

文章编号:1001-5078(2024)12-1885-09

· 红外技术及应用 ·

基于改进 SSD 的缺陷目标红外检测算法

张华忠¹, 杨 荣¹, 邓 旭¹, 李 飞², 钟 勉^{1,2}

(1. 中国民用航空飞行学院, 航空电子电气学院, 四川 广汉 618307; 2. 四川省通用航空器维修工程技术研究中心, 四川 广汉 618307)

摘 要: 在外场实验时, 由于民机复合材料蒙皮缺陷红外检测缺陷特征不明显, 导致检测精度低和复杂模型导致检测速度慢, 针对该问题, 提出一种改进的 SSD 算法提高检测精度和实现模型轻量化。该算法首先采用 U-Net 网络对图像预处理, 降低无关特征信息的干扰, 增强缺陷的可检测性。其次, 使用 Mobilenetv2 作为骨干网络, 减少模型所占内存大小, 提高缺陷检测效率。然后, 引入融合改进注意力机制(CBAM)的倒残差模块作为辅助卷积层, 进一步轻量化模型并解决精度低的问题。消融实验和对比实验表明, 该算法在民机复合材料缺陷数据集上, mAP 精度高达 96.8%, 检测速度(FPS)为 72.74 f/s。相比传统 SSD 算法, AP_{0.5} 提升了 8.3%, 参数量(Params)减少至 3.966 M, 浮点量(GFLOPS)降低了 42 倍。该算法在飞机复合材料红外检测领域具有良好的应用前景。

关键词: 红外检测; U-Net 网络; SSD 算法; mAP 精度; 轻量化

中图分类号: TP183; TN219 **文献标识码:** A **DOI:** 10.3969/j.issn.1001-5078.2024.12.012

An infrared defect target detection algorithm based on improved SSD

ZHANG Hua-zhong¹, YANG Rong¹, DENG Xu¹, LI Fei², ZHONG Mian^{1,2}

(1. Institute of Electronic and Electrical Engineering, Civil Aviation Flight University of China, Guanghan 618307, China;

2. Sichuan General Aircraft Maintenance Technology Engineering Research Center, Guanghan 618307, China)

Abstract: In the field experiment, due to the lack of obvious defect characteristics in infrared detection of civil aircraft composite skin defects, resulting in low detection accuracy and complex model leads to the slow detection speed. To solve these problems, an improved SSD algorithm is proposed to enhance the detection precision and realize the model lightweight. Firstly, U-Net network is used for image preprocessing to reduce the interference of irrelevant feature information and enhance the detectability of defects. Secondly, Mobilenetv2 is used as the backbone network to reduce the memory size of the model and improve the efficiency of defect detection. Then, the inverse residual module of Convolutional Block Attention Module(CBAM) serves as an auxiliary convolution layer to further lightweight the model and address precision reduction. The ablation experiments and comparison experiments show that the mAP accuracy of the proposed algorithm is as high as 96.8% on the defect data set of civil aircraft composites, with a detection speed of 72.74 f/s(FPS). Compared with the traditional SSD algorithm, AP_{0.5} improves by 8.3%, the number of parameters counts(Params) is reduced to 3.966 M, and the number of floating points(GFLOPS) is reduced by 42 times. This algorithm has a good application prospect in the field of infrared detection of aircraft composites.

Keywords: infrared detection; U-Net network; SSD algorithm; mAP accuracy; light weight

基金项目: 四川省通用航空器维修工程技术研究中心项目(No. GAMRC2021YB12)资助。

作者简介: 张华忠(1989-)男, 硕士, 副教授, 主要研究方向为图像处理技术。E-mail: zhz_233@yeah.net

通讯作者: 钟 勉(1984-)男, 博士, 副教授, 主要研究方向为复合材料无损检测技术。E-mail: mianzhong@cafuc.edu.cn

收稿日期: 2024-03-18; **修订日期:** 2024-05-08

1 引言

碳纤维复合材料因其具有高比强度、耐热和耐腐蚀等优势,被广泛应用于飞机机身结构部件^[1-2]。但随着服役年限的增加,受到外界冲击、环境变化以及维修过程中操作不当等因素,飞机复合材料蒙皮往往难以避免产生缺陷,对飞机的安全性能造成潜在的威胁,因此对飞机进行定期检测和维护变得尤为重要。目前国内对飞机复合材料蒙皮缺陷的检测主要是依靠地勤人员目视检查,这样检查不仅会增加飞机地面时间导致费用高,而且受人为因素影响较大导致可靠性较低。为改善目视检测在应用上的缺陷,采用红外无损检测技术对复合材料缺陷进行检测^[3-4]。随着人工智能技术的发展,许多学者将基于深度学习的目标检测算法^[5-6]引入到红外检测技术当中,满足航天航空需要的精度高速度快的检测技术。在众多目标检测算法中,SSD (Single Shot MultiBox Detector) 具有结构简单、采用不同尺度和长宽比的先验框的优点,更适合复合材料缺陷的检测任务。因此,针对在检测过程中存在检测精度低的问题, Jin 等提出一种基于深度学习的图像处理算法,以 SSD 为基础架构,通过加入融合 SE 注意力机制的特征融合模块,保证每个特征图的信息有效性,从而提高检测的精度^[7]。同时采用 Resnet50 作为骨干网络并加入多尺度上下文信息提取模块的改进 SSD 算法,也可以有效提高目标的检测精度^[8]。然而,对于红外图像中常存在无关特征信息的干扰而导致模型检测精度低的问题,也有 Yu 等使用基于 U-Net 网络的红外图像拼接方法,去除复杂背景的干扰以增强特征提取任务中的性能^[9]。对于大部分模型存在提高精度时忽略计算量的大小而导致部分移动设备无法嵌入的局限性以及实时性较差的问题,不仅可以利用 Mobilenetv2 网络改进 SSD 算法以去除部分冗余计算以达到较高的检测速度^[10],还可以引入残差学习模块缩短训练时间,从而提升模型的检测速度^[11]。

综上所述,SSD 算法在检测精度和检测速度两方面仍有较大的改进空间,值得更深入的研究。因此,针对在飞机实际维修过程中其复合材料蒙皮缺陷红外图像存在无关信息的干扰以及复杂的模型导致检测精度低和检测速度慢的问题,提出一种改进的 SSD 算法,首先采用 U-Net 网络降低无关信息的

干扰,然后使用 Mobilenetv2 简化模型的计算量,最后加入改进 CBAM (Convolutional Block Attention Module) 的倒残差模块提高轻量化模型的精度。该算法可以在提高检测精度的同时提升检测速度,有利于在资源受限的嵌入式设备上部署。

2 红外图像检测实验

针对碳纤维复合材料样板上制备的三种类型的人工模拟缺陷为实验对象进行研究。首先通过自主研发设备采集缺陷红外图片,构建用于缺陷红外检测的数据集。然后使用改进的 SSD 算法检测识别碳纤维复合材料缺陷,实现在提高检测速度的同时,精度也有提升。实验流程如图 1 所示。

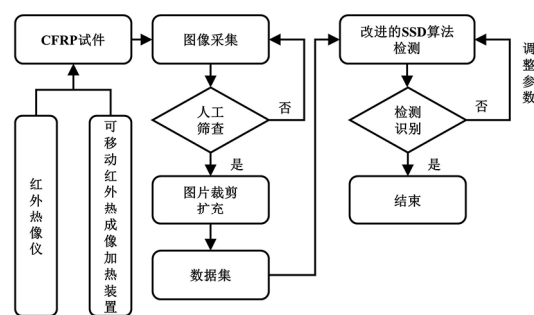


图1 碳纤维复合材料缺陷红外图像检测实验流程

Fig. 1 Experimental flow of infrared image detection of defects of carbon fiber composite materials

2.1 试件制备

本实验采用碳纤维增强复合材料样板作为试件的本体材料,试件样品尺寸为宽 7 cm × 长 10 cm。针对民机蒙皮常见复合材料的典型缺陷,制备了冲击损伤、划痕和裂纹三种不同尺度的缺陷,如图 2(a) 所示。

2.2 图像采集平台

图 2(b) 所示的图像采集平台由可移动红外热成像加热装置、红外热像仪和计算机组成,为本实验的缺陷图像采集提供必要的保障。在进行复合材料缺陷红外检测实验过程中,由于环境温度的不同导致缺陷图像的质量参差不齐,降低了图像采集的效率,也不利于缺陷特征的准确表征。因此,为了在最大程度上降低多变的环境温度对采集的图像质量的影响,自主研发一种可移动红外热成像加热装置。该装置由加热灯、平板车、方向支架和温度控制组件组成,其中加热灯是采用夹板式加热陶瓷灯,温度控制组件为电子热电偶测温仪,实现对材料样本的恒温加热并实时监测和调节温度,以

提高缺陷图像的质量。而平板车和方向支架可以自由调节角度和加热的位置,实现试件的精准加热。图 2(c)则为使用可移动红外热成像加热装置后采集的图像效果图。

2.3 图像预处理

由于 U-Net 网络在小样本数据集上的鲁棒性较好^[12],因此采用 U-Net 神经网络对图像数据进行预处理。首先将采集的缺陷红外图像输入到 U-Net 网络中,经过下采样和上采样,与真实标签构建损失函数进行训练,结果收敛后进行批量图

像分割任务,消除图像中的无关信息。实验对比了基于 U-Net 网络处理前后的数据集模型训练的结果,如图 3 所示。结果表明,经过 U-Net 预处理后, AP_s 、 AP_m 、 AP 、 $AP_{0.75}$ 、 AP_l 、 $AP_{0.5}$ 和 mAP 的值均有大幅度提升,其中 $AP_{0.5}$ 提升了 4.7%,mAP 从 93.1% 提高至 94.0%。同时随着训练轮次的增加,损失函数相较于处理前也降低了 0.64。因此,采用 U-Net 网络对红外图像预处理有利于增强碳纤维复合材料缺陷的可检测性,从而进一步提高复合材料缺陷检测的精度。

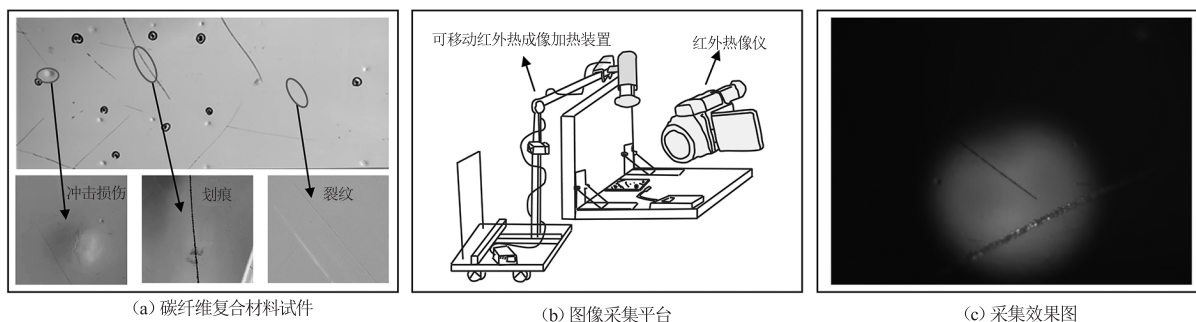


图 2 碳纤维复合材料试件、采集平台及效果图

Fig. 2 CFRP specimens, acquisition platform and captured image

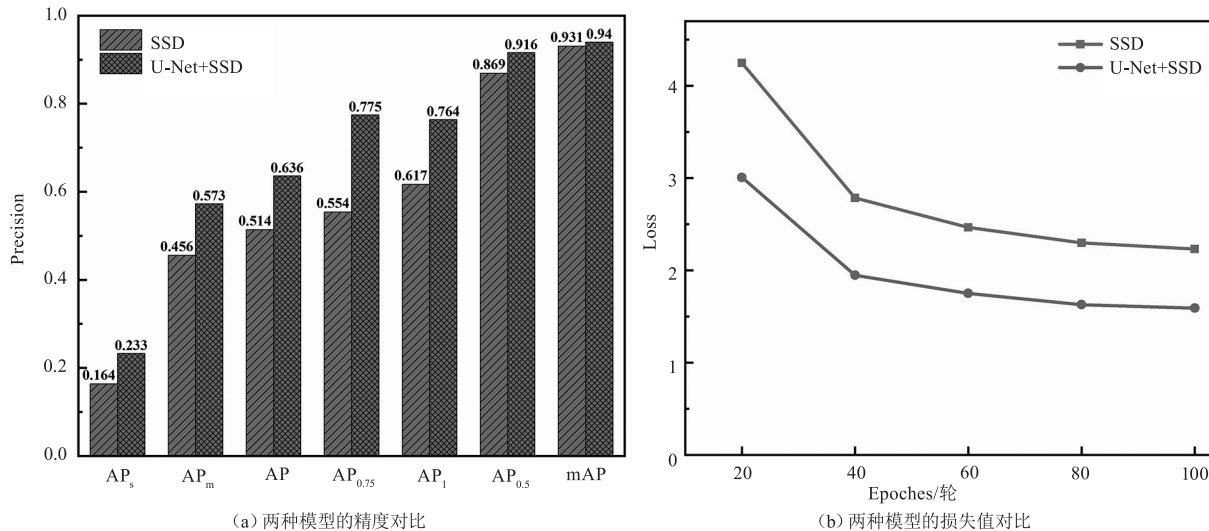


图 3 U-Net 网络处理前后数据集的测试效果

Fig. 3 Testing results of the dataset before and after processing with the U-Net network

2.4 准备工作

2.4.1 实验环境

针对本实验数据量较少的情况下,为提高碳纤维复合材料缺陷的检测精度和速度,先采用 U-Net 网络对缺陷图像进行预处理,然后利用改进的 SSD 算法对缺陷图像进行检测,其检测算法的主要操作系统为 Windows10, GPU 为 NVIDIA GeForce GTX

1080, CPU 为 13th Gen Intel(R) Core(TM) i5-13600 KF, 以 Pytorch 为框架, 使用 python 语言和 CUDA10.0 的环境配置。

2.4.2 数据集构建

自制的飞机复合材料缺陷数据集使用设计的图像采集平台对碳纤维复合材料试件进行采集,其图片像素大小为 640×480 ,目标分类为冲击损伤、划

痕、裂纹三种类型。由于原数据集为小样本,容易产生过拟合现象,因此采用数据增强技术来扩展样本数量,最终得到数据集共 1510 张,再使用 LabelImg 标注软件对图片中的缺陷进行标定,并按照 VOC2007 数据集的格式处理,将其转换成 xml 文件,然后将数据集以 9:1 的比例划分,即训练集 1208 张,测试集 302 张。

2.5 改进的 SSD 算法检测

针对民机复合材料缺陷在检测时存在检测速度慢且精度低的问题,对 SSD 算法进行改进,改进的 UMC-SSD 算法结构如图 4 所示。首先,采用 U-Net 网络进行图像预处理,降低无关信息的影响。其次,使用 Mobilenetv2 网络替换 SSD 算法的主干网络 VGG16,简化模型的计算量。最后,针对因轻量化导致检测精度较低的问题,引入融合改进 CBAM 的倒

残差模块作为 SSD 的 4 个辅助卷积层,以强化特征图中的有效信息,提高检测的精度。

如图 4 中“①U-Net”部分所示,在图像预处理中,U-Net 网络先通过下采样对缺陷特征进行提取,然后经过上采样恢复原始分辨率,并且在上采样过程中采用了 4 个跳跃连接,以融合深层和浅层的特征信息。其次将 VGG16 替换为 Mobilenetv2 轻量化网络,Mobilenetv2 在 v1 的基础上引入线性瓶颈模块和倒残差模块来提高网络的表征能力,并且采用线性激活函数减少占用的计算内存,大幅度提高检测的速度。最后将融合改进 CBAM 的倒残差模块作为 4 个额外层,倒残差模块计算量大幅度减少导致获取的有效信息有限,因此融合改进的 CBAM 注意力机制以提高模型的表现力,使模型更关注有效信息,进而提高检测精度。

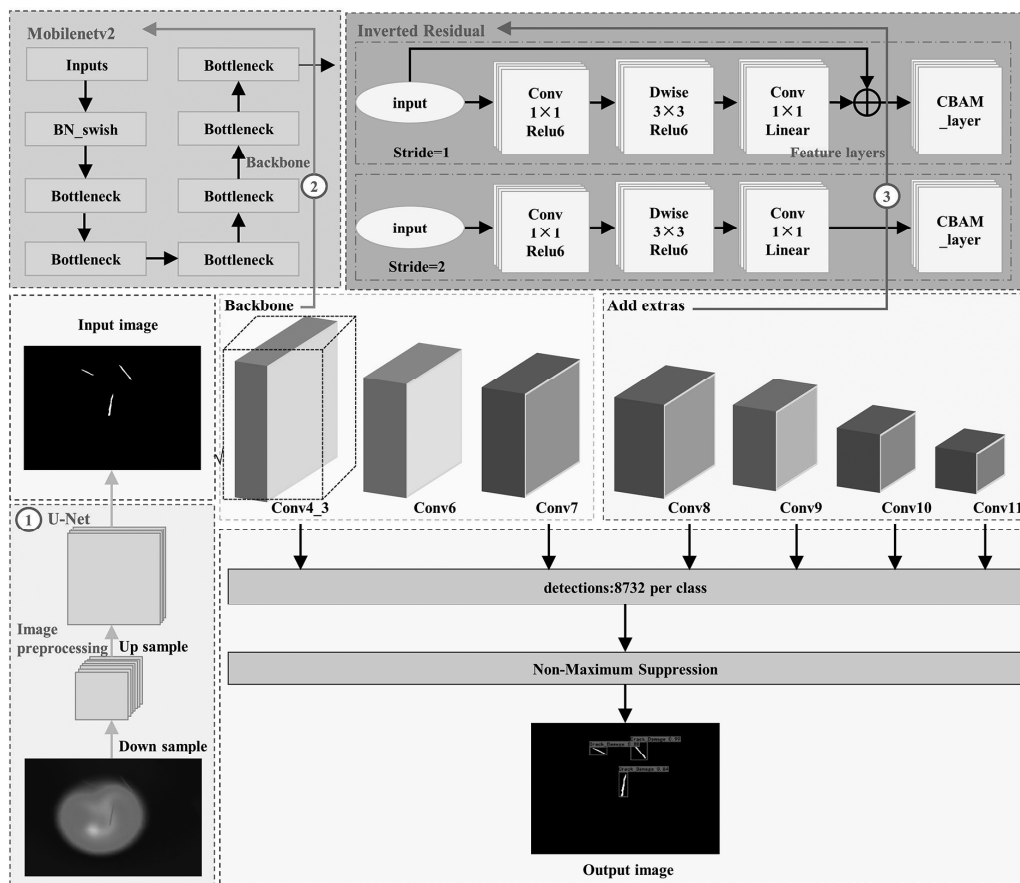


图 4 UMC-SSD 算法的网络结构

Fig. 4 Network structure of UMC-SSD algorithm

2.5.1 Mobilenetv2 骨干网络

Mobilenetv2 是一种轻量级深度神经网络模型,主要用于在资源受限的设备上进行高效的特征提取,其关键在于倒置残差结构和线性瓶颈层^[13]。相

比传统残差网络,Mobilenetv2 首先将输入通过一个扩展层增加维度,然后采用深度可分离卷积层进行特征提取,最后通过瓶颈层来减少维度^[14]。通过升维降维的方式,Mobilenetv2 能够在减少计算复杂度

的同时,更有效地捕捉特征。此外,深度可分离卷积通过将标准卷积拆分为针对每个通道的深度卷积和用于跨通道的 1×1 卷积,有效减少了模型的参数数量和计算成本,在降低资源消耗的同时,仍然保持了模型的高效表现。因此,如图 4 中“②Mobilenetv2”部分所示,将计算复杂度高的 VGG16 骨干网络替换为轻量化 Mobilenetv2,有效解决了外场实际维修过程中检测速度慢的问题。

2.5.2 融合改进 CBAM 的倒残差模块

CBAM 注意力机制由通道注意力和空间注意力两部分组成^[15],结合了卷积和注意力机制,可以从空间和通道两个方面对图像进行关注。但在通道注意力模块中采用共享的全连接层以及在空间注意力模块中使用 7×7 卷积增大感受野会产生部分冗余计算。针对此问题,提出改进 CBAM 模块,如图 5 所示。首先,通过使用 K 个 1×1 的卷积核对通道特征进行转换,通道注意力模块能够有效地进行映射。在空间注意力模块中,采用 3×3 的卷积核对空间特征进行聚合,这不仅有助于集中关注重要信息,同时也将计算量降低到了常数级。倒残差模块^[16]使用中间窄两头宽的结构,大大减少了模型学习时所占的内存。但因轻量化而精度低的问题,对其进行改进。改进后的倒残差模块如图 4 中“③Inverted Residual”部分所示,首先,输入的特征矩阵通过 1×1 的卷积核、批量标准化以及 ReLU 激活函数进行处理,有效减少了通道的数量,降低了特征维度。其次,通过应用 3×3 的深度可分离卷积对特征进行进一步处理。最后,使用 1×1 的卷积核增加通道数量,从而构建出一个两头大中间小的瓶颈结构。最后将得到的信息输入到改进的 CBAM 注意力层中,强化复杂特征中的关键信息。其中,若步长设置为 1,且输入和输出特征矩阵大小相同,则倒残差模块会启用捷径分支。这一分支将输入信息与通过 1×1 逐点卷积得到的结果进行加和,以此实现信息的有效结合。

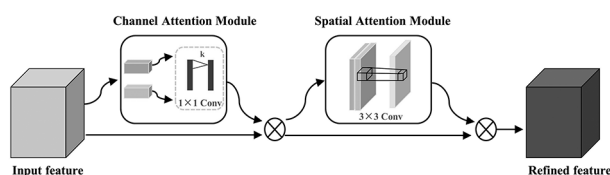


图5 改进的 CBAM 结构

Fig. 5 Improved CBAM structure

2.6 评价指标

采用平均精度 (AP)、平均精度均值 (mAP)、检测速度 (FPS)、浮点量 (GFLOPS) 和参数量 (Params) 来评估模型的性能。其中 TP 指实际和预测都为正样本, FN 指实际是正类但模型预测为负样本, FP 指实际和预测都为负样本, N 表示总的类别数。预测框和真实框相交区域面积和合并区域面积的比值称为交并比 (IOU), 其中 AP_s 是指对小目标 (尺寸小于 32×32 像素) 的精度值, AP_m 是指对中目标 (尺寸大于 32×32 像素小于 96×96 像素) 的精度值, AP 表示不同的 IOU 值 (从 0.5 ~ 0.95, 步长为 0.05) 上的精度值, $AP_{0.75}$ 是指将 IOU 值设为 0.75 时的精度值, AP_l 是指对大目标 (尺寸大于 96×96 像素) 的精度值, $AP_{0.5}$ 是指将 IOU 值设为 0.5 时的精度值。Recall 为所有正样本中正确识别的概率。AP 则是 P-R 曲线下的面积。mAP 表示对总缺陷类别的 AP 取平均, 检测速度的值越大表示检测实时性越好。AP 和 mAP 的计算表达式如下:

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

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

$$AP = \int_0^1 P(R) dR \quad (3)$$

$$mAP = \frac{\sum_{i=1}^N AP_i}{N} \quad (4)$$

3 结果与讨论

3.1 消融实验

通过消融实验验证改进部分对模型检测性能的影响。UM-SSD 是采用 U-Net 网络处理后, 将 Mobilenetv2 作为主干网络的模型。UMC-SSD 是本文改进的模型。将 SSD、U-Net + SSD、UM-SSD 和 UMC-SSD 等模型对比, 分析各个改进部分对模型性能的作用, 结果见表 1 所示。由表 1 可知, 采用 U-Net 网络做预处理, 再替换骨干网络为 Mobilenetv2 模块和引入融合改进 CBAM 的倒残差模块之后, SSD 模型在所建立的复合材料缺陷数据集上的 $AP_{0.5}$ 和 mAP 两个指标, 相比改进前分别提高了 8.3 % 和 3.7 %, Params 和 GFLOPS 两个指标分别减少了 6 倍和 42 倍, FPS 提高至 72.743 f/s。由此可见, 改进模型中的各

个模块对评价指标所反映的检测效果都得到了不同程度的提升。其中,采用 U-Net 网络预处理后,缺陷特征更为明显,检测精度大大提升。加入改进的 CBAM 注意力机制后,使模型在进行特征提取时更关注重要信息,检测精度得到了小范

围的提高。采用 Mobilenetv2 作为骨干网络后,使得模型计算所产生的 Params 和 GFLOPS 分别降低至 3.941 M 和 1.456 G,同时 $AP_{0.5}$ 也提高至 0.927。因此,UMC-SSD 算法可以在实现轻量化的同时进一步提高检测的精度。

表 1 在复合材料缺陷试件数据集上的消融实验结果

Tab. 1 Results of ablation experiments on the data set of composite defect specimens

	模型			评价指标				
	U-Net	Mobilenetv2	CBAM	$AP_{0.5}$	mAP	Params (M)	GFLOPS (G)	FPS ($f \cdot s^{-1}$)
SSD	×	×	×	0.869	0.931	24.013	61.055	62.267
	✓	×	×	0.916	0.940	24.013	61.055	62.267
	✓	×	✓	0.920	0.953	24.110	61.056	49.342
	✓	✓	×	0.927	0.957	3.941	1.456	83.612
	✓	✓	✓	0.952	0.968	3.966	1.456	72.743

3.2 试件检测结果分析

在前期制备的碳纤维复合材料缺陷数据集上采用改进后的 SSD 算法进行训练,证明该算法存在的优势,检测效果如图 6 所示。从图 6(a)中可以看出,经过 U-Net 网络对图像预处理并将传统 SSD 算法的骨干网络替换为 Mobilenetv2 后,UM-SSD 算法的整个模型计算复杂度急剧减少,参数量从 24.013 M 降低至 3.941 M,降低了 6 倍;浮点量从 61.055 G 降低至 1.456 G,降低了 42 倍。与此同时,计算量的减少使得检测速度从原来 62.267 f/s 提升至 83.612 f/s,增比 34.28 %。然而,在加入融合改进 CBAM 的倒残差模块后,UMC-SSD 算法

的检测速度相比于 UM-SSD 算法下降了 11 f/s,这是由于改进 CBAM 的倒残差模块多了部分计算量,但仍然比传统 SSD 算法的速度高,提高了 16.82 %。虽然 UM-SSD 算法的检测速度最好,但是从图 6(b)中可以发现, AP_s 、 AP_m 、 AP 、 $AP_{0.75}$ 、 AP_l 、 $AP_{0.5}$ 和 mAP 的值都不如 UMC-SSD 算法高。由图 6(b)可以看出,UMC-SSD 算法相较于传统 SSD 算法在 AP_s 、 AP_m 、 AP 、 $AP_{0.75}$ 、 AP_l 、 $AP_{0.5}$ 和 mAP 值上均有大幅度提高,分别提高了 6.7 %、18.8 %、15.4 %、21.1 %、17.5 %、8.3 % 和 3.7 %。因此,改进后的 UMC-SSD 算法在检测速度与精度两者综合考虑下效果最佳。

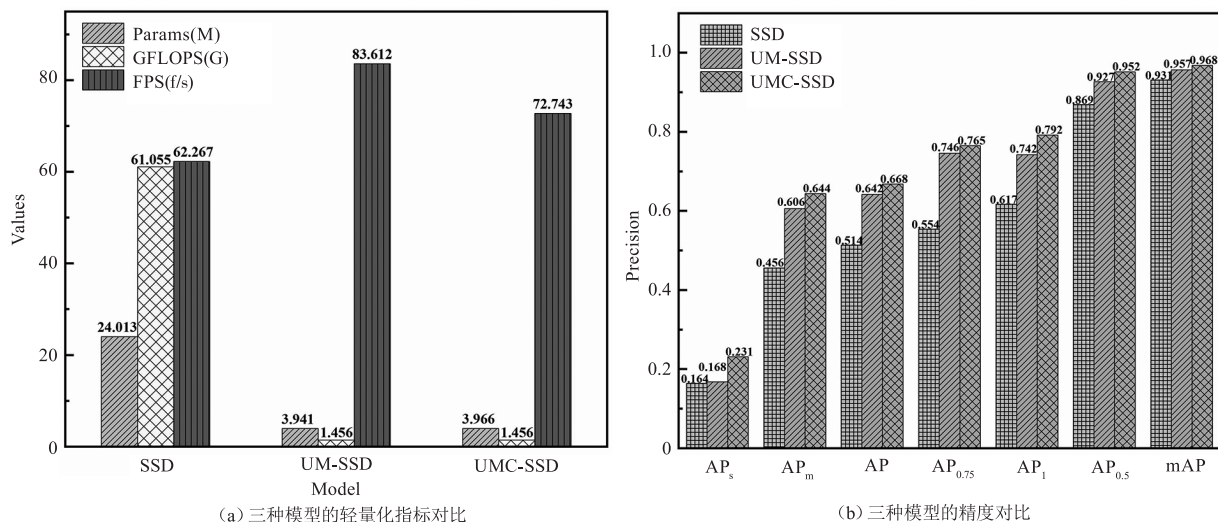


图 6 改进 SSD 算法的检测结果比较

Fig. 6 Comparison of detection results of improved SSD algorithm

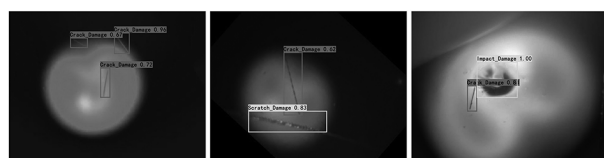
采用 UMC-SSD 算法对碳纤维复合材料试件进行检测,检测效果如图 7 所示,其检测图中的精度如表 2 所示。改进后的 UMC-SSD 算法对划痕损伤的检测精度从 0.83 提高到 0.98,对裂纹损伤的检测精度分别提高至 0.88、0.84、0.99、0.82、0.95,对冲击损伤的检测精度保持不变。模型整体精度

的提高是由于 U-Net 网络增强了缺陷的特征信息以及模块中加入 CBAM 机制强化了特征图上下文信息,而 Mobilenetv2 骨干网络和倒残差模块大幅度降低了模型整体的计算量。因此,改进后的 UMC-SSD 算法对于飞机蒙皮复合材料缺陷检测实验的效果最佳。

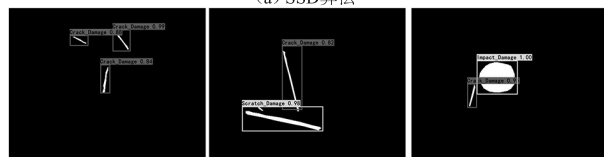
表 2 传统 SSD 和改进 UMC-SSD 的检测精度

Tab.2 Detection precision of traditional SSD and improved UMC-SSD

模型	裂纹					划痕	冲击损伤
SSD	0.67	0.72	0.96	0.62	0.84	0.83	1.00
UMC-SSD	0.88	0.84	0.99	0.82	0.95	0.98	1.00



(a) SSD算法



(b) 本文算法

图 7 试件检测结果

Fig.7 Test results of some specimens

3.3 对比实验

为验证改进的 SSD 算法与其他目标检测算法在复合材料缺陷数据集上检测效果上的区别,进行对比实验,结果见表 3。实验结果表明,UMC-SSD 算法的 $AP_{0.5}$ 和 mAP 为 0.952、0.968,Params 和 GFLOPS

分别为 3.966 M、1.456 G,FPS 为 72.743 f/s。其中 mAP 相比于 Faster-rcnn^[17]、YOLOv3^[18]、YOLOv4^[19]、YOLOv5^[20]、YOLOv7^[21]、SSD^[22] 和 SSD-R^[23] 等算法分别提高了 3.4 %、9.6 %、33.2 %、7.1 %、3.9 %、3.7 %、32.3 %,参数量 (Params) 相比于 Faster-rcnn、YOLOv3、YOLOv4、YOLOv5、YOLOv7、SSD 和 SSD-R 等算法分别降低了 34 倍、16 倍、3 倍、2 倍、9 倍、6 倍、3 倍。

图 8 为速度-精度对比图,横坐标表示平均检测精度(mAP),纵坐标表示模型每秒可以检测到的图片帧数。结果表明,UMC-SSD 算法在 mAP 值上高于传统 SSD 算法,同时检测速度提升了 16.82%。综上所述,改进后的 SSD 算法针对民航复合材料缺陷的综合检测性能相比其他目标检测算法具有一定的优势。

表 3 在复合材料缺陷数据集上的对比实验

Tab.3 Comparative experiments on defect data sets of composite materials

模型	骨干网络	$AP_{0.5}$	mAP	Params (M)	GFLOPS (G)	FPS/(f · s ⁻¹)
Faster_rcnn ^[17]	VGG16	0.901	0.934	136.750	369.793	17.287
YOLOv3 ^[18]	Darknet53	0.778	0.872	61.540	65.619	41.595
YOLOv4 ^[19]	Mobilenetv1	0.634	0.636	12.283	10.100	75.961
YOLOv5 ^[20]	CSPDarknet53	0.850	0.897	7.072	16.502	64.641
YOLOv7 ^[21]	ELAN	0.905	0.929	37.211	105.165	28.055
SSD ^[22]	VGG16	0.869	0.931	24.013	61.055	62.267
SSD-R ^[23]	Resnet50	0.601	0.645	12.072	13.399	83.636
UMC-SSD(本文)	Mobilenetv2	0.952	0.968	3.966	1.456	72.743

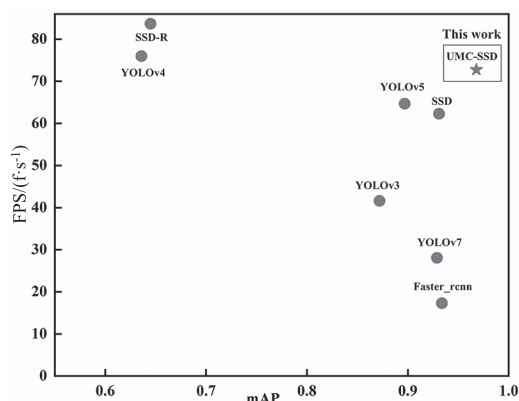


图8 不同模型的速度-精度对比图

Fig. 8 Speed-accuracy comparison of different models

4 结论

针对飞机在外场实际维修过程中对复合材料蒙皮缺陷目标检测中存在缺陷特征不突出以及模型计算量大而导致检测精度低和检测速度慢的问题,提出一种基于 UMC-SSD 的轻量化民机复合材料缺陷红外检测算法。该算法通过 U-Net 网络对图像预处理,来提高缺陷的可检测性。其次替换原来的骨干网络 VGG16 为轻量化网络 MobileNetV2,以降低整个模型的参数量,从而提高检测的速度。最后引入融合改进 CBAM 的倒残差模块,满足在轻量化的同时进一步提高检测的精度。研究表明,所提出的算法在民机复合材料缺陷数据集上表现出良好的检测性能,在检测速度和检测精度两方面相比传统 SSD 算法均有大幅度提升,满足实验时对飞机复合材料蒙皮缺陷红外检测的实际需求,为未来实现飞机复合材料蒙皮缺陷的实时检测提供参考依据。

参考文献:

- [1] Parveez B, Kiyyur M I, Badruddin I A, et al. Scientific advancements in composite materials for aircraft applications: a review[J]. *Polymers*, 2022, 14(22): 5007.
- [2] Cai Kang, Li Enying, Sun Guanhua, et al. Preparation and properties of carbon fiber reinforced SiC ceramic composites[J]. *Journal of Functional Materials*, 2023, 54(7): 7215–7220. (in Chinese)
蔡康, 李恩颖, 孙冠华, 等. 碳纤维增强 SiC 陶瓷复合材料的制备及性能研究[J]. *功能材料*, 2023, 54(7): 7215–7220.
- [3] Balasubramaniam K, Sikder S, Ziaja D, et al. A global-local damage localization and quantification approach in composite structures using ultrasonic guided waves and active infrared thermography[J]. *Smart Materials and Structures*, 2023, 32(3): 035016.
- [4] Daghigh V, Naraghi M. Machine learning-based defect characterization in anisotropic materials with IR-thermography synthetic data[J]. *Composites Science and Technology*, 2023, 233: 109–882.
- [5] Ding Chao, Jin Ke, Wang Shaoxin, et al. Image processing and projection annotation technology of composite materials infrared thermal wave inspection[J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2021, 36(11): 1545–1553. (in Chinese)
丁超, 金珂, 王少鑫, 等. 复合材料红外热波检测图像处理及投影标注技术[J]. *液晶与显示*, 2021, 36(11): 1545–1553.
- [6] Wu X, Sahoo D, Hoi S C H. Recent advances in deep learning for object detection[J]. *Neurocomputing*, 2020, 396: 39–64.
- [7] Jin L, Liu G. An approach on image processing of deep learning based on improved SSD[J]. *Symmetry*, 2021, 13(3): 495.
- [8] Ni J, Shen K, Chen Y, et al. An improved SSD-lite deep network-based object detection method for indoor scenes[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2023, 72: 1–15.
- [9] Yu J, He Y, Zan F, et al. An infrared image stitching method for wind turbine blade using UAV flight data and U-Net[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2023, 23(8): 8727–8736.
- [10] Wang H, Qian H, Feng S, et al. L-SSD: lightweight SSD target detection based on depth-separable convolution[J]. *Journal of Real-Time Image Processing*, 2024, 21(2): 1–15.
- [11] Liu X, Gan X, Ping A. Automatic flaw detection of carbon fiber prepreg using a CFP-SSD model during preparation[J]. *Measurement Science and Technology*, 2023, 35(3): 035604.
- [12] Zhang S, Zhang C. Modified U-Net for plant diseased leaf image segmentation[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2023, 204: 107511.
- [13] Gulzar Y. Fruit image classification model based on MobileNetV2 with deep transfer learning technique[J]. *Sustainability*, 2023, 15(3): 1906.
- [14] Kumar B A, Bansal M. Face mask detection on photo and real-time video images using Caffe-MobileNetV2 transfer learning[J]. *Applied Sciences*, 2023, 13(2): 935.

- [15] Liu J, Qiao H, Yang L, et al. Improved lightweight YOLOv4 foreign object detection method for conveyor belts combined with CBAM[J]. Applied Sciences, 2023, 13(14):8465.
- [16] Zhai S, Shang D, Wang S, et al. DF-SSD: an improved SSD object detection algorithm based on DenseNet and feature fusion[J]. IEEE Access, 2020, 8:24344 – 24357.
- [17] Alam M K, Ahmed A, Salih R, et al. Faster RCNN based robust vehicle detection algorithm for identifying and classifying vehicles[J]. Journal of Real-Time Image Processing, 2023, 20(5):93.
- [18] Shen L, Tao H, Ni Y, et al. Improved YOLOv3 model with feature map cropping for multi-scale road object detection [J]. Measurement Science and Technology, 2023, 34(4): 045406.
- [19] Guo Zhijian, Li Jiangyong, QI Haijun, et al. Detection algorithm for Infrared pedestrian and vehicle based on the improved YOLOv4[J]. Laser & Infrared, 2023, 53(4): 607 – 614. (in Chinese)
- 郭志坚, 李江勇, 祁海军, 等. 基于改进 YOLOv4 的红外行人车辆检测算法[J]. 激光与红外, 2023, 53(4):607 – 614.
- [20] Li Xiaopei, Zhang Yinbao, Li Yanpei, et al. An improved method of infrared image target detection based on YOLOv5s[J]. Laser & Infrared, 2023, 53(7): 1043 – 1051. (in Chinese)
- 李晓佩, 张寅宝, 李严培, 等. 一种基于 YOLOv5s 的红外图像目标检测改进算法[J]. 激光与红外, 2023, 53(7):1043 – 1051.
- [21] Zhang Y, Fang X, Guo J, et al. CURI-YOLOv7: a lightweight YOLOv7 tiny target detector for citrus trees from UAV remote sensing imagery based on embedded device [J]. Remote Sensing, 2023, 15(19):4647.
- [22] Liu Q, Dong L, Zeng Z, et al. SSD with multi-scale feature fusion and attention mechanism[J]. Scientific Reports, 2023, 13(1):21387.
- [23] Xu B, Zhao C, Zhao J. SSD-Resnet 50: research on pedestrian detection technology[J]. Highlights in Science, Engineering and Technology, 2023, 60:84 – 91.