

基于改进 CenterNet 的玉米雄蕊无人机遥感图像识别

杨蜀秦^{1,2} 刘江川^{1,2} 徐可可¹ 桑雪¹ 宁纪锋^{3,4} 张智韬⁵

(1. 西北农林科技大学机械与电子工程学院, 陕西杨凌 712100; 2. 农业农村部农业物联网重点实验室, 陕西杨凌 712100; 3. 西北农林科技大学信息工程学院, 陕西杨凌 712100; 4. 陕西省农业信息感知与智能服务重点实验室, 陕西杨凌 712100; 5. 西北农林科技大学水利与建筑工程学院, 陕西杨凌 712100)

摘要: 为准确识别抽雄期玉米雄蕊实现监测玉米长势、植株计数和估产, 基于无锚框的 CenterNet 目标检测模型, 通过分析玉米雄蕊的尺寸分布, 并在特征提取网络中添加位置坐标, 从而提出一种改进的玉米雄蕊识别模型。针对雄蕊尺寸较小的特点, 去除 CenterNet 网络中对图像尺度缩小的特征提取模块, 在降低模型参数的同时, 提高检测速度。在 CenterNet 特征提取模型中添加位置信息, 提高定位精度, 降低雄蕊漏检率。试验结果表明, 与有锚框的 YOLO v4、Faster R-CNN 模型相比, 改进的 CenterNet 雄蕊检测模型对无人机遥感影像的玉米雄蕊识别精度达到 92.4%, 分别高于 Faster R-CNN 和 YOLO v4 模型 26.22、3.42 个百分点; 检测速度为 36 f/s, 分别比 Faster R-CNN 和 YOLO v4 模型高 32、23 f/s。本文方法能够准确地检测无人机遥感图像中尺寸较小的玉米雄蕊, 为玉米抽雄期的农情监测提供参考。

关键词: 玉米雄蕊; 无人机遥感; 目标检测; 深度学习; CenterNet

中图分类号: TP753 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2021)09-0206-07

OSID: 

Improved CenterNet Based Maize Tassel Recognition for UAV Remote Sensing Image

YANG Shuqin^{1,2} LIU Jiangchuan^{1,2} XU Keke¹ SANG Xue¹ NING Jifeng^{3,4} ZHANG Zhitao⁵

(1. College of Mechanical and Electronic Engineering, Northwest A&F University, Yangling, Shaanxi 712100, China
2. Key Laboratory of Agricultural Internet of Things, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Yangling, Shaanxi 712100, China
3. College of Information Engineering, Northwest A&F University, Yangling, Shaanxi 712100, China
4. Shaanxi Key Laboratory of Agricultural Information Perception and Intelligent Service, Yangling, Shaanxi 712100, China
5. College of Water Resources and Architectural Engineering, Northwest A&F University, Yangling, Shaanxi 712100, China)

Abstract: In order to accurately identify the tassels of maize at tasseling stage, the growth, plant count and yield of maize should be monitored, based on the CenterNet object detection model without anchor frame, an improved maize tassel recognition model was proposed by analyzing the size distribution of maize tassels and adding position coordinates in the feature extraction network. According to the small tassel size, the feature extraction module for image scale reduction in CenterNet network was removed to reduce the model parameters and improve the detection speed. The location information was added to the CenterNet feature extraction model to improve the positioning accuracy and reduce the rate of tassel missed detection. The experimental results showed that, compared with YOLO v4 and Faster R-CNN with anchor frame, the improved CenterNet model achieved 92.4% accuracy in identifying maize tassels from UAV remote sensing images, which were 26.22 and 3.42 percentage points higher than that of Faster R-CNN and YOLO v4 models, respectively. The detection speed was 36 f/s, 32 f/s and 23 f/s higher than that of the Faster R-CNN and YOLO v4 models, respectively. The method proposed can accurately detect the smaller tassels in the UAV remote sensing image, and provide a reference for the monitoring of agricultural situation in the tasseling stage of maize.

Key words: maize tassel; unmanned aerial vehicle remote sensing; object detection; deep learning; CenterNet

收稿日期: 2021-05-27 修回日期: 2021-06-28

基金项目: 国家重点研发计划项目(2017YFC0403302)和杨凌示范区科技计划项目(2020-46)

作者简介: 杨蜀秦(1978—),女,副教授,博士,主要从事计算机视觉在农业信息领域中的应用研究,E-mail: yangshuqin1978@163.com

0 引言

玉米属于雌雄同株的植物,雄蕊位于植株顶端,是判断玉米进入抽雄期的关键标志。准确识别抽雄期雄蕊的位置、数量、尺寸等特征可为去雄等田间作业管理提供有效信息,同时也可作为玉米良种培育的重要参考依据^[1-3]。由于玉米植株密集且雄蕊位置较高,在识别大范围玉米种植区域雄蕊时,传统人工调查的方法存在主观性高和效率低等问题,影响统计结果的准确性。

无人机遥感因其具备机动性强和成像分辨率高等特点,为检测抽雄期玉米雄蕊提供了一种有效的途径。文献[4]通过修改 Faster R - CNN^[5]模型的锚框尺寸提高对无人机拍摄的玉米雄蕊图像的识别精度。文献[6]采用轻量级的 SSD_mobilenet^[7]模型对玉米雄蕊图像进行识别,为无人机机载系统部署雄蕊检测系统提供参考。以上研究均采用有锚框(Anchor-base)算法,其检测结果依赖锚框的尺寸和比例等参数的设置和调试^[6-9]。在大田作物目标识别和计数方面,文献[10]采用传统的 SVM 学习算法对小麦骨架特征进行识别,进而实现小麦麦穗计数。文献[11]研究发现基于特征的稻穗检测方法对小尺寸稻穗目标有较大的提升效果。文献[12]对玉米无人机遥感影像进行作物和土壤分离后,利用骨架提取和毛刺处理等形态学方法提取玉米苗形态,采用 Harris 角点检测算法检测玉米苗期影像的株数信息。

对大田作物检测识别主要有基于传统的机器学习方法^[13-14]和基于深度学习^[15-17]的方法。基于深度学习的方法因为能够提取图像的高层语义特征和端到端的训练已成为主流方法。目前面向农作物检测计数的主要方法是基于锚框的 Faster R - CNN 和 SSD 2 种方法,虽然能够取得较高的识别精度,但仍依赖于复杂的锚框设计,网络结构复杂。另一方面,由于基于无锚框的 CenterNet 模型^[18]在特征提取阶段将图像分辨率降为原来的 1/4,仍能有效保持目标结构,因此,凭借其算法简洁和无非极大值抑制等操作,在目标检测应用领域^[19-23]已显示出一定优势。

玉米抽雄期的雄蕊尺寸相对较小,直接使用 CenterNet 模型,其特征提取过程会对小目标玉米雄蕊压缩过度,同时影响雄蕊的检测速度。因此,为实现快速、准确地检测无人机遥感拍摄的农田玉米雄蕊,本文从简化 CenterNet 网络结构加速雄蕊检测和特征提取网络中增加坐标信息增强雄蕊检测的准确性两方面进行改进,提高玉米抽雄期的雄蕊目标检测精度和速度,以期玉米抽雄期的农情监测提

供参考。

1 数据获取与处理

1.1 研究区域

试验地点位于陕西省关中平原中部的西北农林科技大学玉米试验田(108°4'19.53"E, 34°17'34.24"N),如图 1 所示,属于温带半干旱或半湿润气候,年平均气温 11 ~ 13℃,年降水量 500 ~ 700 mm。试验区域面积约 2 080 m²,种植的夏玉米为一年一熟制,于 2020 年 6 月中旬播种,并在 10 月上旬收获。

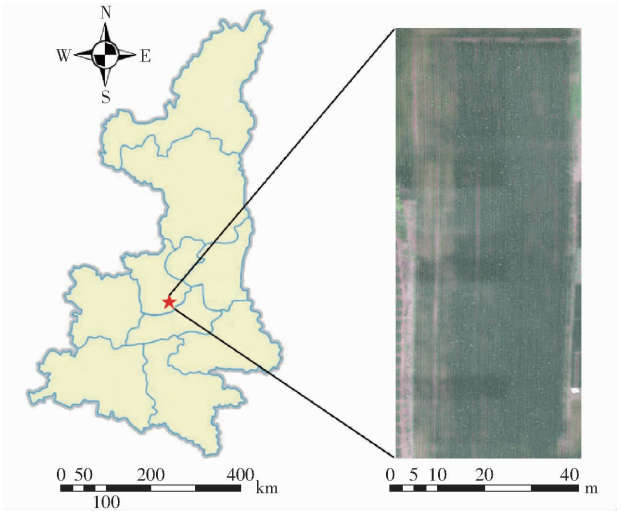


图 1 试验区域图

Fig.1 Map of experimental area

1.2 数据采集

采用大疆精灵 4 型多光谱版无人机(图 2a)拍摄试验区域遥感影像。该无人机在自动飞行和手动操作下最大飞行速度分别为 6 m/s 和 5 m/s,搭载的多光谱成像系统集成 1 个可见光传感器和 5 个用于多光谱成像的单色传感器(图 2b)。由于可见光传感器具有更高的分辨率,因此本研究采用拍摄的可见光图像检测抽雄期玉米雄蕊。于 2020 年 8 月中旬拍摄抽雄期玉米农田,设置无人机飞行高度为 10 m,地面采样距离(Ground sample distance, GSD)为 0.53 cm/像素,云台拍摄角度为垂直地面,航向重叠率 80%,旁向重叠率 70%,共获得 449 幅 1 600 像素 × 1 300 像素的可见光遥感图像。

1.3 数据集构建与分析

为防止样本数据过度重复,将拍摄获取的数据集每间隔 2 幅进行采样,并剔除样本中质量较差的图像,最后共获得 140 幅玉米雄蕊图像,按照 9:1 比例划分 126 幅为训练集和 14 幅为测试集。每幅训练集图像随机裁剪出 15 个 600 像素 × 600 像素区域,并采用高斯加噪、镜像变换、改变亮度、平移变换的方式将训练集扩充至 9 450 幅,如图 3 所示。

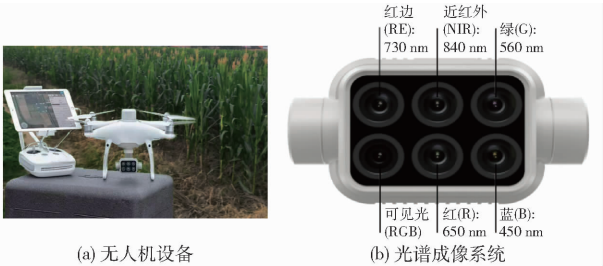


图 2 无人机遥感影像拍摄设备

Fig. 2 Shooting equipment for UAV remote sensing image

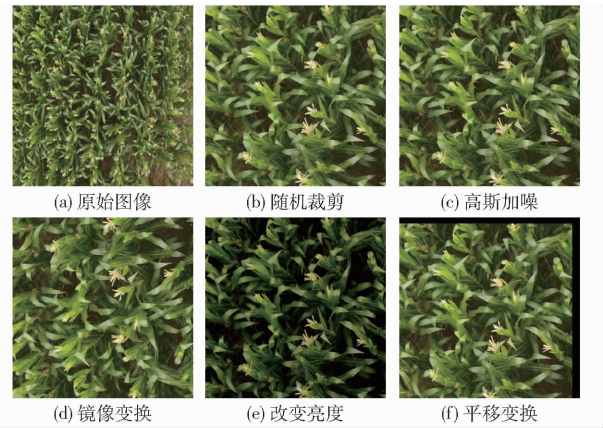


图 3 无人机遥感影像和图像增强

Fig. 3 UAV remote sensing image and image augmentation

结合地面调查,采用 Labellmg 软件对雄蕊进行标注。从玉米抽雄期的雄蕊遥感影像可以看出,雄蕊图像尺寸较小。借鉴 COCO 数据标注规范^[24],将尺寸小于等于 32 像素×32 像素的目标认定为小目标,大于 96 像素×96 像素的为 大目标,其余的为中等目标。图 4 是对数据集中所有雄蕊的尺寸统计,可以看出小目标和中目标占比分别为 22.77% 和 77.11%,大目标占比仅 0.12%。在小目标中,绝大部分雄蕊尺寸均大于 16 像素×16 像素,这将指导本文基于 CenterNet 修改雄蕊检测骨干特征提取网络。

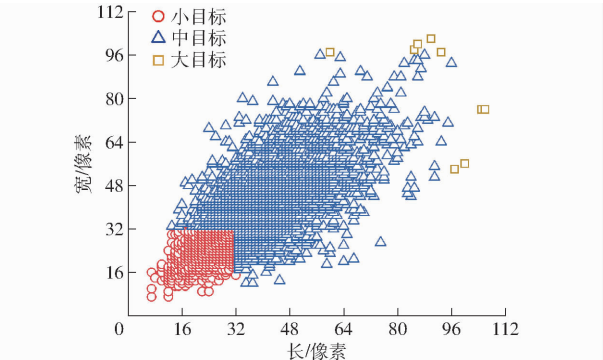


图 4 雄蕊尺寸统计分布

Fig. 4 Size distribution of maize tassels

2 研究方法

2.1 CenterNet 网络

CenterNet 是无锚框目标检测算法的典型代表,

该算法在 4 倍下采样的高分辨率特征图中,预测目标的中心点、中心点偏置、预测框宽高,整体架构非常简单。CenterNet 支持 Hourglass^[25]、DLA^[26]、Resnet^[27] 作为骨干特征提取网络,由于 Hourglass 和 DLA 网络参数量较大,不便于实际应用,故采用 Resnet50 作为骨干特征提取网络。通过对骨干网络末端特征层进行反卷积,获取 4 倍下采样高分辨率特征图,进而回归图像热力特征图、目标中心点偏置、目标框尺寸信息获取预测结果。CenterNet 相较于传统的候选框筛选方法,避免了非极大抑制操作,缩短了检测目标的时间,同时也克服了 Faster R-CNN 检测方法依赖于复杂的锚框设计,适用于田间的玉米雄蕊识别。

CenterNet 对于输入的图像,通过高斯核函数将其映射为热力图进行训练,保留预测热力图 3×3 邻域的局部极大值,进而确定目标中心和类别。高斯核函数公式为

y_{xyc} = \exp \left(- \frac{(x - x_{gt})^2 + (y - y_{gt})^2}{2\sigma^2} \right) \tag{1}

式中 (x,y)——图中每个点的坐标
(x_{gt},y_{gt})——雄蕊中心点坐标
 σ ——自适应标准差^[28],取 1/3
y_{xyc}——归一化后的输出真值

由于训练的热力特征图分辨率为原图的 1/4,因此存在中心点位置的偏差,在训练过程中需要同时对预测框的宽高和中心点偏置进行回归训练。因此,CenterNet 模型预测包括热力图损失 L_k、中心点偏置损失 L_{off} 和目标框宽高损失 L_{size} 3 个损失函数,分别定义为

L_k = -\frac{1}{N} \sum_{xyc} \begin{cases} (1 - \hat{y}_{xyc})^\alpha \ln \hat{y}_{xyc} & (y_{xyc} = 1) \\ (1 - y_{xyc})^\beta \hat{y}_{xyc}^\alpha \ln(1 - \hat{y}_{xyc}) & (y_{xyc} \neq 1) \end{cases} \tag{2}

L_{off} = \frac{1}{N} \sum_p \left| \hat{o}_p - \left(\frac{P}{R} - \tilde{P} \right) \right| \tag{3}

L_{size} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N |\hat{s}_{pk} - s_k| \tag{4}

式中 N——雄蕊个数
 $\hat{y}_{xyc}$ ——预测像素点
 $\hat{o}_p$ ——网络预测的中心点偏置
P——真实中心点
 $\hat{s}_{pk}$ ——网络预测的宽高损失
R——下采样倍数,取 4
 α,β ——损失中的超参数,分别取 2 和 4
 $\tilde{P}$ ——预测点对应特征图向下取整后位置

s_k ——检测框宽高,即 $(x_2^{(k)} - x_1^{(k)}, y_2^{(k)} - y_1^{(k)})$
总损失 L_{det} 为 3 种损失之和,定义为

$$L_{\text{det}} = L_k + \lambda_{\text{size}} L_{\text{size}} + \lambda_{\text{off}} L_{\text{off}} \quad (5)$$

式中 $\lambda_{\text{size}}、\lambda_{\text{off}}$ ——比例因子,分别取 0.1、1

2.2 改进的 CenterNet 模型

如前所述,在无人机遥感玉米抽雄期图像中,雄蕊主要体现为小目标(小于等于 32 像素 × 32 像素)

和中等目标(大于 32 像素 × 32 像素且小于等于 96 像素 × 96 像素)。针对玉米雄蕊中小目标的特点,本文通过简化特征提取骨干网络,加快检测速度,同时,在 CenterNet 的特征提取网络中增加坐标信息,以增强雄蕊检测的准确度。图 5 为改进的 CenterNet 玉米雄蕊检测网络结构图。图中 w 为特征尺寸长, H 为特征尺寸宽。

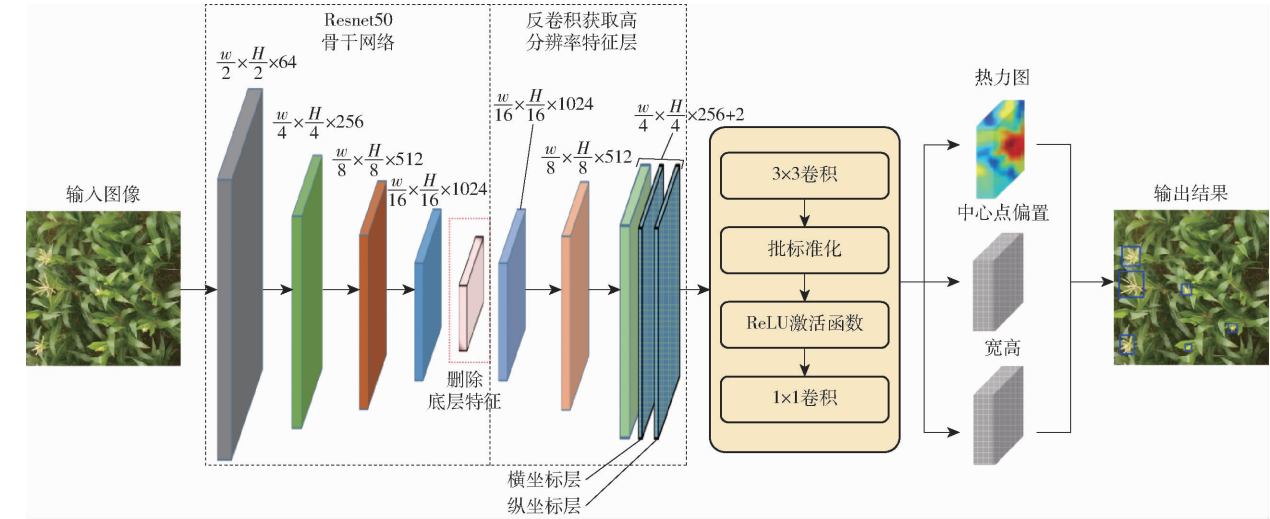


图 5 改进 CenterNet 玉米雄蕊检测网络结构图

Fig. 5 Network structure diagram of improved CenterNet for maize tassels recognition

2.2.1 优化骨干网络

CenterNet 特征提取骨干网络的最后一层将图像缩小为原图的 1/32,这对于尺寸小于 32 像素 × 32 像素的雄蕊小目标将造成其结构信息丢失,从而影响最终的检测结果。因此,本文将去掉骨干特征提取网络的最后一层,仅使图像缩至原图的 1/16。如图 5 所示,在保留了雄蕊小目标结构信息的同时,减少骨干网络模型的参数,从而提升 CenterNet 的检测精度和速度。相应地,将反卷积模块第 1 层重新设置其卷积核尺寸、padding 填充、卷积步长 3 个参数,实现尺寸不变的特征传递。

2.2.2 添加坐标信息增强定位准确性

在 Coordconv 坐标卷积^[29]模型中,将坐标信息作为特征层信息输入进行卷积,根据前层传入的特征层长宽建立 2 个和特征层尺寸相同的坐标信息层。第 1 层记录每层特征层横坐标信息,第 2 层记录每层特征层纵坐标信息。在卷积前通过对添加坐标信息后的特征层进行归一化处理,保留特征之间的相对位置,便于卷积访问特征坐标信息。通过在特征图中添加坐标位置信息,增强深度学习模型的位置敏感性,从而提升检测精度。

在本研究中,玉米雄蕊属于中小目标,对位置误差较为敏感。试验发现,在图像分辨率较高的最后

一个反卷积层中添加坐标信息,能够增强特征的位置敏感性,从而改进玉米雄蕊检测的精度。因此,本文在反卷积层的最后一层添加横坐标层和纵坐标层信息(图 5),然后进行特征融合和归一化处理,进一步提升模型精度^[30]。

2.3 评价指标

采用准确率(P)、召回率(R)、平均精度(AP)、交并比(IoU)和平均帧率(FPS)来评估模型的性能。 IoU 用于测量真实框与检测框之间的重叠度,重叠度越高,相关度越高。本研究对玉米雄蕊目标进行检测识别,选择 IoU 大于 30% 作为判断雄蕊检测的阈值。在上述评价指标中,模型性能参数的重要性依次为平均精度、召回率、准确率。

3 结果与分析

3.1 模型训练

采用随机裁剪的 600 像素 × 600 像素图像构建训练集,预测时对无人机拍摄的分率为 1 300 像素 × 1 600 像素的图像进行检测和计数。显卡为 NVIDIA Tesla P100,显存为 16 GB,操作系统为 Ubuntu 16.04,深度学习框架为 Pytorch 1.4。

模型训练将所有训练集按 9:1 随机划分为训练集和验证集,以防止模型过拟合训练。模型训练 100 个周期,前 50 个周期冻结骨干网络参数,只训

练模型分类器参数,初始学习率为 1×10^{-3} ,批处理尺寸为 8,权重衰减为 5×10^{-4} ;后 50 个周期解冻骨干网络参数,初始学习率为 1×10^{-4} ,批处理尺寸为 4,权重衰减为 5×10^{-4} ,共迭代 850 500 次。

3.2 不同目标检测模型的试验结果

用相同数据集分别在 Faster R-CNN、YOLO v4 网络上进行同批次的训练,与改进后的 CenterNet 模型进行对比,检测结果如表 1 所示。尽管 YOLO v4 的准确率最高,但召回率指标显示其漏检率仅高于 Faster R-CNN,并且复杂锚框设计也影响了它的检测速度。而在综合指标 AP 方面,改进的 CenterNet 模型 AP 为 92.40%,分别比 Faster R-CNN、YOLO v4 和原 CenterNet 高 26.22、3.42、0.62 个百分点。改进模型的参数量仅为 45 MB,低于其余 3 个模型的参数量,对应其检测速度最快为 36 f/s,分别比 Faster R-CNN、YOLO v4 以及原 CenterNet 高 32、23、3 f/s。

表 1 不同目标检测模型的玉米雄蕊检测试验结果

Tab.1 Maize tassels test result of different object detection models

模型	模型参数量/MB	P/%	R/%	AP/%	FPS/(f·s ⁻¹)
Faster R-CNN	108	76.31	72.61	66.18	4
YOLO v4	244	98.12	89.22	88.98	13
CenterNet	124	93.73	93.25	91.78	33
改进的 CenterNet	45	94.12	93.76	92.40	36

图 6 为部分检测结果及部分细节展示图,预测图中共包含 64 个玉米雄蕊,蓝色框、粉色框和红色框分别代表正确检测、漏检和误检。其中,Faster R-CNN检测结果最差,正确检测 33 个雄蕊目标,漏检 31 个,误检 1 个;YOLO v4 正确检测 53 个雄蕊目标,漏检 11 个,CenterNet 模型正确检测 55 个雄蕊目标,漏检 9 个,误检 1 个,改进后的模型正确检测 59 个雄蕊目标,漏检 5 个。

如图 6a 所示,Faster R-CNN 在预测结果中漏检目标较多,并且存在非极大值抑制后保留识别框的问题,图 6b 和图 6c 是 YOLO v4 和 CenterNet 算法的检测效果,相对于 Faster R-CNN,漏检明显减少,改进后的 CenterNet 算法检测精度进一步提升,在减少漏检的前提下提高了检测速度。

3.3 改进的 CenterNet 识别结果

表 2 列出了改进的 CenterNet 模型中各个部分的试验结果。CenterNet-Backbone 为简化后的骨干网络模型,CenterNet-Coordconv 为仅在 CenterNet 网络添加坐标信息的改进模型,改进的 CenterNet 为在优化骨干网络的基础上添加坐标信息。可以看

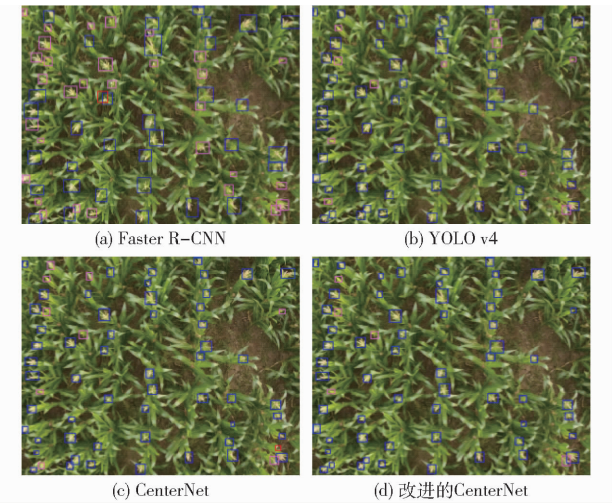


图 6 不同目标检测模型的玉米雄蕊识别结果

Fig.6 Results of maize tassels identified by different object detection methods

表 2 改进的 CenterNet 算法玉米雄蕊识别试验分析

Tab.2 Experimental analysis of maize tassels recognition based on improved CenterNet

模型	模型参数量/MB	P/%	R/%	AP/%	FPS/(f·s ⁻¹)
CenterNet	124	93.73	93.25	91.78	33
CenterNet-Backbone	44	94.52	92.23	90.93	39
CenterNet-Coordconv	125	92.33	93.50	92.23	29
改进的 CenterNet	45	94.12	93.76	92.40	36

出,原 CenterNet 模型参数量较大且检测精度和检测速度存在提升空间;去除 CenterNet 骨干网络的最后一层特征提取部分,整体 AP 值略低于原始网络,但因为参数量明显降低,识别速度因此提升了 6 f/s;仅在网络中加入坐标信息的 CenterNet-Coordconv 相较于原 CenterNet 模型,AP 提升了 0.45 个百分点,检测速度略降;而本文提出的改进 CenterNet 方法融合二者优点,相较于原始模型在平均精度和速度上分别提升了 0.62 个百分点和 3 f/s,实现了对玉米雄蕊的高精度快速识别。

3.4 讨论

(1) 基于锚框与基于中心点算法的比较

玉米雄蕊主要呈现为中小目标,不同雄蕊存在明显的形态区别,基于锚框的 Faster R-CNN、YOLO v4 等算法对模型训练存在过拟合,这一点体现在图 6a 和图 6b 中的识别框过大和漏检数量较多。本研究采用无锚框的 CenterNet 算法,通过热力特征图来回归检测目标的中心点坐标,避免了传统方法中预设锚框带来的局限,从而有效降低玉米雄蕊漏检。在表 1 中,Faster R-CNN、YOLO v4 的召回率分别为 72.61%、89.22%,改进后的 CenterNet 召回率达到 93.76%,显著减小了漏检率。基于中心点的检

测算法对图像尺寸的依赖较小,通过学习不同形态和尺寸的玉米雄蕊中心点特征,能够准确识别农田环境下的雄蕊目标。

(2) CenterNet 算法检测遮挡雄蕊存在的缺陷

观察图 6d 可以发现,漏检的玉米雄蕊多受到叶片或其他雄蕊遮挡,这种情况同样存在于原 CenterNet 模型的检测结果中(图 6c)。分析其主要原因有:①影响模型准确提取雄蕊特征,导致其无法突出雄蕊的热力中心点。②算法在热力图预测目标中心点时,将图中每个像素点的峰值与 8 连通域内各个峰值进行筛选,保留峰值最高的点,而雄蕊的相互重叠,会误抑制被遮挡的雄蕊中心点峰值,从而导致模型对重叠雄蕊产生漏检。

4 结论

(1) 针对无人机遥感拍摄的农田复杂背景下玉

米雄蕊检测问题,提出了一种优化骨干网络和添加坐标位置信息的 CenterNet 检测模型。简化的骨干网络能够减少 CenterNet 模型参数,从而提高检测速度,同时几乎不影响 CenterNet 的检测精度。通过在特征中添加坐标位置信息,增强模型的位置敏感性,提高检测精度。最后,改进的 CenterNet 模型融合二者的优点,在提升检测精度的同时,保持了 CenterNet 的实时性。

(2) 与有锚框的 Faster R-CNN 和 YOLO v4 相比,改进的 CenterNet 算法在相同的数据集条件下,AP 分别高于 Faster R-CNN、YOLO v4 模型 26.22、3.42 个百分点,检测速度分别比 Faster R-CNN、YOLO v4 模型高 32、23 f/s。AP 值较 CenterNet 算法提升了 0.62 个百分点,检测速度提升了 3 f/s。因此,提出的 CenterNet 玉米雄蕊识别模型为玉米抽雄期的农情监测提供了一种有效的方法支持。

参 考 文 献

- [1] HUANG J, GOMEZ-DANS J L, HUANG H, et al. Assimilation of remote sensing into crop growth models: current status and perspectives[J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2019, 276: 107609.
- [2] SHEKOOFA A, EMAM Y, SHEKOUFA N, et al. Determining the most important physiological and agronomic traits contributing to maize grain yield through machine learning algorithms: a new avenue in intelligent agriculture[J]. *Plos One*, 2014, 9(5): e97288.
- [3] GEBBERS R, ADAMCHUK V I. Precision agriculture and food security[J]. *Science*, 2010, 327(5967): 828-831.
- [4] LIU Y, CEN C, CHE Y, et al. Detection of maize tassels from UAV RGB imagery with Faster R-CNN[J]. *Remote Sensing*, 2020, 13: 79.
- [5] REN S Q, HE K M, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: towards real-time object detection with region proposal networks[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2017, 39(6): 1137-1149.
- [6] 梁胤豪, 陈全, 董彩霞, 等. 基于深度学习和无人机遥感技术的玉米雄穗检测研究[J]. *福建农业学报*, 2020, 35(4): 456-464.
LIANG Yin hao, CHEN Quan, DONG Caixia, et al. Application of deep-learning and UAV for field surveying corn tassel[J]. *Fujian Journal of Agricultural Sciences*, 2020, 35(4): 456-464. (in Chinese)
- [7] LIU W, ANGUELOV D, SZEGEDY D E C, et al. SSD: single shot multibox detector[C]//*European Conference on Computer Vision*. Springer, Cham, 2016: 21-37.
- [8] REDMON J, FARHADI A. YOLOv3: an incremental improvement[J]. *arXiv Preprint*, 2018: 1804.02767.
- [9] BOCHKOVSKIY A, WANG C, LIAO H. YOLOv4: optimal speed and accuracy of object detection[J]. *arXiv Preprint*, 2020: 2004.10934.
- [10] 范梦扬, 马钦, 刘峻明, 等. 基于机器视觉的大田环境小麦麦穗计数方法[J/OL]. *农业机械学报*, 2015, 46(增刊): 234-239.
FAN Mengyang, MA Qin, LIU Junming, et al. Counting method of wheatear in field based on machine vision technology[J/OL]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2015, 46(Supp.): 234-239. http://www.jcsam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=2015S038&journal_id=jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2015.S0.038. (in Chinese)
- [11] 姜海燕, 徐灿, 陈尧, 等. 基于田间图像的局部遮挡小尺寸稻穗检测和计数方法[J/OL]. *农业机械学报*, 2020, 51(9): 152-162.
JIANG Haiyan, XU Can, CHEN Yao, et al. Detecting and counting method for small-sized and occluded rice panicles based on in-field images[J/OL]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2020, 51(9): 152-162. http://www.jcsam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20200918&journal_id=jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2020.09.018. (in Chinese)
- [12] 刘帅兵, 杨贵军, 周成全, 等. 基于无人机遥感影像的玉米苗期株数信息提取[J]. *农业工程学报*, 2018, 34(22): 69-77.
LIU Shuaibing, YANG Guijun, ZHOU Chengquan, et al. Extraction of maize seedling number information based on UAV imagery[J]. *Transactions of the CSAE*, 2018, 34(22): 69-77. (in Chinese)

- [13] 宋荣杰, 宁纪锋, 常庆瑞, 等. 基于小波纹理和随机森林的猕猴桃果园遥感提取[J/OL]. 农业机械学报, 2018, 49(4): 222–231.
SONG Rongjie, NING Jifeng, CHANG Qingrui, et al. Kiwifruit orchard mapping based on wavelet textures and random forest[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(4):222–231. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20180425&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2018.04.025. (in Chinese)
- [14] 宋荣杰, 宁纪锋, 刘秀英, 等. 基于纹理特征和 SVM 的 QuickBird 影像苹果园提取[J/OL]. 农业机械学报, 2017, 48(3): 188–197.
SONG Rongjie, NING Jifeng, LIU Xiuying, et al. Apple orchard extraction with QuickBird imagery based on texture features and support vector machine[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(3): 188–197. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20170324&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2017.03.024. (in Chinese)
- [15] 何东健, 刘建敏, 熊虹婷, 等. 基于改进 YOLO v3 模型的挤奶奶牛个体识别方法[J/OL]. 农业机械学报, 2020, 51(4): 250–260.
HE Dongjian, LIU Jianmin, XIONG Hongting, et al. Individual identification of dairy cows based on improved YOLO v3[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(4):250–260. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20200429&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.04.029. (in Chinese)
- [16] 杨蜀秦, 宋志双, 尹瀚平, 等. 基于深度语义分割的无人机多光谱遥感作物分类方法[J/OL]. 农业机械学报, 2021, 52(3): 185–192.
YANG Shuqin, SONG Zhishuang, YIN Hanping, et al. Crop classification method of UVA multispectral remote sensing based on deep semantic segmentation[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(3): 185–192. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20210320&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2021.03.020. (in Chinese)
- [17] 张宏鸣, 王斌, 韩文霆, 等. 基于全卷积神经网络的灌区无人机正射影像渠系提取[J/OL]. 农业机械学报, 2019, 50(6): 241–248.
ZHANG Hongming, WANG Bin, HAN Wenting, et al. Extraction of irrigation networks in irrigation area of UAV orthophotos based on fully convolutional networks[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(6): 241–248. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20190627&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2019.06.027. (in Chinese)
- [18] ZHOU X, WANG D, KRHENBÜHL P. Objects as points[J]. arXiv Preprint, 2019: 1904.07850v2.
- [19] CUI Z, WANG X, LIU N, et al. Ship detection in large-scale SAR images via spatial shuffle-group enhance attention[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2021, 59(1): 379–391.
- [20] GUO H, YANG X, WANG N, et al. A CenterNet++ model for ship detection in SAR images[J]. Pattern Recognition, 2021, 112: 107787.
- [21] FAN S Q, ZHU F H, CHEN S C, et al. FII-CenterNet: an anchor-free detector with foreground attention for traffic object detection[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2021, 70(1): 121–132.
- [22] KARAMI A, CRAWFORD M, DELP E. Automatic plant counting and location based on a few-shot learning technique[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2020, 13: 5872–5886.
- [23] WANG B, ZHAO Q, ZHANG Y, et al. A detection method of safety helmet wearing based on CenterNet[C]//The 10th International Conference on Computer Engineering and Networks, Xi'an, 2020.
- [24] LIN T Y, MAIRE M, BELONGIE S, et al. Microsoft COCO: common objects in context[C]//ECCV 2014, Zurich, 2014: 740–755.
- [25] NEWELL A, YANG K, JIA D. Stacked Hourglass networks for human pose estimation[C]//ECCV 2016, Amsterdam, 2016: 483–499.
- [26] ZHANG T, TAO D, YANG J. Discriminative locality alignment[C]//ECCV 2008, Marseille, 2008: 725–738.
- [27] HE K, ZHANG X, REN S, et al. Deep residual learning for image recognition[C]//CVPR 2016, Las Vegas, 2016: 770–778.
- [28] LAW H, DENG J. CornerNet: detecting objects as paired keypoints[J]. International Journal of Computer Vision, 2020, 128(3): 642–656.
- [29] LIU R, LEHMAN J, MOLINO P, et al. An intriguing failing of convolutional neural networks and the Coordconv solution[J]. arXiv Preprint, 2018: 1807.03247.
- [30] WANG X, KONG T, SHEN C, et al. SOLO: segmenting objects by locations[C]//ECCV 2020, Glasgow, 2020: 649–665.