

引用格式:

邓伟豪, 刘拥民, 徐卓农, 麻海志. 基于YOLOv8n的轻量化葡萄叶片病害检测算法[J]. 湖南农业大学学报(自然科学版), 2025, 51(5): 121–128.

DENG W H, LIU Y M, XU Z N, MA H Z. Lightweight detection algorithm for grape leaf diseases based on YOLOv8n[J]. Journal of Hunan Agricultural University(Natural Sciences), 2025, 51(5): 121–128.

投稿网址: <http://xb.hunau.edu.cn>



## 基于YOLOv8n的轻量化葡萄叶片病害检测算法

邓伟豪<sup>1,2</sup>, 刘拥民<sup>2,3\*</sup>, 徐卓农<sup>2,3</sup>, 麻海志<sup>2,3</sup>

(1. 中南林业科技大学计算机与数学学院, 湖南 长沙 410004; 2. 中南林业科技大学智慧林业云研究中心, 湖南 长沙 410004; 3. 中南林业科技大学电子信息与物理学院, 湖南 长沙 410004)

**摘要:** 本研究提出一种基于YOLOv8n的轻量化高性能算法Lighter-Faster-YOLO。首先, 该算法使用改进的深度可分离部分卷积(DSPConv)替换原C2f中的常规卷积, 减少冗余计算和内存访问, 从而更加有效地提取网络特征; 其次, 使用高效多尺度注意力(EMA)模块替换快速空间金字塔池化(SPPF)前的C2f模块, 以较低的计算开销提高性能; 最后, 使用高级特征融合金字塔网络(HS-FPN)作为新的颈部网络来增强特征融合的效果, 并减少计算量。结果表明, 采用本文所提算法检测葡萄叶片病害的平均精度达到93.0%, 相较于YOLOv8n算法参数数量和浮点计算量分别降低66.34%和35.80%。相较于当前主流的轻量化目标检测算法Faster R-CNN、YOLOv5n等, 改进后的Lighter-Faster-YOLO算法性能更优越, 能有效减少参数数量, 降低模型复杂度, 从而降低计算成本, 更易于在智能检测仪器上进行部署。

**关键词:** 葡萄叶片病害; 智慧农业; YOLOv8n; EMA; HS-FPN

中图分类号: S436.6; S663.1; TP391.41 文献标志码: A 文章编号: 1007-1032(2025)05-0121-08

## Lightweight detection algorithm for grape leaf diseases based on YOLOv8n

DENG Weihao<sup>1,2</sup>, LIU Yongming<sup>2,3\*</sup>, XU Zhuonong<sup>2,3</sup>, MA Haizhi<sup>2,3</sup>

(1. School of Computer Science and Mathematics, Central South University of Forestry and Technology, Changsha, Hunan 410004, China; 2. Smart Forestry Cloud Research Center, Central South University of Forestry and Technology, Changsha, Hunan 410004, China; 3. School of Electronic Information and Physics, Central South University of Forestry and Technology, Changsha, Hunan 410004, China)

**Abstract:** A lightweight high-performance algorithm named Lighter-Faster-YOLO based on YOLOv8n was proposed in this study. Firstly, the algorithm replaced the conventional convolutions in the original C2f module with the improved depthwise separable partial convolution(DSPConv), which reduced redundant computations and memory access, thereby extracting network features more efficiently. Secondly, it substituted the C2f module before the spatial pyramid pooling-fast(SPPF) with the efficient multi-scale attention(EMA) module, which improved performance with low computational overhead. Finally, a high-level feature fusion pyramid network(HS-FPN) was adopted as the new neck network to enhance the effect of feature fusion and reduce the amount of computation. The results showed that the average precision of the proposed algorithm for grape leaf disease detection reached 93.0%. Compared with the YOLOv8n algorithm, the number of parameters and floating-point operations of the proposed algorithm were reduced by 66.34% and 35.80%, respectively. In comparison with current mainstream lightweight object detection algorithms such as Faster R-CNN and YOLOv5n, the improved Lighter-Faster-YOLO algorithm exhibited superior performance. It could

收稿日期: 2024-10-28

修回日期: 2025-09-29

基金项目: 国家自然科学基金项目(31870532); 长沙市科技计划项目(kq2402265)

作者简介: 邓伟豪(2001—), 男, 湖南常德人, 硕士研究生, 主要从事图像处理、人工智能研究, 2193929153@qq.com; \*通信作者, 刘拥民, 博士, 教授, 主要从事深度学习、智慧农业研究, T20040550@csuft.edu.cn

effectively reduce the number of parameters and model complexity, thereby lowering computational costs and facilitating deployment on intelligent detection instruments.

**Keywords:** grape leaf disease; smart agriculture; YOLOv8n; EMA; HS-FPN

葡萄作为经济作物,是全球四大消费水果之一,在世界农业中发挥着重要作用,其生产量和质量对全球市场具有关键影响,因此及时高效地控制葡萄病害,确保葡萄的健康生产具有重大的经济价值和重要的社会意义。常见的黑麻疹、黑斑病和叶斑病等病害很容易引起葡萄产量降低和质量滑坡,直接导致葡萄果园经济效益的下降<sup>[1]</sup>。为了能够在资源受限的现场环境中,借助移动设备、无人机和边缘计算设备等实现葡萄叶片病害的检测,研究轻量化病害识别模型是至关重要的一步。这不仅是面向葡萄果园实施精准管理的必要前提条件,也是开发智慧农业新质生产力的全新技术手段。目前,葡萄叶片病害通常依靠经验丰富的专家进行甄别。这一方式不仅对专业水平要求高,还需耗费大量的时间和精力。此外,对于一些表面特征相似的病害,其识别精确度欠佳,很容易错过最佳的防治时机。随着人工智能技术的迅猛发展,学者们借助计算机视觉技术中的图像处理 and 模式识别技术,对大量葡萄叶片信息进行数据分析与处理,从而快速、精确地鉴定<sup>[2]</sup>病害种类。近年来,学者们提出了多种基于深度学习<sup>[3]</sup>的病害检测方法,其中,YOLO作为单阶段检测算法,因其优异性能脱颖而出,在病害识别与检测领域<sup>[4-9]</sup>得到了广泛应用。

算法的检测精度和参数量与智慧农业中移动设备的目标检测结果直接相关。由于YOLO是针对多类别场景提出的算法,网络中保留了大量的参数和复杂的计算过程,为了降低成本并提高其在计算能力相对有限的移动监测设备上的应用性,必须在减少参数量的同时确保检测的准确性。基于此,研究者们相继提出了多种基于YOLO的轻量级病害检测算法。CHEN等<sup>[10]</sup>提出了一种基于YOLOv7的多尺度轻量级柑橘检测算法,通过引入幽灵卷积(GhostConv)、卷积块注意力模块(CBAM)<sup>[11]</sup>和重参数化卷积(RepConv)模块,改进的检测模型的平均精度达到了97.29%,参数量和浮点计算量分别为 $11.21 \times 10^6$ 个和28.71 GFLOPs,但其参数量和浮点计算量仍较高,在资源有限的设备上的部署和应用可能会受到限制。LIU等<sup>[12]</sup>提出了一种基于YOLOv8

的轻量化苹果检测模型,用深度可分离卷积(DSConv)<sup>[13]</sup>替换主干的常规卷积,使用PDWFasterNet模块代替C2f模块,改进算法的平均精度为84.12%,参数量和浮点计算量分别为 $0.66 \times 10^6$ 个和2.29 GFLOPs,然而,由于苹果和葡萄叶片在形状、纹理、颜色等特征上存在显著差异,导致该算法在葡萄叶片病害检测中表现不佳。WANG等<sup>[14]</sup>提出的YOLOv10采用不含非极大值抑制(NMS)的持续双重分配,并使用紧凑的倒置块(CIB)、空间通道解耦下采样以及像素级自注意力机制(PSA),在优化模型的参数量和计算效率方面,YOLOv10相较于YOLOv8n表现出明显的提升,其参数量和浮点计算量分别下降了28%和23%。然而,在轻量化葡萄叶片检测中,YOLOv10参数量和浮点计算量的下降效果并不显著。综合来看,现有的YOLO算法在轻量化和高精度之间仍难以取得较好的平衡,尤其是在葡萄叶片病害检测中,这使得算法的实际应用受到限制。因此,开发一种能够同时实现轻量化和高精度的YOLOv8n算法,显得尤为重要。

本研究提出一种基于YOLOv8n的轻量化葡萄叶片的病害检测算法。该算法以保持葡萄叶片病害检测高精度的同时实现轻量化为核心目标,通过优化网络结构来减少参数量与计算开销,使其能够适配资源有限的智能检测设备,最终为葡萄叶片病害的现场快速诊断提供兼具检测精度与部署可行性的技术方案。

## 1 图像采集与数据集制作

### 1.1 数据集的获取

本研究的数据集主要包含3种不同的葡萄叶片病害,即“黑麻疹”“黑腐病”和“叶斑病”,该数据集是AI Challenger 2018中公开使用的葡萄叶片病害数据集,包含10种植物、27种病害和61类不同程度的病害图像。将葡萄叶片病害数据集中的一般程度病害和严重病害合并,得到的数据集包含4 639张葡萄叶片图像,其中3类是葡萄叶片病害图像,1类是健康叶片图像。葡萄叶片各病害类别图像示例如图1所示。



图1 葡萄叶片病害图像示例

Fig. 1 Example of grape leaf disease images

## 1.2 数据集的注释和制作

图片标注是构建目标检测数据集的关键。本研究使用X-Anylabeling工具手动标记病叶上病害的位置和类型,并生成txt文件(包括图像的标签名称和对象的位置信息)用于后续试验。

将得到的数据集大致按照数量比例7:2:1划分为训练集、验证集和测试集,如表1所示。验证集用于在训练过程中调整模型的超参数,而测试集则用于评估模型的泛化能力。

表1 葡萄叶片数据集的划分

病害种类	图像数量/张			总数
	训练集	验证集	测试集	
黑麻疹	826	236	118	1 180
黑腐病	967	277	139	1 383
叶斑病	752	216	108	1 076
健康	700	200	100	1 000

## 2 方法

### 2.1 基于YOLOv8网络结构的改进

YOLOv8集成了更高效的特征提取网络、改进的损失函数以及自适应锚框机制,能够在各种复杂场景中实现快速且准确的目标识别和分割,但也引入了更多的参数,增加了计算成本,不利于在资源受限的环境中部署。因此,本文作者基于YOLOv8n网络提出了一种轻量化高效葡萄叶片检测算法Lighter-Faster-YOLO,其网络结构如图2所示( $n$ 为瓶颈模块数量)。该算法主要特征如下:

1) 在PConv的基础上,结合深度可分离卷积和简单的通道注意力机制生成更加轻量、高效的卷积DSPConv,并用DSPConv替代原C2f模块的常规卷

积,形成Light-PC2f。

2) 为进一步增强模型的性能,使用多尺度轻量化的EMA注意力机制替代了SPPF前的C2f模块。

3) 为进一步实现轻量化,引入轻量化的高级特征融合金字塔网络(HS-FPN),替代了原颈部网络中的路径聚合网络(PAN)。

### 2.2 深度可分离部分卷积(DSPConv)

部分卷积(PConv)<sup>[15]</sup>是一种用于处理图像修复任务的卷积神经网络操作。PConv的核心思想是用一个二值掩码来指示图像中哪些部分是有效的,哪些部分是缺失的。在卷积操作过程中,只对有效部分进行卷积运算,并对结果进行归一化处理,以生成最后的图像。

由图3可见,DSPConv是PConv的改进版本,旨在通过引入更高效的卷积操作和注意力机制来进一步提升图像处理性能。DSPConv继承了PConv的部分卷积概念,通过使用掩码来屏蔽输入图像中的不规则缺失区域 $X_2$ ,仅聚焦有效区域 $X_1$ 进行特征提取与计算。为减少计算复杂度,DSPConv采用DSConv替换PConv中的标准卷积,减少了计算量。最后,将处理后的 $X_1$ 和未处理的 $X_2$ 连接,通过引入通道注意力(CA)机制、学习每个通道的重要性权重,自适应地调整通道特征的表示,增强算法捕获不同通道信息的能力。DSPConv通过结合深度可分离卷积和注意力机制,在保持高效计算的同时,显著地提升了特征表示能力。在轻量化病害检测过程中,DSPConv在计算效率、特征表示能力和灵活性方面具有明显优势,更加适用于复杂的图像处理任务,在叶片病害检测等方面具有优越的工作性能。

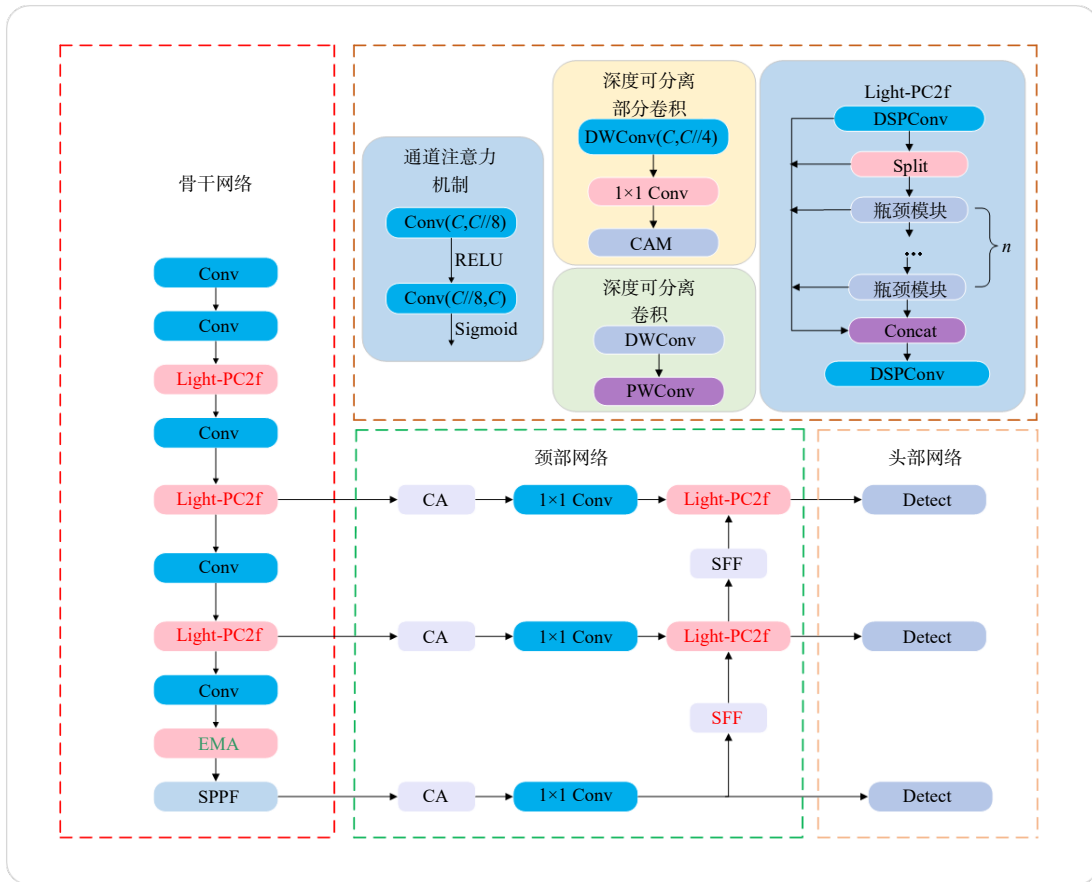
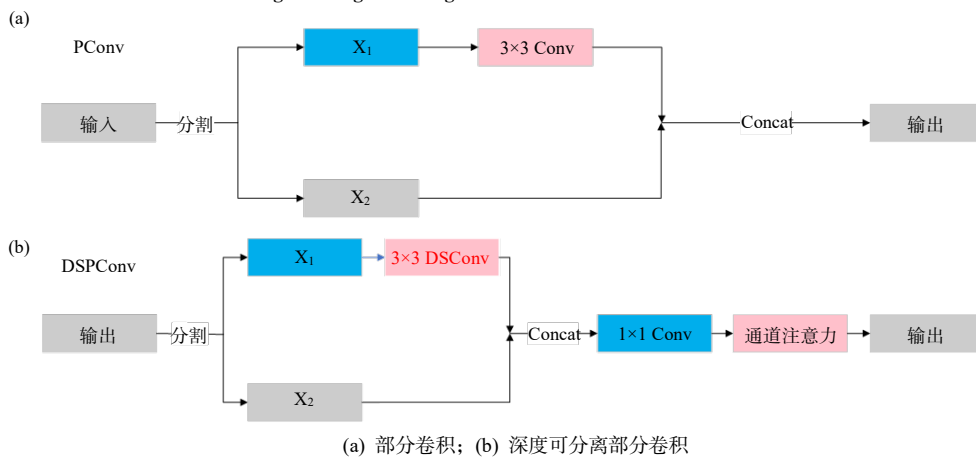


图2 Lighter-Faster-YOLO算法网络结构示意图

Fig. 2 Diagram of Lighter-Faster-YOLO network structure



(a) 部分卷积; (b) 深度可分离部分卷积

图3 部分卷积和深度可分离部分卷积对比

Fig. 3 Comparison of partial convolution and depthwise separable partial convolution

### 2.3 EMA注意力机制

在各种计算机视觉任务中，通道和空间注意力机制在提升特征表示的清晰度方面有较好的表现。然而，在使用通道降维来建立跨通道关系模型时，其可能会对深度视觉表示的提取产生负面影响。OUYANG等<sup>[16]</sup>提出了一种新的高效多尺度注意力EMA模块，旨在保留每个通道的信息并降低计算开销。该模块借助特征分组、并行子网络以及跨空间

学习等策略，在卷积运算过程中学习具备有效性的通道描述，无需开展通道降维操作，进而为高层特征图生成更为优质的像素级注意力。EMA结构如图4所示。首先，将输入的特征图 $f \in \mathbf{R}^{C \times H \times W}$  ( $C$ 为通道数， $H$ 为高度， $W$ 为深度)划分为 $G$  ( $G \ll C$ )个子特征，用于学习不同的语义。EMA采用3个并行路线来提取特征图的注意力权重描述符，其中2条平行路线是 $1 \times 1$ 分支，第3条路径则使用 $3 \times 3$ 内核捕获多尺度特

征表示, 通过以上方式, EMA不仅会对通道间信息进行编码以调整不同通道的重要性, 还会将精确的空间结构信息保留在各个通道中。最后, EMA还使

用了一种跨空间信息聚合方法, 实现了更加丰富的特征聚合。

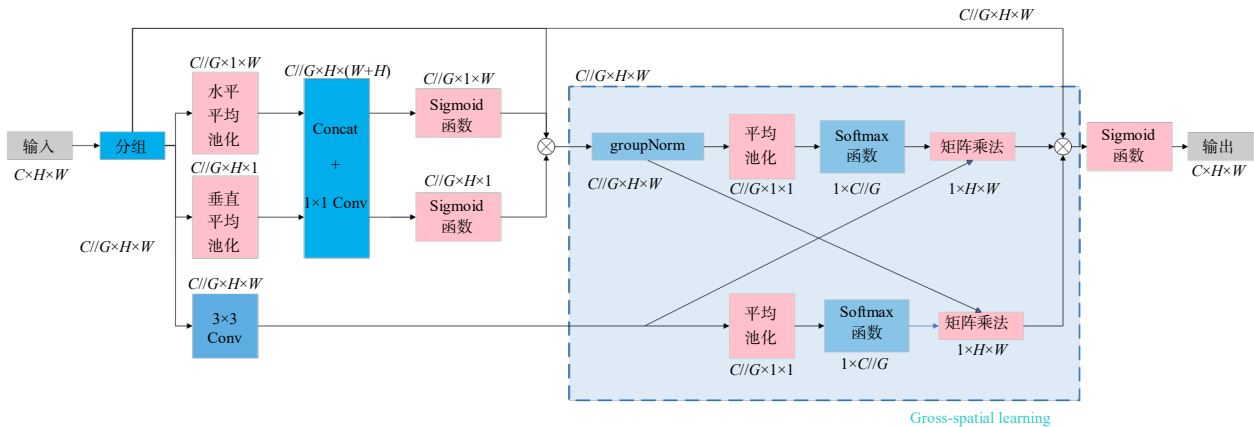


图4 EMA结构

Fig. 4 Structure of EMA

### 2.4 HS-FPN特征融合

HS-FPN<sup>[17]</sup>结合了特征金字塔网络(FPN)和高级筛选机制, 形成了一种特征提取和融合的新结构。HS-FPN的架构如图5所示, 其主要由2个部分组成。

1) 特征选择模块。该模块负责从不同层级的特征图中选取具有丰富语义信息的特征。

2) 特征融合模块。该模块将选定的特征进行融合, 以生成更全面和丰富的特征表示。

上述2个模块相互协作, 形成了HS-FPN的整体结构, 可提高目标检测的性能和效率。

在特征选择模块中, 通道注意力(CA)机制和维度匹配起着关键作用。首先, 对输入特征图进行全局平均池化和全局最大池化, 生成2个不同的通道描述; 其次, 通过共享的全连接层传递这2个通道的描述信息, 并将它们的权重向量相加, 通过Sigmoid激活函数得到最终通道权重; 最后, 在特征融合之前, 需要使用一个 $1 \times 1$ 的卷积, 使得通道数减少到256以实现维度匹配。

在特征融合模块中, 采用选择性特征融合(SFF)模块, 其结构如图6所示。该模块利用高层特征作为权重, 过滤嵌入在低层特征中的重要语义信息。

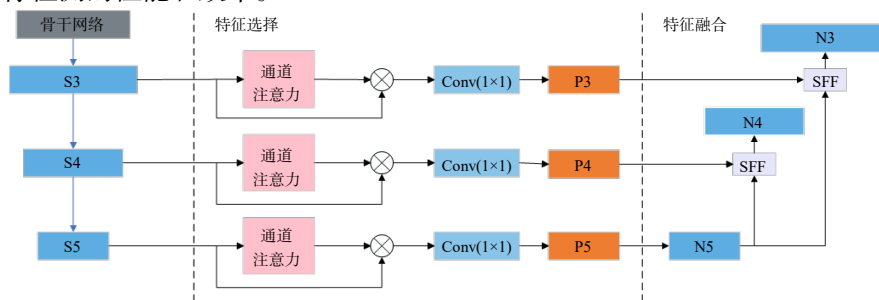


图5 HS-FPN结构

Fig.5 Structure of HS-FPN

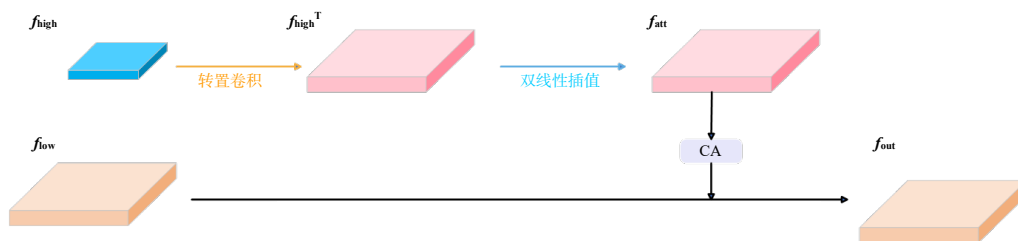


图6 SFF结构

Fig. 6 Structure of SFF



在给定输入的高层特征 $f_{high} \in \mathbf{R}^{C \times H \times W}$ 和低层特征 $f_{low} \in \mathbf{R}^{C \times H \times W}$ 的情况下, 首先使用步长为2且卷积核为 $3 \times 3$ 的转置卷积来扩展高级特征, 从而得到高层特征 $f_{high}^T \in \mathbf{R}^{C \times 2H \times 2W}$ 。其次, 为了统一高层特征和低层特征的维度, 使用双线性插值法对高层特征进行上采样或下采样, 得到 $f_{att} \in \mathbf{R}^{C \times H \times W}$ 。再次, 利用CA模块将高层特征转换为相应的关注度权重, 从而获得具有一致维度的特征并过滤低层特征。最后, 将过滤后的低层特征与高层特征进行融合, 以增强模型的特征表示能力, 得到 $f_{out} \in \mathbf{R}^{C \times H \times W}$ 。图像采样过程融合了转置卷积和双线性插值的方法, 以恢复高层特征的尺度。

### 3 实验准备

#### 3.1 软硬件配置与运行环境

在Linux ubuntu 20.04的操作系统下开展训练, PyTorch版本为2.0.0, CPU使用Intel Platinum 8255C CPU@2.50GHz, 显卡型号为RTX 2080 Ti(11 GB)。训练采用分辨率为640像素 $\times$ 640像素的输入图像, 使用Adam优化器, 设置训练批次大小为32。在训练阶段, 初始学习率设置为0.001, 权重衰减率为0.0005, 总共进行100次迭代训练。

#### 3.2 算法评价指标

为评估算法的性能并验证新方法的有效性, 选

取多项评价指标来全面衡量算法的表现, 包括准确率、召回率、平均精度、参数量、浮点计算量、帧率等<sup>[18]</sup>。这些指标有助于精准分析算法的轻量化程度和实时性能。

## 4 验证实验及其结果

### 4.1 消融实验

为了验证各改进模块对葡萄叶片检测模型的有效性和必要性, 在YOLOv8n的基础上进行消融实验。由表2可见, 以采用DSPConv的Light-PC2f作为特征提取模块时, 算法1的平均精度相较于YOLOv8n下降0.9个百分点, 参数量和浮点计算量分别下降28.1%和22.2%。EMA强化了算法对葡萄叶片图像中复杂空间关系和上下文信息的解析能力, 从而提升了算法的准确性与泛化能力, 因此, 算法2的平均精度相较于算法1提高0.8个百分点。另外, 相较于YOLOv8n, 算法2的参数量下降16.34%。加入HS-FPN后, Lighter-Faster-YOLO的平均精度相较于算法4不再变化, 但参数量和浮点计算量分别下降51.18%和17.46%。综上可知, 改进后的Lighter-Faster-YOLO的平均精度为93.0%, 相较于YOLOv8n, 参数量和浮点计算量分别下降66.34%和35.80%, 同时实现了高精度和轻量级的效果, 证明了新算法在葡萄叶片病害识别方面效率的可靠性和部署方面的灵活性。

表2 不同算法的消融实验比较结果

算法名称	Light-PC2f	EMA	HS-FPN	平均精度/%	参数量/(10 <sup>6</sup> 个)	浮点计算量/GFLOPs
YOLOv8n				93.6	3.06	8.1
算法1	√	×	×	92.7	2.20	6.3
算法2	×	√	×	93.5	2.56	7.9
算法3	×	×	√	93.2	1.93	6.9
算法4	√	√	×	93.0	2.11	6.3
Lighter-Faster-YOLO	√	√	√	93.0	1.03	5.2

注: “×”表示没有添加该模块; “√”表示添加该模块。

#### 4.2 不同特征提取模块的对比实验

DSPConv和其他轻量化卷积方法与C2f融合的效果对比如表3所示。由表3可见: 在确保精度达到93.0%以上的前提下, 由DSPConv与C2f融合的Light-PC2f的参数量和浮点计算量均最少。这一结果表明, Light-PC2f能够以更少的成本保证较高的计算效率。

表3 不同卷积方法的平均精度、参数量和浮点计算量对比

卷积方法	平均精度/%	参数量/(10 <sup>6</sup> 个)	浮点计算量/GFLOPs
普通卷积	93.6	3.06	8.1
深度可分离卷积	92.9	3.02	8.2
部分卷积	93.5	2.50	7.1
深度可分离部分卷积	93.0	2.22	6.3

### 4.3 比较实验

为了验证改进的Lighter-Faster-YOLO算法的综合性能, 将其与经典算法和常见的轻量化检测算法进行对比, 结果如表4所示。由表4可见: 除Faster R-CNN(ResNet-50)算法外, 其他算法的帧率都大于

200帧/s, 满足实时检测的要求。值得注意的是, Lighter-Faster-YOLO在保持高精度(93.0%)的基础上, 参数量和浮点计算量均最小, 相较于YOLOv8n更易在计算资源有限的移动设备上部署。

表4 经典算法的对比实验结果

算法	准确率/%	召回率/%	平均精度/%	参数量/( $10^6$ 个)	浮点计算量/GFLOPs	帧率/(帧·s <sup>-1</sup> )
Faster R-CNN(ResNet-50)	86.1	85.3	88.3	23.5	17.19	33.33
YOLOv5n	89.3	88.9	93.6	2.50	7.10	278.87
YOLOv7-tiny	88.7	88.1	92.8	6.02	13.20	204.08
YOLOv8n	88.5	89.4	93.6	3.06	8.10	275.47
YOLOv10n	88.4	87.9	93.1	2.69	8.20	267.25
Lighter-Faster-YOLO	88.9	86.6	93.0	1.03	5.20	276.05

## 5 讨论

YOLO系列算法因其高效的实时检测能力, 广泛应用于各种目标检测任务中<sup>[19-22]</sup>, 然而, YOLO在实现较高精度的同时, 存在大量冗余计算, 仍需进一步轻量化。改进的Lighter-Faster-YOLO算法平均精度达到了93.0%, 相较于YOLOv8n, 算法参数量从 $3.06 \times 10^6$ 个减少至 $1.03 \times 10^6$ 个, 浮点计算量从8.10 GFLOPs下降到了5.20 GFLOPs, 分别降低66.34%和35.80%。因此, 新算法在确保检测精度的前提下, 模型工作性能稳定, 模型部署更加简单方便, 更适合部署到计算能力较低的硬件设备中。然而, 尽管新模型在轻量化和效率方面表现突出, 仍然存在一些局限性。例如, 在复杂环境下, 模型的准确性可能受到影响(光照变化、背景干扰等因素可能导致误检或漏检)。因此, 未来的研究可考虑引入数据增强技术, 以提高模型在各种条件下的鲁棒性。

## 6 结论

本研究提出了一种基于YOLOv8n的轻量级算法Lighter-Faster-YOLO, 旨在解决严重影响葡萄质量和产量的叶片病害检测问题。该算法通过引入DSPConv、EMA和HS-FPN, 显著减少了模型的参数量和浮点计算量。在保证平均精度为93.0%的前提下, 相较于YOLOv8n, 算法参数量减少至 $1.03 \times 10^6$ 个(降幅66.34%), 浮点计算量下降了2.9 GFLOPs(降幅35.80%)。因此, Lighter-Faster-YOLO具备更高的计算效率和更强的部署灵活性, 适合部署于计算能

力较低的硬件设备。本文所提算法不仅可为智慧农业的高效生产提供有力支持, 也有助于提高经济效益、降低资源消耗和减少人工成本, 从而保障葡萄产业的安全生产。

### 参考文献:

- [1] JIN H B, LI Y, QI J F, et al. GrapeGAN: unsupervised image enhancement for improved grape leaf disease recognition[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2022, 198: 107055.
- [2] XIE X Y, MA Y, LIU B, et al. A deep-learning-based real-time detector for grape leaf diseases using improved convolutional neural networks[J]. *Frontiers in Plant Science*, 2020, 11: 751.
- [3] 边柯橙, 杨海军, 路永华. 深度学习在农业病虫害检测识别中的应用综述[J]. *软件导刊*, 2021, 20(3): 26-33.
- [4] ZHANG T, WU F Y, WANG M, et al. Grape-bunch identification and location of picking points on occluded fruit axis based on YOLOv5-GAP[J]. *Horticulturae*, 2023, 9(4): 498.
- [5] ZHANG Y J, MA B X, HU Y T, et al. Accurate cotton diseases and pests detection in complex background based on an improved YOLOX model[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2022, 203: 107484.
- [6] 刘拥民, 张炜, 麻海志, 等. 基于注意力机制的轻量化YOLO v5s蓝莓检测算法[J]. *河南农业科学*, 2024, 53(3): 151-157.
- [7] 张林鎰, 巴音塔娜, 曾庆松. 基于StyleGAN2-ADA和改进YOLO v7的葡萄叶片早期病害检测方法[J]. *农业机械学报*, 2024, 55(1): 241-252.
- [8] 庞超, 王传安, 苏煜, 等. 基于改进YOLOv8n的水稻病害检测方法[J]. *内蒙古农业大学学报(自然科学版)*, 2024, 45(2): 62-68.

- [9] 赵辉, 李建成, 王红君, 等. 基于改进YOLOv3的水稻叶部病害检测[J]. 湖南农业大学学报(自然科学版), 2024, 50(1): 100–106.
- [10] CHEN J Y, LIU H, ZHANG Y T, et al. A multiscale lightweight and efficient model based on YOLOv7: applied to citrus orchard[J]. *Plants*, 2022, 11(23): 3260.
- [11] WOO S, PARK J, LEE J Y, et al. CBAM: convolutional block attention module[C]//Computer Vision-ECCV 2018. Cham: Springer, 2018: 3–19.
- [12] LIU Z F, ABEYRATHNA R M R D, MULYA SAMPURNO R, et al. Faster-YOLO-AP: a lightweight apple detection algorithm based on improved YOLOv8 with a new efficient PDWConv in orchard[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2024, 223: 109118.
- [13] NASCIMENTO M G D, PRISACARIU V, FAWCETT R. DSCConv: efficient convolution operator[C]//2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV). Seoul, Korea: IEEE, 2019: 5147–5156.
- [14] WANG A, CHEN H, LIU L, et al. YOLOv10: real-time end-to-end object detection[EB/OL]. (2024-05-23). <https://arxiv.org/abs/2405.14458>.
- [15] CHEN J R, KAO S H, HE H, et al. Run, don't walk: chasing higher FLOPS for faster neural networks[C]//2023 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Vancouver, Canada: IEEE, 2023: 12021–12031.
- [16] OUYANG D L, HE S, ZHANG G Z, et al. Efficient multi-scale attention module with cross-spatial learning[C]//2023 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing(ICASSP). Rhodes Island, Greece: IEEE, 2023: 1–5.
- [17] CHEN Y F, ZHANG C Y, CHEN B, et al. Accurate leukocyte detection based on deformable-DETR and multi-level feature fusion for aiding diagnosis of blood diseases[J]. *Computers in Biology and Medicine*, 2024, 170: 107917.
- [18] 麻海志, 刘拥民, 徐卓农, 等. 农田环境中玉米叶片病害精准识别算法DBG-YOLO[J]. 湖南农业大学学报(自然科学版), 2025, 51(4): 107–116.
- [19] 李天. 基于改进YOLO算法的葡萄叶病斑检测方法研究[D]. 南充: 西华师范大学, 2023.
- [20] 时雷, 杨程凯, 雷镜楷, 等. 基于改进YOLO v8s的小麦小穗赤霉病检测研究[J]. *农业机械学报*, 2024, 55(7): 280–289.
- [21] 韩鑫, 徐衍向, 封润泽, 等. 基于红外热成像和改进YOLO v5的作物病害早期识别[J]. *农业机械学报*, 2023, 54(12): 300–307, 375.
- [22] TANG Y C, QIU J J, ZHANG Y Q, et al. Optimization strategies of fruit detection to overcome the challenge of unstructured background in field orchard environment: a review[J]. *Precision Agriculture*, 2023, 24(4): 1183–1219.

责任编辑: 伍锦花

英文编辑: 张承平