

基于计算机视觉红外热波板材内部孔洞检测方法

李铁军¹ 葛新强^{1,2}

LI Tiejun GE Xinqiang

摘要

针对板材内部缺陷无损检测精度不足,检测模型计算量大问题,文章提出了一种基于红外热波和深度学习相结合的检测方法。首先将YOLOv5s模型作为基础网络结构,引入轻量化网络GhostNetv2替换原CSPDarknet主干网络,减少模型参数量和计算资源需求让网络更加轻量化。其次,引入ECA高效通道注意力机制,在保持网络轻量化的同时增强网络对孔洞缺陷区域的关注度,以便更加充分地提取孔洞缺陷特征。最后,将CIoU损失函数替换成Focal-EIoU损失函数,通过优化边界框的位置和大小,从而提高孔洞缺陷识别的鲁棒性和收敛速度。经验证,改进后的YOLOv5s模型,在红外条件下识别孔洞缺陷相比于原始模型,平均精度均值(mAP)提升2.1%,模型参数量降低28.5%,检测速度达到51.42帧/s,可以满足日常板材生产线的缺陷检测需求。

关键词

红外无损检测;深度学习;YOLOv5;缺陷识别;盲孔检测

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2025.03.007

0 引言

板材因其多样性和特殊功能性等优点,成为许多行业不可或缺的材料,被广泛应用于汽车工业、机械制造、航空航天等领域^[1]。但板材在生产过程中容易产生内部孔洞缺陷,进而影响板材的使用时长、力学性能和使用安全性,因此对板材内部孔洞缺陷的无损检测是生产中至关重要的。红外热像仪因其具有非接触性^[2],检测结果直观可视化、高灵敏度与分辨率等诸多应用优势,被广泛应用于材料的无损检测中。随着深度学习的快速发展,国内外学者运用深度学习对材料缺陷检测进行了深入研究,Chen等人^[3]提出了一种基于深度学习图像的化学复合材料圆孔检测技术,利用深度学习图像识别技术与传统圆孔检测相结合,但仅适用于可视孔洞,未涵盖盲孔检测。李铁军等人^[4]提出了一种基于主动红外热激励的板材内部孔洞的检测方法,使用YOLOv5网络对板材内部孔洞的红外检测图片进行训练和检测,从而检测出孔洞位置,但该方法对计算资源要求高。徐振业等人^[5]采用有限元技术建立孔洞缺陷仿真模型,但该方法对于适用范围有限,不能满足工业生产的检测需求。

因此,本文提出一种基于计算机视觉的板材内部孔洞检测方法,用于板材内部缺陷的无损检测。本方法是基于YOLOv5s网络,引入GhostNetv2轻量化主干网络和ECA高

效通道注意力机制,减少模型参数量提高检测精度,同时引进EIoU-Focal损失函数,提高模型整体的检测速度。

1 YOLOv5 目标检测算法

本文将YOLOv5卷积神经网络作为基础网络模型(图1为YOLOv5网络结构图),YOLOv5是一种高性能单阶段目标检测算法,其主要由输入端、骨干网络(Backbone)、颈部网络(Neck)和输出端组成。输入端由3个不同的输出层构成,分别用于识别尺度大小不同的检测对象;骨干网络由CSPDarknet网络构成,其具有较强的特征提取能力和计算效率,但其模型参数量较大;Neck网络用于可以融合不同特征图层的的信息,实现浅层图形特征和深层语义特征的融合。相较于传统的Fast R-CNN、Mask R-CNN等双阶段目标检测算法^[6],YOLOv5目标识别算法将检测和分类两个阶段融合在一起,具有较好推理速度和检测性能。

2 YOLOv5s 模型改进

2.1 GhostNetv2 轻量化网络结构

本文在YOLOv5算法网络结构的基础上对原始网络结构进行改进,从而获得更优检测效果。其中引入轻量化网络GhostNetv2替换原CSPDarknet主干网络,在减少模型参数量的同时,解决了模型在检测精度和速度上的主要问题。GhostNetv2^[7]是一种轻量级高效的卷积神经网络架构,由GhostNet卷积神经网络和解耦全连接注意力机制(DFC)组成,其中,Ghost Module模块通过分组卷积和低成本的线性变换

1. 沈阳化工大学装备可靠性研究所 辽宁沈阳 110142

2. 沈阳化工大学材料科学与工程学院 辽宁沈阳 110142

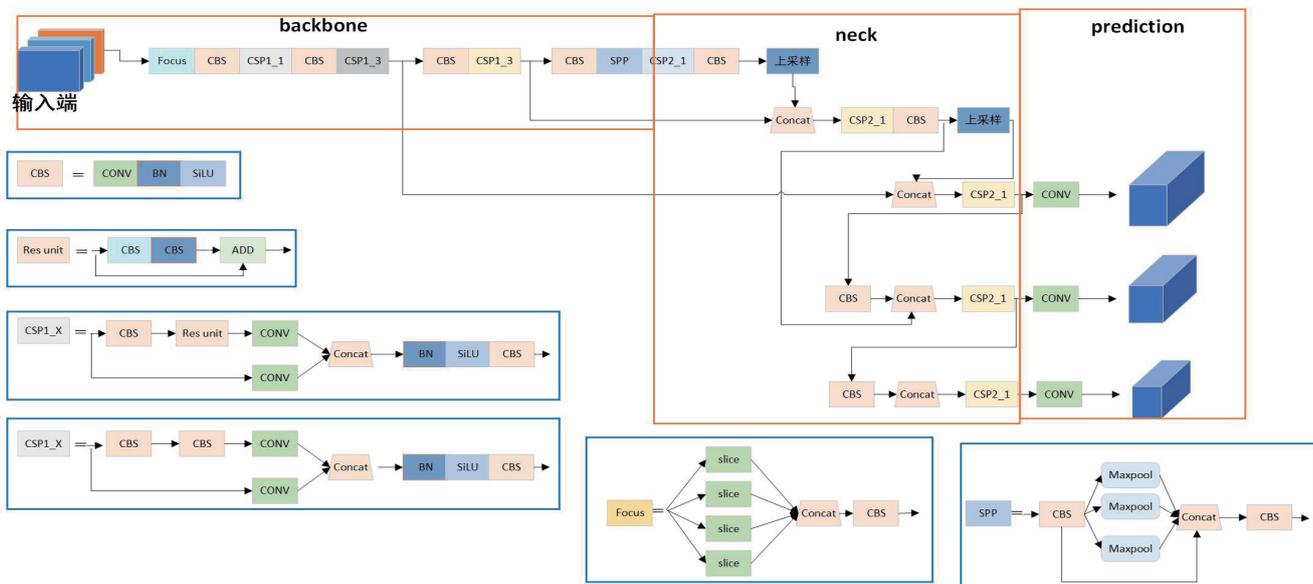


图 1 YOLOv5 网络结构图

来减少计算量，并通过低成本操作生成更多的特征映射来取代原有卷积，保持较高特征表达能力。Ghost 模块将输入特征 $X \in \mathbf{R}^{H \times W \times C}$ (H, W, C 分别为特征图的高度、宽度和通道数)，并且其将模块输出通道分成两部分进行操作。

(1) 第一部分：主要进行常规的卷积操作，严格控制输出特征图的数量，旨在避免计算量过大，同时确保提取到有效的特征信息。表达式为：

$$Y' = X * F_{1 \times 1} \quad (1)$$

式中：* 代表卷积操作； $F_{1 \times 1}$ 代表 point-wise 卷积； $Y' \in \mathbf{R}^{H \times W \times C_{out}}$ 代表部分输出特征。

(2) 第二部分：Ghost 模块主要通过简单的线性变换生成特征图的廉价副本，以减少计算量。这些操作生成的特征图与常规卷积生成的特征图进行 Concat 操作，共同构成最终的输出。这种方法旨在用更少的计算资源获得丰富的特征表示，其表达式为：

$$Y = \text{Concat}([Y', Y' * F_{dp}]) \quad (2)$$

式中：* 代表卷积操作； F_{dp} 代表 depth-wise 卷积； $Y \in \mathbf{R}^{H \times W \times C_{out}}$ 代表最终输出的特征。

GhostNetv2 在 GhostNetV1 基础上引入 DFC 解耦全连接注意力机制，用来捕捉空间上水平和垂直方向上的长距离像素依赖关系。此外，GhostNetv2 采用两个倒残结构的 Ghost 模块，第 1 个 Ghost 模块与 DFC 注意力相乘，增强通道的特征，然后将增强后的特征输入第 2 个 Ghost 模块，特征图的通道维度被高效压缩减少冗余，增强模型的表达能力。通过 Ghost 模块通过减少冗余计算生成丰富的特征图，为 DFC 注意力提供了高质量的输入；同时 DFC 注意力机制通过捕捉全局信息并生成注意力图，增强了 Ghost

模块生成的特征表示；Ghost 模块与 DFC 注意力的结合使 GhostNetv2 卷积神经网络更加关注图像的缺陷特征，提高检测精度，同时减少检测时计算量。GhostNetv2 Bottleneck 结构如图 2 所示。

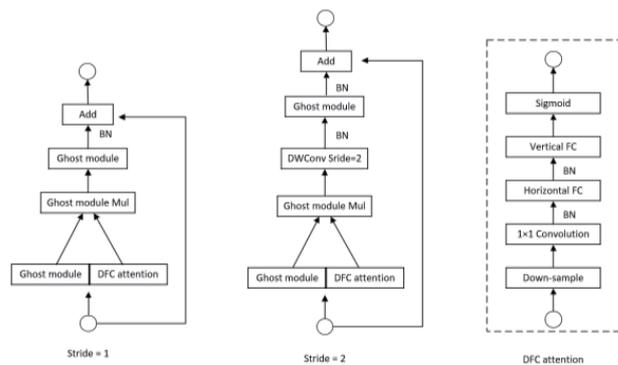


图 2 GhostNetv2 Bottleneck 结构图

2.2 ECA 注意力机制

通过使用 GhostNetv2 网络模块进行板材内部缺陷特征提取时，模型的参数量大大减少和计算速度显著提升，然而尽管 YOLOv5 模型在对于物体识别方面拥有良好检测精度，但在红外条件下，板材内部的孔洞缺陷呈现边缘特征不明显，缺陷部位对比度低和背景噪声的干扰等因素影响，其检测精度也会受到影响，为了提高检测精度，本文引用 ECA 注意力机制。

ECA 注意力机制是一种高效轻量级通道注意力模块^[8]，首先将输入的原始图像进行全局平均池化操作，用来降维特征图减少计算，将每个特征通道的数值取平均，生成一个通道数相同的向量，并保留通道间的全局信息；其次通过全连接层，提取通道的全局上下信息。再由 Sigmoid 激

活函数,对上一阶段进行非线性变换,产生通道注意力权重,并计算对应不同通道的概率。最后动态调整不同通道的响应,具有更高注意力权重的通道将得到更大响应,而具有较低权重的通道将受到抑制。ECA 高效通道注意力机制结构图如图 3 所示。

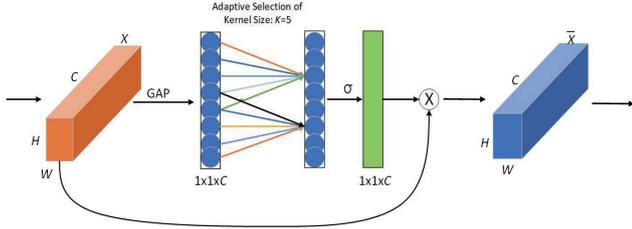


图 3 ECA 高效通道注意力机制模块结构图

其中通道维数和跨通道交互的正相关趋势,卷积内核大小 k 与通道维数 C 关系为:

$$k = \left\lceil \frac{\log_2(C)}{\gamma} + \frac{b}{\gamma} \right\rceil_{\text{odd}} \quad (3)$$

式中: k 表示卷积核大小; C 表示通道维度; γ 和 b 是常数,反应调整函数映射关系。其中, $\gamma = 2$ 、 $b = 1$; k 向上取整的最小奇数。

2.3 Focal-EIoU 损失函数

Focal-EIoU 损失函数是一种精确边界框回归的高效损失函数^[9],其包括 Focal 损失函数和 EIoU 损失函数。EIoU 损失函数是用于边界回归的损失函数,其注重关注空洞缺陷部分的重叠面积、中心点损失和宽高损失的几何因素,其具有更快的收敛速度和更准确的边框定位效果。EIoU 损失函数计算公式为:

$$L_{\text{EIoU}} = L_{\text{IoU}} + L_{\text{dis}} + L_{\text{asp}} \quad (4)$$

$$L_{\text{EIoU}} = 1 - \text{IoU} + \frac{\rho^2(b, b^{gt})}{l^2} + \frac{\rho^2(w, w^{gt})}{l_w^2} + \frac{\rho^2(h, h^{gt})}{l_h^2} \quad (5)$$

式中: L_{dis} 表示中心损失; L_{asp} 表示宽高损失; l_w 表示最小外接框的宽; l_h 表示最小外接框的高。

Focal 损失函数用于解决正负样本不平衡,高质量和低样本对于损失函数的贡献等问题,有助于模型更加关注高质量样本,提高检测的精确度。Focal-EIoU 损失函数计算公式为:

$$L_{\text{Focal-EIoU}} = \text{IoU}^\gamma L_{\text{EIoU}} \quad (6)$$

式中: γ 为异常值抑制程度的参数,一般取值为 0.5; L_{EIoU} 为 EIoU 损失函数。

3 实验结果分析

3.1 模型的评估指标

本文采用精确率 P 、召回率 R 、平均精度 mAP、参数量

parmes、帧率 FPS 作为评价指标。其中 mAP 反映模型检测效果的指标; parmes 评估模型轻量化重要指标; FPS 评估模型检测速度是否可以满足板材生产线的缺陷检测需求; TP 表示模型预测结果为正样本且正确的个数; FP 表示模型预测为正样本但错误的个数; FN 表示模型预测为负样本但错误的个数。精准率 P 和召回率 R 的计算公式为:

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad (7)$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \quad (8)$$

3.2 实验结果和实验对比分析

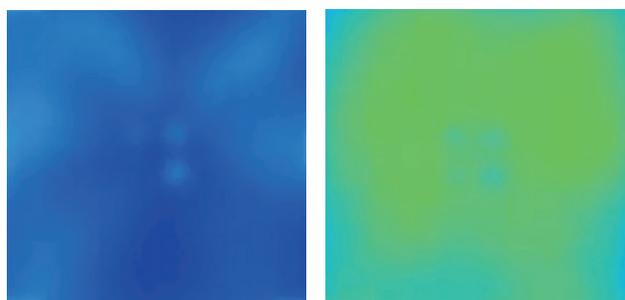
YOLOv5 进行轻量化操作比较经典的模块有 MobileNetv3、ShuffleNetv2、GhostNetv2 模块,根据表 1 实验对比,可以看出在检测速度相差不大的情况下,MobileNetv3 和 ShuffleNetv2 模块虽然可以减少参数量,但是模型的检测精度也随之大大降低。而 GhostNetv2 模块在减少模型 28.5% 参数量的情况下,依然具有很好的检测效果,因此在 GhostNetv2 模块对 YOLOv5 模型轻量化操作的基础上引入 ECA 注意力机制和 Focal-EIoU 损失函数,相较于原模型 mAP 提高了 2.1%,检测速度也有所提升,能够很好地满足日常板材生产中的缺陷检测需求。

表 1 实验对比图

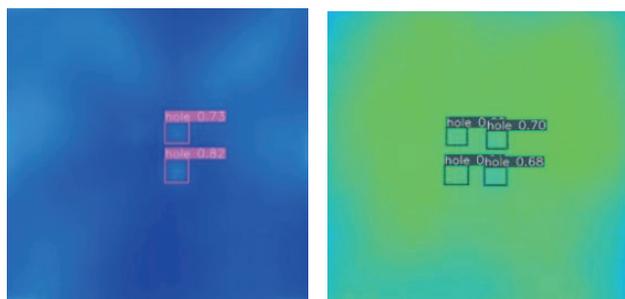
算法模型	P	R	mAP@0.5	mAP@0.5:0.95	Parmes	FPS / (帧·s ⁻¹)
YOLOV5	0.942	0.948	0.985	0.594	7 053 910	48.54
YOLOV5-MobileNetv3	0.935	0.935	0.978	0.54	3 355 084	45.66
YOLOV5-ShuffleNetv2	0.909	0.968	0.972	0.546	843 078	60.60
YOLOV5-GhostNetv2	0.91	0.981	0.974	0.581	5 147 329	44.24
改进后 YOLOv5s	0.901	1	0.983	0.615	5 147 329	51.42

3.3 板材内部孔洞缺陷检测效果

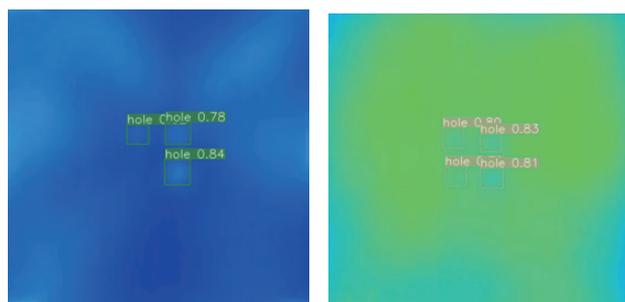
通过使用改进后的 YOLOv5 算法对热波图像进行检测,检测效果如图 4 所示。(a) 图为加热和散热时板材内部孔洞热波图像, (b) 图为原始 YOLOv5 算法检测热波图像的效果图, (c) 图为改进后的 YOLOv5 算法检测热波图像的效果图。从中可以看出原始的 YOLOv5 算法对于孔洞缺陷部分虽然可以检测出,但是检测精度低,并且存在漏检的情况。通过对比可以得出,本文算法相较于 YOLOv5 算法和其改进的轻量化算法在检测精度和速度方面都有提升,漏检和误检也有所降低。



(a) 加热和散热时板材内部孔洞热波图



(b) YOLOv5 算法检测效果



(c) 改进 YOLOv5 算法检测效果

图 4 实验检测效果对比图

4 结论

针对板材内部缺陷无损检测精度不足,检测模型计算量大问题,本文提出了一种基于红外热波和深度学习相结合的检测方法。为了减少模型参数量并提升检测速度,采用了轻量化的 GhostNetv2 网络作为主干网络。同时,为了提高模型检测的准确性,本文结合 ECA 注意力机制和 Focal-EIoU 损失函数。ECA 注意力机制是一种高效轻量级通道注意力模块,在提升模型精度的同时避免了增加模型计算量的负担。Focal-EIoU 损失函数是一种精确边界框回归的高效损失函数,对于孔洞缺陷边框的定位表现出色,有利于提高模型的准确率。实验结果表明,改进后的模型相较于原 YOLOv5 模型精度、模型参数量,都有显著的提升。能满足日常板材生产线上的孔洞缺陷检测需求,并且能满足生产线中的实时性问题,为板材内部热波孔洞缺陷检测提供了新方法。

参考文献:

- [1] 钱小瑜. 中国人造板在改革开放中走向辉煌 [J]. 中国人造板, 2019, 26 (6): 1-8.
- [2] WANG Q, LIU Q H, XIA R C, et al. Defect depth determination in laser infrared thermography based on LSTM-RNN[J]. IEEE access, 2020, 8:153385-153393.
- [3] CHEN J J, ZU Y W, YANG J P, et al. Detection method of compound chemical material hole based on deep learning image[J/OL]. Journal of nanomaterials, 2022[2024-04-15]. <https://dl.acm.org/doi/abs/10.1155/2022/9966145>.
- [4] 李铁军, 王菁鹭. 基于主动红外热激励的板材内部孔洞的检测方法 [J]. 信息技术与信息化, 2024(5): 93-96.
- [5] 徐振业, 刘志浩, 钱恒奎. 石英纤维增强复合材料内部孔洞缺陷的红外热成像检测有限元分析研究 [J]. 纤维复合材料, 2024, 41(3): 77-85.
- [6] REN S Q, 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 and machine intelligence, 2017,39(6):1137-1149.
- [7] LI Z H, FANG X, ZHEN T, et al. Detection of wheat yellow rust disease severity based on improved GhostNetv2[J]. Applied sciences, 2023, 13(17): 9987.
- [8] WANG Q L, WU B G, ZHU P F, et al. ECA-Net: efficient channel attention for deep convolutional neural networks [C/OL]//2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway: IEEE, 2020[2024-06-11]. <https://ieeexplore.ieee.org/document/9156697>. DOI: 10.1109/CVPR42600.2020.01155.
- [9] KUMAR A, DHANALAKSHMI R. EYE-YOLO: a multi-spatial pyramid pooling and Focal-EIoU loss inspired tiny YOLOv7 for fundus eye disease detection [J]. International journal of intelligent computing and cybernetics, 2024, 17 (3): 503-522.

【作者简介】

李铁军 (1978—), 男, 辽宁沈阳人, 博士, 讲师, 研究方向: 机械设计及理论研究。

葛新强 (2000—), 男, 安徽亳州人, 硕士研究生, 研究方向: 材料缺陷检测。

(收稿日期: 2024-11-13)