

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2023.S2.026

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

菜。而胡盈盈等^[5]利用光谱特征对玉米田间杂草进行识别,其中野苋菜的识别率达到了63.3%。董康^[6]利用BP神经网络作为杂草的识别模型对包括苋菜在内的田间杂草进行识别研究,结果表明在种类较少的杂草情况下,能达到很好的准确率。

近年来越来越多的研究把深度学习算法应用于杂草识别。基于深度学习的目标检测算法可以分为两种类型。第1种是两阶段检测算法,以R-CNN^[7]、SPP-Net^[8]等为代表。这种算法首先提取物体区域,然后使用卷积神经网络进行分类识别。第2种是单阶段检测算法,以SSD^[9]和YOLO^[10-14]系列为代表。这种算法直接对物体进行分类,并进行边界框回归。相比于两阶段检测算法,单阶段检测算法具有更快的推理速度,但也存在一定的精度损失。随着目标检测的发展,YOLO系列一直追求实时应用中检测速度和精度的最佳平衡。目前,YOLO系列已经集成了许多优化策略,既保证了实时性,又具备了较高的检测精度^[15],但在处理目标尺度变化较大时,可能会出现特征信息丢失或不准确的情况,从而对检测的精度和准确性产生影响,尤其是当训练数据不充足时。

本研究在YOLO v5架构的基础上,通过引入ASPP注意力机制来改进苋菜识别模型。ASPP注意力机制可以有效地扩展感受野和提取上下文信息,从而提高模型对不同尺度和复杂度的苋菜图像的识别能力。通过该研究,旨在低数据集下提高苋菜识别的准确性和效率,并为农业领域的杂草识别和管理提供行之有效的方法。

1 方法

1.1 YOLO v5 目标检测算法

YOLO(You only look once)是一种基于深度学习的实时目标检测算法。YOLO v5是由Ultralytics团队在YOLO v4的基础上进行改进和优化而来的^[16]。YOLO v5是一种单阶段(One-stage)的目标检测算法,通过在图像上进行单次前向传播即可输出检测结果,因此速度非常快,适用于实时应用和资源受限的场景。YOLO v5采用轻量级的网络架构,相较于YOLO v4,模型更加紧凑,同时在性能上有所提升。YOLO v5利用backbone主干网络来提取图像特征,然后通过一系列的卷积和激活层来检测目标。同时使用特殊的损失函数来优化目标的位置、类别和置信度,以提高检测精度。因此,YOLO v5具有高性能、高速度、轻量级、多尺度的特点。

1.2 ASPP 注意力机制原理与应用

空洞金字塔池化(Atrous spatial pyramid pooling)^[17]本质上是由一个 1×1 的卷积加池化金字塔加ASPP池化层组成的。而池化金字塔各层的膨胀因子可以自定义,从而实现自由提取多尺度特征。ASPP的目的是尽可能多地提取特征。ASPP的结构如图1所示。ASPP由 1×1 卷积、ASPP Pooling和池化金字塔构成,其中可以自定义池化金字塔的各层膨胀因子,以实现多尺度特征提取的灵活性^[18]。

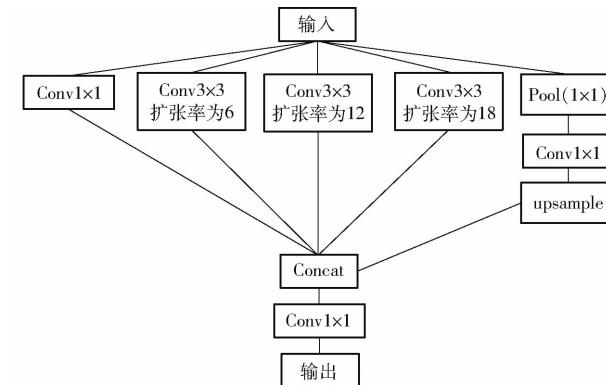


图1 ASPP结构图

Fig. 1 ASPP structure diagram

ASPP作为一种空间注意力机制,用于解决计算机视觉任务中上下文信息的提取。它通过使用不同尺度的空洞卷积来捕捉不同尺度的上下文信息,并将这些信息融合到特征图中。在ASPP中,特征图通过多个并行的空洞卷积分支进行处理,每个分支具有不同的空洞率。这些分支的输出特征图被级联在一起,并通过一个卷积层进行融合。这样可以在不引入额外参数的情况下,增加感受野,从而提高特征图的表达能力。通过这种方式,ASPP可以赋予特征图不同尺度上的权重,从而更好地捕捉目标的上下文信息,进而更准确地理解图像的语义内容^[19]。

ASPP注意力机制在图像语义分割任务中得到了广泛的应用,特别是在处理具有多尺度目标和复杂背景的图像时表现出色。通过提取多尺度的特征信息,ASPP可以更好地理解图像中的物体形状、纹理和上下文信息,并实现更准确的像素级别分类或分割。此外,ASPP注意力机制还可以应用于其他计算机视觉任务,如目标检测、图像分类和场景理解等,以提高模型的性能和鲁棒性。通过引入ASPP,模型可以更全面地感知到不同尺度的特征信息,从而更好地适应复杂的视觉场景和任务需求。

1.3 基于ASPP注意力机制的YOLO v5改进模型架构

基于ASPP注意力机制的YOLO v5改进模型架

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。

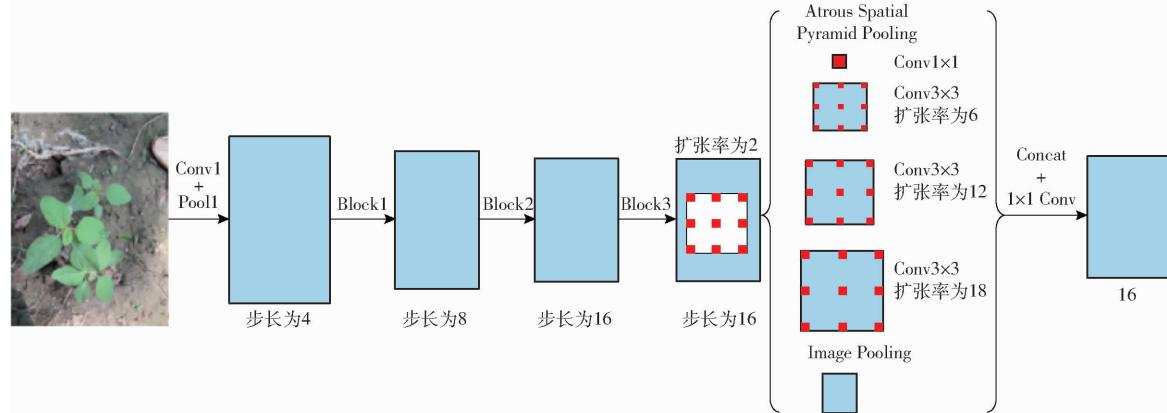


图 2 YOLO v5 – ASPP 基本原理图

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。

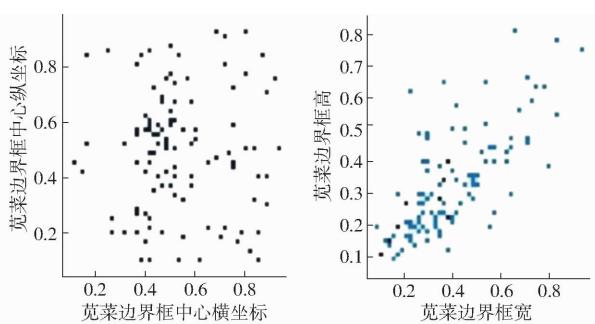


图 3 数据集中检测目标中心点分布及尺寸情况

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



图 4 莠菜图像

Fig. 4 Picture of amaranth

值也有所不同。为了更客观地评估模型的准确度,采用平均精度均值(mAP)对模型性能进行评估。F1值也是分类的一个衡量标准,是精确率和召回率的调和平均函数,介于0~1之间,数值越大识别表现越好。

2.4 实验结果与分析

2.4.1 引入 ASPP 对比实验

ASPP 注意力机制引入前后分别对模型进行训练,训练完成后对各项训练数据进行对比,两个训练过程运用的训练集和验证集均完全一致。训练完成后的 F1 值和 mAP 如表 1 所示。

表 1 引入 ASPP 前后 F1 值和 mAP 对比

Tab. 1 Comparison of F1 values and mAP before and after introduction of ASPP

指标	引入前	引入后
F1 值	48	61
mAP	50.6	80.2

指标	引入前	引入后
F1 值	48	61
mAP	50.6	80.2

训练完成后的结果显示,引入 ASPP 的 YOLO v5 模型的 F1 值和 mAP 得到了提升,其中 mAP 提升的最为明显。将训练完成后生成的训练权重分别对拍摄的苋菜视频进行识别,所采用的视频包括不同生长期的苋菜并伴随少量其他杂草。图 5 为视频识别的截图对比。由各项数据参数和对视频的识别可

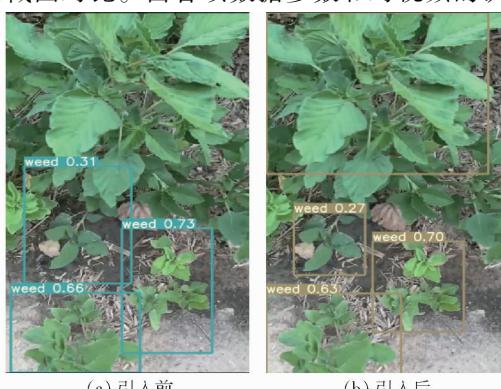


图 5 引入 ASPP 前后识别效果对比

Fig. 5 Comparison of recognition effects before and after introduction of ASPP

知,引入 ASPP 后在低数据集下对识别效果有一定的提升作用,除此之外采用了交叉验证的方法,得到的结果基本保持一致,表明没有产生过拟合。

为了验证本文方法识别效果,另随机选取两组相同数量的苋菜数据集进行训练。实验结果对比如表 2 所示。

表 2 验证实验结果对比

Tab. 2 Comparison of verification experimental index

		%	
	指标	引入前	引入后
实验 1	F1 值	62	67
	mAP	56.1	67.2
实验 2	F1 值	67.0	77
	mAP	73.0	83.8

由表 2 可得,在低数据集下引入 ASPP 注意力模块后,可以提高苋菜的训练精度。

2.4.2 不同速度对比实验

为了更加贴近实际应用,模拟实际中农机的工作场景,在引入 ASPP 注意力机制后,分别对不同速度的视频进行识别。分别录制了 8~12 km/h 的 5 个视频进行识别。人工计数视频内苋菜数量大约为 26 棵。结果对比如表 3 所示,在速度 8~12 km/h 区间,YOLO v5 – ASPP 的识别效果相差不大。

表 3 5 种速度下识别效果对比

Tab. 3 Comparison of recognition effects at five speeds

速度/ (km·h ⁻¹)	帧数	视频时 间/s	正确识别 数量/棵	运行时间/ s
8	264	4	23	30.890
9	229	4	23	26.490
10	242	4	22	28.429
11	231	4	22	27.464
12	237	4	22	30.023

2.4.3 录制方式对比实验

在视频识别过程中发现,视频中的图像在画面中停留的时间短,导致部分苋菜不能够被识别或识别效果不好,所以设计采用横向录制的方法进行对比实验。针对同一地点杂草,在相同速度下分别录制横向和竖向 2 个视频,在 ASPP 机制下进行识别,图 6 为横向和竖向视频识别截图对比,图中方框为算法识别出的苋菜。图 6a 中红框内的苋菜没有被识别出来,而在横向视频(图 6b)中被成功识别出来。表 4 为不同录制方式的识别效果对比,可以清晰地看出横向录制方式具有极高的正确识别率。

2.5 讨论与分析

(1) YOLO v5 引入 ASPP 注意力机制后可以提高 F1 值和 mAP,因为它能更好地捕捉上下文信息、

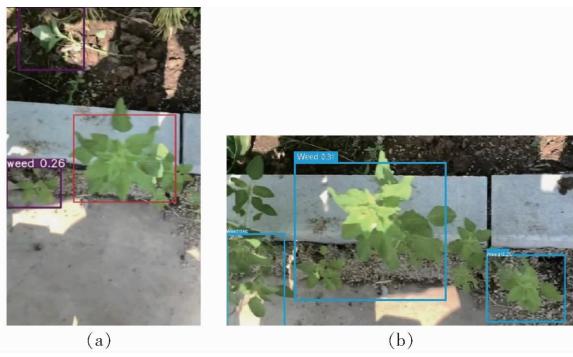


图 6 不同录制方式检测效果对比

Fig. 6 Comparison of detection effects of different recording methods

表 4 不同录制方式识别效果对比

Tab. 4 Comparison of recognition effect of different recording methods

录制方式	正确识别数量/棵	正确识别率/%
横向	23	88.5
竖向	19	73.1

调整感受野、融合多尺度特征，并减少信息丢失，从而提升目标检测的准确性和召回率。张释如等^[20]在改进 YOLO v5 实验中以原始 YOLO v5 模型为基准，分别使用 SPP、ASPP 和残差 ASPP 进行对比实验，ASPP 相较于原始模型，精确率提高 1.24 个百分点，召回率提高 1.35 个百分点，AP 提高 1.09 个百分点。

(2) 针对 5 种不同的农机速度录制视频，分

辨率为 4 K、帧率为 60 f/s，较高的帧率和清晰度在速度 8~12 km/h 区间内，可以满足代码识别的要求。因此，后续研究中，对于这个速度范围内的视频，可以采用本研究的录制参数，以提高分析和识别的质量，并确保获得更精细的结果。

(3) 横向视频录制相比于竖向录制，会使得苋菜在视频中停留的时间更长，从而增加苋菜被检测到的几率，进而提高识别效果。因此相对于竖向录制，选择横向录制可以有效改善苋菜的识别效果，使其在视频中得到更充分的展示和分析。这种录制方式可以进一步提高苋菜检测的准确性和可靠性。

3 结论

(1) 提出了一种基于 ASPP 注意力机制的改进模型，并将其应用于苋菜识别领域。该模型在 YOLO v5 架构的基础上引入 ASPP 注意力机制，有效提高了检测器的感受野和上下文信息的获取能力。在低数据集下的苋菜识别实验中，该模型 mAP 提高 18.6 个百分点，F1 值提高 13 个百分点，并表现出较好的识别效果。

(2) 引入 ASPP 后可以在低数据集下提高识别效果。同时，采用横向录制的视频能够提高苋菜被检测到的概率。基于 YOLO v5-ASPP 模型，实现了在低数据集下提高苋菜识别的准确率，有助于提高田间识别以苋菜为主杂草的识别精度，对农业领域的杂草控制和精准农业发展具有一定的意义。

参 考 文 献

- [1] 毛文华, 张银桥, 王辉, 等. 杂草信息实时获取技术与设备研究进展 [J]. 农业机械学报, 2013, 44(1): 190~195.
MAO Wenhua, ZHANG Yinqiao, WANG Hui, et al. Progress in real-time weed information acquisition technology and equipment [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2013, 44(1): 190~195. (in Chinese)
- [2] 何东健, 张海亮, 宁纪锋, 等. 农业自动化领域中计算机视觉技术的应用 [J]. 农业工程学报, 2002, 18(2): 171~175.
HE Dongjian, ZHANG Hailiang, NING Jifeng, et al. Application of computer vision technology in the field of agricultural automation [J]. Transactions of the CSAE, 2002, 18(2): 171~175. (in Chinese)
- [3] 付豪, 赵学观, 翟长远, 等. 基于深度学习的杂草识别方法研究进展 [J]. 中国农机化学报, 2023, 44(5): 198~207.
FU Hao, ZHAO Xueguan, ZHAI Changyuan, et al. Research progress on weed identification methods based on deep learning [J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2023, 44(5): 198~207. (in Chinese)
- [4] 陈树人, 沈宝国, 毛罕平, 等. 基于颜色特征的棉田中铁苋菜识别技术 [J]. 农业机械学报, 2009, 40(5): 149~152.
CHEN Shuren, SHEN Baoguo, MAO Hanping, et al. Color feature based identification technology for amaranth in cotton fields [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2009, 40(5): 149~152. (in Chinese)
- [5] 胡盈盈, 王瑞燕, 郭鹏涛, 等. 基于近地光谱特征的玉米田间杂草识别研究 [J]. 江苏农业科学, 2020, 48(8): 242~246.
HU Yingying, WANG Ruiyan, GUO Pengtao, et al. Research on weed identification in corn fields based on near-earth spectral features [J]. Jiangsu Agricultural Sciences, 2020, 48(8): 242~246. (in Chinese)
- [6] 董康. 基于计算机视觉田间杂草识别技术研究 [D]. 杭州: 中国计量大学, 2019.
DONG Kang. Research on field weed identification technology based on computer vision [D]. Hangzhou: China Jiliang University, 2019. (in Chinese)
- [7] GIRSHICK B R, DONAHUE J, DARRELL T, et al. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation [C] // Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2014: 24~27.
- [8] HE Kaiming, ZHANG Xiangyu, REN Shaoqing, et al. Spatial pyramid pooling in deep convolutional networks for visual recognition [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2015, 37(9): 1904~1916.

- [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)