

基于改进 YOLOv8 的布料瑕疵检测算法

闵 金¹ 郑凯东¹

MIN Jin ZHENG Kaidong

摘 要

为了解决布料生产过程中，瑕疵检测存在的小目标识别率低、误检率高以及依赖人工特征提取等问题，文章提出了一种改进的 YOLOv8 检测算法。该算法在主干网络中引入 CBAM（convolutional block attention module）注意力模块，利用其通道与空间双重注意力机制增强模型对瑕疵关键特征的提取能力，同时有效抑制复杂背景的干扰。为进一步提升多尺度特征融合效果，采用双向特征金字塔网络（bi-directional feature pyramid network, BiFPN）替代原有的结构，通过跨尺度加权特征融合机制优化小目标瑕疵的检测性能。通过实验结果分析，改进后的算法在数据集上的检测效果相比原始 YOLOv8 模型，检测准确率提升了 3.2%，达到 95.3% 的检测效率，验证了所提方法的有效性。

关键词

YOLOv8；注意力机制；BiFPN；瑕疵检测

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2025.10.002

0 引言

纺织工业作为我国重要的传统支柱产业，在促进就业、增加国民收入等方面发挥着关键作用。然而，在纺织品生产过程中，由于机械设备故障或人为操作失误，常会使布料出现断线、起球、破洞、浮线、污渍等各类瑕疵，严重影响产品质量和生产效率^[1-2]。与此同时，布料原材料成本的持续攀升进一步压缩了纺织企业的利润空间，使行业面临严峻的生存压力。在此背景下，纺织企业要实现可持续发展，必须在保障产品质量的同时有效控制生产成本。因此，加快推进智能化改造和数字化转型已成为纺织行业提升竞争力的必然选择。

近年来，以 YOLO 系列算法为代表的深度学习目标检测方法，凭借其实时检测性能和精准的瑕疵识别能力，已成为纺织工业布料瑕疵检测领域的研究方向之一。这一技术趋势不仅推动了传统质检模式的革新，更为纺织行业实现智能化生产提供了关键技术支撑。刘佳玮等人^[3]提出了一种基于 Swin Transformer 和 YOLOv5 融合的无纺布瑕疵检测算法，通过引入 CBAM（convolutional block attention module）注意力机制增强特征聚焦能力，结合 Mosaic 和 MixUp 数据增强提升模型鲁棒性，并优化 anchor 尺寸以适应不同尺度瑕疵。该算法的 mAP@0.5 达到 95.76%，但仍存在计算复杂度较高和小目标检测不足的局限。卢媛媛等人^[4]提出了一种改进 YOLOv5 的织物瑕疵检测方法，通过引入 CoTNet 自注意力机制增强全局特征建模能力，优化 BiFPN 网络实现多尺度特征融合，并采用 CloU 损失函数提升边界框回归精度。改进的模型 mAP@0.5 达到 85.3%，对小目标和极端长宽比瑕疵

检测效果明显。然而，模型在轻量化方面存在不足，计算复杂度较高。胡玉恒等人^[5]提出改进 YOLO-DETR 算法，通过引入 CBAM 注意力机制和优化 Anchor box，实现布料表面微小损伤检测精度超 95%。改进后的算法能有效识别缺失、浆斑等复杂瑕疵，但存在计算复杂度高、硬件要求高的问题。李文泽^[6]提出了一种基于注意力机制（CBAM）改进的 YOLOv5 模型，用于针织物瑕疵检测，通过增强对瑕疵区域的关注，检测准确率提升 1.2%，达到 82.8%。吉训生等人^[7]提出改进的 YOLOv5s 算法，通过优化 Mosaic 数据增强方法、采用代表性批量归一化（RBN）增强特征表达，并引入坐标注意力机制（CA）提升定位精度。改进后的算法 mAP@50 较原模型提升 4.1%，FPS 为 32.6，兼顾精度与实时性。但检测速度降低，且对复杂纹理背景的适应性有待验证。孙小栋等人^[8]提出 MFL_YOLOv8 算法通过 DCNv3-LKA 模块增强多尺度特征提取，结合 P2 特征图和 Dysample 上采样优化小目标检测，采用 MPDIoU 提升定位精度。实验显示其精度和召回率分别达 92.47% 和 92.40%，但存在微小瑕疵检测不足和计算复杂度较高的问题。张学林等人^[9]提出改进 YOLOv8 算法，通过引入边缘信息增强模块强化瑕疵特征提取，采用轻量化 C2f_Star 模块降低计算量，并融合 NWD 损失函数提升小目标检测能力。改进后模型 mAP@50 提升 1.5%，但对部分小类别瑕疵检测精度不高。

面对复杂的布料图像和各种瑕疵类型，本文提出了一种结合 CBAM 注意力机制^[10]和双向特征金字塔网络（bi-directional feature pyramid network, BiFPN）的 YOLOv8 布料瑕疵检测算法。该算法融合了 CBAM 注意力机制和 BiFPN 网络：通过 CBAM 的双通道注意力机制强化瑕疵区域的特征表达，有效抑制背景干扰；采用 BiFPN 结构优化特征金字塔

1. 西安石油大学 陕西西安 710065

的多尺度融合，提升模型对小至大尺寸瑕疵的均衡检测能力。改进后的模型在检测精度和鲁棒性方面均有提升，为工业布料质检提供了可靠解决方案。

1 相关技术

YOLO^[11-12] 系列作为单阶段目标检测器的典型代表，其采用单次网络前向传播同时预测所有边界框的策略，提升了算法效率和实时处理性能。相较于前代 YOLOv5，最新推出的 YOLOv8 实现了多项重要突破：首先，采用无锚点（Anchor-free）检测机制，直接预测目标中心点坐标及宽高尺寸；其次，该架构整合了分类、检测、分割、姿态估计和跟踪等全栈式视觉 AI 任务能力。通过精心设计的网络结构，YOLOv8 在推理速度与检测精度之间实现了更优的平衡，使其成为实时目标检测领域的标杆性解决方案。该版本推出的 SOTA 模型创新性地引入缩放系数体系，提供 N（Nano）、S（Small）、M（Medium）、L（Large）、X（Extra Large）五种不同规模的模型变体，可灵活适配从移动端到云端的不同应用场景。其网络架构采用模块化设计理念，由特征提取骨干网络（Backbone）、多尺度特征融合颈部网络（Neck）以及任务特异性检测头（Head）三大核心组件构成。

Backbone 部分是目标检测架构的核心组成部分，负责图像特征提取，核心组件包括 CSP 模块（cross stage partial network）、残差连接（residual connections）和 SPPF 模块（spatial pyramid pooling fast），采用一系列卷积和反卷积层提取特征，同时使用残差连接和瓶颈结构减小网络的大小和提高性能；颈部网络（Neck）集成了特征金字塔网络和路径聚合网络，能有效检测各种尺度的对象；检测头（Head）负责最终的目标检测和分类任务，包括一个检测头和一个分类头。

图 1 为改进后的 YOLOv8 模型架构，其中虚框中是本文改进部分。

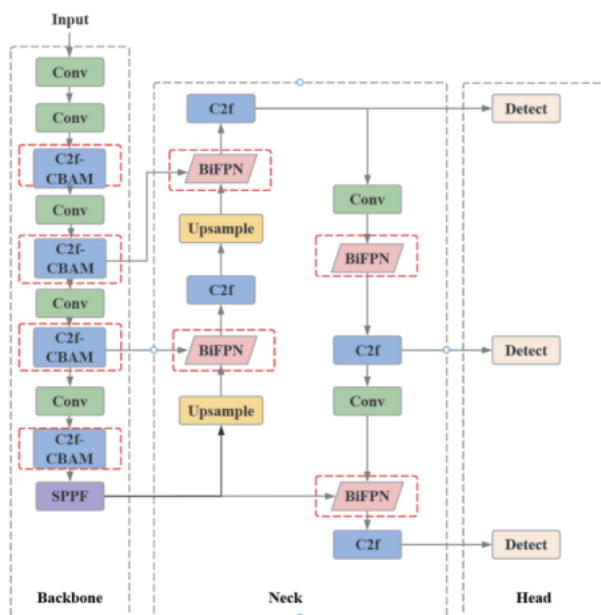


图 1 改进后的模型架构图

主要有两种改进部分：在 Backbone 的 C2f 层中引入 CBAM 注意力机制，通过空间和通道双重注意力机制增强瑕疵特征，用以降低背景干扰；其次采用 BiFPN 网络结构，优化多尺度特征融合过程，使模型能够同时准确检测不同尺寸的瑕疵。

2 改进算法设计

2.1 引入 CBAM 注意力机制

CBAM^[13] 是一种卷积块注意力模块，由通道注意力（channel attention）和空间注意力（spatial attention）两个子模块组成。如图 2 所示，其工作流程分为两个关键阶段：通道注意力模块评估各通道特征的重要性，生成通道权重图；空间注意力模块聚焦特征图的显著性区域。最终，输入特征与双重注意力图逐元素相乘，实现特征的自适应增强。

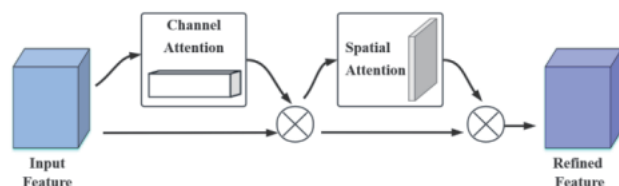


图 2 CBAM 注意力机制

在布料瑕疵检测任务中，在 YOLOv8 的 Backbone 的 C2f 层中引入 CBAM 变为 C2f-CBAM 模块，以提升模型性能。通道注意力能有效强化瑕疵相关的特征通道，而空间注意力则精准定位微小瑕疵区域，二者协同抑制复杂纹理背景的干扰。

2.2 使用 BiFPN 网络

如图 3 所示，FPN（feature pyramid network）采用单一的自顶向下路径，通过上采样将高层语义特征与底层高分辨率特征简单融合，但这种存在信息流动单向、浅层特征利用不足的问题。仅通过线性相加或拼接融合特征，未考虑不同尺度的贡献差异。PANet（path aggregation network）在 FPN 基础上增加自底向上路径，以有效融合不同层次的特征，但保留了冗余的单向节点，计算复杂度较高，缺乏动态权重机制，融合效果依赖固定操作。YOLOv8 中的 PAN-FPN 结构，基于 PANet 改进，采用自顶向下和自底向上但非对称的结构。上采样路径使用最近邻插值，下采样通过卷积实现，特征融合采用简单拼接方式，整体计算量适中。但其特征融合依赖固定操作，无法自适应调整，上采样采用最近邻插值，易导致边缘模糊。加权双向特征金字塔网络（BiFPN）^[14] 是一种用于多尺度目标检测的高效特征金字塔网络架构。它通过改进传统的 FPN 和 PANet，引入双向跨尺度连接和可学习的特征权重，提升多尺度特征融合的效果。在 PANet 基础上进一步优化，采用对称的双向闭环结构，删除单输入冗余节

点,增加同层级跳跃连接,并通过加权融合实现动态特征选择,形成更高效的特征循环网络。

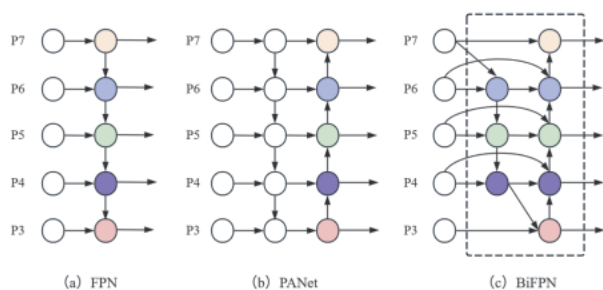


图3 特征融合网络比较

BiFPN 的结构如图3所示,以图中的P5特征融合为例,其加权双向金字塔网络结构可由公式表示为:

$$P_5^{td} = \text{Conv}\left(\frac{\omega_1 \cdot P_5^{in} + \omega_2 \cdot \text{Resize}(P_6^{in})}{\omega_1 + \omega_2 + \varepsilon}\right) \quad (1)$$

$$P_5^{out} = \text{Conv}\left(\frac{\omega_3 \cdot P_5^{in} + \omega_4 \cdot P_5^{td} + \omega_5 \cdot \text{Resize}(P_4^{out})}{\omega_3 + \omega_4 + \omega_5 + \varepsilon}\right) \quad (2)$$

由于布料瑕疵的尺寸差异极大,因此使用BiFPN网络能增强高分辨率特征,解决布料检测中微小目标的漏检问题。不仅可以保留更多的特征信息,还能提高布料瑕疵的检测精度和减少计算成本。

3 实验与分析

3.1 数据集

实验数据集选取自某纺织制造企业的实际场景和天池公共数据集。从实际场景中捕获的图像用于训练,总共有2115张包含布料瑕疵的图像。使用labelimg软件对瑕疵的位置和种类信息添加标注矩形框,生成对应的标签文件,并以8:2的比例随机划分训练集和验证集。这些图像包括六种常见的布料瑕疵:DaiSha(带纱)、DuanSha(断纱)、MianQiu(棉球)、PoDong(破洞)、TuoSha(脱纱)、WuZi(污渍)。六种布料瑕疵如图4所示。

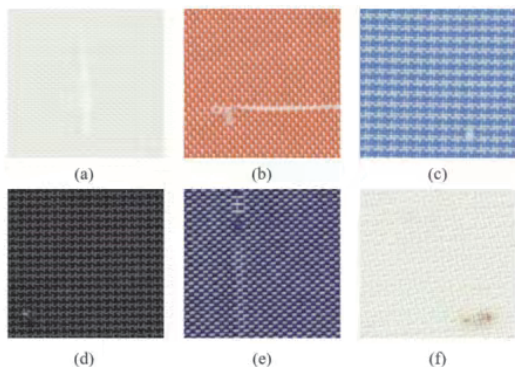


图4 数据集样图

3.2 实验环境

本实验的硬件环境采用Intel Xeon Platinum 8255C CPU (2.50 GHz)和NVIDIA RTX 3090 GPU (24 GB 显存),搭配43 GB内存,软件环境基于CUDA 11.3、Python 3.8.10和PyTorch 1.10.0框架。实验中使用SGD优化器,训练轮次为200轮,初始学习率为0.012,权重衰减系数为0.0005,批次大小设为16,动量参数为0.937。

3.3 评价指标

本文实验选用平均精度均值(mean average precision, mAP@0.5)、准确率(precision, P)、召回率(recall, R)等作为模型评价指标验证本文提出改进算法的性能,其计算公式为:

$$P = \frac{TP}{TP+FP} \quad (3)$$

$$R = \frac{TP}{TP+FN} \quad (4)$$

$$\text{mAP@0.5} = \frac{\sum_{i=1}^n \text{AP}(i)}{n} \quad (5)$$

式中:TP是检测出的真阳性数量;FP是检测出的假阴性数量;FN是检测出的假阳性数量;AP是P-R曲线的面积;n是数据集类别数。

3.4 结果分析

为验证所提算法的有效性,本文以YOLOv8为基础模型,在布料瑕疵数据集上进行了系统的消融实验。针对布料瑕疵检测中存在的微小瑕疵与背景的低对比度问题,以及目标尺寸差异大的特点,分别引入了CBAM注意力机制和BiFPN模块进行优化。改进后的算法训练结果说明,CBAM模块通过通道和空间注意力机制有效增强了微小瑕疵的特征表达,BiFPN则改善了多尺度目标的检测均衡性。最终改进模型在准确率(P)、召回率(R)和mAP@0.5三个关键指标上较基线模型分别提升了3.2%、3.4%和2.1%,充分证明了所提改进策略的有效性。特别是对于复杂纹理背景下的微小瑕疵检测,改进模型展现出明显的性能优势,如表1所示。

表1 消融实验结果

单位: %					
模型	CBAM	BiFPN	P	R	mAP@0.5
YOLOv8	×	×	92.1	88.4	93.4
YOLOv8 + CBAM	√	×	93.0	89.2	93.9
YOLOv8 + BiFPN	×	√	94.1	91.2	94.9
YOLOv8 + CBAM + BiFPN	√	√	95.3	91.8	95.5

为对比模型优化前后的性能差异，两种模型在数据集各分类维度上的准确率指标对比分析结果如表 2 所示。

表 2 改进前后检测精度对比

单位：%

瑕疵种类	YOLOv8 准确率	本文算法准确率
DaiSha	92.3	94.3
DuanSha	97.5	98.6
MianQiu	93.7	94.8
PoDong	88.7	94.6
TuoSha	90.9	97.1
WuZi	88.3	93.0

实验数据显示，引入 CBAM 注意力模块和 BiFPN 结构后，优化后的模型对所有六种缺陷的识别能力都有所增强。其中，在 PoDong 和 TuoSha 这类背景复杂的瑕疵检测中，准确率提升尤为明显，分别达到 5.9% 和 6.2% 的增幅。改进后的 YOLOv8 模型检测性能明显提升，即便在瑕疵特征与背景差异较小时，也能实现更好地识别和定位。

4 结语

本文提出了一种结合 CBAM 注意力机制和 BiFPN 网络的 YOLOv8 布料瑕疵检测算法，通过引入 CBAM 注意力机制，提升对布料上小瑕疵的检测能力，抑制背景中存在的重复性纹理（如格子布、条纹）的干扰，以此降低误检率；使用 BiFPN 代替原模型网络，将底层细节信息与高层语义信息相结合，使模型能够有效整合多尺度的特征信息，增强模型对小目标瑕疵的检测能力。通过试验验证了该方法在布料瑕疵检测中的有效性，检测准确率可达 95.3%。未来将继续优化模型，提出更轻量化的模型，使其能进一步提升检测精度并应用到实际场景中。

参考文献：

[1] 程汉权,熊继平,陈经纬.布匹瑕疵检测算法研究进展[J].计算机时代,2023(11):16-21.

[2]ZHOU S, ZHAO J, SHI Y, et al.Research on improving YOLOv5s algorithm for fabric defect detection[J].International journal of clothing science and technology, 2023, 35(1): 88-106.

[3] 刘佳玮,曹江涛,姬晓飞.基于 Swin Transformer 和 YOLOv5 的无纺布瑕疵检测[J].辽宁石油化工大学学报, 2024, 44(3): 80-88.

[4] 卢媛媛,张守京,郑林青,等.基于改进 YOLOv5 的织物瑕疵检测方法[J].毛纺科技,2024,52(5):80-86.

[5] 胡玉恒,吴谨.改进 YOLO-DETR 的布料表面微小损伤检

测方法[J].现代电子技术,2024,47(13):160-163.

[6] 李文泽.基于注意力机制的 YOLOv5 针织织物瑕疵检测[J].纺织检测与标准,2023,9(6):16-19.

[7] 吉训生,钱富,董越.基于 YOLOv5s 的织物缺陷实时检测算法[J].激光杂志,2024,45(10):47-55.

[8] 孙小栋,朱启兵,徐华伟,等.用于超纤革表面瑕疵识别的 MFL_YOLOv8 算法[J].光学精密工程,2025,33(2):311-323.

[9] 张学林,闵悦,熊金泉,等.基于 YOLOv8 改进算法的织物瑕疵检测方法[J].毛纺科技,2025,53(3):145-150.

[10]LÜ Q L, BAI P R, LIANG H, et al. DLPW-YOLO: a lightweight fabric defect detection model based on the improved YOLOv8n[C/OL]//2024 6th International Conference on Frontier Technologies of Information and Computer (ICFTIC).Piscataway:IEEE,2024[2025-05-14].https://ieeexplore.ieee.org/document/10913284.DOI:10.1109/ICFTIC64248.2024.10913284.

[11]SIMON P, UMA V. Deep learning based feature extraction for texture classification[J].Procedia computer science, 2020, 171: 1680-1687.

[12]MA S B, LIU Y N, ZHANG Y P. Fabric defect detection based on improved lightweight YOLOv8n[J].Applied sciences, 2024, 14(17):8000.

[13] 袁华清,刘桂华,王娅琼.基于改进 YOLOv3-tiny 的织物表面小目标瑕疵检测[J].制造业自动化,2022,44(12):172-176.

[14]TAN M X, PANG R M, LE Q V .EfficientDet: scalable and efficient object detection[C/OL]// 2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway: IEEE, 2020[2025-07-02].https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/9156454.DOI:10.1109/CVPR42600.2020.01079.

【作者简介】

闵金(1999—)，女，陕西渭南人，硕士研究生，研究方向：计算机视觉、深度学习。

郑凯东(1964—)，男，广东汕头人，硕士，副教授、硕士生导师，研究方向：图形学与虚拟现实、深度学习与计算机视觉、程序设计。

(收稿日期：2025-05-15 修回日期：2025-09-24)