

面向电商平台中番茄植株病虫害与成熟度同步检测

刘 杰

贵州大学大数据与信息工程学院, 贵州 贵阳

收稿日期: 2025年3月28日; 录用日期: 2025年4月18日; 发布日期: 2025年5月20日

摘 要

针对电商场景下番茄品质管控与供应链响应效率的协同需求, 本文提出一种面向电子商务的改进YOLOv8番茄植株病虫害与成熟度同步检测方法。通过深度学习模型, 实现植株生长状态的多维度感知。技术改进方面, 将原本的Conv模块替换为AKConv模块, 并添加SimAM注意力机制, 引入了MPDIoU损失函数去避免引入复杂的惩罚项降低计算复杂度, 使模型计算量降低16.35%的同时维持82.4%的检测精度。实验表明, 在自建包含6类常见病害与3级成熟度的番茄数据集上, 模型综合检测精度达82.4%。

关键词

目标检测, 成熟度识别, 病虫害检测, YOLOv8, AKConv, SimAM

Synchronized Detection of Tomato Plant Diseases, Pests, and Maturity on E-Commerce Platforms

Jie Liu

College of Big Data and Information Engineering, Guizhou University, Guiyang Guizhou

Received: Mar. 28th, 2025; accepted: Apr. 18th, 2025; published: May 20th, 2025

Abstract

In response to the collaborative demand for tomato quality control and supply chain response efficiency in e-commerce scenarios, this paper proposes an improved YOLOv8 tomato plant disease and pest synchronous detection method for e-commerce. Realize multi-dimensional perception of plant

growth status through deep learning models. In terms of technological improvements, the original Conv module was replaced with the AKConv module, and SimAM attention mechanism was added. The MPDIoU loss function was introduced to avoid introducing complex penalty terms and reduce computational complexity, resulting in a 16.35% reduction in model computation while maintaining 82.4% detection accuracy. The experiment showed that the comprehensive detection accuracy of the model reached 82.4% on a self-built tomato dataset containing 6 common diseases and 3 levels of maturity.

Keywords

Object Detection, Maturity Recognition, Disease and Pest Detection, YOLOv8, AKConv, SimAM

Copyright © 2025 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

随着农产品电商的快速发展，番茄等生鲜商品的供应链管理正面临品质控制实时性不足与供需匹配低效的双重挑战。近年来，深度学习技术在图像识别领域取得了显著成果[1]，传统检测方法多采用独立模型分别处理病虫害识别与成熟度分级，存在特征复用率低、计算冗余度高的问题，难以满足电商场景下从田间到货架的全程品控需求。尤其在直播电商、社区团购等新兴模式中，植株生长状态的时空动态变化(如区域性病害爆发、果实成熟度异步演进)与电商订单的即时响应要求形成突出矛盾。

现有研究虽在番茄检测领域取得进展，但在实际应用层面仍存在三大瓶颈：(1) 单一任务模型无法同步获取番茄植株成熟度与病虫害情况；(2) 面对复杂农田环境下的遮挡、光照变异导致检测稳定性不足；(3) 检测系统与电商供应链缺乏数据级协同，难以实现“检测 - 决策 - 执行”闭环。针对上述问题，本文提出基于改进 YOLOv8 [2]的番茄植株病虫害与成熟度检测框架。技术层面引入 AKConv 模块替代标准卷积层，加入 SimAM 注意力机制，在保持 82.4%基础精度的同时降低 16.35%计算开销，有效适配电商企业边缘计算设备的部署需求[3]。同时构建包含 6 类病害与 3 级成熟度的专项数据集，解决现有公开数据维度单一导致的模型泛化能力不足问题。

SimAM (Simple Attention Module)是一种基于能量函数理论的无参数注意力机制，该机制通过建模特征图各位置的能量分布，动态分配注意力权重，无需引入可学习参数即可实现全局上下文感知。其在目标检测、图像分类及语义分割任务中展现出显著的性能提升，将 AKConv 融合到 YOLOv8 中，可以充分发挥它们各自的优势，提高番茄病虫害与成熟度分类与识别的整体性能。

本文主要从以下几个方面展开研究：(1) 分析 YOLOv8 和引入 AKConv 模块替代标准卷积层的 YOLOv8 两种模型的优缺点，探讨如何将模块进行有效融合。(2) 引入 SimAM 注意力机制，提高此模型在较复杂的环境下的识别准确率[4]。(3) 在电子商务平台上进行实验验证，对此模型进行评估。

本研究致力于突破电子商务场景中番茄品质识别的技术瓶颈，本研究将 AKConv 模块引入 YOLOv8 模型中，通过通道重参数化技术实现模型结构优化，并集成注意力机制优化多尺度特征提取过程。实验表明，该融合模型在保持轻量化特性的同时，成功将多任务检测精度提升至 82.4%以上，为电商供应链构建了“质量检测 - 价值评估 - 决策支持”三位一体的智能识别体系，有效支撑农产品智能分拣、质量溯源、动态定价等核心业务场景的技术升级[5]。

2. YOLOv8 模型与 AKConv 模块简介

YOLOv8 作为当前目标检测领域的先进模型,其高效性源于优化的 CSPDarknet 骨干网络与多尺度特征融合设计。然而,传统固定形状的卷积核(如 3×3)在面对不规则目标(如遮挡物体、形变结构)时,特征提取能力受限。AKConv (Adaptive Kernel Convolution)通过动态调整卷积核参数,赋予模型自适应空间感知能力,从而弥补 YOLOv8 在复杂场景下的不足。

YOLOv8 作为 YOLO (You Only Look Once)目标检测算法家族的重要演进版本,由 Ultralytics 团队于 2022 年正式发布。该版本在继承 YOLOv5 核心优势——包括实时检测能力、架构简洁性及计算高效性——的基础上,通过多层次技术创新实现了性能与工程易用性的双重突破。其核心设计策略延续了 YOLO 系列特有的多尺度模型架构[6],依据缩放系数(scale factors)提供 x (Extreme)、l (Large)、m (Medium)、s (Small)、n (Nano)五档预定义模型,其中 x 模型以最高参数量实现极致检测精度,而 n 模型则通过极致的轻量化设计适配边缘计算场景。针对当前小目标检测任务中特征提取效率不足的痛点,本研究选择 YOLOv8n 轻量级架构作为基线模型,创新性融合自适应核卷积模块(Adaptive Kernel Convolution, AKConv),通过动态调整卷积核参数增强模型对多尺度目标的特征捕捉能力。

AKConv (Adaptive Kernel Convolution, 自适应核卷积)是一种创新的动态卷积模块,旨在通过自适应调整卷积核的形状、尺寸和参数,提升卷积神经网络对多尺度目标的特征提取能力[7]。其核心思想是突破传统固定尺寸卷积核的限制,根据输入特征的局部上下文动态生成最优卷积核,从而增强模型在复杂场景(尤其是小目标检测)中的鲁棒性,AKConv 的引入使本研究的灵活性增加,通过动态核参数化和多尺度自适应机制,有效解决了传统卷积在复杂目标检测任务中的固有限制。

3. 算法设计

3.1. YOLOv8 模型改进

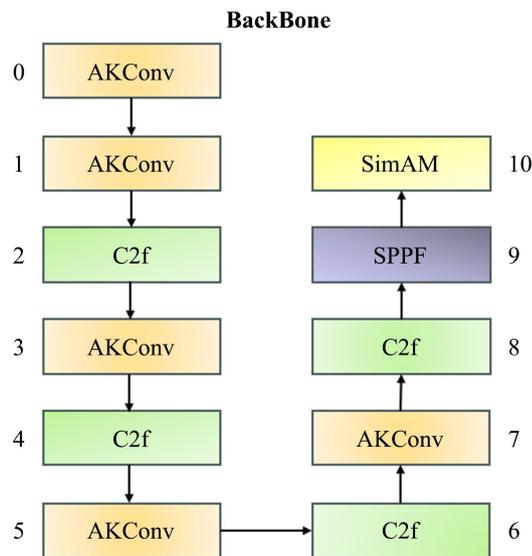


Figure 1. Backbone structural diagram
图 1. Backbone 结构图

本研究针对番茄病虫害与成熟度同步检测任务,对 YOLOv8n 网络架构进行了三重关键性改进:(1) Backbone 动态特征提取优化:将原始 Conv 层全域替换为自适应核卷积模块(Adaptive Kernel Convolution,

AKConv), 通过动态调整卷积核形状与尺寸, 增强模型对多尺度目标的适应性。该设计显著提升了小目标(如早期病斑)与颜色渐变特征(如成熟度分级)的捕捉能力。在 Backbone 末端嵌入 SimAM 无参注意力机制(Simple Parameter-Free Attention Module) [8], 通过空间能量函数实现特征通道的自适应增强, 有效聚焦叶片病理性纹理与果实成熟度关键区域, 抑制复杂田间背景干扰。(2) Head 部分特征融合增强: Head 模块中的标准卷积层同步替换为 AKConv, 利用其动态核特性优化多尺度特征金字塔的融合过程, 强化检测头对重叠目标(如密集果实)和形态变异目标(如病害扩散区域)的区分能力。(3) 结构可视化验证: 改进后的 Backbone 层级结构如图 1 所示, 其模块化设计在维持轻量化特性的同时, 实现了精度与鲁棒性的协同提升, 为农业复杂场景下的实时检测提供了可靠架构基础。

3.2. 损失函数

MPDIoU (Minimum Point Distance Intersection over Union)是一种针对目标检测框回归任务设计的新型损失函数, 旨在通过最小化预测框与真实框顶点间的距离, 更精准地优化边界框的位置与尺寸[9]。相较于传统的 IoU 及其变体(如 GIoU、DIoU、CIoU), MPDIoU 在保证计算高效性的同时, 进一步提升了复杂场景下的检测精度[10]。以下是其核心原理与技术细节与设计动机:(1) 传统 IoU 的局限性: 当预测框与真实框无重叠时, $\text{IoU} = 0$ 时, 无法提供有效的梯度方向。GIoU、DIoU 等改进方法虽缓解了梯度消失问题, 但对边界框顶点的位置敏感度不足, 导致对小目标或旋转目标的回归精度受限。(2) MPDIoU 的优化方向: 直接最小化预测框与真实框四个顶点之间的欧氏距离, 强化模型对边界框几何形状的约束。避免引入复杂的惩罚项, 降低计算复杂度。

MPDIoU 损失定义如下式:

MPDIoU 的计算公式:

$$\text{MPDIoU} = \frac{A \cap B}{A \cup B} - \frac{d_1^2}{w^2 + h^2} - \frac{d_2^2}{w^2 + h^2} \quad (1)$$

其中 A 和 B 是两个任意凸形状, $(x_{A1}, y_{A1}), (x_{A2}, y_{A2})$ 表示 A 的左上角和右下角点坐标, $(x_{B1}, y_{B1}), (x_{B2}, y_{B2})$ 表示 B 的左上角和右下角点坐标

$$d_1^2 = (x_1^B - x_1^A)^2 + (y_1^B - y_1^A)^2 \quad (2)$$

$$d_2^2 = (x_2^B - x_2^A)^2 + (y_2^B - y_2^A)^2 \quad (3)$$

基于 MPDIoU 的损失函数计算公式:

$$L_{\text{MPDIoU}} = 1 - \text{MPDIoU} \quad (4)$$

4. 实验与分析

4.1. 数据集与实验环境

本研究选用 1610 张番茄病虫害与番茄成熟度图片, 为了提高模型性能, 通过旋转、平移等操作使数据集增加到 8050 张。

在本次研究中, 所使用的操作系统为 Windows10, GPU 选用 RTX 4070tisuper, 显存为 16G, 选用 PyTorch2.3.1, 选用 Python 3.10.16, 选用 Cuda11.8, 输入图像尺寸为 640×640 , 训练迭代次数为 300, Batch Size 为 48。

4.2. 算法评价指标

在经过目标检测实验后, 本文所选用的评价指标为平均精度 mAP50 和准确率 P 作为评价标准。

4.3. 消融实验

为了确认各个改进部分对 YOLOv8n 目标检测器的性能提升效果，进行了一系列的消融研究对比实验。结果如下表 1 所示，模型 1 是 YOLOv8n 的原始模型，模型 2 是模型 1 的基础之上添加 AKConv，模型 3 是在模型 2 的基础上添加 MPDIoU 损失函数，模型 4 是在模型 3 基础之上添加 SimAM 注意力机制。

Table 1. Results of ablation experiment

表 1. 消融实验结果

Model	AKConv	MPDIoU	SimAM	mAp
模型 1	×	×	×	77.8%
模型 2	√	×	×	79.7%
模型 3	√	√	×	81.1%
模型 4	√	√	√	82.4%

4.4. 实验结果

如图 2、图 3 所示，本研究提出的改进型 YOLOv8n 算法在番茄成熟度分级与病虫害同步检测任务中展现出显著性能优势。实验结果表明，改进模型在自建番茄多任务检测数据集上的平均精度(mAP)达到 82.4%，较原始 YOLOv8n 基线模型提升 4.6 个百分点。这一性能突破得益于以下三重协同优化策略：(1) AKConv 自适应核卷积：通过动态调整卷积核形状与感受野，增强模型对多尺度目标的特征表征能力。(2) SimAM 无参注意力机制：基于能量函数理论实现特征空间的自适应增强，抑制复杂背景干扰。(3) MPDIoU 损失函数：通过最小化预测框与真实框顶点距离，优化边界框回归精度。

改进模型实现了精度与鲁棒性的协同提升，为农业复杂场景下的实时精准检测提供了新的技术范式，验证了其工程部署优势。实验效果展示如图 2、图 3 所示。



Figure 2. Tomato maturity test results

图 2. 番茄成熟度实验结果

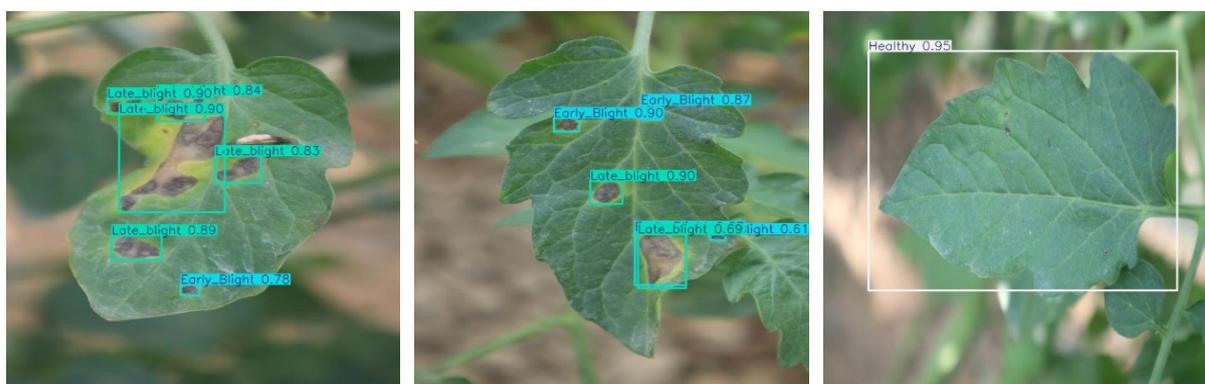


Figure 3. Tomato pest and disease detection results
图 3. 番茄病虫害检测结果

5. 总结与展望

本研究针对电子商务背景下农产品品质智能化检测的需求，以番茄病虫害与成熟度同步检测为切入点，提出了一种基于改进 YOLOv8n 的多任务轻量化检测模型。通过融合 AKConv 自适应核卷积、SimAM 无参注意力机制与 MPDIoU 损失函数，实现了对复杂农业场景下小目标(病虫害斑点)与渐变特征(成熟度颜色)的高效精准识别，为电商平台农产品质量分级、供应链自动化分拣及消费者溯源提供了可靠技术支持。以下为核心研究成果总结：(1) 模型架构创新：AKConv 动态特征提取、SimAM 注意力增强、MPDIoU 损失函数优化；(2) 实验性能突破：在番茄多任务数据集上，改进模型的平均精度达到 82.4%，较原始 YOLOv8n 提升 4.6 个百分点；(3) 电商场景适配性：质量分级自动化、供应链追溯强化。

尽管本研究取得了阶段性成果，但在实际电商规模化应用中仍需进一步优化，未来研究方向可从以下维度展开：(1) 轻量化深度适配：探索 AKConv 核尺寸动态剪枝策略，针对不同检测任务(病虫害/成熟度)自适应压缩计算量，目标在参数量不变条件下提升推理速度。(2) 多任务扩展：引入实例分割头，实现病害区域的像素级定位(如炭疽病斑面积估算)，为电商保险理赔提供量化依据。集成时间序列分析模块，基于连续检测结果预测成熟度变化趋势，优化电商仓储周转策略。(3) 数据与算法协同：跨域数据增强，利用生成对抗网络(GAN)合成极端光照、遮挡场景下的训练数据(如雨季叶片反光、果实堆叠)，提升模型对电商物流复杂环境的鲁棒性。构建学习框架，联合多个农产品基地数据训练全局模型，解决单一产区数据偏差问题，同时保障数据隐私合规。自适应损失函数，设计动态权重，根据任务重要性自动调节损失权重，缓解多任务优化冲突。探索多模态融合损失，结合可见光与近红外光谱特征，增强模型对隐性病害(如早期灰霉病)的识别能力。(4) 电商系统集成：云端-边缘协同架构，在云端部署高精度模型(YOLOv8x+AKConv)进行定期数据复盘与模型微调，边缘端运行轻量版模型实现实时检测，形成“检测-反馈-迭代”闭环。开发低代码检测插件，支持主流电商 ERP 系统一键接入，降低中小商户技术门槛。绿色电商赋能：通过精准检测减少农药滥用果实的流通，结合碳积分机制激励农户绿色种植，助力电商平台 ESG(环境、社会、治理)目标达成。构建“检测-分级-定价”智能决策系统，动态优化农产品定价策略(如轻微病害果实定向供应加工厂)，减少资源浪费。(5) 标准化与合规性：行业标准制定，联合农业部门与电商平台，建立农产品规范模型精度阈值、硬件适配性等指标。推动检测结果与现有农产品编码标准互通，实现供应链全环节数据无缝对接。(6) 合规性保障：开发模型可解释性工具，向监管机构与消费者透明化检测逻辑，避免“算法黑箱”争议，确保检测结果的法律效力与责任追溯机制。

本研究通过 AKConv、SimAM 与 MPDIoU 的协同创新，构建了适配电商需求的番茄多任务检测模型，为农产品智能化质检提供了新范式。未来，随着算法优化、数据融合与系统集成的持续深入，该技

术有望进一步拓展至果蔬全品类检测,推动电商供应链向高效化、透明化、绿色化方向演进,最终实现消费者、农户与平台的多方价值共赢。

参考文献

- [1] 单宇翔, 龙涛, 楼卫东, 等. 基于深度学习的复杂场景中卷烟烟盒检测与识别方法[J]. 中国烟草学报, 2021, 27(5): 71-80.
- [2] Bao, J., Li, S., Wang, G., Xiong, J. and Li, S. (2023) Improved YOLOv8 Network and Application in Safety Helmet Detection. *Journal of Physics: Conference Series*, **2632**, Article 012012. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/2632/1/012012>
- [3] 林超艺. 边缘计算产业发展现状、形势及策略分析[J]. 海峡科学, 2020(1): 50-53.
- [4] 冯永强, 刘成忠, 韩俊英, 等. 基于 EAMnet 的小麦开花期品种识别研究[J]. 软件导刊, 2024, 23(5): 1-8.
- [5] 李棘. 基于区块链技术嵌入式的新型农产品流通链优化[J]. 商业经济研究, 2022(16): 146-149.
- [6] 张宁. 基于特征融合和注意力残差网络的小目标检测算法研究[D]: [硕士学位论文]. 哈尔滨: 东北林业大学, 2023.
- [7] 林敬博. 基于 NAS 的高效多尺度感知遥感影像语义分割方法[D]: [硕士学位论文]. 哈尔滨: 东北林业大学, 2021.
- [8] Yang, L., Zhang, R.Y, Li, L., *et al.* (2021) SimAM: A Simple, Parameter-Free Attention Module for Convolutional Neural Networks. *Proceedings of the 38th International Conference on Machine Learning*, **139**, 11863-11874.
- [9] 侯阳, 张琼, 赵紫焯, 等. 基于 YOLOv5s 的复杂场景下高效烟火检测算法 YOLOv5s-MRD [J]. 计算机应用, 2025, 45(4): 1317-1324.
- [10] Ou, J. and Shen, Y. (2024) Underwater Target Detection Based on Improved YOLOv7 Algorithm with Bifusion Neck Structure and MPDIoU Loss Function. *IEEE Access*, **12**, 105165-105177. <https://doi.org/10.1109/access.2024.3436073>