

基于改进 YOLO v7-tiny 的玉米种质资源雄穗检测方法

马中杰^{1,2} 罗晨^{1,2} 骆巍^{1,2} 王利锋³ 冯晓^{1,2} 李会勇³

(1. 河南省农业科学院农业信息技术研究所, 郑州 450002;

2. 农业农村部黄淮海智慧农业技术重点实验室, 郑州 450002;

3. 河南省农业科学院农作物种质资源研究所, 郑州 450002)

摘要: 针对玉米种质资源遗传多样性丰富导致雄穗大小、形态结构及颜色呈现较大差异, 无人机搭载可见光传感器相比地面采集图像分辨率低, 以及图像中部分雄穗过小、与背景相似度高、被遮挡、相互交错等情况带来的雄穗检测精度低的问题, 提出了一种改进 YOLO v7-tiny 模型的玉米种质资源雄穗检测方法。该方法通过在 YOLO v7-tiny 中引入 SPD-Conv 模块和 VanillaBlock 模块, 以及添加 ECA-Net 模块的方式, 增强模型对雄穗特征的提取能力。利用自建的玉米种质资源雄穗数据集, 训练并测试改进模型。结果表明, 改进 YOLO v7-tiny 的平均精度均值为 94.6%, 相比 YOLO v7-tiny 提升 1.5 个百分点, 相比同等规模的轻量级模型 YOLO v5s、YOLO v8s 分别提升 1.0、3.1 个百分点, 显著降低了图像中雄穗漏检及背景误检为雄穗的发生, 有效减少了单穗误检为多穗和交错状态下雄穗个数误判的情况。改进 YOLO v7-tiny 模型内存占用量为 17.8 MB, 推理速度为 231 f/s。本文方法在保证模型轻量化前提下提升了雄穗检测精度, 为玉米种质资源雄穗实时、精准检测提供了技术支撑。

关键词: 种质资源; 玉米雄穗; 目标检测; 无人机; 可见光影像; YOLO v7-tiny

中图分类号: S513; TP391.4

文献标识码: A

文章编号: 1000-1298(2024)07-0290-08

OSID:



Tassel Detection Method of Maize Germplasm Resources Based on Improved YOLO v7-tiny

MA Zhongjie^{1,2} LUO Chen^{1,2} LUO Wei^{1,2} WANG Lifeng³ FENG Xiao^{1,2} LI Huiyong³

(1. Institute of Agricultural Information Technology, Henan Academy of Agricultural Sciences, Zhengzhou 450002, China

2. Key Laboratory of Huang-Huai-Hai Smart Agricultural Technology, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Zhengzhou 450002, China

3. Institute of Crop Germplasm Resources, Henan Academy of Agricultural Sciences, Zhengzhou 450002, China)

Abstract: Due to the rich genetic diversity of maize germplasm resources, the size, morphological structure and color of tassels were quite different. The resolution of maize tassel image collected by UAV equipped with visible light sensor was lower than that of ground acquisition, and some tassels in the image were too small, which were highly similar to the background, occluded and interlaced. The above factors led to low accuracy of tassel detection. Therefore, a tassel detection method for maize germplasm resources based on improved YOLO v7-tiny model was proposed. This method enhanced the model's ability to extract tassel features by introducing SPD-Conv module and VanillaBlock module into YOLO v7-tiny, and adding ECA-Net module. Tested on the self-built tassel dataset of maize germplasm resources, the mean average precision of the improved YOLO v7-tiny was 94.6%, which was 1.5 percentage points higher than that of YOLO v7-tiny, and 1.0 percentage points and 3.1 percentage points higher than that of the lightweight models YOLO v5s and YOLO v8s, respectively. This method significantly reduced the occurrence of missing tassels and false detection of background as tassels in the image, and effectively reduced the misdetection of a single tassel as multiple tassels and the number of tassels in interlaced state. The model size of the improved YOLO v7-tiny was 17.8 MB, and the inference

收稿日期: 2024-01-26 修回日期: 2024-04-17

基金项目: 国家重点研发计划项目(2022YFF0711805、2021YFD1200701)、河南省科技攻关计划项目(232102110213、242102110372、242102110356)和河南省农业科学院自主创新专项基金项目(2023ZC070)

作者简介: 马中杰(1981—),男,助理研究员,主要从事农业领域计算机视觉研究,E-mail: ma@hnagri.org.cn

通信作者: 李会勇(1977—),男,研究员,主要从事玉米种质资源和遗传育种研究,E-mail: lihuiyong1977@126.com

speed was 231 f/s. The proposed method can improve the accuracy of tassel detection under the premise of ensuring the lightweight of the model, and can provide technical support for the real-time and accurate detection of tassel of maize germplasm resources.

Key words: germplasm resources; maize tassel; target detection; UAV; visible light image; YOLO v7-tiny

0 引言

作物种质资源具有丰富的遗传多样性,是作物遗传育种研究的物质基础^[1],其表型性状的智能化、精准化、规模化鉴定是发掘优异种质及优异等位基因^[2]、加速育种进程的重要手段。近年来,主要作物的种质资源多年多点性状时序性精准鉴定工作陆续开展,但传统人工方式的作物表型性状鉴定费时、费力、主观性强,且对作物存在一定的破坏性。随着遥感技术、传感器技术、GPU 等芯片技术以及图像处理技术的快速发展,作物表型性状田间高通量、高精度、自动无损鉴定研究逐步展开^[3-7]。其中,无人机搭载可见光传感器凭借机动灵活、成本低、作业效率高和图像直观等优势,成为采集作物表型信息的重要手段^[8-10];深度学习技术凭借特征选择不依赖人工、算法泛化能力强等优势,在作物表型鉴定研究中获得了广泛应用^[9,11-13]。

玉米在保障国家粮食安全中发挥着重要作用。雄穗性状作为玉米生长发育过程中的重要农艺性状^[14],是玉米种质资源鉴定工作中的重点。许多学者利用深度学习技术,基于玉米可见光图像开展雄穗检测技术研究,杨蜀秦等^[15]提出了一种基于骨干网络简化和在特征提取网络中添加坐标位置信息的改进 CenterNet 检测模型,实现了玉米雄穗检测精度和速度的提升。张晓勐等^[16]以 YOLO v4 作为基准模型,采用 GhostNet 替换主干特征提取网络,采用深度可分离卷积模块替换加强特征提取网络中的普通卷积模块,并将激活函数更换为 ReLU6,实现了玉米雄穗检测精度与速度的提升。LIU 等^[17]采用 ResNet 替换 Faster R-CNN 的特征提取网络,并修改锚框尺寸,提高无人机航拍玉米雄穗图像的检测结果。JIA 等^[18]利用无人机连续 10 d 采集不同生长阶段的玉米雄穗图像,通过在 YOLO v5 的基础上添加 CA 注意力机制提升了模型对雄穗的检测精度。SONG 等^[19]利用无人机采用倾斜拍摄的方式连续 8 d 采集不同生长阶段的玉米雄穗图像,通过在 YOLO v5 的基础上添加 SE 注意力机制以及替换损失函数的方式提升了模型对雄穗的检测精度。

目前,玉米雄穗检测研究已取得了较好的效果,但已有模型的训练所采用的图像数据集大多涉及品

种少,雄穗类型较为单一。在田间玉米种质资源鉴定工作中涉及丰富的种质资源,雄穗大小、形态结构及颜色呈现较大差异。现有玉米雄穗检测模型用于玉米种质资源雄穗检测精度有限。鉴于此,迫切需要建立用于玉米种质资源雄穗检测的图像数据集,并据此构建用于玉米种质资源雄穗检测的网络模型。本文利用无人机平台搭载可见光传感器采集田间玉米种质资源雄穗图像,以当前主流的 YOLO 系列模型^[20-24]YOLO v7-tiny 为基础并进行改进,提出一种轻量化的玉米种质资源雄穗检测模型,以期利用无人机航拍可见光图像进行玉米种质资源雄穗实时、精准检测提供技术支撑。

1 试验数据获取

1.1 数据采集

图像数据于 2022 年夏玉米种植季从河南省新乡市平原新区河南现代农业研究开发基地农作物种质资源研究所种植的玉米种质资源试验田中采集。分别于 2022 年 8 月 9 日、12 日、16 日、22 日、26 日对试验田中包含 300 余份种质资源材料的固定区域进行图像采集,获取这些材料雄穗不同生长时期的图像。采集设备为大疆 DJI Mavic 3 型无人航拍器,光学镜头等效焦距 24 mm,飞行高度为 5 m,镜头垂直地面拍摄。每次采集 60 幅图像,5 次共获得 300 幅图像。图像分辨率为 5 280 像素 × 2 970 像素和 5 280 像素 × 3 956 像素,采集的图像如图 1 所示。

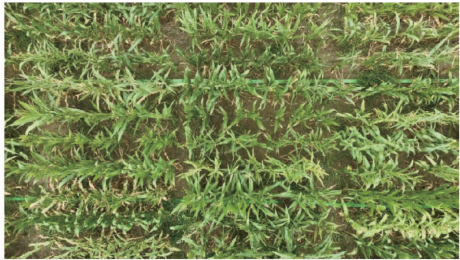


图 1 无人机采集的玉米种质资源雄穗样本图像
Fig. 1 Tassel sample image of maize germplasm resources collected by UAV

1.2 数据集构建

将 300 幅原始图像切片分割为 1 280 像素 × 1 280 像素的等尺寸图像,去除无雄穗或玉米植株过少的图像,最终获得 1 961 幅有效图像。利用 LabellImg 工具标注雄穗,生成 VOC 格式的 .xml 文

件,再将其转换为 YOLO 格式的 .txt 文件,最后将标注好的图像随机划分为训练集 1 574 幅、验证集 187 幅、测试集 200 幅。玉米种质资源雄穗数据集中雄

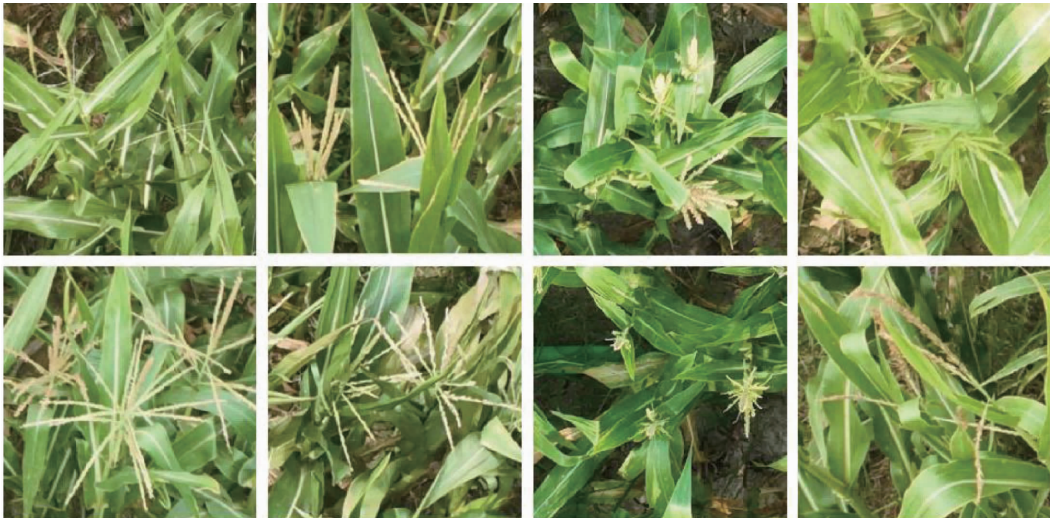


图 2 玉米雄穗状态样本
Fig.2 Samples of maize tassel state

2 玉米种质资源雄穗检测改进 YOLO v7-tiny 模型

2.1 YOLO v7-tiny 模型

YOLO v7-tiny 是 YOLO v7 面向边缘 GPU 设计的轻量化模型。YOLO v7 是模型精度和推理性能比较均衡的目标检测模型,模型内存占用量为 74.8 MB,参数量为 3.65×10^7 ,包含定义输入图像形状以及图像预处理等操作的 Input 部分、用于提取输入图像特征的 Backbone 部分和进行特征高效融合^[25-26]及预测输出的 Head 部分。为简化结构,实现模型轻量化,YOLO v7-tiny 减少了 YOLO v7 中卷积模块 CBS(Conv2d + BN + SiLU)的个数,并将其中的激活函数替换成 LeakyReLU 以减少计算量,即卷积模块替换成 CBL(Conv2d + BN + LeakyReLU);缩减优化了 YOLO v7 中的 ELAN 和 SPPCSPC 模块,直接用简单的最大池化(MP)和 CBL 分别替换了 YOLO v7 中的池化模块(MP + 3CBS)和 RepConv 模块。使得 YOLO v7-tiny 模型内存占用量缩小到 12.3 MB,参数量缩减到 6.01×10^6 。

2.2 改进 YOLO v7-tiny 模型

针对玉米种质资源雄穗大小、形态结构及颜色差异大,无人机搭载可见光传感器相比地面采集图像分辨率低,图像中部分雄穗过小、与背景相似度高、被遮挡、相互交错状态等情况带来的雄穗检测精度低的问题,对 YOLO v7-tiny 模型进行改进。改进 YOLO v7-tiny 模型的网络结构如图 3 所示。首先,采用 SPD-Conv 模块替换模型中步长为 2 的 4 个

穗的大小、形态结构及颜色差异较大,部分雄穗呈现过小、与背景高度相似、被遮挡及相互交错的情况。图 2 为数据集中的雄穗状态样本。

CBL 卷积模块,以提升网络对雄穗,尤其是过小雄穗的检测效果;然后,采用 VanillaBlock 替换 SPPCSPC 模块中 SP 操作后的 2 个 CBL 模块,以增强模型非线性能力;最后,在 Backbone 的 SPD-Conv 模块后添加 ECA-Net 模块,进一步增强网络特征提取能力。

2.2.1 SPD-Conv

针对目标检测任务中对低分辨率图像、小目标采用跨步卷积及池化导致重要信息丢失从而无法较好地提取有效特征的问题,SUNKARA 等^[27]提出了 SPD-Conv 模块。SPD-Conv 由 1 个 SPD(Space to depth)层和 1 个 Non-strided 卷积层组成,是一种将图像空间信息转换为深度信息的技术,从而减少信息损失并提高网络对低分辨率图像和小目标的学习能力。图 4 为比例因子(scale)等于 2 时的 SPD-Conv 网络示意图。对于给定任何形状为 $S \times S \times C_1$ 的特征图 X ,通过 SPD 层得到 4 个形状为 $(S/2, S/2, C_1)$ 的特征图,沿通道维度将这些子特征图连接,获得一个形状为 $(S/2, S/2, 4C_1)$ 的特征图 X' 。为尽可能地保留特征信息,使用滤波器数量为 C_2 、步长为 1 的卷积将特征图 X' 最终变换为形状为 $(S/2, S/2, C_2)$ 的特征图。

无人机航拍雄穗图像存在相比地面采集图像分辨率低以及较小雄穗和背景特征相似度高的情况,而 YOLO v7-tiny 中 Backbone 的前 2 个 CBL 模块以及 Head 下采样部分的 2 个 CBL 模块采用步长为 2 的卷积操作,会损失较多信息从而导致检测效果下降。本文采用 SPD-Conv 模块替换 YOLO v7-tiny

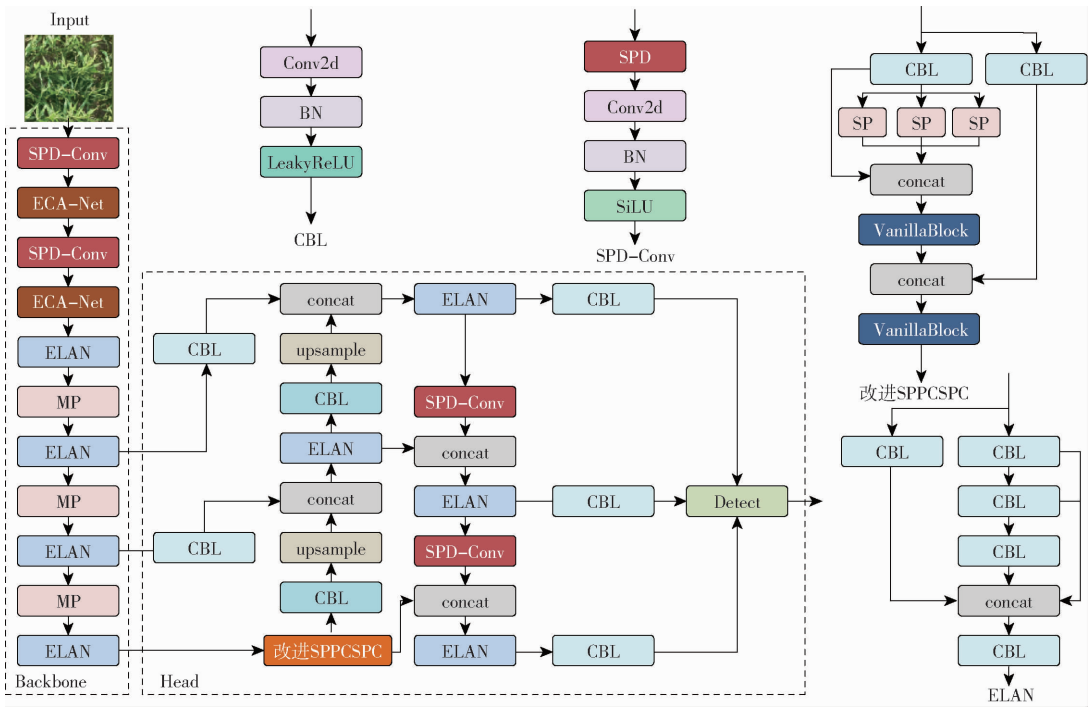


图 3 改进 YOLO v7-tiny 模型网络结构图

Fig.3 Network structure of improved YOLO v7-tiny

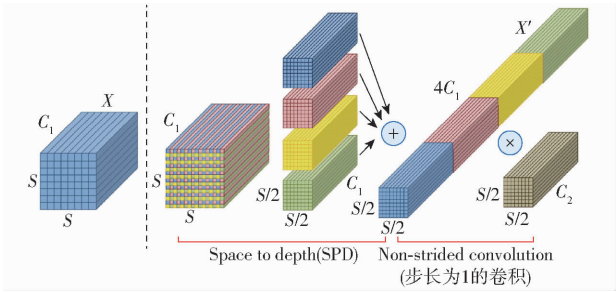


图 4 scale 为 2 时的 SPD-Conv 示意图

Fig.4 Diagram of SPD-Conv when scale was 2

中的上述 4 个 CBL 卷积模块,从而提升模型对低分辨率图像和过小雄穗的处理能力。

2.2.2 VanillaBlock

人工神经网络多采用增加网络复杂度的方式提升模型性能,这些复杂操作为在嵌入式设备上部署深度学习模型带来挑战。华为诺亚方舟实验室等机构的研究者提出了一种极简的神经网络模型 VanillaNet^[28], VanillaNet 避免高深度、残差和自注意力等复杂操作,仅包含最简单的卷积计算,非常适合资源有限的环境。VanillaNet 通过采用深度训练策略和并发堆叠激活函数增强模型的非线性能力,以提高模型性能。深度训练策略将 1 个卷积层拆分为 2 个卷积层,由传统非线性激活函数 $A(x)$ 和恒等映射加权得到的 $A'(x)$ 作为 2 个卷积使用的激活函数。 $A'(x)$ 计算公式为

$$A'(x) = (1 - \lambda)A(x) + \lambda x \quad (1)$$

式中, λ 为当前迭代周期(epoch)数和迭代周期总数的比值。随着模型训练的进行, λ 逐渐从 0 变为 1,

$A'(x)$ 逐渐从 $A(x)$ 变为 x , 此时 2 个卷积层融合成 1 个卷积层。

并发堆叠激活函数: 如果将网络中输入的单个激活函数表示为 $A(x)$, $A(x)$ 的并发堆叠可表示为

$$A_s(x) = \sum_{i=1}^n a_i A(x + b_i) \quad (2)$$

式中 n ——堆叠激活函数数量

a_i, b_i ——每个激活的规模、偏置

$A_s(x)$ ——堆叠的激活函数

VanillaBlock 是 VanillaNet 的核心组件, 主要包含卷积和池化操作, 通过提升模型非线性, 提高特征信息提取能力, 从而提高目标检测准确性。为使模型体量更小, YOLO v7-tiny 简化了 SPPCSPC 模块, 主要保留了其中用来获得不同感受野的池化模块, 结构更简单却一定程度弱化了模型的特征提取能力。因此, 本文采用 VanillaBlock 模块替换 SPPCSPC 模块中 SP 操作后的 2 个 CBL 模块, 用以增强模型非线性, 从而提升对雄穗特征的提取能力。

2.2.3 ECA-Net

通道注意力机制的目标是自适应地调整通道特征的权重, 使得网络可以更好地关注重要特征, 抑制不重要特征。ECA-Net^[29] 在卷积操作中引入通道注意力机制, 以捕捉不同通道之间的关系, 从而提升特征表示能力, 其结构如图 5 所示。

首先, 将输入特征图 X 通过全局平均池化(Global average pooling, GAP), 得到 $1 \times 1 \times C$ 的特征向量 w_1 , 实现全局上下文信息融合; 然后计算自

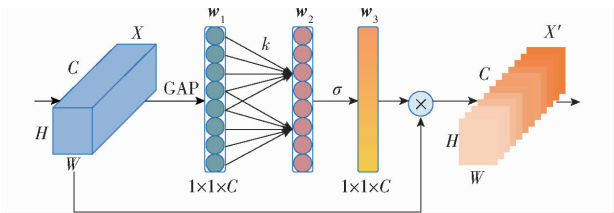


图 5 高效通道注意力模块示意图

Fig. 5 Diagram of efficient channel attention module

适应卷积核 k 的大小,经过卷积核大小为 k 的一维卷积得到一个通道权重向量 w_2 ;再经过 Sigmoid 激活函数将权重向量 w_2 映射在 $0 \sim 1$ 之间得到 w_3 ;最后,将 w_3 与输入特征图 X 相乘,获得加权后的特征图 X' 。

ECA-Net 能够避免通道降维造成的损失,在不增加过多参数和计算成本的情况下,有效地增强网络的表征能力。为进一步提升改进 YOLO v7-tiny 模型对雄穗特征的提取能力,本文将 ECA 模块添加在 Backbone 中的 SPD-Conv 模块后面。

2.3 试验环境及参数设置

试验用计算机平台的操作系统为 Ubuntu 22.04.3 LTS,处理器为 12th Gen Intel® Core™ i7-12700 × 20,内存为 128 GB,显卡为 GeForce RTX 4090。采用的编程语言及版本为 Python 3.8.16, Torch 版本为 2.0.1 + cu118。本试验

中所有改进训练所使用的优化器为 AdamW,初始学习率为 0.01,权重衰减系数为 0.000 5,动量为 0.937,训练迭代轮次为 300,批处理量为 16,输入网络图像设置为 640 像素 × 640 像素。

2.4 模型评价指标

采用精确率、召回率、IoU 阈值为 0.5 时的平均精度均值 (Mean average precision, mAP@0.5)、推理速度、参数量、浮点运算量和模型内存占用量 7 个指标评价模型。

3 结果与分析

3.1 消融试验

为验证 SPD-Conv 模块、VanillaBlock 模块和 ECA-Net 模块改进模型对雄穗检测性能的提升效果,以 YOLO v7-tiny 为基线模型进行消融试验,试验结果如表 1 所示。由表 1 可知,单独引入 SPD-Conv 模块和 VanillaBlock 模块,模型平均精度均值分别为 93.5% 和 93.7%,相比 YOLO v7-tiny 模型分别提升 0.4、0.6 个百分点。在上述 2 种改进策略共同作用下,模型平均精度均值获得进一步提升,达到 94.4%;再添加 ECA-Net 模块后得到最终改进模型,平均精度均值达到 94.6%,实现了检测精度的最大提升。

表 1 消融试验结果

Tab. 1 Results of ablation experiment

模型	参数量	浮点运算量	模型内存占用量/MB	推理速度/ ($\text{f} \cdot \text{s}^{-1}$)	精确率/ %	召回率/ %	mAP@0.5/ %
YOLO v7-tiny	6.01×10^6	1.30×10^{10}	12.3	262	91.3	87.0	93.1
YOLO v7-tiny + SPD-Conv	7.17×10^6	1.78×10^{10}	14.6	262	93.0	86.1	93.5
YOLO v7-tiny + VanillaBlock	7.35×10^6	1.41×10^{10}	15.0	246	92.8	86.6	93.7
YOLO v7-tiny + SPD-Conv + VanillaBlock	8.51×10^6	1.89×10^{10}	17.3	239	92.4	87.4	94.4
YOLO v7-tiny + SPD-Conv + VanillaBlock + ECA-Net	8.74×10^6	3.12×10^{10}	17.8	231	94.0	87.6	94.6

从表 1 中也可以看到,采用 3 种改进策略不同程度上增加了模型参数量、计算量和模型内存占用量,推理速度也有一些下降,但仍能够满足资源受限设备上部署需求。考虑到无人机航拍可见光图像进行玉米种质资源雄穗检测中面临的各种复杂现实情况,提升模型的检测精度相比降低参数量、计算量和模型内存占用量更为重要,改进后模型更适合玉米种质资源雄穗检测任务。

3.2 模型改进效果

为更直观展示模型改进前后的检测效果,从 200 幅测试集图像中随机选择 50 幅分析 3 种改进策略对雄穗检测错误的影响,50 幅图像中雄穗共计 884 个。雄穗检测错误主要包括雄穗尤其是较小雄穗的漏检、与雄穗高度相似背景被误检为雄

穗、雄穗形态结构丰富及被部分遮挡等导致将单个雄穗误检为多个,以及相互交错雄穗个数提取错误等方面,检测效果见表 2。单独引入 SPD-Conv 模块,除对雄穗交错少提取穗数改善效果不明显外,对其他错误检测情况均有较大改善。单独引入 VanillaBlock 模块对相互交错情况下的雄穗提取效果突出,雄穗交错处雄穗提取错误由改进前的 13 个,减少为 6 个;漏检和误检情况相比单独引入 SPD-Conv 模块较多。同时引入 SPD-Conv 和 VanillaBlock 模块,总体错误检测情况得到进一步改善,尤其是对漏检和背景相似误检的改善效果明显。在 3 种改进策略的联合作用下,改进 YOLO v7-tiny 模型错误检测总数相比 YOLO v7-tiny 模型从 127 个减少到 78 个,减少 38.58%;其

表 2 不同改进策略检测效果对比

Tab. 2 Comparison of detection effects of different improvement strategies

模型	漏检数	背景相似 误检数	单穗误检 成多穗数	雄穗交错多 提取穗数	雄穗交错少 提取穗数	错误检测 合计
YOLO v7-tiny	55	52	7	3	10	127
YOLO v7-tiny + SPD - Conv	43	44	4	1	9	101
YOLO v7-tiny + VanillaBlock	52	48	11	1	5	117
YOLO v7-tiny + SPD - Conv + VanillaBlock	36	38	10	7	5	96
YOLO v7-tiny + SPD - Conv + VanillaBlock + ECA - Net	29	31	6	4	8	78

中,对漏检和背景相似误检的改善非常明显,漏检数从 55 个减少到 29 个,误检数从 52 个减少到 31 个,相比改进前分别减少 47. 27% 和 40. 38% ;对单个雄穗误检为多个及雄穗交错导致的雄穗个数提取错误也有改善,错误数相比改进前分别减少 14. 29% 和 7. 69% 。

图 6 为模型改进前后对雄穗检测效果对比(漏检、背景相似误检及雄穗个数提取错误处分别用青色、紫色和红色圆圈标识)。从图 6 中可以看出, YOLO v7-tiny 模型漏检雄穗 11 个、背景相似误检 2 处、雄穗个数提取错误 4 处;改进 YOLO v7-tiny 模型漏检雄穗 4 个、背景相似误检为雄穗 1 处、雄穗个数提取错误 2 处。综合表 2 和图 6 可以看出,模型改进后,大幅度降低了雄穗尤其是较小雄穗的漏检、与

雄穗高度相似背景被误检为雄穗情况的发生,单个雄穗误检为多个以及相互交错雄穗个数提取错误的情况也得到了改善,整体检测效果得到了提升。

3. 3 不同目标检测模型性能对比

为进一步评估改进 YOLO v7-tiny 模型对玉米种质资源雄穗的检测性能,与 Faster R - CNN、SSD、RetinaNet 和 YOLO 系列其他模型进行了对比试验,试验结果如表 3 所示。从表 3 可知,改进 YOLO v7-tiny 模型相比 YOLO v8n、YOLO v8s、YOLO v5n、YOLO v5s、YOLO v7-tiny 等轻量级模型具有最高的平均精度均值,分别高 4. 3、3. 1、2. 0、1. 0、1. 5 个百分点;相比非轻量级模型,仅次于 YOLO v7 和 YOLO v7x,分别低 0. 9、1. 2 个百分点,比 YOLO v8x 和 YOLO v5x 分别高 2. 2、0. 6 个百分点;相比非 YOLO 系列的 Faster R - CNN、SSD 和 RetinaNet 分别高 22. 5、41. 1、32. 0 个百分点。表 3 所示模型中,参数量、计算量和模型内存占用量最优的是 YOLO v5n,推理速度最快的是 YOLO v7-tiny,改进 YOLO v7-tiny 相比部分轻量级模型在参数量、计算量、模型内存占用量或推理速度上虽然不具备优势,但在保持轻量化的同时具有最高的检测精度。综上,改进 YOLO v7-tiny 模型相比其他轻量级模型具有更强的特征提取能力,在检测精度上有较大优势,且满足资源受限设备上部署的需求,更适合玉米种质资源雄穗实时检测任务。

同时,从表 3 也可以看出,YOLO 系列最新版本的 YOLO v8 在玉米种质资源雄穗检测任务上的平均精度均值低于 YOLO v7 和 YOLO v5,这表明 YOLO 系列模型高版本相比低版本在检测效果上并非对所有数据集都具备优势。张震等^[30]对自然果园环境下苹果识别中同样出现了 YOLO 系列低版本模型的平均精度均值高于高版本模型的情况。综上,在目标检测任务中,需要根据具体数据集选择合适的目标检测模型。

4 结论

(1) 针对玉米种质资源雄穗的多样性及无人机

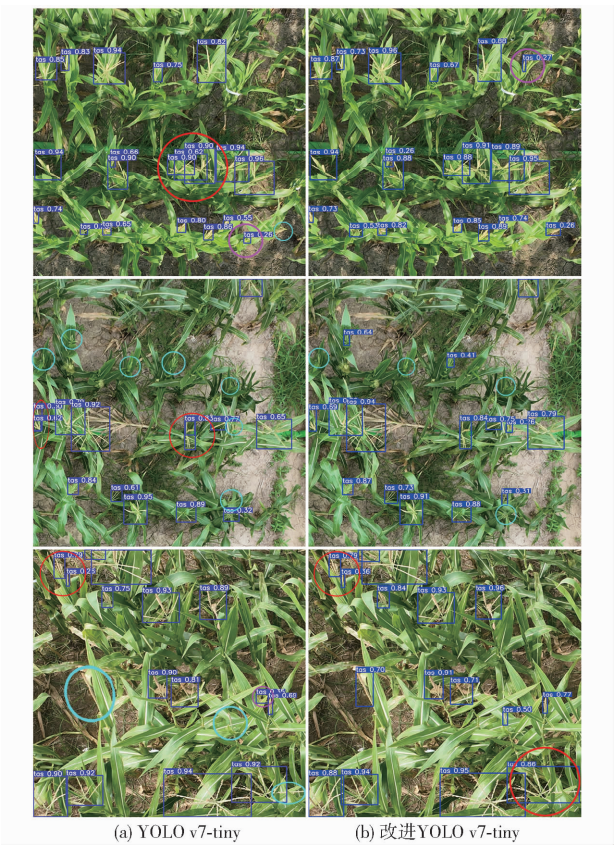


图 6 模型改进前后检测效果对比

Fig. 6 Comparison of detection effects before and after model improvement

表 3 不同模型检测性能对比

Tab.3 Comparison of detection performance of different models

模型	参数量	浮点运算量	模型内存占用量/MB	推理速度/ (f·s ⁻¹)	精确率/ %	召回率/ %	mAP@ 0.5/ %
Faster R - CNN	4.34 × 10 ⁷	8.34 × 10 ¹⁰	158.0	90	91.3	79.4	72.1
SSD	2.49 × 10 ⁷	3.04 × 10 ¹⁰	90.6	173	93.1	54.6	53.5
RetinaNet	3.81 × 10 ⁷	7.37 × 10 ¹⁰	138.0	90	87.6	68.7	62.6
YOLO v8n	3.01 × 10 ⁶	8.10 × 10 ⁹	6.2	185	89.6	82.7	90.3
YOLO v8s	1.11 × 10 ⁷	2.84 × 10 ¹⁰	22.5	179	91.1	84.6	91.5
YOLO v8m	2.58 × 10 ⁷	7.87 × 10 ¹⁰	52.0	154	91.4	86.6	92.2
YOLO v8l	4.36 × 10 ⁷	1.65 × 10 ¹¹	87.6	107	91.2	87.7	92.6
YOLO v8x	6.81 × 10 ⁷	2.57 × 10 ¹¹	136.7	95	90.8	87.0	92.4
YOLO v5n	1.76 × 10 ⁶	4.10 × 10 ⁹	3.9	260	92.3	86.0	92.6
YOLO v5s	7.01 × 10 ⁶	1.58 × 10 ¹⁰	14.4	257	91.4	88.2	93.6
YOLO v5m	2.09 × 10 ⁷	4.79 × 10 ¹⁰	42.2	210	92.5	88.0	93.6
YOLO v5l	4.61 × 10 ⁷	1.08 × 10 ¹¹	92.8	175	92.7	88.8	94.0
YOLO v5x	8.62 × 10 ⁷	2.04 × 10 ¹¹	173.1	125	92.1	88.1	94.0
YOLO v7-tiny	6.01 × 10 ⁶	1.30 × 10 ¹⁰	12.3	262	91.3	87.0	93.1
YOLO v7	3.65 × 10 ⁷	1.03 × 10 ¹¹	74.8	190	93.2	90.0	95.5
YOLO v7x	7.08 × 10 ⁷	1.88 × 10 ¹¹	142.1	172	91.4	92.1	95.8
改进 YOLO v7-tiny	8.74 × 10 ⁶	3.12 × 10 ¹⁰	17.8	231	94.0	87.6	94.6

航拍图像用于目标检测任务客观上存在的复杂性,以 YOLO v7-tiny 为基础模型,通过引入 SPD - Conv 模块和 VanillaBlock 模块,并添加 ECA - Net 模块的方法,建立玉米种质资源雄穗检测模型,模型精确率为 94.0%、召回率为 87.6%、平均精度均值为 94.6%,平均精度均值相比 YOLO v7-tiny 模型提升 1.5 个百分点,相比 YOLO v8s、YOLO v5s 模型分别高 3.1、1.0 个百分点。该方法有效增强了模型特征提取能力,提升了玉米种质资源雄穗的检测精度。

(2)从 50 幅测试集图像在不同改进策略下的检测结果的对比分析可知,SPD - Conv 模块对漏检情况改善效果明显、VanillaBlock 模块对相互交错下

的雄穗提取效果突出,ECA - Net 有效增强了图像特征提取能力。在本文 3 种改进策略的综合作用下,大幅度降低了雄穗漏检、相似背景被误检为雄穗以及单个雄穗误检为多个等情况的发生,对处于被遮挡和相互交错状态下的雄穗检测效果也有一定提升。

(3)改进模型内存占用量为 17.8 MB,推理速度为 231 f/s,相比 YOLO v7-tiny 及 YOLO 系列其他版本中轻量级模型,在少量损失模型内存占用量及推理速度的情况下,显著提升了雄穗检测精度。改进模型能够满足资源受限设备上的部署需求,为玉米种质资源雄穗实时、精准鉴定提供技术支撑。

参 考 文 献

[1] 李永祥,李会勇,扈光辉,等. 玉米应用核心种质的构建与应用[J]. 植物遗传资源学报,2023,24(4): 911 - 916.
LI Yongxiang, LI Huiyong, HU Guanghui, et al. Construction and utilization of applied core collection in maize[J]. Journal of Plant Genetic Resources, 2023, 24(4): 911 - 916. (in Chinese)

[2] 王晓鸣,邱丽娟,景蕊莲,等. 作物种质资源表型性状鉴定评价:现状与趋势[J]. 植物遗传资源学报,2022,23(1): 12 - 20.
WANG Xiaoming, QIU Lijuan, JING Ruilian, et al. Evaluation on phenotypic traits of crop germplasm: status and development [J]. Journal of Plant Genetic Resources, 2022, 23(1): 12 - 20. (in Chinese)

[3] 温维亮,郭新宇,张颖,等. 作物表型组大数据技术及装备发展研究[J]. 中国工程科学,2023,25(4): 227 - 238.
WEN Weiliang, GUO Xinyu, ZHANG Ying, et al. Technology and equipment of big data on crop phenomics[J]. Strategic Study of CAE, 2023, 25(4): 227 - 238. (in Chinese)

[4] 袁培森,薛铭家,熊迎军,等. 基于无人机高通量植物表型大数据分析及应用研究综述[J]. 农业大数据学报,2021,3(3): 62 - 75.
YUAN Peisen, XUE Mingjia, XIONG Yingjun, et al. Analysis and application of high-throughput plant phenotypic big data collected from un-manned aerial vehicles[J]. Journal of Agricultural Big Data, 2021, 3(3): 62 - 75. (in Chinese)

[5] 程曼,袁洪波,蔡振江,等. 田间作物高通量表型信息获取与分析技术研究进展[J]. 农业机械学报,2020,51(增刊1): 314 - 324.
CHENG Man, YUAN Hongbo, CAI Zhenjiang, et al. Review of field-based information acquisition and analysis of high-throughput phenotyping[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(Supp. 1): 314 - 324. (in Chinese)

[6] 徐胜勇,李磊,童辉,等. 基于 RGB - D 相机的黄瓜苗 3D 表型高通量测量系统研究[J]. 农业机械学报,2023,54(7): 204 - 213, 281.

XU Shengyong,LI Lei,TONG Hui, et al. High-throughput measurement system for 3D phenotype of cucumber seedlings using RGB – D camera[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2023,54(7):204 – 213,281. (in Chinese)

[7] 向友珍,安嘉琪,赵笑,等. 基于无人机多光谱遥感的大豆生长参数和产量估算[J]. 农业机械学报,2023,54(8):230 – 239.

XIANG Youzhen,AN Jiaqi,ZHAO Xiao, et al. Soybean growth parameters and yield estimation based on UAV multispectral remote sensing[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2023,54(8):230 – 239. (in Chinese)

[8] AVNERI A, AHARON S, BROOK A, et al. UAS-based imaging for prediction of chickpea crop biophysical parameters and yield[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 205:107581.

[9] LIN Z, GUO W. Sorghum panicle detection and counting using unmanned aerial system images and deep learning[J]. Frontiers in Plant Science, 2020, 11:534853.

[10] KIM D W, JEONG S J, LEE W S, et al. Growth monitoring of field-grown onion and garlic by CIE L* a* b* color space and region-based crop segmentation of UAV RGB images[J]. Precision Agriculture, 2023, 24(5):1982 – 2001.

[11] 慕君林,马博,王云飞,等. 基于深度学习的农作物病虫害检测算法综述[J]. 农业机械学报,2023,54(增刊2):301 – 313.

MU Junlin,MA Bo,WANG Yunfei, et al. Review of crop disease and pest detection algorithms based on deep learning[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2023,54(Supp.2):301 – 313. (in Chinese)

[12] GAO C F, GUO W, YANG C H, et al. A fast and lightweight detection model for wheat fusarium head blight spikes in natural environments[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 216:108484.

[13] 胡松涛,翟瑞芳,王应华,等. 基于多源数据的马铃薯植株表型参数提取[J]. 智慧农业(中英文),2023,5(1):132 – 145.

HU Songtao, ZHAI Ruifang, WANG Yinghua, et al. Extraction of potato plant phenotypic parameters based on multi-source data[J]. Smart Agriculture, 2023, 5(1): 132 – 145. (in Chinese)

[14] 贾波,崔敏,谢庆春,等. 基于 SNP 标记的玉米雄穗主要性状 QTL 定位分析[J]. 西南农业学报,2019,32(7):1469 – 1473.

JIA Bo,CUI Min,XIE Qingchun, et al. QTL analysis of tassel traits based on SNP markers in maize[J]. Southwest China Journal of Agricultural Sciences,2019,32(7):1469 – 1473. (in Chinese)

[15] 杨蜀秦,刘江川,徐可可,等. 基于改进 CenterNet 的玉米雄蕊无人机遥感图像识别[J]. 农业机械学报,2021,52(9):206 – 212.

YANG Shuqin,LIU Jiangchuan,XU Keke, et al. Improved CenterNet based maize tassel recognition for UAV remote sensing image[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2021,52(9):206 – 212. (in Chinese)

[16] 张晓劼,朱德利,余茂生. 无人机遥感图像中的玉米雄穗轻量化检测模型[J]. 江西农业大学学报, 2022,44(2):461 – 472.

ZHANG Xiaomeng,ZHU Deli,YU Maosheng. Lightweight detection model of maize tassel in UAV remote sensing image[J]. Acta Agriculturae Universitatis Jiangxiensis,2022,44(2):461 – 472. (in Chinese)

[17] LIU Y L, CEN C J, CHE Y P, et al. Detection of maize tassels from UAV RGB imagery with Faster R – CNN[J]. Remote Sensing,2020, 12(2): 338.

[18] JIA Y J, FU K, LAN H, et al. Maize tassel detection with CA – YOLO for UAV images in complex field environments[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 217: 108562.

[19] SONG C Y, ZHANG F, LI J S, et al. Detection of maize tassels for UAV remote sensing image with an improved YOLOX model[J]. Journal of Integrative Agriculture,2023,22(6):1671 – 1683.

[20] REDMON J,DIVVALA S K,GIRSHICK R B,et al. You only look once: unified, real-time object detection[C]// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition,2016: 779 – 788.

[21] JOCHER G. YOLO v5 release v6[EB/OL]. [2021 – 10 – 12]. <https://github.com/ultralytics/YOLO-v5/releases>.

[22] LI C Y, LI L L, JIANG H L, et al. YOLO v6: a single-stage object detection framework for industrial applications[EB/OL]. [2022 – 09 – 07]. <https://arxiv.org/abs/2209.02976>.

[23] WANG C Y,BOCHKOVSKIY A,LIAO H Y M. YOLO v7: trainable bag-of-freebies sets new state-of-the-art for real-time object detectors[EB/OL]. [2022 – 07 – 06]. <https://arxiv.org/abs/2207.02696>.

[24] JOCHER G. Ultralytics YOLO v8[EB/OL]. [2023 – 01 – 11]. <https://github.com/ultralytics/ultralytics>.

[25] LIU S, QI L, QIN H F, et al. Path aggregation network for instance segmentation[C]// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition,2018:8759 – 8768.

[26] LIN T Y, GIRSHICK R. Feature pyramid networks for object detection[C]// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition,2017:936 – 944.

[27] SUNKARA R, LUO T. No more strided convolutions or pooling: a new CNN building block for low-resolution images and small objects[C]// European Conference on Machine Learning and Principles and Practice of Knowledge Discovery in Databases, 2022: 443 – 459.

[28] CHEN H T,WANG Y H,GUO J Y,et al. VanillaNet: the power of minimalism in deep learning[EB/OL]. [2023 – 05 – 22]. <https://arxiv.org/abs/2305.12972>.

[29] WANG Q L, WU B G, ZHU P F, et al. ECA – Net: efficient channel attention for deep convolutional neural networks[C]// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition,2020:11531 – 11539.

[30] 张震,周俊,江自真,等. 基于改进 YOLO v7 轻量化模型的自然果园环境下苹果识别方法[J]. 农业机械学报,2024, 55(3):231 – 242,262

ZHANG Zhen, ZHOU Jun,JIANG Zizhen, et al. Lightweight apple recognition method in natural orchard environment based on improved YOLO v7 model[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2024,55(3):231 – 242,262. (in Chinese)