

DOI: 10.13733/j.jcam.issn.2095-5553.2024.07.028

岳耀华, 张伟, 亓立强. 基于改进 YOLOv5 的田间大豆花朵生长状态检测方法研究[J]. 中国农机化学报, 2024, 45(7): 188-193

Yue Yaohua, Zhang Wei, Qi Liqiang, et al. Research on the identification method of soybean flower growth status in the field based on improved YOLOv5 [J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2024, 45(7): 188-193

基于改进 YOLOv5 的田间大豆花朵生长状态识别方法研究^{*}

岳耀华^{1, 2, 3}, 张伟^{1, 2, 3}, 亓立强^{1, 2, 3}

(1. 黑龙江八一农垦大学工程学院, 黑龙江大庆, 163319; 2. 黑龙江省保护性耕作工程技术研究中心, 黑龙江大庆, 163319; 3. 农业农村部大豆机械化生产重点实验室, 黑龙江大庆, 163319)

摘要: 为判断大豆开花时期落花情况, 对田间大豆花朵在花蕾、半开、全开、凋落四类生长状态下进行精准检测。基于 YOLOv5 检测模型, 对主干 Bottleneck CSP 结构进行修改, 减少模块数量来保留更多浅层特征, 增强特征表达能力, 在骨干网络中引入 CA 注意机制, 以获得位置信息, 协助模型更加准确地识别, 并修改锚箱尺寸提高小目标花蕾精准识别, 在自建的田间大豆花朵不同生长状态数据集上进行改进 YOLOv5 算法对比试验。结果表明: 大豆开花时期花朵不同生长状态识别模型准确率达到 93.4%, 召回率达到 91.4%, 对比原模型准确率、召回率分别提高 0.8% 和 2.1%。

关键词: 大豆花朵; 生长状态; YOLOv5; 田间复杂环境; 注意力机制; 目标检测

中图分类号: S127 **文献标识码:** A **文章编号:** 2095-5553 (2024) 07-0188-06

Research on the identification method of soybean flower growth status in the field based on improved YOLOv5

Yue Yaohua^{1, 2, 3}, Zhang Wei^{1, 2, 3}, Qi Liqiang^{1, 2, 3}

(1. College of Engineering, Heilongjiang Bayi Agricultural University, Daqing, 163319, China;
2. Heilongjiang Province Conservation Tillage Engineering Technology Research Center, Daqing, 163319, China;
3. Key Laboratory of Soybean Mechanized Production, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Daqing, 163319, China)

Abstract: In order to judge the fall of soybean flowers during the flowering period, soybean flowers in the field were accurately detected under four growth states such as flower bud, half-opening, full-opening and withering. Based on the YOLOv5 detection model, the backbone Bottleneck CSP structure was modified, the number of modules was reduced to preserve more shallow features and enhance feature expression ability. CA attention mechanism was introduced into the backbone network to obtain location information and help the model identify more accurately. Moreover, the size of anchor box was modified to improve the accurate identification of small target bud, and the improved YOLOv5 algorithm was compared with the self-built data set of different growth states of soybean flowers in the field. The results showed that the accuracy rate of the model reached 93.4% and the recall rate reached 91.4%, which were increased by 0.8% and 2.1% respectively compared with the original model.

Keywords: soybean flowers; growth state; YOLOv5; complex field environment; attention mechanism; object detection

0 引言

为促进育种专家对大豆花朵在花蕾、半开、全开过

程中落花情况的了解, 保证大豆花早、花多、花齐, 并且防止花朵脱落, 在大豆花朵不同生长状态下进行合理施肥, 做到保控结合, 提高保花率。然而大豆花朵在开

收稿日期: 2022 年 11 月 23 日 修回日期: 2023 年 4 月 6 日

^{*} 基金项目: 财政部和农业农村部: 国家现代农业产业技术体系(CARS-04-PS30)

第一作者: 岳耀华, 男, 1996 年生, 黑龙江黑河人, 硕士研究生; 研究方向为农业信息智能决策。E-mail: 906846565@qq.com

通讯作者: 张伟, 男, 1966 年生, 大连人, 博士, 教授; 研究方向为农业信息化集成技术。E-mail: zhang66wei@126.com

花时期不同生长状态存在叶片相互遮挡、小目标花蕾不明显现象^[1]。因此,如何有效识别成为监测田间大豆花朵不同生长状态的重要方向^[2]。

目前,计算机视觉与深度学习算法实现果实及花朵生长状态检测已有相关研究。作为一种无损、经济和高效的识别算法,计算机视觉在作物花朵检测中取得较好地应用^[3]。陈国防等^[4]以 CSPDarknet53 框架为主干特征提取网络,减少样本数据不均和数量不足的影响,以离线和在线数据增强的 YOLOv4 方法研究,提出一种基于数据增强的 YOLOv4 深度学习苹果花朵检测方法,所提出的方法检测苹果花朵平均精度 AP 值为 99.76%,该研究为大豆花朵状态识别提供方向与思路。Dias 等^[5]通过高斯滤波对图像光照进行改进,根据橙花朵颜色特征实现橙花朵检测,该方法对橙花朵检测的最大和最小误差分别为 80.55% 和 15.61%。Dias 等^[6]基于深度学习的苹果花朵识别,改进模型卷积神经网络,从分割的苹果花朵图像中提取有效特征,使用支持向量机(SVM)分类器,准确率为 80.00%。Farjon 等^[7]基于深度学习的 R-CNN 算法对苹果花朵检测,准确率为 0.68%。以上研究通过深度学习 R-CNN、SSD 模型优化对田间环境中花朵进行识别,可为田间大豆花朵不同生长状态识别方法优化提供技术参考。

本文基于 YOLOv5 框架^[8],对 CSP 结构进行修改,减少模块数量,保留更多浅层特征,增强特征表示能力,提高对小目标对象的检测能力,在骨干网络中引入 CA 注意机制,提高模型准确性,并修改锚箱尺寸提高小目标花蕾精准识别。为验证上述研究方法可行性,在黑龙江省尖山农场基地大豆试验田,通过自主研发的花萼识别装置获取大豆花朵图像,对采集图像进行人工标注,构建数据集,进行田间大豆花朵识别试验。

1 图像采集与目标分析

1.1 数据采集与数据增强

2022 年 7 月(始花期),在黑龙江省九三管理局尖山农场试验田进行数据采集试验,使用花萼识别装置获取自然光照下大豆花朵图像,采集顺光条件下大豆花朵作为数据集,共计 6 589 张图像,部分样本为图 1,统一保存为 jpg 格式。



图 1 数据样本数据集

Fig. 1 Data sample data set

1.2 数据集建立

对图像进行筛选与分类,使用 labelImg 软件对收集到的大豆花朵不同生长状态图像样本进行标记,构建大豆花朵数据集,包括 1 301 个标记为花蕾 bud、1 004 个标记为半开 halfopen、2 043 个标记为全开 fullyopen 和 2 241 个标记为凋落 witherandfall。标注图像以 xml 格式保存,如图 2 所示。

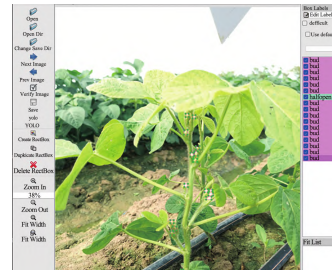


图 2 大豆花朵数据集标注

Fig. 2 Labeling of soybean flower data set

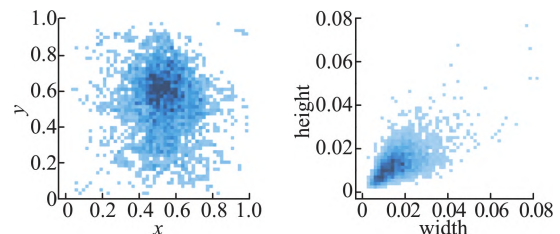
YOLOv5 采取 Mosaic 数据增强方式^[9,10],优点在于使检测数据集丰富,增加泛化性,极大地提高模型训练效率,如图 3 所示。



图 3 Mosaic 数据增强

Fig. 3 Mosaic data enhanced

数据集目标位置中心点在 x 轴和 y 轴的分布,是将原图分辨率正则化之后的结果,如图 4(a)所示。数据集的目标位置集中在中部,主要是小群体,表示目标框的长宽占图片长宽的比例,如图 4(b)所示,通过以上分析得出符合当前田间实际情况,更有利于算法满足后续要求,因此说明此次数据集制作合理。



(a) 目标框位置分布

(b) 目标框大小分布

图 4 数据集目标框分布情况

Fig. 4 Distribution of target boxes in the dataset

2 改进 YOLOv5 检测模型

2.1 YOLOv5 在大豆花朵不同生长状态识别中存在的问题

YOLOv5^[11]具有高速、灵活的特点,网络结构主要

包括 Darknet-53 骨干网络和 Path Aggregation network (PA Net)。骨干网络采用 CSP1_X 结构,主要由两个分支组成,一是由 X 数量的瓶颈模块串联连接,二是卷积层。将两个支路拼接在一起,增加网络的横纵深度,增强图像花朵目标提取能力。

与机器学习、YOLO 其他系列相比,YOLOv5 具有良好的检测性能,但根据田间花朵实际情况,仍然存在以下缺陷^[10]:YOLOv5 算法在提取图像有效特征时,对图像中目标信息特征没有给予特别关注。在目标的特征提取过程中,感知有所增加,但特征数据之间的通道、空间等不同维度数据之间缺乏相关性,导致在卷积过程中重要信息权重没有体现出来,容易随着深度卷积逐渐丢失,最终导致小花蕾和相互遮挡的目标特征提取不完善和不足^[12, 13]。结合以上问题对模型进行以下改进。

2.2 优化 BottleneckCSP 结构

由于识别算法不仅需要在田间环境中准确识别各种情况下的大豆花朵目标,还需要尽可能压缩模型的大小,以便在硬件设备中部署。

本文对 YOLOv5 架构的主干网络进行优化和改进,在保证检测精度的前提下,减少网络权重参数的数量和体积。YOLOv5 架构的主干网络包含四个 BottleneckCSP 模块,包含多个卷积层,尽管卷积运算可以提取图像中的特征,但卷积内核包含大量参数。因此,对 BottleneckCSP 模块进行设计,简化骨干网络中的特征提取层,并将原骨干网络中 Bottleneck CSP 的模块数($\times 3, \times 9, \times 9, \times 3$)变为($\times 2, \times 6, \times 6, \times 2$),以提取更多的田间大豆花朵不同生长状态的特征信息,解决卷积核过多带来的大量参数问题,去除原始模块桥接分支上的卷积层,并将 Bottleneck CSP 模块的输入特征图与另一分支的输出特征图直接深度连接,有效减少模块中的参数数量。如图 5 所示,名为 BottleneckCSP-Flower,在使用 BottleneckCSP 模块将原始骨干网络的四个部分被四个相邻的 BottleneckCS-Flower 模块所取代。

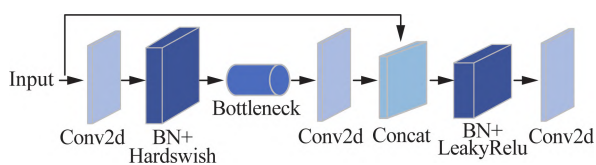


图 5 BCSP Flower 结构

Fig. 5 BCSP Flower structure

为提高花朵目标的检测精度,机器视觉中的注意力机制被用于花朵目标识别网络的设计,以更好地提取花朵目标的特征。CA 模块是一种视觉注意力机制网络,旨在增强移动网络学习特征的表达能

力,通过学习自动获得新特征重新校准,表明每个特征通道的重要性,提高有用特征,并相应地抑制不重要的特征。由于该模块的计算量小,并且该模块能够有效地提高模型的表达能力并优化所学习的内容,本文将其嵌入到改进设计的 YOLOv5 架构的骨干网络中,以提高模型的检测精度。

2.3 引入注意力机制的 YOLOv5-Bloom-CA

叶片或其他花朵通常隐藏检测花朵不同状态特征的信息,因此,通过增加 CA 注意力机制可以增强与当前任务相关的被遮挡目标的特征表达。

一般的注意力机制模块在计算时会选择高层特征图进行全局的池化,通过降维的方式将每个通道的二维特征最终压缩成一个实数。经过此计算过程,可把整个特征压缩,获得全局较为完整的感受野,但在进行降维压缩时,会丢失部分的空间特征信息,同时也无法体现通道和空间维数之间的相互依附关系。虽然较为成熟的 Convolutional Block Attention Module (CBAM)是同时基于空间和通道的,但它们的计算过程是相互独立的,时间和计算量都大幅增加。相较而言 CA 的意义:一是不进行降维,会整合所有的通道和空间维数信息,不丢失信息,二是通过跨通道信息交互作用的遮盖区域面积与通道维数 C 的正比关系得到自适应的 k 值,减小计算量。CA 机制降低模型复杂性的同时,增强特征的表达能力,提高模型精度,适合后期部署在移动端。

YOLOv5 模型中 CA 注意力机制网络结构,主要作用是增强整体识别中学习特征的表达能,对网络中的特征张量 $X = [x_1, x_2, \dots, x_c] \in R^{H \times W \times C}$ 进行单项转化最终形成输出同样大小尺寸的张量 $Y = [y_1, y_2, \dots, y_c] \in R^{H \times W \times C}$,其中 C 为通道数,表示特征图中的不同特征通道; H 为高度,表示特征图的垂直维度; W 为宽度,表示特征图的水平维度,注意力机制流程如图 6 所示。

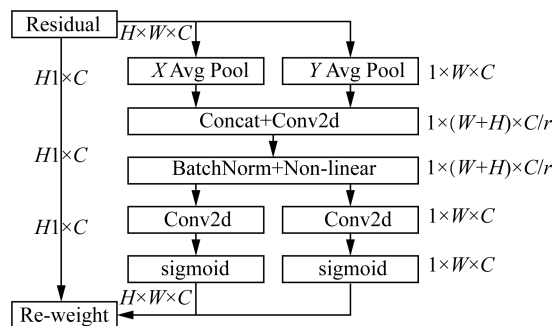


图 6 CA 注意力机制模块示意图

Fig. 6 Diagram of the proposed coordinate attention block

CA 注意力机制主要是通过获取大豆花朵不同状态图像宽度和高度方向上的注意力,实时解析图像的特征值的位置信息,将输入图像中的特征值分别全局

平均化为宽度和高度两个方向。获得在高度和宽度两个方向的特征图,如式(1)、式(2)所示。

$$z_c^h(h) = \frac{1}{W} \sum_{0 \leq i < W} x_c(h, i) \quad (1)$$

$$z_c^w(w) = \frac{1}{H} \sum_{0 \leq j < H} x_c(j, w) \quad (2)$$

式中: $x_c(h, i)$ ——第 h 列、第 i 行对应特征图的像素值;

$x_c(j, w)$ ——第 j 列、第 w 行对应特征图的像素值。

然后,将全局感受野的宽度和高度方向上的特征图链接在一起,并将其送到具有 1×1 共享卷积核的卷积模块中,将其维数降低到原始数。随后,将批量归一化花朵的不同生长状态特征图 F 被送到 Sigmoid 激活函数中,以获得花朵不同生长状态特征图 f ,如式(3)所示。

$$f = \delta\{F([z^h, z^w])\} \quad (3)$$

式中: z^h ——全局感受野高度上的特征图;

z^w ——全局感受野宽度上的特征图。

根据原始高度与宽度,将花朵的不同生长状态特征图 f 与 1×1 的卷积,并在激活函数后获得高度与宽度上的注意力权重,如式(4)、式(5)所示。

$$g^h = \sigma[F_h(f^h)] \quad (4)$$

$$g^w = \sigma[F_w(f^w)] \quad (5)$$

式中: σ ——Sigmoid 激活函数;

g ——注意力权重。

将获得输入特征图 $x_c(i, j)$ 高度与宽度上的注意力权重 $g_c^h(i)$ 和 $g_c^w(j)$, 进行乘法来获得在宽度和高度方向上最终特征图,如式(6)所示。

$$y_c(i, j) = x_c(i, j) \times g_c^h(i) \times g_c^w(j) \quad (6)$$

注意力机制模块在网络中的位置如图 7 所示。基于 YOLOv5 算法,将 CA 注意力机制添加在 Bottleneck 后面,对特征图中的目标进行不同维度上的注意力加权,提高算法对特征图中花蕾目标主要特征的提取,以此来提高目标检测算法的准确性。

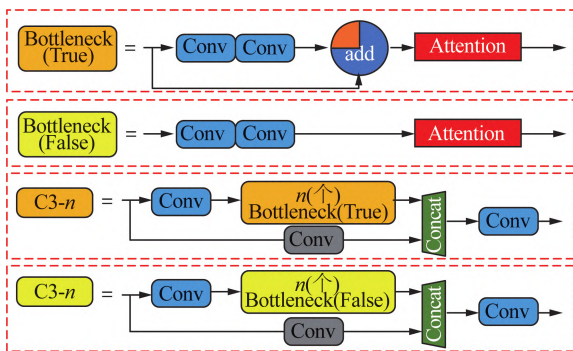


图 7 注意力机制位置示意图

Fig. 7 Schematic diagram of the location of attention mechanisms

2.4 改进初始锚箱的尺寸

YOLOv5 框架的初始检测锚箱三种尺寸设定为 $(80 \times 80, 40 \times 40, 20 \times 20)$, 在训练初始数据集聚类尺寸时,分别为 $10 \times 13, 16 \times 30, 33 \times 23, 30 \times 61, 62 \times 45, 59 \times 119; 116 \times 90, 156 \times 198, 373 \times 326$ 。三个特征图被输入到多尺度检测层,用于花蕾、半开、全开的不同生长状态检测。由于田间管理中采集的花朵不同生长状态图像与采集装置存在距离,这些大豆花朵不能被有效特征来识别。为避免图像背景中花蕾的错误识别,提高对前景中花朵的识别精度,对 YOLOv5 网络中的初始检测锚箱的尺寸进行改进。结合图像中花朵目标的长宽比,初始锚箱的长宽比为 1 左右,修改为 $80 \times 70, 75 \times 75, 85 \times 100$, 在训练试验样本数据集聚类时分别为 $95 \times 110, 130 \times 110, 115 \times 125$, 达到对小目标花蕾的准确识别,实现对不同生长状态花朵目标的准确识别。

3 试验结果与分析

3.1 训练环境与参数

试验平台是一个自主配置的服务器,具有 64 位 Windows 11 操作系统,处理器为 Intel(R) Xeon(R) CPU E5-2630 v3 @ 2.40GHz, NVIDIA Tesla K40c 图形卡,8 G 内存和 32 GB RAM。本文基于 PyTorch 深度学习框架构建网络模型,开发环境为 PyTorch 1.4、cudal0.1 和 python3.7。训练过程设置初始学习率为 0.01,权重衰减为 0.001, batch size 为 16。图像输入大小为 512 像素 $\times$ 512 像素。依据模型自身的特点,YOLOv5 和改进的 YOLOv5 训练的 epoch 均为 200,预训练模型为 YOLOv5x。

3.2 模型评估

模型评估采用平均精准度 AP、平均精准度的均值 mAP 两项指标,计算如式(7)~式(10)所示。

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad (7)$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \quad (8)$$

$$AP = \frac{\sum P}{N} \quad (9)$$

$$mAP = \frac{\sum AP}{N} \quad (10)$$

式中: TP ——识别出正确的正样本个数;

FN ——识别出错误的负样本的个数;

FP ——识别出错误的正样本的个数;

P ——精准率,正确判定为花朵占全部判定为花朵(包括错误判定为花朵)的比例;

R ——召回率,花朵正确检测为花朵占全部花朵比例;

N ——总数量,花朵数据集总数;

AP ——平均准确率, P 指数与 R 指数的积分,即 $P-R$ 曲线下的面积。

3.3 结果分析

3.3.1 模型训练损失值

在深度学习中,损失函数值可反映检测最终的预测结果和实际真实值之间的误差,用来分析和判断训练过程的优劣、模型的收敛程度以及是否过拟合等。在本文所用的 PyTorch 框架中,损失函数看作是放置在模型定义中的网络层,但在实践中,更侧重于作为功能函数,放置在正向传播过程中。损失函数曲线如图 8 所示。

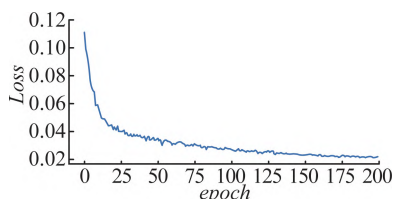
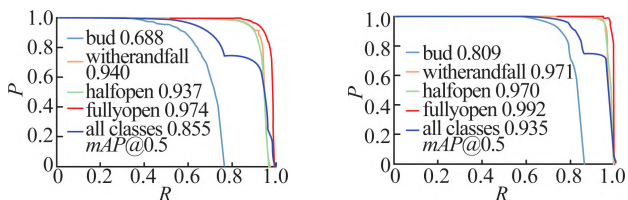


图 8 损失函数曲线

Fig. 8 Loss function curve

3.3.2 改进 YOLOv5 模型的识别检测结果

$mAP@0.5$ 是衡量目标检测模型性能的主要评价指标。YOLOv5 与 YOLOv5-Bloom-CA 的 $mAP@0.5$ 曲线如图 9 所示,分别为 88.5%、93.5%,YOLOv5-Bloom-CA 的 $mAP@0.5$ 比 YOLOv5 提高 0.5%,同时训练损失也更低。



(a) YOLOv5 算法

(b) YOLOv5-Bloom-CA 算法

图 9 改进前后识别大豆花朵不同生长状态 $mAP@0.5$ 曲线

Fig. 9 Identifying different growth states of soybean flowers before and after improvement $mAP@0.5$

将两个模型在所构建的田间大豆花朵不同生长状态数据集的测试集进行测试,设定置信度阈值为 0.3,使网络只检测高于置信度的大豆花朵目标。由于大豆花朵较小且分布密集,并且存在遮挡,但发现 YOLOv5-Bloom-CA 的漏检现象较少,一些边缘目标和模糊目标被检测到的概率更大。这是因为 BottleneckCSP 结构进行修改,减少模块数量来保留更多浅层特征,增强特征表达能力,利于识别更小的目标大豆花朵。CA 注意力机制能够降低数据集在训练过程中损失,保留更多的学习特征, $mAP@0.5$ 提升 5%。

3.3.3 检测结果分析

改进后的混淆矩阵如图 10 所示。大部分数据落于对角线上,且数值较高,说明改进后的 YOLOv5 网络精准率较高。但是偶尔也会出现错误检测的问题,例如将大豆花蕾检测为半开花朵,将凋落花朵检测为大豆花蕾,是因为大豆不同状态的相像或者目标较小都有可能被误测,因此后期仍需对数据集和网络进行优化^[16]。

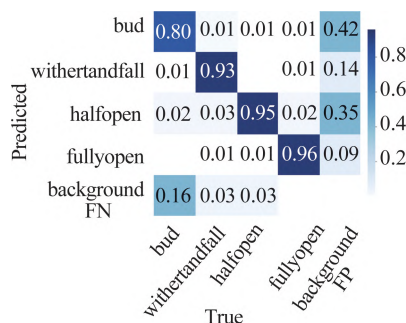


图 10 混淆矩阵

Fig. 10 Confusion matrix

YOLOv5-Bloom-CA 与原 YOLOv5 网络模型进行对比试验,如表 1 所示。在田间减少网络复杂度的情况下,改进的算法在大豆花朵不同生长状态条件下,准确率达到 93.4%,召回率达到 91.4%,对比原网络模型准确率、召回率分别提高 0.8% 和 2.1%,满足后期农业机器人实际工况下的模型部署检测要求。改进的 YOLOv5 模型算法与原模型比较,花朵不同生长状态目标准确率得到提高,在田间环境都能很好地被识别。如图 11 所示。

表 1 测试结果的算法对比

Tab. 1 Algorithm comparison of test results

算法	$R/\%$	$P/\%$	$mAP/\%$	单张照片检测耗时/s
改进 YOLOv5 算法	91.4	93.4	93.5	0.093
YOLOv5	89.3	92.6	88.5	0.123



图 11 改进前后结果对比

Fig. 11 Comparison of results before and after improvement

4 结论

1) 针对田间大豆花朵不同生长状态检测对开花时期的需要,构建基于改进YOLOv5的田间大豆花朵识别模型。通过改进YOLOv5模型,对BottleneckCSP结构修改,并在主干网络中引入CA注意力机制,修改锚箱尺寸提高小目标花蕾精准识别,建立田间大豆花朵不同生长状态识别模型。

2) 该模型通过对识别精度和速度等进行判断。得出改进YOLOv5提高图像识别的准确性,最终模型*mAP*值为93.5%,比原模型提高5%。在试验训练环境中保证识别速度和识别准确率,准确率达到93.4%,召回率达到91.4%,分别比原始网络模型高0.8%和2.1%,单张照片检测耗时0.093 s。所提出的改进算法具有一定的可行性和适应性。

3) 为提高大豆花朵不同生长状态识别检测,后续将考虑增加数据集多样性以适应不同地域、品种的大豆花朵状态识别,提高泛化性。

参 考 文 献

- [1] 郑玉龙, 赵明. 基于深度学习的自然环境下花朵识别[J]. 计算技术与自动化, 2019, 38(2): 114—118.
Zhang Yulong, Zhao Ming. Deep learning for flower identification in natural environment [J]. Computing Technology and Automation, 2019, 38(2): 114—118.
- [2] 张星, 高巧明, 潘栋, 等. 基于改进YOLOv3的田间复杂环境下菠萝拾检识别研究[J]. 中国农机化学报, 2021, 42(1): 201—206.
Zhang Xing, Gao Qiaoming, Pan Dong, et al. Picking recognition research of pineapple in complex field environment based on improved YOLOv3 [J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2021, 42(1): 201—206.
- [3] 马志艳, 朱熠, 张徐康, 等. 基于视觉的玉米苗期作物识别与定位方法研究[J]. 中国农机化学报, 2020, 41(9): 131—137.
Ma Zhiyan, Zhu Yi, Zhang Xukang, et al. Research on the method of crop recognition and location in maize seedling stage based on vision [J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2020, 41(9): 131—137.
- [4] 陈国防, 陈兆英, 王玉亮, 等. 基于数据增强深度学习的苹果花检测方法研究[J]. 中国农机化学报, 2022, 43(5): 148—155.
Chen Guofang, Chen Zhaoying, Wang Yuliang, et al. Research on detection method of apple flower based on data-enhanced deep learning [J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2022, 43(5): 148—155.
- [5] Dias P A, Tabb A, Medeiros H. Multispecies fruit flower detection using a refined semantic segmentation network [J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2018, 3(4): 3003—3010.
- [6] Dias P A, Tabb A, Medeiros H. Apple flower detection using deep convolutional networks [J]. Computers in Industry, 2018, 99: 17—28.
- [7] Farjon G, Krikeb O, Hillel A B, et al. Detection and counting of flowers on apple trees for better chemical thinning decisions [J]. Precision Agriculture, 2020, 21: 503—521.
- [8] Hou Q, Zhou D, Feng J. Coordinate attention for efficient mobile network design [C]. Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2021: 13713—13722.
- [9] 潘惠苹, 王敏琴, 张福泉, 等. 基于优化YOLO-V4的交通标志检测识别方法[J]. 计算机科学, 2022, 49(11): 179—184.
Pan, Huiping, Wang, Minqin, Zhang Fuquan, et al. Traffic sign detection and recognition method based on optimized YOLO-V4 [J]. Computer Science, 2022, 49(11): 179—184.
- [10] 邢姗姗, 赵文龙. 基于YOLO系列算法的复杂场景下无人机目标检测研究综述[J]. 计算机应用研究, 2020, 37(S2): 28—30.
Xing Shanshan, Zhao Wenlong, et al. Review of UAV target detection in complex scenarios based on YOLO series algorithms [J]. Application Research of Computers, 2020, 37(S2): 28—30.
- [11] 张上, 王恒涛, 冉秀康, 等. 基于YOLOv5的轻量化交通标志检测方法[J]. 电子测量技术, 2024(2): 49—55.
Zhang Shang, Wang Hengtao, Ran Xiukang, et al. Lightweight traffic sign detection algorithm based on YOLOv5 [J]. Electronic Measurement Technology, 2024(2): 49—55.
- [12] 刘丽娟, 窦佩佩, 王慧, 等. 自然环境下重叠与遮挡苹果图像识别方法研究[J]. 中国农机化学报, 2021, 42(6): 174—181.
Liu Lijuan, Dou Peipei, Wang Hui, et al. Image recognition algorithm research of overlapped apple fruits in the natural environment [J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2021, 42(6): 174—181.
- [13] 王林柏, 张博, 姚竟发, 等. 基于卷积神经网络马铃薯叶片病害识别和病斑检测[J]. 中国农机化学报, 2021, 42(11): 122—129.
Wang Linbai, Zhang Bo, Yao Jingfa, et al. Potato leaf disease recognition and potato leaf disease spot detection based on Convolutional Neural Network [J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2021, 42(11): 122—129.
- [14] 董丽君, 曾志高, 易胜秋, 等. 基于YOLOv5的遥感图像目标检测[J]. 湖南工业大学学报, 2022, 36(3): 44—50.
Dong Lijun, Zeng Zhigao, Yi Shengqiu, et al. Research on a YOLOv5: Based remote sensing image target detection [J]. Journal of Hunan University of Technology, 2022, 36(3): 44—50.

论文精选:基于改进 YOLOv5 的田间大豆花朵生长状态识别方法研究

研究概况

为判断大豆开花时期落花情况,对田间大豆花朵在花蕾、半开、全开、凋落四类生长状态下进行精准检测。基于 YOLOv5 检测模型,对主干 Bottleneck CSP 结构进行修改,减少模块数量来保留更多浅层特征,增强特征表达能力,在骨干网络中引入 CA 注意机制,以获得位置信息,协助模型更加准确地识别,并修改锚箱尺寸提高小目标花蕾精准识别,在自建的田间大豆花朵不同生长状态数据集上进行改进 YOLOv5 算法对比试验。结果表明:大豆开花时期花朵不同生长状态识别模型准确率达到 93.4%,召回率达到 91.4%,对比原模型准确率、召回率分别提高 0.8%和 2.1%。为大豆开花时期花朵不同生长状态检测与田间管理提供技术支撑。该研究由财政部和农业农村部:国家现代农业产业技术体系(CARS—04—PS30)资助。

主要技术指标

算法	召回率/%	准确率/%	精度均值/%	单张照片检测耗时/s
改进 YOLOv5 算法	91.4	93.4	93.5	0.093
YOLOv5	89.3	92.6	88.5	0.123

团队介绍

该成果由黑龙江八一农垦大学工程学院大豆智能化管理团队研发,团队负责人为张伟教授。团队主要致力于大豆智能化管理与精准作业、数字农业、农业大数据平台技术、北方寒地机械化保护性耕作技术和北方现代化航空精准施药技术等研究。近二十年,承担国家省部委以上科研项目 34 项,发表学术论文 400 余篇,获授权发明专利 75 项,获国家级、省部级奖励 3 项,发表出版专著 2 部。

