

低数据集下基于 ASPP - YOLO v5 的苋菜识别方法研究

张继成¹ 侯郁硕¹ 郑萍¹ 夏士兴^{2,3}

(1. 东北农业大学电气与信息学院, 哈尔滨 150030; 2. 黑龙江工程学院, 哈尔滨 150001;

3. 黑龙江省光电子及激光技术重点实验室, 哈尔滨 150001)

摘要: 针对田间苋菜识别存在准确率低、样本数量少等问题,通过引入扩展感受野和提取上下文信息的 ASPP 注意力机制改进 YOLO v5 苋菜识别模型,在低数据集下改进后的模型能够显著提高 F1 值和 mAP。实验结果表明,在低数据集下引入 ASPP 注意力机制后苋菜识别模型 F1 值提高 13 个百分点、mAP 提高 18.6 个百分点。采用横向录制的方式苋菜被检测到的概率提高 15.4 个百分点。因此,本研究为苋菜或其他杂草在低数据集下的识别提供了有效的方法,为农业领域的杂草识别和管理研究提供了参考。

关键词: 苋菜识别; YOLO v5; ASPP; 低数据集

中图分类号: TP391.41; S451 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2023)S2-0223-06

Method for Amaranth Identification Based on ASPP - YOLO v5 Model in Low Data Set

ZHANG Jicheng¹ HOU Yushuo¹ ZHENG Ping¹ XIA Shixing^{2,3}

(1. College of Electrical and Information, Northeast Agricultural University, Harbin 150030, China

2. Heilongjiang Institute of Technology, Harbin 150001, China

3. Heilongjiang Provincial Key Laboratory of Optoelectronics and Laser Technology, Harbin 150001, China)

Abstract: Aiming at the problems of low accuracy and small number of samples in field amaranth identification, the YOLO v5 amaranth identification model was improved by introducing ASPP attention mechanism of expanding receptive field and extracting context information. The improved model would significantly improve F1 value and mAP index under low data set. The experimental results showed that the F1 value and mAP of amaranth identification model was increased by 13 percentage points and 18.6 percentage points after the introduction of ASPP attention mechanism in low data set. The detection rate of amaranth was increased by 15.4 percentage points with horizontal recording. Therefore, the research provided an effective method for the identification of amaranth or other weeds under low data sets, and prepared for the research of weed identification and management in the agricultural field.

Key words: amaranth identification; YOLO v5; ASPP; low data set

0 引言

精准农业是推动农业现代化的重要方向,通过精确管理农作物的环境和状况,可实现高效、低投入、可持续的农业生产^[1]。随着人工智能和计算机视觉技术的快速发展,图像识别在农业领域的应用逐渐增多^[2]。在农业生产中,农田杂草是一个巨大

的难题,这些杂草不仅与作物争夺养分和水分,而且还是多种病虫害的中间寄主,成为困扰作物高效生产的难题。杂草的自动检测和分类识别变得越来越重要^[3]。

野苋菜是一种常见的杂草。早期对苋菜的识别采用颜色特征进行识别,如陈树人等^[4]根据不同的颜色特征利用机器视觉技术自动识别棉田中的铁苋

收稿日期: 2023-06-01 修回日期: 2023-08-26

基金项目: 黑龙江省自然科学基金项目(LH2020E02)、新一轮黑龙江省“双一流”学科协同创新成果项目(LJGXCG2023-038)和财政部和农业农村部:国家现代农业产业技术体系项目(CARS-04)

作者简介: 张继成(1980—),男,高级工程师,博士,主要从事农用装备自动化控制技术研究,E-mail: zhangjicheng@neau.edu.cn

通信作者: 郑萍(1980—),女,副教授,博士,主要从事农业电气化与自动化研究,E-mail: zhengping@neau.edu.cn

构是一种新型的物体检测模型,其在 YOLO v5 模型的基础上引入 ASPP 注意力机制,提升了模型在不同大小物体检测上的准确性。该架构采用空洞卷积、金字塔空间池化等技术对特征进行多尺度的处理,能够更好地适应不同的物体尺寸和形状^[20]。同时,通过引入注意力机制,能够更加关注需要关注的区域和特征,进一步提高检测效果。图 2 为 YOLO v5 在引入 ASPP 后的基本原理图。改进后的网络结构包括骨干网络和 ASPP 模块。骨干网络负责提取图像特征,并将其传递给 ASPP 模块。ASPP 模块对

提取的特征进行处理,以获得多种不同尺度的语义信息。ASPP 模块的输出被传递到 Head 部分,Head 根据 ASPP 输出生成目标的边界框和类别预测。该架构在计算机视觉领域,特别是在智能驾驶、安防监控等领域具有广泛的应用前景^[21]。改进后的 YOLO v5 模型架构通过引入 ASPP 注意力机制,能够更好地捕获图像的上下文信息,提高目标检测的精度和鲁棒性。在其他的实际应用中,可以根据具体任务需求和数据集特点进一步调整和优化模型架构。

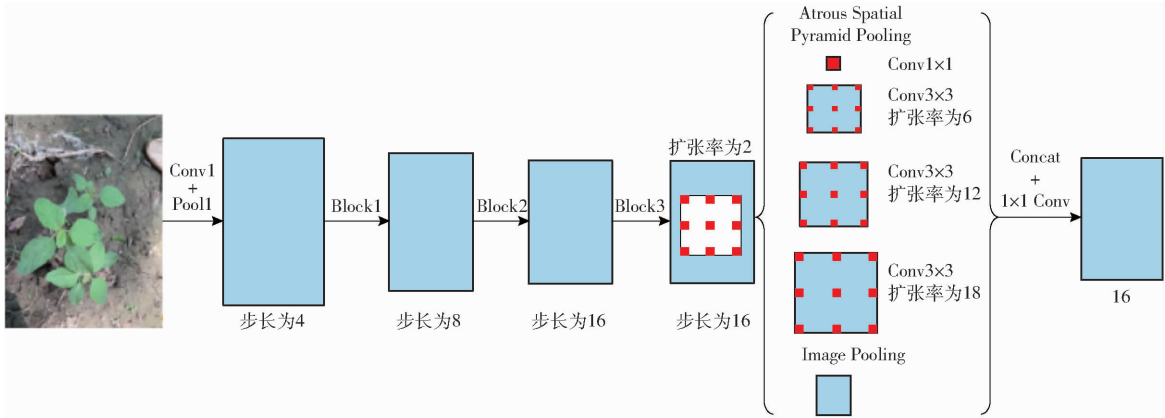


图 2 YOLO v5 – ASPP 基本原理图

Fig. 2 Principle chart of YOLO v5 – ASPP

1.4 训练数据集与预处理

为了使 YOLO v5 算法能够对苋菜进行全面的认识,本研究采用的训练数据集为随机拍摄不同大小、不同生长环境的苋菜图像,共 58 幅,其中训练集为 51 幅(约 80%),验证集 7 幅(约 20%)^[22]。数据集中苋菜的数量达到了 80 多颗,并进行了交叉验证。数据集中检测目标中心点分布及尺寸情况如图 3 所示。在实际田间获取杂草数据集任务时,少部分杂草存在样本少、杂草数据获取困难等问题,导致用于训练的数据集数量不充足,且数据集过多会导致训练时间过长,所以提高低数据集下的识别效果对实际应用具有一定的指导意义。

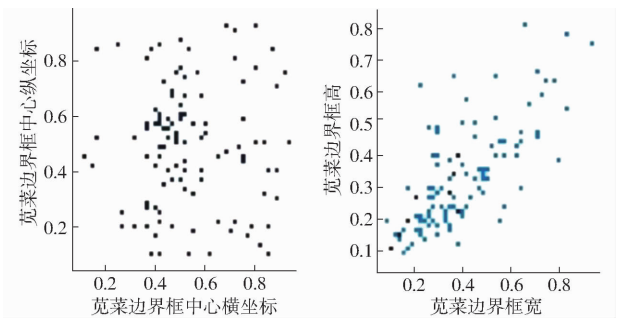


图 3 数据集中检测目标中心点分布及尺寸情况

Fig. 3 Distribution and size of target center points detected in data set

2 实验与结果

2.1 实验设置

实验采用软件环境为基于 Windows 10、Python 3.8.0、PyTorch 1.8.0 搭建的深度学习框架,实验硬件环境 CPU 为 Intel(R) Core(TM) i7 – 8750H@ 2.20 GHz,显卡为 NVIDIA GeForce GTX1050,输入图像尺寸为 640 像素 × 640 像素,训练轮次设置为 120 轮^[23]。将数据集加入已经添加 ASPP 注意力机制的 YOLO v5 – ASPP 目录下并设置好各个参数以及数据集路径。

2.2 苋菜数据集

苋菜数据集采用自制数据集,其中苋菜图像均来自华北地区某地田间、路边等随机拍摄的野生苋菜。拍摄设备为 iPhone XR 手机(1.2×10^7 像素)。数据集中对苋菜采用垂直拍摄,其中苋菜大小、高度、姿势等各不相同。图 4 为拍摄的苋菜图像。将拍摄的图像添加至 LabelImg 对图中苋菜进行数据标注,以 YOLO 格式输出。

2.3 模型性能评估指标

本研究使用平均精度(AP)来评估苋菜目标检测算法的识别能力。AP 表示精确率(Precision)、召回率(Recall)与坐标轴所围面积。另外,召回率和精确率受到置信度阈值的影响,不同类别目标的 AP

[9] LIU Wei, ANGUELOY D, ERHAN D, et al. SSD: single shot multibox detector[C] // European Conference on Computer Vision, 2016: 21 – 37.

[10] REDMON J, DIVVALA K S, GIRSHICK B R, et al. You only look once: unified, real-time object detection[C] // Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016: 21 – 37.

[11] REDMON J, FARHADI A. YOLO9000: better, faster, stronger[C] // Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016: 779 – 788.

[12] REDMON J, FARHADI A. YOLO v3: an incremental improvement[J]. arXiv: 1804.02767, 2018.

[13] ALEXEY B, WANG Chien-Yao, LIAO Hong-Yuan. YOLO v4: optimal speed and accuracy of object detection [C] // Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2021: 13024 – 13033.

[14] ZHU Xingkui, LÜ Shuchang, WANG Xu, et al. TPH – YOLO v5: improved YOLO v5 based on transformer prediction head for object detection on drone-captured scenarios[C] // 2021 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision Workshops (ICCVW), 2021: 2778 – 2788.

[15] 杨小健, 陶青川. 基于改进 YOLOX 的草莓检测算法[J]. 现代计算机, 2023, 29(6): 11 – 18.
YANG Xiaojian, TAO Qingchuan. Strawberry detection algorithm based on improved YOLOX[J]. Modern Computers, 2023, 29(6): 11 – 18. (in Chinese)

[16] YANG Guanhao, FENG Wei, JIN Jintao, et al. Face mask recognition system with YOLOV5 based on image recognition[C] // 2020 IEEE 6th International Conference on Computer and Communications (ICCC), 2020: 1398 – 1404.

[17] CHEN Liang-Chieh, PAPANDREOU G, KOKKINOS I, et al. DeepLab: semantic image segmentation with deep convolutional nets, atrous convolution, and fully connected CRFs[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2018, 40(4): 834 – 848.

[18] 史册. 基于改进 ASPP 的域适应地物分类算法[J]. 电脑编程技巧与维护, 2023(4): 43 – 47.
SHI Ce. Domain adaptive land feature classification algorithm based on improved ASPP[J]. Computer Programming Skills and Maintenance, 2023(4): 43 – 47. (in Chinese)

[19] 万黎明, 张小乾, 刘知贵, 等. 基于空洞空间金字塔池化和多头自注意力的特征提取网络[J]. 计算机应用, 2022, 42(增刊 2): 79 – 85.
WAN Liming, ZHANG Xiaoqian, LIU Zhigui, et al. A feature extraction network based on hollow space pyramid pooling and multi head self attention[J]. Computer Applications, 2022, 42(Supp. 2): 79 – 85. (in Chinese)

[20] 张释如, 黄综浏, 张袁浩, 等. 基于改进 YOLO v5 的煤矸识别研究[J]. 工矿自动化, 2022, 48(11): 39 – 44.
ZHANG Shiru, HUANG Zongliu, ZHANG Yuanhao, et al. Research on coal gangue recognition based on improved YOLO v5 [J]. Industrial and Mining Automation, 2022, 48(11): 39 – 44. (in Chinese)

[21] 单威, 李国新, 朱东弼. 基于 YOLO v5 的改进型夜间车辆检测算法研究[J]. 信息与电脑(理论版), 2023, 35(4): 190 – 193.
SHAN Wei, LI Guoxin, ZHU Dongbi. Research on improved night vehicle detection algorithm based on YOLO v5 [J]. Information and Computers (Theoretical Edition), 2023, 35(4): 190 – 193. (in Chinese)

[22] 林一鸣, 王宇钢, 季莘翔, 等. 基于改进 YOLO v5 算法的可回收饮料瓶检测方法研究[J]. 辽宁工业大学学报(自然科学版), 2023, 43(4): 232 – 238.
LIN Yiming, WANG Yugang, JI Shenxiang, et al. Research on recyclable beverage bottle detection method based on improved YOLO v5 algorithm[J]. Journal of Liaoning University of Technology (Natural Science Edition), 2023, 43(4): 232 – 238. (in Chinese)

[23] 张俊宁, 毕泽洋, 闫英, 等. 基于注意力机制与改进 YOLO 的温室番茄快速识别[J]. 农业机械学报, 2023, 54(5): 236 – 243.
ZHANG Junning, BI Zeyang, YAN Ying, et al. Fast recognition of greenhouse tomatoes based on attention mechanism and improved YOLO[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(5): 236 – 243. (in Chinese)