

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2211020

基于YOLOv5的砂纸表面缺陷检测方法研究

陈 帅 李焕锋 沙 杰 崔 巍 刘梦园
(河南工业大学机电工程学院 郑州 450000)

摘要: 针对目前工业生产过程中存在砂纸表面缺陷人工质量检测精度低和检测效率低问题,提出一种基于YOLOv5网络模型融合CA注意力机制的砂纸表面缺陷自动检测方法。首先对砂纸生产过程中的砂纸表面图像进行采样,将收集到的砂纸表面缺陷图像分成脱砂、堆砂、划痕和褶皱4种缺陷类型来制作砂纸表面缺陷数据集;其次将YOLOv5主干网络中的C3模块与CA注意力机制结合,改进为CAC3模块;最后将改进前后的网络模型在自建砂纸表面缺陷数据集上进行训练和验证。实验结果表明:得到改进后的YOLOv5+CAC3网络模型,其 P 、 R 、 $mAP@0.5$ 、 $mAP@0.5:0.95$ 和 S 的数值分别为96.2%、92.9%、95.8%、65.0%、16.8 ms,相比于改进前的YOLOv5网络模型分别提高了1.1%、2.2%、0.6%、1.7%、4.5 ms。该方法在砂纸表面缺陷检测中精度高、速度快、检测稳定,符合砂纸生产过程中砂纸表面缺陷检测的要求。

关键词: 砂纸缺陷检测;实时检测;改进YOLOv5;注意力机制

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.6040

Research on surface defect detection method of sandpaper based on YOLOv5

Chen Shuai Li Huanfeng Sha Jie Cui Wei Liu Mengyuan

(School of Mechanical and Electrical Engineering, Henan University of Technology, Zhengzhou 450000, China)

Abstract: Aiming at the problems of low accuracy and low detection efficiency of manual quality detection of sandpaper surface defects in the current industrial production process, an automatic detection method of sandpaper surface defects based on the YOLOv5 network model and CA attention mechanism is proposed. Firstly, the surface images of sandpaper in the process of sandpaper production are sampled, and the collected surface defect images are divided into four defect types, namely, sand removal, sand piling, scratch, and fold, to make the surface defect datasets of sandpaper. Secondly, the C3 module in the YOLOv5 backbone network is improved to the CAC3 module by combining it with the CA attention mechanism. Finally, the network models before and after the improvement are trained and verified on the self-built sandpaper surface defect datasets. The experimental results show that the values of P , R , $mAP@0.5$, $mAP@0.5:0.95$, and S of the improved YOLOv5+CAC3 network model are 96.2%, 92.9%, 95.8%, 65.0%, and 16.8 ms, which are 1.1%, 2.2%, 0.6%, 1.7% and 4.5 ms higher than the YOLOv5 network model before improvement. This method has high precision, fast speed, and stable detection in the detection of surface defects of sandpaper, which meets the requirements of the detection of surface defects of sandpaper in the production process.

Keywords: sandpaper defect detection; real-time detection; improved YOLOv5; attention mechanism

0 引 言

随着机械加工水平的快速发展,砂纸作为研磨行业的必备工具,其需求量也在逐年增长,如果砂纸表面出现某些缺陷问题将会在一定程度上影响到研磨工件的精度甚至导致工件的损坏。砂纸的生产过程中,砂纸表面可能会产生

不同种类的缺陷,为了保证砂纸的质量,要及时识别并筛选出有缺陷的砂纸。目前对砂纸表面质量进行检测主要采用人工目测的方法,该方法存在人工检测成本高、自动化程度低、准确率和检测效率低的问题^[1]。

对于砂纸表面缺陷检测的研究,钱旻^[2]在不同照明方式下采集砂纸缺陷图像,运用自适应闭值分割算法,实现了

对砂纸缺陷尺寸的测量,但是不能自动区分砂纸表面缺陷的种类。张强^[3]通过对砂纸缺陷局部图像的自适应增强、缺陷分割、形态学运算、缺陷尺寸计算,获得缺陷的长、宽和面积尺寸信息,利用 Gabor 特征向量结合非线性 SVM 算法实现砂纸正面缺陷的分类识别,该方法的检测精度和检测速度比较慢。杨延竹等^[4]通过提取砂纸表面缺陷纹理特征,建立了砂纸的灰度共生矩阵模型,对模型进行相关的理论分析,为识别过程中分类器的训练提供了理论依据。随着基于神经网络的深度学习算法在目标检测、识别等方面的快速发展,Redmon 等^[5]提出了 YOLO(you only look once)目标检测算法,该算法检测速度快、检测精度高被广泛的应用到工业检测领域。YOLOv5^[6-8]具备快速识别和自适应锚框等优点,但是其对小目标的识别准确度和特征提取能力有待提高^[9]。

为了进一步提高检测的准确性和速度,本文设计了砂纸表面缺陷自动检测系统,引入坐标 CA (coordinate attention)^[10]、SE (squeeze and excitation)^[11]、CBAM (convolutional block attention module)^[12]、ECA (efficient channel attention)^[13]注意力机制改进 YOLOv5 网络模型,将主干网络中的 C3 模块改进为 CAC3、SEC3、CBAMC3 和 ECAC3 模块,并在自建数据集上训练和验证了改进前后的网络模型。实验结果表明,YOLOv5+ CAC3 网络模型准确率高,速度快,能有效检测出砂纸表面的缺陷。

1 检测方案设计

砂纸的生产是由传送带运送坯布进行开卷、涂胶、植砂、复胶、烘干、固化、裁剪、包装为成品。为了在砂纸包装前将不合格的砂纸筛选剔除,因此砂纸缺陷检测系统应架设在砂纸生产线的裁剪和包装工位之间。本系统的数据采集范围应覆盖整个砂纸表面,工作距离高为 500 mm,砂纸型号为碳化硅 P60 长方形砂纸,长为 280 mm,宽为 230 mm。

1.1 系统硬件设计

系统硬件结构主要由工控机、工业相机、条形光源、主体结构四个部分组成。结构示意图如图 1 所示,系统硬件结构如图 2 所示。

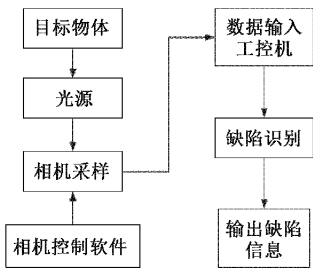


图 1 结构示意图

工控机主要实现对摄像头采集图像的处理和对数据集的训练任务,需要较高的计算速度。工业相机和镜头的选

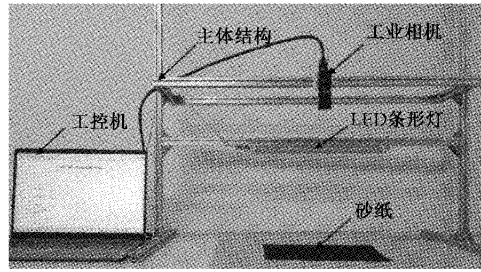


图 2 系统硬件结构

型要根据实际工作距离,视野范围和砂纸传送速度决定,同时工业相机和镜头必须满足延迟低、帧率高和图像质量好的要求,还需具有多种触发模式和通信方式。光源的选择必须充分考虑光照的亮度和均匀性。主体结构主要支撑着工业相机和光源设备,因此需要具有一定的强度和刚度。硬件配置如表 1 所示。

表 1 硬件配置

类别	配置	参数
CPU	Intel(R) Xeon(R) 8255C	主频 2.50 GHz
GPU	NVIDIA GeForce RTX3080	显存 10 GB
内存	SKHynix	32 GB
硬盘	NVMe SKHynix	500 GB
相机	海康 MV-CA050-12UC	像素 500 万, FPS60
镜头	海康 MVL-HV1050M-6MP	焦距变焦 10~50 mm
光源	LED 条形灯	10 W
主体	铝型材 2020L	9 m

1.2 系统软件设计

系统软件设计部分主要包括:图像采集、特征提取、缺陷识别、界面显示,结果输出等功能。工业相机实时获取砂纸图像信息,并将图像信息输送到检测软件中进行砂纸缺陷的检测和识别,将识别后的图像信息显示在工控机显示屏中,然后将砂纸的缺陷信息传输给其他设备,以便剔除不合格的砂纸。

实验的操作系统为 Windows 10,使用 python3.8 语言,开发环境是 Anaconda3, CUDA11.1 算加速,本文模型的构建、训练和测试均在 Pytorch1.8.1 框架下完成。

2 研究方法

2.1 YOLOv5 网络模型

本文方法 1:采用 YOLOv5 网络模型。其结构包括输入端、主干网络、颈部和预测端等 4 个部分,内部包含了特征提取、候选框预测及目标识别等过程^[14]。YOLOv5 网络模型结构如图 3 所示。

YOLOv5 输入的特征图若为 640×640×3,首先在主干网中进行切片、卷积和下采样得到 20×20×255 的特征图。然后在颈部网络中分别经过下采样,上采样和拼接得

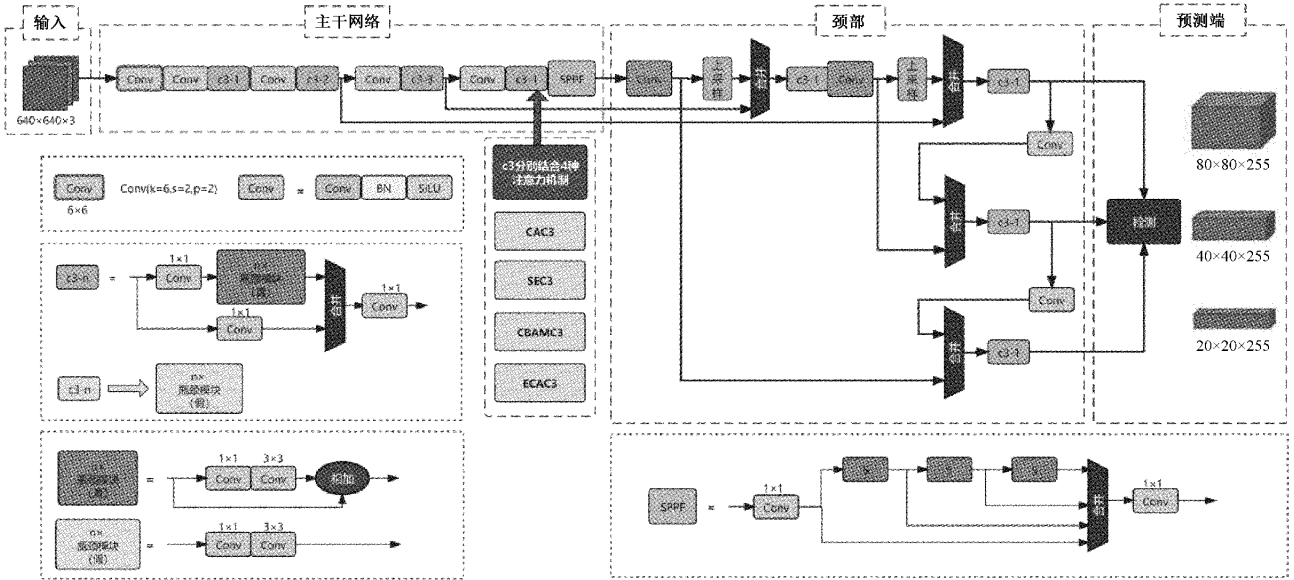


图 3 融入注意力机制的 YOLOv5 网络模型

到 $40 \times 40 \times 255$ 和 $80 \times 80 \times 255$ 的特征图。最后将这 3 组特征图输入到预测端进行目标检测。

YOLOv5 网络模型能通过修改深度和宽度参数,进而改变卷积核的大小和数量来灵活配置不同复杂度的网络模型,因此可对 YOLOv5 模型进行改进优化^[15]。

2.2 融合注意力机制改进 YOLOv5 网络模型

本文方法 2:采用 YOLOv5 网络模型结合 CA 注意力机制,CA 注意力机制模块结构如图 4 所示。

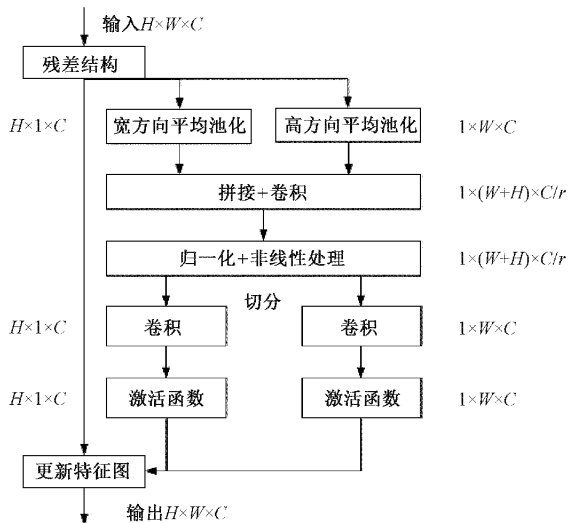


图 4 CA 注意力机制模块结构

CA 注意力机制是将位置信息嵌入通道注意力中,使得轻量级网络能够获得更大区域的信息,同时避免了产生大量的计算开销。为了避免二维全局池化造成位置信息的丢失,将二维全局池化分解为两个并行的一维特征编码,分别沿着两个空间方向进行特征聚合,能够高效地将

空间坐标信息整合到注意力图中^[16]。

假设网络输入特征图 F 为 $H \times W \times C$,先将宽度和高度两个方向分别进行全局平均池化,分别获得在宽度和高度两个方向的特征图,计算公式如式(1)和(2)所示。

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

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

接着将得全局感受野的宽度和高度两个方向的特征图拼接在一起送入卷积核为 1×1 的卷积模块,将其维度降低为原来的 C/r ,然后将经过批量归一化处理的特征图送入 Sigmoid 激活函数得到特征图 f , 公式如下:

$$f = \delta(F_1([\mathbf{z}^h, \mathbf{z}^w])) \quad (3)$$

接着将特征图 f 按照原来的宽度和高度进行卷积核为 1×1 的卷积,分别得到通道数与原来一样的特征图 F_h 和 F_w , 经过 Sigmoid 激活函数后,分别得到特征图在宽度和高度上的注意力权重 k^h 和 k^w , 公式如下:

$$k^h = \sigma(F_h(f^h)) \quad (4)$$

$$k^w = \sigma(F_w(f^w)) \quad (5)$$

最后在原始特征图上通过乘法加权计算,将得到最终在宽度和高度方向上带有注意力权重的特征图,公式如下:

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

在 YOLOv5 模型的主干网络中,将 CA 注意力机制模块与 YOLOv5 模型中 C3 模块结合,改进为 CAC3 模块。

本文对比方法 3:采用 YOLOv5 网络模型结合 SE 注意力机制。SE 注意力机制核心思想在于建立通道之间的相互依赖关系,通过网络中的全局损失函数学习特征权重,自动获取每个特征通道的重要程度,然后依照重要程度提升显著特征,并抑制或弱化非显著特征^[17]。该方法 3

是在 YOLOv5 模型的主干网络中,将 SE 注意力机制模块与 YOLOv5 模型中 C3 模块结合,改进为 SEC3 模块。

本文对比方法 4:采用 YOLOv5 网络模型结合 CBAM 注意力机制。CBAM 注意力机制包含了通道和空间注意力机制模块,通道注意力模块主要关注输入图像中有意义的信息,可以在通道维度不变的情况下压缩空间维度;空间注意力模块关注的是目标的位置信息,可以在空间维度不变的情况下压缩通道维度^[18]。CBAM 注意力机制沿着通道和空间两个维度计算出注意力权重系数,可以使模型提取到的特征更加精炼,能有效提升模型的分类效果。该方法 4 是在 YOLOv5 模型的主干网络中,将 CBAM 注意力机制模块与 YOLOv5 模型中 C3 模块结合,改进为 CBAMC3 模块。

本文对比方法 5:采用 YOLOv5 网络模型结合 ECA 注意力机制。ECA 注意力机制是一种不降维的局部跨通道交互策略,有效避免了降维操作对于通道注意力学习效果的影响,其主要作用是考虑每个通道与其相邻几个通道进行跨通道信息交互并生成权重值,增加关键特征的权重,降低无关特征权重,提升了识别的准确率^[19]。该方法 5 是在 YOLOv5 模型的主干网络中,将 ECA 注意力机制模块与 YOLOv5 模型中 C3 模块结合,改进为 ECAC3 模块。

方法 2~5 改进后的 YOLOv5 + CAC3、YOLOv5 + SEC3、YOLOv5 + CBAMC3、YOLOv5 + ECAC3 网络模型,如图 3 所示。

3 实 验

3.1 数据采集

因当前没有公开的砂纸表面缺陷数据集,所以需要自建数据集。本文自建的数据集所需要的砂纸缺陷素材均来源于砂纸生产机上所采集到的砂纸图片和视频。

从砂纸的结构来看,一般由背基、背胶隔离层、背胶层、底胶、面胶和磨料所构成,砂纸的构成示意图如图 5 所示。背基为磨料的承载体,对磨料起到支撑的作用,通常用薄膜或纸作为背基的材料,背基的背面会根据应用场景的不同制作背胶层及背胶隔离层。底胶和面胶起到连接基体与磨料的作用。磨料是具有不同的形状、韧性和硬度的矿砂^[20]。

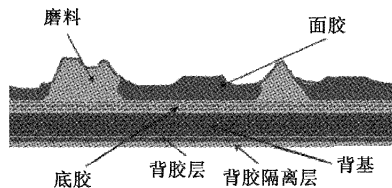


图 5 砂纸的构成示意图

砂纸生产过程中,砂纸表面因涂胶和植砂的不均匀则会产生脱砂(sand removal)和堆砂(sand piling)现象,缺陷表现为砂粒的局部缺失、分布不均、聚集成团等状态。砂

纸表面产生的划痕缺陷(scratch)的主要原因是由尖锐物体划伤砂纸表面造成的,划痕缺陷的形状一般呈线形。砂纸表面产生的褶皱缺陷(fold)的原因是由于在砂纸生产过程中背基涂胶受潮,砂纸表面干燥不均匀而产生大小不均的张紧力导致出现砂纸表面褶皱现象。砂纸表面主要缺陷为脱砂、堆砂、褶皱和划痕,如图 6 所示。

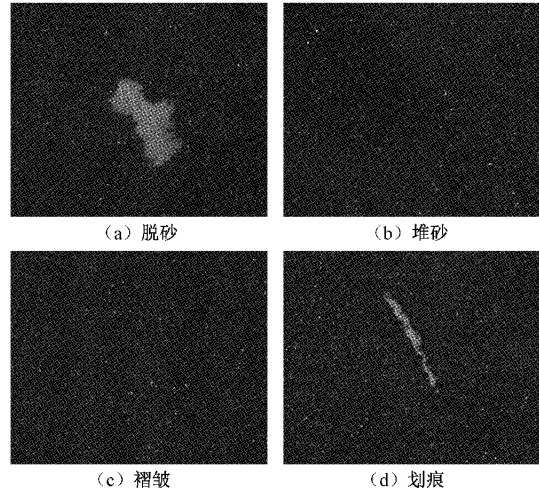


图 6 砂纸表面缺陷砂纸缺陷数据集

使用 LabelImg 软件标注带有砂纸缺陷的照片,并按照 PASCAL VOC 格式制作,将标注信息以 XML 文件形式存储。为了提高模型的泛化能力,防止模型在训练的过程中出现过拟合,本文采用了旋转,翻转等方法对图像进行增强,从而扩大现有数据集。将砂纸缺陷图片和标注信息随机分成两组,训练集占 80%,验证集占 20%。数据集的缺陷组成如表 2 所示。

表 2 砂纸缺陷数据集类组成

缺陷类别	训练集个数	验证集个数	总数
脱砂	1 493	518	2 011
堆砂	2 752	1 031	3 783
褶皱	476	192	668
划痕	860	328	1 188

3.2 性能评价指标

判断目标检测的性能主要采用精确率 (precision, P)、召回率 (recall, R)、平均精度值 (mean average precision, mAP)、和检测速度 (speed, S) 等参数进行评估。计算公式如式(7)~(9)^[21-22]所示。

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

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

$$mAP = \frac{\sum AP}{C} \quad (9)$$

式中: TP 表示被模型预测为正类的正样本数量, FP 表示被模型预测为负类的正样本数量, FN 表示被模型预测为正类的负样本数量, C 为数据集类别数目, AP 为精确率与召回率所组成的曲线下面积。

3.3 实验结果和分析

本文实验的 $batch_size = 32$, $epochs = 300$, $workers = 4$, 在相同实验条件下对分别对 YOLOv5、YOLOv5 + CAC3、YOLOv5 + SEC3、YOLOv5 + CBAMC3、YOLOv5 + ECAC3 网络模型进行实验对比, 其模型的各项评价指标与模型训练次数的关系如图 7~10 所示。

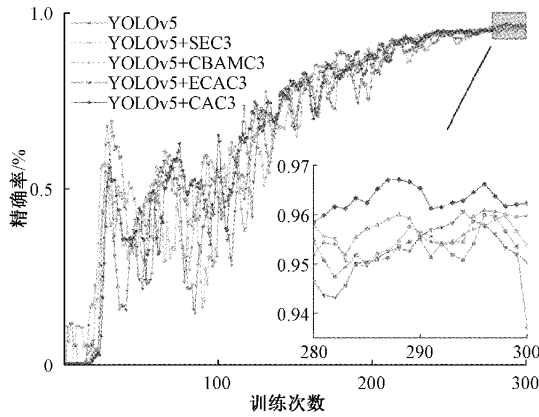


图 7 精确率对比图

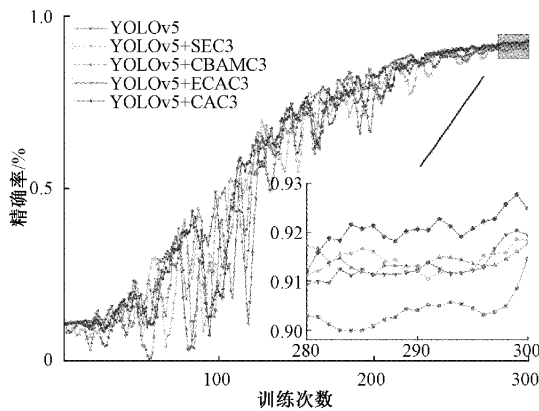


图 8 召回率对比图

通过实验发现, 在训练次数在 280 次时, 模型各评价指标参数值波动开始趋于平稳。其中 YOLOv5+CAC3 网

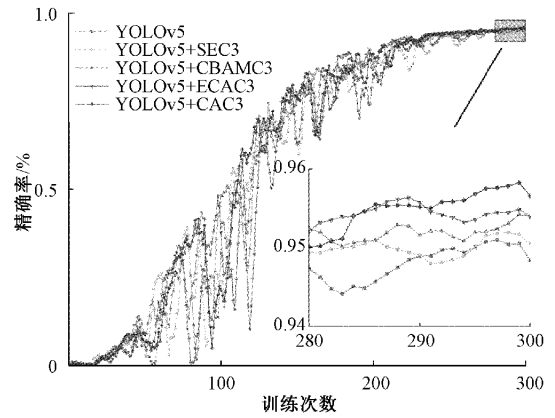


图 9 平均精度 $mAP@0.5$ 对比图

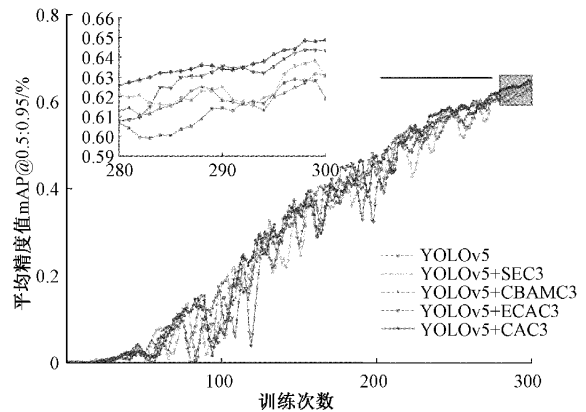


图 10 平均精度 $mAP@0.5:0.95$ 对比图

络模型的各项评价指标参数值均优于其他 4 种网络模型。

由表 3 可以看出, 在自建砂纸表面缺陷数据集上训练并验证了 YOLOv5 网络模型, 其评价指标 P 、 R 、 $mAP@0.5$ 、 $mAP@0.5:0.95$ 和 S 的数值分别为 95.1%、90.7%、95.2%、63.3%、21.3 ms。本文将 YOLOv5 主干网络中的 C3 模块分别与 CA、SE、CBAM 和 ECA 注意力机制相结合, 得到改进后的 4 种网络模型的评价指标均有提升。经过实验对比, 最优的网络模型为 YOLOv5s + CAC3 网络模型, 相较于改进前的 YOLOv5 网络模型提高了对缺陷目标的捕捉能力, 提升了对图像特征的检测精度和对图像的处理速度, 各评价指标的数值分别提升了 1.1%、2.2%、0.6%、1.7%、4.5 ms。

表 3 实验结果分析

方法序号	网络模型	$P/\%$	$R/\%$	$mAP@0.5$	$mAP@0.5:0.95$	S/ms
1	YOLOv5	95.1	90.7	95.2	63.3	21.3
2	YOLOv5+CAC3	96.2	92.9	95.8	65.0	16.8
3	YOLOv5+SEC3	95.6	91.9	95.3	64.3	18.0
4	YOLOv5+CBAMC3	95.7	91.9	95.5	64.0	17.7
5	YOLOv5+ECAC3	95.3	92.0	95.7	64.8	17.8

由图 11 可以看出改进后的 YOLOv5+CAC3 网络模型相较于改进前的 YOLOv5 网络模型在脱砂、堆砂、褶皱、划痕的缺陷检测精度均有提升。同时可以看出脱砂和划痕的缺陷检测精度较高,而堆砂和褶皱的缺陷检测精度较低,其原因是堆砂和褶皱的缺陷特征在二维平面上不明显,融合注意力机制改进后的 YOLOv5+CAC3 网络模型能有效提升不明显缺陷特征的检测精度。当一张图片中同时存在多种缺陷汇集的情况下,网络模型也能分辨出不同缺陷并进行检测、识别和分类。

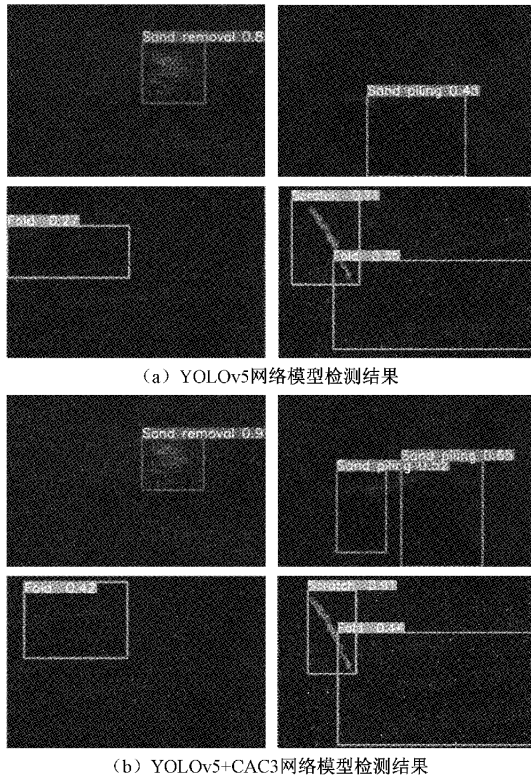


图 11 检测精度对比图

综上所述, YOLOv5+CAC3 网络模型具有较高的检测精度和速度,其性能优于其他网络模型,能够满足纸生产过程中砂纸表面缺陷检测的要求。

4 结 论

通过搭建砂纸表面缺陷检测系统,实现了砂纸表面的图像采集,满足了试验要求与分析要求。率先建立了砂纸表面缺陷数据集,并在该数据集上验证了 YOLOv5 网络模型的有效性。本文提出一种基于 YOLOv5 网络模型融合 CA 注意力机制的砂纸表面缺陷自动检测方法,将 YOLOv5 主干网络中的 C3 模块改进为 CAC3 模块,并在自建砂纸表面缺陷数据集上对改进前后的网络模型分别进行训练和验证。实验结果表明,改进后的 YOLOv5+CAC3 网络模型相较于改进前的 YOLOv5 网络模型提高了检测精度和检测速度,满足了砂纸实际生产过程中砂纸

缺陷的自动检测要求,对砂纸的生产具有重要的指导意义。

参考文献

- [1] 李冰,李坤福. 基于数字图像处理的砂纸缺陷自动检测系统设计[J]. 河南科技, 2021, 40(11): 8-10.
- [2] 钱旻. 砂纸缺陷在线检测技术研究[D]. 南京: 南京理工大学, 2010.
- [3] 张强. 基于计算机视觉的砂纸缺陷检测方法研究[D]. 北京: 北京理工大学, 2016.
- [4] 杨延竹, 刘颖, 白旭, 等. 砂纸在线纹理特征提取方法的研究[J]. 机械设计与制造, 2019(9): 181-184, 189.
- [5] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK 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: 779-788.
- [6] 郭磊, 王邱龙, 薛伟, 等. 基于改进 YOLOv5 的小目标检测算法[J]. 电子科技大学学报, 2022, 51(2): 251-258.
- [7] ZHU X, LYU S, WANG X, et al. TPH-YOLOv5: Improved YOLOv5 based on transformer prediction head for object detection on drone-captured scenarios [C]. Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision, 2021: 2778-2788.
- [8] 史梦圆, 高俊钊. 改进 YOLOv5 的建筑物破损检测算法研究[J]. 国外电子测量技术, 2022, 41(8): 84-90.
- [9] 郎松, 曹选, 张艳微, 等. 融合改进 YOLOv5 算法的图像全站仪全自动测量方法[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(5): 120-127.
- [10] 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.
- [11] HU J, SHEN L, SUN G. Squeeze-and-excitation networks[C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018: 7132-7141.
- [12] WOO S, PARK J, LEE J Y, et al. Cbam: Convolutional block attention module[C]. Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV), 2018: 3-19.
- [13] WANG Q, WU B, ZHU P, et al. Supplementary material for 'ECA-Net: Efficient channel attention for deep convolutional neural networks[C]. Proceedings of the 2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, IEEE, Seattle, WA, USA. 2020: 13-19.
- [14] 项融融, 李博, 赵桥. 基于改进 YOLOv5s 的口罩佩戴检测算法[J]. 国外电子测量技术, 2022, 41(7): 39-44.

- [15] 马燕婷,赵红东,阎超,等.改进 YOLOv5 网络的带钢表面缺陷检测方法[J].电子测量与仪器学报,2022,36(8):150-157.
- [16] 李文举,张干,崔柳,等.基于坐标注意力的轻量级交通标志识别模型[J].计算机应用,2023,43(2):7.
- [17] 涂海清.基于 yolov5s-se 和数据增强的夜间车辆目标检测[D].广州:华南理工大学,2021.
- [18] 张震,陈可鑫,陈云飞.优化聚类和引入 CBAM 的 YOLOv5 管制刀具检测[J].郑州大学学报(工学版),2023,44(5):40-45,61.
- [19] 罗思诗,李茂军,陈满.多尺度融合注意力机制的人脸表情识别网络[J].计算机工程与应用,2023,59(1):199-206.
- [20] 彭森.打磨砂纸在乘用车涂装工艺中的应用[J].上海涂料,2020,58(4):19-23.
- [21] 宋中山,肖博文,艾勇,等.基于改进 YOLOv4 的轻量化目标检测算法[J].电子测量技术,2022,45(16):142-152.
- [22] 苏佳,贾欣雨,侯卫民.基于 YOLO-J 的 PCB 缺陷检测算法[J/OL].计算机集成制造系统:1-20.[2023-08-18].
<http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.5946.tp.20220622.1623.005.html>

作者简介

陈帅,硕士研究生,主要研究方向为机器视觉、目标检测。

E-mail:743035765@qq.com

李焕锋(通信作者),教授,主要研究方向为先进制造工艺及设备,精密加工技术等。

E-mail:sysglchf@haut.edu.cn

沙杰,教授,主要研究方向为智能制造等。

E-mail:shajie0303@163.com

崔巍,副教授,主要研究方向为磨料磨具及超硬材料专用工艺装备,材料加工过程检测与控制。

E-mail:wei_cui@haut.edu.cn