DOI:10.19652/j.cnki.femt.2304651

基于改进YOLVOv5s的X射线图像粘接缺陷实时检测*

赵子文 金 永 陈友兴 吴其洲 王召巴
(中北大学信息与通信工程学院 太原 030051)

摘 要:为了兼顾火箭弹非金属粘贴结构缺陷的检测速度和准确率,提出一种基于改进YOLOv5s的X射线图像火箭弹缺陷检测算法。该算法在YOLOv5s的基础上使用深度分离卷积重新设计特征提取网络中Bottleneck结构,以此改进C3模块,通过减少模型参数数量,提高运行速度。然后分别在特征提取网络的Focus结构后和Neck层的卷积和上采样之前加入卷积模块的注意力机制模块(CBAM),用来提高模型对有效特征提取,使模型更加关注小目标,力图保持运行速度的同时提高检测精度。实验结果表明,该算法在自制的火箭弹粘贴缺陷数据集上测试的平均精度均值(mAP)达到86.40%,比原始模型提高6.44%,帧率为32 fps;相比SSD、YOLOX-Tiny网络算法,该模型在检测速度和检测精度上有着出色的综合表现,能够针对火箭弹非金属粘接结构缺陷进行高效的检测。

关键词:YOLOv5算法;X射线图像;注意力机制;深度可分离卷积
中图分类号:TP391.41 **文献标识码**:A **国家标准学科分类代码**:510.20

Real-time detection of adhesive defects in X-ray images based on improved YOLVOv5s

Zhao Ziwen Jin Yong Chen Youxing Wu Qizhou Wang Zhaoba
(School of Information and Communication Engineering, North University of China, Taiyuan 030051, China)

Abstract: In order to give consideration to the detection speed and accuracy of the defects of the nonmetallic adhesive structure of the rocket, a rocket defect detection algorithm based on the improved YOLOv5s X-ray image is proposed. Based on YOLOv5s, the algorithm uses deep separation convolution to redesign the Bottleneck structure in the feature extraction network, so as to improve the C3 module and improve the running speed by reducing the number of model parameters. Then the CBAM module is added after the Focus structure of the feature extraction network and before the convolution and upsampling of the Neck layer to improve the effective feature extraction of the model, make the model pay more attention to small targets, and try to maintain the running speed while improving the detection accuracy. The experimental results show that the mAP of the algorithm tested on the homemade rocket paste defect data set reaches 86.40%, which is 6.44% higher than the original model, and the FPS is 32 frames/second; Compared with SSD and YOLOX-Tiny network model, this model has excellent comprehensive performance in detection speed and detection accuracy, and can effectively detect the defects of non-metallic bonding structure of rocket.

Keywords: YOLOv5; X-ray image; attention mechanism; depth separable convolution

0 引 言

火箭弹非金属粘接结构在生产和运输过程中由于受工艺人员作业、生产材料、生产工艺、生产环境、设备状态等因素的不确定性,不可避免的导致粘接界面可能存在脱粘、开裂、分层等粘接缺陷,这些缺陷严重影响火箭弹的质量,并且可能引发重大安全事故。快速准确的识别出各种类型的缺陷,不仅可以依据检测结果和缺陷量级决定对火

收稿日期:2023-01-13
* **基金项目**:山西省省筹资金资助回国留学人员科研项目(2022-145,20210038)资助

箭弹进行修补或销毁，进而提高其质量；还能利用这些信息对粘接结构缺陷的形成原因与处理及生产工艺的提升改进提供帮助[1-3]。目前国内对火箭弹非金属粘接结构缺陷检测大致分为两步，首先对火箭弹进行 X 射线成像，然后使用人工肉眼检测 X 射线图像中的缺陷；传统的人工检测效率低，且检测结果受评定人员技术素质和经验的限制，易产生误判、漏判。因此，使用数字图像处理算法进行 X 射线图像非金属粘接缺陷检测和分类来提高检测速度和准确率显得非常必要。

传统的数字图像处理算法虽然可以部分解决人工肉眼检测出现的误检、漏检等问题，但是需要人工进行特征提取，工作量大且难以实现自动化检测。近年来，深度学习算法在图像缺陷检测与识别中取得了突出成果，目前最流行的目标检测算法是区域卷积神经网络（region CNN，R-CNN）[4-6]系列为代表的两阶算法和以 YOLO（you only look once）[7-9]系列为代表的一阶段算法。基于典型的目标检测算法，文献[10]通过设计 AF-RCNN 算法检测 X 射线焊缝缺陷，该算法以 ResNet+FPN 网络为骨干，通过轻量级模型信道注意力和空间注意力机制的应用，显著增强神经网络对小缺陷的学习能力。文献[11] 针对铸件 X 射线图像，首先使用 Overlap 切图数据增广和 Mosaic 数据增广实现了训练数据集的扩充，然使用 YOLOv3 算法进行训练，通过基于边界框抑制的测试图像检测方法完成了多种铸件缺陷的检测，并提高小型缺陷检测准确率。文献[12] 通过改进 Mask R-CNN 模型的特征提取结构，并优化窗口滑动输入方式，实现对 X 射线图像的树脂基复材工件缺陷检测。文献[13]以石油钢管 X 射线图像为对象，首先使用 OPTICS 算法获得各种形状大小的缺陷和噪声，然后搭建卷积神经网络进行特征提取，提高分类自动化程度的同时达成了较高的识别准确率。文献[14]设计了基于 DCGAN 与 YOLOv5 的火箭弹 X 射线图像非金属粘接缺陷的识别方法，在解决样本不均衡问题的基础上，缺陷识别的准确率达到了 85.4%。综上所述，这些算法在 X 射线图像缺陷检测与识别虽然可以得到较高的准确率，但均未考虑检测的实时性要求。这些算法用于 X 射线图像粘接缺陷检测存在计算复杂，实时性较差的问题。因此，研究一种快速、准确的非金 属粘接结构缺陷检测方法具有重要的实用价值。

YOLO 算法作为一阶段算法的代表，利用回归的思想，不仅可以同时完成目标识别与定位的任务，且检测速度远远高于一阶段检测算法。YOLOv5 是 YOLO 系列的新成果，轻量易用。文献[15]通过改进 YOLOv5 算法对无人机拍摄的场景进行目标检测，使用集成 SELayer 轻量化网络实现目标的实时检测。文献[16]在 YOLOv5 的基础上提出一种电力线和杆塔的实时检测算法，对两类电力线路目标检测达到较高的识别率和实时性。针对 X 射线图像非金属粘接件检测与识别问题，本文以检测速度和准确率都出色的 YOLOv5s 算法为基础，从两个方面改进检测算法：1）轻量化特征提取层网络结构，加快模型的运行速度；2）结合实际检测的粘接件缺陷图像特征，将轻量高效的卷积模块的注意力机制模块（convolutional block attention module，CBAM）加入到网络的不同部分，提高模型的识别精度。实验结果表明，该算法在保证识别准确率的同时可以满足实时检测的要求。

1 轻量化网络结构的设计

YOLOv5s 的网络结构如图 1 所示，由输入端（in-

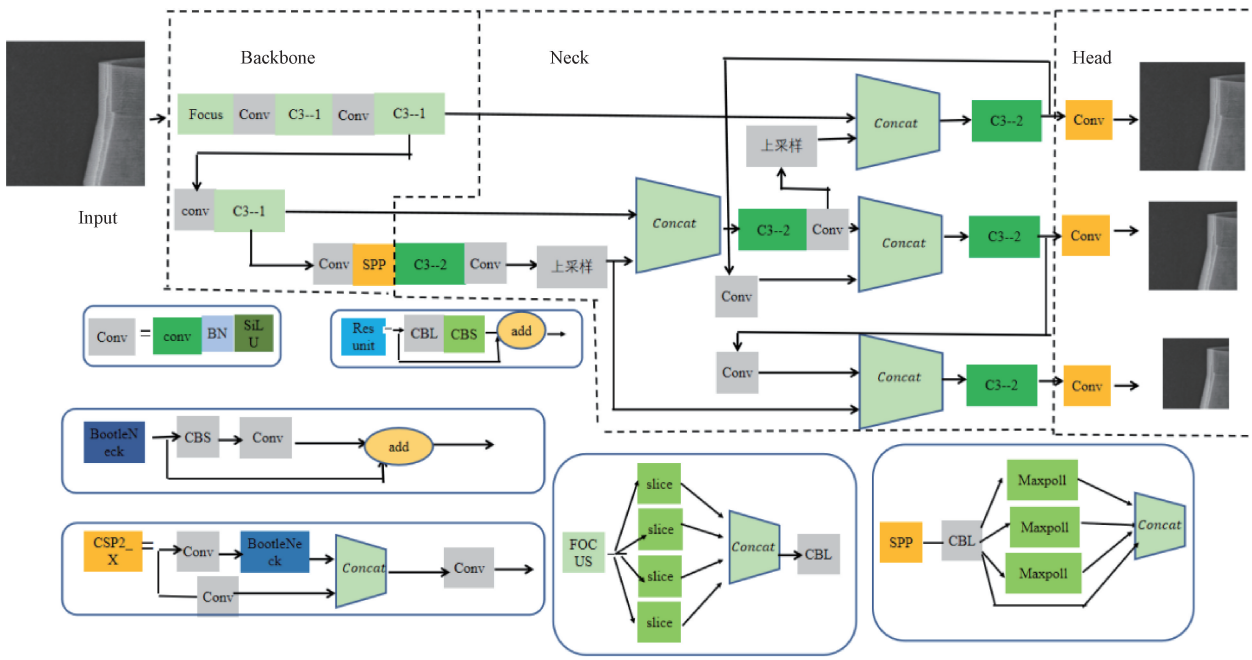


图 1 YOLOv5s 的结构

put)、特征提取网络(backbone)、颈部层(neck)和输出端(head)组成。其特征提取网络用于输入图像的特征提取,其中的C3模块可以加强网络特征融合的能力,但是C3模块采用多路分离卷积并且通道数较高,容易占用较多的缓存空间,降低算法运行速度带来较大的参数量,使得检测速度较慢[16-17]。

DSC由一个深度卷积和一个点卷积组成,如图2所示,它拆分了卷积中通道和空间相关性的联合映射,在很大程度上减少了参数量和计算量,但与传统卷积在检测准确性上几乎没有差异。本文使用DSC来替换特征提取网络中Bottleneck结构和C3模块中的传统卷积结构,在不过多影响特征提取效果的前提下,可以减少模型的参数量和计算复杂度,以提高检测速度。

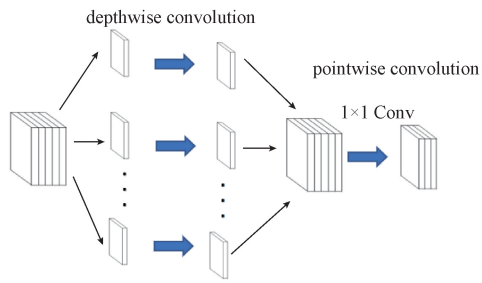


图2 深度可分离卷积结构

假设输入特征图的大小为 $D\times D\times M$,使用的标准卷积核大小为 $K\times K\times M$,个数为 N 个,输出特征图的大小为 $D\times D\times N$,其中 D 为图片的长和宽,K 为卷积核的长与宽,M 为输入的特征数,N 为输出的特征数。那么该标准卷积的参数量为卷积核大小与输入输出特征图通道的乘积,所以对单个卷积而言,其计算总量如式(1)如示,深度卷积计算总量如式(2)如示,点卷积计算总量如式(3)如示,所以DSC的计算总量为如式(4)如示。

$$P_1 = D\times D\times M\times K\times K \tag{1}$$

$$P_2 = D\times D\times M\times K\times K \tag{2}$$

$$P_3 = D\times D\times M\times N \tag{3}$$

$$P_4 = D\times D\times K\times K\times M + M\times N\times D\times D \tag{4}$$

那么相对于普通卷积,DSC的计算量与传统卷积的比值为:

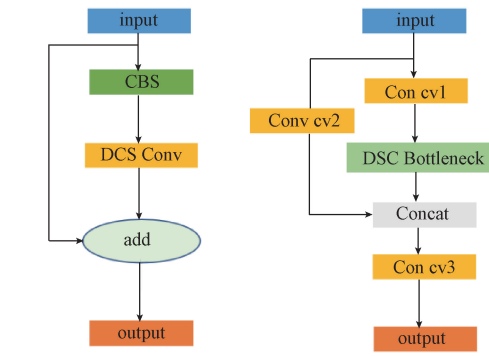
$$F = \frac{K\times K\times M + M\times N}{K\times K\times M\times N} = \frac{1}{M} + \frac{1}{N} \tag{5}$$

由式(5)可知,DSC的计算效率远远优于普通卷积。Bottleneck结构和C3模块改进后的结构如图3所示。

2 注意力机制的融入

2.1 特征提取网络融入注意力机制

火箭弹非金属粘接缺陷X射线图像由输入端进入到特征提取网络后,由切片卷积结构(focus)对其进行切片操作,得到所需要的特征图,然后将特征图进行卷积操作。但是卷积层主要是对每个特征图上相邻位置的特征信息



(a) 改进后的Bottleneck模块 (b) 改进后的C3模块

图3 改进后的模块

进行计算,以至于忽略了通道信息之间的相关映射性。这就不可避免的导致了在特征提取的过程中会丢失较小的小目标特征信息。又由于检测的缺陷图像是黑白灰度图像,图像清晰度不高缺少颜色特征信息且图像中粘贴的缺陷较小,给目标检测的特征提取任务带来一定难度。

深度学习中的注意力机制能够从复杂的信息中提取出有用的目标信息,过滤掉无关信息。CBAM是一种轻量级的模块,由两个独立的子模块组成,分别是通道注意力模块(channel attention module, CAM)和空间注意力模块(spatial attention module, SAM),能够同时序列化地在通道和空间两个维度上产生注意力特征图信息,然后将这两种特征图的信息在与之前原输入特征图进行相乘进行自适应特征修正,产生包含信息更多的特征图。其结构如图4所示。因此为了进一步提高主干网络对目标的特征提取能力,在YOLOv5s特征提取网络Focus结构后加入CBAM模块[18-19]。

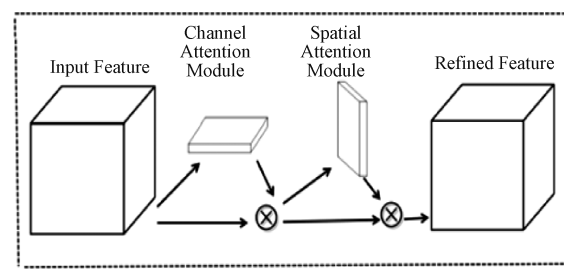


图4 CBAM模块结构

在特征提取网络中的Focus结构后加入CBAM模块,通道注意力模块将对输入的特征图进行并联的全局平均池化和最大池化,这可以让注意力更好地集中在对火箭弹非金属粘贴缺陷最终目标影响更大的通道上;特征图进入空间注意力模块后生成空间注意力权重,加权后的特征图在通道之间建立特征映射关系,对特征图进行注意力重构,使注意力可以更好地集中在火箭弹非金属粘贴缺陷突出目标的空间特征上,减弱其他无关物体的空间特征,使网络充分利用这些全局信息,对火箭弹粘贴缺陷的小目标

的通道特征信息赋予更高的权重。这就使得模型可以在不增加训练成本的前提下实现更优的识别效果。

2.2 颈部层融入注意力机制

颈部层主要作用是实现特征信息的进一步融合，为后续的目标检测提供包含尽可能多目标信息的特征图，在颈部层加入 CBAM 注意力模块可以进一步对重要的特征进行增强[20]。但在颈部层会进行多次的特征融合，且 CBAM 注意力模块加入网络结构的不同地方会产生不同的效果。为了在提高模型识别精度的同时最小化延迟开销，本文基于 2.1 节改进后的网络模型 YOLOv5s-1，对其 Neck 部分加入 CBAM 设计了两种结构，如图 5 所示，一种是在 Neck 层的最后一层 C3_2 模块后加入 CBAM 模块，生成的新模型命名为 YOLOv5s-2，另外一种是在卷积和上采样之前加入 CBAM 模块，命名为 YOLOv5s-3，如图 6 所示。

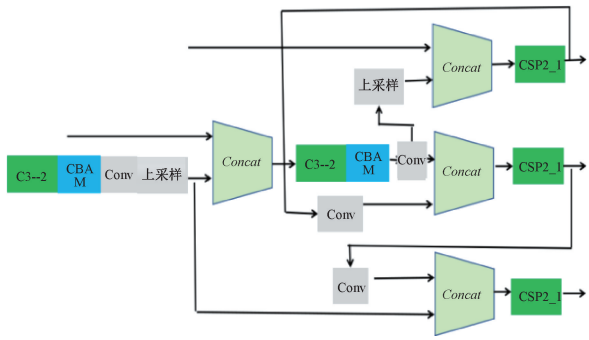


图 5 YOLOv5s-2 的 Neck 层

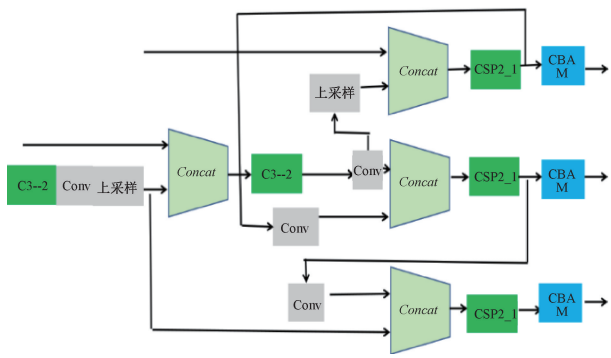
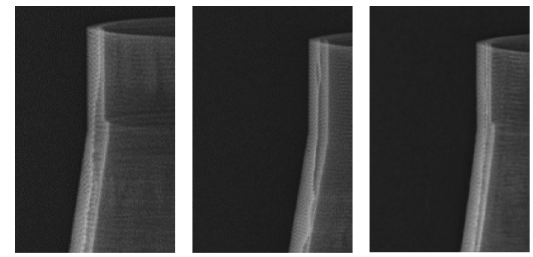


图 6 YOLOv5s-3 的 Neck 层

3 实验及结果分析

3.1 火箭弹非金属粘接常见缺陷及数据集

图像中火箭弹非金属粘接结构缺陷包含脱粘、开裂、分层；其中，火箭弹非金属粘接结构缺陷的人工分类的标准如下：火箭弹外层与内层之间出现粘接不良的情况被称为脱粘，如图 7(a)所示；火箭弹的外层或者内层存在裂缝缺陷的情况被称为开裂，如图 7(b)所示；火箭弹外层或内层中存在粘接不良的情况被称为分层，如图 7(c)所示。



(a) 脱粘 (b) 开裂 (c) 分层

图 7 部分含有缺陷的火箭弹样本

目前还没有公开的火箭弹非金属结构粘贴缺陷数据集。高慧芳等[14]设计了深度卷积生成对抗网络(DCGAN)扩充缺陷数据集，实现对火箭弹粘贴缺陷的有效识别；本文使用此数据集进行网络模型的训练和测试。数据集的具体数量如表 1 所示。

表 1 缺陷数量

数据集	图片	标签	脱粘	开裂	分层
训练集	776	1 252	1 061	104	87
测试集	204	327	287	29	31
总数	1 000	1 579	1 328	133	118

3.2 实验环境与评价方法

本文实验使用的硬件环境为 Intel(R) Xeon(R) CPU E5-2690 v3 @ 2.60GHz 处理器，GeForce RTX 2080 Ti 显卡；实验使用的操作系统为 Ubuntu 18.04.5 LTS，采用 Pytorch 深度学习框架，深度学习环境安装 CUDA 及 cuDNN 进行加速。编译语言为 Python3.8，训练的线程数为 8，批处理大小为 64，训练轮数为 300。采用数据集中各类缺陷检测平均精度均值(mAP)和检测的帧率作为模型的评价指标。其中精确率 P 召回率 R 平均精度(AP)和 mAP 的定义分别为：

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \tag{6}$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \tag{7}$$

$$AP = \int_0^1 PR\mathrm{d}R \tag{8}$$

$$mAP = \frac{\sum_{n=1}^{N} AP(n)}{N} \tag{9}$$

式中：TP 表示火箭弹粘贴缺陷被正确预测数；FN 表示火箭弹粘贴缺陷被错误预测数；FP 表示非火箭弹粘贴缺陷被正确预测数；N 表示粘接结构缺陷类别数。

3.3 颈部层注意力模块对比实验

为了验证 CBAM 模块对算法的有效性以及探究该模块融入颈部层的最佳方式，本文在 YOLOv5s-1 算法的基础上，对两种融入方式进行对比实验。YOLOv5s-2 是在颈部层的最后一层 C3_2 模块后嵌入 CBAM 模块，

YOLOv5s-3 是在卷积和上采样之前加入 CBAM 模块。实验结果如表 2 所示。

表 2　颈部层融入注意力模块对比实验

算法	参数量/($\times10^6$)	mAP/%	帧率/fps
YOLOv5s-1	14.8	82.36	34
YOLOv5s-2	14.9	83.48	30
YOLOv5s-3	14.8	86.40	32

由表 2 可知，在参数量与计算量没有很大变化的情况下，引入 CBAM 模块模型检测精度均有提升，其中 YOLOv5s-2 提高 1.12%，YOLOv5s-3 提高了 4.04%。由两种融入方式的结果对比可知，YOLOv5s-3 的网络检测精度的提升更高，且检测速度优于前者。因此，本文最终的改进算法在颈部层选择第 2 种的 CBAM 融入方式。

3.4　消融实验

为了实现火箭弹非金属粘接缺陷的实时检测，本文对 YOLOv5s 算法提出三处改进。为了验证所提出的模块改进的存在价值，通过逐步增加改进的模块设计了消融实验。其实验结果如表 3 所示。其中 mAP 数值越高，代表模型的检测准确率越高。帧率为模型每秒检测的图片数量，模型的帧率越高，其检测速度也就越快。AP_{50} 是交并比(IOU)阈值大于 0.5 时某个缺陷类别计算出来的平均准确率。

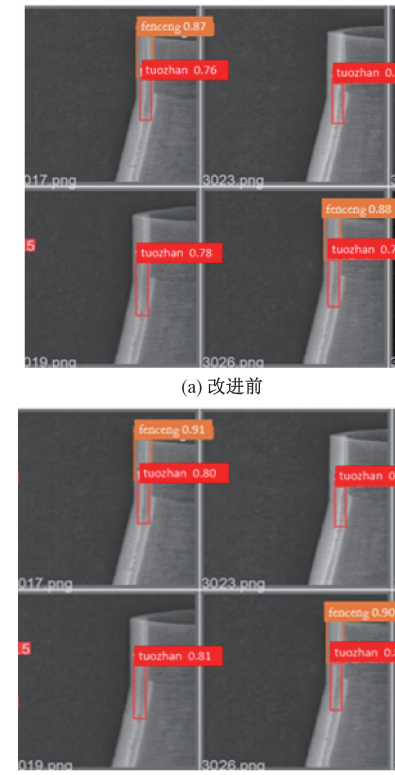
表 3　改进不同模块对模型检测效果的影响

改进部分	AP_{50}/%			mAP	帧率
	脱粘	开裂	分层	/%	/fps
原始网络	80.6	76.9	82.4	79.96	21
C3 模块改进	80.5	75.8	82.3	78.86	34
特征提取网络加入 CBAM	83.1	77.6	86.4	82.36	34
颈部层加入 CBAM	86.6	82.3	90.3	86.40	32

由表 3 可知，在特征提取网络中使用深度可分离卷积替换 Backbone 和 C3 模块中的原始卷积，与原始 YOLOv5s 相比，虽然 AP_{50} 下降了 1.1%，但帧率从 21 fps 提高到 34 fps。通过在 Backbone 中加入 CMBA 模块，在保持帧率不变的情况下，AP_{50} 值提高了 3.5%。最后 Neck 中加入 CBAM 模块，让网络模型性能更好，在保持运行速度的同时使得检测精度从 82.36% 提高到了 86.4%，这表明引入 CBAM 模块能够有效降低漏检，提高模型的检测准确率。3 次改动后的模型准确率提升 6.44%，帧率达到 32 fps，能满足缺陷检测速度和准确性的平衡。改进后的 YOLOv5s 网络模型和原 YOLOv5s 网络模型的检测结果对比如图 8 所示。

3.5　不同检测算法实验对比

为进一步验证本文算法的有效性，在上述测试集上，将本文算法与 SSD-300 算法、YOLOX-Tiny 以及 YOLOv5s 进行对比，结果如表 4 所示。以算法的检测准确率和检测速度为评价指标，通过对比表 4 的各项数据可以看出，本文改进算法与其他 3 种算法相比，整体 mAP 值取得了最优的识别效果；虽然在检测速度方面不及 YOLOX-Tiny 算法，但 mAP 在整体上相比提高了 7.17%；相比于 SSD-300mAP 提高 7.27%，检测速度提高了 19 fps，综合检测精度与速度，本文的算法表现最优。



(a) 改进前

(b) 改进后

图 8　改进前后检测结果

表 4　不同模型检测结果对比

算法	AP_{50}/%			mAP	帧率
	脱粘	开裂	分层	/%	/fps
YOLOv5s	80.6	76.9	82.4	79.96	21
SSD-300	78.4	78.6	80.4	79.13	23
YOLOX-Tiny	80.3	74.6	82.8	79.23	36
本文算法	86.6	82.3	90.3	86.40	32

4　结　论

为了实现 X 射线图像火箭弹非金属粘贴缺陷实时检测，提出了一种基于改进 YOLOv5s 的实时检测算法。通过使用深度可分离卷积来减少算法的计算量，有效的提高了检测速度；为了弥补主干网络轻量化所带来的精度损失，分别在特征提取网络和颈部层分别加入 CBAM 模块，进一步提升算法的特征提取能力与识别准确率。通过实

验表明，改进后的YOLOv5s算法mAP提升6.44%，有效地增强了YOLOv5s网络模型对X射线图像火箭弹粘贴缺陷的检测精度；帧率由21 fps提升到32 fps，大大提升了模型的检测速度，使得模型更好的应用到实际的工作场景。

实验结果也反映了改进算法的不足，对开裂缺陷的检测上AP_{50}较低，后续将针对图像不清晰问题展开研究，进一步提升模型检测的准确率。

参 考 文 献

[1] 王谦. 基于散斑干涉的弹性材料粘接缺陷检测系统研究与实现[D]. 成都：电子科技大学，2022.

[2] 潘钊，温银堂，郑晓康，等. 基于太赫兹图像的航天复合材料粘接缺陷检测方法研究[J]. 计量学报，2018，39(4)：471-475.

[3] MENG W R，ZHOU Z G. Non-contact detection of debonding defects in a steel-lead adhesive structure using laser ultrasonic technology[J]. Lasers in Engineering，2018，41(4-6)：373-392.

[4] GROSSO，MARCELLA，SOARES，et al. Study on the limit detection of defects by pulsed thermography in adhesive composite joints through computational simulation[J]. Composites，Part B. Engineering，2019，168(Jul. 1)：589-596.

[5] GIRSHICKR，DONAHUE J，DARRELL T，et al. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation[C]. Proceedings of the 2014 IEEE Conference on Computer Visionand Pattern Recognition. IEEE，2014：580－587.

[6] REN S，HE K，GIRSHICK R，et al. Faster R-CNN：Towards real-time object detection with region proposal networks[J]. Advances in Neural Information Processing Systems，2015，28：91-99.

[7] ZHAN W，SUN C，WANG M，et al. An improved YOLOv5 real-time detection method for small objects captured by UAV[J]. Soft Computing，2022，26(1)：361-373.

[8] 叶树芬，施振华，苏成悦，等. 基于YOLOv5的电力线和杆塔实时检测算法研究[J]. 计算机测量与控制，2022，30(11)：77-84.

[9] 顾德英，罗聿伦，李文超. 基于改进YOLOv5算法的复杂场景交通目标检测[J]. 东北大学学报(自然科学版)，2022，43(8)：1073-1079.

[10] LIU W，SHAN S，CHEN H，et al. X-ray weld defect detection based on AF-RCNN[J]. Welding in the World，2022，66(6)：1165-1177.

[11] 于宏全，袁明坤，常建涛，等. 基于深度学习的铸件缺陷检测方法[J]. 电子机械工程，2021，37(6)：59-64.

[12] 林心园. 基于X射线图像的树脂基复材工件缺陷检测技术研究[D]. 济南：济南大学，2022.

[13] 刘涵，郭润元. 基于X射线图像和卷积神经网络的石油钢管焊缝缺陷检测与识别[J]. 仪器仪表学报，2018，39(4)：247-256.

[14] 高慧芳，金永，柴国强，等. 基于DCGAN与YOLOv5s的火箭弹非金属壳体缺陷识别方法研究[J]. 固体火箭技术，2022，45(6)：949-955.

[15] ZHAN W，SUN C，WANG M，et al. An improved Yolov5 real-time detection method for small objects captured by UAV[J]. Soft Computing，2022，26(1)：361-373.

[16] 叶树芬，施振华，苏成悦，等. 基于YOLOv5的电力线和杆塔实时检测算法研究[J]. 计算机测量与控制，2022，30(11)：77-84.

[17] REN J，WANG Z J，ZHANG Y F，et al. YOLOv5-R：Lightweight real-time detection based on improved YOLOv5[J]. Journal of Electronic Imaging：2022，31(3)：33033. 1-33033. 20.

[18] MA X，WANG S Y，YE S P，et al. Narrow pooling clothing classification based on attention mechanism[J]. Journal of Donghua University，2022，39(4)：367-372.

[19] ZHU X，LYU S，WANG X，et al. TPH-YOLOv5：Improved YOLOv5 based on transformer prediction head for object detection on drone-captured scenarios[C]. IEEE/CVF International Conference on Computer Vision，2021：2778-2788.

[20] WOOS，PARK J，LEE J Y，et al. CBAM：Convolutional block attention module[C]. European Conference on Computer Vision (ECCV)，2018：3-19.

作 者 简 介

赵子文，硕士研究生，主要研究方向为深度学习。

E-mail：1915318634@qq.com

金永(通信作者)，博士，教授，主要研究方向为无损检测及机器视觉等。

E-mail：jiny@nuc.edu.cn