

基于CSE-YOLO的改进铝型材表面缺陷检测模型

刘子龙, 庞明, 窦建明

(兰州交通大学机电工程学院, 甘肃兰州 730070)

摘要: 针对提升铝型材表面缺陷检测精度时会导致模型的复杂度、检测速度与精度难以平衡的问题, 提出一种基于改进YOLOv5的检测模型CSE-YOLO。首先, 结合CCFF与BiFPN建立新的网络结构CCFBiFPN, 以加强多尺度特征融合, 降低模型的复杂度; 其次, 在特征融合模块引入混合GSConv的SDI模块, 提高模型的特征提取能力; 最后, 在模型主干网络中增加ECA注意力机制, 提高模型的精确度与总体性能。实验结果表明, 改进模型相较于传统YOLOv5s模型在mAP@0.5和mAP@0.5:0.9指标上分别提升了5%与1.3%。同时, 模型的参数量和浮点运算次数分别降低了4.3%与4.4%, 且每秒检测帧数从140提升到了143。该方法有效平衡了模型的性能与复杂度, 具有较高的工程应用价值。

关键词: 铝型材; 表面缺陷检测; YOLOv5; 注意力机制; 特征融合

DOI: 10.11907/rjtk.251095

中图分类号: TP391.41

文献标识码: A

文章编号: 1672-7800(2026)004-0098-06



扫描二维码阅读全文:

Improved Surface Defect Detection Model for Aluminum Profile Based on CSE-YOLO

LIU Zilong, PANG Ming, DOU Jianming

(School of Mechanical and Electrical Engineering, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou 730070, China)

Abstract: To address the challenge of balancing model complexity, detection speed, and accuracy in aluminum profile surface defect detection, an enhanced YOLOv5-based model named CSE-YOLO was developed. First, a novel CCFBiFPN architecture was constructed by integrating CCFF with BiFPN, which strengthened multi-scale feature fusion while reducing model complexity. Second, an SDI module incorporating hybrid GSConv was implemented in the feature fusion stage to improve feature extraction capability. Finally, an ECA attention mechanism was embedded in the backbone network to enhance detection precision and overall performance. Experimental results demonstrated that compared with the baseline YOLOv5s model, the proposed approach achieved 5% and 1.3% improvements in mAP@0.5 and mAP@0.5:0.9 metrics, respectively. Concurrently, parameter count and FLOPs were reduced by 4.3% and 4.4%, with the frame rate increasing from 140 to 143 FPS. The optimized architecture effectively balanced performance and complexity, demonstrating substantial practical value for industrial quality inspection applications.

Key Words: aluminum profile; surface defect detection; YOLOv5; attention mechanism; feature fusion

0 引言

铝型材由于具备密度低和耐腐蚀性能好等特点, 被广泛应用于工业领域。然而, 受加工工艺与生产设备的影响, 铝型材生产过程中不可避免地会产生如擦花、漆泡、脏点等表面缺陷。这些缺陷可能会降低铝型材的性能, 甚至会严重影响产品质量。为减少使用含有缺陷的铝型材以

保证产品质量, 对铝型材表面进行缺陷检测具有重要意义。

传统的铝型材表面缺陷检测方法主要是人工检测, 但人工检测成本高、效率低, 难以满足当今工业化生产的要求。随着深度学习技术的不断发展, 基于神经网络的检测方法被广泛应用于铝型材表面缺陷检测研究中^[1]。吴吉灵等^[2]通过对特征提取网络、感兴趣区域池化和锚框尺寸进行优化, 并在此基础上引入特征金字塔和可变形卷积,

收稿日期: 2025-03-11

作者简介: 刘子龙(1997-), 男, 兰州交通大学机电工程学院硕士研究生, 研究方向为金属表面缺陷识别; 庞明(1982-), 男, 博士, 兰州交通大学机电工程学院副教授、硕士生导师, 研究方向为目标检测。本文通讯作者: 庞明。

改进了Faster R-CNN算法,提升了对铝型材表面微小缺陷的检测效果,但检测速度慢,FPS只有7帧/s。邓广伟等^[3]针对铝型材表面缺陷存在的种类多、尺度差异大、小目标容易漏检等问题,提出一种改进YOLOv5s的铝型材表面小缺陷检测模型。虽然提高了模型检测精度,但也增加了模型的浮点运算次数,降低了检测速度。孙连山等^[4]从扩充特征信息量、提高特征提取能力、加强特征融合以及提高锚框聚类精度等方面进行改进,提出一种注意力引导的多尺度融合网络,以满足铝型材缺陷检测的实用性需求。但其在提高模型检测精度的同时,也降低了检测速度。

虽然现有算法在提高铝型材表面缺陷检测精度上取得了一定成果,但其神经网络参数量过大,模型复杂,检测速度慢,这将限制模型在工业化场景中的应用。因此,在提高缺陷检测精度的基础上,平衡模型的复杂度与检测速度是一个急需解决的问题。因此,本文提出一种基于YOLOv5的CSE-YOLO铝型材表面缺陷目标检测模型,可有效提升检测精度与速度,并降低模型复杂度。具体工作内容如下:

(1)为平衡模型的检测精度与复杂度,结合CCFF(Cross-scale Convolutional Feature Fusion)与BiFPN(Bidi-

rectional Feature Pyramid Network)结构建立新的网络结构CCFBiFPN,增强了模型对于尺度变化的适应性,降低了模型的参数量与计算量,并提高了模型的平均检测精度。

(2)为增强模型的特征提取能力,降低计算成本,在特征融合模块引入混合GSCov的SDI模块,以降低模型复杂度,并引入高级特征的语义信息,以提高模型的特征提取能力。

(3)为提高模型对检测目标的感知能力,在模型主干网络中增加高效通道注意力机制(Efficient Channel Attention, ECA)模块,以有效实现跨通道信息交互,提高模型的精确度与整体性能。

1 CSE-YOLO铝型材表面缺陷检测模型

为在提升铝型材表面缺陷检测精度的同时,平衡模型的复杂度与检测速度,本文提出了CSE-YOLO网络模型结构。CSE-YOLO模型在颈部采用基于CCFF和BiFPN的网络结构CCFBiFPN,在特征融合模块引入改进的语义和细节注入模块(Semantics and Detail Infusion, SDI),并在主干网络中增加ECA注意力机制。模型结构如图1所示。

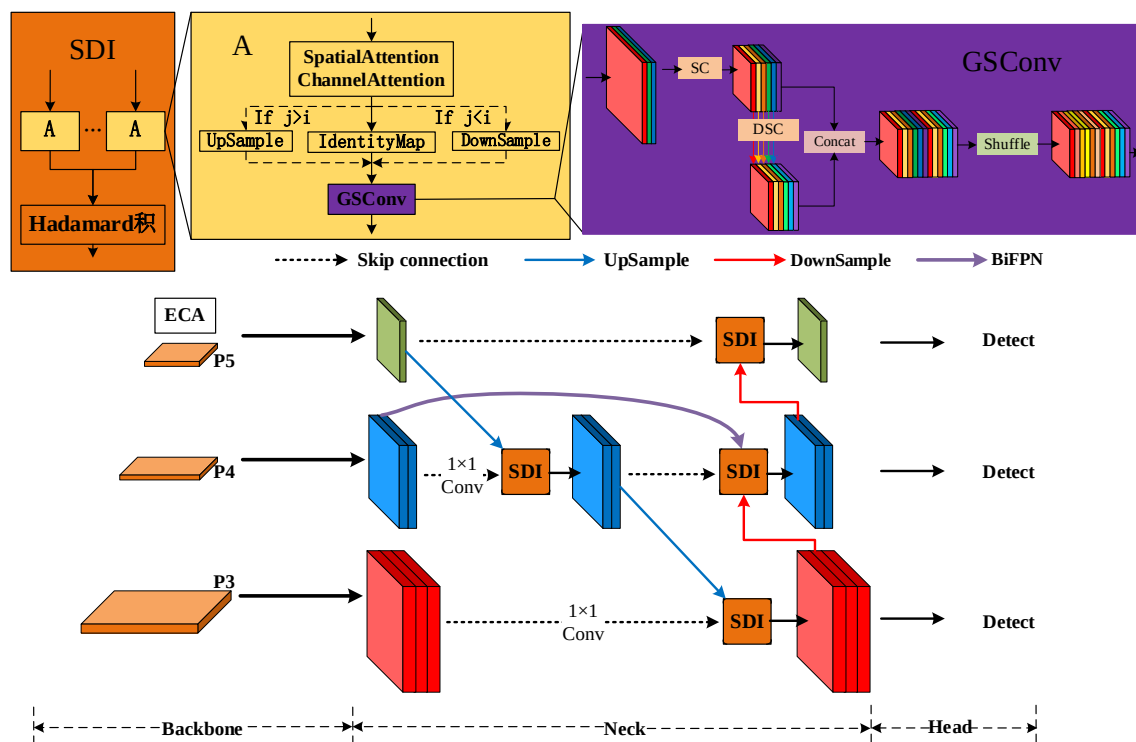


Fig. 1 CSE-YOLO model structure

图1 CSE-YOLO模型结构

1.1 CCFBiFPN网络结构

YOLOv5的PAFPN结构在逐层卷积传播中,特征图的细节信息与空间定位能力会逐渐模糊和稀释,这种信息损耗是制约模型检测精度提升的关键因素。为了解决这一问题,本文对模型结构进行了改进,将YOLOv5原有的

PAFPN结构更换为双向特征金字塔网络BiFPN。BiFPN可以实现跨层级特征的融合,并在不增加(甚至降低)计算复杂度的前提下提升模型性能。BiFPN金字塔网络通过双向连接(自上而下和自下而上)实现多尺度特征融合,其交叉连接层有效增强了同层与跨层特征的融合,提升了模型

对多尺度目标的检测精度^[5]。这一改进不仅强化了特征的表达能力,而且优化了对小目标的识别效果。为进一步提高模型的整体性能,本文在BiFPN的基础上增加了基于CNN的跨尺度特征融合CCFF。CCFF在融合路径中插入由卷积层组成的多个融合块,可增强模型对于尺度变化的适应性,更有效地整合细节特征和上下文信息,增强模型的表达能力^[6]。相比BiFPN结构,CCFBiFPN模型提升了检测精度,并降低了参数量与计算量。

1.2 改进SDI特征融合模块

网络结构在提取特征时,低级特征虽然可以保留更多细节,但缺乏足够的语义信息,可能还包含不必要的噪声;高级特征虽然包含更多语义信息,但分辨率显著降低,且缺乏精确的细节。因此,为了增强颈部网络的特征融合能力,本文提出的CSE-YOLO模型在颈部特征融合环节集成了语义和细节注入模块(SDI),并将模块中的平滑卷积调整为轻量级卷积技术GSConv,以减小模型参数量和计算复杂度。改进后的SDI模块结构如图1所示。

SDI模块通过Hadamard积增强特征图,引入高级特征的语义信息,并整合更精细的细节信息,且其具有的跳跃连接使所有特征具备更丰富的语义特征和复杂细节^[7]。SDI模块的原理是首先应用通道和空间注意力机制,使每个层次的特征能够整合信息,再通过1×1卷积降低特征图通道数。为匹配相应的分辨率,使用自适应平均池化、恒等映射和双线性插值调整特征图大小,并利用3×3卷积平滑调整特征图。最后以Hadamard积逐元素调整特征图来增强特征,同时可以融合更多语义信息和细节。

为降低模型计算成本,平衡模型的复杂度和性能需求,提高模型的学习能力,本文将3×3平滑卷积调整为GSConv。GSConv是一种轻量级卷积模块,融合了分组卷积和深度卷积的优势,旨在通过聚合多层邻域信息来捕捉局部与全局结构特征,从而实现了对全局信息的有效整合^[8]。该模块将输入的通道特征图分为两部分,一部分用于深度可分离卷积,另一部分则用于标准卷积。之后,将两种卷积的结果进行整合与重新排列,形成双通道特征图。最后进行shuffle混洗操作,通过在各个通道上传输特征信息,增强特征间的信息流通与交互,输出具有通道数的特征图。

1.3 ECA注意力机制

为提高模型对铝型材表面缺陷的敏感度,帮助模型在处理图像时更关注重点区域,本文在模型中增加了注意力机制。但模型在引入如CBAM注意力机制时,往往会带来额外的参数量,导致模型的计算复杂度上升^[9]。针对这一问题,本文采用无额外参数的高效通道注意力机制ECA^[10]。ECA注意力机制对宽、高、通道数分别为H、W、C的输入特征图进行全局平均池化,获取1×1×C的特征图,使用大小为k的卷积核对特征图进行一维卷积操作,再通

过Sigmoid激活函数处理后与原始特征图相乘,从而获得最后输出的特征图。ECA模块采用一维卷积对通道信息进行重新加权,没有信息丢失,避免了降维带来的负面影响,并有效实现了跨通道信息交互。该方法不仅保证了效率,而且保障了检测效果。

2 实验与结果分析

2.1 实验数据与实验环境

数据集来源于阿里天池铝型材缺陷数据集^[11]。为提高训练效率,选取铝型材表面5类检测精度较低的缺陷作为研究对象,包括:不导电(non)、擦花(sc)、喷流(jet)、漆泡(pb)和脏点(ds)。数据集共有1 174张图像,按照8:2的比例划分,其中训练集937张,验证集237张。

实验使用Windows 11操作系统,中央处理器为Intel(R) Core(TM) i5-12500H CPU@2.50 GHz 16GB,图形处理器(GPU)为NVIDIA GeForce RTX 4060。基于PyTorch深度学习框架构建网络模型,开发环境为PyTorch2.3.1、CUDA12.1、Python3.8.19,共训练500 Epochs以保证模型收敛,批次大小设置为12。

2.2 评价指标

本文选取平均精度(mAP)、模型参数量(Params)、浮点运算次数(FLOPs)以及每秒检测帧数(FPS)来评估模型性能。其中,mAP用于评价多分类任务的整体性能,FPS用于评估模型执行速度,Params和GFLOPs用于衡量模型复杂度。平均精度计算公式如下:

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

$$AP = \int_0^1 P(R) dR \quad (2)$$

$$mAP = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N AP_i \times 100\% \quad (3)$$

式中,TP为识别正确的正样本数量,FP为识别错误的负样本数量,N为样本总量。

2.3 CSE-YOLO模型结果分析

为直观展示本文方法对铝型材表面缺陷的检测性能,将YOLOv5s原模型与CSE-YOLO模型在相同数据集和参数条件下进行训练,对比结果如图2所示。其中,原始图像如图2(a)所示,YOLOv5s原模型的检测结果如图2(b)所示,本文提出的CSE-YOLO模型检测结果如图2(c)所示。

由图可见,YOLOv5s对漆泡和喷流的检测效果不佳,且存在漏检现象,而本文提出CSE-YOLO模型的检测精度有所提升,可对铝型材表面缺陷进行有效检测,具有较好的检测性能。为进一步体现模型改进的有效性,对比了YOLOv5s与CSE-YOLO的混淆矩阵,如图3所示。从图中可以看出,不导电、擦花、喷流和漆泡的正确识别率分别提高了4%、5%、9%与4%。

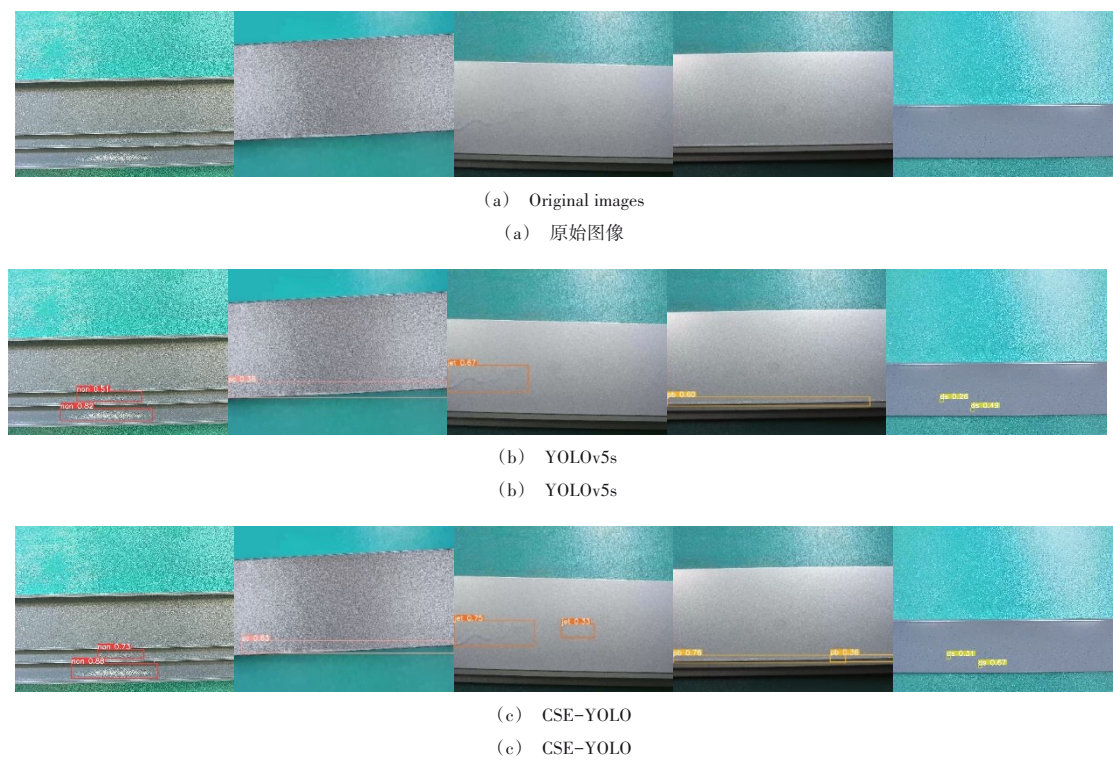


Fig. 2 Detection results

图 2 检测结果

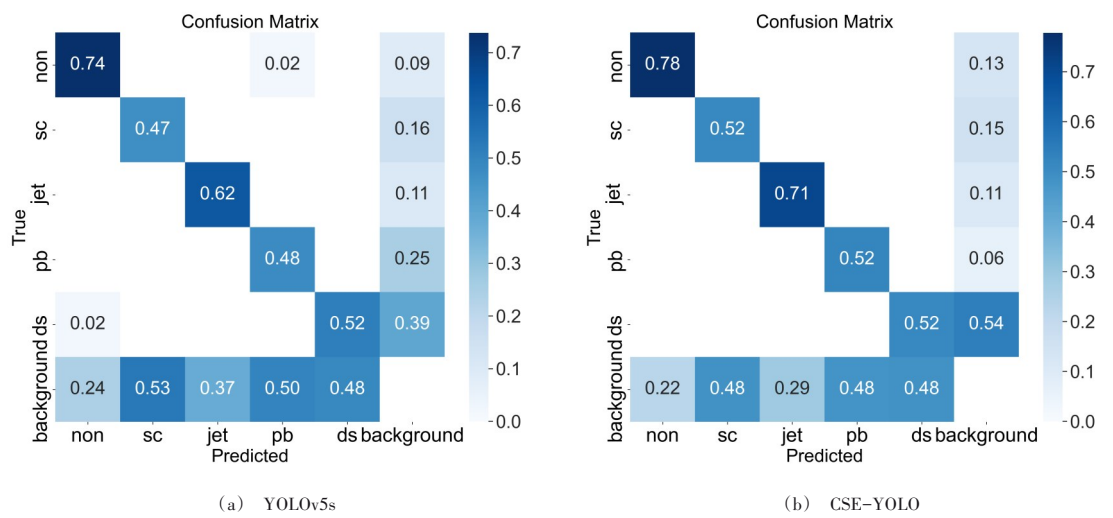


Fig. 3 Confusion matrix

图 3 混淆矩阵

2.4 注意力对比实验与消融实验

为选择适合模型结构与铝型材表面缺陷的注意力机制,将几种注意力机制集成到结合 SDI 的 CCFBiFPN 网络结构中进行对比实验,结果如表 1 所示。由实验结果可知,相比原模型及其他几种注意力机制,添加 ECA 注意力机制具有明显优势,既提升了检测速度与精度,又不会带来额外的参数量与计算量。图 4 为加入不同注意力机制后的热力对比图。从图中可以看出,相比注意力机制 SE (Squeeze-and-Excitation)、CBAM (Convolutional Block At-

tention Module) 和 GAM (Global Attention Mechanism),引入 ECA 注意力机制后,待检测目标的位置特征更精确,焦点也更明确。

为验证所提出的改进对铝型材表面缺陷检测的有效性,以 YOLOv5s 为基线模型,设计了 8 组消融实验对比各个模块对检测效果的影响,具体包括 ECA 注意力机制、混合 GSCov 的 SDI 特征融合模块以及网络结构 CCFBiFPN。消融实验结果如表 2 所示。由表 2 可知,在模型采用 CCF-BiFPN 结构后,模型每秒检测帧数略有降低,对模型的实

Table 1 Comparison of different attention mechanisms

表1 不同注意力机制比较

模型	注意力机制	mAP@0.5/%	参数量/M	计算量/G	Fps/帧/s
	-	61.2	6.7	15.1	135
	SE ^[12]	59.6	6.7	15.2	134
SDI+CCFBiFPN	CBAM	60.4	6.9	15.4	136
	GAM ^[13]	60.0	13.2	20.4	128
	ECA	62.3	6.7	15.1	143

时性能略有影响,但平均检测精度 mAP@0.5 提高了 3.4%, mAP@0.5:0.95 提高了 1.2%,而且降低了模型的计算量与参数量;将混合 GSCov 的 SDI 模块嵌入到 CCFBiFPN 网络结构后,提升了模型的检测速度与精度,且没有带来额外的参数量与计算量;将 CCFBiFPN 网络结构、混合 GSCov 的 SDI 模块以及 ECA 注意力机制共同集成到 YOLOv5s 模型后,模型的平均检测精度 mAP@0.5 提高了 5%, mAP@0.5:0.95 提高了 1.3%,并降低了参数量和浮点运算次数,且每秒检测的图像帧数从 140 帧提升到 143 帧。在提高模型检测速度与精度的同时,使模型更加轻量化^[12-13]。

2.5 对比实验

为验证改进模型 CSE-YOLO 的性能,将其与其他目标检测模型 YOLOv5s、YOLOv7^[14]、YOLOv8s、YOLOv8n、YOLOv10s^[15]、RT-DETR 进行比较。在铝型材数据集上进行实验,结果如表 3 所示。

Table 2 Ablation experiment results

表2 消融实验结果

CCFBiFPN	SDI	ECA	mAP@0.5/%	mAP@0.5:0.95/%	参数量/M	计算量/G	Fps/帧/s
			57.3	31.9	7.0	15.8	140
√			60.7	33.1	6.7	15.3	133
	√		56.7	30.6	7.0	15.8	135
		√	58.9	33.0	7.0	15.8	125
√	√		61.2	31.9	6.7	15.1	135
√		√	58.0	32.7	6.7	15.3	140
	√	√	60.3	32.3	7.0	15.8	128
√	√	√	62.3	33.2	6.7	15.1	143

Table 3 Comparison of different detection models

表3 不同检测模型比较

模型	mAP@0.5/%	mAP@0.5:0.95/%	参数量/M	计算量/G	Fps/帧/s
RTDETR	50.7	30.4	32.0	110	47
YOLOv5s	57.3	31.9	7.0	15.8	140
YOLOv7	55.7	30.4	36.5	103.2	45
YOLOv8n	53.3	31.1	3.0	8.1	175
YOLOv8s	52.9	30.8	11.1	28.4	119
YOLOv10s	52.0	30.2	7.2	21.6	123
CSE-YOLO	62.3	33.2	6.7	15.1	143

由表 3 可知,在检测精度方面,本文提出的 CSE-YOLO 模型的平均检测精度 mAP@0.5 达到了 62.3%,相比 RTDETR、YOLOv5s、YOLOv7、YOLOv8n、YOLOv8s 与 YOLOv10s

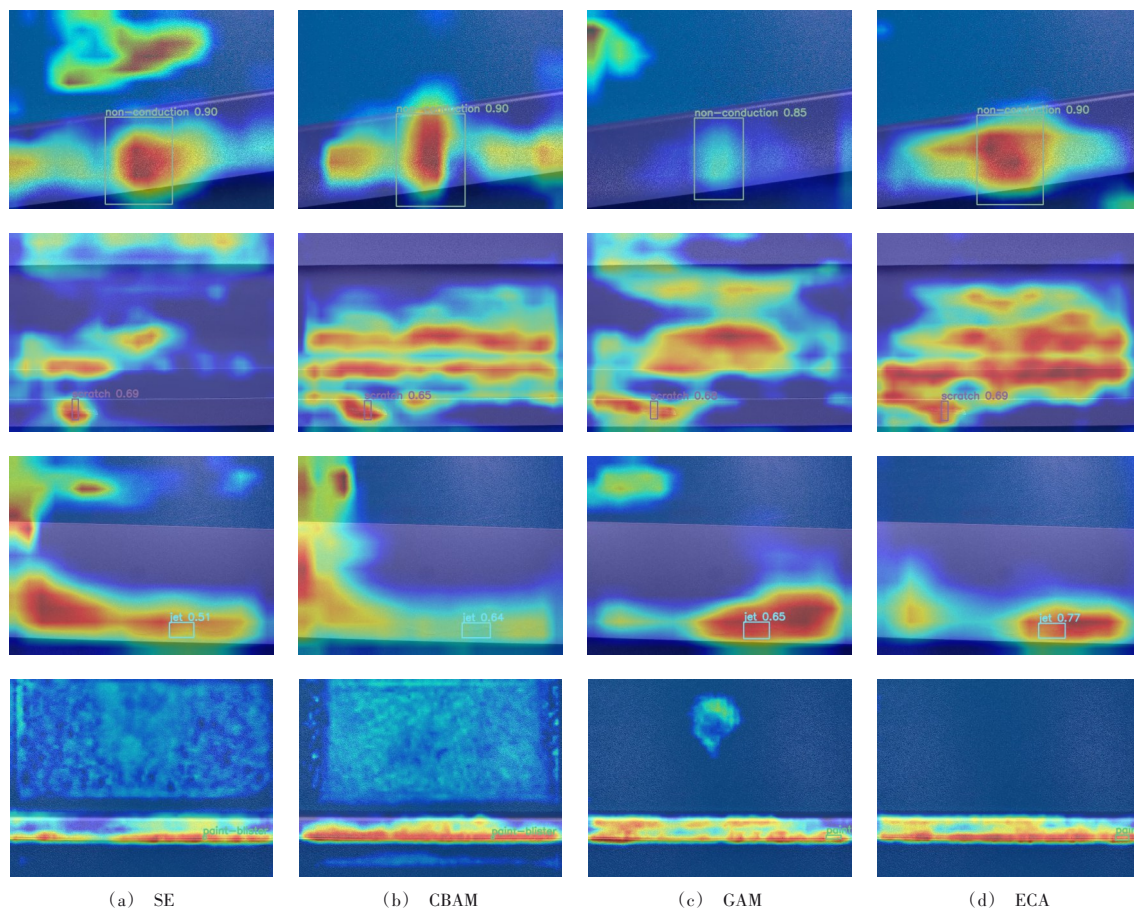


Fig. 4 Thermal comparison chart of different attention mechanisms

图4 不同注意力机制热力对比图

分别提高了11.6%、5%、6.6%、9%、9.4%和10.3%, mAP@0.5:0.9也高于其他算法, 达到了33.2%; 在计算复杂度方面, CSE-YOLO模型的参数量为6.7 M, 浮点运算次数为15.1 GFLOPs, 仅次于YOLOv8n的3 M与4.4 GFLOPs; 在实时性方面, CSE-YOLO每秒检测帧数达到143帧, 仅次于YOLOv8n的175帧。其中, YOLOv8n虽然检测速度快, 参数量和计算复杂度低, 但检测精度低。综合实时性、准确性和计算复杂度3个方面的性能指标, CSE-YOLO模型的性能明显优于其他模型, 可在提高检测速度与精度的同时使模型更加轻量化。

2.6 实验结果分析

相较于钢材表面缺陷, 铝型材表面缺陷的尺度差异大, 增加了检测难度。本文针对铝型材表面的小目标缺陷检测问题, 选取天池数据集中5类易被忽略的缺陷进行研究。相较于文献[16]的方法, CSE-YOLO的检测速度优势明显, FPS提升了33帧/s。同时, CSE-YOLO的模型复杂度(6.7 M Params, 15.1 GFLOPs)显著低于文献[17]的改进方案(7.6 M Params, 17.6 GFLOPs), 在检测速度与计算效率上均表现出明显优势。

3 结语

本文针对提升铝型材表面缺陷检测精度时会导致模型复杂度、检测速度与精度难以平衡的问题, 提出一种改进YOLOv5的检测模型CSE-YOLO: ①基于BiFPN建立新的网络结构CCFBiFPN, 增强了模型对于尺度变化的适应性; ②引入混合GSConv的SDI特征融合模块, 增强模型的特征提取能力, 降低计算成本; ③在主干网络中增加ECA注意力机制, 提高模型对检测目标的感知能力。

实验结果表明, 改进算法的平均精度达到62.3%, FPS达到143, 且参数量与浮点运算量分别下降到6.7 M、15.1 GFLOPs。然而, 本文研究尚存在许多不足之处。例如本文选取公开的天池铝型材表面瑕疵数据集对应缺陷的图片不多, 应获取更多图片扩充数据集。CCFBiFPN结构通过结合CCFF与BiFPN降低模型复杂度, 但可能过度简化某些尺度的特征传递, 导致对小尺寸或低对比度缺陷(如脏点)的检测能力下降, 下一步可通过超分辨率预处理等方法对以上问题进行针对性改进。

参考文献:

- [1] TAO X, HOU W, XU D. Overview of surface defect detection methods based on deep learning[J]. IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica, 2021(47):1017-1034.
陶显, 侯伟, 徐德. 基于深度学习的表面缺陷检测方法综述[J]. 自动化学报, 2021(47):1017-1034.
- [2] WU J L, JIN Y Z. Research on surface defect detection of aluminum profile based on improved Faster R-CNN[J]. Computer Era, 2023(11):52-57.
吴吉灵, 金玉珍. 基于改进Faster R-CNN的铝型表面缺陷检测研究[J]. 计算机时代, 2023(11):52-57.
- [3] DENG G W, YOU H Q, ZHU Z S. Surface defect detection of aluminum profiles based on KCC-YOLOv [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2024, 61(4):231-239.
邓光伟, 尤红权, 朱志松. 基于KCC-YOLOv5的型材表面缺陷检测[J]. 激光与光电子学进展, 2024, 61(4):231-239.
- [4] SUN L S, WEI J X, ZHU D M, et al. Surface defect detection algorithm for aluminum profiles based on AM-YOLOv3 model[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2021, 58(24):360-370.
孙连山, 魏婧雪, 朱登明, 等. 基于AM-YOLOv3型的铝型材表面缺陷检测算法[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(24):360-370.
- [5] TAN M X, PANG R M, LE Q V. EfficientDet: scalable and efficient object detection[C]// 2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2020: 10778-10787.
- [6] ZHAO Y, LYU W Y, XU S L, et al. DETRs beat YOLOs on real-time object detection[C]// 2024 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2024: 16965-16974.
- [7] PENG Y, SONKA M, CHEN D Z. U-Net v2: rethinking the skip connections of U-Net for medical image segmentation[DB/OL]. <https://arxiv.org/pdf/2311.17791>.
- [8] LI H L, LI J, WEI H B, et al. Slim-neck by GSConv: a lightweight-design for real-time detector architectures[J]. Journal of Real-Time Image Processing, 2024, 21(3): 62-74.
- [9] WOO S, PARK J, LEE J-Y, et al. CBAM: convolutional block attention module[C]//Proceedings of the European Conference on Computer Vision, 2018: 3-19.
- [10] WANG Q L, WU B G, ZHU P F, et al. ECA-Net: efficient channel attention for deep convolutional neural networks[C]// Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2020: 11534-11542.
- [11] Alibaba Group Holding Limite. 2018 Guangdong industrial intelligent manufacturing big data innovation competition - intelligent algorithm competition[EB/OL]. <https://tianchi.aliyun.com/competition/entrance/231682/information>.
阿里巴巴集团控股有限公司. 广东工业智造数据创新大赛—智能算法赛[EB/OL]. <https://tianchi.aliyun.com/competition/entrance/231682/information>.
- [12] HU J, SHEN L, SUN G. Squeeze-and-excitation networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017, 42: 2011-2023.
- [13] LIU Y C, SHAO Z R, HOFFMANN N. Global attention mechanism: retain information to enhance channel-spatial interactions[DB/OL]. <https://arxiv.org/pdf/2112.05561>.
- [14] WANG C Y, BOCHKOVSKIY A, LIAO H M. YOLOv7: trainable bag-of-freebies sets new state-of-the-art for real-time object detectors[C]// 2023 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2023: 7464-7475.
- [15] WANG A, CHEN H, LIU L H, et al. YOLOv10: real-time end-to-end object detection[DB/OL]. <https://arxiv.org/pdf/2405.14458>.
- [16] SUN T Q, LIU J, SONG C, et al. Small target defect detection method for aluminum profile surface based on improved YOLOv8n[J]. Modern Manufacturing Engineering, 2024(12):120-129.
孙铁强, 刘俊, 宋超, 等. 基于改进YOLOv8n的铝型材表面小目标缺陷检测方法[J]. 现代制造工程, 2024(12):120-129.
- [17] XI L F, YAERMAIMAITI Y, LIU Y J. Surface defect detection method for aluminum profiles based on improved YOLOv5[J]. Journal of Guangxi Normal University(Natural Science Edition), 2024, 42(1):111-119.
席凌飞, 伊力哈木·亚尔买买提, 刘雅洁. 基于改进YOLOv5的铝型材表面缺陷检测方法[J]. 广西师范大学学报(自然科学版), 2024, 42(1):111-119.

(责任编辑: 黄健)