

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2211665

基于改进YOLOv5s的煤矸石目标检测算法*

高如新^{1,2,3} 常嘉浩^{1,2} 杜亚博^{1,2} 刘群坡^{1,2,3}

(1.河南理工大学电气工程与自动化学院 焦作 454000; 2.河南省煤矿装备智能检测与控制重点实验室 焦作 454000;
3.河南省智能装备直接驱动与控制国际联合实验室 焦作 454000)

摘要: 针对工业场景下煤矸石分拣任务检测精度低、分拣速度慢的问题,提出一种基于改进YOLOv5s的煤矸石目标检测算法。在主干网络的卷积层中加入轻量化注意力机制CBAM,以提升目标在复杂的煤渣环境中的特征表达的能力;其次,改进特征融合层为BIFPN,BIFPN结构进行了双向跨尺度连接和加权融合,以加强煤矸石浅层的特征信息和高层煤矸石位置信息,解决煤矸石颜色、纹理相近难以分类的问题;最后,在原算法DIOU的基础上增加对边界框高宽比考虑,以提升检验框检测的准确率。在工业生产环境中采集的10 000张煤矸石图像作为数据集对所提方法进行实验,实验表明,与改进前的YOLOv5s模型相比,在检测速度基本保持不变的前提下,改进算法平均精度mAP_{0.5}达到了93.3%,平均检测精度提高了5.1%,实现了对煤矸石进行目标检测的要求。

关键词: 煤矸石目标检测;YOLOv5s;CBAM;BIFPN特征融合层;CIOU;煤矸分选

中图分类号: TP391.41;TD94 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 440.40;520.20

Coal gangue target detection algorithm based on improved YOLOv5s

Gao Ruxin^{1,2,3} Chang Jiahao^{1,2} Du Yabo^{1,2} Liu Qunpo^{1,2,3}

(1. School of Electrical Engineering and Automation, Henan Polytechnic University, Jiaozuo 454000, China;
2. Key Laboratory of Intelligent Detection and Control, Henan of Coal Mine Equipment, Jiaozuo 454000, China;
3. International Joint Laboratory of Direct Drive and Control, Henan of Intelligent Equipment, Jiaozuo 454000, China)

Abstract: Aiming at the problems of low detection accuracy and slow sorting speed of coal gangue sorting tasks in industrial scenarios, a coal and gangue target detection algorithm based on improved YOLOv5s is proposed. A lightweight attention mechanism CBAM is added to convolutional layer of the backbone network to improve the ability of target feature expression in complex cinder environment. Secondly, the BIFPN structure is added to the feature fusion layer. The bidirectional cross-scale connection and weighted fusion are carried out in the BIFPN structure to strengthen the feature information of shallow layer of coal gangue and the location information of high-rise coal gangue, and solve the problem that the color and texture of coal gangue are similar and difficult to classify; Finally, on the basis of the original algorithm DIOU, the aspect ratio of the bounding box is added to improve the accuracy of the inspection box detection. The proposed method is tested by using 10 000 coal gangue images collected in an industrial production environment as a dataset. Experimental results show that in comparison with YOLOv5s model before the improvement, on the premise that the detection speed remains basically unchanging, average precision mAP_{0.5} of the improved algorithm reaches 93.3%, and average detection precision is increased by 5.1%, which realizes the requirements for target detection of coal gangue.

Keywords: coal and gangue target detection; YOLOv5s; CBAM attention; BIFPN feature fusion layer; CIOU; coal and gangue separation

0 引言

近年来,伴随着科技进步和人工智能的应用,煤矸石的

分拣方式也朝着智能化、精确化、高效化方向发展,但人工拣矸仍是最常见的方式,该方式存在劳动强度大、工作环境差、效率低、易发生事故等问题。随着自动化技术的发展,自

收稿日期:2022-11-18

* 基金项目:国家重点研发计划项目(2018YFC0604502)资助

动化分拣方式正在替代人工,代表性的分拣方法有射线法、雷达法、机械振动等,这些方法虽然具有不错的检测性能,但对运行环境要求严格且设备昂贵,而且存在辐射、噪音等问题。针对上述分拣方式存在的问题,迫切需要研究出一种环保、无污染且高效率的技术手段。

目前,煤矸石的研究方法大多采用基于传统图像处理方法和深度学习的方法。传统图像处理方法都是先对煤矸石图像进行预处理,然后提取出煤矸石图像的纹理、灰度以及颜色等特征信息,最后进行煤矸石的分类。代表性的成果如太原理工大学的谭春超等^[1]在煤和矸石图像的灰度、纹理特征的基础上,研究了煤矸石的定位,对煤矸石图像进行灰度二值化操作和边缘轮廓提取;代表性的成果如陈雪梅等^[2]将煤和矸石的灰度图像进行平滑滤波、降噪等图像预处理,再应用差分盒维法求得二者灰度图像的分形维数,以此来区分煤与矸石图像;于国防等^[3]利用块煤与矸石图像灰度信息较明显的差异对两者分别在强光、自然光和节能灯光 3 种强度光照条件下实现两者的自动分选;陈立等^[4]利用小波分析对煤与矸石图像降噪处理,并构造小波矩对煤和矸石进行特征提取分析,找出特征参数的差异作为煤和矸石识别分选的依据。

随着人工智能发展,采用深度学习的方法对煤矸石图像进行分类和定位成为目前主流的研究方向。基于深度学习的方法对煤矸石进行目标检测的算法主要分为两类:two stage(两阶段)和 one stage(单阶段)。two stage 算法中,代表性的成果如王莉等^[5]通过对煤矸石的颜色特征预处理,使系统不受数据颜色差异的影响,实现了基于 CNN 的煤矸石自动分选;代表性的成果如李莹等^[6]将 Faster R-CNN 应用于煤矸石检测,减少了煤炭误检和漏检的情况;one stage 算法中,代表性的成果如张后斌^[7]用 GAN 网络

对煤矸石数据集扩充并用 SSD 算法进行检测,提升了检测精度;来文豪等^[8]将 YOLOv4 与多光谱成像相结合,研究了多光谱中各波段煤矸石目标检测的识别率和相关性;雷世威等^[9]用 YOLOv3 实现了不同环境下煤矸石的实时检测。由于煤矸石图像具有颜色、纹理信息相似且前景和背景相近的特性,任务本身难度较大,现有的基于深度学习的煤矸石分拣方法在实践中仍会出现较多的定位和分类不准确、错检、漏检的情况,对煤矸石分拣任务的要求来说,技术上仍有较大的提升空间。

本文基于 YOLO^[10-11] 系列中的 YOLOv5s,从以下 3 个方面进行改进,以使之胜任煤矸石分拣任务:1)利用双向特征金字塔结构(bidirectional feature Pyramid network, BIFPN)^[12]特征融合层的思想,对 PANet^[13]特征融合层进行改进,将浅层的位置信息和高层的特征层语义信息相结合,实现高效的双向跨尺度连接和加权特征融合,对煤和矸石分类和定位不准确的问题进行着重解决;2)工业生产中煤和矸石难以辨别且互相覆盖,原网络会出现定位不准确和煤和矸石检测错误的情况,所以加入轻量化的注意力机制卷积块注意力模块(convolutional block attention module, CBAM)^[14],以在满足速度的前提下提升检测精度;3)改变边框回归损失函数,以提升检验框检测的准确率。

1 算法及模型

鉴于原 YOLOv5s 算法在进行通用图像目标检测时兼顾良好的检测效果和速度,但对真实工业生产中拍摄的煤矸石图像进行目标检测时,算法存在着诸如精度不高、错检、漏检等问题,因此本文对其加以改进,以建立和提出一种在速度和精度上能够满足煤矸石检测任务的模型和算法。改进后的网络模型如图 1 所示。

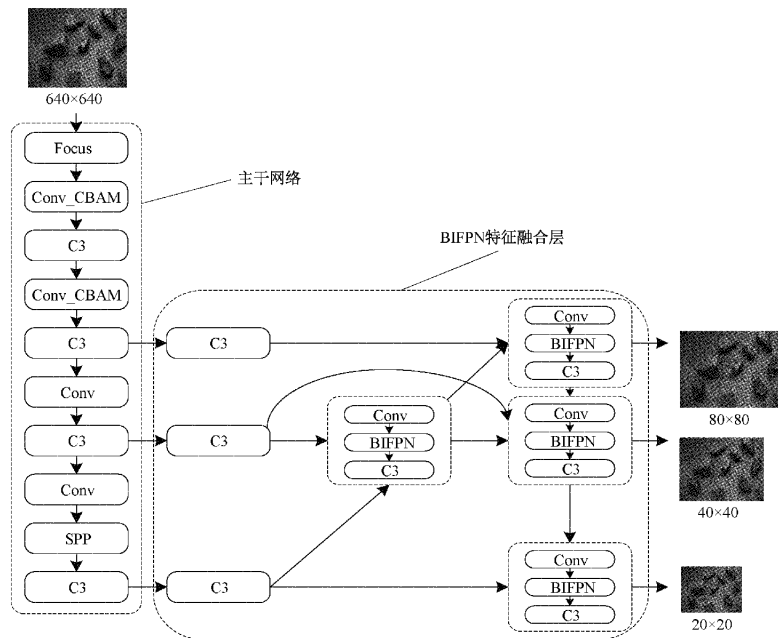


图 1 改进后的网络模型

1.1 改进特征融合层为BIFPN

由于本文的数据拍摄于煤炭生产线,基于原版YOLOv5s算法在进行煤矸石数据检测时出现检测精度不高、错检、漏检等问题,其中一个比较重要的原因是PANet特征融合结构平等对待不同尺度煤矸石信息,故本文引入BIFPN以加强YOLOv5s的特征融合能力。

如图2所示,图2(a)为PANet结构,图2(b)为BIFPN结构。BIFPN结构可视为是在PANet的基础上进行了双向跨尺度连接并对每个节点的输入值进行加权融合而成,正因为进行了这样的跨尺度连接操作,使不同尺度的煤矸石特征图在特征融合时有不同的贡献,以此让网络学习到权重和贡献更大的煤矸石特征,实现煤矸石目标更精准地分类和定位。

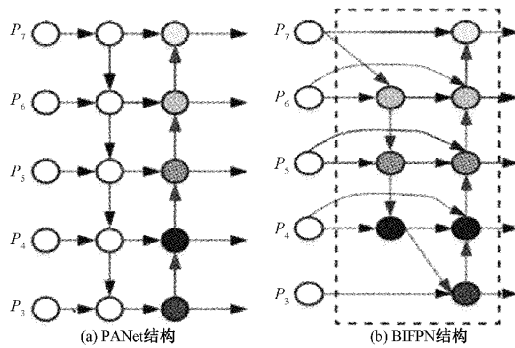


图2 PANet和BIFPN结构

加权特征融合使用了快速归一化融合(fast normalized fusion),直接用权值除以所有权值加和来进行归一化,同时将权值归一化到 $[0, 1]$ 之间,提高了计算速度。融合方法如式(1)所示。

$$O = \sum_i \frac{w_i \cdot I_i}{\epsilon + \sum_j w_j} \quad (1)$$

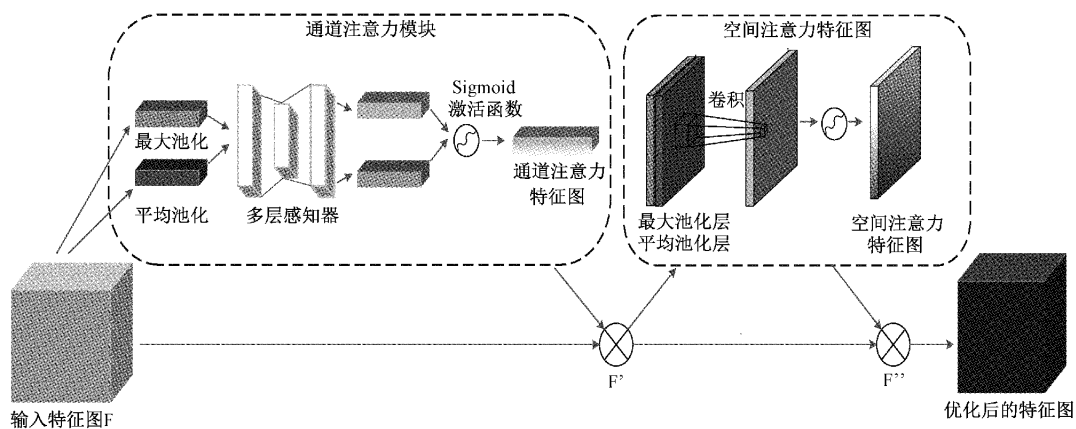


图3 CBAM模块结构

维成1;最后,将卷积后的特征图经过 $\text{sigmoid}^{[17]}$ 激活函数并得到通道注意力。

式中: w 表示网络学习到的权重参数,用 $\text{ReLU}^{[15]}$ 函数对网络训练出的权重进行计算使得 $w \geq 0$; I 表示输入的特征; $\epsilon = 0.0001$ 是避免数值不稳定的小数值。改进后的网络将提取出不同尺度的特征图作为特征融合层的输入,继而进行双向跨尺度连接和加权特征融合。设 P_i 为任一输出层,其融合后的特征为:

$$P_i^{id} = \text{Conv}\left(\frac{w_j \cdot P_i^{in} + w_{j+1} \cdot \text{Resize}(P_{i+1}^{in})}{w_j + w_{j+1} + \epsilon}\right) \quad (2)$$

$$P_i^{out} = \text{Conv}\left(\frac{w'_j \cdot P_i^{in} + w'_{j+1} \cdot P_i^{id} + w'_{j+2} \cdot \text{Resize}(P_{i-1}^{out})}{w'_j + w'_{j+1} + w'_{j+2} + \epsilon}\right) \quad (3)$$

式中: Resize 通常表示上采样或下采样的操作; w 表示网络学习到权重参数,可以用来区分特征融合中不同连接的重要程度。

1.2 主干网络中加入CBAM注意力机制

为了提高本算法在煤矸石图像中通道和空间关键信息的获取能力,本文在主干网络中引入CBAM注意力机制,以解决原网络在工业场景中煤矸石特征提取困难的问题。CBAM注意力机制可以在通道和空间维度上进行注意力(Attention),且CBAM包含2个独立的子模块:通道注意力模块和空间注意力模块,能够将即插即用的模块集成到现有的网络架构中去。

如图3所示,通道注意力模块的通道维度不变而压缩空间维度。通过最大池化和平均池化 $^{[16]}$ 的操作获得局部信息和宏观信息,从而减少池化带来的信息损失;接着,将两个特征图输入到多层感知器中,对特征图进行通道数降维和升维的操作;最后,将多层感知器输出的特征图相加后进行 sigmoid 激活函数处理,得到通道注意力。

空间注意力模块的空间维度不变而压缩通道维度。首先,输入特征图依次经过通过最大池化和平均池化的操作,并进行拼接;接着,采用卷积操作将特征图的通道数降

1.3 修改边界损失函数为CIOU

为了使算法得到最优的目标预测框,本文将YOLOv5s

网络采用的边界框损失函数修改为 CIOU^[18] 的方式对剩余边界框筛选。其中,由 3 部分损失函数组成,其中包括了置信度损失(objectness loss)、分类损失(classification loss)和边界框损失(bounding box loss)3 部分。在边界框损失函数中,本文在 DIOU^[19] 的基础上增加对边界框高宽比考虑,以提升真实目标框的准确度,进而使用完全交并比损失函数(complete intersection over union loss,CIOU)将边界框的重叠面积、中心点距离和高宽比都考虑进去,进一步提高训练的稳定性和收敛速度。如下:

$$L_{(CIOU)} = 1 - IoU + \frac{\rho^2(b, b^{gt})}{c^2} + \alpha v \quad (4)$$

$$v = \frac{4}{\Pi} \left(\arctan \frac{w^{gt}}{h^{gt}} - \arctan \frac{w}{h} \right)^2 \quad (5)$$

$$\alpha = \frac{v}{(1 - IoU) + v} \quad (6)$$

$$IoU = \frac{S_{\cap}}{S_{\cup}} \quad (7)$$

其式(4)中的 ρ 代表了预测框和目标框中两个中心点的欧氏距离, c 代表预测框和目标框两个框的最小重合区域的对角线距离, b 和 b^{gt} 分别表示了预测框和目标框(真实框), IoU ^[20] 则代表预测框和目标框之间的交集和并集的比, α 是权重函数, v 是用来衡量预测框和目标框之间的长宽比相似性。式(5)中 w^{gt}/h^{gt} 和 w/h 分别代表目标框和预测框的宽高比。

2 实 验

2.1 实验环境

本文实验的操作系统为 Windows10, CPU 型号为 Intel(R)Core(TM) i5-10200H CPU@2.40 GHz, 运行内存为 16 GB, GPU 型号为 NVIDIA GeForce GTX 1650Ti, 显存为 4 GB。该 YOLOv5s 模型应用的深度学习框架是 Pytorch, 编程语言为 Python, 且用 CUDA 和 CUDNN 对 GPU 进行加速。参数设置为: 学习率设为 0.01、动量 0.937、权重衰减 0.000 5、输送批次 32、输入图片 640。

2.2 实验数据集

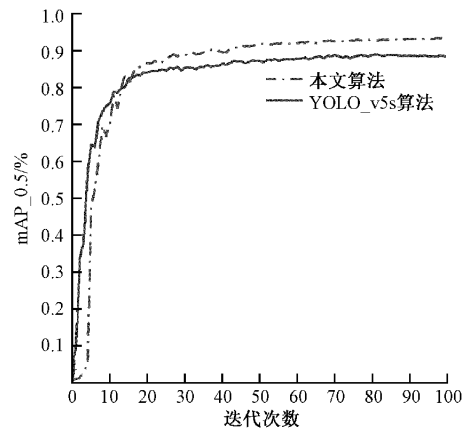
本文的煤矸石图像拍摄于焦作九里山矿分拣线, 采用 coco^[21] 数据集标准来制作数据集。数据集中包含了近 10 000 张各类煤矸石照片, 数据集标注如图 4 所示, 标注方式为 labelimg, 并且按照 8:2 的比例将数据集划分为训练集和验证集。

2.3 实验结果和分析

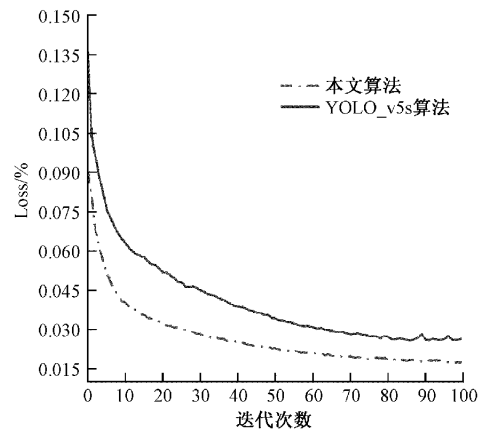
为了更好验证本文算法的优势, 将本文所改进的算法和原网络模型 YOLOv5s 进行对比, 其结果如图 5 所示。本文算法在原 YOLOv5s 模型上对主干网络加入注意力机制 CBAM、特征融合层改进为 BIFPN、修改边界框损失函数。将本文算法和原 YOLOv5s 算法的评价指标 Precision、mAP、loss 值做对比。



图 4 数据集标注



(a) mAP_0.5%曲线



(b) Loss曲线

图 5 本文算法和 YOLOv5s 算法的 mAP 和 loss 对比

由图 5(a)可以看出,原 YOLOv5s 算法经过 40 轮后, mAP 才逐渐上升至 0.85 左右,后稳定在 0.882 左右;而本文改进后的算法在经过了 40 轮后, mAP 就上升至 0.9,后又继续上升,最后稳定在 0.933 左右,表明本文算法的 mAP 明显高于原 YOLOv5s 算法。由图 5(b)中损失函数的比较看出 YOLOv5s 的损失值最终稳定在 0.027;优化损失函数后,本算法损失值最终稳定在 0.016,由此可以看

出,本文算法较于YOLOv5s算法收敛更快、损失值也 smaller,说明了修改后的网络提高了网络的收敛性。

本文在YOLOv5s基础上引入了注意力机制CBAM,分别在主干网络的不同位置加入CBAM并进行对比。CBAM1、CBAM2、CBAM3、CBAM4、CBAM1-2、CBAM1-4分别表示将CBAM加入到YOLOv5s主干网络的第1层、第2层、第3层、第4层、前两层和每一层都加入注意力机制。结果如表1 CBAM在主干网络各层时性能对比所示为各个模型的mAP、模型权重(Weights)、参数(Params)对比结果。

表1 CBAM在主干网络各层时性能对比

算法	mAP _{0.5}	Params	Weights/M
CBAM1	0.900	8 134 901	16.6
CBAM2	0.901	8 136 437	16.6
CBAM3	0.899	8 142 581	16.6
CBAM4	0.899	8 167 157	16.6
CBAM1-4	0.891	8 178 203	16.7
CBAM1-2	0.902	8 137 047	16.6

由表1分析可知, CBAM随着网络深度的增加,整体网络的参数越来越大, mAP值也越变越小,再进行多次对比实验中得出将CBAM加入至网络的前两层 mAP最高,实验效果也最好。

表3 消融实验

算法	改进点1	改进点2	改进点3	mAP _{0.5}	FPS	Weights/M
YOLOv5s	×	×	×	0.882	27	13.7
优化算法1	√	×	×	0.892	25	13.8
优化算法2	×	√	×	0.907	24	15.7
优化算法3	×	×	√	0.884	24	13.7
YOLOv5s-ours	√	√	√	0.933	25	15.8

表3是以YOLOv5s算法为标准算法将改进点添加入其中,其中改进点1、2、3分别对应了添加注意力机制CBAM、修改特征融合层BIFPN、改进边界损失函数为CIOU。

由表3可知,在相同的数据集上,优化算法1在标准算法上加入了注意力机制CBAM,提升了目标在复杂的煤渣环境中的特征表达的能力,同时mAP也比原算法提升了1%;优化算法2加入了特征融合层BIFPN,将浅层的位置信息和高层的特征层语义信息相结合,其mAP比原算法提升了2.5%;优化算法3改进边框损失函数为CIOU, mAP在原网络上提升了0.2%;最后,综合了所有的改进点, mAP可达93.3%,本文算法比原算法提升了5.1%,检测速率相比原算法基本相同,能到达实效性要求。

对比实验是为了更好地展现改进模型的优势,该实验

表2是原YOLOv5s算法和各个改进点对煤和矸石两类的AP(各类的平均精度)、mAP对比结果。其中改进点1是添加注意力机制CBAM,改进点2是将特征融合层改进为BIFPN,改进点3修改边框回归损失函数为CIOU。

表2 改进点对煤矸石数据集检测的AP和mAP对比

算法	AP(IoU=0.5)		mAP _{0.5}
	Coal	Gangue	
YOLOv5s	0.906	0.857	0.882
改进点1	0.912	0.872	0.892
改进点2	0.926	0.887	0.907
改进点3	0.908	0.859	0.884
YOLOv5s-ours	0.945	0.922	0.933

从表2可以看出,改进后,改进点1和改进点2的平均精度有明显的提升,煤(Coal)的平均检测精度(AP)分别提升了0.6%和2%;矸石(Gangue)的平均检测精度分别提升了1.2%和3%。从而证明了加入CBAM和BIFPN对原网络的有效性;改进点3对原模型的提升并不明显,但损失函数的修改使网络损失值更小,收敛也更快;整体看来,本文算法煤和矸石的平均检测精度分别提升了3%和6.5%, mAP值也提高了5.1%,与原YOLOv5s算法相比有了很大提升。

为了进一步分析本文算法中每个改进点的贡献,本文也进行了消融实验,实验结果如表3所示。

将本文改进算法与YOLOv5s^[22]、Yolov3spp^[23]、SSD^[24]、Faster RCNN^[25]、YOLOX^[26]模型进行对比,实验模型均使用相同的煤矸石数据集进行训练和验证。如表4所示为各个模型的mAP、FPS、模型权重、参数对比结果。

表4 不同算法实验对比

算法	mAP _{0.5}	FPS	Weights/M
Faster RCNN	0.885	5	108.0
SSD	0.853	17	91.1
YOLOv3spp	0.750	10	323.0
YOLOv5s	0.882	27	13.7
YOLOX	0.901	28	13.5
YOLOv5s-ours	0.933	25	15.8

由表 4 可知,在相同的煤矸石数据集下,YOLOv5s 算法与两阶段的 Faster RCNN 和一阶段的 SSD、YOLOv3spp 在模型大小上比较,属于轻量级网络,而本文算法与 YOLOv5s 和 YOLOX 算法的权重相差无几,依旧属于轻量化的网络。在帧数大致相同的情况下,mAP_{0.5} 检测精度提高了 5.1%,本文算法的检测精度也分别比 Faster RCNN、SSD、YOLOv3spp 和 YOLOX 算法高出 4.8%、8%、18.3%和 3.2%。在检测精度都远高于其他对比算法的同时,检测速度也比其分别高出 20、8 和 15 帧,能达到实时检测的效果。

为了更好地验证本文算法的可行性,图 6 左、右分别为 YOLOv5s 算法和改进后的本文算法对测试集进行置信度检测的结果。由图 6(a)对比发现,本文算法对图片检测时置信度明显提高;图 6(b)中左图 YOLOv5s 网络算法将右侧中间煤(coal)检测为矸石(gangue),出现了检测错误的情况;图 6(c)左图中左下角的背景被错误检测为矸石,而右侧本文算法则准确检测出所有目标,且目标置信度高于原算法;图 6(d)在光照不充分的情况下,左图遗落了左下方的矸石,而右图准确的检测出了目标位置,置信度也明显高于原算法;图 6(e)在出现遮挡目标的检测中,右图检测的置信度明显高于左图,有更好的检测效果;图 6(f)在单张图像中仅存在少数大目标的检测中,本文算法比 YOLOv5s 算法有着更好的检测效果,目标框的定位也更加准确,置信度也明显提升;图 6(g)在边界位置,左图中右上角的目标未能准确将目标框定位,本文算法能更好地实现边界位置上的目标框定位。通过实验,与 YOLOv5s 算法在对部分测试集检测的对比中发现,本文

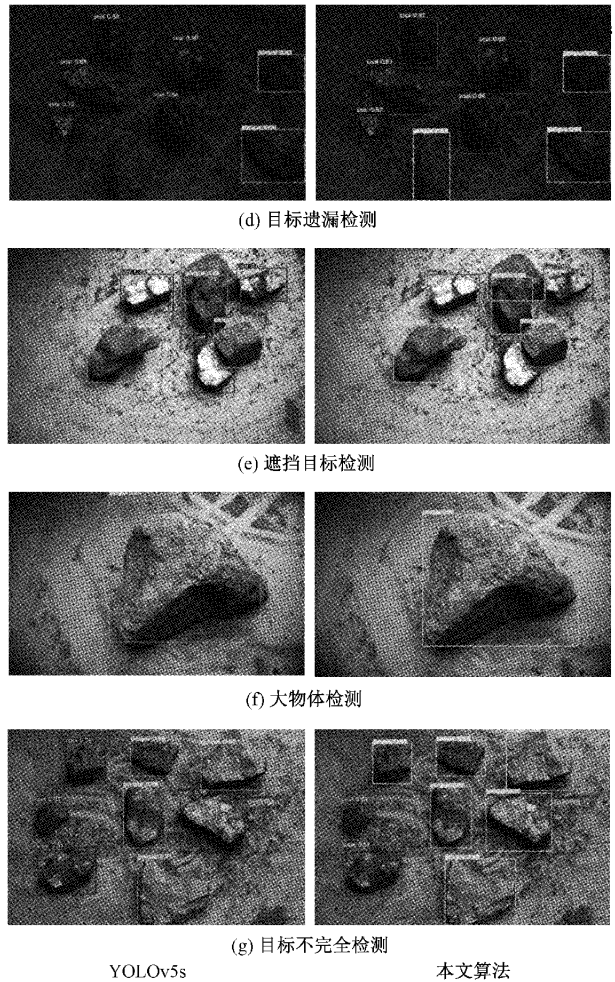


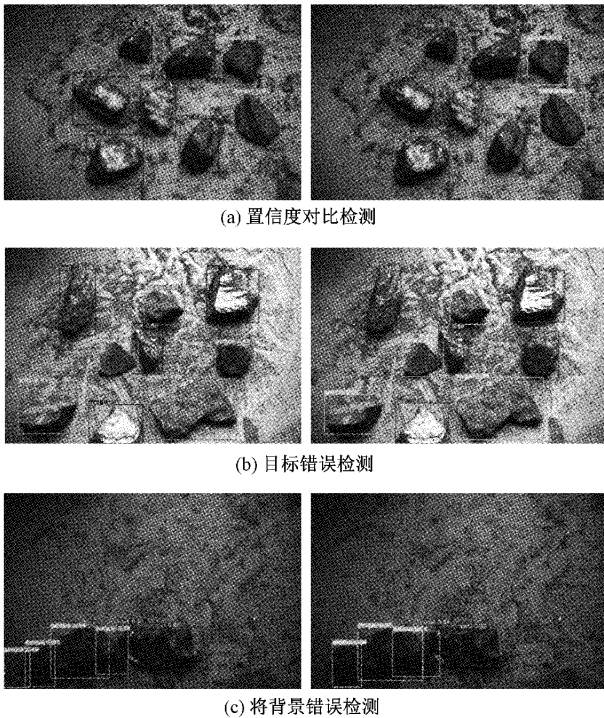
图 6 YOLOv5s 算法和本文算法对煤矸石测试集检测结果对比

算法解决了 YOLOv5 算法在图片检测中出现的置信度偏低、漏检和误检的情况,并且相比于 YOLOv5s 算法目标定位更加精准。

3 结 论

本文基于深度学习理论,针对煤矸石图像特征区别性小、分拣难度大问题进行研究,在原版的 YOLOv5s 主干网络的卷积层中加入注意力机制 CBAM,提升了目标在复杂的煤渣环境中的特征表达的能力;在特征融合层加入 BIFPN 结构,实现了高效的双向跨尺度连接和加权特征融合;改变边框回归损失函数,提升了检验框检测的准确率。

在本文实验设定条件下,本文算法平均精度 mAP_{0.5} 达到了 93.3%,检测速度为 25 fps,能达到对煤矸石进行实时目标检测的要求;在同等条件下对比发现,本文改进算法优于 Faster RCNN、SSD、YOLOv3spp、YOLOv5s 和 YOLOX 算法。因此,本文算法在针对煤矸石的目标检测中能够表现出更优越的鲁棒性和性能。



参考文献

- [1] 谭春超,杨洁明.煤与矸石图像灰度信息和纹理特征的提取研究[J].工矿自动化,2017,43(4):27-31.
- [2] 陈雪梅,张晞,徐莉莉,等.煤与矸石分形维数的差异研究[J].煤炭科学技术,2017,45(7):196-199.
- [3] 于国防,邹士威,秦聪.图像灰度信息在煤矸石自动分选中的应用研究[J].工矿自动化,2012,38(2):36-39.
- [4] 陈立,杜文华,曾志强,等.基于小波变换的煤矸石自动分选方法[J].工矿自动化,2018,44(12):60-64.
- [5] 王莉,于国防,沈慧宇,等.基于CNN卷积神经网络的煤矸石自动分选研究[J].江苏建筑职业技术学院报,2019,19(4):35-39.
- [6] 李莹.基于深度学习的煤矸石目标检测方法研究[D].西安:西安科技大学,2020.
- [7] 张后斌.基于深度学习的煤矸石目标检测方法研究[D].西安:西安科技大学,2021.
- [8] 来文豪,周孟然,胡锋,等.基于多光谱成像和改进YOLOv4的煤矸石检测[J].光学学报,2020,40(24):72-80.
- [9] 雷世威,肖兴美,张明.基于改进YOLOv3的煤矸识别方法研究[J].矿业安全与环保,2021,48(3):50-55.
- [10] ZHAO H, ZHOU Y, ZHANG L, et al. Mixed YOLOv3-LITE: A lightweight real-time object detection method[J]. Sensors, 2020, 20(7): 1861.
- [11] WENHAO L, MENGRAN Z, FENG H, et al. Coal gangue detection based on multi-spectral imaging and improved YOLO v4[J]. Acta Optica Sinica, 2020, 40(24): 2411001.
- [12] 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.
- [13] LIU S, QI L, QIN H, et al. Path aggregation network for instance segmentation[C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR), 2018: 8759-8768.
- [14] WOO S, PARK J, LEE J Y, et al. CBAM: Convolutional block attention module[C]. The 15th European Conference, 2018: 3-19.
- [15] 张有健,陈晨,王再见.深度学习算法的激活函数研究[J].无线电通信技术,2021,47(1):115-120.
- [16] 谢飞,穆昱,管子玉,等.基于具有空间注意力机制的Mask R-CNN的口腔白斑分割[J].西北大学学报:自然科学版,2020,50(1):9-15.
- [17] 张焕,张庆,于纪言.激活函数的发展综述及其性质分析[J].西华大学学报(自然科学版),2021,40(4):1-10.
- [18] GUO F, QIAN Y, SHI Y. Real-time railroad track components inspection based on the improved YOLOv4 framework[J]. Automation in Construction, 2021, 125: 103596.
- [19] ZHANG Z, WANG P, LIU W, et al. Distance-IoU Loss: Faster and better learning for bounding box regression[C]. Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2020:12993-13000.
- [20] 韩玉洁,曹杰,刘琨.基于改进YOLO的无人机对地多目标检测[J].电子测量技术,2020,43(21):19-24.
- [21] LIN T Y, MAIRE M, BELONGIE S, et al. Microsoft coco: Common objects in context [C]. European Conference on Computer Vision, 2014: 740-755.
- [22] JIA W, XU S, LIANG Z, et al. Real-time automatic helmet detection of motorcyclists in urban traffic using improved YOLOv5 detector [J]. IET Image Processing, 2021, 15(14): 3623-3637.
- [23] ZHAO L, LI S. Object detection algorithm based on improved YOLOv3[J]. Electronics, 2020, 9(3): 537.
- [24] WEI L, ANGUELOV D, ERHAN D, et al. SSD: Single shot multibox detector[C]. Proceedings of the 14th European Conference, 2016: 21-37.
- [25] REN S, HE K, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: Towards real-time object detection with region proposal networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2016, 39(6): 1137-1149.
- [26] GE Z, LIU S, WANG F, et al. YOLOX: Exceeding YOLO series in 2021 [J]. ArXiv Preprint, 2021, ArXiv:2107.08430.

作者简介

高如新,博士研究生,副教授,主要研究方向为目标检测、人工智能、图像处理。

E-mail: gaoruxin@hpu.edu.cn

常嘉浩(通信作者),硕士研究生,主要研究方向为目标检测。

E-mail: achangjy@163.com