

# 改进 YOLOv4 算法的 GFRP 内部缺陷检测与识别

赵博研, 王 强, 王 毅, 张鹏涛, 高建国

(空军工程大学装备管理与无人机工程学院, 西安, 710051)

**摘要** 为实现航空玻璃纤维复合材料内部分层缺陷的智能识别,搭建了一种多自由度光纤耦合式太赫兹时域光谱系统,对带有模拟内部分层缺陷的样件进行检测,对检测结果图像进行了数据筛选、数据增强和数据标注,构建目标检测所用数据集。同时,提出了一种改进的 YOLOv4 算法,提高了缺陷智能识别的精度。实验结果表明,改进的 YOLOv4 算法在测试集得到 91.05% 的准确率和 92.02% 的召回率,分别较原 YOLOv4 算法提高了 5.73% 和 8.51%,具有更强的特征提取能力,并展现出良好鲁棒性,明显消除了应用原 YOLOv4 算法的错检、漏检现象。

**关键词** 玻璃纤维复合材料;太赫兹时域光谱;目标检测;K-means 算法;YOLOv4 算法

**DOI** 10.3969/j.issn.1009-3516.2021.04.009

**中图分类号** TP391.4 **文献标志码** A **文章编号** 1009-3516(2021)04-0055-08

## Detection and Recognition of GFRP Internal Defect Based on Modified YOLOv4 Algorithm

ZHAO Boyan, WANG Qiang, WANG Yi, ZHANG Pengtao, GAO Jianguo

(Equipment Management and Unmanned Aerial Vehicle Engineering College, Air Force Engineering University, Xi'an 710051, China)

**Abstract** In order to realize the intelligent identification of internal lamination defects of aviation glass fiber composites, a spectroscopy system with multi-degree of freedom fiber coupling terahertz time domain is built. The samples with simulated internal lamination defects are detected, and the detection results are filtered, enhanced and marked, and the data sets for target detection are constructed. At the same time, a modified YOLOv4 algorithm is proposed to improve the accuracy of intelligent defect recognition. The experimental results show that the improved YOLOv4 algorithm achieves 91.05% accuracy and 92.02% recall rate in the test set, which is 5.73% and 8.51% higher than the original YOLOv4 algorithm, respectively. This algorithm is characterized by a stronger feature extraction capability and good robustness, and obviously eliminates the error detection and omissions of the original YOLOv4 algorithm.

**Key words** glass fiber reinforced polymer; terahertz time domain spectroscopy; target detection; K-means; YOLOv4

收稿日期: 2021-03-29

作者简介: 赵博研(1998—),男,吉林梨树人,硕士生,研究方向:太赫兹无损检测、目标识别。E-mail:1178556035@qq.com

通信作者: 王 强(1976—),男,江苏南通人,教授,博士生导师,研究方向:装备系统工程与装备结构安全分析、装备安全性检测。E-mail:3198501761@qq.com

**引用格式:** 赵博研,王强,王毅,等.改进 YOLOv4 算法的 GFRP 内部缺陷检测与识别[J].空军工程大学学报(自然科学版),2021,22(4):55-62. ZHAO Boyan, WANG Qiang, WANG Yi, et al. Research on Detection and Recognition of GFRP Internal Defect Based on Modified YOLOv4 Algorithm[J]. Journal of Air Force Engineering University (Natural Science Edition), 2021, 22(4): 55-62.

复合材料是指几类不同材料通过复合工艺组合而成的新型材料<sup>[1]</sup>。玻璃纤维因具有较强的拉伸强度、电绝缘性、阻燃性、耐高温性等优异性能而作为增强材料用于复合材料中<sup>[2-3]</sup>。玻璃纤维增强树脂基复合材料(glass fiber reinforced polymer, GFRP)也因玻璃纤维的突出性能广泛应用于飞机机身、飞行器雷达罩<sup>[4]</sup>、热防护部件等结构。在GFRP的制备和应用过程中,不可避免地会出现内部分层、脱黏等损伤缺陷,对航空航天器产生安全威胁。选取对GFRP合适的检测手段,直接影响GFRP的损伤检测、质量控制、安全评估等过程的可靠性和高效性。

目前已有学者对GFRP的无损检测进行了研究,具有代表的检测手段有超声成像检测<sup>[5]</sup>、红外无损检测<sup>[6]</sup>、热波检测<sup>[7]</sup>等。太赫兹波对大部分非金属、非极性材料有较好的穿透能力,并具有低能性、穿透性、光谱识别性等<sup>[8-9]</sup>,其与成像技术结合逐渐在无损检测领域取得优异表现<sup>[10]</sup>。郭小弟等人利用THz-TDS系统和返波振荡器连续太赫兹波系统对玻璃纤维复合材料的分层、夹杂金属和热损伤缺陷进行检测<sup>[11]</sup>。张丹丹等基于双高斯脉冲反卷积滤波技术提出一种太赫兹反射式层析成像,实现了GFRP的缺陷检测,并用B-scan成像方法进行了对比<sup>[12]</sup>。WANG Q等基于太赫兹时域和频域成像法,结合小波融合和多尺度边缘表示方法对玻璃纤维复合材料的夹层结构中分层缺陷进行了检测<sup>[13]</sup>。同时,由于太赫兹波低频段与毫米波有重叠,因此太赫兹图像与毫米波图像具有相似的特点:太赫兹波的衍射效应导致图像目标边缘模糊、干涉效应导致图像存在明显的明暗条纹<sup>[14-15]</sup>。太赫兹图像还受太赫兹源器件的功率限制和环境背景噪声的影响,导致太赫兹图像质量并不理想<sup>[16]</sup>。因此利用太赫兹成像技术对缺陷进行人工识别存在较大主观因素干扰,高强度的长时间检测会引起对缺陷的漏判错判情况。

目前,目标检测模型根据是否生成候选框区分单阶段和双阶段两种方法,前者代表方法有YOLO<sup>[1]</sup>系列网络、SSD<sup>[17]</sup>、RetinaNet<sup>[18]</sup>等,后者代表方法有R-CNN<sup>[19]</sup>、Fast R-CNN<sup>[20]</sup>、Faster R-CNN<sup>[21]</sup>、Mask R-CNN<sup>[22]</sup>等。太赫兹图像为灰度图,背景相对单一,在相关应用领域检测任务往往将太赫兹图像目标检测归为单目标检测问题<sup>[23]</sup>。太赫兹图像的目标识别方向研究在表面缺陷检测和安检危险物识别方面有较多报道。成志广通过优化网络结构进行有效的特征提取,提出“ID-SSD”算法,实现对安检中隐藏危险物准确高效的识别<sup>[15]</sup>。侯

冰基等通过在线困难样本挖掘等方法提出一种基于改进Faster R-CNN的图像实时目标检测算法,获得较高的准确率和检出率,较大提高F<sub>1</sub>分数<sup>[23]</sup>。薛飞等提出Mask-CGANs模型,并结合RetinaNet检测网络,搭建条件生成对抗网络,对带有藏匿物品的太赫兹图像进行了精准高效的分割和识别<sup>[24]</sup>。

## 1 YOLOv4 算法

YOLOv4算法在YOLOv3的基础上提出,该模型是典型的一阶段的目标检测算法,实现了端对端的目标检测。YOLOv4网络主要由主干网络(Backbone)、颈部(Neck)和头部(Head)组成。Backbone采用CSPDarknet53, Neck由空间金字塔池化模块(spatial pyramid pooling, SPP)和路径聚合网络(path aggregation network, PAN)构成, Head仍采用YOLOv3的头部。

主干特征提取网络CSPDarknet53将Darknet53与CSPNet进行结合,并使用Mish激活函数代替Leaky ReLU激活函数。SPP利用不同大小的池化核对输出的特征图进行池化操作增强感受野,通过多尺度训练有效分离显著的上下文语义信息。PAN通过卷积、上采样、下采样和特征融合操作实现3个不同主干特征层的参数聚合,加强特征交流,并使用张量连接代替原来的捷径连接。YOLOv4继承了YOLOv3的Head,首先对PAN输出的三个特征层经过一次卷积操作进行特征整合,再经过一次卷积操作对检测结果进行预测,通过对先沿框的调整,即解码得到预测框,实现端到端的目标检测。

此外,YOLOv4还结合多种调优技巧,例如运用Mosaic数据增强方法、权残差连接(WRC)、自对抗训练(SAT)、CIoU作为损失函数等,是现阶段目标检测算法中性能优异的检测算法之一。

## 2 改进的 YOLOv4 算法

### 2.1 网络结构

在YOLOv4模型中,图片经过CSP Darknet下采样提取出3种不同尺度的有效特征图,对应3种不同尺度的YOLOv4 Head预测模块。浅层特征图包含更多细节信息,随着不断下采样操作,深层特征图获得较强语义信息,维度为 $26 \times 26$ 、 $52 \times 52$ 的特征图负责对中小目标进行预测输出,维度为 $13 \times 13$ 的特征图负责对大目标进行预测输出。

在本文的目标检测任务中,模型输入尺寸为 $416 \times 416$ 。经标注过程计算,本实验缺陷目标尺寸

均小于  $32 \times 32$ 。一方面,在 32 倍下采样至  $13 \times 13$  尺度时,尺寸小于  $32 \times 32$  的缺陷目标被“压缩”至一个像素以下,因此维度为  $13 \times 13$  的特征图对小目标的位置信息的检测能力是有限的,缺陷的特征信息在下采样过程中存在一定丢失。另一方面,对于尺寸小于  $32 \times 32$  的缺陷,维度为  $13 \times 13$  的特征图对应负责输出预测大目标,该检测模块的意义不大,其存在还会导致模型参数冗余、占用消耗计算资源。同理,在 8 倍下采样至  $52 \times 52$  尺度的输出特征图时,对像素小于  $8 \times 8$  的缺陷目标检测精度下降明显,原因是负责检测小目标的有效特征图虽然融合了具有丰富目标语义信息的深层网络特征图,但是没有充分利用 4 倍下采样的浅层网络特征图的目标

信息,因此对小目标的定位能力有限。综上,对 YOLOv4 算法的改进如下:

1) 根据目标尺寸删除检测尺度为  $13 \times 13$  的 YOLO Head, 见图 1 蓝色部分。引入检测尺度为  $104 \times 104$  的 YOLO Head, 对应应在 PAN 中  $52 \times 52$  尺度的有效特征层通过上采样与  $104 \times 104$  有效特征图进行融合, 加强模型对缺陷尺寸小于  $8 \times 8$  目标的检测效果, 提高模型准确度, 见图 1 黄色部分。

2) 将主干提取网络中第 2 个残差块输出的  $104 \times 104$  尺度的有效特征图经过下采样与  $52 \times 52$  尺度的有效特征层进行融合, 加强对浅层目标位置信息的利用, 提升检测尺度为  $52 \times 52$  的预测模块检测精度, 见图 1 黄色部分。

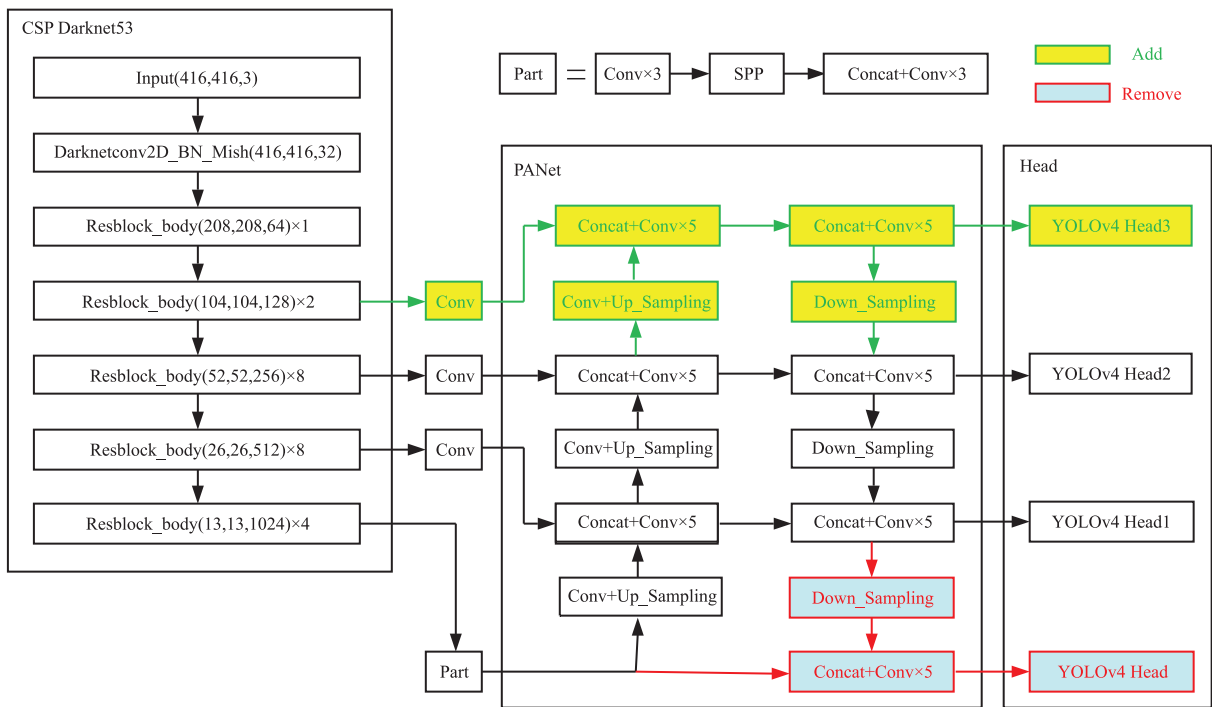


图 1 改进的 YOLOv4 模型

## 2.2 聚类算法

数据采集过程是通过设计样件进行太赫兹检测实验获取的,这限制了待检测目标的相对尺寸。原 YOLOv4 模型通过聚类对每种预测特征图设定 3 种 anchor box, anchor box 的初始选择直接参与网络边界框回归损失的计算,影响目标检测网络模型训练的速度和精度<sup>[25]</sup>,为初始化 anchor box,本文用 K-means 聚类算法对其进行计算。算法流程如下:

1) 读取每个 xml 标注文件中所有缺陷标注框的宽和高,在所有数据中随机选取 9 个标注框作为聚类的初始中心点。

2) 计算各个样本与所选取聚类中心点的距离,并以此为标准将该样本归为距离最近的初始中心点所在集合。

3) 计算新的集合中所有样本高和宽的均值,更新新一轮迭代的聚类中心点。

数据集样本间的相似性度量定义为标注框与聚类中心点的交并比(intersection over union, IoU), 记为  $I$ , 见式(1)。通过对聚类准则函数 Distance ( $D$ ) 迭代优化获得最优的先沿框, 见式(2), 以 Evaluation ( $E$ ) 值作为聚类效果的评价指标, 见式(3)。

$$I_{(B_i, C_j)} = \frac{B_i \cap C_j}{B_i \cup C_j} \quad (1)$$

$$D = \min \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^k (1 - I_{(B_i, C_j)}) \quad (2)$$

$$E = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \max(I_{(B_i, C_1)}, I_{(B_i, C_2)}, \dots, I_{(B_i, C_j)}) \quad (3)$$

式中:  $B_i$  为第  $i$  个标注框的面积;  $C_j$  为第  $j$  个聚类

中心点的面积; $I_{(B_i, C_j)}$ 为第*i*个标注框与第*j*个聚类中心的交并比; $n$ 为待检测目标的数量; $k$ 为聚类中心点的个数。

本文虽然对检测头部进行了调整,但 YOLOv4 算法进行预测时,每个网格对应 9 个候选框,因此本文选取 9 个聚类中心。经多次计算得到最优的 anchor 值维度为:(13×18)、(23×24)、(27×39)、(30×29)、(36×36)、(44×41)、(50×52)、(69×61)、(90×93),其在实验数据集上  $E$  为 80.63%。尺度为 104×104 的预测层对应的 anchor box 为(13×18)、(23×24)、(27×39);尺度为 52×52 的预测层对应的 anchor box 为(30×29)、(36×36)、(44×41);尺度为 26×26 的预测层对应的 anchor box 为(50×52)、(69×61)、(90×93)。

### 3 数据采集

本文通过在 GFPR 样件内部预埋聚四氟乙烯薄片以模拟分层缺陷,通过自主搭建新型反射式太赫兹时域光谱系统对样件进行检测。根据不同成像方法获取初始数据集,随后进行数据预处理构建数据集,为目标检测实验提供支持。

#### 3.1 检测实验

搭建一种反射式太赫兹时域光谱系统——多自由度光纤耦合式太赫兹时域光谱系统,其主要包含 4 个模块:太赫兹系统控制模块,光纤耦合式太赫兹时域光谱光路,智能协作模块和太赫兹波收发一体模块,其整体实物如图 2。

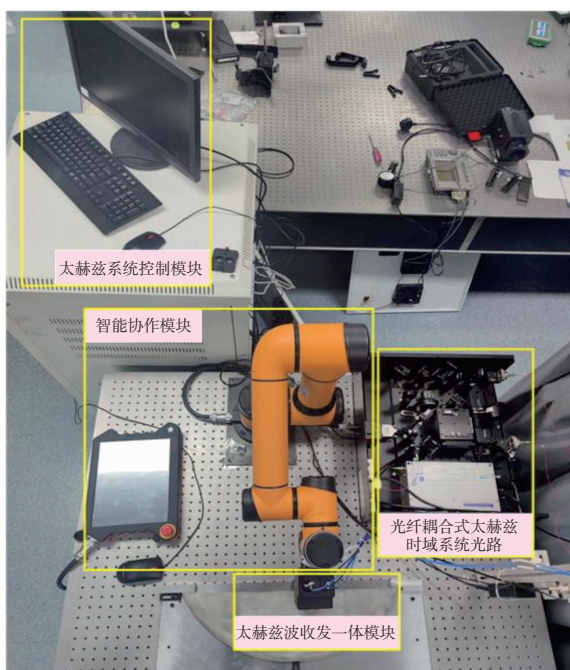


图 2 多自由度光纤耦合式太赫兹时域光谱系统实物图

光纤耦合式太赫兹时域光谱系统采用 T-Light 光纤飞秒激光器,太赫兹发射及接收器均是基于 In-AlAs/InGaAs 材料的具有台面结构的多层异质结构(MLHS),激光器的输出端口连接 1.5 m 单模保偏光纤,最大输出功率约为 110 mW,中心波长 1 550 nm,脉冲宽度<90 fs,系统信噪比在低频段能够达到 65 dB 左右。

实验样件为玻璃纤维 SW180/环氧树脂 3218 斜纹织物预浸料层压板,由 2 块相同厚度的层合板二次胶接而成,板板区胶膜厚度为 0.2 mm。样件共 5 块,编号分别为 C1、C2、C3、C4、C5,样件长度均为 180 mm,宽度均为 180 mm,其中上面板、下面板均由 0.25 mm 的铺层构成,铺层顺序为[0°/45°/90°/-45°]。预置聚四氟乙烯圆形薄片于样件铺层上下来模拟内部分层缺陷,薄片直径设置不同梯度,薄片厚度均为 0.02 mm,位于上蒙皮不同铺层或铺层与胶膜之间,样件信息见表 1(表 1 中“\x”意为“在第  $x$  铺层下”)。

表 1 样件信息表

样件编号	每列预埋缺陷直径/mm	每行缺陷位置	样件总厚度/mm
C1	2,3,6,8,10	\1\2\3\4	2.2
C2	2,3,6,8,10	\1\2\4\6	3.2
C3	3,5,7,9,12	\2\4\6\8	4.2
C4	5,7,9,12,15	\3\5\8\10	5.2
C5	5,7,9,12,15	\3\6\9\12	6.2

以 C1 为例,样件上面板、下面板均为 1 mm。样件共设 5 列缺陷,每一列缺陷尺寸相同,缺陷半径分别为 2 mm、3 mm、6 mm、8 mm 和 10 mm,将缺陷排列为 4 行,第 1 行缺陷位于第 1 个铺层下,第 2 行缺陷位于第 2 个铺层下,第 3 行缺陷位于第 3 个铺层下,第 4 行缺陷位于胶接面的胶膜上。以 C1 和 C3 样件为例,C1、C3 设计图、实物图见图 3。

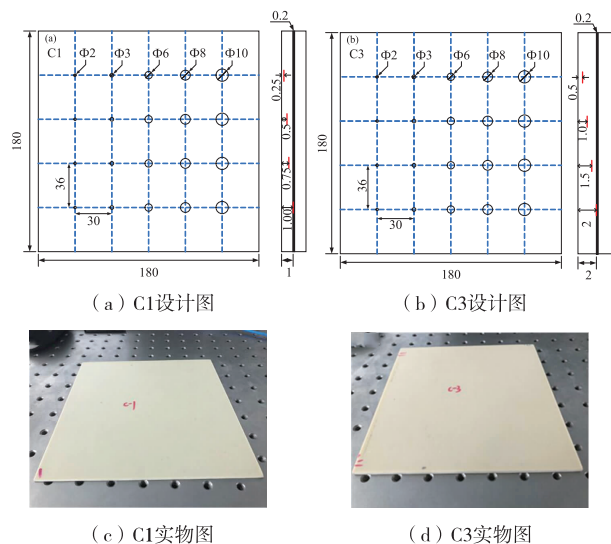


图 3 C1、C3 设计与实物图

实验在室温环境(约 292 K)进行,设定扫描步



长为 1 mm,根据样件尺寸确定扫描范围 C1、C2 为 135 mm×135 mm,C3、C4、C5 为 140 mm×140 mm。实验获得 5 组样件的时域波谱,通过快速傅里叶变换<sup>[26]</sup>获取对应的频域波谱,利用不同的特征信息进行时域模式成像和频域模式成像,具体包括切片法频域数据成像、切片法时域数据成像、峰峰值成像、最大值成像、最大时间成像、功率谱密度成像。5 组样件对应不同成像方法分别进行成像,共获取初始数据集图片 150 张。以切片法时域数据成像结果为例,各组样件成像效果如图 4。

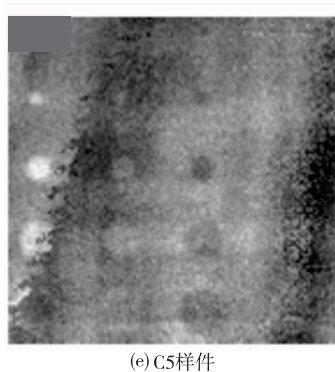
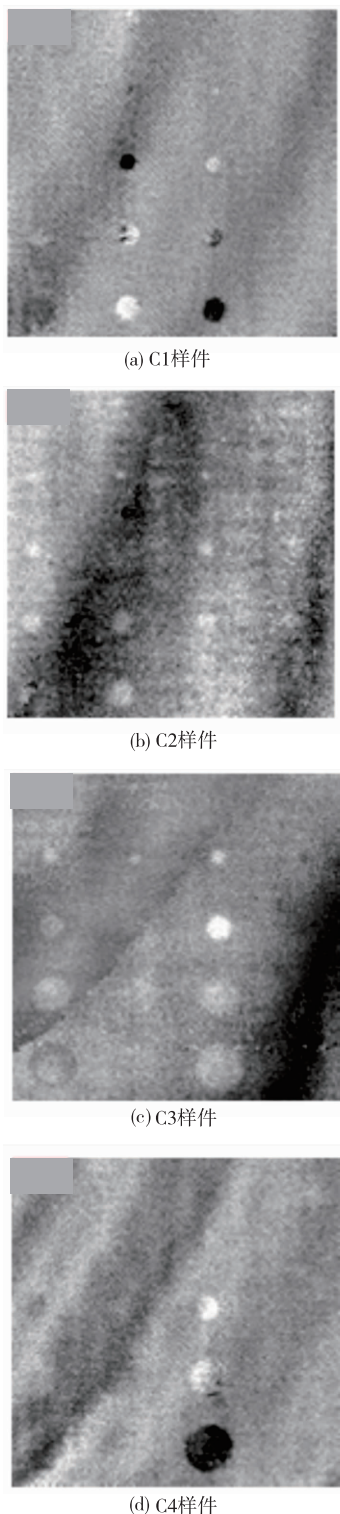


图 4 各样件的切片法时域数据成像图

### 3.2 数据预处理

为有效训练目标检测网络,在玻璃纤维复合材料分层缺陷损伤数据集构建过程中对获取的成像数据进行预处理。

首先,对初始数据集 150 张图片进行数据筛选,逐一观察图片的光学效果,剔除成像效果差的样本,经筛选最后选择有效数据集图片共 112 张。

其次,由于太赫兹成像图为灰度图,相对背景单一,显然直接作为目标检测模型的输入可造成网络训练过拟合的现象,并且对于检测任务来说数据量不足,因此对筛选后的数据集图片进行数据增强。对筛选后的 112 张图片首先分别进行图像随机裁剪、图像随机旋转、添加高斯噪声操作,其次对初始数据集和以上 3 种增强后的数据运用 CutMix 方法进行数据增强。本文选用的数据增强效果图如图 5。最终获取数据集图片 1 120 张,其中训练集和测试集分别为 896 张和 224 张。

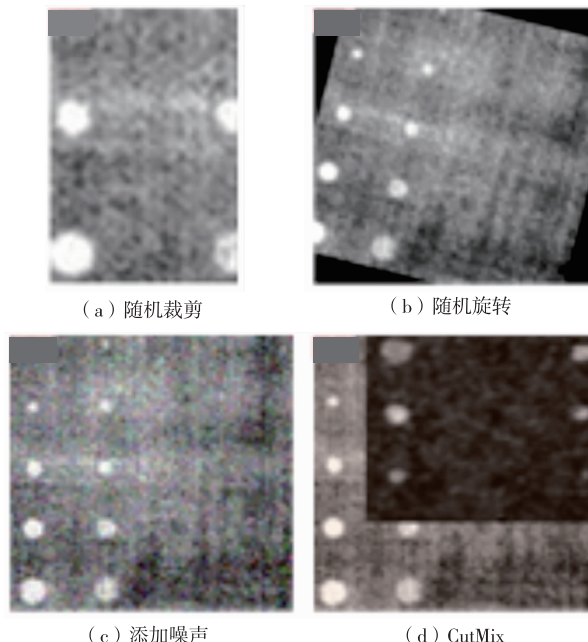


图 5 数据增强效果图

最后,选用“Labelimg”标注软件对增强过的数据进行标注。

## 4 算法性能与实验结果

### 4.1 实验平台与模型参数

操作系统选用 Ubuntu18.04, CPU 为 Intel Core i7-9500, GPU 为 NVIDIA GeForce RTX 2060ti, 所测试的模型均在 Darknet 框架中训练。

模型参数见表 2。训练迭代次数到 12 000 次和 13 500 次时, 学习率分别衰减 10 倍。

表 2 模型参数信息表

参数名称	数值	参数名称	数值
Input	416×416	momentum	0.949
batch	32	decay	0.000 5
subdivisions	16	learning_rate	0.000 5
max_batches	15 000	policy	steps

### 4.2 评价指标

在目标检测任务中, 通常当预测框与实际标注框重合的交并比(IoU)大于 0.5 时认为成功检测目标, 由于本实验任务为单类缺陷的目标检测, AP 与 mAP 值相同, 均能评价模型整体的检测精度。本文选取的评价指标包括: 准确率(precision,  $P$ )、召回率(recall,  $R$ )与平均精确率(average precision,  $P_A$ )。计算公式如下:

$$P = \frac{N_{TP}}{N_{TP} + N_{FP}} \quad (4)$$

$$R = \frac{N_{TP}}{N_{TP} + N_{FN}} \quad (5)$$

$$P_A = \int_0^1 P(r) dr, r \in (0, 1) \quad (6)$$

### 4.3 实验对比与分析

为了测试改进 YOLOv4 模型的检测效果, 本文设置 3 组实验进行对比分析: 实验 1 为原 YOLOv4 模型; 实验 2 为在原 YOLOv4 模型基础上利用 K-means 聚类算法重新计算 anchor box; 实验 3 为利用聚类算法的改进 YOLOv4 模型。从实验 1 与实验 2 的对比可以分析初始 anchor box 对模型检测效果的影响, 实验 2 与实验 3 对比可以分析改进网络结构对模型检测效果的影响。为方便对比模型性能, 分别将 3 种实验中用到的网络模型记为 YOLOv4、YOLOv4-B、YOLOv4-C。

测试集包含 224 张图片, 共含标注缺陷 940 个。实验结果见表 3。

从结果定量角度对比, 包含重新对 anchor box 聚类的模型 YOLOv4-B 获得了 85.23% 的准确率和 83.51% 的召回率, 较原 YOLOv4 模型准确率和召回率分别提高了 2.66% 和 3.72%。特别地, 改进后的模型 YOLOv4-C 在同一训练环境下获得了

91.05% 的准确率和 92.02% 的召回率, 相比 YOLOv4-B 模型准确率和召回率又有 3.07% 和 4.79% 的提高。

表 3 实验结果信息表

测试模型	$P/\%$	$R/\%$	$P_A/\%$	$N_{TP}$ /个	$N_{FN}$ /个	$N_{FP}$ /个
YOLOv4	0.853 2	0.835 1	0.861 6	785	155	135
YOLOv4-B	0.879 8	0.872 3	0.904 1	827	113	121
YOLOv4-C	0.910 5	0.920 2	0.928 0	865	75	85

选取检测结果见图 6。(a)、(b)、(c)组依次为 3 种实验部分结果, 其中红色框为模型检测结果, 人工标注的白色框为错检现象, 黄色框为漏检现象。可以看出, 原 YOLOv4 模型检测目标的置信度不高, 并且存在明显漏检现象和错检现象, 对小目标的检测能力较差, 模型对背景噪声敏感, 模型鲁棒性较差。YOLOv4-B 对部分漏检的缺陷检测虽然置信度不高但是能够进行有效识别, 目标缺陷检测置信度有小幅上涨, 虽然 YOLOv4-B 模型的检测性能较原 YOLOv4 虽然有一定的提高, 但漏检现象仍然存在, 如第 3 组检测结果。改进后的 YOLOv4-C 模型横向对比来看, 对缺陷目标的检测没有漏检和错检现象, 对小目标缺陷的识别效果上升到一定高度, 识别的精度较高, 从整体上达到期望的检测效果, 满足所需性能要求, 具有较好鲁棒性。

进一步分析 YOLOv4-C 模型的检测能力, 图 7(a)中检测出最小的缺陷目标像素尺寸(5×5)小于 8×8, 通过对 anchor box 重新聚类增强网络的一定定位能力, 并且充分利用了 4 倍下采样的浅层网络特征图的目标信息, 进一步提高定位能力, 进而较大改善了漏检的问题。图 7(b)中可以看出, 检测缺陷的置信度均高于 99%, 对缺陷的判断达到了较高水平。图 7(c)可以看出在背景噪声已经达到干扰人工肉眼识别缺陷的程度, 但是我们的 YOLOv4-C 模型依旧出色完成检测任务, 而且计算的置信度也引人注意, YOLOv4-C 模型对噪声的“免疫力”较高, 体现出改进后模型出色的鲁棒性。值得一提的是, 在少部分检测结果中观察, 目标框包含一定的背景部分, 这是由于缺陷边界存在不清晰的情况, 并且存在一定系统误差, 例如在构建数据集的数据标注阶段, 作者的标注操作习惯引起的误差。

另外, 在模型测试阶段对模型的检测速度与模型大小进行观察, 模型 YOLOv4、YOLOv4-B 和 YOLOv4-C 的每秒处理帧数(frame per second, FPS)分别为 74.6、76 和 79, 在检测速度上的提高是由于经过聚类初始化 anchor box 的作用; YOLOv4 模型和 YOLOv4-C 模型的权重文件大小分别为 244

MB 和 247 MB,这是由于网络结构改变参数量不同 所致。

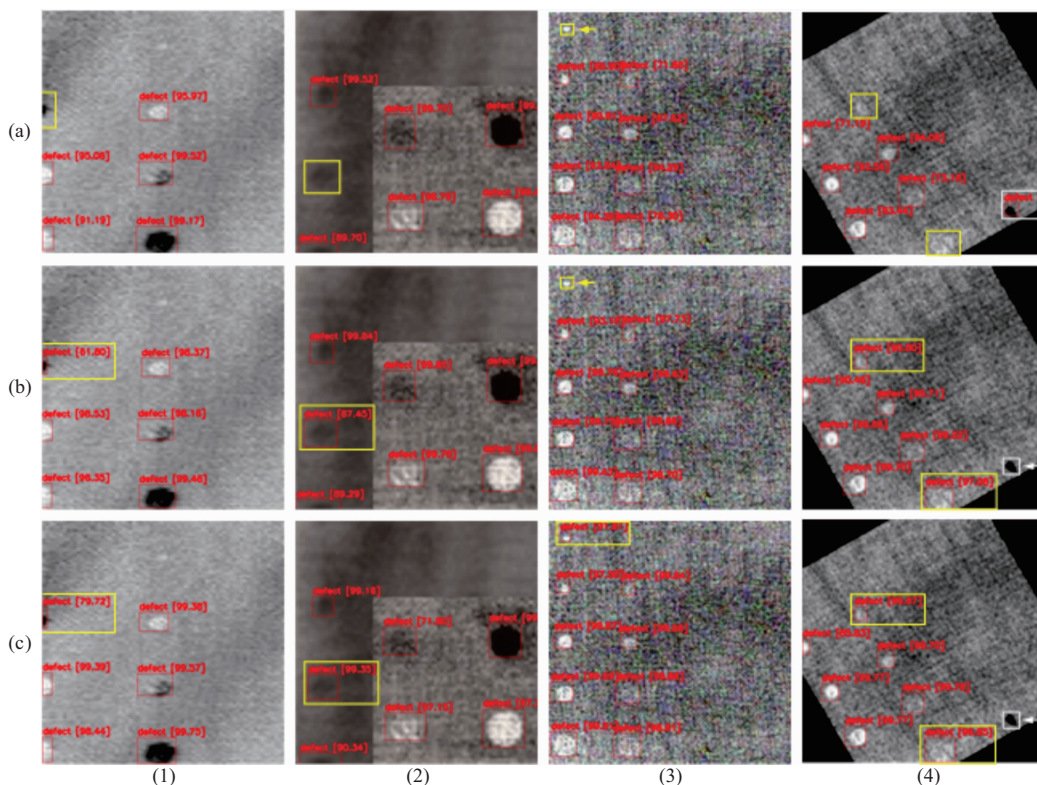


图 6 检测结果

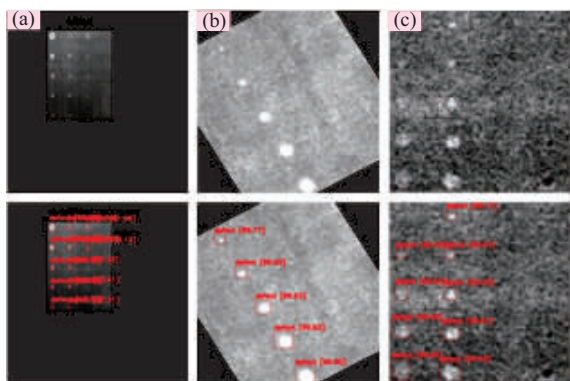


图 7 缺陷目标检测性能对比

### 5 结语

本文针对玻璃纤维复合材料样件分层缺陷的检测任务,基于 YOLOv4 算法提出了一种对缺陷太赫兹图像的检测方法。通过搭建太赫兹时域光谱系统对设计的模拟样件进行缺陷检测实验,进行数据增强等预处理获取目标检测实验数据集。通过 K-means 聚类算法优化 anchor box 以小幅度提高检测精度和检测速度,对路径聚合网络中特征图的特征融合进行调整,充分利用浅层细节信息,在新的 3 个尺度上建立目标特征检测层。实现 YOLOv4 算法对搭建的数据集样本进行训练,经多次试验训练

网络,在测试集上获得 91.05%的准确率和 92.02%的召回率,相比原 YOLOv4 算法提高 5.73%和 8.51%,漏警率降低 8.51%。对于检测小目标能力有较大提高,并消除了几乎全部的漏检和错检现象,模型具有较好鲁棒性。接下来的工作,继续调研实际需求,平衡检测精度和检测速度,追求轻量化网络,构建更适合相关检测的网络模型。

### 参考文献

[1] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection [C] //Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision & Pattern Recognition (CVPR). Las Vegas:IEEE, 2016: 779-788.

[2] COLIN D J W. Fiber-Reinforced Cements and Concrete [M]. New York: Taylor and Francis, 2010: 150-170.

[3] LAPINA O B, KHABIBULIN D F, TERSKIKH V V. Multinuclear NMR Study of Silica Fiberglass Modified with Zirconia [J]. Solid State Nuclear Magnetic Resonance, 2011, 39(3/4): 47-57.

[4] GAROUSHI S, VALLITTU P K, LASSILA L V J. Short Glass Fiber Reinforced Restorative Composite Resin with Semi-Inter Penetrating Polymer Network Matrix [J]. Dental Materials, 2007, 23 ( 11 ):



- 1356-1362.
- [5] CASTELLANO A, FRADDOSIO A, PICCIONI M, et al. Quantitative Analysis of QSI and LVI Damage in GFRP Unidirectional Composite Laminates by a New Ultrasonic Approach [J]. *Composites Part B: Engineering*, 2018, 151: 106-117.
- [6] 王博正,董丽虹,王海斗,等. 激光红外热成像技术在材料缺陷检测中的研究和应用现状[J]. *材料导报*, 2020, 34(5): 5127-5132.
- [7] 余方林,于润桥,廖连文,等. 弱磁检测技术在玻璃纤维中的应用研究[J]. *失效分析与预防*, 2019, 14(4): 232-239.
- [8] WANG Y, CHEN Z, ZHAO Z, et al. Restoration of Terahertz Signals Distorted by Atmospheric Water Vapor Absorption [J]. *Journal of Applied Physics*, 2009, 105(10): 1-7.
- [9] WANG Q, LI X, CHANG T, et al. Terahertz Spectroscopic Study of Aeronautical Composite Matrix Resins with Different Dielectric Properties [J]. *Optik*, 2018: 101-111.
- [10] 张雯,雷银照. 太赫兹无损检测的进展[J]. *仪器仪表学报*, 2008, 29(7): 1563-1567.
- [11] 郭小弟,王强,谷小红,等. 玻璃纤维复合材料缺陷的太赫兹光谱检测实验分析[J]. *红外技术*, 2015, 37(9): 764-768.
- [12] 张丹丹,任姣姣,李丽娟,等. 玻璃纤维蜂窝复合材料的太赫兹无损检测技术[J]. *光子学报*, 2019, 48(2): 163-171.
- [13] WANG Q, LI X, CHANG T, et al. Nondestructive Imaging of Hidden Defects in Aircraft Sandwich Composites Using Terahertz Time-Domain Spectroscopy [J]. *Infrared Physics & Technology*, 2019, 97: 326-340.
- [14] 洪伟,余超,陈继新,等. 毫米波与太赫兹技术[J]. *中国科学:信息科学*, 2016, 46(8): 1086-1107.
- [15] 成志广. 太赫兹及毫米波无源成像预处理及目标检测算法研究[D]. 成都:电子科技大学,2020.
- [16] WANG Q, ZHOU H, XIA R, et al. Time Segmented Image Fusion Based Multi-Depth Defects Imaging Method in Composites With Pulsed Terahertz [J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 155529-155537.
- [17] LIU W, ANGUELOV D, ERHAN D, et al. SSD: Single Shot MultiBox Detector [C]// *Proceedings of European Conference on Computer Vision*. Amsterdam: Springer International Publishing, 2016: 21-37.
- [18] LIN T Y, GOYAL P, GIRSHICK R, et al. Focal Loss for Dense Object Detection [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 2017, 99: 2999-3007.
- [19] UIJLINGS J, SANDE K V, GEVERS T, et al. Selective Search for Object Recognition [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2013, 104(2): 154-171.
- [20] GIRSHICK R. Fast R-CNN[C]// *Proceedings of the IEEE Conference on International Conference on Computer Vision*. Boston: IEEE, 2015: 1440-1448.
- [21] REN S, 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 & Machine Intelligence*, 2017, 39(6): 1137-1149.
- [22] HE K M, GKIOXARI G, DOLLAR P, et al. Mask R-CNN[C]// *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*. Venice, Italy: IEEE, 2017: 2980-2988.
- [23] 侯冰基,杨明辉,孙晓玮. 基于改进 Faster RCNN 的毫米波图像实时目标检测[J]. *激光与光电子学进展*, 2019, 56(13): 127-133.
- [24] 薛飞,梁栋,喻洋,等. 主动太赫兹成像中的多目标分割与检测识别方法[J]. *红外*, 2020, 41(2): 13-25.
- [25] 鞠默然,罗海波,王仲博,等. 改进的 YOLO V3 算法及其在小目标检测中的应用[J]. *光学学报*, 2019, 39(7): 245-252.
- [26] 杨丽娟,张白桦,叶旭楨. 快速傅里叶变换 FFT 及其应用[J]. *光电工程*, 2004, 31(S1): 1-3.

(编辑:姚树峰)