

中南林业科技大学学报

Journal of Central South University of Forestry & Technology

ISSN 1673-923X，CN 43-1470/S

《中南林业科技大学学报》2026年第7期

Doi:10.14067/j.cnki.1673-923X.2026.07.017

论文标题： 改进RT-DETR模型的刨花板缺陷实时检测方法

作　　者： 张 韬，肖汉龙，杨春梅，等

收稿日期： 2025-06-26

引文格式： 张韬,肖汉龙,杨春梅,等.改进RT-DETR模型的刨花板缺陷实时检测方法[J].中南林业科技大学学报,2026,46(7):182-192.

Zhang T, Xiao H L, Yang C M, et al. Improved RT-DETR model for real-time detection of particleboard defects[J]. Journal of Central South University of Forestry & Technology,2026, 46(7):182-192.

相关论文推荐

Recommended articles

木材科学与技术研究新进展

Newly advances in wood science and technology

林木心材形成的分子机理及调控研究进展

Research progress on molecular mechanisms and regulation of heartwood formation in trees

基于AE-BP模型的杨木胶合板应力损伤识别

Identification of stress damage in poplar plywood based on AE-BP model

基于压电效应的木质托盘跌落损伤无损检测

Nondestructive detection for falling damage of wooden pallet based on piezoelectric effect

基于声发射技术模拟蛀木害虫羽化孔洞缺陷检测

The detection of hole defects in the simulation of wood borer based on acoustic emission technology

孔对落叶松板材抗弯性能的影响

Effect of holes on the bending strengthof larchlumber

Doi:10.14067/j.cnki.1673-923x.2026.07.017
http: //qks.csuft.edu.cn

改进 RT-DETR 模型的刨花板缺陷实时检测方法

张　韬，肖汉龙，杨春梅，闫　杰，周良全，贾曈乐
（东北林业大学 机电工程学院，黑龙江 哈尔滨 150040）

摘　要：【目的】提出一种高精度、高效率且适用于工业实际场景的刨花板表面缺陷检测方法，以解决当前刨花板生产中传统检测方法漏检率高、检测速度慢及复杂缺陷识别能力不足的问题，实现缺陷检测准确性与实时性的双重优化。【方法】以 RT-DETR-r18 为基准，用控制变量法开展消融试验，验证 ECG-CFNet、FSA、MPCA 3 大模块有效性；替换 SwinTransformer 和 VanillaNet 等主流轻量化主干网络，对比其训练效果；与 SSD、Faster-RCNN、YOLO 系列及原始 RT-DETR 对比，验证改进模型优越性；选取 mAP@50、GFLOPs 等关键指标，结合性能曲线、PR 曲线及可视化结果，全面评价模型检测精度、效率及工业适配性。【结果】在标准缺陷图像数据集上的对比试验结果表明，所提出的改进算法在平均检测精度（mAP@50）方面达到 91.9%，较原始 RT-DETR-r18 模型提升了 2.9%；同时，模型的参数量和计算复杂度均有所下降，表明在保障检测精度提升的同时，检测效率也得到优化。在裂纹、刨花和黑斑等典型缺陷类型的检测中，改进模型均表现出更高的识别率和更低的误报率。【结论】改进后的 RT-DETR 算法在保持较低计算资源消耗的前提下，显著提升了刨花板表面缺陷检测的精度和实时性，具备较强的工业可部署性和应用前景。

关键词：RT-DETR；缺陷检测；刨花板；实时检测
中图分类号：S781.5　　**文献标志码：**A　　**文章编号：**1673-923X(2026)07-0182-11

Improved RT-DETR model for real-time detection of particleboard defects

Zhang Tao, Xiao Hanlong, Yang Chunmei, Yan Jie, Zhou Liangquan, Jia Tongle
(College of Mechanical and Electrical Engineering, Northeast Forestry University, Harbin 150040, Heilongjiang, China)

Abstract:【Objective】This study proposed a high-precision, high-efficiency method for surface defect detection of particleboard that is suitable for practical industrial scenarios to address the problems of high missed detection rate, slow detection speed, and insufficient ability to identify complex defects associated with traditional detection methods in current particleboard production, thereby achieving a dual optimization of detection accuracy and real-time performance.【Method】Based on RT-DETR-r18, ablation experiments were conducted using the control variable method to verify the effectiveness of the three key modules: ECG-CFNet, FSA, and MPCA. Several mainstream lightweight backbone networks, including Swin Transformer and VanillaNet, were substituted for comparison of their training performance. The improved model was further compared with SSD, Faster-RCNN, YOLO series, and the original RT-DETR to validate its superiority. Key indicators such as mAP@50 and GFLOPs were adopted, combined with performance curves, PR curves, and visualization results, to comprehensively evaluate the detection accuracy, efficiency, and industrial applicability of the model.【Result】Comparison experimental results on standard defect image datasets show that the proposed improved algorithm achieves 91.9% in terms of mean detection accuracy (mAP@50), which is 2.9% higher than the original RT-DETR-r18 model. At the same time, the number of parameters of the model and the computational complexity are both decreased, which suggests that while guaranteeing the improvement of the detection accuracy, the detection efficiency is optimized as well. Specifically, in the detection of typical defect types such as cracks, shavings and black spots, both show higher recognition rates and lower false alarm rates.【Conclusion】The improved RT-DETR algorithm significantly improves the accuracy and real-time performance of particleboard surface defect detection while maintaining low computational resource consumption, and has strong industrial deployability and application prospects.
Keywords: RT-DETR; defect detection; particleboard; real-time detection

收稿日期（Received）：2025-06-26　　**修订日期**（Revised）：2025-11-13
基金项目：国家重点研发计划项目（2024YFD2200700）。
第一作者：张韬（sxh_00664@163.com），副教授，博士研究生导师。
通信作者：杨春梅（ycmnefu@126.com），教授，博士，博士研究生导师。
引文格式：张韬 , 肖汉龙 , 杨春梅 , 等 . 改进 RT-DETR 模型的刨花板缺陷实时检测方法 [J]. 中南林业科技大学学报 ,2026,46(7):182-192.
Zhang T, Xiao H L, Yang C M, et al. Improved RT-DETR model for real-time detection of particleboard defects[J]. Journal of Central South University of Forestry & Technology,2026,46(7):182-192.

刨花板在生产过程中板面易产生刨花堆积、黑斑、油污、粉尘斑痕等缺陷[1-2]，诱因包含原料配比波动[3]、胶料固化失常、设备与温湿度参数失准、人工操作失误等多重因素[4]；而缺陷漏检会损害板材后续加工精度与成品性能[5]。行业内现行人工质检效率低、漏检多、判定标准不统一，亟需智能检测方案。传统机器视觉主要依托成像与图像处理完成板面缺陷筛查[6]，但需人工预置特征参数，难以适配现场多变光照、粉尘环境与多样瑕疵。深度学习可依靠卷积神经网络自主提取特征，无需人工干预识别多规格缺陷；搭配数据增强和迁移学习优化，提升模型泛化性，实现毫秒级高精度检测。进一步结合缺陷规律与热压、施胶等工艺参数开展生产闭环优化，可助推刨花板制造智能化升级。

近年来，深度学习的不断进步推动了目标检测模型精度和速度的提升[7]。深度学习的缺陷检测方法与传统的图像处理相比，在复杂环境下表现出了更优秀的性能[8]。目前，基于深度学习的缺陷检测方法可大致分为2种：基于卷积神经网络（Convolutional neural network，CNN）的方法和基于变换器的方法[9]。在缺陷检测领域，基于CNN的算法处于主导地位。这些算法主要分为两阶段检测算法与单阶段检测算法，其中两阶段检测算法以快速区域卷积神经网络（Faster region-based convolutional neural networks，Faster R-CNN）为代表[10]，单阶段检测算法则包括单发多框检测（Single shot multibox detector，SSD）[11]与单次目标检测（You only look once，YOLO）[12]等。彭煜等[13]针对人工视检的缺点，在Faster R-CNN检测网络框架下，研究了不同特征提取网络对检测精度的影响，结果表明采用ResNet-101网络综合效果最好，但受限于两阶段检测模型的结构特征，其在实际生产过程中实时检测效果相对较差。王再超[14]采用应力波技术与支持向量机（Support vector machine，SVM）结合的缺陷检测分类方法，虽能有效区分虫眼、裂纹及节疤等缺陷，却难以识别正常区域与木材轻微腐朽区域的边界。戚大伟等[15]则通过X射线检测取得木材内部图像，并采用人工神经网络算法识别木材；但是，其模型构建过程复杂、训练参数繁多且耗时较长。现有检测技术对裂纹、黑斑等微小缺陷识别精度不足，常出现漏检或分类偏差问题。尤其在高速连续生产的工业场景下，如何突破小样本训练数据下的特征提取难题、排除外部因素干扰，是自动化质检性能提升的关键瓶颈。

综上所述，以往研究方法普遍存在难以兼顾检测速度、检测精度与模型复杂度的问题，无法对实际刨花板生产中产生的形态复杂、目标微小的缺陷进行有效检测。针对上述问题，本研究提出一种基于改进实时检测变换器（Real-time detection transformer，RT-DETR）的刨花板表面缺陷检测算法，针对刨花板缺陷数据集特点，本算法拟实现以下改进：

1）设计特征提取效果更优、浮点运算量更低的高效跨尺度全局-局部卷积融合网络（Efficient cross-scale global-local convolutional fusion network，ECG-CFNet）。通过融合局部-全局上下文聚合器（Enhanced local-global context aggregator，ELGCA）与卷积门控线性单元模块（Convolutional gated linear unit，CGLU）2种结构替代原有主干网络，在降低模型计算量与参数量、减少计算资源消耗的同时，提升特征提取效率，为缺陷检测的实时性提供支撑。

2）全新设计跨尺度特征融合模块，即多尺度渐进通道注意力下采样（Multi-scale progressive channel attention downsampling，MPCA-Down）与多尺度渐进通道注意力上采样（Multi-scale progressive channel attention upsampling，MPCA-Up），旨在解决不同尺度缺陷特征提取不全面、特征冗余等问题，确保检测过程中能够同步捕捉不同尺寸的刨花板缺陷，在优化检测目标准确性的基础上，进一步提升模型的鲁棒性。

3）引入频域-空域注意力模块（Frequency-spatial attention，FSA），赋予网络全局特征学习能力，同时有效保留图像高频特征，强化对刨花板微小缺陷的识别能力，弥补现有算法对微小缺陷检测灵敏度不足的短板。

该检测算法可识别刨花板生产过程中产生的裂纹、刨花、凹坑、裂纹等缺陷，并在提升模型检测精度的同时，保障检测速度满足刨花板的生产速度需求，既能提高刨花板生产质量，也为未来高品质刨花板的大面积推广提供技术支持。

1 数据与方法

1.1 数据采集

本研究使用搭建的刨花板表面缺陷检测系统（图1）开展数据采集工作，参照企业生产标准，将刨花板缺陷分为凹坑、刨花、裂纹、黑斑与油污5种缺陷类型（图2）。本研究采用海康MV-CL042-91GM、4 096 px黑白工业线阵相机，通过

USB 3.0 接口与计算机连接，结合整套检测系统实现图像的实时传输与采集，再从中挑选出有缺陷的样本图片，用于制作数据集。

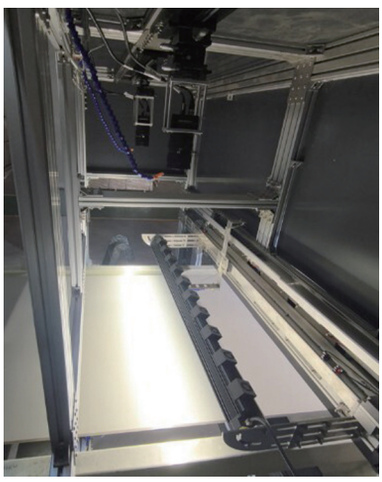
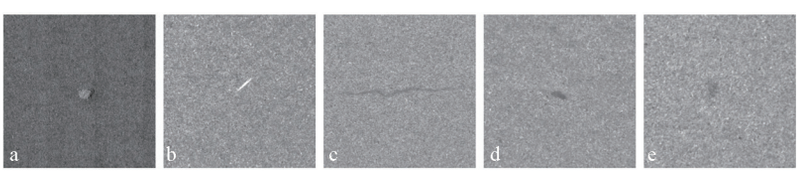


图 1 刨花板表面缺陷检测系统
Fig. 1 Particleboard surface defect inspection system

原始图像来源于现场生产线设备实际拍摄。受板材输送速度波动、采样触发间隔差异影响，部分图像尺寸（长度）存在不一致的情况，因此直接对原始采集数据进行筛选整理。人工去除无效及重复样本后，最终保留 1 081 张有效缺陷图像用于构建数据集。使用 LabelImg 软件标注缺陷目标，并通过上下翻转、左右翻转、亮度调整、添加高斯噪声的数据增强方式将数据集样本图片数量扩充至 4 324 张。

图像采集所用相机具体参数如下：采用分辨率为 4 096 px 的线阵互补金属氧化物半导体（Complementary metal-oxide-semiconductor，CMOS）传感器，其双行时间延迟积分（Time delay integration，TDI）设计支持最高达 80 kHz 的行频，像元尺寸 7 μm；搭配的镜头为海康 MVL-AF3528M-M42，35 mm 定焦镜头，光圈 F2.8 ～ F16.0。拍摄过程中，相机安装高度为 745 mm，相机与板材间距 1 350 mm，镜头垂直于板材表面；光源采用 LED 线性光源，型号为 CST-2LPG1500-W-TS，亮度均匀可调，以确保图像整体一致性和缺陷区域的清晰可见。数据集构成如表 1 所示。为确保模型有足够的训练数据，同时能够更好地进行模型评估，将全部图像按 80%、10%、10% 的比例随机划分为训练集、验证集和测试集。



a. 凹坑；b. 刨花；c. 裂纹；d. 黑斑；e. 油污。a. Concave depression; b. Wood shavings; c. Crack defect; d. Black spot; e. Oil stain.

图 2 刨花板缺陷示例
Fig. 2 Examples of particleboard defects

表 1 数据集明细
Table 1 Breakdown of data sets

标签名称 Label name	图像数量 Number of images	标签名称 Label name	图像数量 Number of images
凹坑 Concave depression	475	黑斑 Black spot	778
刨花 Wood shavings	1 247	油污 Oil stain	1 164
裂纹 Black streak	660		

1.2 原始模型

RT-DETR 将目标检测问题转化为直接集合预测任务，其核心架构包括以下关键模块：首先，采用 CNN 作为骨干网络，提取图像的多尺度特征，并选取最后 3 个阶段的特征作为编码器输入；其次，通过高效混合编码器（Efficient hybrid encoder），结合尺度内特征交互模块（Adaptive intra-scale feature interaction，AIFI）和跨尺度特征融合模块（Cross-scale comprehensive fusion module，CCFM），将多尺度特征转换为图像特征序列，同时捕获全局上下文信息；在此基础上，引入交并比（Intersection over union，IoU）感知查询选择机制，筛选固定数量的图像特征作为解码器的初始对象查询；最后，通过带有辅助预测头的解码器迭代优化对象查询，生成边界框和置信度，输出最终检测结果 [16]。

1.3 改进模型

虽然 RT-DETR 拥有良好的性能，但因其基于 Transformer 架构，存在计算资源占用高、运算量大、推理速度较慢等问题；为进一步提升刨花板表面缺陷检测精度，本研究以 RT-DETR-r18 为基准模型开展改进研究，其中后缀 r18 表示该模型采用 ResNet-18 作为骨干网络。改进后 RT-DETR 的整体网络结构如图 3 所示。

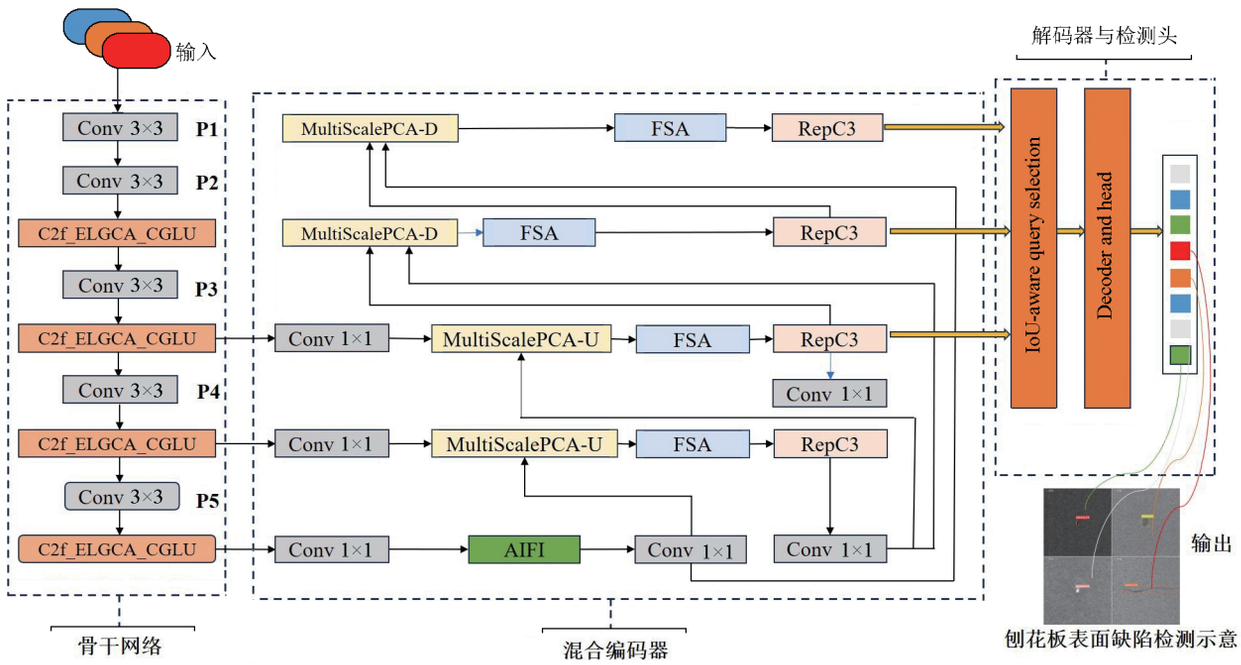


图 3　改进 RT-DETR 网络结构

Fig. 3　Improvement of the RT-DETR network structure

1.3.1　ECG-CFNet 主干网络

改进模型将 RT-DETR 原有的 ResNet-18 主干网络替换为特征提取效果更佳、浮点运算量更小的 ECG-CFNet 主干网络。ECG-CFNet 中编码器块的网络结构如图 4a 所示，整体以跨阶段局部网络结构（Cross stage partial darknet，CSPDarknet）为基础结构，引入局部 - 全局上下文聚合器 ELGCA 模块 [17]。该模块可同时捕获特征的局部空间信息与全局上下文信息，并有效克服标准自注意力机制的计算复杂度的缺陷。另外，引入 CGLU 模块 [18]。该模块使每个特征标记均拥有基于近邻细粒度特征的唯一门控信号，以解决压缩与激励（Squeeze-and-excitation，SE）机制中全局平均池化的过度粗粒度缺点，并提供了更大的感受野和更灵活的通道注意力机制。

引入的 ELGCA 模块捕捉局部和全局的上下文信息，相比注意力机制减少计算复杂性。受并行堆叠不同内核大小的多个卷积运算符的初始模块 [19] 的启发，将通道分成不同的组，并对每个通道执行不同的操作（图 4b）。设 $\boldsymbol{X}^i \in \mathbb{R}^{H^i \times W^i \times C^i}$（$\mathbb{R}$ 表示实数集）为第 i 阶段 ELGCA 模块的输入特征，其中 H^i、W^i、C^i 分别表示第 i 阶段的高度、宽度和通道。对输入特征 X^i 执行按通道的拆分，从中获得全局上下文特征分支 $\boldsymbol{X}^i_{\mathrm{gl}}$ 和局部上下文特征分支 $\boldsymbol{X}^i_{\mathrm{lo}}$，均属于 $\mathbb{R}^{H^i \times W^i \times C^i/2}$。其中，$\boldsymbol{X}^i_{\mathrm{gl}}$ 作为池化 - 转置（Pooled-transpose，PT）注意力机制的输入，$\boldsymbol{X}^i_{\mathrm{lo}}$ 作为局部上下文聚合器的输入。对 $\boldsymbol{X}^i_{\mathrm{gl}}$ 执行 1×1 卷积，并将其分别拆分为多通道特征聚合张量 $\boldsymbol{Z}^i$、查询特征张量 $\boldsymbol{Q}^i$、键特征张量 $\boldsymbol{K}^i$ 和值特征张量 $\boldsymbol{V}^i$。$\boldsymbol{Q}^i$、$\boldsymbol{K}^i$ 和 $\boldsymbol{V}^i$ 被用作 PT 注意力捕获全局上下文信息的查询、键和值，而 $\boldsymbol{Z}^i$ 执行多通道特征聚合。

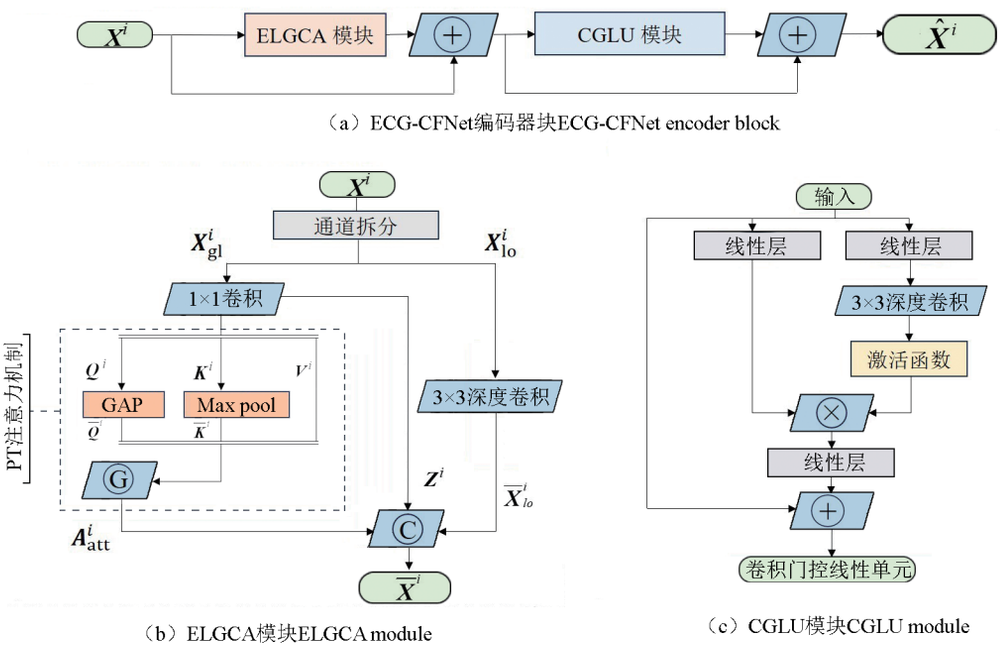
如前所述，自我注意力相对于令牌的数量具有二次计算复杂度，而 PT 注意力相对于令牌只有线性复杂度，其不仅提升了模型的性能和泛化能力，还能减少收敛时间和计算成本。PT 注意力机制的关键步骤如下：

首先，PT 注意力机制分别对 $\boldsymbol{Q}^i$ 和 $\boldsymbol{K}^i$ 特征执行全局平均池化（Global average pooling，GAP）和最大池化（Max pooling，MaxPool）操作，以获得对轻微变化具有鲁棒性的池化查询特征 $\overline{\boldsymbol{Q}}^i$ 和池化键特征 $\overline{\boldsymbol{K}}^i$。具体来说，在 $\boldsymbol{Q}^i$ 上执行步长为 2 的 3×3 平均池化以捕获平均特征（$\overline{\boldsymbol{Q}}^i$），并在 $\boldsymbol{K}^i$ 上采用步长为 2 的 2×2 最大池化以获得主导特征（$\overline{\boldsymbol{K}}^i$）。对池化后的 $\overline{\boldsymbol{Q}}^i$ 和 $\overline{\boldsymbol{K}}^i$ 进行矩阵乘法，得到特征间的原始相似度得分；随后通过 Softmax 函数对得分进行归一化，生成 [0，1] 区间的注意力权重；最后将该权重与值特征张量 $\boldsymbol{V}^i$ 相乘，完成对原始特征的加权，输出最终的全局上下文特征 $\boldsymbol{A}^i_{\mathrm{att}}$。该操作在特征通道子集（$C^i/4$）上实现。

对 $\boldsymbol{X}^i_{\mathrm{gl}}$ 执行卷积的同时，对局部分支特征

$\boldsymbol{X}_{\mathrm{lo}}^{i}$ 执行 3×3 深度卷积（Depthwise convolution，DW Conv）操作，提取局部空间细节特征，得到局部上下文特征 $\bar{\boldsymbol{X}}_{\mathrm{lo}}^{i}$。最后，将全局上下文特征 $\boldsymbol{A}_{\mathrm{att}}^{i}$、多通道特征聚合张量 $\boldsymbol{Z}^{i}$ 与局部上下文特征 $\bar{\boldsymbol{X}}_{\mathrm{lo}}^{i}$ 沿通道维度进行拼接，得到 ELGCA 模块的最终输出特征 $\bar{\boldsymbol{X}}^{i}$，完成全局与局部上下文信息的融合。

通过在传统 GLU 门控分支的激活函数前添加 3×3 深度卷积层，使模块结构契合门控通道注意力的设计理念，并将其转化为基于近邻细粒度特征的门控通道注意力机制，由此构建改进的 CGLU 模块（图 4c）。CGLU 模块中，每个特征标记的门控信号由其自身的近邻细粒度特征生成，即每个标记拥有唯一的门控信号。这解决了 SE 机制中全局平均池化带来的特征粗粒度问题，同时扩大特征感受野，并增强通道注意力的自适应建模能力。



（a）ECG-CFNet编码器块ECG-CFNet encoder block

（b）ELGCA模块ELGCA module

（c）CGLU模块CGLU module

Ⓒ. 特征拼接；⊕. 逐元素相加；⊗. 逐元素相乘；Ⓖ. 注意力权重计算。

Ⓒ. Concatenation; ⊕. Element-wise addition; ⊗. Element-wise multiplication; Ⓖ. Attention weight generation.

图 4 改进 ECG-CFNet 主干网络

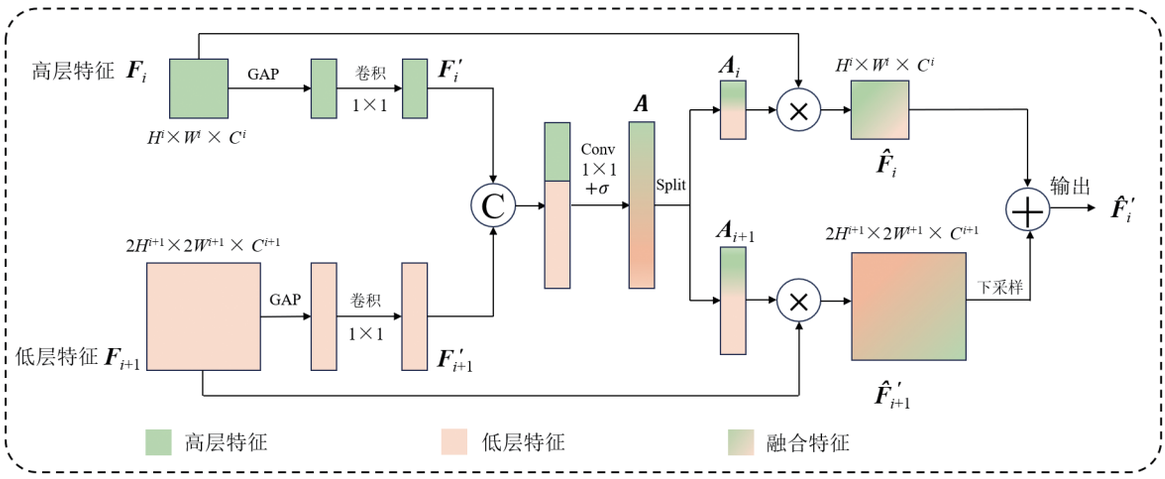
Fig. 4 Improvement of ECG-CFNet backbone network

1.3.2 MPCA 模块

在刨花板缺陷检测中，缺陷可能以不同尺度和形态出现（如裂纹、刨花等）。传统的多尺度特征提取方法难以全面捕捉这些多样化的缺陷信息，导致检测精度不足。依据初始的 MPCA 模块[20]，提出了 MPCA-Up 和 MPCA-Down 模块，分别实现不同尺度特征的上采样融合与下采样还原，既保证检测模型对大、小尺寸缺陷的同步捕捉，又有效避免特征冗余问题。以 MPCA-Down 模块为例，其网络结构如图 5 所示（MPCA-Up 模块为其逆过程，其核心计算逻辑与 MPCA-Down 模块一致，仅采样方向相反）。每个 MPCA 模块具有 2 个输入特征，即当前和下一个编码器分别输出特征映射第 i 阶段高层特征 $\boldsymbol{F}_i$ 和第 i+1 阶段低层特征 $\boldsymbol{F}_{i+1}$。对 $\boldsymbol{F}_i$ 和 $\boldsymbol{F}_{i+1}$ 分别执行全局平均池化（Global average pooling，GAP）操作，再通过 1×1 卷积层完成降维与特征提取，得到中间特征 $\boldsymbol{F}_i^{'}$ 和 $\boldsymbol{F}_{i+1}^{'}$，然后将 $\boldsymbol{F}_i^{'}$ 与 $\boldsymbol{F}_{i+1}^{'}$ 沿通道维度拼接，经 1×1 卷积层与 Sigmoid 激活函数（σ）生成多尺度通道注意力权重张量 $\boldsymbol{A}$。

$\boldsymbol{A}$ 通过融合相邻尺度的通道特征，实现了跨尺度信息交互。接下来，将 $\boldsymbol{A}$ 沿通道维度的张量进行拆分操作（Split），拆分为 2 个子张量 $\boldsymbol{A}_i$ 和 $\boldsymbol{A}_{i+1}$，维数与 $\boldsymbol{F}_i$ 和 $\boldsymbol{F}_{i+1}$ 一致。随后，$\boldsymbol{F}_i$ 和 $\boldsymbol{F}_{i+1}$ 将乘以对应的 $\boldsymbol{A}_i$ 和 $\boldsymbol{A}_{i+1}$ 以获得加权特征 $\hat{\boldsymbol{F}}_i$ 和 $\hat{\boldsymbol{F}}_{i+1}$。上述过程可分别由公式（1）（2）表示。使用转置卷积层以因子 2 对特征映射 $\hat{\boldsymbol{F}}_{i+1}$ 进行下采样，并将信道号进行匹配，得到 $\hat{\boldsymbol{F}}_{i+1}^{'}$。最后，对 $\hat{\boldsymbol{F}}_i$ 和 $\hat{\boldsymbol{F}}_{i+1}^{'}$ 进行元素相加得到 $\hat{\boldsymbol{F}}_i^{'}$，实现特征融合。

$$\hat{\boldsymbol{F}}_i = \boldsymbol{F}_i \otimes \boldsymbol{A}_i \text{。} \tag{1}$$



Ⓒ. 特征拼接；⊕. 逐元素相加；⊗. 逐元素相乘。下图同。
Ⓒ. Concatenation; ⊕. Element-wise addition; ⊗. Element-wise multiplication. The same below.

图 5　MPCA-Down 模块
Fig. 5　MPCA-Down module

$$\hat{\boldsymbol{F}}_{i+1} = \boldsymbol{F}_{i+1} \otimes \boldsymbol{A}_{i+1}。\tag{2}$$

式中：⊗ 表示逐元素相乘。

1.3.3　FSA 模块

在刨花板缺陷检测中，高频信息（如表面裂纹、黑斑等缺陷）对于准确识别刨花板缺陷至关重要，因此对刨花板固有的高频特征进行细致考虑是非常有必要的。为使网络具备全局特征学习能力，同时保留图像的高频特征以更准确地检测微小缺陷，本研究在此基础之上，引入了 FSA 模块。MPCA-Down 与 MPCA-Up 模块的输出 $\hat{\boldsymbol{F}}_i'$ 均作为 FSA 模块的输入，对其进行二维离散傅里叶变换（Two-dimensional discrete fourier transform，2D-DFT），将空间域特征转换至频域。其数学表达式如下：

$$\boldsymbol{f}_i(U,V) = \sum_{x=0}^{H^i-1}\sum_{y=0}^{W^i-1} \hat{\boldsymbol{F}}_i'(x,y) \mathrm{e}^{-j2\pi\left(\frac{Ux}{H^i}+\frac{Vy}{W^i}\right)}。\tag{3}$$

式中：$\boldsymbol{f}_i$ 为频域特征，其维度为 $\mathbb{R}^{H^i \times W^i \times C^i}$；$\hat{\boldsymbol{F}}_i'(x,y)$ 为空间域输入特征在像素坐标（x，y）处的像素值，$x \in [0, H^i-1]$、$y \in [0, W^i-1]$ 且是特征的二维空间坐标；U、V 为频域坐标；j 为虚数单位；H^i、W^i、C^i 分别为第 i 阶段特征的高度、宽度与通道数，与前文 MPCA-Down、MPCA-Up 模块的维度定义保持一致。

将频率特征 $\boldsymbol{f}_i$ 分离为高频分量 $\boldsymbol{f}_i^{\text{high}}$ 和低频分量 $\boldsymbol{f}_i^{\text{low}}$，该过程由低频掩码 $\boldsymbol{M}_{\text{low}}$（$\boldsymbol{M}_{\text{low}} \in \mathbb{R}^{H^i \times W^i \times 1}$）与高频掩码 $\boldsymbol{M}_{\text{high}}$（$\boldsymbol{M}_{\text{high}} \in \mathbb{R}^{H^i \times W^i \times 1}$）实现。对于 $\boldsymbol{M}_{\text{low}}$，边长为 n 的正方形位于掩码的中心，并被赋予值 1，而其余区域被赋予值 0；对于 $\boldsymbol{M}_{\text{high}}$，小的正方形区域被指定为值 0，其余的被指定为 1。高频分量 $\boldsymbol{f}_i^{\text{high}}$ 和低频分量 $\boldsymbol{f}_i^{\text{low}}$ 的计算公式如下：

$$\boldsymbol{f}_i^{\text{high}} = \boldsymbol{f}_i \otimes \boldsymbol{M}_{\text{high}}。\tag{4}$$

$$\boldsymbol{f}_i^{\text{low}} = \boldsymbol{f}_i \otimes \boldsymbol{M}_{\text{low}}。\tag{5}$$

对 $\boldsymbol{f}_i^{\text{low}}$ 应用自适应可学习全局滤波器 $\boldsymbol{N}$（$\boldsymbol{N} \in \mathbb{R}^{H^i \times W^i \times C^i}$）来执行滤波优化，实现低频全局特征的自适应加权学习。$\boldsymbol{N}$ 的权重参数随网络训练自适应更新，用于强化低频特征中与缺陷相关的关键信息。将原始高频分量 $\boldsymbol{f}_i^{\text{high}}$ 与滤波后的低频分量进行逐元素相加，完成频域全局特征与高频细节特征的融合，得到融合后的频域特征 $\boldsymbol{f}_i'$：

$$\boldsymbol{f}_i' = \boldsymbol{f}_i^{\text{high}} \oplus \boldsymbol{f}_i^{\text{low}} \otimes \boldsymbol{N}。\tag{6}$$

式中：⊕ 表示逐元素相加。

随后对融合后的频域特征 $\boldsymbol{f}_i'$ 采用二维逆离散傅里叶变换（Two-dimensional inverse discrete fourier transform，2D-IDFT）转换回空间域，得到频域分支的特征增强结果 $\hat{\boldsymbol{F}}_i''$：

$$\hat{\boldsymbol{F}}_i''(x,y) = \frac{1}{H^i W^i}\sum_{x=0}^{H^i-1}\sum_{y=0}^{W^i-1} \boldsymbol{f}_i'(U,V) \mathrm{e}^{j2\pi\left(\frac{Ux}{H^i}+\frac{Vy}{W^i}\right)}。\tag{7}$$

同时，对于 MPCA-Down 或 MPCA-Up 的输出 $\hat{\boldsymbol{F}}_i'$ 引入空间注意力（Spatial attention，SA）机制增强特征学习，强化空间域中缺陷的位置与轮廓特征。在 SA 分支中，首先对输入特征张量 $\hat{\boldsymbol{F}}_i'$ 分别执行 GAP 与 MaxPool 操作，聚合特征在空间维度上的全局上下文信息与显著缺陷特征；随后将两路池化特征沿通道维度进行拼接，得到融合了平均与最大池化信息的空间特征；接着通

过 3×3 卷积层完成特征融合与维度映射，再经 Sigmoid 激活函数（σ）生成空间注意力权重，将该权重与原始输入特征 $\hat{\boldsymbol{F}}_i'$ 逐元素相乘，得到空域分支的特征增强结果 SA($\hat{\boldsymbol{F}}_i'$)。将频域分支的增强特征 $\hat{\boldsymbol{F}}_i''$ 与空域分支的 SA 增强特征进行逐元素相加，得到 FSA 模块的最终输出特征张量 $\hat{\boldsymbol{F}}_i'$，实现频域全局语义特征与空域局部细节特征的双重融合增强，为后续刨花板缺陷检测提供兼具全局感知与细节捕捉能力的高质量输入特征。FSA 模块的详细结构如图 6 所示。

1.4　试验设置

本次试验训练环境的硬件配置、软件环境及超参数设置均保持严格一致，以确保所有对比模型性能对比的客观性与可靠性。硬件方面，试验采用 Intel Core i5-12600KF 处理器、32 GB 内存及 NVIDIA RTX 4080 图形处理器，软件环境为 Windows 10 操作系统，编程语言采用 Python 3.9.21，深度学习框架为 PyTorch 2.5.1，并搭配 CUDA 11.8 加速库支持 GPU 并行计算，为模型训练提供标准化的底层支撑环境。超参数设置如下：输入图像分辨率固定为 640×640 px，批量处理大小（Batch size）设为 8，初始学习率与基础学习率均配置为 0.000 1，权重衰减系数设定为 0.000 1，采用 AdamW 优化器进行参数更新，模型总训练周期（Epoch）为 100。

1.5　评价指标

为了验证改进后的RT-DETR网络模型的性能，试验评估指标从精度、效率和资源消耗 3 个维度评估模型性能。精度采用精确率（Precision，P）、召回率（Recall，R）和平均精度（mAP，P_{mA}）[21] 指标进行评估。其中，P 表示模型预测为正样本中真实正样本所占比例（公式 8），R 表示模型正确预测为正样本的数量占所有实际正样本数量的比例（公式 9），P_{mA} 衡量多类别检测能力（公式 10）。P_{mA} 具体采用 mAP@50（IoU ≥ 50%）作为平均精度核心指标、mAP@50∶95（覆盖 IoU 50% ～ 95%）作为综合度量指标，反映模型基础检测精度和模型在不同匹配精度下的性能。模型检测效率以每秒帧数（Frames per second，FPS）为评价指标，其值可通过 GPU 驱动直接测试。资源消耗可用浮点运算量（Giga floating point operations per second，GFLOPs）和参数量（Parameters）评价，分别用以反映计算开销和模型体积。该体系全面覆盖了模型的实际应用需求 [22]。

$$P=N_{\mathrm{TP}}/(N_{\mathrm{TP}}+N_{\mathrm{FP}})。\tag{8}$$

$$R=N_{\mathrm{TP}}/(N_{\mathrm{TP}}+N_{\mathrm{FN}})。\tag{9}$$

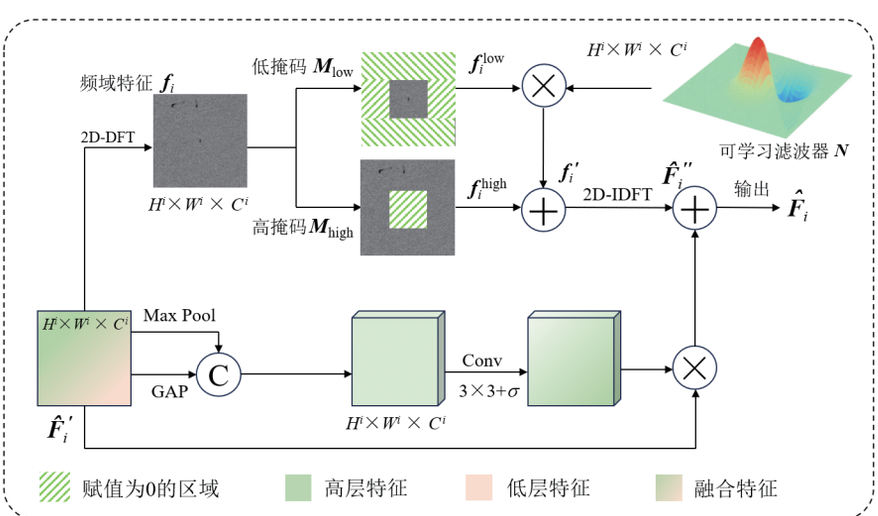
$$P_{\mathrm{mA}}=\frac{1}{c}\sum_{i=1}^{c}P_{\mathrm{A}i}\ 。\tag{10}$$

式中：N_{TP} 表示模型正确检测出的目标数，N_{FP} 表示模型错误检测出的目标数，N_{FN} 表示模型未能正确检测出的目标数，c 为缺陷类别总数，i 为缺陷类别序号，$P_{\mathrm{A}i}$ 为第 i 类缺陷的平均精度。

2　结果与分析

2.1　模型检测效果

如图 7 所示，在目标检测任务中，改进后的模

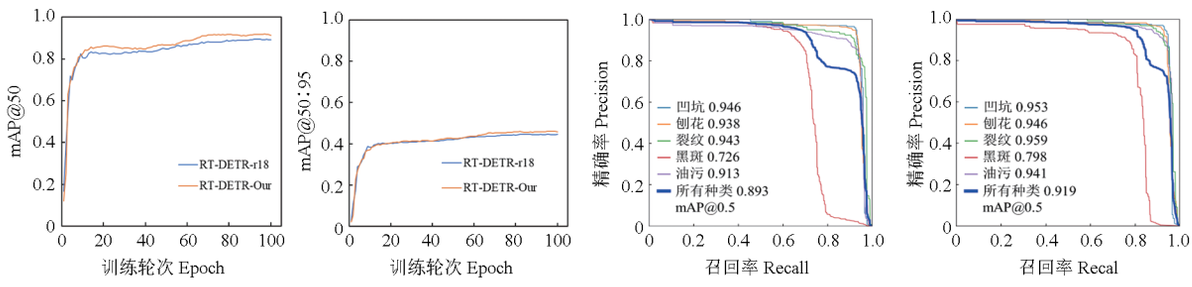


绿色对角线用于直观地表示赋值为 0 的区域。The green diagonal lines visually mark the regions assigned a value of zero.

图 6　FSA 模块

Fig. 6　FSA module

型 RT-DETR-Our 相较于原始模型（RT-DETR-r18），其 mAP@50 和 mAP@50∶95 上均表现出显著优势（图 7a、7b）。同时，改进模型在训练过程中呈现出更快的收敛特性（图 7c、7d），表明其网络结构优化有效提升了特征提取与训练效率，整体检测性能得到进一步增强。



（a）mAP@50对比 mAP@50 comparison curves　（b）mAP@50∶95对比 mAP@50∶95 comparison curves　（c）原模型P-R曲线 Precision-recall curves of RT-DETR-rl8d　（d）改进模型P-R曲线 Precision-recall curves of RT-DETR-Our

图 7　模型性能对比分析曲线
Fig. 7　Comparative analysis curves of model performance

2.2　消融试验

为了验证改进的每个模块的有效性，以 RT-DETR-r18 模型作为基准模型，使用控制变量的方式将提出的主干网络、改进后的混合编码器依次加入到基准模型中，并在已有的数据集上进行模型的训练和验证，其消融试验的结果如表 2 所示。

表 2　改进模型消融试验 †
Table 2　Improved model ablation experiments

模型 / 模块 Model/Module	精度 Accuracy				资源消耗 Resource consumption	
	mAP@50	mAP@50∶95	精确率 Precision	召回率 Recall	浮点运算量 GFLOPs	参数量 Parameters /×10⁶
ResNet-18	0.893	0.447	0.917	0.864	57.0	19.88
ECG-CFNet	0.907	0.453	0.918	0.886	**42.9**	**12.83**
MPCA	0.908	0.462	0.924	0.882	65.1	20.80
FSA	0.906	0.455	0.919	0.878	57.0	22.56
MPCA+FSA	0.915	0.460	0.921	0.890	65.1	25.94
ECG-CFNet+MPCA	0.910	0.459	0.928	0.879	51.1	13.75
ECG-CFNet+FSA	0.885	0.443	0.902	0.870	44.6	17.84
ECG-CFNet+MPCA+FSA	**0.919**	**0.461**	**0.928**	**0.895**	51.1	18.89

† 加粗数据为该列所有模型中的最优数据。下同。
The values in bold represent the best performance among all models for the corresponding column. The same below.

设计的 ECG-CFNet 主干网络提高了模型对刨花板缺陷的识别精度，有效处理了局部和全局的特征提取问题，并减少了计算复杂性。试验结果表明，改进的 ECG-CFNet 主干网络，模型对小目标的识别精度提高，与原始 RT-DETR-r18 相比（89.3%），模型的总体 mAP@50（90.7%）增加了 1.4%，同时参数量减少至 12.83×10^6，GFLOPs 降至 42.9，说明 ECG-CFNet 在特征提取方面表现出更高的效率。

在混合编码器中引入的 FSA 模块，保证了网络具有全局特征学习能力，同时保留了图像的高频特征，使模型在刨花板表面小缺陷识别中表现更好。由表 2 可知，在原始 RT-DETR-r18 模型中单独加入 FSA 模块后，模型总体参数量仅发生微小变化，而 mAP@50 达到 90.6%，较原始模型提升 1.3%。这表明 FSA 模块在小缺陷的识别中具有更高的灵活性和表达能力，可以更好地提取图像中的细节信息和复杂特征。

在原始 RT-DETR-r18 模型中单独引入的 MPCA 模块可从不同尺度更全面地提取特征，确保模型能够同时捕捉不同尺寸的缺陷目标，且有效避免特征冗余问题。从试验结果可知，相对于基准模型，单独插入 MPCA 模块的模型，其总体 mAP@50 达到 90.8%，较基础模型提升 1.5%；与此同时，模型的参数量和计算量未发生明显变化。

从表 2 可以看出，将 MPCA 模块与 FSA 模块共同融入原始 RT-DETR-r18 模型后，两者协同作用，更好地捕捉图像中的细节和复杂信息，使得

模型总体 mAP@50 达到 91.5%，较基础模型提升 2.2%，优于单一模块的改进效果。但需注意的是，该模块融合模型的计算量和参数量较基础模型有所增加。为实现模型轻量化、降低计算机资源占用，同时进一步提升综合性能，本研究将 ECG-CFNet 主干网络与上述 2 个模块相融合，构建改进的 RT-DETR-Our 模型。相较于原始 RT-DETR-r18 模型，该改进融合模型的准确率、召回率及精确率分别提升 1.1%、3.1% 和 2.6%，参数量下降至 18.89×10^6，模型综合性能得到全面提升。

2.3 其他主干网络对比

为探究不同特征提取网络对模型检测性能的影响，本研究分别采用了 SwinTransformer、VanillaNet、Timm、FasterNet、EfficientFormerV2 等主流轻量化网络替换基准模型（RT-DETR-r18）的原主干结构 ResNet-18，并在保持模型其余参数与试验设置一致的前提下开展对比试验。不同主干网络的模型性能结果如表 3 所示。

表 3 不同主干网络模型训练结果对比

Table 3 Comparison of training results of different backbone network models

主干网络 Backbone network	精度 Accuracy				资源消耗 Resource consumption	
	mAP@50	mAP@50∶95	精确率 Precision	召回率 Recall	浮点运算量 GFLOPs	参数量 Parameters /$\times10^6$
ResNet-18	0.893	0.447	0.917	0.864	57	19.88
SwinTransformer	0.873	0.427	0.903	0.851	97	36.32
VanillaNet	0.883	0.441	0.909	0.866	110.1	21.72
Timm	0.861	0.416	0.894	0.839	23.6	9.55
FasterNet	0.889	0.447	0.911	0.869	28.5	10.81
EfficientFormerV2	0.896	0.448	0.914	0.883	29.5	11.80
ECG-CFNet	0.907	0.453	0.918	0.886	42.9	12.83

由表 3 可知，采用 ECG-CFNet 作为主干网络时，模型平均精度高于 SwinTransformer、VanillaNet、Timm、FasterNet、EfficientFormerV2 等网络，特征提取效果最优。在刨花板实际生产过程中，为实现高效、高质量生产，模型的特征提取能力尤为关键。综合对比各网络的浮点运算量与计算开销，本研究最终选取综合性能更优的 ECG-CFNet 作为改进模型的主干网络。

2.4 不同算法对比试验

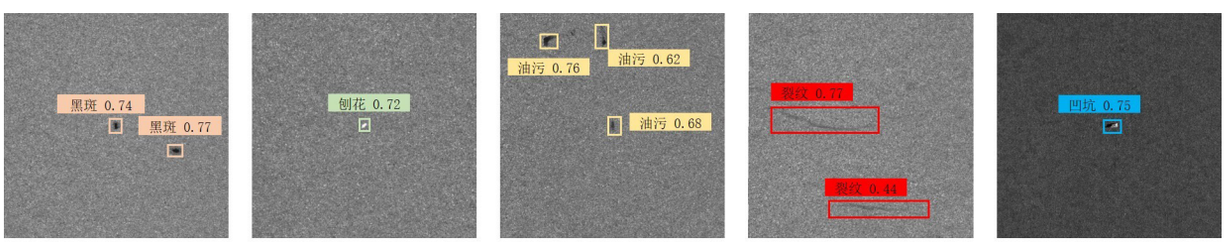
为验证本研究所选模型在刨花板缺陷检测任务中的有效性，选取了 SSD、Faster R-CNN、YOLOv3-Tiny、YOLOv5l、YOLOv11m、RT-DETR-r18 等当前主流算法开展对比试验。所有对比算法均采用统一参数、相同数据集划分与迭代训练配置，保证试验条件完全一致，各算法在刨花板缺陷检测任务中的综合性能结果如表 4 所示。由表 4 可知，改进后的 RT-DETR 算法（RT-DETR-Our）相较于其他算法，在精确度、召回率和 mAP@50 方面有一定提升。RT-DETR-Our 的 mAP@50 达到了 91.9%，相比于 SSD、Faster R-CNN、YOLOv3-Tiny、YOLOv5l、YOLOv11m、RT-DETR-r18 算法，分别高出了 6.7%、18.4%、2.3%、2.1%、1.0%、2.9%，检测性能优于各类对比算法，表明改进模型在刨花板缺陷检测方面具有更高的准确性和可靠性。另外，改进模型的参数量仅为 18.89×10^6，GFLOPs 降至 51.1，较原始 RT-DETR-r18 均得到有效优化。检测效率保持 138 FPS，可满足实时检测需求。该算法在检测精度、推理速度与模型轻量化之间实现了更优平衡，更适用于移动端部署。经过对比，改进算法具有一定的优越性，进一步验证了该算法在刨花板缺陷检测任务中的性能优势。

2.5 可视化分析

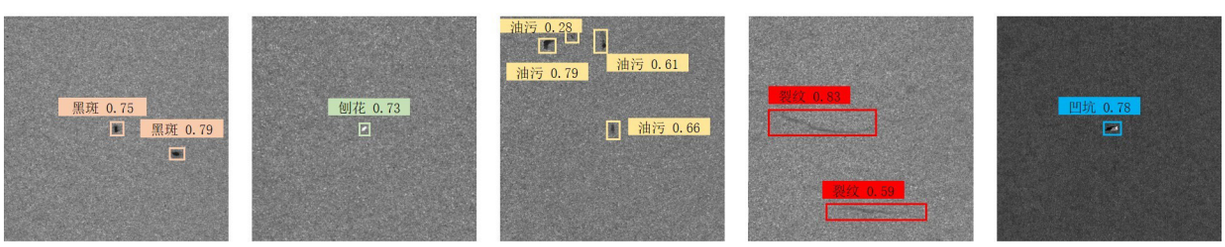
将最优的训练模型 RT-DETR-Our 应用于刨花板表面缺陷检测，可视化结果如图 8 所示。在 5 种表面缺陷的检测中，改进模型 RT-DETR-Our 的检测精度都有明显提升。与基础模型 RT-DETR-r18 相比，改进后的算法在检测过程中更准确地捕捉到原始算法检测遗漏的目标，显著改善了原算法对于小目标缺陷的漏检问题。此外，对于 2 个模型都能检测到的目标，改进后的算法在置信度上也表现出更高的水平。这说明在相同测试场景下，所提算法对小目标缺陷的检测精度得到明显增强。结合本次可视化分析结果，进一步验证了 RT-DETR-Our 模型在刨花板表面缺陷识别任务中具备更优的检测精度。

表 4　不同算法对比试验
Table 4　Comparative experiments of different algorithms

算法 Algorithm	精度 Accuracy				资源消耗 Resource Consumption		效率 Efficiency
	mAP@50	mAP@50∶95	精确率 Precision	召回率 Recall	浮点运算量 GFLOPs	参数量 Parameters /×10^6	每秒帧数 FPS
SSD	0.861	0.416	0.894	0.839	113	28.33	72
Faster R-CNN	0.776	0.372	0.876	0.787	156	15.62	59
YOLOV3-Tiny	0.898	0.452	0.908	0.882	12.9	8.67	187
YOLOv5l	0.900	0.441	0.917	0.876	47.9	20.87	145
YOLO11m	0.910	0.459	0.928	0.879	68.2	20.06	113
RT-DETR-r18	0.893	0.447	0.917	0.864	57.0	19.88	153
RT-DETR-Our	0.919	0.461	0.928	0.895	51.1	18.89	138



（a）RT-DETR-r18模型检测结果 Detection results of RT-DETR-r18 model



（b）RT-DETR-Our模型检测结果 Detection results of RT-DETR-Our model

图 8　可视化结果
Fig. 8　Visualization results

3　讨论与结论

尽管本研究提出的改进模型在刨花板缺陷实时检测中取得了不错的效果，但对极端光照条件下缺陷的泛化能力及参数量压缩空间仍有待增强。未来，将继续对该模型算法加以优化和改进，进一步在降低模型参数的前提下提高模型精度，以期为实际工业检测提供参考。同时，此项工作也为未来缺陷检测领域提供了一种新的解决方案。

本研究提出了基于RT-DETR-r18的改进模型。在跨尺度特征融合模块引入 MPCA 模块和 FSA 模块，保留图像高频特征，提升微小缺陷检测精度；同时实现多尺度特征提取，兼顾不同尺寸缺陷并避免特征冗余，从而优化模型性能并增强鲁棒性。另外，采用 ECG-CFNet 主干网络替换原有骨干结构，缓解了传统卷积带来的大量计算与存储开销，在提升全局与局部特征提取效率的同时，有效缩减了模型总参数量。改进后的 RT-DETR-Our 模型相比于基础的 RT-DETR-r18 模型，其 mAP@50 提升了 2.9%，达到了 91.9%，模型参数量及计算量分别下降了 5.0% 和 10.4%；改进后的模型检测速度更快、精度更高，更好地满足实际应用。

参考文献：

[1] 郭慧 , 盛振湘 , 王霄 , 等 . 基于机器视觉的刨花板表面缺陷检测系统 [J]. 木材工业 ,2019,33(3):18-22.
Guo H, Sheng Z X, Wang X, et al. A system based on machine vision for detecting surface defects of particleboard[J]. China Wood Industry,2019,33(3):18-22.

[2] 蔡清源 , 吴治超 , 卢胜高 , 等 . 板坯表面增湿对刨花板成形及性能的影响 [J]. 中南林业科技大学学报 ,2022,42(4):137-144.
Cai Q Y, Wu Z C, Lu S G, et al. Effects of surface humidification on the formation and properties of particleboard[J]. Journal of Central South University of Forestry & Technology,2022,42(4):137-144.

[3] De Palacios P, Fernández F G, García-Iruela A, et al. Study of the influence of the physical properties of particleboard

type P2 on the internal bond of panels using artificial neural networks[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2018,155:142-149.

[4] 周海燕 , 喻炜 , 张茗傲 , 等 . 刨花板品质智能控制与检测发展综述 [J]. 世界林业研究 ,2023,36(4):75-79.
Zhou H Y, Yu W, Zhang M A, et al. Development of intelligent control and testing of particleboard quality[J]. World Forestry Research,2023,36(4):75-79.

[5] 黄在华 , 王永利 . 利用废旧人造板及其制品生产刨花板技术的研究 [J]. 林产工业 ,2005,32(4):16-19.
Huang Z H, Wang Y L. Study on particleboard preparation by using recycled panel as raw material[J]. China Forest Products Industry,2005,32(4):16-19.

[6] 郭慧 . 基于机器视觉的刨花板表面缺陷在线检测系统研究 [D]. 北京 : 中国林业科学研究院 ,2019:70-99.
Guo H. Study on on-line detection system for surface defects of particleboard based on machine vision[D]. Beijing: Chinese Academy of Forestry,2019:70-99.

[7] 杨锋 , 丁之桐 , 邢蒙蒙 , 等 . 深度学习的目标检测算法改进综述 [J]. 计算机工程与应用 ,2023,59(11):1-15.
Yang F, Ding Z T, Xing M M, et al. Review of object detection algorithm improvement in deep learning[J]. Computer Engineering and Applications,2023,59(11):1-15.

[8] 李亚东 , 曹明兰 , 金红玉 , 等 . 基于深度学习的无人机造林成活率自动检测方法 [J]. 中南林业科技大学学报 ,2023,43(10):20-27,79.
Li Y D, Cao M L, Jin H Y, et al. Automatic detection method for survival rate of UAV forestation based on deep learning[J]. Journal of Central South University of Forestry & Technology,2023,43(10):20-27,79.

[9] Han K, Wang Y H, Chen H T, et al. A survey on vision transformer[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,2023,45(1): 87-110.

[10] GIrshick R. Fast R-CNN[C]//2015 IEEE International Conference on Computer Vision Piscataway: IEEE,2015:1440-1448.

[11] Liu W, Anguelov D, Erhan D, et al. SSD: single shot MultiBox detector[C]//Computer Vision–ECCV 2016. Cham: Springer International Publishing,2016:21-37.

[12] Jiang P Y, ErguDaji, Liu F Y, et al. A review of YOLO algorithm developments[J]. Procedia Computer Science,2022,199:1066-1073.

[13] 彭煜 , 肖书浩 , 阮金华 , 等 . 基于 Faster R-CNN 的刨花板表面缺陷检测研究 [J]. 组合机床与自动化加工技术 ,2020(3):91-94.
Peng Y, Xiao S H, Ruan J H, et al. Research on surface defect detection of particleboard based on Faster R-CNN[J]. Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique,2020(3):91-94.

[14] 王再超 . 基于多特征的木材缺陷识别与影响因素的研究 [D]. 杭州 : 浙江农林大学 ,2015:39-49.
Wang Z C. A method of wood defect identification based on multiple characteristics and its influencing factors[D]. Hangzhou: Zhejiang A & F University,2015:39-49.

[15] 戚大伟 , 牟洪波 . 基于 Hu 不变矩和 BP 神经网络的木材缺陷检测 [J]. 东南大学学报 (自然科学版),2013,43(增刊 1):63-66.
Qi D W, Mu H B. Detection of wood defects types based on Hu invariant moments and BP neural network[J]. Journal of Southeast University (Natural Sciences Edition),2013,43(S1):63-66.

[16] 蒋智臣 , 胡俐蕊 . 基于改进 RT-DETR 的浅水海洋生物识别方法 [J]. 电子测量技术 ,2024,47(18):155-163.
Jiang Z C, Hu L R. Marine life identification method based on improved RT-DETR[J]. Electronic Measurement Technology, 2024,47(18):155-163.

[17] Noman M, Fiaz M, Cholakkal H, et al. ELGC-Net: efficient local-global context aggregation for remote sensing change detection[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing,2024,62:1-11.

[18] Shi D. TransNeXt: robust foveal visual perception for vision transformers[C]//2024 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway: IEEE,2024:17773-17783.

[19] Szegedy C, Liu W, Jia Y, Et Al. Going deeper with convolutions[C]//2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway: IEEE,2015:1-9.

[20] Zhou Z H, He A L, Wu Y L, et al. Spatial-frequency dual domain attention network for medical image segmentation[C]//2024 IEEE International Conference on Bioinformatics and Biomedicine. Piscataway: IEEE,2024:4076-4081.

[21] 易磊 , 黄哲玮 , 易雅雯 . 改进 YOLOv8 的输电线路异物检测方法 [J]. 电子测量技术 ,2024,47(15):125-134.
Yi L, Huang Z W, Yi Y W. Improved YOLOv8 foreign object detection method for transmission lines[J]. Electronic Measurement Technology,2024,47(15):125-134.

[22] 李昂 , 刘竹丽 , 宋伟 , 等 . 改进 RT-DETR 的液晶面板喷墨打印表面缺陷检测 [J]. 重庆理工大学学报 (自然科学),2024,38(11):147-154.
Li A, Liu Z L, Song W, et al. Improved RT-DETR for surface defect detection of LCD panels inkjet printing[J]. Journal of Chongqing University of Technology (Natural Science),2024,38(11):147-154.

[本文编校：张雨朦]