

4.2 实验结果分析

1) 模型轻量化改进实验

本文在对 YOLOv8n 进行轻量化改进中设计了对比实验,如参考主流轻量化特征提取主干网络(如 MobileNetV3、ShuffleNet 等),使用其网络结构来替换 YOLOv8n 的骨干网络。其次,在 YOLOv8n 网络的骨干网络和颈部网络中引入 GhostC2f 模块,并进行试验。实验结果如表 1 所示。

表 1 轻量化改进实验对比

模型	AP <sub>0.5~0.95</sub> /%	Params/M	FLOPs/G
YOLOv8n	83.2	3.0	8.1
MV3-v8	82	2.3	5.7
MV3-Ghost-v8	82.4	1.9	4.8
ShuffleNetV2-v8	81.9	1.8	5.1
Ghost-v8(本文)	<b>84.8</b>	<b>2.1</b>	6.1

注: MV3-v8:表示用 MobileNetV3 结构来替换了原 YOLOv8n 的骨干网络。MV3-Ghost-v8:表示用 MobileNetV3 结构来替换了原 YOLOv8n 的骨干网络, Ghost 替换颈部网络。ShuffleNetV2-v8:表示用 ShuffleNetV2 结构来替换了原 YOLOv8n 的骨干网络。Ghost-v8:表示用 GhostC2f 全面替换了骨干网络和颈部网络中的 C2f 模块。

从表 1 可知, MV3-v8、MV3-Ghost-v8、ShuffleNetV2-v8、Ghost-v8 方法对比原始 YOLOv8n 模型,模型的大小分别减少了 23%、36%、40%和 30%,FLOPs 分别减少了

2.4 G、3.3 G、3.0 G 和 2.0 G。但在训练平均精度上 MV3-v8、MV3-Ghost-v8、ShuffleNetV2-v8 则分别减少了 1.4%、1%和 1.6%,而 Ghost-v8 提升了 1.9%。综合实验改进效果对比, GhostC2f 模块的引入减少模型的参数和计算量的同时,还提高了模型的检测精度,具有更优的效果。

2) 不同注意力机制模型检测效果对比

为了研究不同注意力机制对于大田烟株检测效果的影响,本文在 YOLOv8n 骨干网络的最后一层分别加入了卷积块注意力模块(convolutional block attention module, CBAM)模块<sup>[24]</sup>、SE 模块<sup>[25]</sup>、坐标注意力(coordinate attention,CA)模块<sup>[26]</sup>和 EMA 模块,进行对比实验。实验结果如下表 2 所示。

表 2 不同注意力机制对比试验

模型	AP <sub>0.5</sub> /%	AP <sub>0.5~0.95</sub> /%	FPS
YOLOv8n	98.3	83.2	43
+CBAM	98.6	84.4	44
+SE	98.7	83.9	44
+CA	98.6	83.9	45
+EMA(本文)	<b>98.7</b>	<b>84.9</b>	45

从表 2 中可知,在 YOLOv8n 骨干网络的最后一层加入 EMA 模块对于 YOLOv8n 网络性能的提升效果更佳,在 AP<sub>0.5</sub> 指标上提升了 0.4%,AP<sub>0.5~0.95</sub> 指标上提升了 2.0%。相比于加入 CBAM 模块、SE 模块、CA 模块查准率分别高出了 2.5%、1.8%、3.7%,召回率分别高出 1.1%、2.0%、0.5%。在平均精度 AP<sub>0.5~0.95</sub> 上分别高出了 0.6%、1.2%、1.2%。综上可知,将 EMA 模块融合入骨干网络的改进方案有更好的适应性和有效性。

3) 消融实验

本文将 GhostC2f 模块、EMA 模块和采用 WIoU 损失函数逐一加入 YOLOv8n 作为模型改进,设计了 8 组实验,实验以 AP<sub>0.5</sub>、AP<sub>0.5~0.95</sub>、模型大小和计算量 FLOPs 作为评价指标,结果如表 3 所示。

表 3 消融实验结果

GhostC2f	EMA	WIoU	F1	AP <sub>0.5</sub> /%	AP <sub>0.5~0.95</sub> /%	模型大小/MB	FLOPs/G
×	×	×	0.934	98.3	83.2	6.0	8.1
✓	×	×	0.953	98.8	84.8	4.4	8.1
×	✓	×	0.958	98.7	84.9	6.0	6.1
×	×	✓	0.958	98.5	83.9	6.0	8.1
✓	✓	×	0.951	98.7	85.6	4.4	6.1
✓	×	✓	0.961	98.6	85.2	4.4	8.1
×	✓	✓	0.957	99	85.3	6.0	8.1
✓	✓	✓	<b>0.964</b>	<b>99.1</b>	<b>86.2</b>	4.4	6.1

注:“×”为未加入此模块;“✓”为加入了此模块。

由表 3 可知,单独增加 WIoU 作为损失函数后,模型的  $AP_{0.5}$ 、 $AP_{0.5-0.95}$  分别提升了 0.2% 和 0.8%,且如图 8 所示为原始的 YOLOv8n 的回归损失曲线和优化损失函数后的曲线。优化后的损失函数能够更快的收敛,预测效果更接近真实值。

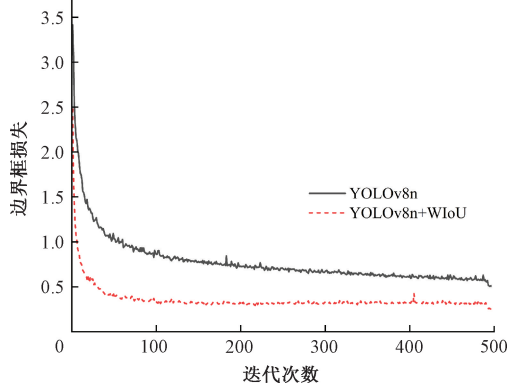


图 8 改进前后回归损失函数曲线

如图 9 所示为改进前后的模型平均精度对比曲线,对比原始 YOLOv8n 模型,  $AP_{0.5-0.95}$  提升了 3.6%,模型的大小减小了 26.7%了,计算量 FLOPs 也减少了 24.7%。通过叠加效果的观察可知,经过改进的模型在检测效果上更优。

综合消融试验结果可见,本研究的优化方案具有积极意义。

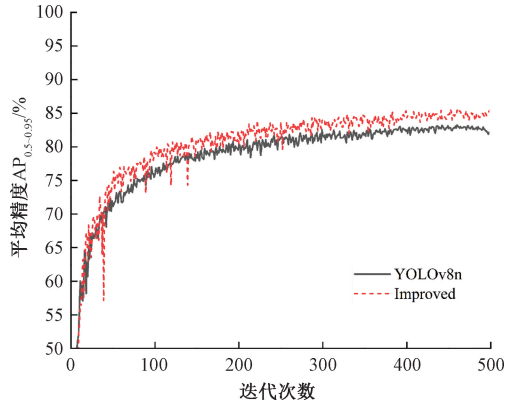


图 9 改进前后  $AP_{0.5-0.95}$  曲线

4) YOLOv8n 改进前后检测效果对比

如图 10(a)~(c)所示为 YOLOv8n 模型改进前后对于在阴天和晴天拍摄的烟株和分别在 5 m 和 7 m 高度下拍摄的烟株识别效果。通过仔细对比结果可以得出,在仅漏出少部分烟株时,原 YOLOv8n 模型存在错检和重复检验的现象,而改进后的模型对于烟株的检测更加的精确,也在一定程度上改善了此类问题,改进后的模型检测的置信度也有所提升。

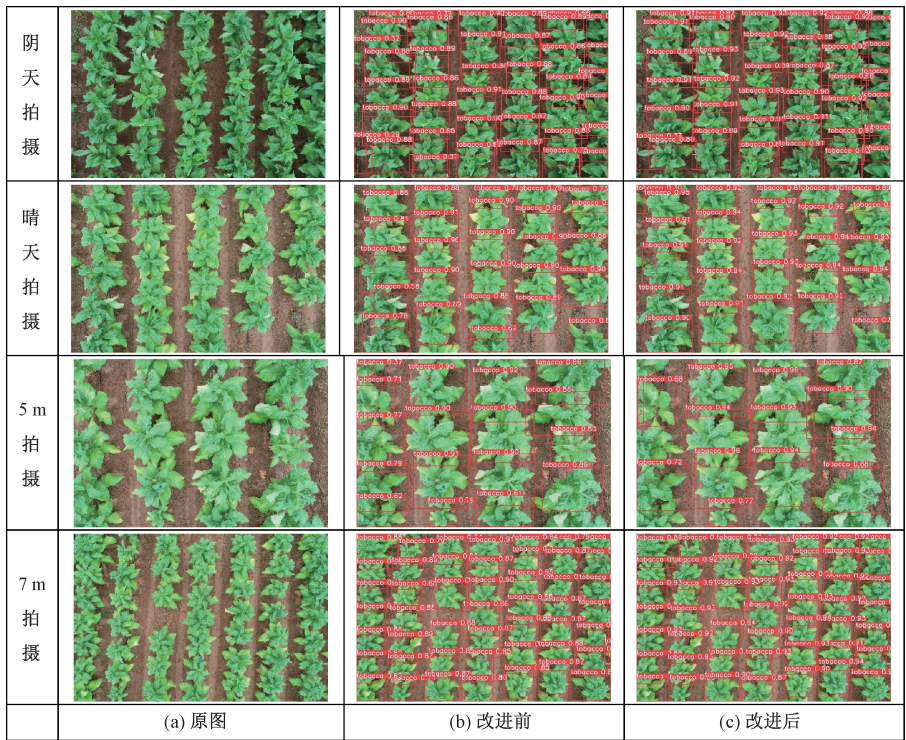


图 10 YOLOv8n 模型改进前后检测效果

5) 不同检测算法结果对比

为了进一步验证本文提出的改进方案的有效性,将经典目标检测算法及其改进后的轻量化模型和本文提出的改

进方案在自制的大田烟株数据集上进行实验。文献[20]为对 YOLOv5s 轻量化改进方案,文献[14]、文献[15]、文献[16]为对 YOLOv8 提出的轻量化改进方案。实验结果如



表 4 所示。Faster-RCNN、CenterNet、YOLOv3-tiny 的检测精度均低于 YOLOv8n 模型,而且模型的参数、大小和计算量也更大,不适合本数据集轻量化检测的要求;YOLOv5s 和文献[20],在检测平均精度上对比 YOLOv8n 分别提升了 1.1%和 2.4%,但是基础模型 YOLOv5s 的参数量和模型权重是 YOLOv8n 的 3 倍左右;文献[14]提出的方案,在参数量和浮点计算量方面对比 YOLOv8n 模型分别减少了 53%和 48%,在轻量化模型上比本文提出的方法效果更佳,但是

检测平均精度比本文的方法降低了 6.1%;文献[15]、文献[16]对比 YOLOv8n 模型,虽然在  $AP_{0.5\sim0.95}$  分别提高了 1.7%和 1.2%,参数量减少了 0.2 M 和 0.3 M,浮点运算量也减少了 6.2%和 9.9%,但是本文提出的改进方案 GEW-YOLOv8 在检测平均精度更高,更大地减少了模型的参数量和浮点运算次数。实验结果表明,GEW-YOLOv8 以最小的模型体积、更小的计算量实现了更高的检测精度,后期部署在移动设备时成本更低,具有高效性和优越性。

表 4 不同检测算法结果

模型	F1	$AP_{0.5}/\%$	$AP_{0.5\sim0.95}/\%$	Params/M	模型大小/MB	FLOPs/G
Faster R-CNN	0.86	98.1	76.5	137.1	108	370.2
CenterNet	0.95	97.9	78.8	14.4	124	19.3
YOLOv3-tiny	0.949	98.1	81.2	12.1	23.2	19
YOLOv5s	0.959	98.3	84.3	9.1	17.6	24
文献[20]	0.955	98.4	85.2	5.7	11.4	63.1
YOLOv8n	0.934	98.3	83.2	3.0	6.0	8.1
文献[14]	0.954	98.7	80.9	1.4	2.9	4.2
文献[15]	0.957	98.7	84.6	2.8	6	7.6
文献[16]	0.958	98.7	84.2	2.7	5.4	7.3
GEW-YOLOv8(本文)	<b>0.963</b>	<b>99.1</b>	<b>86.2</b>	<b>2.1</b>	<b>4.4</b>	<b>6.1</b>

5 结 论

本文提出了一种基于 YOLOv8 的轻量化大田烟株检测算法 GEW-YOLOv8,解决了传统 YOLOv8 算法在应用于烟株检测时存在的问题。提出的 GhostC2f 模块,将模型大小压缩到仅有 4.4 MB,减少了 26.7%,模型计算量减小了 24.7%,利于模型在移动端的部署。在网络中嵌入 EMA 注意力模块,提升了模型对关键信息的关注能力,有效地提高检测精度。引入的 WIoU 损失函数加快模型的收敛速度,提高对重叠目标的识别准确率。实验结果表明,GEW-YOLOv8 具有参数量更少、计算量更低、检测精度更高等优点,在平均精度  $AP_{0.5}$  达到了 99.1%, $AP_{0.5\sim0.95}$  达到了 86.2%,分别提升了 0.8%和 3.6%,网络模型计算量仅为 6.1GFLOPs,满足实时性要求,实现了烟株数量的智能化、快速检测。与现有模型相比,该方法具有更高的检测精度的同时对平台计算和储存能力的要求更低,易于部署在资源受限的设备上,但仍存在一些局限性。例如对于更复杂的植物群体和环境条件下的植物计数问题,本文方法需要进行适当的调整和优化。未来将继续在模型优化、模型移动端部署、模型泛化等方向深入研究,为植物计数提供更加准确、高效和实用的解决方案。

参考文献

[1] KOLHAR S, JAGTAP J. Plant trait estimation and classification studies in plant phenotyping using machine vision-A review[J]. Information Processing

in Agriculture, 2023, 10(1): 114-135.  
[2] LI Z, GUO R, LI M, et al. A review of computer vision technologies for plant phenotyping [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020, 176: 105672.  
[3] PRANATA S W, SIGIT W H. Tomato plant growth monitoring system using computer vision and deep learning [J]. Mathematical Statistician and Engineering Applications, 2022, 71(4): 9408-9417.  
[4] 张叶,郭小宝,温晓霞.我国烟草产业发展现状及其未来改革方向[J].江西农业,2016(3):29.  
[5] LU H, CAO Z. TasselNetV2 +: A fast implementation for high-throughput plant counting from high-resolution RGB imagery[J]. Frontiers in Plant Science, 2020, 11: 541960.  
[6] 姜友谊,张成健,韩少宇,等.基于无人机三维点云的玉米植株自动计数研究[J].浙江农业学报,2022,34(9): 2032-2042.  
[7] 罗贞宝,陆妍如,高知灵,等.基于 GF-1/2 影像数据的烟草种植区信息遥感监测[J].中国烟草科学,2022, 43(4):87-95,103.  
[8] ZHU X, XIAO G, WEN P, et al. Mapping tobacco fields using UAV RGB images[J]. Sensors, 2019, 19(8): 1791.  
[9] DU L, YANG H, SONG X, et al. Estimating leaf area index of maize using UAV-based digital imagery

- and machine learning methods[J]. Scientific Reports, 2022, 12(1): 15937.
- [10] FAN Z, LU J, GONG M, et al. Automatic tobacco plant detection in UAV images via deep neural networks[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2018, 11(3): 876-887.
- [11] 耿利川,王忠丰,秦永志,等. 基于 YOLOv7-Sim 和无人机遥感影像的烟株数量检测[J]. 中国烟草科学, 2023, 44(4): 94-102.
- [12] 马宏兴,董凯兵,王英菲,等. 基于改进 YOLO v5s 的轻量化植物识别模型研究[J]. 农业机械学报, 2023, 54(8): 267-276.
- [13] LIN H, CHEN Z, QIANG Z, et al. Automated counting of tobacco plants using multispectral UAV data[J]. Agronomy, 2023, 13(12): 2861.
- [14] MA B, HUA Z, WEN Y, et al. Using an improved lightweight YOLOv8 model for real-time detection of multi-stage apple fruit in complex orchard environments [J]. Artificial Intelligence in Agriculture, 2024, 11: 70-82.
- [15] 李松,史涛,井方科. 改进 YOLOv8 的道路损伤检测算法[J]. 计算机工程与应用, 2023, 59(23): 165-174.
- [16] 李茂,肖洋轶,宗望远,等. 基于改进 YOLOv8 模型的轻量化板栗果实识别方法[J]. 农业工程学报, 2024, 40(1): 201-209.
- [17] 马超伟,张浩,马新明,等. 基于改进 YOLOv8 的轻量化小麦病害检测方法[J]. 农业工程学报, 2024, 40(5): 187-195.
- [18] GIRSHICK R. Fast R-CNN[C]. Proceedings of the IEEE international conference on computer vision, 2015: 1440-1448.
- [19] LI X, QIAN Y, GUO R, et al. I-CenterNet: Road infrared target detection based on improved CenterNet[J]. IET Image Processing, 2023, 17(1): 57-66.
- [20] 周瑶,周石. 基于 YOLOv5 改进的铁路工人安全帽检测算法研究[J]. 计算机测量与控制, 2024, 32(3): 71-78, 175.
- [21] OUYANG D, HE S, ZHANG G, et al. Efficient multi-scale attention module with cross-spatial learning[C]. ICASSP 2023-2023 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), IEEE, 2023: 1-5.
- [22] HAN K, WANG Y, TIAN Q, et al. GhostNet: More features from cheap operations [C]. IEEE. Proceedings of 2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Seattle New York: IEEE, 2020.
- [23] 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.
- [24] 张用川,牟凤云,陈建坤,等. 基于改进 YOLOv5 算法的道路损伤检测[J]. 电子测量技术, 2023, 46(4): 161-168.
- [25] DENG J, MA Y, LI D, et al. Classification of breast density categories based on SE-Attention neural networks[J]. Computer Methods and Programs in Biomedicine, 2020, 193: 105489.
- [26] 雷震霞,朱兴龙,孙进,等. 融合坐标注意力和自适应特征的 YOLOv5 陶瓷膜缺陷检测方法[J]. 电子测量技术, 2023, 46(7): 133-137.

## 作者简介

肖恒树, 硕士, 主要研究方向为计算机视觉、移动开发、图像识别及分类相关应用。

E-mail: hengshu\_xiao@mail. ynu. edu. cn

李军营(通信作者), 博士, 研究员, 主要从事烟草栽培技术、土壤保育等研究工作。

E-mail: ljiy1250@163. com

梁虹, 硕士, 教授, 主要研究方向为深度学习和信号处理。

E-mail: liangh@ynu. edu. cn

马二登, 博士, 副研究员, 主要研究方向为烟草栽培。

E-mail: erdengma@163. com

张宏, 本科, 农艺师, 主要研究方向为烟草学。

E-mail: 83754331@qq. com