

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2107796

基于改进 EfficientNet 的锻件磁粉探伤智能检测方法研究*

王宸^{1,2}, 唐禹¹, 张秀峰¹, 刘超¹, 李丁龙³

(1. 湖北汽车工业学院机械工程学院 十堰 442002; 2. 上海大学上海市智能制造与机器人重点实验室 上海 200072;
3. 湖北省特种设备检验检测研究院十堰分院 十堰 442002)

摘要:针对锻件生产企业零件缺陷检测效率低下,检测精度不高的问题,提出一种基于改进 EfficientNet 模型(EfficientNet-F),对两种锻件的荧光磁粉探伤图像进行检测。构建以 EfficientNet 为主干特征提取网络的深度学习模型,并引入特征金字塔为特征融合层,进而提高模型的多尺度特征融合能力;引入完备交并比和注意力机制以提高模型鲁棒性和检测效率。同时,搭建荧光磁粉探伤图像采集平台,构建缺陷样本数据集。试验表明, EfficientNet-F 的最优模型在测试集上的均值平均精度达到了 95.03%。F1 得分值为 0.96,浮点运算数为 1.86 B。相较于其他深度学习模型,该方法提高了检测的精度和效率,可以满足相关生产企业的需求。

关键词: 磁粉探伤; 法兰盘; 油缸盖; EfficientNet-F; 特征金字塔

中图分类号: TP391.4 TG164 TH16 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.2060

An intelligent magnetic particle testing method for forgings based on the improved EfficientNet

Wang Chen^{1,2}, Tang Yu¹, Zhang Xiufeng¹, Liu Chao¹, Li Dinglong³

(1. College of Mechanical Engineering, Hubei University of Automotive Technology, Shiyan 442002, China;
2. Shanghai Key Laboratory of Intelligent Manufacturing and Robotics, Shanghai University, Shanghai 200072, China;
3. Shiyan Branch of Hubei Special Equipment Inspection and Testing Institute, Shiyan 442002, China)

Abstract: Aiming at the problems of low efficiency and low detection accuracy of parts defects in forging manufacturers, an improved EfficientNet model (EfficientNet-F) is proposed to detect the fluorescent magnetic particle flaw detection images of two kinds of forgings. A deep learning model with EfficientNet as the backbone feature extraction network is formulated, and the feature pyramid network is introduced as the feature fusion layer to improve the multi-scale feature fusion ability of the model. Complete intersection over union and attention mechanism are utilized to improve the robustness and detection efficiency of the model. Meanwhile, the fluorescent magnetic particle flaw detection image acquisition platform and the defective sample data set are both established. Experimental results show that the mean average precision precision of the optimal model of EfficientNet-F on the test set reaches 95.03%. The F1 score is 0.96 and the floating point operations is 1.86 B. Compared with other deep learning models, the proposed method improves the detection accuracy and efficiency. It can meet the needs of relevant production enterprises.

Keywords: magnetic particle testing; flange; cylinder head; efficientNet-F; feature pyramid network

0 引言

为保证锻件质量,企业需要对加工后的锻件进行无

损缺陷检测。常见的铁磁性金属工件无损检测方法有涡轮法^[1]、超声法^[2]和荧光磁粉探伤法^[3]等。荧光磁粉探伤法因为具有价格低廉,识别灵敏度高和效果直观等优点被广泛应用。企业通常采用人眼观测磁痕的方式进行

收稿日期:2021-04-21 Received Date: 2021-04-21

* 基金项目:国家科技重大专项(2018ZX04027001)、教育部人文社科项目(20YJCZH150)、汽车动力传动与电子控制湖北省重点实验室基金(ZDK1201703)、湖北汽车工业学院博士基金(BK201905)项目资助

行检测,但该方式效率低下,检测结果不稳定。目前智能化缺陷检测技术主要基于深度学习方法^[4]。

基于深度学习的检测方法相比传统机器视觉方法有更为强大的特征自动提取能力。尤其是卷积神经网络^[5] (convolutional neural networks, CNN) 更适合处理缺陷检测中的目标识别问题。CNN 具有良好的容错能力、并行处理和自学习能力,能够在环境信息复杂、背景知识模糊、推理规则不明确的情况下工作。向宽等^[6]使用改进的 Faster RCNN 模型处理铝材表面缺陷检测问题,并利用感兴趣区域校准 (ROI align) 代替感兴趣区域池化 (ROI pooling),提高了小目标的检测能力,为工业铝材质量检测提供一种有效的应用参考。向伟等^[7]使用了一种基于 AlexNet 的 CNN 模型进行磁粉探伤检测,检测速度达到 0.34 s/张。蔡彪等^[8]提出一种基于 Mask R-CNN 的铸件 X 射线 DR 图像缺陷检测算法。在目标识别候选框和目标混淆的方面具有很好的抗干扰能力,检测效果较好。韩航迪等^[9]提出一种基于改进 Tiny-YOLOv3 网络的焊点缺陷主动红外检测方法,模型在保留原模型轻量化、快速检测特点基础上,提高了高级语义特征提取能力,对多目标及非典型目标识别进行了强化。该方法避免了传统目标检测中复杂的图像处理过程,可实现端到端实时检测。当前,针对磁粉探伤检测问题的研究多数基于传统视觉方法^[10],不具有较好的泛化能力,并且在复杂工作场景中易受干扰,稳定性和准确率较低。目前利用深度学习的方法处理磁粉探伤缺陷检测的研究较少。

工业缺陷检测常用的深度学习模型有 Faster RCNN^[11]、YOLOv3^[12]、YOLOv4^[13]、YOLOv4-Tiny^[14]、CenterNet^[15]等。其中 Faster RCNN 是二阶段检测模型,其余 4 种为单阶段检测模型。以上模型在标准数据集中(如 COCO 数据集等)皆有亮眼表现,但针对具体检测问题,也有其自身的局限性。

为满足锻件企业磁粉探伤检测需求,针对法兰盘和油缸盖两种典型锻件,本文提出了一种新的 EfficientNet-F 检测模型,在保证较高检测速度的基础上实现了高精度检测。

1 理论分析与模型设计

1.1 数据特点与模型需求

根据企业实际生产经验,法兰盘和油缸盖锻件产生缺陷的位置较为固定,法兰盘缺陷易产生在轴孔和底面,油缸盖缺陷易产生在底面边缘,如图 1 所示。试验得到原始图像 450 张,由于企业检测过程中只需判定工件是否存在缺陷,而无需区分缺陷种类。因此,数据集标注时

将所有缺陷归为一类裂纹 (crackle)。数据集中目标缺陷的特征存在以下问题:1) 缺陷尺度大小不一,形貌特征复杂;2) 目标分布在图像中各区域且缺陷背景(缺陷的背景为不同的工件)复杂多变;3) 光线条件不佳,导致图像质量较差。

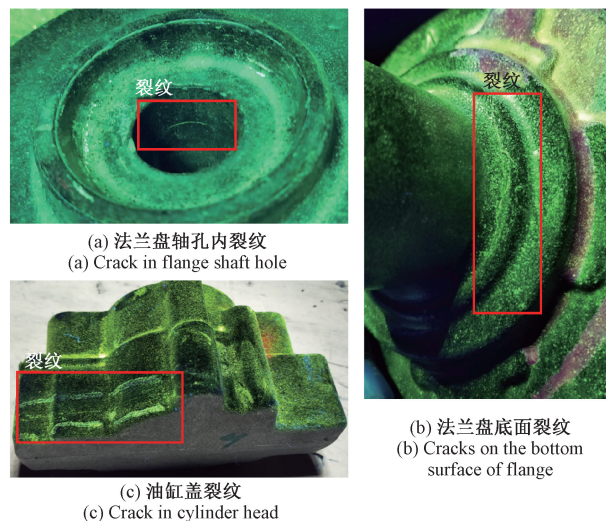


图 1 3 种典型的磁粉探伤缺陷图像

Fig. 1 Three typical defect images of magnetic particle testing

针对上述数据集特征,结合企业实际检测需求,使用的检测算法模型需达到以下要求:

- 1) 高级语义特征提取能力强,能准确识别复杂多变的缺陷,并在光线条件差的环境中稳定工作;
- 2) 增强多尺度识别能力,不仅能准确识别大目标,也要对小目标有较高的敏感度;
- 3) 在保证精度的同时,提高检测速度,以适应企业实际检测节拍。

1.2 磁粉探伤检测算法设计

根据检测算法的要求,本文提出了一种新的 EfficientNet-F 模型,其结构如图 2。主要创新点如下:1) 为提高特征提取能力,以改进的 EfficientNet 模型作为主干特征提取网络。2) 为提高多尺度目标检测能力,使用特征金字塔 (feature pyramid network, FPN) 作为特征融合层。3) 引入 CIoU,优化目标框的收敛速度和精度。

1) EfficientNet

EfficientNet 是由 Tan 等^[16]在 2019 年发布的一组基于 CNN 的主干特征提取网络。该系列共有 8 个不同的模型 (EfficientNet-B0~EfficientNet-B7), 根据实际检测需求,本文选用其中的 EfficientNet-B2 模型作为主干特征提取网络。此外,本文针对 EfficientNet-B2 的改进使模型对图像细节的敏感度提高,更好的适应光照较差的环境。

(1) EfficientNet-B2 内部选用移动翻转瓶颈卷积 (mobile inverted bottleneck convolution, MBConv) 模块,

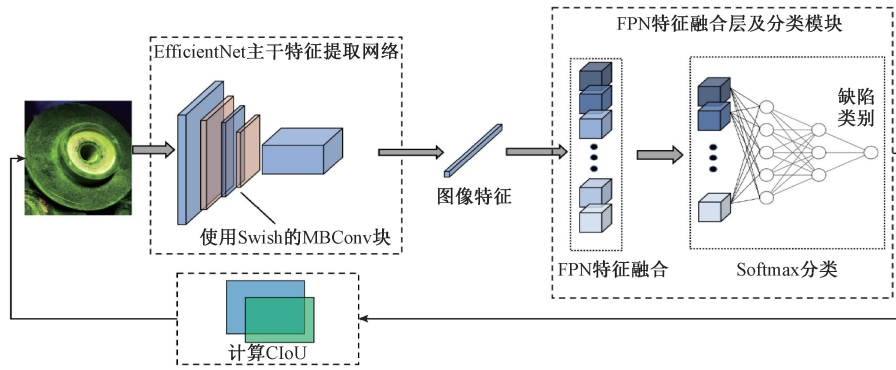


图2 EfficientNet-F 示意图

Fig. 2 Diagram of EfficientNet-F

MBConv 模块使用压缩与激发 (squeeze-and-excitation network, SENet) 模块^[17]来引入注意力思想。MBConv 模块采用了类似残差链接 (skip block) 的结构,由 SE 模块和深度可分离卷积模块 (depthwise convolution) 组成。SE 模块关注于不同通道之间的关系,通过全连接网络根据损失函数去自动学习特征权重,使得有效通道的权重增大。通过学习不同通道特征的重要程度来实现注意力机制。在平均池化层 (global pooling) 后的 1×1 卷积为全连接层 (fully connected layer, FC), 作用是将特征图降维。

(2) 降维后的特征图利用激活函数激活。改进前的 SE 模块激活函数使用 ReLU (rectified linear units) 激活函数,但 ReLU 激活函数存在过拟合和强制稀疏处理导致的神经元坏死的局限性。为缓解这一问题,本文使用 Swish 激活函数改进 SE 模块。Swish 激活函数^[18]是 Sigmoid 激活函数的变形。Sigmoid 函数表达式如式 (1) 所示。

$$\text{Sigmoid}(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (1)$$

而 Swish 激活函数的表达式为如式 (2) 所示。

$$\text{Swish}(x) = x \cdot \text{Sigmoid}(x) \quad (2)$$

Swish 激活函数具有无上界,有下界,平滑且非单调的特点。Sigmoid 和 Swish 激活函数如图 3 所示。Swish 激活函数一般在浅层网络的表现并不突出,但随着网络深度的增加,Swish 的性能会变得越来越突出。本文使用的 EfficientNet-B2 模型具有较为复杂的网络结构,相比 Sigmoid 和 ReLU,本文模型更加适合 Swish 激活函数。

(3) 由于 EfficientNet-F 模型较为复杂,在训练过程中易产生过拟合现象,为防止此类问题发生,在模型中引入 DropConnect^[19]。DropConnect 与常用的 DropOut 不同在于训练过程中,DropConnect 不是对隐含层节点的输出进行随机丢弃,而是对隐藏层的输入进行随机丢弃。DropConnect 和 DropOut 都是为了防止模型产生过拟合的现象,但相比之下,DropConnect 的效果更优。并且随着

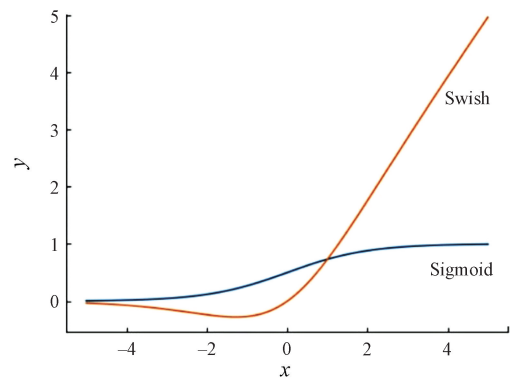


图3 Sigmoid 和 Swish 激活函数图像

Fig. 3 Images of Sigmoid and Swish functions

EfficientNet 系列模型缩放参数的增大,模型更容易出现过拟合,DropConnect 的丢弃率也逐渐增大。

EfficientNet-B2 模型根据模块划分 9 个步骤 (stage)。将步骤 4、6 和 9 作为有效特征层,其特征图将接入 FPN。调整后的 EfficientNet-B2 模型结构如表 1 所示。

表1 EfficientNet-B2 主干特征提取网络

Table 1 Structure of EfficientNet-B2 backbone feature

步骤 i	操作	分辨率 $H_i \times W_i$	通道 C_i	层 L_i
1	Conv3×3	208×208	32	1
2	MBConv1, k3×3	104×104	16	1
3	MBConv6, k3×3	104×104	24	2
4	MBConv6, k5×5	52×52	48	2
5	MBConv6, k3×3	26×26	88	3
6	MBConv6, k5×5	26×26	120	3
7	MBConv6, k5×5	13×13	208	4
8	MBConv6, k3×3	13×13	352	1
9	Conv1×1&Pooling&FC	13×13	1 408	1

2) 特征金字塔

针对缺陷尺度大小不一,且目标分布在图像各个区域的问题,引入 FPN^[20]作为多尺度特征融合网络。在以往的 CNN 目标检测任务中,常使用顶层特征进行回归预测,这在大尺度的目标检测任务中效果较好,但对于小目标,这样的预测语义信息较少,并不能取得良好的效果。针对法兰盘和油缸盖的缺陷检测过程中,尺度大小不一的特点。若仅使用顶层特征进行回归预测,会丢失小尺度和特征较弱的目标。因此,为应对多尺度预测任务,本文使用 FPN 在多个独立特征层中进行预测。FPN 融合了具有高分辨率的浅层特征层和具有丰富语义信息的深层特征层,实现了多尺度特征融合。

在 EfficientNet-F 中,FPN 提取 EfficientNet 的步骤 4、6 和 9 三个特征层。对应的特征图分辨率分别为 52×52、26×26 和 13×13。这 3 部分特征层经过多次卷积运算后,一部分用于输出特征层对应的结果,另一部分进行反卷积后与其他特征层融合。

3) CIoU

为了使目标定位的损失函数更加精准,并加快训练时的收敛速度,EfficientNet-F 算法中定位损失函数的交并比损失函数使用的是 CIoU^[21] (complete intersection over union)。交并比损失函数是用来度量预测框与真实框重合度的损失函数。常用的交并比损失函数有 IoU、GIoU^[22] (generalized intersection over union) 和 DIoU (distance intersection over union) 等。IoU 存在收敛慢的问题,且预测框与真实框没有交集时,则 IoU 恒为零,不能准确反应真实框和预测框之间的关系;GIoU 虽然弥补了预测框与真实框没有交集时 IoU 恒为零的缺陷,但是收敛速度更为缓慢;

DIoU 的收敛速度有所提高,但预测框的回归时没有考虑纵横比,收敛的精度仍然不够精确。CIoU 在 DIoU 的基础上,进一步将纵横比考虑进去,收敛效果更佳。

CIoU 的表达式如式(3)所示。

$$L_{CIoU} = 1 - IoU + \frac{\rho^2(b, b^{gt})}{c^2} + \alpha v \quad (3)$$

其中, IoU 的表达式如式(4)所示。

$$IoU = \frac{A \cap B}{A \cup B} \quad (4)$$

α 的表达式如式(5)所示。

$$\alpha = \frac{v}{(1 - IoU + v)} \quad (5)$$

v 的表达式如式(6)所示。

$$v = \frac{4}{\pi^2} \left(\arctan \frac{w^{gt}}{h^{gt}} - \arctan \frac{w}{h} \right)^2 \quad (6)$$

式中: $\rho^2(b, b^{gt})$ 分别代表预测框和真实框的中心点之间的欧式距离; c 代表能够同时包含预测框和真实框的最小区域的对角线距离; w^{gt} 和 w 分别为真实框和预测框的宽; h^{gt} 和 h 分别为真实框和预测框的高。

2 数据增强与试验

2.1 智能检测平台

在锻件缺陷检测过程中,待检锻件经磁化设备磁化后,送入黑暗环境检测室的检测平台上,由检测人员人工目测。然后手动分拣存在缺陷的工作。为实现锻件缺陷的智能检测,本文模拟生产中的实际情况设计并搭建了智能检测试验台。试验台主要由固定支架,黑光灯和 CCD 工业相机组成。为保证黑光灯效果,在室内亮度较高的情况下往往在外侧覆盖遮光罩。其中黑光灯选用 S4560-6K 悬挂式 LED 黑光灯, UV (Light)-FLUX $\geq 6\,000\ \mu\text{W}/\text{cm}^2$; CCD 工业相机选用 FLIR BFS-U3-89S6M-C 工业相机,分辨率为 4 096×2 160,成像范围为 207.8 mm×106.4 mm,法兰盘和油缸盖两种锻件缺陷尺寸一般小于 70 mm,能够满足成像要求,检测过程如图 4 所示。

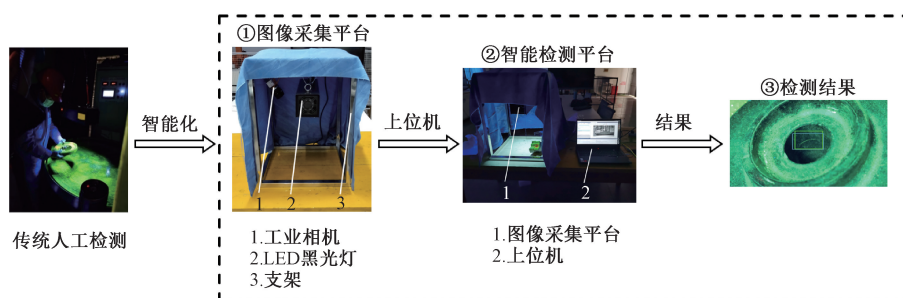


图4 锻件缺陷检测过程

Fig. 4 Forging defect detection process

2.2 数据增强与检测试验

为保证检测效果,采用水平翻转增强、垂直翻转增强等

8种增强方法,将数据集扩展为1 500张图片。经过数据增强后的数据集扩充了图片数量,引入了噪声干扰,丰富了缺

陷姿态和尺度,有利于后期训练出更稳定的模型。最后随机选取 80% 的图像为训练集,10% 为测试集,10% 为验证集。

EfficientNet-F 所训练和测试的模型均运行在 Windows10 操作系统的高性能工作站上,其配置为 Inter 3.10 GHz 64 核 CPU,128 GB 内存,两张 NVIDIA TITAN Xp GPU。软件环境为:基于 64 位的 Win10 操作系统,pytorch 框架,CUDA11.0,OpenCV2 库及 VS code 集成开发环境。试验通过模型验证结果反馈,选择最优超参数,每次训练迭代 100 个世代。

经过反复调参得到最终超参数设置为:优化器为 Adam 算法,指数衰减率为 0.9。初始学习率为 0.001,每个世代逐次衰减,衰减率为 0.95。单张图片检测结果示例如图 5 所示。

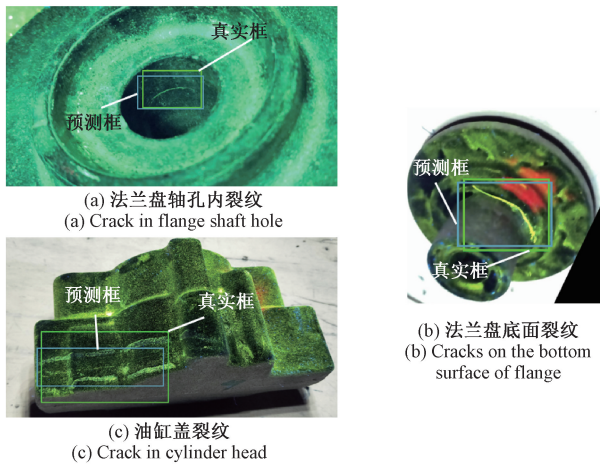


图 5 3 种典型缺陷的检测结果

Fig. 5 Detection results of three typical defects

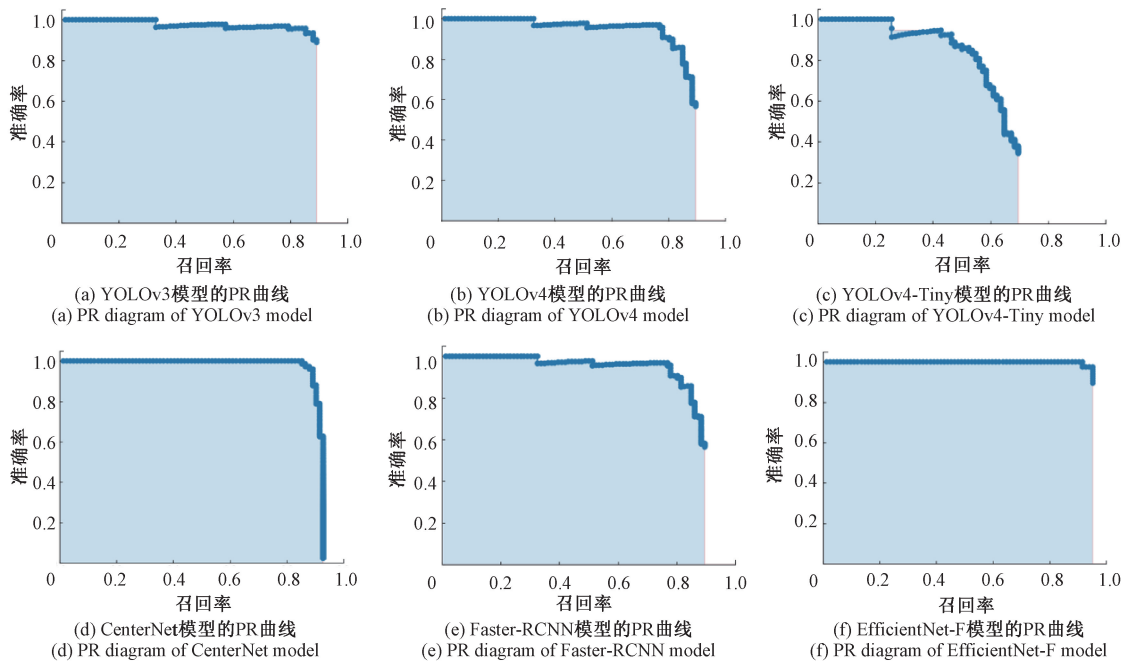


图 6 6 种模型的 PR 曲线

Fig. 6 PR curves of six models

3 模型评价

3.1 模型的评价指标

为了对训练出的模型进行客观评价,需要使用一些评价指标。准确率 (precision) 表示在所有预测为真的样本中正样本数的比例;召回率 (recall) 表示在所有真实情况为正的样本中预测为真的样本数的比例;平均精度 AP (average precision) 是不同召回率下的准确率的平均值;均值平均精度 mAP 表示不同类别的 AP 值的平均值;辅助评估值 F1 值是准确率与召回率的综合值;参数量 (total params) 用来表征模型的规模 (单位: M)。浮点运算数 FLOPs (floating point of operations) 用来衡量模型复杂度 (单位: B), 也间接表示模型在检测时的速度。

3.2 试验结果对比分析

选用以下 5 种算法模型与 EfficientNet-F 进行对比: YOLOv3、YOLOv4、YOLOv4-Tiny、CenterNet 和 Faster-RCNN, 连同 EfficientNet-F 模型在内的 6 种模型, 使用完全相同的数据集, 经过 100 个世代训练后, 最优结果模型的验证集检测结果数据。

图 6 为 PR 曲线对比图, 曲线与 x 轴之间的面积越大表示模型准确性越高, 曲线越平稳表示模型在正负样本不均匀的样本下表现越好, EfficientNet-F 为 6 种模型中最优。

图7为F1曲线图,F1值是召回率与准确率的调和平均数。F1曲线越接近1且越平稳表示检测性能越好, EfficientNet-F为6种模型中最优。

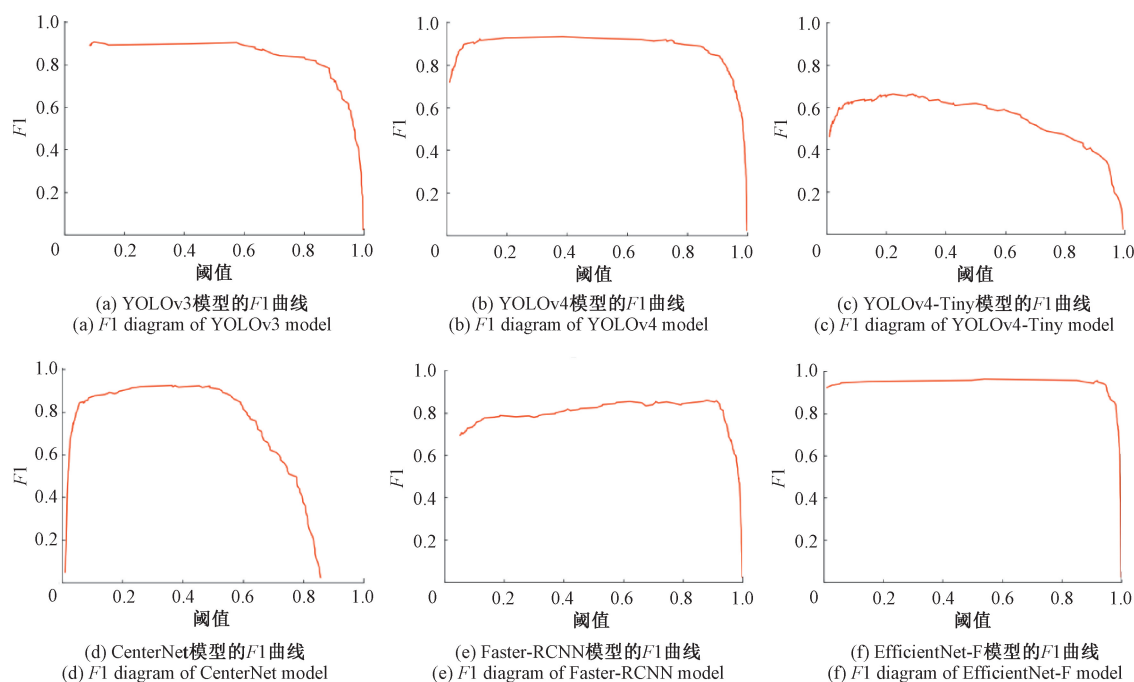


图7 6种模型的F1曲线

Fig.7 F1 curves of six models

表2为6种模型试验结果对比, EfficientNet-F验证集检测结果的6项指标中有4个最优。YOLOv4-Tiny模型的参数量最小,仅为5.9 M,但由于在隐含层中的特征图分辨率较大,所以YOLOv4-Tiny的FLOPs反而比EfficientNet-F略大,且YOLOv4-Tiny的mAP仅为61.23%,远不能满足检测所需。CenterNet模型的准确率为

100%,但召回率仅为82.93%。这意味着CenterNet在验证集中没有发生错检,但漏检较多,不满足检测需求。EfficientNet-F相比YOLOv3、YOLOv4、YOLOv4-Tiny、CenterNet和Faster-RCNN的mAP分别提高7.7%、1.71%、33.8%、3.3%、8.95%;FLOPs为1.86 B,为6种模型中最优。

表2 6种模型的试验结果对比

Table 2 Comparison of experimental results of six models

模型	均值平均精度/%	参数量/M	浮点运算数/B	F1值	召回率/%	准确率/%
YOLOv3	87.33	61.9	32.8	0.90	85.37	95.89
YOLOv4	93.32	64.0	29.9	0.92	89.02	94.81
YOLOv4-Tiny	61.23	5.9	3.41	0.62	46.34	92.86
CenterNet	91.73	32.7	3.8	0.91	82.93	100.00
Faster-RCNN	86.08	43.2	23.9	0.82	84.88	80.22
EfficientNet-F	95.03	10.7	1.86	0.96	95.12	97.50

图8为EfficientNet-F模型检测的mAP和FLOPs值结果对比,越靠近右下表示模型越准越快。EfficientNet-F

为6种模型中最优,达到了检测精度较高基础上检测速度的提升,能够满足实际检测需求。

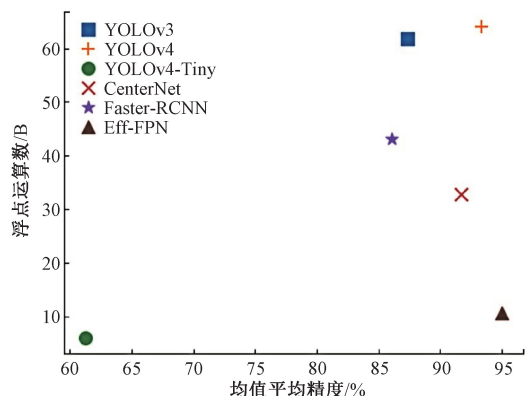


图8 6种模型均值平均精度和浮点运算数的散点图

Fig. 8 Scatter plot of map and FLOPS in six models

4 结 论

本文提出一种新的锻件缺陷智能检测模型,通过使用 EfficientNet 模型作为主干特征提取网络,FPN 作为特征融合层,并引入 CIoU 和注意力机制等方法提高模型的检测精度,实现了对法兰盘和油缸盖两种典型锻件的智能检测。EfficientNet-F 在模型快速检测的基础上实现了精准检测,避免了传统目标检测中复杂的图像处理过程。可实现端到端的实时检测。通过检测实例和对比试验,主要结论如下:

1) 本文提出的基于改进 EfficientNet 主干特征提取网络的锻件缺陷检测模型,针对复杂高级语义特征,具有强大的特征提取能力;引入的 Swish 激活函数结合 SE 注意力模块,有效提升了模型的检测性能。

2) 将高级语义特征引入 FPN 特征融合层,有效的增强了模型的多尺度目标检测能力。

3) 引入 CIoU,对目标框重叠的描述相比传统计算方法更加准确,有效的优化目标框的收敛速度和精度。

EfficientNet-F 的检测结果证实了不同零件的相似缺陷可标注为同一类。因为这样标注,EfficientNet-F 检测结果能满足对算法性能的要求。但在检测结果中发现极少数样本出现两个预测框重叠的现象,可能由于非极大抑制模块的 IoU 阈值没有合理优化,还需要进一步深入研究,以便更好的服务于实际锻件检测需求。

参考文献

[1] 张方,郭顺生,程松波. 金属表面裂纹涡流检测系统[J]. 测试技术学报, 2006, 20(5): 467-470.
ZHANG F, GUO SH SH, CHENG S B. Realization of detection system based on eddy for surface crack of steel material [J]. Journal of Test and Measurement Technology, 2006, 20(5): 467-470.

[2] 梁宏宝,朱安庆,赵玲. 超声检测技术的最新研究与应用[J]. 无损检测, 2008, 30(3): 45-48.
LIANG H B, ZHU AN Q, ZHAO L. The newly research and application of ultrasonic testing technique [J]. Nondestructive Testing, 2008, 30(3): 45-48.

[3] 彭丹. 荧光磁粉探伤中裂纹自动检测方法研究[D]. 南京:南京邮电大学, 2017.
PENG D. Research on crack automatic detection for fluorescent magnetic image [D]. Nanjing: Nanjing University of Posts and Telecommunications, 2017.

[4] 苏虎,张家斌,张博豪,等. 基于视觉感知的表面缺陷检测综述[J/OL]. 计算机集成制造系统: 1-31 [2021-08-01]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.5946.TP.20210428.1807.024.html>.
SU H, ZHANG J B, ZHANG B H, et al. Review of research on the inspection of surface defect based on visual perception [J/OL]. Computer Integrated Manufacturing Systems: 1-31. [2021-08-01]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.5946.TP.20210428.1807.024.html>.

[5] 周飞燕,金林鹏,董军. 卷积神经网络研究综述[J]. 计算机学报, 2017, 40(6): 1229-1251.
ZHOU F Y, JIN L P, DONG J. Review of convolutional neural network [J]. Chinese Journal of Computers, 2017, 40(6): 1229-1251.

[6] 向宽,李松松,栾明慧,等. 基于改进 Faster RCNN 的铝材表面缺陷检测方法[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(1): 191-198.
XIANG K, LI S S, LUAN M H, et al. Aluminum product surface defect detection method based on improved faster RCNN [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(1): 191-198.

[7] 向伟,史晋芳,刘桂华,等. 改进 AlexNet 模型在荧光磁粉探伤中的应用[J]. 制造业自动化, 2020, 42(7): 40-45.
XIANG W, SHI J F, LIU G H, et al. Application of improved alexnet model in fluorescent magnetic particle testing [J]. Manufacturing Automation, 2020, 42(7): 40-45.

[8] 蔡彪,沈宽,付金磊,等. 基于 Mask R-CNN 的铸件 X 射线 DR 图像缺陷检测研究[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(3): 61-69.
CAI B, SHEN K, FU J L, et al. Research on defect detection of X-ray DR images of casting based on mask R-CNN [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(3): 61-69.

[9] 韩航迪,徐亦睿,孙博,等. 基于改进 Tiny-YOLOv3 网络的航天电子焊点缺陷主动红外检测研究[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(11): 42-49.

- HAN H D, XU Y R, SUN B, et al. Using active thermography for defect detection of aerospace electronic solder joint based on the improved Tiny-YOLOv3 network [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(11):42-49.
- [10] 高山青. 荧光磁粉探伤缺陷识别系统图像处理技术研究[D]. 南京:南京理工大学, 2011.
- GAO SH Q. Research on fluorescent image processing technology of magnetic particle flaw detection [D]. Nanjing: Nanjing University of Science and Technology, 2011.
- [11] REN S, HEK, GIRSHICKR, et al. Faster R-CNN: Towards real-time object detection with region proposal networks [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2017, 39(6):1137-1149.
- [12] REDMON J, FARHADI A. YOLOv3: An incremental improvement [C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2018:1-6.
- [13] BOCHKOVSKIY A, WANG C Y, LIAO H Y M. YOLOv4: Optimal speed and accuracy of object detection [J]. Computer Vision and Pattern Recognition, 2020, 17(9):198-215.
- [14] JIANG Z, ZHAO L, LI S, et al. Real-time object detection method based on improved YOLOv4-tiny [J]. ArXiv Preprint, 2020, Arxiv:2011.04244.
- [15] ZHOU X, WANGD, P KRHENBÜHL. Objects as points [J]. ArXiv Preprint, 2019, Arxiv:1904.07850.
- [16] TAN M, LE Q V. EfficientNet: Rethinking model scaling for convolutional neural networks [C]. International Conference on Machine Learning, 2019: 6105-6114.
- [17] HU J, SHEN L, SUN G, et al. Squeeze-and-Excitation Networks [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017:99.
- [18] RAMACHANDRAN P, ZOPHB, LE Q V. Searching for Activation Functions [J]. ArXiv Preprint, 2017, Arxiv: 1710.05941
- [19] WAN L, ZEILER M, ZHANG S, et al. Regularization of neural networks using drop connect [C]. International Conference on Machine Learning. 2013:2095-2103.
- [20] LIN T Y, DOLLÁR P, GIRSHICK R, et al. Feature pyramid networks for object detection [C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2017:2117-2125.
- [21] ZHENG Z, WANG P, LIU W, et al. Distance-IoU loss: Faster and better learning for bounding box regression [C]. AAAI Conference on Artificial Intelligence. 2020:34(7):12993-13000.
- [22] REZATOFIGHI H, TSOI N, GWAK Y J Y, et al. Generalized intersection over union: A metric and a loss for bounding box regression [C]. 2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). IEEE, 2019:658-666.

作者简介

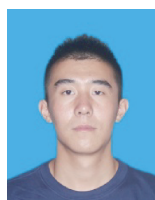


王宸 (通信作者), 2009 年于武汉科技大学获得硕士学位, 2019 年于上海大学获得博士学位, 现为湖北汽车工业学院副教授, 主要从事智能制造及机器视觉研究。

E-mail: 20090011@huat.edu.cn

Wang Chen (Corresponding author)

received his M. Sc. degree from Wuhan University of Science and Technology in 2009 and received his Ph. D. degree from Shanghai University in 2019. He is currently an associate professor at Hubei University of Automotive Technology. His main research interests include intelligent manufacturing and machine vision research.



唐禹, 2020 年于河北科技大学理工学院获得学士学位, 主要从事机器视觉研究。

E-mail: 3262499087@qq.com

Tang Yu received his B. Sc. degree from the Polytechnic College of Hebei University of Science and Technology in 2020. His main research interest is machine vision research.



张秀峰, 2017 年于常熟理工学院获得学士学位, 主要从事机器视觉研究。

E-mail: m18036680079@163.com

Zhang Xiufeng received his B. Sc. degree from Changshu Institute of Technology in 2017. He mainly focuses on machine vision research.