

基于改进YOLOv8模型的生活垃圾检测

荀雨薇¹, 吴丽丽²

(1. 甘肃农业大学 理学院; 2. 甘肃农业大学 信息科学技术学院, 甘肃 兰州 730070)

摘要: 随着社会的进步和生活水平的逐渐提高, 生活垃圾也日益增加, 垃圾分拣工作面临着工作环境复杂、对工作人员体力要求高等挑战。为了提高生活垃圾分拣效率, 提出一种加强特征模块融合、引入注意力机制和MPDIoU损失函数的改进YOLOv8的生活垃圾检测模型, 用于生活垃圾检测和分类。首先, 利用GOLD-YOLO中的Gatherand-Distribute机制对特征融合模块进行改进; 其次, 将注意力机制的目标检测头添加到模型中, 并将损失函数替换为MPDIoU, 从而提高模型对生活垃圾的检测性能; 再次, 在改进算法结构后, 通过实验数据比较对训练策略加以改进; 最后, 在生活垃圾数据集上进行了验证。结果表明, 经过改进后的模型检测精度明显提升, mAP@0.5和mAP@0.5:0.95分别提高了0.4%和2.9%, 生活垃圾检测能力得到有效提升。

关键词: 深度学习; 生活垃圾检测; YOLOv8; 目标检测

DOI: 10.11907/rjtk.241175

中图分类号: TP391.41

文献标识码: A

开放科学(资源服务)标识码(OSID):

文章编号: 1672-7800(2025)004-0056-06



Domestic Waste Detection Based on Improved YOLOv8 Model

XUN Yuwei¹, WU Lili²

(1. College of Science, Gansu Agricultural University;

2. School of Information Science and Technology, Gansu Agricultural University, Lanzhou 730070, China)

Abstract: With the progress of society and the gradual improvement of economic level, the amount of household waste is also increasing day by day. The garbage sorting work faces challenges such as complex working environments and high physical requirements for workers. In order to improve the sorting efficiency of household waste, an improved YOLOv8 household waste detection model is proposed, which strengthens feature module fusion, introduces attention mechanism and loss function, and is suitable for the detection and classification of household waste. Firstly, the Gatherand-Attribute mechanism in GOLD-YOLO has improved the feature fusion module. At the same time, the object detection head of the attention mechanism was added to the model, and the CIoU loss function was replaced with MPDIoU, thereby improving the performance of the model in detecting household waste. After improving the algorithm structure, the training strategy was improved through experimental data comparison. And it was validated on the household waste dataset. After two parts of improvement, the detection of household waste mAP@0.5 was improved by 0.4%, mAP@0.5:0.95 was increased by 2.9%, and the efficiency of household waste detection was significantly improved.

Key Words: deep learning; household garbage detection; YOLOv8; target detection

0 引言

随着社会的发展和人们生活水平的不断提高, 由生活垃圾造成的环境污染问题也愈发突出。基于生活垃圾分拣工作的特殊性, 用人工智能设备替代人工分拣是更为适

合的方式。近年来, 国内外已有许多基于深度学习技术对垃圾进行检测分类的研究。其中, 部分学者以 fast RCNN 等模型为研究基础, 如文灿华等^[1]基于 fast RCNN 构建垃圾检测算法, 将其 Backbone 部分重构为 MobileNet V1, 同时利用困难样本增强训练等方法进行改进; Chen 等^[2]针对复杂背景下的小目标样本定位及识别, 构建了以卷积特征

收稿日期: 2024-03-26

扫描二维码阅读全文:

基金项目: 甘肃省科技计划项目(20CX9NA095)

作者简介: 荀雨薇(1996-), 女, CCF 会员, 甘肃农业大学理学院硕士研究生, 研究方向为人工智能; 吴丽丽(1979-), 女, 博士, 甘肃农业大学信息科学技术学院副教授、硕士生导师, 研究方向为人工智能、数据挖掘。本文通讯作者: 吴丽丽。



层次为基础的检测系统,同时将该系统与机械相结合,利用机械臂成功实现了基于人工智能的垃圾分拣。部分学者以YOLO系列模型为基础,如Wang等^[3]提出将YOLOv4融合ECA注意力机制并进行轻量化后的模型;Liu等^[4]提出基于YOLOX进行轻量化处理后适用于垃圾检测的模型;Dimitris等^[5]通过改进YOLOv4模型中的损失函数和激活函数,同时引入数据增强以构建适用于垃圾实时检测的模型;Yu等^[6]将自学策略与YOLOv4相结合而得到的适用于垃圾检测的模型;Jiang等^[7]将YOLOv5算法的损失函数及优化器进行改进,同时增加了检测层和注意力机制模块;Yan等^[8]基于YOLOv5算法将剪枝策略融入其中;陈胜选^[9]等基于YOLOv5算法通过政治热力图为量化标准并进行垃圾检测;涂成凤等^[10]基于YOLOv5n算法将ShuffleNet V2与Ghost Net引入网络中实现了网络轻量化,同时将SE注意力机制加入其中提升了特征提取能力。

上述检测方案虽然进行了不同类型的模型改进,但是利用YOLOv4检测过程中存在数据集较少、分类类别较少等问题,利用YOLOv5剪枝模型存在精度提升较少等问题。鉴于此,为了适应多类别生活垃圾检测场景,本文选择了多类别生活垃圾数据集。数据集内容对公开数据及部分网络图片进行融合,选择了一个适合生活垃圾检测的7分类数据集。同时,为了提升生活垃圾检测效果,选择YOLOv8为基线模型,利用GOLD-YOLO中的Gatherand-Distribute进行特征融合模块改进,并将注意力机制的目标检测头添加到模型中,提高了模型对于生活垃圾检测的性能,同时将Clou Loss改进为MPDIoU,进一步提升了检测精度。

1 YOLOv8算法

1.1 结构部分

YOLOv8的算法在目标识别算法中被视为领军人物之一,其中YOLOv8在数据预处理方面与YOLOv5相似,其在数据增强中运用了马赛克增强混合增强空间扰动及颜色扰动。YOLOv8的网络结构部分共分为Backbone(主干)、Neck(颈部)和Head(检测头)结构部分。主干结构部分主要针对输入的图像提取不同尺度的特征图,YOLOv8中这部分的特点是将YOLOv5的C3结构替换成了梯度流更丰富的C2f结构。Neck结构部分的PaFPN用来构建多尺度的特征金字塔,让多尺度的信息之间能够进行充分的融合。Head结构部分是在预测的最后阶段将特征数据进行分类或检测,并生成相应的输出矩阵,在YOLOv8中采用的是解耦头结构。

1.2 损失函数

损失函数能够评估模型性能,进一步基于损失函数对模型参数进行优化。在YOLOv8模型中采用的损失函数并不是IoU匹配或者单边比例的分配方式,而是使用了正负

样本匹配方式(Task-Aligned Assigner),并在其中引入了分布焦点损失(Distribution Focal Loss, DFL)。

2 YOLOv8结构改进

本文利用华为GOLD-YOLO中的Gatherand-Distribute机制对特征融合模块(Neck部分)进行了改进。同时,将注意力机制的目标检测头添加到模型中,并将CIoU损失函数替换为MPDIoU,从而提高了模型对于生活垃圾的检测性能。

2.1 GOLD-YOLO

GOLD-YOLO模型意在解决模型中存在的信息融合问题,该模型主要是将YOLO模型中的Neck部分进行改进,提出了先进的聚合和分发机制(GD机制),这一机制是通过卷积和自注意力实现。GOLD-YOLO模型提升了Neck部分提取的不同尺度特征图的融合能力,将延迟和准确性体现在模型的不同尺度上^[11]。

传统FCN结构中每层之间的信息交互由中间层所选择的信息决定,从而导致未被选择的信息在过程中被遗弃。这使得相邻层之间的信息能够得到充分辅助,然而信息的全局性较差导致信息融合效果难以达到预期。GOLD-YOLO模型中的聚集和分发机制(GD)通过统一的模块收集不同Level的信息,既避免了传统FPN结构中所存在的信息丢失问题,还增强了中间层部分信息的融合能力,达到了信息的全局性增强。其中,模块有信息对齐模块(FAM)、信息融合模块(IFM)和信息注入模块(Inject):信息对齐模块负责收集并对齐不同层级不同大小的特征;信息融合模块通过使用卷积对齐后的特征进行融合得到全局信息;信息注入模块将全局信息注入到不同层级中。并且,模型中包括低阶聚合和分发分支以及高阶聚合和分发分支。GOLD-YOLO结构如图1所示,其中Low-GD部分为低阶聚合,High-GD部分为高阶聚合。

2.2 Dyhead基于注意力机制的目标检测头

YOLOv8的检测头部分由耦合头变成了解耦头,同时从Anchor-based变成了Anchor-Free。本文选择Dyhead动态检测头框架以优化YOLOv8模型,通过在尺度感知的特征级别之间、空间感知的空间位置之间,以及任务感知的输出通道内连贯的组合多个自注意力机制以实现检测头提升,Dyhead基于注意力机制的目标检测头结构如图2所示^[12]。在检测层上给定三维特征张量 $F \in \mathbb{R}^{L \times S \times C}$ 作为输入,注意力计算公式如下:

$$W(F) = \pi_c(\pi_s(\pi_L(F) \cdot F) \cdot F) \cdot F \quad (1)$$

其中, F 代表一个输入的三维张量 $L \times S \times C$, $\pi_L(\cdot)$ 、 $\pi_s(\cdot)$ 和 $\pi_c(\cdot)$ 分别为尺度感知注意力模块、空间感知注意力模块和任务感知注意力模块。分别只作用到三维张量 F 的 L 、 S 和 C 维度上。 $\pi_L(\cdot)$ 、 $\pi_s(\cdot)$ 和 $\pi_c(\cdot)$ 为注意力模块。

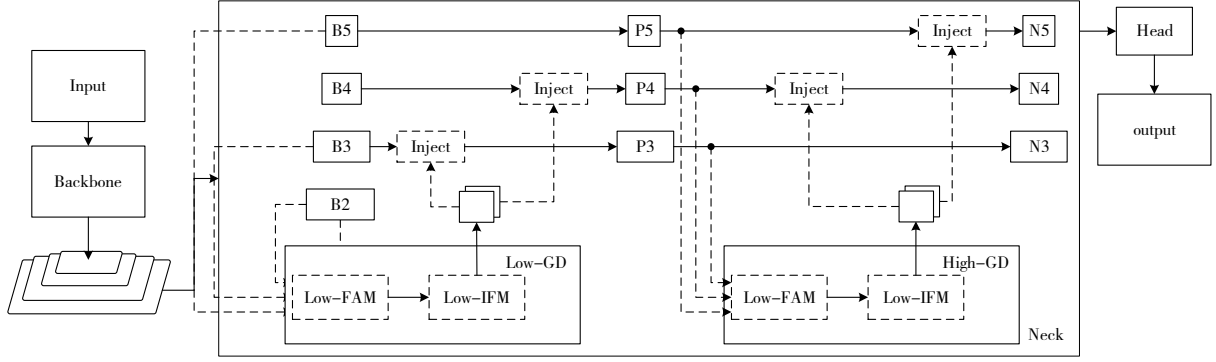


Fig. 1 GOLD-YOLO structure

图1 GOLD-YOLO结构

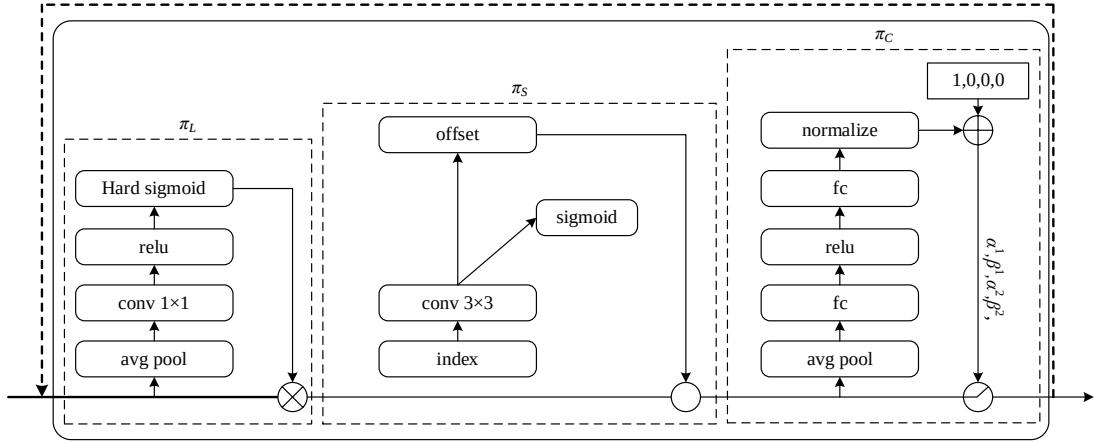


Fig. 2 Dyhead structure

图2 Dyhead结构

2.3 MPDIoU

YOLOv8的损失函数包括两个分支:分类和回归。分类分支中采用的依然是BCELoss,在回归分支使用了Distribution Focal Loss(DFL)和Clou Loss。其中,Box Loss、Cls Loss、DFL Loss采用一定权重比例进行加权。本文采用MPDIoU改进CIoU部分,基于边界框回归是目标检测和实例分割的重要步骤,在MPDIoU中提出了基于最小点距离的新型边界框相似度比较度量。MPDIoU主要考虑的是最小化预测边界框与实际标注边界之间左上角和右下角点的距离。

MPDIoU计算方法:

两个任意凸形状: $A, B \subseteq S \in \mathbb{R}^n$, 输入图像的宽度和高度: w, h 。

$$\begin{aligned} d_1^2 &= (x_1^B - x_1^A)^2 + (y_1^B - y_1^A)^2 \\ d_2^2 &= (x_2^B - x_2^A)^2 + (y_2^B - y_2^A)^2 \\ MPDIoU &= \frac{A \cap B}{A \cup B} - \frac{d_1^2}{w^2 + h^2} - \frac{d_2^2}{w^2 + h^2} \end{aligned} \quad (2)$$

其中, $(x_1^A, y_1^A), (x_2^A, y_2^A)$ 表示A的左上角和右下角点坐标, $(x_1^B, y_1^B), (x_2^B, y_2^B)$ 表示b的左上点坐标和右下角点坐标^[13]。

根据MPDIoU的定义,将基于MPDIoU的损失函数定义

如下:

$$\mathcal{L}_{MPDIoU} = 1 - MPDIoU \quad (3)$$

3 实验环境与训练参数设置

实验选择的服务器是Linux操作系统,为Ubuntu 20.04版本,训练主机环境为GPU: RTX 4090(24 GB)、CPU: 16 vCPU AMD EPYC 9654 96-Core,内存60 GB,使用PyTorch 2.0.0,为深度学习框架,Python版本为3.8, Cuda版本为11.8。

模型选用随机梯度下降(Stochastic Gradient Descent, SGD)进行训练,输入的图片尺寸统一为640×640。对数据集的训练轮数为300 epoch, batch size为60,初始学习率lr0设置为0.01,使用余弦退火算法动态调整学习率。

在目标检测算法中,通常使用参数量(Param)、计算量(FLOPs)、精确率(Precision)、召回率(Recall), mAP@0.5 (在IOU阈值为0.5的情况下,所有类别的平均检测精度),以及mAP@[0.5:0.95] (在IOU预值范围为0.5~0.95区间内所有类别的平均检测精度)以评价模型大小和检测效果。①Precision是分类器预测为正样本并且事实上确实是正样本的部分占有所有分类器预测为正样本的比例;②Recall是分类器预测为正样本并且事实上确实是正

样本的部分占事实上所有正样本的比例;③mAP@0.5是IOU 阈值设置为 0.5 时,精确率和召回率曲线与坐标轴围成的面积;④mAP@[0.5:0.95]是 IOU 阈值设置为 0.5~0.95 并以 0.05 为步长时,所有精确率和召回率曲线与坐标轴围成面积的加权平均。

4 实验与结果分析

4.1 数据集

实验采用的数据集包含 7 个类别,其中 6 类常见的生活垃圾分别是食物垃圾、瓷砖、电池、罐头、香烟、塑料,同时建立 1 个没有垃圾的类别作为对照组。数据集的图片来自 2019 年华为公司垃圾分类大赛的公开数据集以及网络上的生活垃圾图片。最终得到的数据集中,图片共有 9 115 张,标注框数量为 17 622 个,其中食物垃圾的标注框数量为 5 334 个、瓷砖垃圾的标注框数量为 1 910 个、电池垃圾的标注框数量为 4 424 个、罐头垃圾的标注框数量为 1 899 个、香烟垃圾的标注框数量为 2 591 个、塑料垃圾的标注框数量为 1 406 个、无垃圾图片的标注框数量为 58 个。数据集中的训练集包含 6 380 张图片,测试集中包含 1 823 张图片,验证集中包含 912 张图片,训练集、测试集、验证集三者的比例为 7:2:1,每个类别的图片都以随机的方式按照此比例进行划分。

4.2 消融实验

为了验证本文改进的 YOLOv8 模型对于生活垃圾检测的有效性,本文以 YOLOv8n 模型为基线模型,在生活垃圾数据集上进行消融实验。在基线模型 YOLOv8n 的基础上,依次引入 GOLD-YOLO 模块、Dyhead 基于注意力机制的目标检测头和 MPDIoU。实验结果如表 1 所示,其中 Param 表示模型的参数数量。可以看出,引入 GOLD-YOLO 改进 Neck 部分时,mAP@0.5 和 mAP@0.5:0.95 分别提升了 0.3% 和 1.2%,在改进 Neck 部分后将检测头改进为基于注意力机制的目标检测头时,mAP@0.5:0.95 提升了 0.6%,当将 3 个部分均进行改进时检测效果得到了进一步提升。

Table 1 Ablation experiment results

表 1 消融实验结果

Model	Param	FPS	mAP@0.5	mAP@0.5:0.95
YOLOv8n	3 151 888	9.38	0.925	0.757
YOLOv8n-GOLD-YOLO	6 112 864	6.53	0.928	0.769
YOLOv8n-Dyhead	3 622 092	8.40	0.922	0.768
YOLOv8n-GOLD-YOLO-Dyhead	6 408 684	5.85	0.928	0.775
YOLOv8n-GOLD-YOLO-MPDIoU	6 112 864	6.79	0.924	0.759
YOLOv8n-GOLD-YOLO-Dyhead-MPDIoU	6 408 684	5.34	0.929	0.786

由表 1 可以看出,在生活垃圾检测中,本文改进 YOLOv8 模型的 mAP@0.5 和 mAP@0.5:0.95 分别达到了 92.9% 和 78.6%,相较于基线模型而言,分别提高了 0.4% 和 2.9%。并且,在基线模型的基础上同时进行 3 个部分的改进对于

生活垃圾检测的效果最优,3 个改进策略相辅相成。

图 3 展示了优化前后模型在 Precision、Recall、mAP@0.5 与 mAP@0.5:0.95 等性能指标上的表现。实验结果显示,在训练初期两模型表现相似,但随着训练轮次增加,经优化处理的 YOLOv8n 在 150 轮次后的整体性能略优于基线模型。特别是在 mAP@0.5 与 mAP@0.5:0.95 上,经过优化后的模型从 100 轮次起表现出明显优势,说明其在生活垃圾检测任务中的适用性和效果更佳。

4.3 Neck 部分不同改进结果比较

YOLO 系列模型在颈部部分对于不同尺度的特征信息融合方式有很多,本文以 YOLOv8n 为基线模型,改进其中颈部部分与本文选择的 GOLD-YOLO 模型及最终改进模型进行对比。选择进行对比的颈部改进模型有 YOLOv8-BiFPN、YOLOv8-SlimNeck、YOLOv8-AFPN-P345、YOLOv8-GFPN,其中:①YOLOv8-BiFPN:将颈部改进为加权双向特征金字塔网络,其能够自适应地融合不同尺度的特征并进行上下文信息传递^[14];②YOLOv8-SlimNeck:将原模型中 Neck 部分的 C2f 和 Conv 替换为使用 VoVGSCSP 和 GSConv,VoVGSCS 是一种一次性聚合方法,用以设计跨级部分网络模块,其降低了计算和网络结构的复杂性,但保证了足够的精度^[15];③YOLOv8-AFPN-P345:将 Neck 部分改进为 AFPN,AFPN 渐进地集成了 Low-Level、High-Level 和深层特征^[16];④YOLOv8-GFPN:将 Neck 部分改进为 DOMO-YOLO 中的 RepGFPN 部分^[17]。

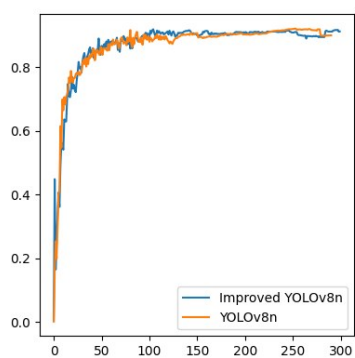
由图 4 可以看出,3 种改良的 YOLOv8n 模型中 GOLD-YOLO 改进表现最佳,能够精准检测菠萝上半部。SlimNeck 模型对小目标敏感,但容易误检测模糊背景,从而使精度降低。AFPN 改良模型的检测框偏小,精度不及前二者。总体来看,GOLD-YOLO 对生活垃圾检测效果更好。

以 YOLOv8 模型为基线算法,通过对颈部部分的不同改进进行检测结果对比如表 2 所示。可以看出,仅改进颈部结构的 5 个模型中,GOLD-YOLO 改进模型在 mAP@0.5 和 mAP@0.5:0.95 上的表现均为最优,在 fps 方面 BiFPN 改进模型的效果最好。在 mAP@0.5 指标上,GOLD-YOLO 改进模型高出 BiFPN 改进模型 1.1%;在 mAP@0.5:0.95 指标上,GOLD-YOLO 改进模型高出 AFPN 改进模型 3%。实验结果表明,GOLD-YOLO 改进模型在提升 YOLOv8 算法的颈部,对于不同尺度的特征信息融合效果明显。

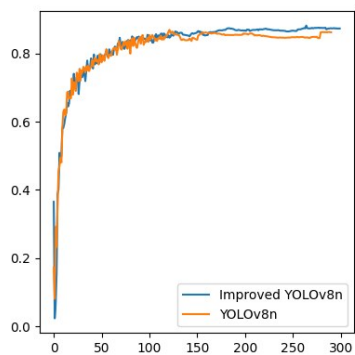
4.4 不同算法对比实验

为了验证本文改进算法对于多类别生活垃圾检测的有效性,本文选择了目前较为流行的目标检测算法进行比较,包括 YOLOv5^[18]、YOLOv6^[19]、YOLOv7-tiny^[20],训练过程中选择的实验设备、数据集和参数均与本文改进模型相同,结果如表 3 所示。

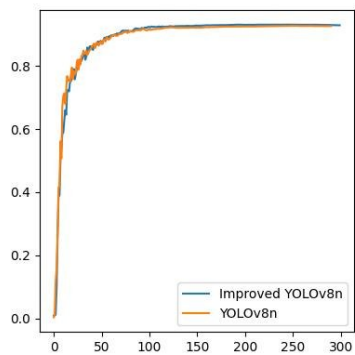
可以得知,在 3 个对比算法中,YOLOv5 的 mAP@0.5 和 mAP@0.5:0.95 均为最优,分别是 0.924 和 0.759。总体上看,在 7 类生活垃圾检测数据集上,本文改进模型 mAP@



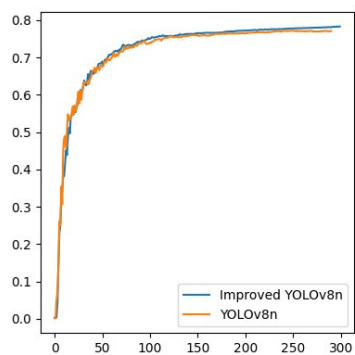
(a) Precision



(b) Recall



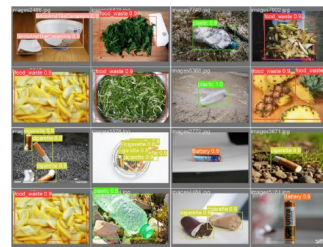
(c) mAP@0.5



(d) mAP@0.5:0.95

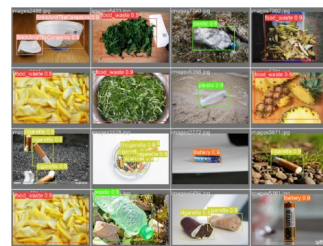
Fig. 3 Comparison of detection accuracy between improved model and baseline model

图3 改进模型同基线模型检测精度比较



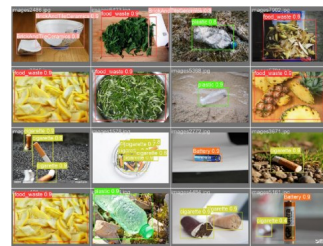
(a) Improved GOLD-YOLO model detection effect

(a) GOLD-YOLO 改进模型检测效果



(b) Improved AFPN model detection effect

(b) AFPN 改进模型检测效果



(c) Improved SlimNeck model detection effect

(c) SlimNeck 改进模型检测效果

Fig. 4 Comparison of three types of neck partial improvement model detection results

图4 三类Neck部分改进模型检测效果比较

Table 2 Comparison experiment of different improvements in neck

表2 Neck不同改进对比实验

Model	Param	FPS	mAP@0.5	mAP@0.5:0.95
YOLOv8-BiFPN	2 100 716	7.83	0.916	0.758
YOLOv8-SlimNeck	2 941 920	7.49	0.925	0.756
YOLOv8-AFPN-P345	2 733 725	6.85	0.703	0.561
YOLOv8-GFPN	3 132 784	7.16	0.922	0.757
YOLOv8-GOLD-YOLO	6 112 864	6.53	0.928	0.769
Ours	6 408 684	5.34	0.929	0.786

Table 3 Comparative experiment

表3 对比实验

Model	Param	FPS	mAP@0.5	mAP@0.5:0.95
YOLOv5	2 649 200	9.35	0.924	0.757
YOLOv6	4 500 080	9.12	0.916	0.757
YOLOv7-tiny	6 023 832	9.40	0.9	0.686
YOLOv8	3 151 888	9.38	0.925	0.757
Ours	6 408 684	5.34	0.929	0.786

0.5和mAP@0.5:0.95均为最优,在生活垃圾检测上有着更好效果,相较于对比算法中最优的YOLOv5模型分别提升

了5%和2.9%。改进后的模型加入GOLD-YOLO后,提高了主干部分提取出不同尺度特征信息的融合程度,让特征信息在传递过程中丢失的问题得以解决,同时协同基于注意力机制的目标检测头和MPDIoU进一步加强了对于生活垃圾的检测精度。

4.5 实验总结

基于以上消融实验、Neck部分不同改进实验以及不同算法对比实验可以看出,在Neck改进部分GOLD-YOLO模型改进后的检测效果最优;在不同算法对比部分,相较于其他检测算法YOLOv8模型检测效果最优。综合比较而言,本文改进的YOLOv8模型在生活垃圾检测数据集的检测精度均优于其他模型,GOLD-YOLO模型在Neck部分的改进、Dyhead在检测头上的改进以及MPDIoU在损失函数上的改进相辅相成,构建了适合生活垃圾检测的模型。

5 结语

针对不断增加的生活垃圾分拣需求和人工分拣生活垃圾速度较慢的问题,本文提出了一种改进的YOLOv8算法以提高生活垃圾分拣效率。对不同特征信息融合方式的实验结果进行对比,选取GOLD-YOLO改进模型的Neck部分,加强了不同尺度特征信息的融合,同时避免了特征信息丢失问题,使模型可以更好地从图像中识别出相应的垃圾,提升了模型精度。并且,与Dyhead基于注意力机制的目标检测头和MPDIoU相辅相成,使检测头可以自适应地检测垃圾,使得改进算法具有更快的收敛速度和更准确的回归结果。由实验结果可以看出,本文改进的YOLOv8模型对生活垃圾检测精度mAP@0.5可达到92.9%,mAP@0.5:0.95可达到78.6%,相较于基线生活垃圾检测算法,其在精度上有明显提升。

同时,在实验过程中也发现了就本文模型仍有待进一步研究的问题,比如:可从模型轻量化入手,在保证精度的前提下提升模型检测速度;可根据实际生活中的垃圾堆叠问题创建更为复杂的生活垃圾数据集。进一步研究的最终目标是使模型能够部署在工业机械臂等硬件装置上,实现垃圾分拣智能化在实际中的有效应用。

参考文献:

- [1] WEN C H, LI J, DONG X. Intelligent recognition of household waste based on faster RCNN[J]. Progress in Laser and Optoelectronics, 2020, 57(20): 139-145.
文灿华,李佳,董雪. 基于Faster RCNN的生活垃圾智能识别[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(20): 139-145.
- [2] CHEN Z H, ZOU H B, WANG Y, et al. Multi-task detection system for garbage sorting base on high-order fusion of convolutional feature hierarchical representation [C]//2018 37th Chinese Control Conference, 2018: 5426-5430.
- [3] WANG C, ZHOU Y, LI J. Lightweight YOLOv4 target detection algorithm fused with ECA mechanism[J]. Processes, 2022, 10(7): 1285.
- [4] LIU C, XIE N, YANG X, et al. A domestic trash detection model based on improved YOLOX[J]. Sensors, 2022, 22(18): 6974.
- [5] DIMITRIS D, NIKOLAOS B, VASILEIOS B, et al. Intelligent and real-time detection and classification algorithm for recycled materials using convolutional neural networks[J]. Recycling, 2022, 7(1): 9.
- [6] YU L, PAN G, LI M. Garbage detection algorithm based on deep learning [C]//2021 IEEE 5th Information Technology, Networking, Electronic and Automation Control Conference (ITNEC), 2021: 469-473.
- [7] JIANG X, HU H, QIN Y, et al. A real-time rural domestic garbage detection algorithm with an improved YOLOv5s network model [J]. Scientific Reports, 2022, 12(1): 16802.
- [8] YAN X B, YANY Y, FENG L, et al. A garbage classification method based on improved YOLOv5 [C]//Beijing: 2022 International Conference on Networks, Communications and Information Technology (CNCIT), 2022.
- [9] CHEN S X, WANG A M. Outdoor garbage detection and identification based on improved YOLOv5 [J]. Progress in Laser and Optoelectronics, 2023, 60(22): 78-85.
陈胜选,王爱民. 基于改进的YOLOv5的户外垃圾检测识别[J]. 激光与光电子学进展, 2023, 60(22): 78-85.
- [10] TU C F, YI A L, YAO T, et al. High precision garbage detection algorithm for lightweight YOLOv5n [J]. Computer Engineering and Applications, 2023, 59(10): 187-195.
涂成凤,易安林,姚涛,等. 轻量化YOLOv5n的高精度垃圾检测算法[J]. 计算机工程与应用, 2023, 59(10): 187-195.
- [11] WANG C, HE W, NIE Y, et al. Gold-YOLO: efficient object detector via gather-and-distribute mechanism [DB/OL]. <https://arxiv.org/abs/2309.11331>, 2023.
- [12] DAI X, CHEN Y, XIAO B, et al. Dynamic head: unifying object detection heads with attentions [C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2021: 7373-7382.
- [13] MA S L, XU Y. MPDIoU: a loss for efficient and accurate bounding box regression [DB/OL]. <https://arxiv.org/abs/2307.07662>, 2023.
- [14] TAN M, PANG R, LE Q V. Efficientdet: scalable and efficient object detection [C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2020: 10781-10790.
- [15] LI H, LI J, WEI H, et al. Slim-neck by GSCov: a better design paradigm of detector architectures for autonomous vehicles [DB/OL]. <https://arxiv.org/abs/2206.02424>, 2022.
- [16] YANG G, LEI J, ZHU Z, et al. AFPN: asymptotic feature pyramid network for object detection [DB/OL]. <https://arxiv.org/abs/2306.15988>, 2023.
- [17] XU X, JIANG Y, CHEN W, et al. DAMO-YOLO: a report on real-time object detection design [DB/OL]. <https://arxiv.org/abs/2211.15444>, 2023.
- [18] QI Z Q, MA D Q, XU J Y, et al. Improved YOLOv5 based on attention mechanism and fasternet for foreign object detection on railway and airway tracks [DB/OL]. <https://arxiv.org/abs/2403.08499>, 2024.
- [19] LI C, LI L, JIANG H, et al. YOLOv6: a single-stage object detection framework for industrial applications [DB/OL]. <https://arxiv.org/abs/2209.02976>, 2022.
- [20] WANG C Y, BOCHKOVSKIY A, LIAO H Y M, et al. YOLOv7: trainable bag-of-freebies sets new state-of-the-art for real-time object detectors [C]//Vancouver: 2023 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2023.

(责任编辑:孙娟)