

基于改进 YOLO 的玉米幼苗株数获取方法

张宏鸣¹ 付振宇¹ 韩文霆² 阳光¹ 牛当当¹ 周新宇³

(1. 西北农林科技大学信息工程学院, 陕西杨凌 712100; 2. 西北农林科技大学机械与电子工程学院, 陕西杨凌 712100;
3. 赤峰市生态环境局克什克腾旗分局, 赤峰 025350)

摘要: 为快速准确获取玉米幼苗株数、评估播种质量、进行查缺补苗等管理,对 YOLO 算法进行改进,提出了一种基于特征增强机制的幼苗获取检测模型(FE-YOLO),实现了对玉米幼苗株数的快速获取。该方法根据玉米幼苗目标尺寸和空间纹理特征,构建了基于动态激活的轻量特征提取网络,融合了多感受野和空间注意力机制。实验表明:FE-YOLO 模型增强了幼苗空间特征、降低了网络复杂度,使模型的 mAP 和召回率分别达到 87.22% 和 91.54%,每秒浮点运算次数和检测推理时间仅为 YOLO v3 的 7.91% 和 33.76%。FE-YOLO 能够实现无人机正射影像的玉米幼苗株数获取和种植密度估算,该模型复杂度低、识别精度高,能够为玉米苗期管理提供技术支持。

关键词: 玉米; 幼苗检测; 株数; YOLO 算法; 特征增强机制

中图分类号: TP391.4 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2021)04-0221-09 OSID: 

Detection Method of Maize Seedlings Number Based on Improved YOLO

ZHANG Hongming¹ FU Zhenyu¹ HAN Wenting² YANG Guang¹ NIU Dangdang¹ ZHOU Xinyu³

(1. College of Information Engineering, Northwest A&F University, Yangling, Shaanxi 712100, China
2. College of Mechanical and Electronic Engineering, Northwest A&F University, Yangling, Shaanxi 712100, China
3. Keshiketengqi Branch of Chifeng Ecological Environment Bureau, Chifeng 025350, China)

Abstract: The number of maize seedlings is the essential information for sowing quality assessment. It is important to obtain the number of maize seedlings quickly and precisely for investigation and filling the gaps with seedlings. To improve the real time and precision of the acquisition of maize seedling number, the YOLO model (FE-YOLO) was improved, and the detection and acquisition of maize seedling number were realized. Firstly, dynamic ReLU was used to improve the bottleneck layer of MobileNet and the feature extraction performance of MobileNet was increased. Then, according to the target size and spatial texture characteristics of maize seedlings, the multi-receptive field fusion and spatial attention mechanism were used to enhance the feature expression. The experimental results showed that the FE-YOLO model enhanced the spatial texture characteristics of the seedlings, reduced the complexity of the model, made the mAP and recall rates reach 87.22% and 91.54%, respectively, and the floating-point operations per second and detection consumption time were only 7.91% and 33.76% of YOLO v3. FE-YOLO can detect the maize seedlings in the UAV orthoimage, and then Equation (13) was used to estimate the planting density. FE-YOLO had low complexity and high recognition accuracy, which can provide support for maize seedling management.

Key words: maize; seedling detection; plant number; YOLO algorithm; feature enhancement mechanism

0 引言

玉米是我国种植面积广、产量大的作物之一,为我国粮食安全提供了重要保障^[1]。玉米产量在很

大程度上与幼苗管理过程相关,幼苗株数信息是幼苗管理的重要指标,通过获取幼苗株数信息可确定不同品种玉米的出苗率、种植密度与行间距,为缺苗补种提供依据,进而可提高玉米产量^[2-4]。

收稿日期: 2020-12-24 修回日期: 2021-01-14
基金项目: 国家重点研发计划项目(2020YFD1100601、2017YFC0403203)和国家自然科学基金项目(41771315)
作者简介: 张宏鸣(1979—),男,教授,博士,主要从事空间大数据管理与智慧农业研究,E-mail: zhm@nwsuaf.edu.cn

研究者针对植株数量的获取进行了诸多研究。一些研究通过定制设备放置于田间来获取数据^[5-8],但不易满足设备的使用条件,或设备需与植物近距离接触,从而对植物造成损害。近年来,无人机在农业领域得到广泛应用,使数据获取变得方便快捷^[9-10]。无人机可搭载不同类型的传感器,采集可见光、多光谱、高光谱和雷达点云等数据。可见光相机成本低、使用方便,是最广泛使用的影像采集设备。通过无人机搭载可见光相机来采集植物正射影像,可用于植物株数的获取。

在株数获取方法研究上,研究者利用图像分割和目标检测等方法对不同植物株数的获取进行了诸多尝试。图像分割法利用植物色彩信息^[11-12]、植物表型^[13-14]、植被指数^[15-17]作为株数提取的主要特征。由于植物生长环境的复杂性,通常采集的数据易受到光照、拍摄角度和位置等因素影响^[18],使植物色彩和形态特征容易受到干扰,进而影响特征匹配效果。利用多特征融合^[19]或基于深度学习 U-Net^[20]等模型,虽然能够较好地避免环境噪声的影响、获取植物区域掩膜和边缘信息,但由于没有获取植物坐标,使进一步提取幼苗株数变得困难。目标检测方法可解决上述问题,常见的株数获取目标检测模型有 RCNN^[21-23]、SSD^[24]等。农情监测的实时性和实用性需求的不断提高,使目前株数获取模型难以满足要求。MobileNet^[25-26]是目前最成熟的轻量特征提取网络,其复杂度低、易于部署,适合作为幼苗株数提取的检测模型的特征提取器。此外,相较于 RCNN 和 SSD 模型,YOLO^[27]拥有较好的全局感受野,利用网格划分、锚框匹配和多语义融合检测机制,能够有效改善检测过程感受野受限的问题,从而实现目标的快速检测。

基于此,本文提出一种基于特征增强机制的 YOLO 幼苗检测模型(FE-YOLO),针对幼苗这类小目标漏检率较高的问题,利用玉米幼苗的特点,使用多种特征增强机制对检测模型进行改进,以期能够快速准确提取幼苗株数信息,为玉米早期管理决策提供信息支持。

1 材料与方法

1.1 实验区概况

实验区位于内蒙古自治区鄂尔多斯市达拉特旗昭君镇(图1),中心地理坐标为(40°25'N,109°56'E)。种植作物为玉米,该地区干燥少雨,冬寒夏热,昼夜温差大,太阳能、风能资源充裕,适合作物种植与培育。实验采集设备为大疆精灵4 Pro型无人机,拍摄数据为幼苗正射影像。为尽可能消除阴影的影

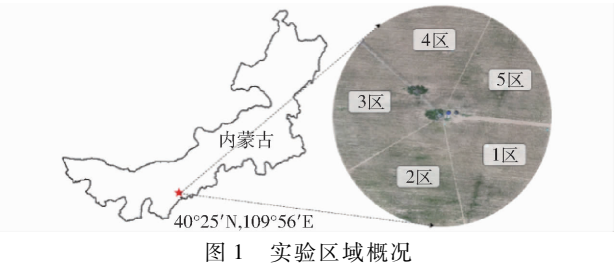


图1 实验区域概况

Fig. 1 Overview of experimental area

响^[28],选取数据拍摄时间为12:00—14:00,相机像素为2 000万,拍摄高度50 m,地面采样距离1.37像素/cm。

1.2 数据集构建与分析

1.2.1 数据集构建

本次实验采集幼苗可见光正射影像共892幅,由于采集单幅影像尺寸较大,幼苗密集且占像素区域较小,无法对图像直接缩放后检测,需对采集图像进行切片以保证网络训练和检测速度。

根据实验采集幼苗数据,将幼苗类型划分为少叶型(3叶及以下)和多叶型(3叶以上),两种类型幼苗如图2所示。

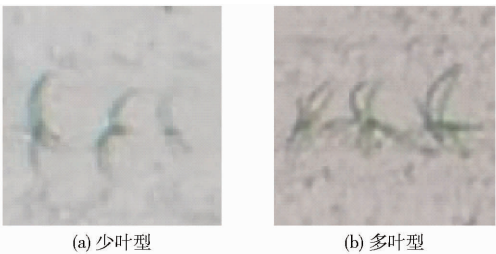


图2 不同类型幼苗示例

Fig. 2 Examples of different seedlings

对切片图像进行筛选,剔除模糊和畸变的图像,随机选取切片图像500幅作为数据集,将400幅作为训练集,100幅作为测试集。为学习更复杂幼苗特征,将训练集的少叶、多叶图像比例设为2:3。使用LabelImg软件进行数据标注,按照VOC格式构建数据集。由于户外拍摄环境复杂,需要对数据进行增强处理^[29]。

1.2.2 数据集分析

根据数据标注情况,选取2 000株幼苗进行统计,得到幼苗边界框面积分布情况如图3所示。

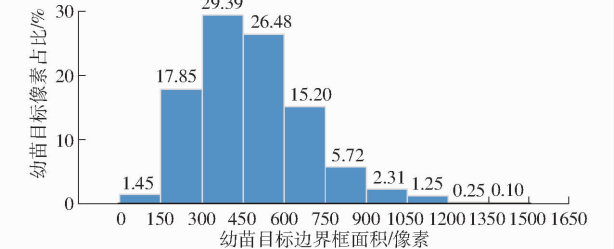


图3 幼苗面积直方图

Fig. 3 Histogram of seedling area

从图 3 中可看出,幼苗边界框面积为 150 ~ 900 像素的苗数约占样本总数的 95%,进一步计算可得出每株幼苗像素数平均约占单幅图像总像素数的 0.33%,面积和边长分别为 439.13 像素和 20.96 像素,数据集大部分幼苗属于较难识别的小目标。

1.3 幼苗检测技术路线

本文旨在利用目标检测技术对幼苗进行检测,进而估算幼苗种植密度,幼苗检测技术路线见图 4,主要研究内容如下:

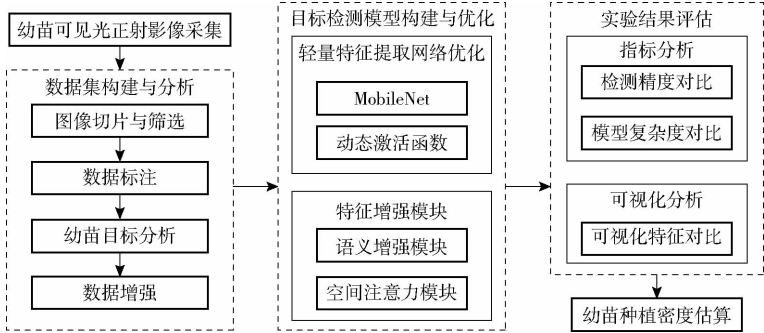


图 4 幼苗检测技术路线图

Fig. 4 Technology road map of seedling detection

型精度和复杂度,评估不同方法的特点。

1.4 检测网络设计

1.4.1 特征提取网络

MobileNet 是目前较为成熟的轻量特征提取网络,该网络采用深度可分离卷积将常规卷积分为深度 (DepthWise, DW) 卷积和逐点 (PointWise, PW) 卷积,提升运算速度同时实现卷积参数大幅压缩,在降低模型复杂度的同时保证精度和提升网络的训练及推理速度。MobileNet v3 在 MobileNet v2 网络瓶颈层增加了压缩激活模块,并利用网络结构搜索技术改进部分瓶颈层卷积核尺寸。

虽然 MobileNet v3 网络的瓶颈层能够利用压缩激活模块^[30]实现通道注意力的特征增强,但由于该模块对特征改善细粒度不足,拥有较大运算量且特征改善效果有限,因此本实验将压缩激活模块去除,在瓶颈层卷积块使用激活函数。

根据文献[31]提出的动态激活 ReLU 模块,该模块能够根据定义包含超参数集 $M_{HP} = (a_c^k, b_c^k)$ 的激活函数 $f_{\theta(x)}$,通过超参数适配器 $\theta(x)$ 更新激活函数的超参数,从而实现动态地激活不同通道和空间特征。该模块的超参数适配器 $\theta(x)$ 和动态激活函数 $f_{\theta(x)}$ 定义为

$$\theta(x) = f_{M_{HP}}(x) \tag{1}$$

$$f_{\theta(x)}(x) = \max_{1 \leq k \leq K, 1 \leq c \leq C} \{ a_c^k(x) x_c + b_c^k(x) \} \tag{2}$$

式中 x_c ——通道 c 对应特征图

(1)幼苗数据集构建与分析。通过无人机搭载可见光相机采集幼苗正射影像,对数据进行预处理,分析数据特点,构建用于实验训练的幼苗目标检测数据集。

(2)幼苗目标检测模型构建与优化。根据数据集特点,构建用于幼苗株数获取的目标检测网络模型,并从特征提取网络、特征增强和检测器等方面对模型整体进行改进,提高模型的检测精度。

(3)实验结果评估。将 FE - YOLO 模型与 YOLO v3、MobileNet v2 模型进行对比,比较不同模

$a_c^k(x)$ ——ReLU 函数参数 a

$b_c^k(x)$ ——ReLU 函数参数 b

K ——超参数方程个数

C ——卷积通道个数

k ——超参数方程编号

c ——卷积通道编号

由于通道和空间位置特征不同,经过适配器改变的动态激活函数能够实现不同通道和空间特征的增强处理,适配器结构如图 5 所示。

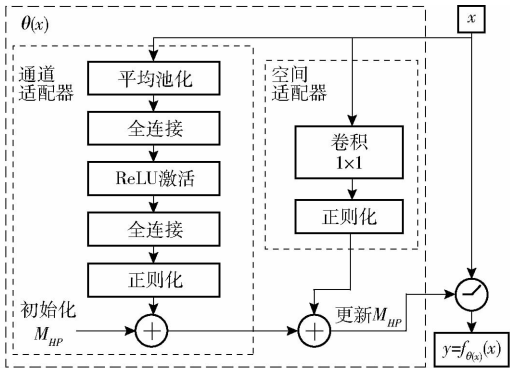


图 5 动态激活模块

Fig. 5 Dy - ReLU module

从图 5 可知,动态激活模块参数适配器分为 2 部分,分别为通道参数适配器和空间参数适配器。2 种适配器根据作用方式可将动态激活函数分为 3 类:①通道和空间共享卷积的动态激活模块类型 A。②空间共享,通道独立的动态激活模块类型 B。

③通道和空间独立的动态激活模块类型 C。3 类模块激活效果见图 6。

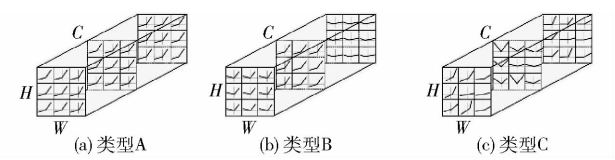


图 6 不同类型动态激活模块效果示意图
Fig. 6 Different types of Dy-ReLU modules

动态激活函数类型 A 适用范围较为广泛,所有通道使用同一激活函数且最少额外参数,特征改善效果较为有限。类型 B 适用于特征提取网络,类型 C 适用于特征提取网络和检测器。

为充分压缩动态激活函数参数并保持足够特征改善粒度,根据文献[31]的实验结果,使用公式

$$y_c = \max_{1 \leq k \leq 2} \{ a_c^k(x) x_c + b_c^k(x) \} \tag{3}$$

由类型 B 的动态激活函数对瓶颈层进行改进。由于瓶颈层第 2 个 PW 卷积会对特征进行压缩,使用其非线性激活函数会使其压缩信息丢失,综合上述分析与实验对比,选择对扩张层中的 PW 层和 DW 层进行改进,改进后模块如图 7 所示。

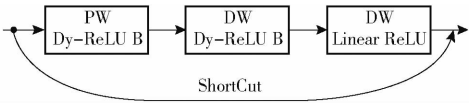


图 7 动态激活改进的瓶颈层
Fig. 7 Improved Dy-ReLU bottleneck layer

1.4.2 特征增强模块

语义增强模块是 ThunderNet^[32] 中用于增强上下文语义特征的模块,其核心思想是将 Stage 3 卷积层输出信息向下卷积获取更加抽象信息,并将多个抽象特征调整大小之后融合从而实现语义增强。类似地,TridentNet^[33] 中将不同感受野进行并行处理后进行合并,能够实现多个感受野和不同语义的融合,提升网络检测效果。

在本实验场景中,玉米使用播种机进行播种,幼苗在拍摄正射影像的二维平面内具有良好位置特性,且幼苗平均面积和边长较小,在大部分特征提取网络下采样卷积过程会导致幼苗纹理和轮廓等信息丢失从而导致检测效果不佳,鉴于此,本文利用卷积神经网络不同分辨率特征图 C_i , 调整为相同分辨率后将深层抽象语义信息和浅层形态特征相互融合,之后利用空间注意力模块^[34] (Spatial attention module, SAM) 增强空间位置特征,组成特征增强模块 (Feature enhancement module, FEM) 最终实现多特征增强。语义增强模块和空间注意力模块如图 8、9 所示。

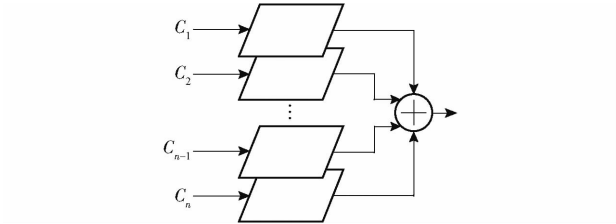


图 8 语义增强模块示意图
Fig. 8 Schematic of context enhancement module

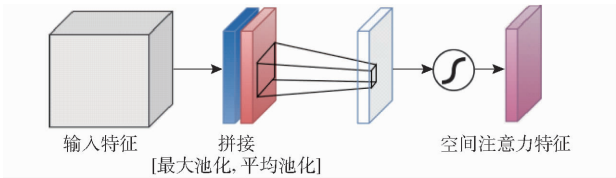


图 9 空间注意力模块
Fig. 9 Spatial attention module

1.4.3 基于改进的 YOLO 目标检测网络

根据实验设计,选取 YOLO 检测器作为模型检测器,YOLO 检测器利用网格单元检测目标,首先每个检测层将图像划分为 $M \times M$ 单元格,之后不同检测头使用预设锚框对每个单元格进行检测。对于每个单元格,设定单元格位置为 (C_x, C_y) ,单元格内边界框的位置为 (t_x, t_y, t_w, t_h) ,其中 (t_x, t_y) 是该目标相对网格左上角的相对坐标, (t_w, t_h) 为边界框宽高对于锚框预定的宽高 (P_w, P_h) 的缩放因子,边界框坐标信息和宽、高计算式为

$$b_x = \sigma(t_x) + C_x \tag{4}$$

$$b_y = \sigma(t_y) + C_y \tag{5}$$

$$b_w = P_w e^{t_w} \tag{6}$$

$$b_h = P_h e^{t_h} \tag{7}$$

式中 $\sigma(\cdot)$ ——锚框映射边界框的坐标函数
 b_x, b_y ——预测边界框坐标
 b_w, b_h ——预测边界框的宽、高

基于目标检测任务的特点,本次实验使用边界框、置信度与分类损失的和作为损失函数,损失函数 L 计算式为

$$L = \sum_{i=1}^{M \times M} \sum_{j=1}^N (L_{i,j}^{IOU} + L_{i,j}^{CLASS} + L_{i,j}^{CONF}) \tag{8}$$

式中 N ——检测边界框个数
 i ——网格编号
 j ——边界框编号
 $L_{i,j}^{IOU}$ ——边界框损失
 $L_{i,j}^{CLASS}$ ——分类交叉熵损失
 $L_{i,j}^{CONF}$ ——置信度交叉熵损失

实验中发现,轻量特征提取网络对于幼苗边界框精准度较低,经过不同边界框损失函数实验测试^[35-37],选取含有边界框近似度的损失函数 L_{CIoU} , 定义为

$$L_{\text{CIoU}} = 1 - R_{\text{IoU}} + R_{\text{CIoU}} \tag{9}$$

其中

$$R_{\text{CIoU}} = \frac{\rho^2(b, b_{gt})}{l^2} + \alpha v \tag{10}$$

$$\alpha = \frac{v}{1 - R_{\text{IoU}} + v} \tag{11}$$

$$v = \frac{4}{\pi^2} \left(\arctan \frac{w_{gt}}{h_{gt}} - \arctan \frac{w}{h} \right)^2 \tag{12}$$

式中 b ——预测边界框 b_{gt} ——真实边界框
 l —— b 与 b_{gt} 最小闭包对角线长度
 α ——权重系数 v ——长宽相似比
 $\rho^2(b, b_{gt})$ —— b 与 b_{gt} 的欧氏距离
 R_{IoU} ——交并比
 $w、h$ —— b 的宽、高
 $w_{gt}、h_{gt}$ —— b_{gt} 的宽、高

根据上述描述,使用基于改进的 MobileNet 网络作为特征提取网络,以 YOLO 作为检测器,融合了多特征增强机制的幼苗检测模型 FE - YOLO (Feature enhancement YOLO) 网络结构如图 10 所示。

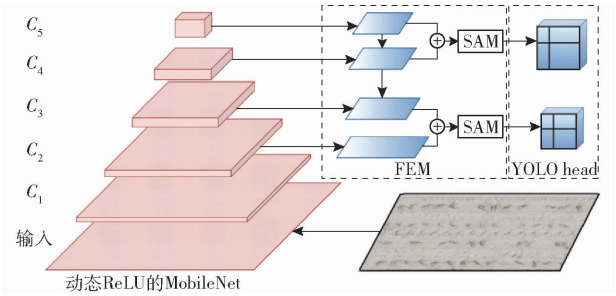


图 10 FE - YOLO 模型结构

Fig. 10 Feature enhancement YOLO model structure

1.4.4 模型精度评价

模型精度评价分为指标对比和可视化对比 2 部分。首先对目标检测模型的指标进行比较,对比模型检测精度和复杂度。之后对检测效果进行可视化对比,对比幼苗漏检和错检情况,最后利用特征可视化技术对本文提出的特征改进效果进行验证。

目标检测模型评价指标为精确率 P 和召回率 R ,根据目标检测任务的特点,需要引入交并比 (Intersection over union, IOU) 以度量预测框与真实框相似程度。

为度量精确率和召回率实际检测中综合表现,使用平均检测精度 (Mean average precision, mAP) 作为模型效果的综合评估指标, mAP 是指每个类别检测精度的平均值,由于本文是单类别目标检测,因此 mAP 为幼苗 PR 曲线的面积。同时为了度量精确率和召回率的平衡表现,引入 F_1 指数进行度量。

为进一步细化分析,选取 FE - YOLO 和 YOLO v3 进行多方面对比,对比内容如下:

(1) 幼苗检测效果对比。设定置信度阈值使网

络输出高于置信度阈值的目标,统计漏检和错检测株数,对比幼苗目标检测效果。对多叶型和少叶型的幼苗检测召回率进行对比,评估模型对复杂幼苗特征的适应性。

(2) 模型复杂度比较。对网络模型的参数量 (Params)、每秒 10 亿次的浮点运算次数 (Giga floating-point operations per second, GFLOPS) 和每幅影像的平均推理时间 (ms) 作为模型复杂度评估参数,参数越少,模型所需计算资源越少,计算量和推理时间越低,说明模型的计算复杂度越小,更适用于边缘设备的部署。

(3) 特征可视化对比。使用基于梯度的类激活热力图方法^[38]获取网络输出特征的响应,通过对比幼苗和背景区域的特征,可直观了解不同模型关注特征的情况。

1.5 幼苗种植密度估算

种植密度是指单位面积种植的植物的株数,受人群计数方法的启发,可利用类似思路估算幼苗的种植密度。人群计数中的密度估计方法通常可分为检测法和回归法^[39]。检测法通过辅助方法获取单位面积内目标数量从而估算密度,而回归法则是通过建立目标数量与密度的映射模型从而估算密度。前者适合遮挡少且面积易于获得的场景,后者适合对象密集的复杂场景。

由于本实验采集数据为幼苗正射影像,可近似认为从无遮挡的二维平面进行计数和密度估算,采用检测法估算幼苗的种植密度较为合适。该方法利用地面采样距离和选取像素区域首先计算出区域面积 S ,然后根据选区识别的幼苗株数 N_e 估算幼苗种植密度 R_e 。

$$R_e = \frac{N_e}{S} \tag{13}$$

2 实验结果与分析

2.1 幼苗检测效果对比

2.1.1 模型检测结果对比

对不同方法进行实验,得到不同模型检测的 $P、R、mAP、F_1$ 指数如表 1 所示。

表 1 不同模型效果对比				
Tab. 1 Result evaluation of different models %				
模型	P	R	mAP	F_1
YOLO v3	88.31	88.49	87.11	88.40
YOLO v3-tiny	86.51	86.74	80.07	86.62
MobileNet v2	84.21	87.81	82.54	85.97
FE - YOLO	88.09	91.54	87.22	89.78

由表 1 可知,FE - YOLO 模型的召回率、mAP 和 F_1 指数最高,其中召回率比 YOLO v3 模型高 3.05 个

百分点,达到了 91.54%,且 FE-YOLO 模型的精确率和召回率相对于原网络 MobileNet v2 模型分别高 3.88、3.73 个百分点,FE-YOLO 模型比 YOLO v3 模型的精确率低 0.22 个百分点,但考虑幼苗边界框准确率差异对幼苗株数获取影响较小,该部分差距可以忽略不计。

设定置信度阈值为 0.3,使网络只检测高于置信度的幼苗目标,对比 YOLO v3 和 FE-YOLO 对幼苗识别效果(图 11)。

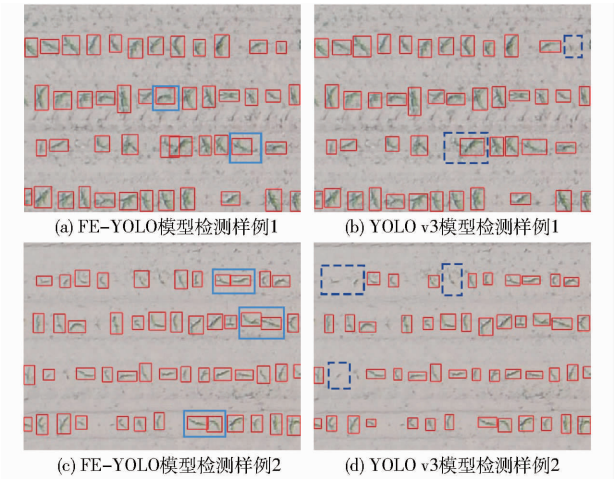


图 11 FE-YOLO 与 YOLO v3 检测效果对比
Fig. 11 Comparisons of detection results between FE-YOLO and YOLO v3

从图 11b、11d 虚线围出区域对比可以看出, YOLO v3 模型会对粘连和较小幼苗存在错误的识别,而 FE-YOLO 模型有更好的检测效果。但由于网络的特征容量有限,使得 FE-YOLO 模型在幼苗边界框的定位精确率这方面有待提高(图 11a、11c 中实线框部分)。

针对上述描述两种情况,对 FE-YOLO 模型和 YOLO v3 模型的漏检测和错误检测株数进行统计,得到结果如表 2 所示。

表 2 不同模型错误检测株数		
Tab. 2 Error detection by different models 株		
模型	漏检数	误检数
YOLO v3	98	47
FE-YOLO	64	35

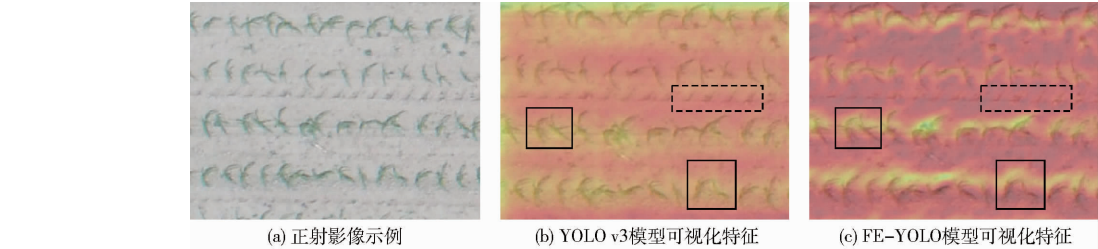


图 12 YOLO v3 模型和 FE-YOLO 模型特征响应图
Fig. 12 Visualization feature activation mappings of YOLO v3 and FE-YOLO

从表 2 可以看出,FE-YOLO 模型两种检测情况均优于 YOLO v3 模型,其中 FE-YOLO 模型的漏检株数仅为 YOLO v3 的 65.31%,相对于 YOLO v3 模型误检率减少了 25.53%。

对测试集中不同类型幼苗检测进行对比,对比少叶型和多叶型幼苗的召回率,以评估网络对复杂特征的适应性(表 3)。

表 3 不同类型幼苗召回率对比		
Tab. 3 Recall rate of different types seedlings %		
类型	YOLO v3	FE-YOLO
少叶型	92.38	93.41
多叶型	87.03	89.92

从表 3 可以看出, YOLO v3 和 FE-YOLO 模型对于少叶型幼苗识别效果较好,由于多叶型幼苗叶片多且叶片面积较大,导致幼苗重叠,阴影干扰加剧,使得两个模型对多叶幼苗检测效果变差,但 FE-YOLO 模型对多叶幼苗识别的召回率比 YOLO v3 模型高 2.89 个百分点,说明 FE-YOLO 模型对复杂的多叶幼苗特征有较好的适应性。

2.1.2 模型复杂度对比

对 FE-YOLO 和 YOLO v3 模型的参数、计算量和推理时间进行统计,结果如表 4 所示。

表 4 不同模型复杂度对比			
Tab. 4 Complexity evaluation of different models			
模型	参数量	GFLOPS	时间/ms
YOLO v3	6.152×10^7	116.3	23.4
FE-YOLO	9.950×10^6	9.2	7.9

FE-YOLO 模型 GFLOPS 和推理时间分别为 YOLO v3 的 7.91% 和 33.76%。说明本文改进网络不仅能够提升检测精度,还能保证网络的检测速度,在边缘设备的部署具有很高可行性。

2.1.3 模型特征可视化对比

对 YOLO v3 和 FE-YOLO 模型的特征提取网络输出特征进行可视化,结果见图 12。图中亮度较高部分表示网络越注意该区域特征,越暗则表示该网络对于该区域响应程度越低。

选取幼苗区域(实线框标出)进行对比

(图 12), 可以看出 FE - YOLO 模型对于幼苗目标的响应区域相比 YOLO v3 模型更加集中, 通过幼苗部分区域可加以区分。对比虚线框标出的背景区域, 发现 YOLO v3 模型会对喷灌机轮印进行响应, 此外 FE - YOLO 模型的背景区域较 YOLO 模型更深, 可见 FE - YOLO 对背景区域给予更少的关注。

通过上述对比可知, FE - YOLO 模型可显著地关注幼苗区域并能抑制背景区域, 从而获得更高的幼苗检测召回率。

2.2 幼苗种植密度估算

按照幼苗种植密度估算公式, 选择对应区域后对检测的幼苗完成选区的密度估算, 结果如图 13 所示。从图 13 可以看出, 该方法可以针对选区估算幼苗种植密度, 给幼苗管理提供有效支持。

3 结论

(1) 提出的基于多种特征增强改进的 FE - YOLO 模型比 YOLO v3 模型的召回率提升 3.05 个

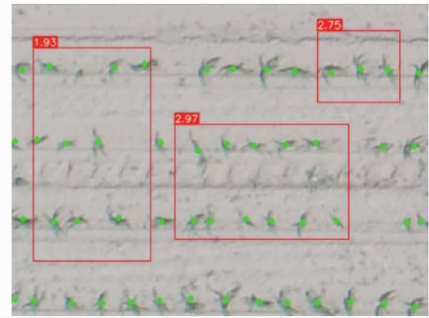


图 13 区域密度估算示意图

Fig. 13 Schematic of regional density calculation

百分点, 少叶型和多叶型幼苗召回率比 YOLO v3 分别提高 1.03、2.89 个百分点, 说明 FE - YOLO 模型能够有效改善幼苗小目标召回率低的问题, 实现玉米幼苗的准确检测。

(2) FE - YOLO 模型具有较快的推理速度, 参数量仅为 YOLO v3 模型的 16.17%, 比常规模型的计算需求和复杂度更低, 适合在边缘设备部署, 进而实现幼苗株数的实时监测与播种质量的快速评估, 具有一定的应用价值。

参 考 文 献

- [1] 李少昆, 赵久然, 董树亭, 等. 中国玉米栽培研究进展与展望[J]. 中国农业科学, 2017, 50(11): 1941 - 1959. LI Shaokun, ZHAO Jiuran, DONG Shuting, et al. Advances and prospects of maize cultivation in China[J]. Scientia Agricultura Sinica, 2017, 50(11): 1941 - 1959. (in Chinese)
- [2] 余利, 刘正, 王波, 等. 行距和行向对不同密度玉米群体田间小气候和产量的影响[J]. 中国生态农业学报, 2013, 21(8): 938 - 942. YU Li, LIU Zheng, WANG Bo, et al. Effects of different combinations of planting density, row spacing and row direction on field microclimatic conditions and grain yield of maize[J]. Chinese Journal of Eco-Agriculture, 2013, 21(8): 938 - 942. (in Chinese)
- [3] 马树庆, 王琪, 张铁林, 等. 吉林省中部玉米出苗率和产量对播种-出苗期水分胁迫的反应及其气象评估[J]. 应用生态学报, 2014, 25(2): 451 - 457. MA Shuqing, WANG Qi, ZHANG Tielin, et al. Response of maize emergence rate and yield to soil water stress in period of seeding emergence and its meteorological assessment in central area of Jilin Province[J]. Chinese Journal of Applied Ecology, 2014, 25(2): 451 - 457. (in Chinese)
- [4] 柏延文, 杨永红, 朱亚利, 等. 种植密度对不同株型玉米冠层光能截获和产量的影响[J]. 作物学报, 2019, 45(12): 1868 - 1879. BAI Yanwen, YANG Yonghong, ZHU Yali, et al. Effect of planting density on light interception within canopy and grain yield of different plant types of maize[J]. Acta Agronomica Sinica, 2019, 45(12): 1868 - 1879. (in Chinese)
- [5] SHRESTHA D S, STEWARD B L. Automatic corn plant population measurement using machine vision[J]. Transactions of the ASAE, 2003, 46(2): 559 - 565.
- [6] SHI Y, WANG N, TAYLOR R, et al. Improvement of a ground-LiDAR-based corn plant population and spacing measurement system[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2015, 112: 92 - 101.
- [7] 贾洪雷, 王刚, 郭明卓, 等. 基于机器视觉的玉米植株数量获取方法与试验[J]. 农业工程学报, 2015, 31(3): 215 - 220. JIA Honglei, WANG Gang, GUO Mingzhuo, et al. Methods and experiments of obtaining corn population based on machine vision[J]. Transactions of the CSAE, 2015, 31(3): 215 - 220. (in Chinese)
- [8] 劳彩莲, 杨瀚, 李鹏, 等. 基于消费级深度相机的玉米植株三维重建[J/OL]. 农业机械学报, 2019, 51(7): 222 - 228. LAO Cailian, YANG Han, LI Peng, et al. 3D reconstruction of maize plants based on consumer depth camera[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(7): 222 - 228. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20190724&flag=1. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2019.07.024. (in Chinese)
- [9] 史舟, 梁宗正, 杨媛媛, 等. 农业遥感研究现状与展望[J/OL]. 农业机械学报, 2015, 46(2): 247 - 260. SHI Zhou, LIANG Zongzheng, YANG Yuanyuan, et al. Status and prospect of agricultural remote sensing[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(2): 247 - 260. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20150237&flag=1. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2015.02.037. (in Chinese)
- [10] 刘建刚, 赵春江, 杨贵军, 等. 无人机遥感解析田间作物表型信息研究进展[J]. 农业工程学报, 2016, 32(24): 98 - 106.

- LIU Jian'gang, ZHAO Chunjiang, YANG Guijun, et al. Review of field-based phenotyping by unmanned aerial vehicle remote sensing platform[J]. Transactions of the CSAE, 2016, 32(24): 98 – 106. (in Chinese)
- [11] 何艺, 周小成, 黄洪宇, 等. 基于无人机遥感的亚热带森林林分株数提取[J]. 遥感技术与应用, 2018, 33(1): 168 – 176.
HE Yi, ZHOU Xiaocheng, HUANG Hongyu, et al. Counting tree number in subtropical forest districts based on UAV remote sensing images[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2018, 33(1): 168 – 176. (in Chinese)
- [12] GNÄDINGER F, SCHMIDHALTER U. Digital counts of maize plants by unmanned aerial vehicles (UAVs)[J]. Remote Sensing, 2017, 9(6): 544 – 558.
- [13] 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)
- [14] 刘涛, 孙成明, 王力坚, 等. 基于图像处理技术的大田麦穗计数[J/OL]. 农业机械学报, 2014, 45(2): 282 – 290.
LIU Tao, SUN Chengming, WANG Lijian, et al. In-field wheatear counting based on image processing technology[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2014, 45(2): 282 – 290. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20140247&flag=1. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2014.02.047. (in Chinese)
- [15] 郑晓岚, 张显峰, 程俊毅, 等. 利用无人机多光谱影像数据构建棉苗株数估算模型[J]. 中国图象图形学报, 2020, 25(3): 520 – 534.
ZHENG Xiaolan, ZHANG Xianfeng, CHENG Junyi, et al. Using the multispectral image data acquired by unmanned aerial vehicle to build an estimation model of the number of seedling stage cotton plants[J]. Journal of Image and Graphics, 2020, 25(3): 520 – 534. (in Chinese)
- [16] 韩文霆, 李广, 苑梦婵, 等. 基于无人机遥感技术的玉米种植信息提取方法研究[J/OL]. 农业机械学报, 2017, 48(1): 139 – 147.
HAN Wenting, LI Guang, YUAN Mengchan, et al. Extraction method of maize planting information based on UAV remote sensing technology[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(1): 139 – 147. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20170118&flag=1. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2017.01.018. (in Chinese)
- [17] 戴建国, 薛金利, 赵庆展, 等. 利用无人机可见光遥感影像提取棉花苗情信息[J]. 农业工程学报, 2020, 36(4): 63 – 71.
DAI Jianguo, XUE Jinli, ZHAO Qingzhan, et al. Extraction of cotton seedling growth information using UAV visible light remote sensing images[J]. Transactions of the CSAE, 2020, 36(4): 63 – 71. (in Chinese)
- [18] 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.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20200918&flag=1. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.09.018. (in Chinese)
- [19] 赵必权, 丁幼春, 蔡晓斌, 等. 基于低空无人机遥感技术的油菜机械直播苗期株数识别[J]. 农业工程学报, 2017, 33(19): 115 – 123.
ZHAO Biquan, DING Youchun, CAI Xiaobin, et al. Seedlings number identification of rape planter based on low altitude unmanned aerial vehicles remote sensing technology[J]. Transactions of the CSAE, 2017, 33(19): 115 – 123. (in Chinese)
- [20] 李越帅, 郑宏伟, 罗格平, 等. 集成 U-Net 方法的无人机影像胡杨树树冠提取和计数[J]. 遥感技术与应用, 2019, 34(5): 939 – 949.
LI Yueshuai, ZHENG Hongwei, LUO Geping, et al. Extraction and counting of populus euphratica crown using UAV images integrated with U-Net method[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2019, 34(5): 939 – 949. (in Chinese)
- [21] 张领先, 陈运强, 李云霞, 等. 基于卷积神经网络的冬小麦麦穗检测计数系统[J/OL]. 农业机械学报, 2019, 50(3): 144 – 150.
ZHANG Lingxian, CHEN Yunqiang, LI Yunxia, et al. Detection and counting system for winter wheat ears based on convolutional neural network[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(3): 144 – 150. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20190315&flag=1. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2019.03.015. (in Chinese)
- [22] LU H, CAO Z, XIAO Y, et al. TasselNet: counting maize tassels in the wild via local counts regression network[J]. Plant Methods, 2017, 13(1): 79 – 95.
- [23] MADEC S, JIN X, LU H, et al. Ear density estimation from high resolution RGB imagery using deep learning technique[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2019, 264: 225 – 234.
- [24] 孟庆宽, 张漫, 杨晓霞, 等. 基于轻量卷积结合特征信息融合的玉米幼苗与杂草识别[J/OL]. 农业机械学报, 2020, 51(12): 238 – 245.
MENG Qingkuan, ZHANG Man, YANG Xiaoxia, et al. Recognition of maize seedling and weed based on light weight convolution and feature fusion[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(12): 238 – 245. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20201226&flag=1. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.12.026. (in Chinese)
- [25] HOWARD A, SANDLER M, CHU G, et al. Searching for MobileNetV3 [C] // Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, 2019: 1314 – 1324.
- [26] SANDLER M, HOWARD A, ZHU M, et al. MobileNetV2: inverted residuals and linear bottlenecks [C] // Proceedings of the

IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018:4510 – 4520.

[27] REDMON J, FARHADI A. Yolov3: an incremental improvement[J]. arXiv Preprint arXiv: 1804.02767, 2018.

[28] 张宏鸣, 谭紫薇, 韩文霆, 等. 基于无人机遥感的玉米株高提取方法[J/OL]. 农业机械学报, 2019, 50(5): 241 – 250. ZHANG Hongming, TAN Ziwei, HAN Wenting, et al. Extraction method of maize height based on UAV remote sensing[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(5): 241 – 250. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20190528&flag=1. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2019.05.028. (in Chinese)

[29] YUN S, HAN D, OH S J, et al. Cutmix: regularization strategy to train strong classifiers with localizable features[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, 2019:6023 – 6032.

[30] HU J, SHEN L, SUN G. Squeeze-and-excitation networks[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018:7132 – 7141.

[31] CHEN Y, DAI X, LIU M, et al. Dynamic ReLU[J]. arXiv Preprint arXiv:2003.10027, 2020.

[32] QIN Z, LI Z, ZHANG Z, et al. ThunderNet: towards real-time generic object detection on mobile devices[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, 2019:6718 – 6727.

[33] LI Y, CHEN Y, WANG N, et al. Scale-aware trident networks for object detection [C] // Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, 2019:6054 – 6063.

[34] WOO S, PARK J, LEE J Y, et al. Cbam: convolutional block attention module[C]//Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV), 2018:3 – 19.

[35] REZATOFIGHI H, TSOI N, GWAK J, et al. Generalized intersection over union: a metric and a loss for bounding box regression[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2019:658 – 666.

[36] BOCHKOVSKIY A, WANG C Y, LIAO H Y M. YOLOv4: optimal speed and accuracy of object detection[J]. arXiv Preprint arXiv:2004.10934, 2020.

[37] ZHENG Z, WANG P, LIU W, et al. Distance-IoU loss: faster and better learning for bounding box regression[C]//AAAI, 2020:12993 – 13000.

[38] SELVARAJU R R, COGSWELL M, DAS A, et al. Grad-cam: visual explanations from deep networks via gradient-based localization[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, 2017:618 – 626.

[39] SINDAGI V A, PATEL V M. A survey of recent advances in cnn-based single image crowd counting and density estimation [J]. Pattern Recognition Letters, 2018, 107: 3 – 16.

(上接第 116 页)

[18] 刘浩. 油茶果脱壳机设计及优化[D]. 武汉:湖北工业大学, 2015.
LIU Hao. Design and optimization of sheller for *Camellia oleifera* fruit [D]. Wuhan: Hubei University of Technology, 2015. (in Chinese)

[19] 罗佳. 红花油茶果主要成分与茶籽壳的利用研究[D]. 长沙:湖南农业大学, 2010.
LUO Jia. Study on the main components of *Camellia oleifera* fruit and the utilization of its seed shell [D]. Changsha: Hunan Agricultural University, 2010. (in Chinese)

[20] 刘晓敏. 分级式油茶果剥壳机的设计与研究[D]. 成都:西南交通大学, 2017.
LIU Xiaomin. Design and research on the grading sheller of *Camellia oleifera* fruit [D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2017. (in Chinese)

[21] 樊涛, 吴兆迁, 曲振兴, 等. 油茶果脱青皮机的设计[J]. 林业机械与木工设备, 2011, 39(10):35 – 36.
FAN Tao, WU Zhaoqian, QU Zhenxing, et al. Design of the peeling machine for *Camellia oleifera* fruit [J]. Forestry Machinery and Woodworking Equipment, 2011, 39(10): 35 – 36. (in Chinese)

[22] 马力, 钟海雁, 陈永忠, 等. 油茶果采后处理对油茶籽内在品质的影响研究[J]. 中国粮油学报, 2014, 29(12):73 – 76.
MA Li, ZHONG Haiyan, CHEN Yongzhong, et al. Study on the effect of postharvest treatment of *Camellia oleifera* fruits on the internal quality of *Camellia oleifera* seeds [J]. Journal of the Chinese Cereals and Oils Association, 2014, 29(12): 73 – 76. (in Chinese)

[23] 国家林业局哈尔滨林业机械研究所. 基于多通道分级式油茶鲜果脱壳清选的多级脱壳装置:201811185509.2[P]. 2018 – 12 – 18.

[24] 陈超超. 击打式山核桃破壳机的设计与研究[D]. 泰安:山东农业大学, 2014.
CHEN Chaochao. Design and research on the shell breaking machine of hitting hickory [D]. Taian: Shandong Agricultural University, 2014. (in Chinese)

[25] 高连兴, 回子健, 董华山, 等. 三滚式小区育种花生脱壳机设计与试验[J/OL]. 农业机械学报, 2016, 47(7):159 – 165.
GAO Lianxing, HUI Zijian, DONG Huashan, et al. Design and experiment of peanut sheller with three drums for plot breeding [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(7): 159 – 165. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20160722&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2016.07.022. (in Chinese)