

黄晓红,李静,董诗琪,等. 基于改进轻量级 SE-Yolov4 的热轧钢表面缺陷检测方法[J]. 湖南科技大学学报(自然科学版), 2024, 39(1):80-86. doi:10.13582/j.cnki.1672-9102.2024.01.010

HUANG X H, LI J, DONG S Q, et al. Surface Defect Detection Method of Hot Rolled Steel Based on Improved Lightweight SE-Yolov4 Algorithm [J]. Journal of Hunan University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2024, 39(1):80-86. doi:10.13582/j.cnki.1672-9102.2024.01.010

# 基于改进轻量级 SE-Yolov4 的 热轧钢表面缺陷检测方法

黄晓红<sup>1,3\*</sup>, 李静<sup>1</sup>, 董诗琪<sup>1</sup>, 王云阁<sup>2</sup>

(1. 华北理工大学 人工智能学院, 河北 唐山 063210; 2. 唐山钢铁股份有限公司, 河北 唐山 063016;  
3. 华北理工大学 河北省工业智能感知重点实验室, 河北 唐山 063210)

**摘要:** 针对传统热轧钢表面缺陷检测存在的检测精度较低、检测速度较慢, 传统机器学习检测存在检测速度慢、鲁棒性差等问题, 提出一种基于改进轻量级 SE-Yolov4 热轧钢表面缺陷检测方法. Yolov4 主干特征提取网络 CSPDarknet53 的每一层残差网络中嵌入 SENet 结构, 构成 SE-Yolov4 网络, 有选择地聚集有效信息; 同时, 在主干特征网络输出不同特征信息后和空间池化金字塔前后增加卷积层数, 网络结构复杂化; SE-Yolov4 算法中嵌入轻量化 MobileNet v3 结构, 减少模型参数量, 提高检测速度. 实验结果表明: 该改进算法在测试集中的 mAP 值达到 93.02%, 较 Yolov4 算法检测精度提升 7.2%, 检测速度提升近 3 倍.

**关键词:** 热轧钢; Yolov4; SENet; 表面缺陷检测; 卷积神经网络; MobileNet v3

**中图分类号:** TP391.9 **文献标志码:** A **文章编号:** 1672-9102(2024)01-0080-07

## Surface Defect Detection Method of Hot Rolled Steel Based on Improved Lightweight SE-Yolov4 Algorithm

HUANG Xiaohong<sup>1,3</sup>, LI Jing<sup>1</sup>, DONG Shiqi<sup>1</sup>, WANG Yunge<sup>2</sup>

(1. School of Artificial Intelligence, North China University of Technology, Tangshan 063210, China;

2. Tangshan Iron and Steel Co., Ltd., Tangshan 063016, China;

3. Hebei Key Laboratory of Industrial Intelligent Perception, North China University of Technology, Tangshan 063210, China)

**Abstract:** Aiming at the problems of low detection accuracy and slow detection speed of traditional hot rolled steel surface defect detection, and the problems of slow detection speed and poor robustness of traditional machine learning detection, a surface defect detection method based on improved lightweight SE-Yolov4 hot rolled steel is proposed. The SE-Yolov4 network is composed of SE-Yolov4 network, which is embedded in the residual network of each layer of the Yolov4 backbone feature extraction network CSPDarknet53 to selectively gather effective information. At the same time, after the backbone feature network outputs different feature information before and after the Spatial Pooling Pyramid, the number of convolution layers is increased, and the network structure is complex; SE-Yolov4 algorithm embeds lightweight mobileNet v3 structure to reduce the amount of model parameters and improve the detection speed. The experimental results show that the mAP value

收稿日期: 2021-12-09

基金项目: 河北省高等学校科学技术研究项目资助(ZD2020152); 华北理工大学技术转移基金资助平台及推广项目资助(TG2018004); 科技基础研究项目资助(JQN2019006)

\* 通信作者, E-mail: tshxh@163.com

of the improved algorithm in the testset reaches 93.02%, which improves the detection accuracy by 7.2% and the detection speed by nearly three times compared with Yolov4 algorithm.

**Keywords:** hot rolled steel; Yolov4; SENet; surface defect detection; convolutional neural network; MobileNet v3

热轧钢<sup>[1]</sup>的外观质量是衡量其性能的主要标准之一.制造工艺、制造设备、生产环境、原材料等诸多因素的影响,导致热轧钢表面<sup>[2]</sup>会形成不同类型的缺陷,进而影响钢材以及钢材衍生物的质量.目前,应用在实际生产中的检测手段以人工检测<sup>[3]</sup>为主,该方法存在检测速度慢、精度低等问题<sup>[4]</sup>,同时太过于依赖质检员的水平.因此,研究一种智能高效的热轧钢表面缺陷检测方法<sup>[5]</sup>具有重大现实意义.

随着机器学习的飞速发展,越来越多的智能化方法应用在钢材表面缺陷检测.文献[6]利用高斯滤波器和交叉尺度加法计算,构建一种基于注意机制的钢材表面缺陷检测方法,但是该方法检测速度较慢,鲁棒性差;文献[7]利用 AdaBoost 分类器对带钢表面缺陷进行检测,通过中值滤波保存图像细节,采用 PCA-ReliefF 算法对特征进行选择,最后利用分类器进行缺陷识别,但该方法速度较慢,且精度不高.随着计算机视觉技术的不断发展,以卷积神经网络<sup>[8]</sup>为基础的深度学习模型在检测中不断占据重要地位.目前,基于深度学习目标检测的方法主要是以 Faster R-CNN, Mask R-CNN 为代表的二阶段(two-stage)检测算法,以及以 Yolo, SDD 为代表的一阶段(one-stage)检测算法<sup>[9]</sup>. Two-stage 检测算法提前生成候选区域,检测网络对生成的候选区域进行类别、位置检测,该类算法检测精度较高,但检测速度较慢; One-stage 检测算法不需要提前生成候选区域,检测速度较快<sup>[10]</sup>,目前 2 类算法均广泛应用于各类检测中.文献[11]提出改进 Faster R-CNN 算法对钢带缺陷进行检测,利用  $k$ -means 聚类锚框提升检测精度,同时应用迁移学习微调网络,二阶段网络的检测精度仍不高;文献[12]利用改进 Yolov3 模型对带钢表面缺陷进行检测,优化 Yolov3 的网络结构,但模型通过预先设置 anchor 参数中先验框的尺寸来提升检测精度,导致参数量过大,进而检测速度变慢、实时性差.

目前,热轧钢表面缺陷检测存在检测速度、检测精度相互矛盾的情况, Yolov4 深度学习算法<sup>[13]</sup>虽能够带来检测精度的提升,但本身需要经过大量网络迭代计算,参数量大,导致检测速度相对降低,同时热轧钢在实际生产中会存在不同缺陷的区分度不高,从而导致出现误检现象.因此,本文提出一种基于改进轻量级 SE-Yolov4 算法的热轧钢表面缺陷检测方法<sup>[14-15]</sup>,通过嵌入 SENet 和 MobileNet v3 网络结构同时增加卷积层数<sup>[16-17]</sup>,在深层次挖掘不同缺陷特征间差异性的同时,减少模型的参数量,提升算法的检测精度和检测速度<sup>[18]</sup>,达到智能高效检测目的.

## 1 改进轻量级 SE-Yolov4 算法

### 1.1 Yolov4 算法

Yolov4 总体上是由骨干网络、颈部网络以及头部网络 3 大部分组成的,如图 1 所示.骨干网络 CSPDarknet53 网络是在 Yolov3 的 Darknet53 引入 CSPNet 改进而成,增强特征信息的提取能力;颈部网络主要是由空间池化金字塔(Spatial Pyramid Pooling, SPP)和路径聚合网络(PATH-Aggregation NECK, PANet)组成,SPP 结构增强主干特征信息的接受视野,显著地分离出所需要的上下文特征,PANet 结构是由卷积、上采样、特征融合、下采样这 4 部分构成;头部特征继续沿用 Yolov3 的头部结构.

### 1.2 SE-Yolov4 算法

热轧钢缺陷检测过程存在小目标缺陷检测精度低的现象,鉴于 Yolov4 主干特征提取网络 CSPDarknet53 结构含有残差块,而残差网络的主要作用是适当增加网络深度,缓解因网络加深而导致的梯度消失等问题.SENet 主要是在训练过程中增强特征图分类效果,提升对不同通道间特征图的权重的学习能力,进一步加快训练速度,同时增强网络选择和提取特征信息能力.经过大量对比实验表明:SENet 网络嵌入到主干网络 CSPDarknet53 的每一层残差网络中效果最为明显,构成 SE-Yolov4 网络,提高网络对特征提取能力,降低漏检率,区分不同缺陷类型的特征信息.由此可见,SE-Yolov4 网络通过加权各个通道的特征信息,实现通道之间的信息交互,达到强化有效信息、抑制无效信息和提高对热轧钢表面缺陷检测效果的目的.残差网络嵌入 SENet 网络结构如图 2 所示,SE-Yolov4 网络主干特征提取网络结构如图 3 所示.

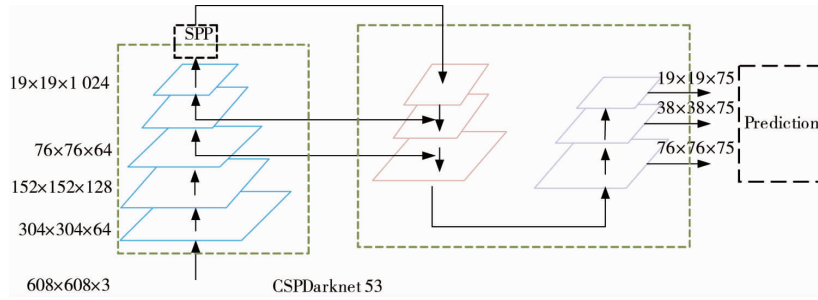


图1 YOLOv4网络结构

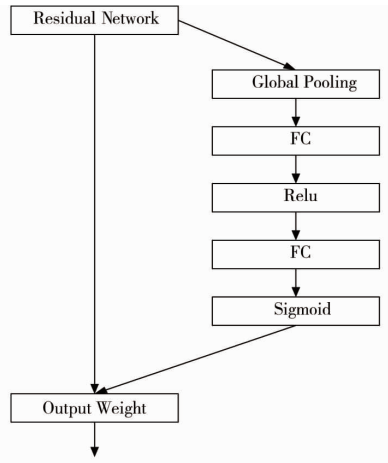


图2 改进的残差网络结构

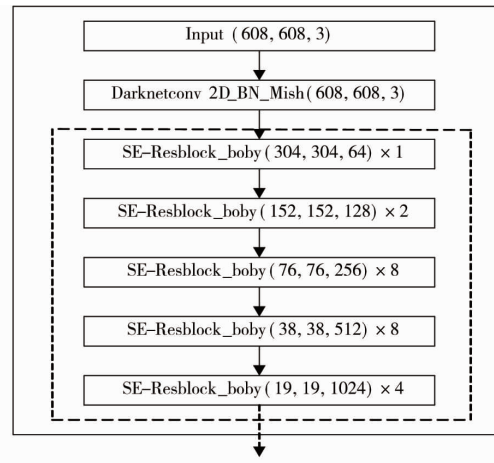


图3 SE-YOLOv4主干特征提取网络结构

### 1.3 增加卷积层网络

主干特征提取网络后输出3个不同的特征层P3, P4, P5, 其中P3, P4各自经过一次卷积后进入到PANet模块, P5经过多次卷积后输入到SPP模块, 经过这一系列卷积操作提取到不同类型、尺寸的缺陷特征. 热轧钢表面缺陷中的裂纹大多呈现细长状特征, 擦划伤缺陷中既包含细长型又包含区域型, 细长型的裂纹和擦划伤这2类缺陷特征较为相似, 若直接用SE-YOLOv4算法进行检测, 检测效果不明显, 同时会存在误检现象. 裂纹与擦划伤缺陷特征如图4所示, 图4a所示缺陷属于裂纹缺陷, 图4b和图4c所示缺陷均属于擦划伤缺陷, 但图4b所示的擦划伤缺陷与裂纹缺陷特征有相似之处, 因此在算法模型检测时可能会出现误判现象.



(a) 裂纹缺陷特征 (b) 擦划伤缺陷特征 (c) 擦划伤缺陷特征

图4 裂纹与擦划伤缺陷特征

针对不同缺陷特征区分度不明显这一问题, 参考Yolo算法卷积层的设计, 提出在CSPDarknet53特征层P3, P4后用3个卷积层代替一个卷积层, 卷积核分别为 $1 \times 1, 3 \times 3, 1 \times 1$ ; 在SPP结构的前后用5层卷积代替3层卷积, 卷积核分别为 $1 \times 1, 3 \times 3, 1 \times 1, 3 \times 3, 1 \times 1$ . 通过增加卷积层的层数, 提高网络的复杂度, 提取更深层次的缺陷特征.

### 1.4 嵌入 MobileNet v3 设计

MobileNet系列是用深度可分离卷积代替常规卷积. 深度可分离卷积主要包括2个部分: 逐层卷积和逐点卷积. 逐层卷积是对每一个输入的通道单独使用一个卷积核进行卷积; 逐点卷积目的是把逐层卷积的结果进行串联, 提高检测速度. MobileNet v3网络是在MobileNet v2网络基础上改进得到. 为解决swish激活函数带来检测速度降低的问题, MobileNet v3提出h-swish激活函数, 降低检测速度的损失.

增加卷积层数后的SE-YOLOv4算法由于嵌入SENet网络和增加卷积层数, 致使卷积层数的加深, 进而导致检测速度较慢. CSPDarknet53作为YOLOv4主干特征提取网络, 包含5个残差块, 分别是由1, 2, 8, 8, 4个残差单元叠加而成, 卷积网络为104层, 在嵌入seNET网络后, 增加了卷积层数, 参数量增多, 检测速度相对变慢. 同时擦划伤和裂纹中小目标缺陷的检测能力会随着层数的增多而降低. 结合MobileNet v3算

法原理,本实验将 MobileNet v3 网络嵌入到 SE-Yolov4 的主干特征提取网络中,充分融合 MobileNet v3 轻量化网络的特征.原始算法输入图像像素是  $608 \times 608 \times 3$ ,经原始卷积操作( $3 \times 3$  的卷积核)后,假设卷积核通道为 32,步长为 1,输出的特征图为  $608 \times 608 \times 32$ ,计算参数为  $3 \times 3 \times 32 \times 3 = 864$ .而嵌入 MobileNet v3 结构后,利用深层卷积的原理,分别进行逐层卷积和逐点卷积,参数量分别是  $3 \times 3 \times 3 = 27$ , $1 \times 1 \times 3 \times 32 = 96$ ,共 123,参数量减少近 7 倍.整体网络既能提升检测精度,又同时保证检测速度的要求,进一步达到智能高效检测的效果.

## 2 实验结果与分析

### 2.1 制作数据集

数据来自唐山钢铁集团有限责任公司生产现场,经过高清摄像机拍摄得到.实际生产中缺陷类型复杂多样,缺陷数据量大小不一,因此,本实验最终采用的缺陷图片是裂纹(crazing)、擦划伤(grooves-and-gouges)、表面翘皮(surface-unwarping)这 3 类,但现场拍摄照片形状不一,图片中缺陷数量不定,为保证检测质量,将照片处理为相同的像素,并按照缺陷类型进行分类.最终得到裂纹照片 2 228 张,擦划伤 1 913 张,表面翘皮 2 105 张,共 6 246 张,按照训练集:测试集=9:1 的比例划分成训练集 5 621 张,测试集 625 张.训练集中裂纹照片 1 949 张,擦划伤照片 1 821 张,表面翘皮照片 1 851 张,测试集中裂纹照片 219 张,擦划伤照片 201 张,表面翘皮照片 205 张.人为使用 labelImg 软件对采集得到的数据集标注,如图 5 所示,在图 5c 能够准确有效地标注完成缺陷类型、缺陷位置等信息.

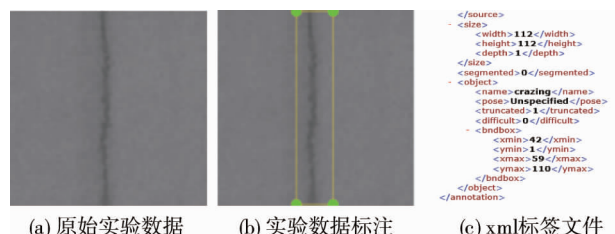


图 5 实验数据标注

### 2.2 算法性能测试

#### 2.2.1 评价准则

在目标检测中,通常将检测目标的精确率(Precision,公式中简写为  $P$ )、召回率(Recall,公式中简写为  $R$ )以及  $F_1$  分数作为评估检测模型效果的重要指标.当预测框与真实框的交并比大于 0.5 时,则认定预测是成功的.本实验将精确率(Precision)、召回率(Recall)、均值平均精确(mAP)和  $F_1$  分数作为该算法检测效果的综合衡量指标.精确率的计算公式如(1)所示,召回率的计算公式如(2)所示,均值平均精度(mAP)的计算公式如式(3)所示. $F_1$  分数反映的是召回率和精确率的平均水平,如式(4)所示.

$$P = \frac{TP}{TP + FP}; \quad (1)$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN}; \quad (2)$$

$$mAP = \frac{\sum AP}{N(\text{class})}; \quad (3)$$

$$F_1 = \frac{2PR}{P + R}; \quad (4)$$

式中: $\sum AP$  为所有缺陷类别的精度值总和; $N(\text{class})$  为缺陷总类别数.

同样,在注重检测精度的同时,检测速度也作为检测系统中的重要指标,本实验采用检测一张缺陷数据所用时间(Time)作为检测速度的指标.检测一张缺陷图片所用时间越短,表示该检测算法的检测速度越快.

$$\text{Time} = \frac{\text{Totaltime}}{\text{Numfigure}}. \quad (5)$$

式中:Totaltime 为检测所有缺陷照片所用时间;Numfigure 为检测所有缺陷的照片数量.

#### 2.2.2 性能对比

为了更加形象地描述实验结果,本实验设置 4 次对比实验.实验一:将实验数据输入到原始 Yolov4 网络进行实验训练和测试,作为对比实验的基准值;实验二:利用 SE-Yolov4 算法对实验数据进行训练和测



试;实验三:SE-Yolov4 的主干特征网络输出不同特征信息后和空间池化金字塔前后增加卷积层数对实验数据进行训练和测试;实验四:在实验三的基础上主干网络嵌入 MobileNet v3 网络.通过大量的模型迭代优化训练,得到对热轧钢缺陷最具有泛化能力和效果最佳的模型.

本实验的迭代次数(epoch)设置为 800,前 400 个 epoch 的学习率设置为 0.001,批处理大小(batchsize)设置为 8;后 400 个 epoch 的学习率设置为 0.000 1, batchsize 设置为 4,图像像素放大为  $608 \times 608$ .每组实验结束后选取最后 5 个 epoch 的权重文件的平均结果作为最终结果.实验在 pytorch 框架下搭建的检测网络下,对数据集进行训练与测试,得到 3 类热轧钢缺陷检测前后效果图如图 6 所示.同时也能进行实时性预测,预测结果如图 7 所示,能够清晰地预测出热轧钢缺陷类型、位置、种类、置信度等信息.

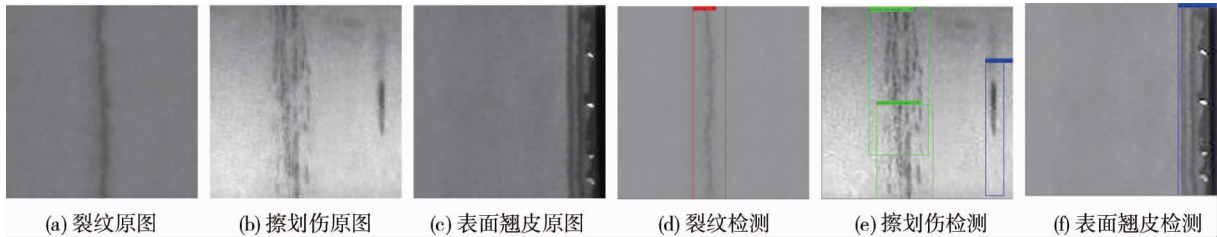


图 6 热轧钢缺陷检测前后的效果



图 7 实验预测显示结果

实验一中擦划伤的检测精度与裂纹、表面翘皮相比,检测效果不佳,实验二是在 SE-Yolov4 网络上进行训练与测试,嵌入 SENet 网络结构后,赋予各类缺陷不同的权重信息,注重区分裂纹、擦划伤与表面翘皮之间的差异性,提高缺陷的检测精度.实验二与实验一对比表明:裂纹的检测精度提升 1.72%,擦划伤的检测精度提升 10.07%,表面翘皮的检测精度提升 2.67%,mAP 由 86.52% 提升至 91.19%.

由于裂纹和擦划伤的缺陷特征存在相似性,经过 SE-Yolov4 网络训练后,擦划伤的检测精度提升至 81.03%,但与裂纹和表面翘皮的检测精度仍有差距,因此,在特征提取后的不同层与空间池化金字塔后再增加卷积层数,深层次地辨别 3 种缺陷的特征,实验三结果表明:裂纹与表面翘皮的检测精度与实验二基本持平,会存在略小幅度下降的情况,原因是未增加卷积层数时,模型检测过程会存在误检的情况:擦划伤中部分缺陷被检测为裂纹和表面翘皮等,随着网络的加深,特征信息的提取会更加精细化,同时擦划伤的检测精度较实验二提升 5.88%.

检测速度方面,改进 SE-Yolov4 模型较原始模型复杂,检测速度变慢,不利于实时性的研究.因此,实验四在保证检测精度的前提下,主干特征提取网络中嵌入 MobileNetv3 结构,减少参数量,检测速度较原来相比提升近 3 倍.综合分析 4 类对比实验发现:基于改进轻量级 SE-Yolov4 的算法对热轧钢表面 3 类缺陷的检测效果较好.实验改进轻量级 SE-Yolov4 算法各类缺陷  $F_1$ 、精确率和召回率曲线图如图 8 所示,改进轻量级 SE-Yolov4 算法的 3 类缺陷性能对比如表 1 所示.

### 2.3 对比实验

表 2 为改进轻量级 SE-Yolov4 算法与现阶段较为流行的二阶段 Faster-RCNN 算法、一阶段 Yolov3 算法的性能对比.相比以主干网络 Resnet-50 的 Faster-RCNN 网络,改进算法的检测精度 mAP 提高 2.08%.数据集缺陷特征图中裂纹形状为细长型,擦划伤形状较为复杂,导致二阶段网络 Faster-RCNN 检测过程中可能会遗漏目标,检测效果并不理想.而 Yolov4 是一阶段目标检测,具有实时性,同时相对于 Yolov3 算法有精度优势,改进轻量化 SE-Yolov4 模型复杂度变高,同时减少参数,检测精度 mAP 较 Yolov3 大幅度提高,检测速度快.同传统检测方法相比,该算法不仅能够提高检测精度和检测速度,并且能够节约人力资源,实

现智能高效检测的目的。

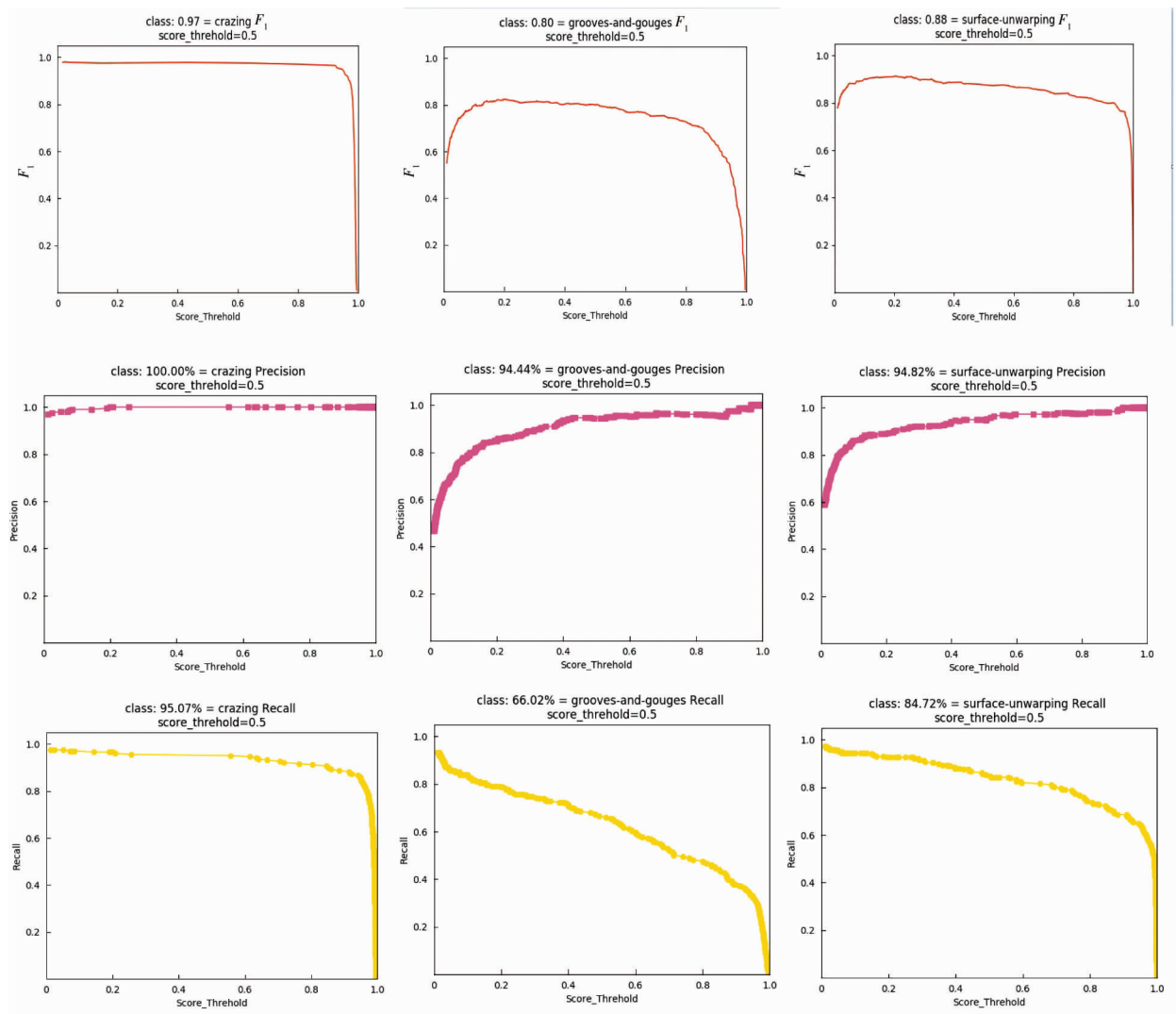


图 8 改进轻量级 SE-Yolov4 算法各类缺陷  $F_1$ 、精确率和召回率曲线

表 1 SE-Yolov4 改进算法下的 3 类缺陷性能对比

实验	裂纹/%	擦划伤/%	表面翘皮/%	均值平均精度%	时间/s
实验一	94.86	70.96	94.05	86.62	0.082
实验二	96.58	81.03	96.52	91.38	0.083
实验三	96.32	86.88	96.18	93.13	0.085
实验四	97.52	86.24	95.31	93.02	0.026

表 2 不同对比算法的性能对比

算法	均值平均精度/%	时间/s
Yolov4	86.62	0.082
改进 SE-Yolov4	93.13	0.085
Faster-RCNN	90.94	0.073
Yolov3	85.58	0.046
改进轻量级 SE-Yolov4	93.02	0.026

表 3 为嵌入 MobileNet 系列网络的改进 SE-Yolov4 算法和原始 MobileNet 系列的 Yolov4 算法的性能对比,由 MobileNet 系列算法原理可知,MobileNetv1 至 MobileNetv3 是一个不断完善算法性能的过程,经过大量实验表明,基于改进轻量级 SE-Yolov4 的算法在保证检测速度的基础上,提高检测精度,进一步验证了该算法的优越性和实用性。

表3 基于改进 MobileNet 系列 SE-Yolov4 算法对比

算法	裂纹/%	擦划伤/%	表面翘皮/%	均值平均精度/%	时间/s
MobileNetv1+SE-Yolov4	97.54	84.96	95.32	92.61	0.121
MobileNetv2+SE-Yolov4	97.59	85.32	95.38	92.89	0.084
MobileNetv3+SE-Yolov4	97.89	85.88	96.22	93.35	0.035
改进 MobileNetv1+SE-Yolov4	96.55	86.88	95.48	92.97	0.033
改进 MobileNetv2+SE-Yolov4	97.52	86.24	95.31	93.02	0.037
改进 MobileNetv3+SE-Yolov4	97.53	88.60	95.34	93.82	0.026

### 3 结论

1) 针对小目标缺陷检测精度低的问题,在 Yolov4 主干特征提取网络中嵌入 SENet 网络结构,抑制失效信息,增强有效信息的表达.

2) 针对擦划伤和裂纹这 2 类缺陷特征区分度不高而导致检测精度低的问题,在主干特征提取网络结束后和 SPP 前后增加卷积层数,进一步加深对缺陷特征差异性的区分.

3) 针对由于卷积层数增多而导致的检测速度低的问题,引入 MobileNetv3 网络,减少参数量的同时,提升检测速度.经大量实验,该改进算法 mAP 值达到 93.02%,检测速度达到 0.026 s,实现智能高效的热轧钢缺陷检测.

4) 通过大量的对比实验,进一步验证该改进算法的优越性,对热轧钢表面缺陷检测领域有一定的实用价值.

### 参考文献:

- [1] 王海军, 钱承, 李麒麟, 等. 热轧钢卷捆带断裂机理及其防治技术[J]. 中国冶金, 2017, 27(7): 58-61.
- [2] 刘玠. 人工智能推动冶金工业变革[J]. 钢铁, 2020, 55(6): 1-7.
- [3] 李海华, 万亮亮. 基于六边形结构边缘检测算法的研究[J]. 湖南科技大学学报(自然科学版), 2010, 25(4): 47-50.
- [4] 蒋焯博, 张剑, 方荣超, 等. 基于大数据分析的列车轮对故障诊断方法[J]. 湖南科技大学学报(自然科学版), 2021, 36(1): 91-98.
- [5] REN S Q, HE K M, 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, 2017, 39(6): 1137-1149.
- [6] GUO F, ZHAO J Y, JIANG P. Surface defects detection of steel plate based on visual attention mechanism[C]//2017 Chinese Automation Congress (CAC). IEEE, 2017: 3174-3177.
- [7] 孙梓钧. 基于 AdaBoost 分类器的带钢表面缺陷识别研究[D]. 石家庄: 河北科技大学, 2016.
- [8] 杨莉, 张亚楠, 王婷婷, 等. 基于改进 Faster R-CNN 的钢材表面缺陷检测方法[J]. 吉林大学学报(信息科学版), 2021, 39(4): 409-415.
- [9] SUN H, XU K, et al. Online application of automatic surface quality inspection system to finishing line of cold rolled strips[J]. Journal of University of Science and Technology Beijing (English Edition), 2003, 10(4): 38-41.
- [10] 李彬, 汪诚, 吴静, 等. 改进 YOLOv4 算法的航空发动机部件表面缺陷检测[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(14): 414-423.
- [11] 寇旭鹏, 刘帅君, 麻之润. 基于 Faster-RCNN 的钢带缺陷检测方法[J]. 中国冶金, 2021, 31(4): 77-83.
- [12] 李维刚, 叶欣, 赵云涛, 等. 基于改进 YOLOv3 算法的带钢表面缺陷检测[J]. 电子学报, 2020, 48(7): 1284-1292.
- [13] BOCHKOVSKIY A, WANG C Y, LIAO H Y M. YOLOv4: optimal speed and accuracy of object detection[EB/OL]. 2020: arXiv: 2004.10934. <http://arxiv.org/abs/2004.10934.pdf>
- [14] WIBOWO A, PURNAMA S R, WIRAWAN P W, et al. Lightweight encoder-decoder model for automatic skin lesion segmentation[J]. Informatics in Medicine Unlocked, 2021, 25: 100640.
- [15] 谢书翰, 张文柱, 程鹏, 等. 嵌入通道注意力的 YOLOv4 火灾烟雾检测模型[J]. 液晶与显示, 2021, 36(10): 1445-1453.
- [16] 刘学平, 李琦乾, 刘励, 等. 嵌入 SENet 结构的改进 YOLOV3 目标识别算法[J]. 计算机工程, 2019, 45(11): 243-248.
- [17] 伍济钢, 成远, 邵俊, 等. 基于改进 YOLOv4 算法的 PCB 缺陷检测研究[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(10): 171-178.
- [18] 钟志峰, 夏一帆, 周冬平, 等. 基于改进 YOLOv4 的轻量化目标检测算法[J]. 计算机应用, 2022, 42(7): 2201-2209.