

基于改进 YOLOv5 的陶瓷基片缺陷识别^{*}

王鹏飞¹ 李海洋² 廖健标² 林 晓³

(1. 中北大学信息与通信工程学院 太原 030051; 2. 中国科学院声学研究所东海研究站 上海 201815;

3. 浙江新纳材料科技股份有限公司 金华 322118)

摘 要:陶瓷基片的缺陷严重影响电子器件的性能,为提高缺陷检测的准确性,基于超声显微镜扫描的陶瓷基片检测方法,提出了一种改进 YOLOv5 的神经网络算法。根据超声检测具有穿透性的优点,增加一条新的主干网络综合陶瓷基片表面与内部的回波信息,同时使用极化注意力机制进行特征融合提高检测的精确度,并融合了轻量化网络减少参数量。进行了超声显微镜扫描陶瓷基片实验分析缺陷特征并制作数据集,在此数据集上,FusionPol-YOLOv5 模型对 9 种缺陷检测的精确率达到 88.3%,平均精度均值(mAP)mAP@0.5 达到 91.7%,可以极大减少陶瓷基片检测的人力物力损耗和成本。

关键词:缺陷识别;超声检测;注意力机制;特征融合

中图分类号: TP391.41;TN04 **文献标识码:**A **国家标准学科分类代码:** 520.2060

Defect identification on ceramic substrates based on improved YOLOv5

Wang Pengfei¹ Li Haiyang² Liao Jianbiao² Lin Xiao³

(1. College of Information and Communication Engineer, North University of China, Taiyuan 030051, China;

2. Shanghai Acoustics Laboratory, Chinese Academy of Sciences, Shanghai 201815, China;

3. Zhejiang Xinna Material Technology Co., Ltd., Jinhua 322118, China)

Abstract: The defects of ceramic substrates have a significant impact on the performance of electronic devices. To enhance the accuracy of defect detection, in this paper, based on the detection method of ceramic substrates by ultrasonic microscopy scanning, an improved neural network algorithm of YOLOv5 is proposed. Taking advantage of the penetrability of ultrasonic detection, a new backbone network is added to comprehensively integrate the echo information from both the surface and interior of the ceramic substrates. Meanwhile, a polarization attention mechanism is employed for feature fusion to improve the detection precision, and a lightweight network is integrated to reduce the number of parameters. Experiments of ultrasonic microscopy scanning on ceramic substrates were carried out to analyze the defect characteristics and create a dataset. On this dataset, the FusionPol-YOLOv5 model proposed in this paper achieves a precision of 88.3% for the detection of 9 types of defects, with an mAP@0.5 of 91.7%. It can significantly reduce the human and material resources consumption and costs in the detection of ceramic substrates.

Keywords: defect identification; ultrasonic detection; attention mechanism; feature fusion

0 引 言

陶瓷基片作为电子制造领域中重要的材料,具有强度高、绝缘性好、导热和耐热性能优异、热膨胀系数小、化学稳定性强等优点^[1],广泛应用于高精度和高可靠性的电子设备中。然而,在陶瓷基片的生产过程中,由于原材料、制

造工艺及设备的限制,基片可能会产生多种缺陷,如明气孔、暗气孔、麻点、红斑、横条、缺角、粘膜、沙砾和厚度不均等。这些缺陷不仅会影响陶瓷基片的外观,还会导致电子元件的性能下降,严重时甚至影响设备的正常运作或缩短其使用寿命。因此,如何快速、准确地检测出陶瓷基片中的缺陷是确保产品质量和提高生产效率的关键环节。

收稿日期:2024-10-15

^{*} 基金项目:山西省基础研究计划(202203021221099)、国家重点研发计划(2023YFF0720904)项目资助

陶瓷基片检测最常见的方法是通过光源照射与人工目检来识别缺陷^[2-3]。然而,人工目检不仅费时费力,而且容易受到操作员的经验和主观意识的影响,检测结果的稳定性和精度难以保证。随着自动化检测技术的发展,超声扫描显微镜结合C扫描技术已被广泛应用于陶瓷基片的检测中。该技术通过检测超声波在材料内部的反射情况来发现内部缺陷,实现高精度的内部结构成像。超声C扫描图像受限于深度信息的模糊和某些缺陷的表现相似,导致部分缺陷难以精确识别^[4]。因此,进一步提升检测精度和自动化水平成为当前研究的重点。

随着计算机性能的提升,基于深度学习的目标检测方法在缺陷检测领域取得了显著进展^[5-8]。深度学习方法能够自动提取和学习特征,适用于多种复杂场景中的目标检测问题。在目标检测领域,经典的检测算法包括 Faster R-CNN 和 YOLO 系列^[9-12]。其中,Faster R-CNN 在检测精度方面表现优异,但其检测速度较慢,难以满足实时检测的需求。YOLO 系列模型尤其是 YOLOv5 则以其速度快、精度高的特点被广泛应用于工业检测场景中^[13-15]。然而,现有的检测算法在复杂背景情况下存在检测精度不足,针对单模态目标检测的局限性,通过引入其他模态的图像补全信息,Zhang 等^[16]基于 MDNet 提出了一种双路对称的特征提取网络,对两个模态信息进行特征提取,并级联两个模态信息进行跟踪。Cheng 等^[17]针对红外与可见光图像建立自适应双模态融合网络模型,在复杂环境下也能有较好的鲁棒性;同时注意力机制的引入为目标检测中的精度提升提供了新的途径。通过让网络动态关注输入图像中的重要区域,有效过滤复杂背景中的无关信息,鞠默然等^[18]将基于注意力机制的特征融合算法与 YOLO 算法相结合,大大提高了检测的准确性。然而注意力机制往往需要大量的硬件资源,检测精度和速度之间需要进一步平衡。

针对陶瓷基片超声C扫描缺陷类型多,识别难度高、检测效率低下等问题,本文使用超声显微镜扫描9种缺陷的陶瓷基片,并选择YOLOv5算法为基础框架,提出一种用于检测陶瓷基片超声C扫描图像的算法——FusionPol-YOLOv5,该算法通过在特征层面融合陶瓷基片表面回波信息与内部C扫描信息,提高缺陷的检测精度,同时,引入极化自注意力模块,关注输入数据中的相关特征,提高检测和分类目标的能力,针对双模态融合网络复杂、计算量大的问题,融合ghost模块,将C3改进为轻量化的C3ghost,降低模型的参数量和计算量,提高检测精度和准确度。实现高效准确的陶瓷基片缺陷检测。

1 超声显微镜扫描

超声显微镜是一种利用高频超声波对样品材料表层及内部结构进行无损显微成像的技术,主要分为反射扫描式和投射扫描式,本文使用的反射式扫描超声显微镜利用聚焦声波投射到涂层表面或穿透到内部,在样品界面或内

部声特性不连续处产生反射,反射波被压电晶片接收并转换为电信号。回波信号经限幅、放大电路放大后送转为数字信号,然后进行数字处理从而获取涂层表面、亚表面及内部结构信息。通过调节超声显微镜的聚焦深度,可得到不同深度下缺陷的成像图。声波内部聚焦和在样品处反射示意图如图1和2所示。

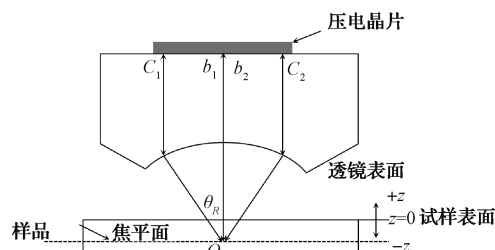


图1 声波内部聚焦示意图

Fig. 1 Schematic diagram of internal focusing of acoustic waves

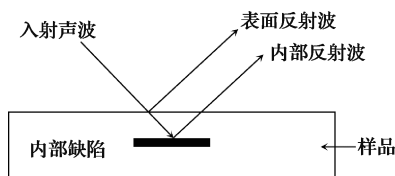


图2 声波在样品处反射示意图

Fig. 2 Diagram of reflection of sound wave at sample

图2中,入射信号到达表面,一部分声波被反射回来,产生表面回波,剩下的声波继续沿样品传播直到在内部的不连续处产生第2次回波。

本文用到的陶瓷基板由浙江新纳材料科技股份有限公司提供,部分陶瓷基片实物如图3所示,使用中国科学院声学研究所自研的超声显微镜,探头为标称100 MHz的高频探头,垂直于陶瓷基片,以水作为超声耦合剂进行扫描,扫描分辨率为80 μm 。

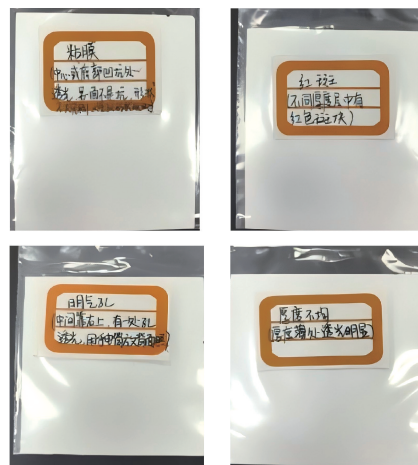


图3 部分陶瓷基片实物

Fig. 3 Part of the ceramic substrate physical picture

超声探头接收扫描时声束垂直入射到样品表面得到的时域波形如图4所示,图4(a)是气孔缺陷处的A扫信号,位置A处为表面反射波,位置C处为底面反射波,受到内部缺陷的影响,位置B处产生内部反射波。图4(b)是无缺陷情况下的时域波形,表面反射波和底面反射波之间无明显反射波。通过设置闸门在所有扫

描点的时域信号中截取数据,并选择最大值作为该点的成像数值进行C扫成像,部分检测结果如图5所示。从C扫图像中可以比较清晰观察到陶瓷基片内部缺陷的形态、大小等结构特征,但是缺陷结构相似时难以分辨,需要采用神经网络智能识别算法进一步的快速而准确的识别缺陷。

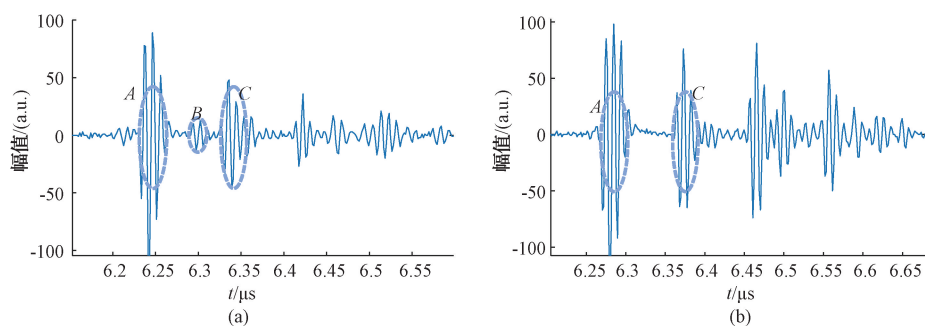


图4 接收信号时域图

Fig. 4 Time domain diagram of received signal

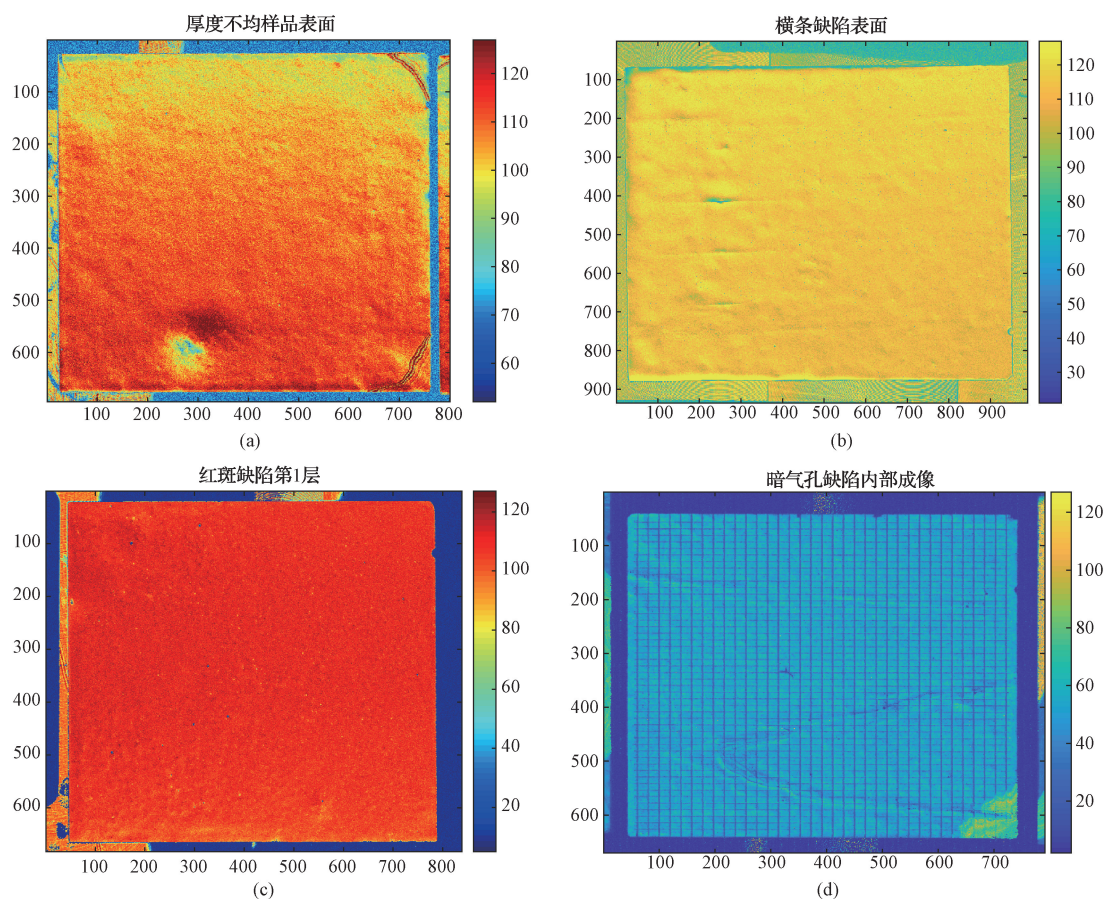


图5 陶瓷基片C扫图像

Fig. 5 C-scan image of ceramic substrate

2 网络模型改进设计

YOLOv5 算法以其快速、易部署等优点,广泛应用于诸多领域的目标检测、目标分割等方面,主要由 4 个部分组成,分别为输入端(input)、主干网络(backbone)、特征融合网络(neck)和检测头(head),基本结构如图 6 所示,Input 端完成图像输入、Mosaic 数据增强、自适应锚框计算和自适应缩放功能。Backbone 通过深层次的卷积操作完成特征提取的功能,主要由 Conv 模块和 C3 模块组成,其中 C3 模块采用残差结构,包含多个 Bottleneck 模块,用于增加网络的深度,提高感受野和特征提取的能力。特征融合网络结合了自上而下的特征金字塔网络(FPN)结构和自下而上的路径聚合网络(PAN)结构,完成对图像的多尺度融合,提高对不同尺寸目标的检测能力。最后由 Head 部分包含一些卷积、池化、全连接层,对提取到的特征图进行多尺度的目标检测。

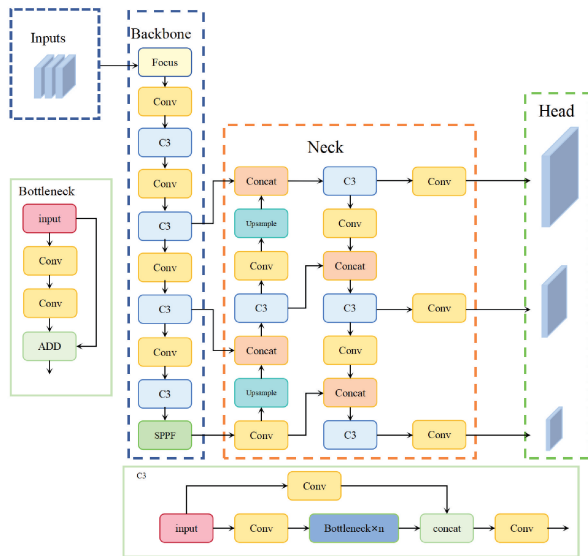


图 6 YOLOv5s 网络结构

Fig. 6 Network structure of YOLOv5s

由于陶瓷基片部分缺陷缺乏纹理信息和形状信息,影响缺陷检测的精度,为提高对缺陷的检测性能,本文在 YOLOv5 网络基础上提出一种新的检测网络模型,首先在 Backbone 部分增加一个分支,构成特征集融合的双模态目标检测网络,有效利用陶瓷基片的表面回波和内部回波信息;其次在 SPPF(spatial pyramid pooling-fast)层后引入极化自注意力机制(polarized self attention, PSA),实现高质量的像素级回归,增强特征表达能力;最后将网络模型中的 C3 模块替换为轻量化和 C3Ghost 模块,减少网络参数,提高检测速度。与原 YOLOv5 相比,改进之后的网络模型综合利用了陶瓷基片的超声回波信息,引入极化自注意力机制进行特征表达,提高了缺陷的检测精度,同时利用 Ghost 模块降低了网络参数和计算量,改进后的网

络模型如图 7 所示。

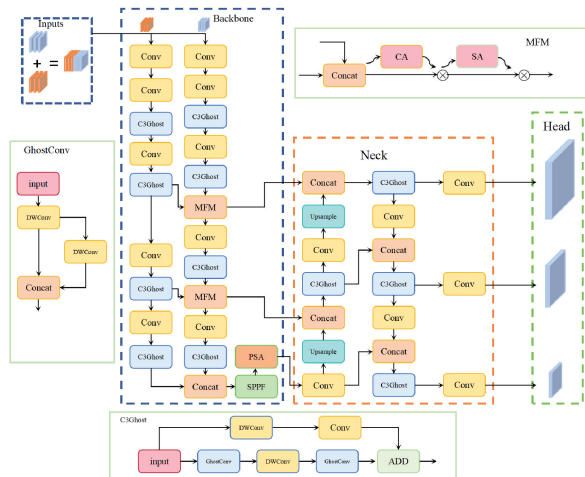


图 7 FusionPol-YOLOv5 结构

Fig. 7 Network structure of FusionPol-YOLOv5

2.1 双模态多尺度特征融合网络

在多模态目标检测领域中,数据融合策略至关重要,为了充分融合不同模态特征获取更全面的特征表示,本文提出了一种双 Backbone 架构,即在原有的 YOLOv5 基础上增加了一个额外的 Backbone 网络,用于提取陶瓷基片表面特征。通过这种双 Backbone 设计,模型能够更好地兼顾不同模态特征,从而增强对目标的精细定位和分类能力。在该双模特征融合网络中,两个 Backbone 网络的特征通过特定的融合策略进行整合,以充分利用不同分支网络提取的多模态特征信息,为确保融合过程中信息的完整性和有效性,首先进行特征拼接,即将来自两个 Backbone 网络的特征图在通道维度上进行拼接,通过这种方式,能够保持每个 Backbone 的特征独立性,同时为后续的卷积层提供更多的特征通道。在此基础上引入了卷积块注意力模块(convolutional block attention module, CBAM),CBAM 包含通道注意力机制和空间注意力机制,通道注意力机制为每个 Backbone 网络提取的特征赋予不同的加权系数,在不增加计算复杂度的情况下,融合同尺度特征,并保持信息的均衡(图 8);空间注意力机制能够自适应地为来自不同 Backbone 的特征赋予不同的权重,让网络根据当前的上下文信息动态调整各类特征的重要性(图 9)。这种融合方式保证原始特征多样性的前提下,进一步提升了目标检测任务中的特征表达能力。

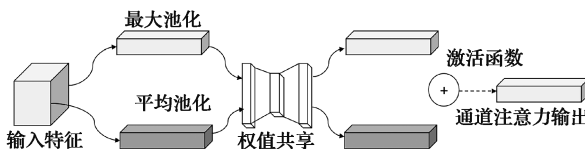


图 8 通道注意力机制模块

Fig. 8 The channel attention mechanism module

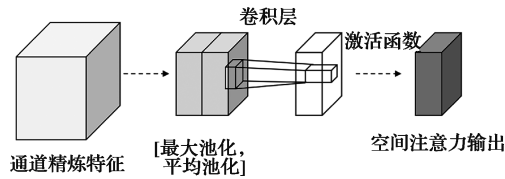


图9 空间注意力机制模块

Fig. 9 The spatial attention mechanism module

通道注意力机制如下:

$$M_c(F) = \sigma \left\{ \text{MLP}[\text{AvgPool}(F)] + \text{MLP}[\text{MaxPool}(F)] \right\} \quad (1)$$

空间注意力如下:

$$M_s(F) = \sigma \left\{ f^{7 \times 7}[\text{AvgPool}(F); \text{MaxPool}(F)] \right\} \quad (2)$$

2.2 极化自注意力

为进一步提升模型的检测性能,本文在模型中引入了PSA模块。该模块通过引入跨通道特征的极化机制和自注意力机制,更高效地捕捉全局上下文信息,优化特征表示。PSA结构如图10所示,首先,在PSA模块中,输入的特征图经过一次 1×1 的卷积操作,卷积后的特征图沿着通道维度被均匀划分为A和B两部分。为了减少计算量并确保网络高效运行,仅将A进一步送入由多头自注意力机制(multi-head self-attention, MHSA)和前馈网络(feed forward network, FFN)构成的处理模块中。自注意力机制通过计算输入特征之间的相关性,有效捕捉长距离依赖关系,提升对复杂背景下缺陷的理解能力。PSA模块首先通过MHSA提取A部分的全局上下文信息,接着通过FFN增强特征的非线性表达能力。在对A部分完成特征处理后,A和B部分的特征将通过另一个 1×1 的

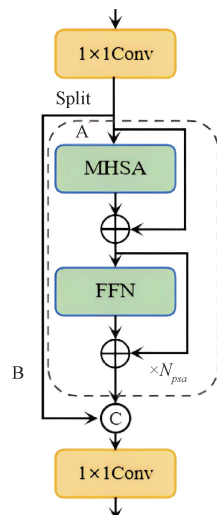


图10 极化自注意力机制模块

Fig. 10 The polarized self-attention mechanism module

卷积层进行融合,生成新的特征表示。由于只处理了A部分特征,MHSA部分的计算量大大降低,同时融合了更多通道信息,进一步提升了模型的表示能力和检测效果。

MHSA一种能够学习序列中各个元素之间关系的机制,对序列中的每个元素进行线性变换,得到查询(Q)、键(K)和值(V)3个向量,根据Q与K之间的相关性对V的注意力权重进行重新分配,生成输出结果,如图11所示,MHSA的输出为:

$$\text{MultiHead}(Q, K, V) = \text{Concat}(\text{head}_1, \text{head}_2, \dots, \text{head}_n) W^O \quad (3)$$

$$\text{head}_i = \text{Attention}(Q_i, K_i, V_i) \quad (4)$$

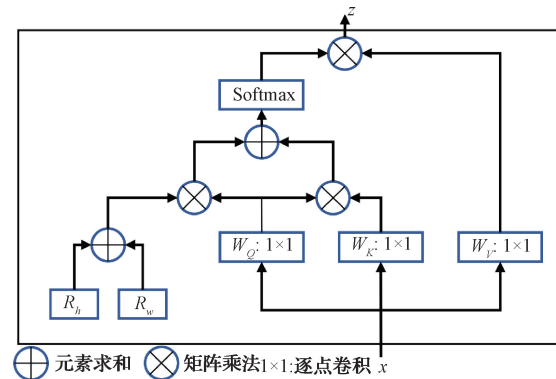


图11 MHSA模块

Fig. 11 The multi-head self-attention mechanism module

2.3 轻量化网络 C3Ghost

C3模块作为YOLOv5中的关键组件之一,主要用于增强特征提取能力,并通过引入残差连接来确保梯度的有效传播和模型的稳定性。本文通过将C3Ghost模块替代YOLOv5中的C3模块,以提高模型的计算效率。

Ghost模块首先通过 1×1 卷积聚合通道间的信息特征,将通道数量减少 $1/2$,在得到的特征图基础上,再通过一个特殊的Conv层产生Ghost特征图,这个特殊的Conv层仅包含卷积操作,不包含批归一化和非线性激活组合,最后将两组特征图拼接到一起,输出特征图的数量和Conv的相同,降低计算成本的同时最大程度上保全了特征信息。Ghost模块如图12所示。

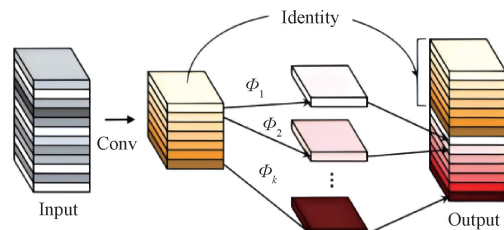


图12 Ghost模块

Fig. 12 The Ghost module

假设输入图片大小为 $c \times h \times w$,经过一次卷积后输出大小为 $c \times h' \times w'$,常规卷积核和线性卷积核的大小分

别为 k 和 d , 变换数量为 s , 且 s 远小于 c , 替换卷积模块后理论加速比推算如下:

$$r_s = \frac{n \cdot h' \cdot w' \cdot c \cdot k \cdot k}{\frac{n}{s} \cdot h' \cdot w' \cdot c \cdot k \cdot k + (s-1) \cdot \frac{n}{s} \cdot h' \cdot w' \cdot c \cdot d \cdot d} = \frac{c \cdot k \cdot k}{\frac{1}{s} \cdot c \cdot k \cdot k + \frac{s-1}{s} \cdot d \cdot d} \approx \frac{s \cdot c}{s+c-1} \approx s \quad (5)$$

其参数压缩比为:

$$r_s = \frac{n \cdot c \cdot k \cdot k}{\frac{n}{s} \cdot c \cdot k \cdot k + (s-1) \cdot \frac{n}{s} \cdot c \cdot d \cdot d} \approx \frac{s \cdot c}{s+c-1} \approx s \quad (6)$$

由式(5)和(6)可以得出,线性卷积转换的特征图越多,网络加速和参数压缩效果越好,但是过多的非线性变换会降低模型的拟合能力,因此,本文选择将原特征图 1/2 数量转换为 Ghost 特征。在 C3Ghost 模块中,Bottleneck 部分被替换为轻量化的 GhostBottleneck,如图 13 所示。

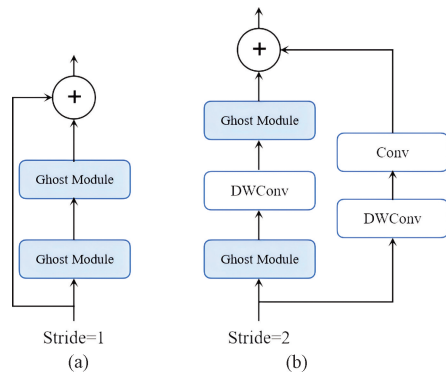


图 13 Ghost Bottleneck 模块

Fig. 13 Ghost Bottleneck module

3 实验与结果分析

3.1 数据集

本文使用超声显微镜扫描陶瓷基板,通过设置闸门生成不同深度的 C 扫描图像构建数据集,由图 4 可知,超声波在陶瓷片内部往返的传播时间大约为 $0.1 \mu s$,脉冲信号宽度为 $40 ns$;闸门的时间窗口宽度设为 $40 ns$,由于 C 扫成像方式为幅度成像,为避免缺陷信息被覆盖,闸门移动时间步长设置为 $20 ns$,采集表面到底面之间多个深度的 C 扫图像。为降低训练过程中的计算资源,最后将得到的图像裁剪为 128×128 大小并筛选出包含缺陷的图像,结合光学观察和超声 C 扫描数据分析缺陷位置和种类,并基于 Labeling 工具开展数据集标注工作,分别构建深层超声数据集及其对应的表面形态数据集,两种数据集共用一个标签,组合成双模数据集,最后得到 9 种缺陷共计 502 组深层及其对应表面的图像,如表 1 所示。

表 1 数据集缺陷分布情况

Table 1 Distribution of defects in the dataset

缺陷类别	数量	标签
厚度不均	27	unenThick
横条	56	strip
黏膜	50	mucosa
麻点	30	pitting
明气孔	59	surfacePorosity
暗气孔	37	hiddenHole
红斑	132	redpots
缺角	56	broken
砂块	55	sandLump

为保正训练的准确性,结合陶瓷基板超声 C 扫描图像的特点,采用图像旋转、镜像翻转、噪声添加以及马赛克数据增强,结合单个图像的多种变换,增加数据集大小,平衡个缺陷数量。双模数据集的数量达到 1 200 组,按照 8 : 2 的比例划分为训练集和测试集。

3.2 实验环境配置

本文实验环境的配置为操作系统:Windows10;CPU: Intel(R) Core(TM) i9-10850K;GPU:NVIDIA RTX2080Ti;显存:12 G;深度学习框架:PyTorch1.7.0、Cuda11.0。

实验评价标准采用精确率 (precision)、召回率 (recall)、平均精度 (average-precision, AP)、多类别平均精度均值 (mean average precision, mAP)、千兆浮点运算次数 (GFLOPs) 作为客观评价标准。实验详细设备环境参数以及实验参数如表 2 所示。Precision 和 Recall 计算公式如下:

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \times 100\% \quad (7)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \times 100\% \quad (8)$$

式中:TP 标签值为 True,模型预测为 Positive;FN 标签值为 False,模型预测为 Negative;FP 标签值为 False,模型预测为 Positive;TN 标签值为 True,模型预测为 Negative。

表 2 消融实验结果对比

Table 2 Comparison of results of ablation experiments

模型配置	mAP /%	浮点数 /GFLOPs	Params /($\times 10^6$)
YOLOv5s	83.4	16.5	7.2
YOLOv5s+dual	87.9	23.4	13.1
YOLOv5s+dual+PSA	88.7	23.5	13.2
YOLOv5s+dual+PSA+C3Ghost	88.4	15.9	6.8

AP 是根据每个类别的真实标签和预测概率进行计算,其对应 Precision 和 Recall 的值作所形成的区域称为 AP;mAP 则是将所有类别的 AP 值取平均,其取值范围为 $[0,1]$,以上两个指标数值越高则该算法检测性能越好。

3.3 实验结果分析

1) 消融实验

为了验证本文提出的双模态特征融合(dual)、PSA 以及 C3Ghost 模块对模型性能的贡献,设计了消融实验。通过分别去除或替换这些模块,比较各个模型的性能,分析每个模块对最终缺陷检测性能的影响。

通过消融实验结果可知,双模态特征融合、PSA 和 C3Ghost 模块分别对模型性能和复杂度产生了不同的影响。基础模型 YOLOv5s 的 mAP 为 83.4%,引入双模态特征融合后,mAP 提升至 87.9%,证明融合表面和内部

回波信息提取特征能有效提高模型对缺陷的检测能力。结合 PSA 机制后,mAP 进一步提升至 88.7%,证明 PSA 能够增强模型对复杂缺陷的表达能力。虽然加入 C3Ghost 模块后 mAP 略微下降至 88.4%,但模型的计算复杂度显著降低,参数量从 13.2×10^6 减少至 6.8×10^6 ,浮点数从 23.5 GFLOPs 下降到 15.9 GFLOPs。这表明 C3Ghost 模块有效减少了计算开销,在不明显牺牲精度的情况下大幅提升了模型的推理效率,使得最终的改进模型能够在保证高精度的同时实现轻量化和高效的缺陷检测。

2) 对比实验

为了验证提出的改进模型在陶瓷基片缺陷检测中的有效性,本文进行了与经典目标检测算法(Faster RCNN)和其他先进目标检测算法(YOLOv5、YOLOv8、IDD-YOLOv5^[19]、HIC-YOLOv5^[20])的对比实验,实验结果如表 3 所示。

表 3 对比实验

Table 3 Comparative test results

模型	Precision/%	Recall/%	mAP@0.5/%	mAP@0.5 : 0.95/%	推理时间/ms
FusionPol-YOLO	88.3	88.6	91.7	62.5	23.7
YOLOv5s	83.4	82.3	88.5	57.8	22.4
YOLOv8	85.8	86.9	88.1	61.2	21.5
Faster R-CNN	85.2	85.1	87.0	59.2	124.5
IDD-YOLOv5	87.3	87.6	90.6	49.8	22.6
HIC-YOLOv5	72.3	92.3	87.2	47.6	24.3

由表 3 可知,本文提出的 FusionPol-YOLO 模型的在精度提升显著,表明改进设计有效减少了误报率,召回率仅次于 HIC-YOLOv5,整体来看本文改进的网络模型平均性能更加优异,尤其在 mAP@0.5 和 mAP@0.5 : 0.95 上均有显著提升。在推理时间相比 YOLOv5 略有增加,实现了性能与速度的平衡。

3) 不同缺陷类型的检测结果

9 种缺陷 mAP@0.5 结果对比如表 4 所示,可以看出,本文改进的 FusionPol-YOLO 模型在所有缺陷类别的

表 4 9 种缺陷 mAP@0.5 对比

Table 4 Comparison of mAP@0.5 for 9 defects (%)

缺陷类别	FusionPol-YOLO	YOLOv5s	YOLOv8	Faster R-CNN
厚度不均	97.8	99.0	98.2	96.8
横条	98.9	96.4	96.8	94.5
黏膜	89.1	86.6	87.0	84.9
麻点	85.9	73.1	81.4	75.8
明气孔	72.1	74.7	76.2	72.9
暗气孔	92.6	92	91.7	89.6
红斑	97.9	93.3	94.1	90.2
缺角	99.5	99.5	99.4	97.7
沙块	89.9	79.1	85.0	8.5

检测中综合表现最佳,“砂块”“红斑”“暗气孔”和“麻点”等对陶瓷基片表面可能产生重要影响的缺陷类型上表现尤为突出,混淆矩阵如图 14 所示。混淆矩阵所列的缺陷标签与表 1 中缺陷一一对应。FusionPol-YOLO 与 YOLOv5s 在“砂块”“红斑”“暗气孔”和“麻点”缺陷识别效果对比如图 15 所示,图 15A~D 依次为暗气孔、砂块、红

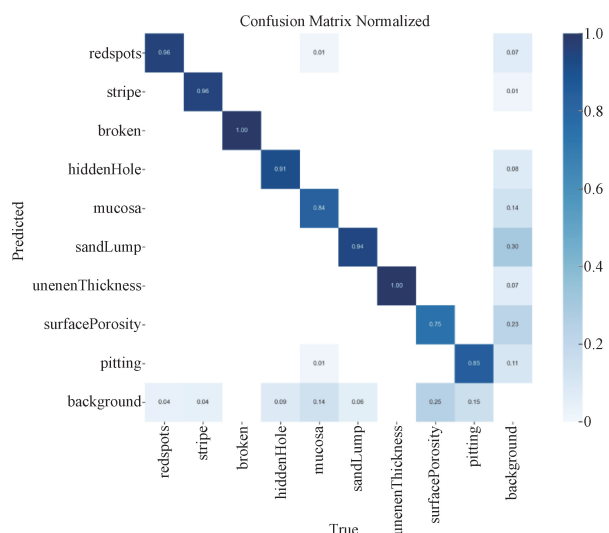


图 14 混淆矩阵

Fig. 14 Confusion matrix

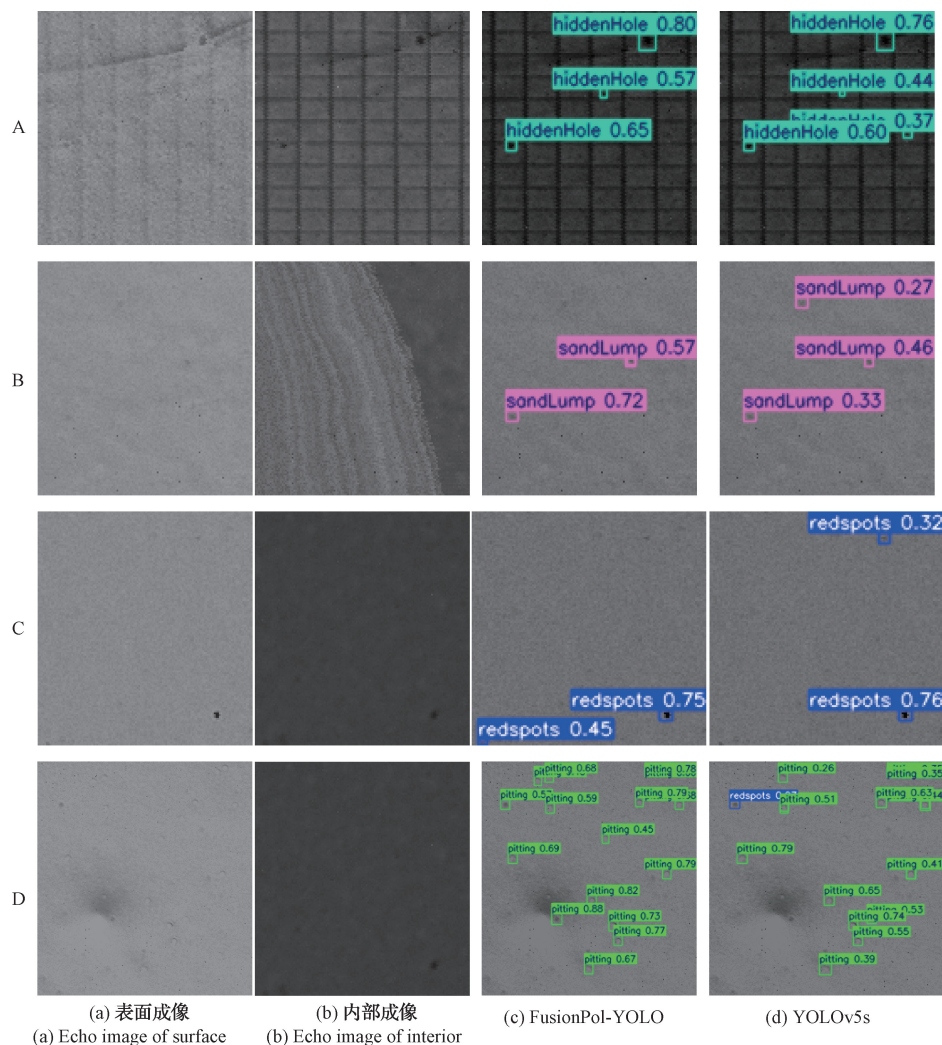


图 15 可视化检测结果

Fig. 15 Visualizing the detection result

斑、麻点缺陷,可以看出 YOLOv5s 对一些细小缺陷存在误检漏检情况,而本文提出的新模型在进行了优化,实验表明,通过引入双模态特征融合网络和极化自注意力机制,模型在处理复杂背景和细微缺陷方面显著增强了其检测能力。这些改进有效提升了对多样化和微小缺陷的识别精度,使得 FusionPol-YOLO 在实际应用中具有更高的可靠性和准确性。

4 结 论

本文提出了一种改进的 FusionPol-YOLOv5 模型,旨在解决陶瓷基片超声 C 扫描图像中缺陷类型多样、识别难度高和检测效率低等问题。实验结果表明, FusionPol-YOLOv5 模型通过特征级融合有效提高了缺陷检测精度。引入的极化自注意力模块增强了对输入数据中相关特征的关注,提高了检测和分类目标的能力。此外,为解决双模态融合网络的计算复杂度问题,本文将 C3 模块改进为轻量化的 C3ghost 模块,从而降低了模型的参数量和

计算复杂度,提高了检测精度和效率。对比实验结果显示, FusionPol-YOLOv5 在陶瓷基片缺陷检测中的准确率优于传统 YOLOv5 模型,验证了极化自注意力模块和 C3ghost 模块在提高检测精度和效率方面的有效性。本文提出的 FusionPol-YOLOv5 模型对 9 种缺陷识别的 mAP@0.5 达到 91.7%,取得了比较好的检测效果。

参 考 文 献

- [1] 周济,李龙土,熊小雨.我国电子陶瓷技术发展的战略思考[J].中国工程科学,2020,22(5):20-27.
ZHOU J, LI L T, XIONG X Y. Strategic thinking on the development of electronic ceramic technology in China[J]. Strategic Study of CAE, 2020, 22(5): 20-27.
- [2] CHEN C, HUANG C, YEH C. A hybrid defect detection for in-tray semiconductor chip [J]. The

- International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2013(65): 43-56.
- [3] 刘士伟. 基于 OpenCV 的陶瓷基片视觉检测技术研究[D]. 杭州: 杭州电子科技大学, 2019.
LIU SH W. Research on visual inspection technology of ceramic substrate based on OpenCV [D]. Hangzhou: Hangzhou Dianzi University, 2019.
- [4] 罗湧. 无损检测技术在陶瓷材料检测中的应用[J]. 广东建材, 2024, 40(1): 48-49.
LUO Y. Application of nondestructive testing technology in ceramic materials testing [J]. Guangdong Building Materials, 2024, 40(1): 48-49.
- [5] KRIZHEVSKY A, ILYA S, GEOFFREY E. Imagenet classification with deep convolutional neural networks[J]. Communications of the ACM, 2017, 60(6): 84-90.
- [6] 邹磊, 冯治国, 梁鹏翔, 等. 基于 U-Net 的启闭机钢丝绳缺陷定位方法研究[J]. 国外电子测量技术, 2024, 43(9): 155-160.
ZOU L, FENG ZH G, LIANG P, et al. Research on steel wire rope breakage fault localization based on U-Net[J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2024, 43(9): 155-160.
- [7] 李大华, 徐傲, 王笋, 等. 基于改进 YOLOv5 的印刷电路板缺陷检测[J]. 电子测量技术, 2023, 46(23): 112-119.
LI D H, XU AO, WANG S, et al. Printed circuit board defect detection based on improved YOLOv5 [J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(23): 112-119.
- [8] GIRSHICK R, DONAHUE J, DARRELL T, et al. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2014: 580-587.
- [9] REN S, HE K, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: Towards real-time object detection with region proposal networks[C]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2016: 1137-1149.
- [10] HAN X, CHANG J, WANG J, et al. You only look once: Unified, real-time object detection[J]. Procedia Computer Science, 2021, 183(1): 61-72.
- [11] YU J, ZHANG W. Face mask wearing detection algorithm based on improved YOLOv4[J]. Sensors, 2021, 21(9): 3263.
- [12] GUI H, SU T, JIANG X, et al. FS-YOLOv9: A frequency and spatial feature-based YOLOv9 for real-time breast cancer detection[J]. Academic Radiology, 2024, DOI: 10.1016/j.acra.2024.09.048.
- [13] 李和平, 陈中举, 许浩然, 等. 改进 YOLO 的钢材表面缺陷检测算法[J]. 现代电子技术, 2024, 47(13): 7-14.
LI H P, CHEN ZH J, XU H R, et al. R. Improved YOLO steel surface defect detection algorithm[J]. Modern Electronics Technique, 2024, 47(13): 7-14.
- [14] GUO Z, WANG C, YANG G, et al. Msft-YOLO: Improved YOLOv5 based on transformer for detecting defects of steel surface[J]. Sensors, 2022, 22(9): 3467.
- [15] WANG T, SU J, XU C, et al. An intelligent method for detecting surface defects in aluminium profiles based on the improved YOLOv5 algorithm [J]. Electronics, 2022, 11(15): 2304.
- [16] ZHANG Z, XIE Y, XING F, et al. Mdnet: A semantically and visually interpretable medical image diagnosis network [C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017: 6428-6436.
- [17] CHENG X, GENG K, WANG Z, et al. SLBAF-Net: Super-lightweight bimodal adaptive fusion network for UAV detection in low recognition environment[C]. Multimedia Tools and Applications, 2023: 47773-47792.
- [18] 鞠默然, 罗江宁, 王仲博, 等. 融合注意力机制的多尺度目标检测算法[J]. 光学学报, 2020, 40(13): 132-140.
JU M R, LUO J N, WANG ZH B, et al. Multi-scale target detection algorithm based on attention mechanism[J]. Acta Optica Sinica, 2020, 40(13): 132-140.
- [19] LU Y, LI D, GAO Q, et al. IDD-YOLOv5: A lightweight insulator defect real-time detection algorithm[C]. 2024 IEEE International Conference on Mechatronics and Automation (ICMA). IEEE, 2024: 491-495.
- [20] TANG S, ZHANG S, FANG Y. HIC-YOLOv5: Improved YOLOv5 for small object detection[C]. 2024 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). IEEE, 2024: 6614-6619.

作者简介

王鹏飞, 硕士研究生, 主要研究方向为深度学习检测技术, 超声检测技术。

E-mail: pengfei_wang_life@163. com

李海洋(通信作者),副研究员,主要研究方向为激光超声检测技术、柱面阵列超声成像方法以及非线性检测声学系统领域中新型理论的设计、大型模型的仿真计算及高复杂系统开发。

E-mail: climb_021@163. com

廖健标,助理工程师,主要研究方向为高性能低延迟系统以及深度学习。

E-mail: liaojb1231@126. com

林骁,副高级工程师,主要研究方向为氧化铝陶瓷基板研制开发。

E-mail: linxiao050994@sina. com