

Research and implementation of cotton pest identification technology based on deep learning

Dan Luo

School of Computer Science and Engineering, Chongqing Three Gorges University, Chongqing, 404020, China

Abstract

In this paper, the YOLO v8 algorithm was introduced into the research of cotton leaf disease and pest identification, and an improved version of YOLO V8-AW algorithm was proposed to solve the technical problems of accurate disease and pest identification. The algorithm optimizes the subsampling module, and uses average pooling method to extract the features of pests and diseases more accurately, and enhances the ability of capturing details. At the same time, WIoU loss function is introduced to reduce the negative impact of low-quality samples on training and improve the robustness and generalization ability of the model. The improved algorithm is implemented by Python, and experiments are carried out on cotton leaf pests and diseases data set. The experimental results show that compared with the original YOLO v8 algorithm, the recognition rate and accuracy of YOLO V8-AW model are significantly improved. The comparison experiment further verified the effectiveness and relevance of the improved algorithm, which provided efficient and reliable technical support for the accurate identification and monitoring of cotton pests and diseases, and had a good application prospect.

Keywords

YOLO v8; Image recognition; Cotton pests and diseases

基于深度学习的棉花病虫害识别技术研究与应用

罗丹

重庆三峡学院计算机科学与工程学院, 中国·重庆 404020

摘要

本文将YOLO v8算法引入棉花叶部病虫害识别研究, 提出了一个改进版本YOLO v8-AW算法, 旨在解决病虫害精准识别的技术难题。该算法优化了采样模块, 采用平均池化方法更精确地提取病虫害特征, 增强对细节特征的捕获能力。同时, 引入WIoU损失函数, 减少低质量样本对训练的负面影响, 提高模型的鲁棒性和泛化能力。通过Python实现了改进算法, 并在棉花叶部病虫害数据集上进行了实验。实验结果表明, YOLO v8-AW模型相比原始YOLO v8算法, 在识别率和准确率方面显著提升。对比实验进一步验证了改进算法的有效性和相关性, 为棉花病虫害精准识别监测提供了高效、可靠的技术支持, 具有良好的应用前景。

关键词

YOLO v8; 图像识别; 棉花病虫害

1 引言

本文针对棉花叶部病虫害识别问题, 提出了改进的YOLO v8-AW算法。首先, 收集并分析棉花叶部常见病虫害的图像特征, 以YOLO v8n为基础, 通过优化下采样模块和损失函数提升识别性能。具体改进为: 引入ADown(平均池化)机制, 增强关键特征特别是细小特征的提取能力; 采用WIoU(加权交并比)损失函数, 降低低质量样本对检测的不良影响, 提高模型的鲁棒性和泛化能力。

基于Python实现了YOLO v8-AW算法, 并在棉花叶部

病虫害数据集上进行了验证实验。研究设计了消融实验与对照实验, 推出YOLOv3-tiny、YOLO v5n、RTDETR-l等模型进行对比。实验结果显示, YOLO v8-AW模型在精确率、召回率和mAP等指标上均优于其他模型, 能显著提高病虫害识别效果, 具有重要的应用价值。

2 材料与方法

2.1 病虫害数据集收集

棉花叶部病虫害是影响棉花产量的主要因素之一^[1], 如何有效减少叶部病虫害对棉花产量的影响, 已成为当前棉花研究领域的重要课题^[2]。由于公开的相关图像数据集较少, 本研究构建了一个棉花叶部病虫害图像数据集, 以支持后续建模。数据集依托农业病虫害研究图库(IDADP)、Kaggle

【作者简介】罗丹(1986-), 女, 中国重庆人, 在读硕士, 从事农业信息化研究。

等平台,并结合网络搜索收集了8类棉花叶部图像,包括健康叶片、粘虫、叶枯病、灰霉病、叶斑病、蚜虫、叶卷病和枯萎病,共计6051张图像,为本研究提供了数据支持。

2.2 数据处理

使用LabelImg工具对病虫害图像进行标注,框选出病虫害区域并添加对应标签,并为每个框选区域添加对应的病虫害类型标签。该过程为模型训练提供了高质量的标注数据,确保算法能够准确识别不同类型的病虫害特征^[9]。

3 YOLO v8n 模型改进

YOLO v8 (You Only Look Once) 是当前YOLO系列中较为先进的物体检测算法,由Ultralytics开发,具有优化的架构设计和先进的训练策略,支持分类、目标检测和实例分割等任务^[4-5]。与之前版本相比,YOLO v8在性能和计算效率上实现了显著提升,特别适用于农业病虫害检测等复杂任务^[6]。本研究以YOLO v8n(轻量化版本)为基础模型,结合棉花叶部病虫害的特点进行改进,从而提升模型的识别速度和精度。

3.1 融合 ADown 模块的改进

ADown模块首先对输入特征图应用二维平均池化(AvgPool2d)以平滑图像并保留主要特征。接着,将池化后的特征图沿通道方向平均分割为两个子特征图。一个子特征图经过最大池化(Max Pooling)处理后,使用1×1卷积核下采样提取紧凑特征;另一个子特征图使用3×3卷积核下采样,保留更多上下文信息。最终,将这两部分提取的特征图进行通道维度上的拼接,生成最终的输出特征图^[7-8]。

ADown模块结合最大池化和平均池化,能捕获丰富特征,最大池化擅长提取图像纹理特征,平均池化擅长捕获背景信息。与YOLO v8的下采样模块相比,ADown模块参数量减少,提升了训练速度,在硬件资源有限的环境中响应更快。

3.2 损失函数优化

在棉花叶部病虫害识别中,部分低质量图像可能影响模型性能。为此,本文采用WIoU损失函数代替CIoU的静态聚焦机制。WIoU引入动态非单调聚焦机制,根据锚框的质量动态调整梯度增益,使模型更加关注普通质量的锚框,有效减少低质量样本对训练的负面影响,从而避免过度拟合,提高整体训练效果^[9]。

WIoU损失函数系列包括三个版本:WIoU v1引入注意力机制应对低质量样本;WIoU v2增加单调聚焦系数以减少易分类样本的影响;WIoU v3采用动态非单调聚焦系数,根据边界框质量动态调整梯度增益,有效屏蔽低质量样本负面影响,专注提升普通质量样本的学习效果。由于WIoU v3优化了梯度分配,够更准确定位病虫害区域,因此本研究将其用于替代YOLO v8n中的损失函数。

4 实验分析

4.1 消融实验

首先通过消融实验验证ADown模块和WIoU的改进对模型性能提升的有效性。

实验结果如表4.1所示,表中数据表明,与原始YOLO v8n模型相比,不同的改进组合均带来了性能提升。

表 4.1 消融实验结果

| method | | | indicator | | | | |
|--------|------|-------------|-----------|---------|--------------|--------|--------------|
| ADown | WIoU | Precision/% | Recall/% | mAP50/% | mAP50 - 95/% | GFLOPs | Parameters/M |
| × | × | 81.08 | 73.87 | 79.21 | 46.66 | 8.2 | 3.01 |
| √ | × | 84.07 | 74.90 | 80.92 | 49.23 | 7.3 | 2.60 |
| × | √ | 85.74 | 76.63 | 82.51 | 50.25 | 8.2 | 3.01 |
| √ | √ | 86.03 | 77.99 | 82.78 | 50.03 | 7.3 | 2.60 |

在加入ADown模块后,模型的精确率、召回率、mAP50和mAP50-95分别提升了2.99%、1.03%、1.71%和2.57%,同时GFLOPs和参数量分别降至7.3和2.6,分别减少了10.98%和13.62%,说明ADown模块通过降维技术优化计算效率,同时提升检测性能,显著减少了模型的资源需求,对分类和目标检测都有正面作用。引入WIoU损失函数后,精确率、召回率、mAP50和mAP50-95均显著提升,分别提升4.66%、2.76%、3.3%和3.59%,同时GFLOPs和参数量保持不变。WIoU损失函数在不增加计算复杂度或参数量的前提下性能提升显著,是一种高性价比的优化方法。

在同时改进两种方法的融合实验中,各项指标也均优

于原始YOLO v8n模型。Adown+WIoU的组合相较于基础模型,在精确率、召回率、mAP50和mAP50-95均显著提升,分别提升了4.95%、4.12%、3.57%和3.37%,同时GFLOPs和参数量分别降至7.3和2.6,减少了10.98%和13.62%,该组合在性能和计算复杂度方面达到了最佳平衡。因此实验结果表明,改进后的YOLO v8-AW模型能同时满足提升棉花叶部病虫害识别准确率和效率,且保持较低的计算复杂度的要求。

4.2 对照实验

为评估YOLO v8-AW性能,本研究选取YOLOv3-tiny、YOLO v5n、YOLO v6n等模型开展对照实验,统一硬件环境与参数配置。实验结果如表4.2所示。

表 4.2 对照实验结果

| Model | Precision/% | Recall/% | mAP50/% | mAP50 - 95/% | GFLOPs | Parameters/M |
|-------------|-------------|----------|---------|--------------|--------|--------------|
| YOLOv3-tiny | 73.34 | 68.70 | 73.83 | 38.04 | 19.1 | 12.14 |
| YOLO v5n | 81.24 | 71.60 | 77.34 | 45.06 | 7.2 | 2.51 |
| YOLO v6n | 79.56 | 68.44 | 73.65 | 42.16 | 11.9 | 4.24 |
| YOLO v10n | 83.19 | 73.09 | 79.34 | 47.60 | 8.4 | 2.71 |
| RTDETR-l | 86.60 | 74.70 | 78.17 | 45.07 | 108.0 | 32.81 |
| YOLO v8-AW | 86.03 | 77.99 | 82.78 | 50.03 | 7.3 | 2.60 |

从上述数据明细看出, YOLO v8-AW 在召回率(77.99%) 显著高于其他模型的同时还保持了较高的精确率(86.03%), 相比之下, YOLOv3-tiny (73.34%, 68.70%) 和 YOLO v6n (79.56%, 68.44%) 的精确率和召回率都明显偏低, 说明它们较容易出现焦点的误报和漏检。而 RTDETR-l 的精确率(86.60%) 在参加实验的所有模型中最高, 召回率(74.70%) 仅略低于 YOLO v8-AW, 说明该模型可能倾向于更严格的判断标准, 对某些目标的检测较为保守。这些表明了 YOLO v8-AW 性能良好表现均衡, 检测样本时能减少误报, 特别是在复杂场景中能识别更多目标, 表现更稳定。

同时, 与其他模型相比, YOLO v8-AW 在 mAP50 (82.78%) 和 mAP50-95 (50.03%) 上均位居首位, 表明它在多尺度目标检测上具备出色性能。YOLO v10n 的 mAP50 (79.34%) 和 mAP50-95 (47.6%) 性能次之, 相比 YOLO v8-AW 仍存在明显差距。

YOLO v8-AW 以 7.3 的 GFLOPs 和 2.60M 的参数量在性能与效率上也实现了良好平衡, 其 GFLOPs 和参数量仅略高于 YOLO v5n (7.2, 2.51M), 但性能远优于后者。RTDETR-l 虽然在部分性能指标上表现良好, 但其 GFLOPs (108.0) 和参数量 (32.81M) 过高, 不适合在类似棉花叶部病虫害识别这种资源容易受限的场景中应用。

在对计算资源敏感的场景中, YOLO v8-AW 和 YOLO v10n 是理想选择, 特别是 YOLO v8-AW, 它在性能和效率之间取得了最佳平衡。如果对精确率要求极高, 且计算资源充裕, 可以选择 RTDETR-l。而对于极端轻量化需求, YOLO v5n 依然具有一定竞争力。

综上, 实验结果证明了改进后的 YOLO v8-AW 模型具有极强的适用性, 在实际应用中具备显著优势, 尤其是棉花

叶部病虫害识别这种一般具有复杂背景、资源有限且需要高检测性能的场景。

5 结论

为应对棉花病虫害检测需求, 本文提出一种改进的 YOLO v8n 模型用于识别棉花叶部常见病虫害。通过引入 ADown 模块轻量化部分网络结构, 提升检测速度, 再采用 WIoU 损失函数增强处理复杂环境中目标特征的提取能力。实验结果表明, YOLO v8-AW 模型在识别精度、分类能力及泛化性上表现优异, 有效提升了病虫害识别效率, 适用于棉花病虫害监测。

参考文献

- [1] 王雅静,李郁婷,刘泉,等.棉花轮纹斑病研究进展及防控策略[J].植物保护,2018,44(04):9-14.
- [2] 卢隆杰.棉花叶部喷肥防治病虫害[J].江西棉花,2006,(05):37-38.
- [3] 王景鑫,潘欣.一种基于Labelimg的辅助标注方法[J].科技创新与应用,2023,13(29):145-148.
- [4] 王文杰.基于YOLOv8的多目标跟踪算法研究及应用[D].西南交通大学,2023.
- [5] 常英丽,赵国玲,刘强.OpenCV和YOLOv8在车流量统计中的应用研究[J].电子测试,2023,(02):33-37.
- [6] 张惠莉,代晨龙,任景龙,等.基于YOLO v8-GSGF模型的葡萄病害识别方法研究[J].农业机械学报,2024,55(11):75-83.
- [7] 李嘉诚,陈中举,许浩然.基于改进YOLO v8n的真实场景下草莓病害检测方法[J].中国农机化学报,2024,45(12):267-274.
- [8] 戴林华,黎远松,石睿.基于改进YOLO v8n算法的水稻叶片病害检测[J].湖北民族大学学报(自然科学版),2024,42(03):382-388.
- [9] 林立恒,林珊玲,卢蓓婕,等.基于空间特征融合下采样卷积的遥感图像目标检测算法[J/OL].红外技术,1-8[2024-12-11].