文章编号:1005-0523(2024)02-0109-09



曹义亲1,刘文才1,徐 露2

(1. 华东交通大学软件学院, 江西 南昌 330013; 2. 江西交通职业技术学院机电工程学院, 江西 南昌 330013)

摘要:【目的】针对YOLOX 算法在钢材表面缺陷检测中特征提取不充分、多目标缺陷检测能力较弱等问题,提出改进损失函数的多维度特征融合带钢材料表面缺陷检测算法。【方法】首先,在Backbone部分应用SPP_SF保留多尺度特征信息,提高分类精度。其次,在Neck部分加入多维度特征融合模块MDFFM,将通道、空间、位置信息融入特征向量中,加强算法的特征提取能力。最后,引入Varifocal Loss和α-CloU加权正负样本,提高预测框的回归精度。【结果】实验结果表明,YOLOX-αSMV在NEU-DET数据集中的mAP@0.5:0.95达到了47.54%,较YOLOX算法提高了3.43%。【结论】算法在保持检测速度基本不变的情况下,对模糊缺陷和小目标缺陷的识别、定位能力明显提升。

关键词:YOLOX;缺陷检测; a-CloU;坐标注意力; Varifocal Loss; SoftPool

中图分类号:TP391;U226 文献标志码:A

本文引用格式:曹义亲,刘文才,徐露.基于YOLOX-aSMV的带钢材料表面缺陷检测算法[J].华东交通大学学报,2024,41 (2):109-117.

YOLOX-aSMV Algorithm for Surface Defect Detection of Strip Steel Material

Cao Yiqin¹, Liu Wencai¹, Xu Lu²

(1. School of Software, East China Jiaotong University, Nanchang 330013, China; 2. School of Mechanical and Electrical Engineering, Jiangxi Vocational & Technical College of Communications, Nanchang 330013, China)

Abstract: [Objective] In order to solve the problems of insufficient feature extraction and weak ability of multitarget defect detection of YOLOX algorithm in steel surface defect detection, a multi-dimensional feature fusion strip material surface defect detection algorithm based on improved loss function is proposed. [Method] First of all, apply SPP_SF to the Backbone part to retain multi-scale feature information and improve classification accuracy. Secondly, the multi-dimensional feature fusion module MDFFM is added in the Neck part to integrate the channel, space and position information into the feature vector to strengthen the feature ex-traction ability of the algorithm. Finally, the introduction of Varifocal Loss and α -CIoU is weighted with positive and negative samples to improve the regression accuracy of the prediction box. [Result] The experimental results show that YOLOX- α SMV in NEU-DET data set mAP@0.5:0.95 reaches 47.54%, which is 3.43% higher than YOLOX algorithm. [Conclusion] The algorithm significantly improves the recognition and localization of fuzzy defects and small target defects while keeping the detection speed basically unchanged.

Key words: YOLOX; defect detection; α-CIoU; coordinate attention; Varifocal Loss; SoftPool

收稿日期:2023-06-05

基金项目:国家自然科学基金项目(61861016);江西省科技支撑计划重点项目(20161BBE50081)

Citation format: CAO Y Q, LIU W C, XU L. YOLOX-*a*SMV algorithm for surface defect detection of strip steel material[J]. Journal of East China Jiaotong University, 2024, 41(2): 109–117.

【研究意义】受生产工艺、环境、使用年限等因素的影响,带钢材料表面会出现表面点蚀、划痕、裂纹、轧制氧化皮等缺陷,导致钢材质量的下降,对工业生产及产品的可靠性和安全性将造成严重影响。因此,如何对带钢材料产品表面的缺陷进行及时有效的检测,一直是相关企业和学者的重要研究内容。

【研究进展】常用的带钢材料表面缺陷检测方 法主要有CCD摄像扫描器检测、激光扫描检测、漏 磁检测、人工检测等,虽然可以对带钢表面的缺陷进 行检测,但存在难度大、成本高、易受外部干扰、精度 低、耗时长等一系列问题,很难符合实际检测需求。

机器视觉检测技术凭借成本低、速度快、精度 高等优势逐渐成为许多学者的研究热点,并取得了 良好效果。深度学习作为机器学习中的一种特殊 范式,应用于越来越多的领域,基于该方法的缺陷 检测技术也逐渐取代传统方法,得到了系统研究。 Hu 等¹¹提出一种改进的两阶段网络 Faster R-CNN 对 PCB 缺陷图像进行检测,使用 Shuffle 残差单元 代替基本残差单元,减少了整个网络的计算量,准 确率基本保持不变,参数量减少了2倍。这种方法 进一步简化了缺陷检测操作,降低了测试成本,但 使用不同缺陷数据集时精度下降,泛化能力差。曹 义亲等^[2]提出E-YOLOX算法采用边缘Cutout数据 增强对缺陷图片进行预处理,使用新的特征提取网 络ECMNet提取梯度流特征信息,为特征融合和缺 陷预测提供了良好基础,较好地平衡了检测精度和 速度。Jin 等¹³采用双阶段网络对概率图模型 FRGMM生成的分割方案进行目标定位,具有更高 的准确率和召回率,也更具鲁棒性,适用于弱照明、 外部噪音、油污等外部因素较多的情况。

上述深度学习算法虽然在一定程度上达到了 传统缺陷检测方法无法达到的检测速度,但在精度 方面仍有所欠缺。Urbonas等^[4]使用迁移学习和数 据增强的方法,采用更快的R-CNN网络,将特征提 取网络替换为使用预训练权重的AlexNet、VGG、 GoogLeNet和ResNet来检测木板的表面缺陷,检测 精度达到了96.1%。该方法的局限性在于缺陷的特 征模糊,手动标记的数据容易出现错误和误差,从 而影响网络性能。Zhang等^[5]基于YOLO(you only look once)网络,使用两个密集块对图像进行优先 级分类,让网络提前接收多层卷积特征,从而增强 特征融合,检测精度得到进一步提高,同时缩短了 检测时间。这种优先级分类依赖于大量的训练数 据,对于小样本缺陷的检测很不友好。

目前的缺陷检测算法虽在检测中有良好效果, 但在提高算法检测精度的同时,降低网络参数量、 提升检测速度是亟待解决的问题。MT-YOLOv5算 法¹⁰的检测精度虽然达到了82.4%,但检测速度只有 65.4 f/s,参数量也高达29.7 M,且在轧制氧化皮等 多目标、小缺陷的检测精度只有大概70%。翁玉尚 等¹⁷改进的Mask R-CNN算法准确率达到了96%, 检测速度却只有5.9 f/s。

【创新特色】针对YOLOX算法在钢材表面缺陷 检测中特征提取不充分、多目标缺陷检测能力较弱 等问题,本文以YOLOX算法为基准模型进行改进, 提出了YOLOX-aSMV模型,主要工作有:基于 SoftPool,提出SPP_SF结构,最大程度保留池化过 程中的多尺度特征信息,提高分类准确率及算法的 训练效率;提出了多维度特征融合模块(multi-dimensional feature fusion module,MDFFM),将通道、 空间、位置信息融入特征图中,增强算法的特征提 取能力;利用Varifocal Loss和a-CIoU加权不同训练 样本,提高回归精度,对离群数据有一定的调整能 力,增强训练稳定性。

【关键问题】本文算法在相关数据集上取得较高检测精度的同时,降低了网络参数量,达到较快的检测速度,实现检测速度与检测精度之间更好的平衡,具有一定的泛化能力和鲁棒性。

1 YOLOX-aSMV目标检测模型

YOLOX 是旷视科技在 2021 年推出的单阶段 目标检测算法,由特征提取网络 CSPDarkNet、特征 融合网络 PAFPN 和 Decoupled head 检测头组成。本 文提出的目标检测模型 YOLOX-αSMV 对 YOLOX 算法进行了针对性改进,网络结构如图1所示。



图 1 模型网络结构 Fig. 1 Network structure of model

1)特征提取网络(Backbone)。缺陷图片经过 Focus进行初步下采样,使用不同大小的卷积运算 和SPP_SF进行特征提取和融合,生成大、中、小3种 不同尺度的细粒度特征向量,用于检测不同大小的 缺陷区域。

2)特征融合网络(Neck)。3种不同尺度的特征向量先通过 MDFFM 融入缺陷的通道、空间和位置信息,再经过一系列上采样、下采样、特征拼接等卷积操作,加强对缺陷类别的特征提取能力,进行浅层和深层的高级语义信息交互,最终输出3个更加丰富的特征层。

3)检测头(Prediction)。80×80、40×40、20×20 三种预测不同缺陷大小的特征层经过一个1×1卷积 调整通道数后,分成两个特征向量分别进行回归和 分类。用于分类的特征向量通过Varifocal Loss 加 权正负样本,倾斜训练重心,使训练更高效;用于回 归的特征向量通过*a*-CloU提高预测框的回归精度, 加速训练,最终和置信度预测拼接成每个特征层的 预测结果。

1.1 SPP_SF 模块

YOLOX网络在Backbone中引入SPP模块扩大 感受野,融合不同尺度特征图的信息,其主要由3个 并联的最大池化层和残差连接构成,最大池化层选 取特定区域的最大值为输出,保留主要特征的同 时,降低模型计算量,防止过拟合。

最大池化虽然降低了特征冗余度,但也丢失了 图像中的大多数信息,降低了网络性能。Stergiou 等¹⁸受早期手工编码特征的池化实验启发,提出了 软池化(SoftPool),既保持了基本的池化功能,让区 域内的所有特征值都对最终输出有贡献,又减少了 信息损失。

SoftPool基于自然指数 e,利用激活的 Softmax 加权求和。整个过程如式(1)所示,首先计算核大 小内的权重,再将权重与每个特征值相乘并求和, 得到最终输出,从而保留输入的基本属性,并放大 更强的特征映射。同时,整个过程是可微的,这表 示在反向传播期间,核大小区域内的所有特征至少 会被分配一个最小梯度值进行更新,提高了训练期 间的神经连通性,有利于提高训练效果。

$$\tilde{a} = \sum_{i \in \mathbb{R}} \frac{\mathbf{e}^{a_i}}{\sum_{i \in \mathbb{R}} \mathbf{e}^a} a_i \tag{1}$$

式中: R 为池化区域; a, 为特征值。

本文保持融合特征图尺度不变,提出了 SPP_SF,如图2所示。相比于YOLOX中的SPP, SPP_SF将最大池化层替换为SoftPool,在不增加参 数和计算量的情况下,保留原图中更多细节,提高 分类准确率,加快推理时间。



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

1.2 MDFFM 多维度特征融合模块

带钢材料表面缺陷数据集中的图片分辨率较低,不同缺陷类型颜色背景、纹理特征较为相似,这 给缺陷检测带来了难度。为此,本文引入了卷积注 意力模块¹⁹¹(convolutional block attention module, CBAM)和坐标注意力^[10](coordinate attention,CA), 将通道、空间和位置信息融入特征图中,加强模型 对缺陷目标的定位和识别能力。

CBAM 网络结构如图 3 所示,其通过通道注意 力机制的并行池化和 MLP 映射操作聚合特征图的 空间信息,提高网络的表达能力;通过空间注意力 模块的串行池化和基础卷积运算突出通道特征图 的信息区域,丰富特征向量,将通道信息和空间信 息同时融入其中。通过以上两步计算,网络的各个 分支可以分别了解在通道和空间维度上,要"参与 什么"和"到哪里去",帮助特征信息在网络中流动。

为弥补CBAM不关注或只关注局部位置信息的问题,并让网络更精确地定位缺陷位置,本文同时引入CA模块。CA模块在两个空间方向上分别编码方向和位置映射,互补地增强目标区域的表现,整个过程如图4所示。



Fig. 3 CBAM network structure



图4 CA注意力网络结构 Fig. 4 CA attention network structure

CA注意力网络首先使用一维编码聚合两个方向的特征信息,将目标的坐标信息嵌入特征向量中。然后,利用通道数的缩放操作降低网络计算量,混合通道信息,增加非线性拟合能力。

CA坐标注意力沿输入特征向量的水平方向和 垂直方向的编码过程都反映了感兴趣的对象是否 存在于相应的行和列中,可以充分利用捕获的位置 信息,准确地突出显示感兴趣区域,从而更好地识 别缺陷位置和类别,提高模型的适用性和检测 能力。

本文同时应用CBAM和CA模块,提出多维度

特征融合模块MDFFM,将通道、空间与位置3个维度的特征信息融入特征图,丰富Backbone中输出的 多尺度特征向量,为后续融合低层细节信息和高层 语义信息提供帮助,增强模型检测能力。

1.3 Varifocal Loss 模块

在带钢材料表面缺陷图片中,存在的缺陷区域 只占整个图片较少的部分,使用目标检测模型进行 缺陷检测时,不可避免地会产生正负样本数不匹配 的问题。因此,本文模型使用了Varifocal Loss^[11],可 以有效地解决此问题。Varifocal Loss 计算方式 如下

$$VFL(p,q) = \begin{cases} -q(q \log p + (1-q)\log(1-p)), q > 0\\ -ap^{\gamma}\log(1-p), q = 0 \end{cases} (2)$$

式中: *p* 为预测的IACS值;对于 *q*,若是负样本,则 为 0,若是正样本,则为预测的边界框和真实框的 IoU; *y* 为比例因子。

Varifocal Loss 只对负样本进行了衰减,降低负 样本对损失的贡献度。对正样本使用q加权处理, 提高其对损失的贡献度,从而倾斜训练重点至高质 量的正样本。实验证明,这样的处理可以大大增加 不同缺陷类别的检测精度。

1.4 a-CIoU模块

为解决预测框和真实框不重叠时,IoU损失出现的梯度消失问题,出现了几种基于IoU改进的损失设计,如CIoU、GIoU等。He等^[12]在现有的IoU损失中引入了Power变换,提出了一种新的损失函数 a-IoU Losses,通过增加幂指数a(a=3),使目标检测 模型更灵活的实现不同Bounding box(Bbox)的回 归精度,而且,对小数据集和噪声框更健壮。根据 a-IoU Losses,可概括CIoU损失函数新形式为

$$L_{\alpha-\text{CloU}} = 1 - IoU^{\alpha} + \frac{\rho^{2\alpha}(b, b^{st})}{c^{2\alpha}} + (\beta v)^{\alpha} \qquad (3)$$

式中: c 为同时包含预测框和真实框的最小闭包区 域的对角线距离; $\rho^2(b, b^{st})$ 为预测框和真实框中心 点的欧式距离; βv 用于度量长宽比的一致性。

CIoU相比IoU,增加了重叠面积、中心点距离、 长宽比、检测框尺度损失4种几何参数,而a-CIoU 损失函数优于原本形式,让a-CIoU损失在不引入额 外参数、不增加推理时间的情况下,通过自适应增加 高IoU对象的损失和梯度权重,使模型更关注高IoU 对象,从而提高了Bbox的回归精度,增强了模型对 部分小目标缺陷和含有噪声缺陷的定位、识别能力。

2 实验结果与分析

2.1 实验环境与参数设定

模型训练迭代次数 Epoch 设置为 300次, Batch_size设置为8。优化器采用随机梯度下降法 SGD,初始学习率为0.01,使用余弦退火学习策略, 权重衰减为0.0005。实验环境如表1所示。

2.2 数据集

实验所用的NEU-DET数据集包含6类缺陷, 如图5所示,分别为裂纹(Cr),夹杂(In),斑块(Pa),

表面点蚀(Ps),轧制氧化皮(RS),划痕(Sc),每种缺陷有300张,共1800张图片。按照7:2:1随机划分数据集,其中1260张训练集,360张验证集,180张测试集。

表1 实验环境

Tab.1	Experimental environment
Equipment	Platform parameters
System	Windows 10
GPU	NVIDIA GeForce RTX 3070 8G
CPU	AMD Ryzen 7 5800H
DL framework	Pytorch 1.10.0+Cuda 11.3



图 5 6类缺陷示意图 Fig. 5 Schematic diagram of 6 kinds of defects

2.3 评价指标

实验采用平均精度均值 mAP(mean average precision),检测刷新率 FPS(frame per second)和参数量 Params 作为模型性能的评估指标。

1)本文中IoU为真实框和预测框的交并比, 如下

$$IoU = \frac{A \bigcup B}{A \bigcap B} \tag{4}$$

式中:A为真实框区域;B为预测框区域。

2) FPS 为每秒钟检测的图片数量,如下

$$FPS = \frac{FrameNum}{ElapsedTime}$$
(5)

式中: FrameNum 为检测图片数量; ElapsedTime 为 模型检测运行的总时间。

3) mAP 即 mAP@0.5:0.95, IoU 从 0.5 取 到 0.95, 步长为 0.05, 计算所有 AP 的均值; mAP₅₀为 IoU 取 0.5, 计算所有 AP 均值(本文主要采用 mAP 作为评价指标, 力求更严格地评估算法性能)。计 算方式如下

$$AP = \int_0^1 p(r) \mathrm{d}r \tag{6}$$

$$mAP = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} AP_i \tag{7}$$

式中: *p*(*r*) 为以准确率*p* 为纵坐标,以召回率*r* 为横 坐标的 *pr* 曲线。

2.4 对比实验及结果分析

为验证本文算法在NEU-DET数据集上的检测 效果,在相同实验环境和数据集划分下,选取了通 用目标检测算法和钢材缺陷目标检测领域的算法 进行对比实验分析,实验结果如表2所示。

由表2实验结果可知,YOLOX-aSMV的mAP 为47.54%,相比于其他目标检测算法均有不同程 度的提高,比YOLOv3提高13.54%,比YOLOv5提 高8.94%,比YOLOv7提高1.64%,比文献[15]提高 11.14%,比基准模YOLOX提高3.43%。并且,除在 Sc缺陷类上检测精度略低于YOLOv8外,YO-LOX-aSMV对每种缺陷类别的检测精度均高于其 他对比算法,mAP₅₀达到了最优值78.84%。

	表2	不同模型的实验对比
Tah 2	Experime	ntal comparison of different models

Madal	Backbone	Input_size	AP_{50} /%						mAP ₅₀	mAP	Params	FPS
Model			Cr	In	Ра	Ps	RS	Sc	/%	/%	/M	/(f/s)
Faster R-CNN	ResNet50	1 333×800	37.50	77.00	86.50	84.50	64.90	88.00	73.10	40.10	41.15	20.3
CenterNet	ResNet18	512×512	40.10	61.50	83.90	71.60	60.30	59.50	62.80	28.90	14.21	224.4
SSD	VGG16	300×300	42.80	61.20	89.10	75.10	59.40	55.00	63.80	31.50	24.41	67.9
FCOS ^[13]	ResNet50	1 333×800	42.50	59.20	87.80	76.90	61.40	60.10	64.70	27.80	31.85	22.0
YOLOv3	DarkNet53	416×416	44.00	72.10	61.00	72.90	71.30	85.90	67.90	34.00	61.55	63.5
YOLOv5	CSPDarkNet	640×640	27.10	83.50	86.10	77.90	60.50	86.00	70.20	38.60	7.20	99.8
YOLOX	CSPDarkNet	640×640	44.82	82.50	86.48	82.78	70.64	92.95	76.70	44.11	8.94	177.2
YOLOv7 ^[14]	E-ELAN	640×640	46.10	83.50	83.20	74.40	64.50	91.10	73.80	45.90	36.90	138.9
Reference[15]	CSPDarkNet	640×640	34.30	84.10	87.60	82.00	61.90	87.00	72.80	36.40	23.90	75.8
YOLOv8	CSPDarkNet	640×640	45.90	84.50	90.10	85.10	71.20	94.60	78.60	47.30	11.20	115.8
YOLOX-αSMV	CSPDarkNet	640×640	46.48	84.61	90.77	85.16	71.86	94.16	78.84	47.54	9.02	175.5

YOLOX-aSMV模型的参数量为9.02 M,比大 多数模型参数量低,仅比YOLOv5高1.82 M,而检 测速度达到了175.5 f/s,比YOLOv5提高75.7 f/s,比 YOLOv7提高36.6 f/s,与基准模型YOLOX相比基 本保持不变。

与目前标检测领域的 SOTA 算法 YOLOv8 相比,本文模型 *mAP* 提高 0.24%,参数量只有 YOLOv8 的约 80%,检测速度提高了 51.55%。

综合以上实验结果可知,在NEU-DET数据集 上,YOLOX-αSMV以较小的代价,达到了较优的检 测结果,说明本文算法适用于带钢材料表面缺陷检 测,有较强的缺陷检测能力,能够检测出其他目标 检测模型难以识别的模糊缺陷、小目标等缺陷。

为验证本文算法的泛化能力,进一步在钢材表 面缺陷数据集 GC10-DET 和公共数据集 PASCAL VOC2012上对 YOLOX算法和 YOLOX-aSMV算法 进行对比实验。GC10-DET包括冲孔、焊缝、夹杂 物、新月形缝隙等 10 种缺陷类别; VOC2012包括 人、动物、交通工具、家具四大类,共20种常见目标 类别,实验结果如表3所示。

由表3数据可知,本文算法在GC10-DET上, mAP 达到 37.67%,提高 2.77%,在 PASCAL VOC2012数据集上,mAP达到57.68%,相对于YO-LOX 网络,提高 2.02%,FPS均基本保持不变,表现 良好。充分说明了本文提出的YOLOX-aSMV算法 在同类型数据集和公共数据集上依旧具有良好的 泛化能力和检测性能。

图 6 直观地展示了 YOLOX 算法和本文算法在 实际检测中对部分缺陷的检测效果。两种算法对 比可知:本文算法能检测出 YOLOX 算法未检出的 小目标缺陷;检测框更贴近真实缺陷区域;相同区

表3 在两个数据集上的实验结果对比 Tab.3 Comparative of experimental results on two datasets

inote compa	aute of enperiment	ai i courto on	en o unensees
Datasets	Model	mAP/%	FPS/(f/s)
CC10 DET	YOLOX	34.90	163.67
GC10-DE1	YOLOX-aSMV	37.67	161.98
VOC2012	YOLOX	55.66	143.10
v0C2012	YOLOX-αSMV	57.68	141.30

域检测框的置信度更高。这充分证明本文对YO-LOX改进的有效性,改进后的算法更适用于带钢材 料表面缺陷检测,具有良好的实用价值。

2.5 消融实验及分析

2.5.1 CBAM和CA模块融合方式

为对比CBAM和CA模块融合多维度信息的 不同顺序和方式对模型精度的影响,本文设计了如 图7所示的两种多维度特征融合模块。

图7(a)为CBAM和CA模块串行,特征向量经 过CBAM融合通道和空间信息后,通过CA模块融 入缺陷的位置信息,最后输出融合后的特征向量。 图7(b)为CBAM和CA模块并行,输入的特征向量 同时经过CBAM和CA模块融入相应维度的特征 信息,再相加并通过一个SiLU激活函数后输出。 不同融合结构的实验结果如表4所示。

由表4数据可知,CBAM和CA模块采用串行 结构虽然在速度上比并行结构略慢,但精度提高 1.9%。因此,本文模型采用CBAM和CA模块串行 融合多维度特征信息。

2.5.2 消融实验

为进一步验证本文模型的检测能力,分析4种 改进方案对算法的作用,在NEU-DET数据集上,设 置相同的运行环境和实验超参数,对各改进方案进 行消融实验,表中,"√"表示使用该改进方案。由 表5实验数据可知,单独采用这4种改进方案对模 型的参数量、检测能力和检测速度都有不同程度 的影响。由实验2、3、4、5可知,4种改进方案对模 型性能都有增益,MDFFM的引入加强了模型的特



图 6 缺陷检测对比 Fig. 6 Comparison of defect detection



图 7 两种不同结构的多维度特征融合模块对比图

Fig. 7 Comparison diagram of two multi-dimensional feature fusion modules with different structures

176.3

		衣4 个内赋口	疝 构/府赋头驰	
Tab.4	Abla	tion experiment of	of different fus	ion structures
Struc	ture	Params/M	mAP/%	FPS/(f/s)
Fig.7	' (a)	9.02	47.54	175.5

9.02

日动人体均沙动灾心

45.64

征提取能力,*mAP*提升2.84%,SPP_SF保留了更多的特征信息,提高了模型的训练效率,*FPS*达到182.3 f/s。

由实验6可知,在YOLOX网络中同时应用

MDFFM和SPP_SF,检测速度下降9.2 f/s,mAP提高3.01%,检测精度提升最为明显,这说明了虽然SPP_SF对检测精度效果有限,但可以弥补MDFFM在速度上的不足,有效提高了模型的检测能力。由实验7可知,同时引入分类损失Varifocal Loss和回归损失a-CloU,在不增加模型参数量的前提下,mAP提高2.42%,检测速度也提高7.7 f/s,说明将有限的训练资源倾斜到有目标的正样本上,并优化IoU计算方式可以提高模型鲁棒性和检测速度。

表5 不同改进方案的消融实验 Tab.5 Ablation experiment of different improved schemes

Itom MDEEM SDD SE VEL « Cla				a ClaU	AP_{50} /%					mAP_{50}	mAP	Params	FPS	
nem	Item MDFFM SPP_SF VFL	VIL	<i>a</i> -C100	Cr	In	Ра	Ps	RS	Sc	/%	/%	/M	/(f/s)	
1					44.82	82.50	86.48	82.78	70.64	92.95	76.70	44.11	8.94	177.2
2	\checkmark				41.95	83.01	88.63	85.00	74.59	93.99	77.86	46.95	9.02	155.9
3		\checkmark			42.51	82.82	88.45	83.52	70.25	93.29	76.81	45.20	8.94	182.3
4					42.91	82.33	86.87	83.94	72.75	93.24	77.01	44.90	8.94	178.8
5				\checkmark	46.02	82.42	88.02	85.12	70.11	94.05	77.62	45.24	8.94	180.6
6	\checkmark	\checkmark			43.79	83.54	88.62	85.07	73.22	93.91	78.03	47.12	9.02	168.0
7			\checkmark	\checkmark	44.99	82.51	89.98	85.15	71.61	93.18	77.90	46.53	8.94	184.9
8	\checkmark	\checkmark	\checkmark	\checkmark	46.48	84.61	90. 77	85.16	71.86	94.16	78.84	47.54	9.02	175.5

由实验8可知,同时采用这4种改进方案,参数 量提高0.08 M,检测速度下降1.7 f/s,在小幅度牺牲 模型大小和检测速度的情况下,mAP达到47.54%, mAPso达到78.84%,分别提高3.43%、2.14%。RS类 缺陷由于部分样本偏暗,导致特征提取过程中的信 息丢失,未达到最优,不过仍优于YOLOX网络。除 RS缺陷外,其余缺陷类别精度均达到最优,进一步 证明了本文模型在带钢材料表面缺陷检测中的有 效性。

3 结论

本文通过引入通道注意力机制、软池化,改进 损失函数等方法对YOLOX算法进行优化,提出了 YOLOX-aSMV算法,以实现对带钢材料表面缺陷 高效、精确的检测。在NEU-DET数据集上对算法 进行了实验分析,结论如下。

1) 改进算法有效弥补了原网络的漏检、错检情况, 检测框的置信度也更高, 更接近真实框, 具有一定的鲁棒性。

2)本文算法在裂纹缺陷上的检测精度仍然较低,后续可以对此类缺陷的检测进行研究,进一步提高算法的检测能力。

参考文献:

- HU B, WANG J. Detection of PCB surface defects with improved Faster R-CNN and feature pyramid network[J]. IEEE Access, 2020, 8: 108335-108345.
- [2] 曹义亲,周一纬,徐露.基于E-YOLOX的实时金属表面 缺陷检测算法[J].图学学报,2023,44(4):677-690.
 CAO Y Q, ZHOU Y W, XU L. A real-time metallic surface defect detection algorithm based on E-YOLOX[J]. Journal of Graphics, 2023, 44(4): 677-690.
- [3] JIN X, WANG Y, ZHANG H, et al. DM-RIS: Deep multimodel rail inspection system with improved MRF-GMM and CNN[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2019, 69(4): 1051-1065.
- [4] URBONAS A, RAUDONIS V, MASKELIŪNAS R, et al. Automated identification of wood veneer surface defects using faster region- based convolutional neural network with data augmentation and transfer learning[J].Applied Sciences, 2019, 9(22): 4898.
- [5] ZHANG J, KANG X, NI H, et al. Surface defect detection of steel strips based on classification priority YO-LOv3-dense network[J]. Ironmaking & Steelmaking, 2021, 48(5): 547-558.
- [6] 马燕婷, 赵红东, 阎超, 等. 改进 YOLOv5 网络的带钢表

Fig.7 (b)

面缺陷检测方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(8): 150-157.

MA Y T, ZHAO H D, YAN C, et al. Strip steel surface defect detection method by improved YOLOv5 network[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(8): 150-157.

- [7] 翁玉尚,肖金球,夏禹.改进Mask R-CNN算法的带钢表面 缺陷检测[J]. 计算机工程与应用, 2021, 57(19): 235-242.
 WENG Y S, XIAO J Q, XIA Y. Strip surface defect detection based on improved Mask R-CNN algorithm[J]. Computer Engineering and Applications, 2021, 57(19): 235-242.
- [8] STERGIOU A, POPPE R, KALLIATAKIS G. Refining activation downsampling with softpool[C]//Montreal: 2021 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV), 2021.
- [9] WOO S, PARK J C, LEE J Y, et al. Cbam: Convolutional block attention module[C]// Munich: Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV), 2018.
- [10] HOU Q, ZHOU D, FENG J. Coordinate attention for efficient mobile network design[C]// Nashville : 2021 IEEE/ CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2021.
- [11] ZHANG H, WANG Y, DAYOUB F, et al. Varifocalnet: An IoU-aware dense object detector[C]// Nashville :2021 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2021.
- [12] HE J, ERFANI S, MA X, et al. Alpha-IoU: A family of power intersection over union losses for bounding box regression[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2021, 34: 20230-20242.
- [13] TIAN Z, SHEN C, CHEN H, et al. Fcos: Fully convolu-

tional one-stage object detection[C]//Seoul: 2019 IEEE/ CVF International Conference on Computer Vision (IC-CV), 2019.

- [14] WANG C Y, BOCHKOVSKIY A, LIAO H Y M. YO-LOv7: Trainable bag-of-freebies sets new state-of-the-art for real- time object detectors[C]// Vancouver: Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2023.
- [15] 曹义亲, 伍铭林, 徐露. 基于改进 YOLOv5 算法的钢材表 面缺陷检测[J]. 图学学报, 2023, 44(2): 335-345.
 CAO Y Q, WU M L, XU L. Steel surface defect detection based on improved YOLOv5 algorithm[J]. Journal of Graphics, 2023, 44(2): 335-345.



第一作者:曹义亲(1964—),男,教授,硕士,硕士生导师,研 究方向为图像处理、模式识别。E-mail:yqcao@ecjtu.edu.cn。



通信作者:刘文才(1999—),男,硕士研究生,研究方向为图 像处理。E-mail:473256359@qq.com。

(责任编辑:吴海燕)