



计算机科学

COMPUTER SCIENCE

基于改进YOLOv7的钢材缺陷检测

黄海新, 吴迪

引用本文

黄海新, 吴迪. 基于改进YOLOv7的钢材缺陷检测[J]. 计算机科学, 2024, 51(6A): 230800018-5.

HUANG Haixin, WU Di. Steel Defect Detection Based on Improved YOLOv7[J]. Computer Science, 2024, 51(6A): 230800018-5.

相似文章推荐 (请使用火狐或 IE 浏览器查看文章)

Similar articles recommended (Please use Firefox or IE to view the article)

[面向产线AI质检的少样本评测方法研究和验证](#)

Study and Verification on Few-shot Evaluation Methods for AI-based Quality Inspection in Production Lines

计算机科学, 2024, 51(6A): 230700086-8. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.230700086>

[基于BERT和CNN的药物不良反应个案报道文献分类方法](#)

Literature Classification of Individual Reports of Adverse Drug Reactions Based on BERT and CNN

计算机科学, 2024, 51(6A): 230400049-6. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.230400049>

[DUWe:动态未知词嵌入方法在Web异常检测中的应用](#)

DUWe:Dynamic Unknown Word Embedding Approach for Web Anomaly Detection

计算机科学, 2024, 51(6A): 230300191-5. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.230300191>

[WiCare:一种非接触式的老人如厕跌倒监测模型](#)

WiCare:Non-contact Fall Monitoring Model for Elderly in Toilet

计算机科学, 2024, 51(6A): 230700044-8. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.230700044>

[深度学习驱动下IaaS云运维异常检测算法的研究进展](#)

Research Progress of Anomaly Detection in IaaS Cloud Operation Driven by Deep Learning

计算机科学, 2024, 51(6A): 230400016-8. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.230400016>

基于改进 YOLOv7 的钢材缺陷检测

黄海新 吴迪

沈阳理工大学自动化与电气工程学院 沈阳 110159

摘要 钢材表面缺陷检测在实际生产中非常重要。为了准确检测缺陷,设计了一种基于改进的 YOLOv7 的钢材表面缺陷检测模型。首先在骨干网络结构中引入 Ghost 模块,增强模型提取特征和识别小特征的能力,同时降低模型参数量;其次在池化模块中嵌入注意力机制;最后通过引入 EIOU 改善损失函数,从而更好地优化 YOLOv7 网络模型,且可以更好地处理样本的不平衡,从而达到更好的优化相似度。实验结果表明,与原模型相比,所提模型 mAP 达到 76.9%,提高了 4.2%。该模型可以满足钢表面缺陷的准确检测和识别需求。

关键词: yolo7; 缺陷检测; 深度学习; 注意力模块

中图分类号 TP391

Steel Defect Detection Based on Improved YOLOv7

HUANG Haixin and WU Di

School of Automation and Electrical Engineering, Shenyang Ligong University, Shenyang 110159, China

Abstract Steel surface defect detection is very important in actual production. In order to accurately detect defects, this paper designs a steel surface defect detection model based on improved YOLOv7. Firstly, the Ghost module is introduced into the backbone network structure to enhance the ability of the model to extract features and identify small features while reducing the number of model parameters. Secondly, the attention mechanism is embedded in the pooling module. Finally, the loss function is improved by introducing EIOU, so as to better optimize the YOLOv7 network model, which can better deal with the imbalance of samples, so as to achieve better optimization similarity. Experimental results show that, compared with the original model, the mAP of the proposed model increases by 4.2% to 76.9%. The model can meet the needs of accurate detection and identification of steel surface defects.

Keywords YOLOv7, Defect detection, Deep learning, Attention module

1 引言

钢作为工业的重要原料,被广泛应用于机械、航空航天、汽车、国防、轻工等生产领域。然而,受原材料质量、生产环境、设备、人工错误等因素的影响,生产出的钢可能会出现各种问题,最常见的就是表面缺陷。表面缺陷^[1]是制造商和客户或消费者判断钢材质量的重要指标。一般来说,钢的表面缺陷包括裂缝、杂质、斑块、点蚀表面、氧化皮、划痕,这些缺陷不仅对钢的美观有影响,更重要的是,它们还降低了钢的强度、韧性、耐腐蚀性和耐磨性。此外,这些缺陷也会影响企业的销售,甚至可能会给用户带来人身安全隐患。因此,钢缺陷的检测与识别成为学者研究的热点问题。

传统的钢表面缺陷检测方法包括人工检测方法、无损检测^[2]方法和频率闪光检测方法。人工检测需要检测人员通过肉眼识别大量的钢材缺陷,由于缺陷具有复杂多样性,因此需要大量的劳动力。其次,大量的重复性工作使检查人员容易出现视觉疲劳,从而出现错检和误检。由于传统方法存在效率低、误差大、对检验员技能要求高等特点,近年来,基于深度学习、图像处理、目标检测等自动化技术开始逐步取代传统方法。基于深度学习的目标检测可以获得更高的识别精度和检测速度,大大提高了真实工厂的缺陷检测效率。其中 YO-

LO^[3]算法系列因其在检测速度快的同时仍能保持良好的检测精度,成为当前目标检测研究领域的一种流行方法。

造成钢表面缺陷的原因有很多,缺陷的形态也复杂多样。根据缺陷形状的特征,缺陷大致可分为 3 类:点、线和面。典型的缺陷(如图 1 所示)可概括为裂缝、杂质、斑块、点蚀表面、氧化皮和划痕。

上述缺陷会对钢的完整性和功能性产生负面影响。如图 1 所示,这些缺陷有多种类型且大小不一。同一类型的缺陷由于不同的原因而呈现出不同的特征。此外,缺陷之间的区别也不够明确。因此,准确识别钢表面的缺陷非常困难。

近年来,计算机视觉蓬勃发展。Tong 等^[4]提出了使用最优 Gabor 滤波器的缺陷检测模型。通过使用最优 Gabor 滤波器,可以显著降低计算成本,实时运行,解决织物检测问题。Tasi 等^[5]提出了一种快速规则性度量,用于检测没有纹理和纹理均匀的表面缺陷。此方法仅用于通过单个判别特征检测缺陷。Wang 等^[6]提出了一种用于识别表面缺陷的实体稀疏跟踪(ESP)方法,此方法是基于无监督的。Liu 等^[7]提出了不同以往的 Haar-Weibull 方差(HWV)模型,应用于无监督钢表面缺陷检测中。该模型利用各向异性扩散模型消除斑块的影响,然后开发新的 HWV 模型来表征图像中每个局部斑块的纹理分布,从而形成参数分布,有效地提取图像中的背景。

基金项目:国家自然科学基金(61672359)

This work was supported by the National Natural Science Foundation of China(61672359).

通信作者:黄海新(huanghaixin@sylu.edu.cn)

Choi 等^[8]应用 Gabor 滤波检测钢板多孔缺陷,采用双阈值方法提高了缺陷的分类性能。

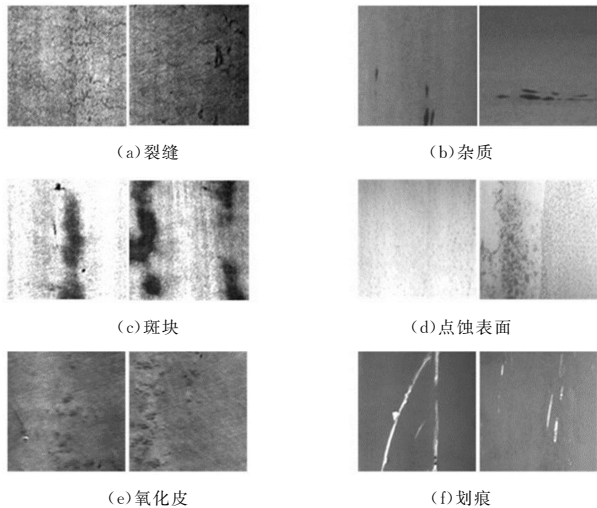


图 1 钢的典型缺陷
Fig. 1 Typical defects of steel

为了加快工业生产、节省劳动力、增加高质量产品,许多研究人员正在努力将深度学习目标识别方法应用于工业生产领域。目前,主要存在两种类型的基于深度学习的目标检测算法,即单阶段检测算法和两阶段检测算法。两阶段架构(如 Faster RCNN 和 Mask R-CNN)首先提取感兴趣区域(roi),然后操作边界盒分类和回归;一级检测器(如 SSD, FPN, FCOS 和 YOLO 系列)直接从带有预定义锚点的预测特征映射中输出边界框和类。前者的精度略高,而后者更快、更紧凑。

本文提出了一种新的基于 YOLOv7 的钢材表面缺陷检测模型。模型通过将 GhostNet 模块引入骨干网络,降低网络模型参数量,并通过在池化模块中嵌入 CBAM 形成注意力集中结构,以增强应对复杂和不同带钢表面缺陷的能力。

2 相关工作

2.1 YOLOv7 网络结构

YOLOv7^[9]网络结构基于 YOLOv5^[10]引入了模型重新参数化的思想。在 YOLOv7 网络结构中加入深度监督技术,改进动态标签分配策略,提出由粗到细的指导性标签分配策略等。通过模型重参数化,可以有效地将复杂的模块划分为若干个独立的子模块,使得每一个子模块都能够被有效地组合起来,从而实现更高效的推理。模型重参数化的好处是使模型获得了更好的特征表示,减少了计算量和参数量并提高了推理速度。

YOLOv7 的整体网络结构(如图 2 所示)与 YOLOv5 非常相似,它们之间的主要区别是网络的内部组件。首先,在骨干网络部分采用 E-ELAN 和 MP 结构;其次,将颈部层和头部层进行融合,称为头部层;YOLOv7 网络主要通过 E-ELAN 和 MP 结构的主干部分来提取图像特征。原作者认为,网络越深,对网络的学习和收敛越好。通过对网络中最短和最长梯度路径的调控,可以建立更高效的网络。在与 VoVNet, CSPVoVNet, ELAN 进行比较的基础上,针对 ELAN 模型,提出了扩展版本的 E-ELAN。E-ELAN 仅对计算模块的结构进行了修改,而过渡层的结构保持完全不变。与 YOLO 之前的网络结构不同,YOLOv7 网络结构中的 MP 层同时使用 maxpooling 和 3×3 卷积(其中 stride=2)来下采样。输出

通过 concat 连接起来,这使得网络可以更好地提取特征。

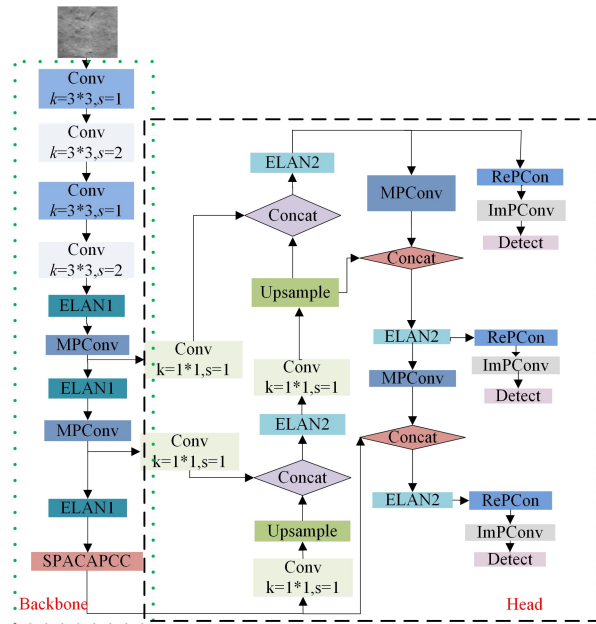


图 2 YOLOv7 网络结构
Fig. 2 YOLOv7 network structure

2.2 损失函数与标签分配

YOLOv7 的整体损失函数与 YOLOv5 相同。损失函数分为 3 类:分类损失 L_{cls} 、目标置信度损失 L_{obj} 和定位损失 L_{loc} 。

分类损失 L_{cls} 使用二进制交叉熵(BCE)损失,注意,这里仅计算正样本的分类损失。目标损失 L_{obj} 仍然是 BCE 损失,这里的 obj 指的是网络预测的目标边界框和 GT 框的完全交并比(CIoU)。这里计算所有样本的目标损失 L_{obj} 。将定位损失 L_{loc} 作为 CIoU 损失,注意只计算正样本的位置损失。因此,YOLOv7 的损失函数可描述为:

$$Loss = \lambda_1 L_{cls} + \lambda_2 L_{obj} + \lambda_3 L_{loc} \quad (1)$$

其中, $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$ 是平衡系数。

YOLOv7 网络结构中使用了一种新的标签分配方法。通过以引导头的预测作为指导,能够生成从粗糙到精细的分层标签。这些标签被用于辅助头和引导头的学习过程。通过引导头的学习能力,辅助头可以更有效地掌握已学习的知识,而不再花费大量时间去理解尚未掌握的知识。如图 3 所示。

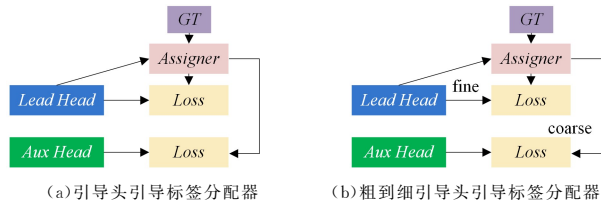


图 3 新的标签分配方法
Fig. 3 New label assignment method

3 改进网络模型

3.1 GhostNet 模块

为了实现模型在有较高检测精度和较快检测速度的同时,参数尽可能少的目的,本次实验中将 YOLOv7 的主干特征提取网络替换为 GhostNet。GhostNet^[11]网络是华为诺亚方舟实验室 2020 年提出的一种轻量级检测网络。该网络是由 GhostNet-Module 组成的瓶颈结构块 Ghost Bottleneck

堆叠而成,Ghost Module 结构如图 4 所示。

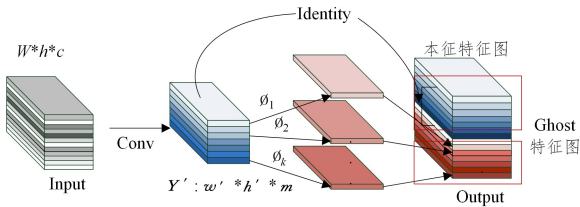


图 4 Ghost Module 网络结构

Fig. 4 Ghost module network structure

相较于需要大量参数和浮点运算才能达到令人满意精度的卷积神经网络(CNN),Ghost Module 能够在保持与之相当的识别性能的同时,降低通用卷积层的计算成本。Ghost Module 的计算量和参数量为传统 CNN 的 $\frac{1}{(2k_{size} \times k_{size})} + \frac{1}{2c_{in}}$ 倍。其中 k_{size} 为卷积核大小, c_{in} 为输入通道数。

3.2 损失函数的改进

选择适当的损失函数对于提高算法的收敛速度和准确率具有重要影响。YOLO 系列的损失函数由边界框回归损失、置信度损失和分类损失组成。

在本文中,为了更好地研究目标框与锚框的关系,选用 EIOU^[12] 损失函数。EIOU 的损失函数由 3 个部分组成:重叠损失、中心距离损失、宽高损失。其中,宽高损失会使得目标框与锚框的尺寸变化非常小,从而提升了收敛的效率。惩罚的基本公式如下:

$$L_{EIOU} = L_{IOU} + L_{dis} + L_{asp} = 1 - IOU + \frac{\rho^2(b, b^{gt})}{c^2} + \frac{\rho^2(w, w^{gt})}{c_w^2} + \frac{\rho^2(h, h^{gt})}{c_h^2} \quad (2)$$

其中, c_w 和 c_h 是覆盖两个 Box 的最小外接框的宽度和高度。

3.3 注意力模块

如图 5(a) 所示,MP 层结构用于 YOLOv7 头中的下采样。特征图在进入 MP 层结构后将在两个分支中进行下采样,一个分支用于 Maxpooling 层,大卷积核为 2;另一个分支用于大小为 3 的卷积核,步长为 2 用于下采样。最后,两个分支的输出进行 Concat 操作再输出。由于钢材缺陷数据集包含许多小而密集的缺陷,不易识别,因此本文在 MP 层结构中加入注意力机制 CBAM^[13] 来构建注意力池模块,如图 5(b) 所示。网络能够自行关注更重要的目标,并加强网络结构识别缺陷的能力。

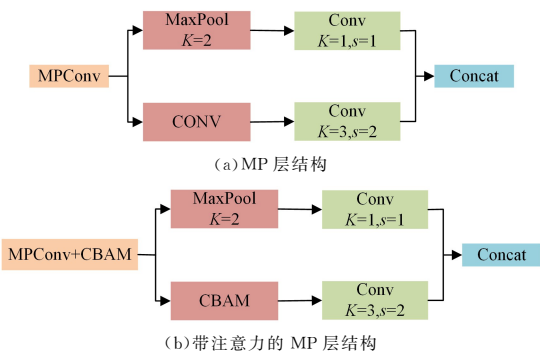


图 5 注意力集中模块

Fig. 5 Attention pooling module

CBAM 是空间和通道相结合的注意力机制模块。它可以比只关注通道的挤压和激励网络 (SE Nets) 注意力机制获得更好的结果。CBAM 包含两个独立的子模块,即通道注意

力模块(CAM)和空间注意力模块(SAM)。这不仅使网络更有能力聚焦关键信息,而且通过分别在通道和空间上加权注意力,实现了即插即用的效果。

当特征图输入到 CBAM 时,首先经过了通道注意力模块(CAM)。在 CAM 中,特征图通过并行的 MaxPool 和 Avg-Pool 层,将其压缩成两个一维特征向量。接着,这两个向量经过共享神经网络进行激活和通道变换,得到转换结果。这些结果经过 Add 操作影响后,通过 sigmoid 激活函数生成最终的通道注意力特征图。然后,通过将通道注意力特征图与输入特征图进行元素相乘,生成输入 SAM 所需的特征。

接下来,进入空间注意力模块(SAM),执行基于通道的全局最大池化和全局平均池化操作,对特征图的通道进行压缩。然后,对这两种结果执行通道的 Concat 操作,将维度降低为一个通道。随后,使用 sigmoid 激活函数得到空间注意力特征图。最后,将空间注意力特征图与该模型的输入数据相加,得到最终生成的特征。

3.4 改进后 YOLOv7

本研究提出的改进的 YOLOv7 算法网络最终结构架构如图 6 所示。

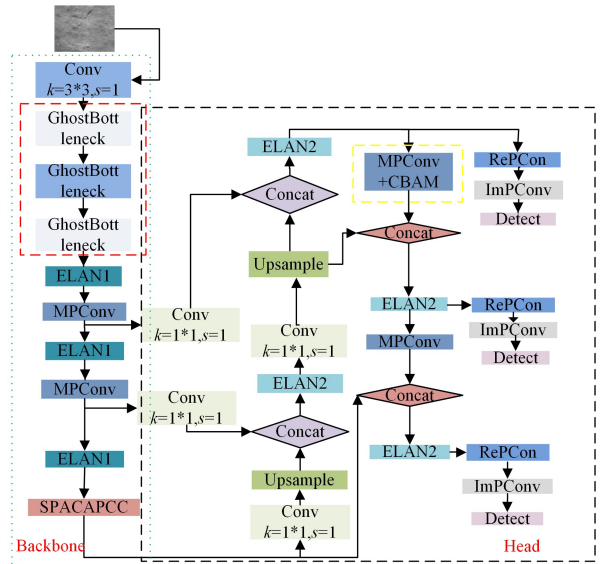


图 6 改进的 YOLOv7 算法网络结构

Fig. 6 Network structure of improved YOLOv7 algorithm

图 6 中不同颜色的矩形框标记了本研究对 YOLOv7 算法结构的具体改进点。红色框中的 GhostNet 模块被替换到 YOLOv7 的头部,以在提升模型检测精度和速度的同时减少参数量,黄色框中的 CBAM 注意力机制嵌入到第一 MP 层结构中,以提高网络识别次要和特征不明显缺陷的能力。

4 实验结果与分析

4.1 实验环境

本实验采用的操作系统为 window10,CPU 为 Intel(R) Core(TM) i5-12500H 内存为 3.10 GHz。GPU 处理器为 Nvidia RTX3050ti,GPU 加速库为 CUDA11.1,并在基于 Python 语言和 PyTorch1.8.2 框架搭建的深度学习环境下进行算法训练与测试。

4.2 数据集

本实验采用东北大学 NEU-DET^[14] 钢材缺陷数据集,此数据集中包含 1800 幅灰度图像,其中训练集 1440 张,测试

集和验证集各 180 张,分辨率均为 200×200 像素。钢材表面缺陷分为 6 类: 裂缝(Crazing)、点蚀表面(Pitted-Surface)、划痕(Scratches)、杂质(Inclusion)、氧化皮(Rolled-in-Scale)和斑块(Patches)。在该数据集上分别进行消融实验和对比实验,训练并验证改进模块和改进算法的有效性。

4.3 评价指标

为衡量目标缺陷检测的准确性,本次实验使用两个指标作为性能评估标准。平均精度(AP)和平均精度(mAP)。其计算式如下:

$$P = \frac{T_p}{T_p + F_p} \times 100\% \quad (3)$$

$$R = \frac{T_p}{T_p + F_N} \times 100\% \quad (4)$$

$$AP = \int_0^1 P(r) dr \quad (5)$$

$$MAP = \frac{\sum_{i=1}^c AP_i}{c} \quad (6)$$

其中, F_p 是假阳性缺陷, T_p 是真阳性缺陷, F_N 是假阴性缺陷。 $P(r)$ 是精度-召回率曲线, i 是缺陷类别, c 是值为 6 的缺陷类别数。

4.4 消融实验

针对实验中对原始 YOLOv7 算法提出的 3 处改进,通过逐一增加改进模块的方法设计了消融实验以验证各个改进模块的有效性。将主干特征提取网络替换为 GhostNet 网络结构,将损失函数更换成 EIOU,将 CBAM 嵌入 MP 层结构中,构建注意力池结构。为了合理判断所提出的改进措施是否具

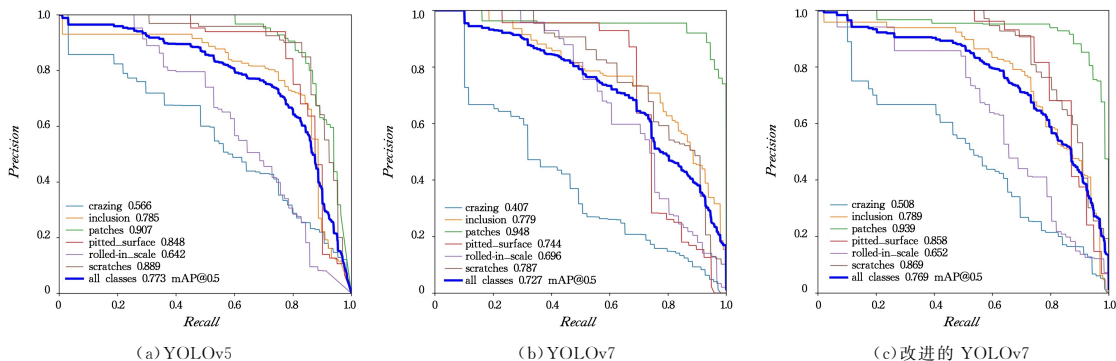


图 7 精度召回率(P-R)曲线

Fig. 7 Precision-recall(P-R) curves

图 8 展示了上述模型检测效果的可视化结果的比较。不难看出,改进的 YOLOv7 算法模型不仅能够更准确地定位和发现所有缺陷,而且能使预测框架更加精确。

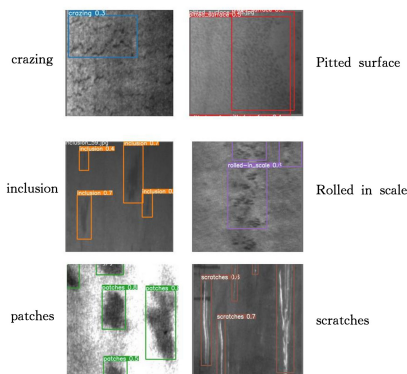


图 8 检测结果

Fig. 8 Detection results

有带钢缺陷检测的应用价值,在 NEU-DET 数据集上进行了联合消融实验,结果如表 1 所列。

表 1 消融实验结果

Table 1 Ablation experiments results

方法	MAP/%	AP/%					
		裂缝	杂质	斑块	点蚀表面	氧化皮	划痕
YOLOv7	72.70	40.70	77.90	94.80	74.40	69.60	78.70
YOLOv7-Ghost	72.34	44.20	64.31	95.40	76.52	67.60	82.0
YOLOv7-EIOU	74.31	47.05	73.20	90.81	83.57	68.45	79.67
YOLOv7-CBAM	75.30	53.54	66.60	92.60	78.96	65.12	82.43
本文算法	76.90	50.80	78.90	93.90	85.80	65.20	86.90

4.5 对比实验

P-R 曲线是衡量模型性能的重要指标。以 P 为纵坐标, R 为横坐标绘制而成的曲线被称为 P-R 曲线, P-R 曲线与坐标轴围成的面积称为 AP。所有类别 AP 的均值被称作 mAP,两者越接近 1,表示模型检测越准确。在 P-R 曲线中,曲线包围的区域越大,性能越好。

对于检测 NEU-DET 数据集中 6 个缺陷的 YOLOv5、原始 YOLOv7 和改进的 YOLOv7 算法模型的精度召回率(P-R)曲线如图 7 所示。从图 7 的 P-R 曲线可以看出,与其他两种算法相比,本文提出的算法 P-R 曲线更好,说明本文方法具有更好的缺陷检测性能。

为了更紧密地验证改进的 YOLOv7 算法与其他算法相比的优越性,对已提出的其他几种经典算法进行了对比实验。实验结果如表 2 所列。

表 2 改进 YOLOv7 算法与其他算法结果对比

Table 2 Comparison results between YOLOv7 and other algorithms

方法	MAP/%	AP/%					
		裂缝	杂质	斑块	点蚀表面	氧化皮	划痕
YOLOv5	77.80	40.60	81.00	96.70	98.20	70.10	80.31
YOLOv7	72.70	40.70	77.90	94.80	74.40	69.60	78.70
YOLOX	71.34	46.05	73.26	86.87	83.57	52.45	87.67
SSD	70.41	62.65	75.78	94.75	71.32	65.76	82.43
本文算法	76.90	50.80	78.90	93.90	85.80	65.20	86.90

与其他算法相比,本文所提算法在斑块缺陷方面的 AP 值略低,但其他典型缺陷的 AP 值和 mAP 值高于其他算法, mAP 值比 YOLOv7 高 4.2%。综上所述,本文算法在工业生

产中钢材检测缺陷上具有较高的实用性。

结束语 本研究针对钢材表面缺陷检测提出了一种基于 YOLOv7 改进的检测算法,以满足钢材表面缺陷对检测精度和推理速度的要求。该算法的价值在于将 GhostNet 模块添加到 YOLOv7 的主干中,更改模型的损失函数 SIOU 为 EIOU,并在原池化模块中嵌入 CBAM 注意力模块。在 NEU-DET 数据集的 6 个典型缺陷中,与原始模型 YOLOv7 相比,所提算法的 mAP 提高了 4.2%。本文提出的算法还存在一些缺点:例如,裂缝和氧化皮的缺陷检测效果仍然很弱。我们打算在未来通过实验来进一步去探索如何提高算法识别这两种缺陷的能力。

参 考 文 献

[1] TANG B,KONG J Y,WU S Q. A review of surface defect detection in machine vision[J]. China figure Journal of Elephant Graphics,2017,22(12):1640-1663.

[2] GUAN S,CHANG J,SHI H,et al. Strip steel defect classification using the improved GAN and EfficientNet[J]. Applied Artificial Intelligence,2021,35(15):1887-1904.

[3] 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.

[4] TONG L,WONG W K,KWONG C K. Differential evolution-based optimal Gabor filter model for fabric inspection[J]. Neurocomputing,2016,173:1386-1401.

[5] TSAI D M,CHEN M C,LI W C,et al. A fast regularity measure for surface defect detection[J]. Machine Vision and applications,2012,23:869-886.

[6] WANG J,LI Q,GAN J,et al. Surface defect detection via entity sparsity pursuit with intrinsic priors[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics,2019,16(1):141-150.

[7] LIU K,WANG H,CHEN H,et al. Steel surface defect detection

using a new Haar-Weibull-variance model in unsupervised manner[J]. IEEE transactions on instrumentation and measurement,2017,66(10):2585-2596.

[8] CHOI D,JEON Y J,KIM S H,et al. Detection of pinholes in steel slabs using Gabor filter combination and morphological features[J]. Isij International,2017,57(6):1045-1053.

[9] WANG C Y,BOCHKOVSKIY A,LIAO H Y M. YOLOv7: Trainable bag-of-freebies sets new state-of-the-art for real-time object detectors[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2023:7464-7475.

[10] NIU J,LI H,CHEN X,et al. An improved YOLOv5 network for detection of printed circuit board defects[J/OL]. <https://www.hindawi.com/journals/js/2023/7270093/>.

[11] DING F,SHI J,WU H J. Improving the Lightweight Remote Sensing Image of YOLOv4 for Building Inspection[J]. Computer Engineering and Applications,2023,59(10):213-220.

[12] SUN Y Z,GAO J W. Wheelset Tread Defect Detection Based on Improved YOLOv5[J]. Advances in Laser and Optoelectronics, 2022,59(22):228-234.

[13] WU D,LI M H,MA W K,et al. Steel surface defects based on improving YOLOv5[J]. Journal of Shaanxi University of Science and Technology,2023,41(2):162-169.

[14] HE Y,SONG K,MENG Q,et al. An end-to-end steel surface defect detection approach via fusing multiple hierarchical features[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement,2019,69(4):1493-1504.



HUANG Haixin, born in 1973, Ph.D, associate professor. Her main research interests include machine learning, artificial intelligence and intelligent grid.