

DOI: 10.13382/j.jemi.B2407662

基于 YOLO-CFD 的棉布微小微弱缺陷检测研究*

化春健^{1,2} 李秀琴^{1,2} 蒋毅^{1,2} 俞建峰^{1,2} 陈莹³(1. 江南大学机械工程学院 无锡 214122; 2. 江苏省食品先进制造装备技术重点实验室 无锡 214122;
3. 江南大学物联网工程学院 无锡 214122)

摘要:棉布表面缺陷直接决定了布匹质量与品质的高低,针对在棉布缺陷检测任务中,缺陷目标的尺度差异大和微小微弱缺陷所导致的误检和漏检等问题,提出一种基于 YOLOv8s 的棉布缺陷检测网络(YOLO-CFD)。首先,为了更好地适应缺陷的尺度变化,利用双层路由注意力机制思想,设计双层路由注意力快速空间金字塔池化模块(BRASPPF);其次,为了提高微小微弱目标的特征提取和定位能力,使用 SPDConv 模块代替部分卷积,同时在颈部特征融合阶段增加一个小目标检测层;最后,为了降低交并比(IoU)对位置偏移的敏感度,设计 NWIoU 损失函数作为边界框回归损失函数。实验结果表明,YOLO-CFD 网络模型在自制的棉布缺陷数据集上的平均精度均值(mAP)mAP@0.5 可达 87.2%,提高了 16.5%,速度满足工业实时性检测需求。此外,在可视化实验中,YOLO-CFD 网络模型显示出更全面的多尺度特征提取能力,可检测仅有 12 个像素点的棉粒、接头和污渍的小缺陷目标,并更加精准地关注到断经和破洞这类细长全局缺陷特征。算法相较于其他主流目标检测算法,具有更高缺陷检测性能,能够为棉布缺陷检测提供有效探索。

关键词:缺陷检测;棉布;YOLOv8s;微小微弱目标;多尺度;特征提取

中图分类号: TP391.4; TN911.73 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.2060

YOLO-CFD based research on detecting small and weak defects in cotton fabric

Hua Chunjian^{1,2} Li Xiuqin^{1,2} Jiang Yi^{1,2} Yu Jianfeng^{1,2} Chen Ying³

(1. School of Mechanical Engineering, Jiangnan University, Wuxi 214122, China; 2. Jiangsu Key Laboratory of Advanced Food Manufacturing Equipment & Technology, Wuxi 214122, China; 3. School of Internet of Things Engineering, Jiangnan University, Wuxi 214122, China)

Abstract: The surface defects of cotton fabric directly determine the quality of the fabric. To address the problems of false detection and missed detection due to the significant scale variations and weak small defects in cotton fabric defect detection tasks, YOLO-CFD, a cotton fabric defect detection network based on YOLOv8s is proposed. Firstly, in order to better adapt to the scale changes of defects, a new module named BRASPPF is designed based on the Bi-Level Routing Attention mechanism; Secondly, in order to improve the feature extraction and localization ability of weak small targets, space to depth convolution blocks replaces partial convolution, and a small target detection layer is added in the neck feature fusion stage; Finally, in order to reduce the sensitivity of IoU to position shift, the NWIoU loss function is designed as the bounding box regression loss function. The experimental results show that the YOLO-CFD network model can achieve mAP@0.5 of 87.2% on the self-made cotton defect dataset, an increase of 16.5%, and the speed can meet the real-time detection requirements of industry. In addition, in the visualization experiment, the YOLO-CFD network model demonstrated a more comprehensive multi-scale feature extraction capability, which can detect weak small defect targets such as knots, splice and stains with only 12 pixels, and more accurately focus on slender global defect features such as broken end and holes. Compared to other mainstream object detection algorithms, the proposed algorithm has higher defect detection performance and can provide effective exploration for cotton fabric defect detection.

Keywords: defect detection; cotton fabric; YOLOv8s; small and weak targets; multi-scale; feature extraction

收稿日期: 2024-07-09 Received Date: 2024-07-09

* 基金项目: 国家自然科学基金(62173160)项目资助

0 引言

棉布纺织产品是人类生活不可缺少的元素之一。2023年1~12月,中国棉布累计出口96.8亿美元,已经连续18年保持全球棉布出口第一的位置。棉布质量直接影响了中国棉布纺织产业的发展走势,其中表面缺陷直接决定了布匹品质的高低。目前绝大多数企业仍采用人工目视检测,但准确率和效率极大地依赖检验人员的经验水平和工作状态,长时间工作会对视力有损伤^[1],且这种消耗精力的劳动力资源越来越紧缺。人工检测的速度和准确率已不能满足智能化发展的要求,生产效率与产品质量的双重保证是现代工业亟待解决的问题^[2]。因此,迫切需要研发一种智能且高效的缺陷检测方法来提高棉布的自动化生产水平。

基于传统机器视觉的缺陷检测方法依靠人工设计特征,不仅费时费力,而且后期维护也十分依赖专业人员^[3],因此,在工业领域上很少被运用。随着深度学习在机器视觉各个领域的快速发展,目标检测方法能解决传统视觉无法解决的难题,在缺陷检测领域得到了广泛的应用。Zhu等^[4]提出将Transformer模块以及卷积注意力模块引入到YOLOv5中,提高了对织物缺陷小目标的检测精度,但Transformer模块的引入会增加整个网络的计算复杂度和资源需求。付晗等^[5]将条件生成对抗网络(conditional generative adversarial network, CGAN)和自注意力机制相结合,引入L1损失函数,提高了网络对细节信息的处理能力,但对细长型织物缺陷的检测结果不稳定。吉训生等^[6]针对微小与极端长宽比的织物缺陷,提出基于代表性批量归一化(representative batch normalization, RBN)算法的YOLOv5s检测模型, mAP值达到81.3%。李静等^[7]提出在YOLOv5中加入跨阶段池化特征金字塔模块(cross stage partial-softPool spatial pyramid pooling fast, CSP-SoftSPPF)和双重交叉注意力模块(double criss cross attention, DCCA),提取多尺度缺陷的全局上下文信息,但对结构相似的缺陷检测效果不佳。目前对织物大类缺陷检测相较于人工检测是一大进步,然而仍很少应用到实际生产中,主要原因在于不同面料的结构、纹理、光泽等差异大,通用算法很难满足多种织物的检测^[8],以上研究未将不同的织物类型进行细致划分,未针对不同的织物类型设计不同的织物缺陷检测算法,从而无法进一步提高检测精度。

目前对棉布缺陷检测的研究仍处于起步阶段,棉布结构紧密、纹理清晰度较差,微小微弱缺陷与纹理背景差异小,难以与正常区域区分开来^[9],加大了检测困难。刘露露等^[10]基于K-Means++聚类算法和Softer-NMS过滤重叠检测框改进YOLOv3,降低了棉布小目标缺陷的漏

检率和误检率,但条状缺陷精度不佳。徐天伦等^[11]将高效的EfficientDiet模型与双向特征金字塔(bi-directional feature pyramid network, BiFPN)融合,提高了多尺度特征融合的效率,准确率达到88.57%,但对划痕状瑕疵检测效果较低,且没有将缺陷详细分类,不符合实际工厂需求。

综上所述,由于棉布纹理结构的紧密性和缺陷种类的多样性,目前在棉布缺陷检测领域,依然着小目标细节特征丢失、尺度变化导致的漏检和误检等问题。在此基础上,本文建立一个微小微弱、多尺度目标的棉布缺陷数据集,基于YOLOv8s网络构建棉布缺陷检测算法(YOLO-cotton-fabric-defect, YOLO-CFD),通过设计双层路由注意力快速空间金字塔池化模块(bi-level routing attention-spatial pyramid pooling fast, BRASPPF),缓解网络对极端长宽比和小目标检测效果差的问题;通过引入空间深度卷积块,加强网络对低分辨率和小目标特征的捕获能力;通过添加一个小目标检测层,提高小目标的检测能力;通过构建NWIoU边界框回归损失函数,提高模型对多尺度目标的边界盒和优化权重值的精度。

1 YOLOv8s 网络模型

YOLOv8根据具体的需求分成了n、s、m、l和x5种不同大小的模型。YOLOv8s的网络结构主要由3个部分组成,分别为主干网络、颈部网络和检测头,其中,主干网络尾部采用快速空间金字塔池化层(spatial pyramid pooling-fast, SPPF)获得更多的感受野,捕捉多层次的特征信息;颈部网络通过PAN-FPN结构将主干网络的3个不同阶段输出特征进行多尺度融合;检测头部分使用了解耦头结构,将目标定位和分类任务分离,且分别通过边界框回归损失的完全交并比损失(complete intersection over union, CIoU)和分布聚焦损失(distribution focal loss, DFL)^[12]与分类损失的变焦损失(varifocal loss, VFL)完成预测框的回归任务。YOLOv8s网络模型的检测精度和速度在目标检测算法领域表现优秀,但其研究对象为通用目标,对微小微弱、多尺度目标检测精度有待提高,因此,需对网络进行优化改进以适用于更多的目标检测领域。

2 YOLO-CFD 算法

2.1 网络整体结构

YOLO-CFD算法模型从原模型的上下文信息、特征提取、检测头和损失函数等方面改进和优化,模型结构如图1所示。经过图像重置,输入图像大小为640×480×3;基于SPPF模块设计新模块BRASPPF;引入空间深度卷

积块模块,并替换主干网络和颈部网络的部分传统卷积;改变 YOLOv8s 的金字塔结构,将主干网络输出的 160×120 特征图与颈部网络的上采样进行拼接,添加一个小目标检测层,融合 4 种不同尺度的特征图检测结果;基于

增强交并比损失 (enhanced intersection over union, EIou) 和归一化 Wasserstein 距离 (normalized Wasserstein distance, NWD), 构建新的定位回归损失函数 NWIoU。

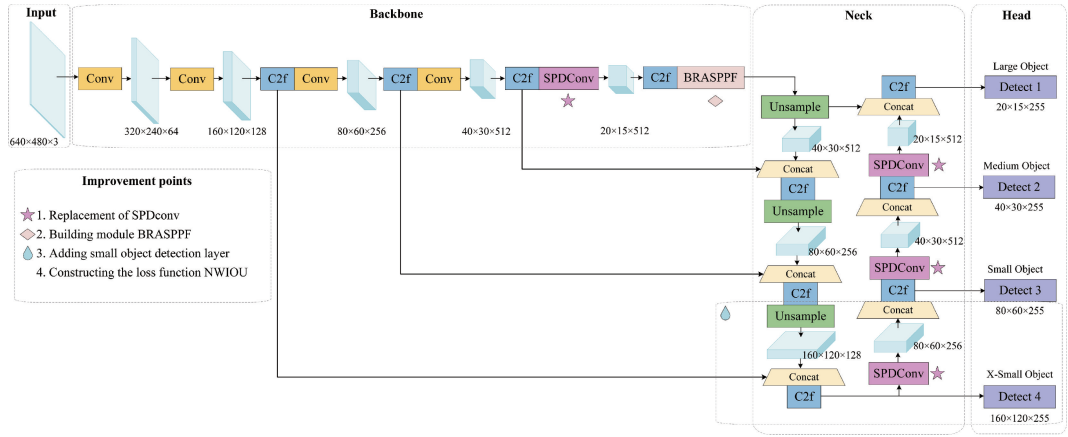


图 1 YOLO-CFD 网络模型结构

Fig. 1 YOLO-CFD network model structure

2.2 BRASPPF 模块的设计

YOLOv8s 骨干网络通过 SPPF 模块增大感受野和丰富特征信息, SPPF 是一种基于空间金字塔池化 (spatial pyramid pooling, SPP) 结构改进的空间金字塔池化结构, 通过传统卷积和 3 个最大池化层提取不同尺度特征。虽然 SPPF 模块可以实现全局和局部信息的融合, 但由于仅仅是通过简单的最大池化操作实现特征提取, 可能会导致部分特征信息丢失^[13]。为了进一步提取特征信息, 缓解由于棉布缺陷尺度差异大导致的漏检现象, 在 SPPF 模块融入双层路由注意力机制 (bi-level routing attention, BRA)^[14], 得到的新模块 BRASPPF, 如图 2(a) 所示。BRA 模块分别通过粗粒度和细粒度区域之间的交互负责全局上下文信息和局部信息的捕捉, 提高特征图不同尺度的信息提取, 通过稀疏性操作直接过滤掉大部分的不相关区域, 避免计算量、参数量过大的问题, 以较小的计算成本实现较高的性能。

BRA 模块是一种能够自适应查询感知的注意力机制, 模块结构如图 2(b) 所示。其核心思想是在粗区域级别过滤掉大部分不相关的键值对, 以便只保留一小部分路由区域, 然后在这些路由区域的联合中应用细粒度的 Token^[15] 与 Token 的交互。

首先, 将 $H \times L$ 的输入特征图划分为 $S \times S$ 个不相关区域, 并对其线性映射, 从而得到键张量 $\mathbf{K}$ 、查询张量 $\mathbf{Q}$ 和值张量 $\mathbf{V}$, 如式(1)所示。

$$\mathbf{K} = \mathbf{X}^r \mathbf{W}^k, \mathbf{Q} = \mathbf{X}^r \mathbf{W}^q, \mathbf{V} = \mathbf{X}^r \mathbf{W}^v \quad (1)$$

式中: $\mathbf{X}^r$ 为重构后的特征图; $\mathbf{W}^k, \mathbf{W}^q, \mathbf{W}^v$ 分别为键张量、

张查询量和值张量在网络中对应的权重。

其次, 在粗粒度 Token 上进行注意力权重计算, 然后仅取其中的前 k 个最大元素代表对应区域参与细粒度的运算, 并将元素的索引地址返回到矩阵 $\mathbf{I}^r$ 中, 如式(2)所示。

$$\mathbf{A}^r = \mathbf{Q}^r (\mathbf{K}^r)^T, \mathbf{I}^r = \text{topkIndex}(\mathbf{A}^r) \quad (2)$$

最后, 通过 gather 算法^[16] 收集 $\mathbf{I}^r$ 中的 Topk 粗粒度区域, 将其作为键和值参与最终的运算, 并输出矩阵 $\mathbf{O}$, 为了增强上下文信息, 在值上引入了一个深度卷积, 计算公式如式(3)所示。

$$\mathbf{K}^g = \text{gather}(\mathbf{K}, \mathbf{I}^r), \mathbf{V}^g = \text{gather}(\mathbf{V}, \mathbf{I}^r), \\ \mathbf{O} = \text{Attention}(\mathbf{Q}, \mathbf{K}^g, \mathbf{V}^g) + \text{LCE}(\mathbf{V}) \quad (3)$$

式中: $\mathbf{K}^g, \mathbf{V}^g$ 分别为聚合键张量、聚合值张量。

本文构建的 BRASPPF 模块使网络过滤掉无关的背景信息干扰, 在有效保留棉布缺陷的特征和位置等底层语义信息的同时, 节省参数量和计算量, 从而提高特征图的丰富度和网络的表达能力, 实现细粒度的多尺度特征提取。

2.3 SPDConv 模块替换普通卷积

YOLOv8s 原始网络的 CBS 层为跨步卷积, 在特征学习过程中容易丢失细节特征, 对低分辨率和细小物体检测效果不佳。部分污渍呈现为与纹理背景差异小的微弱缺陷, 经过图像压缩后属于低分辨率缺陷, 且棉布的接头、棉粒和破洞大多为微小缺陷, YOLOv8s 原始网络对这类细粒度特征的提取能力较差。因此, 在主干网络和颈部网络引入空间深度卷积块 (space-to-depth convolution, SPDConv)^[17], 将主干网络的最后一个卷积和颈部网络的

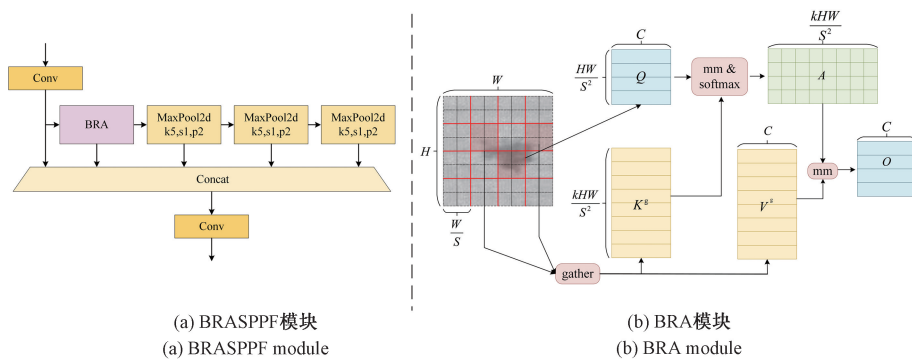


图2 BRASPPF 与 BRA 模块结构

Fig. 2 BRASPPF and BRA module structure

所有卷积替换为 SPDCConv, SPDCConv 模块相比普通卷积保留更多的细节特征信息,能够有效提升小目标的特征提取能力。

SPDCConv 模块由空间到深度层 (SPD layer) 和步长为 1 的卷积层 (N-S-Conv) 组成,如图 3 所示。首先,由于输入 YOLOv8s 的图像尺寸为 $640 \times 480 \times 3$,为一个长方形结构,因此可以将输入的原始特征图大小记为 $W \times H \times C_1$,按照隔点采样的方式进行切分,得到 $scale \times scale$ 个尺寸大小为 $\frac{W}{scale} \times \frac{H}{scale} \times C_1$ 的特征图,为原输入特征图的下

采样;其次,将所有子特征图沿维度通道拼接得到尺寸大小为 $\frac{W}{scale} \times \frac{H}{scale} \times scale^2 C_1$ 的特征图;最后,通过 1×1 卷积进行降维,尽可能地保留特征图的判别信息,得到尺寸大小为 $\frac{W}{scale} \times \frac{H}{scale} \times C_2$ 的最终特征图。为了避免跨步卷积造成的小目标特征信息丢失, $scale$ 取值为 2。

SPDCConv 模块尽可能地避免浅层的细节特征信息丢失,提高特征信息的利用率,以改善深层网络退化问题,提升低分辨率目标和小目标的检测效果。

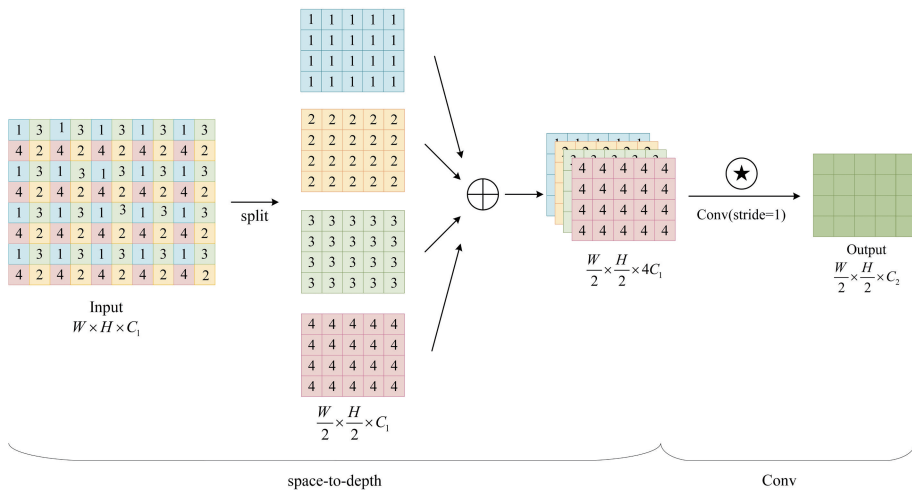


图3 SPDCConv 模块结构

Fig. 3 SPDCConv module structure

2.4 小目标检测层

在 YOLOv8s 网络的颈部网络中,采用了 3 层特征图设计。对于 $640 \times 480 \times 3$ 的输入,特征融合后,输出特征图 P3、P4 和 P5,尺寸分别为 80×60 , 40×30 , 20×15 ,分别用于检测 8×6 , 16×12 和 32×24 的目标。大尺度特征图的感受野更小,包含更多的目标位置和局部特征细节,适合检测小目标。相反,较小尺度的特征图具有更大的感

受野和丰富的语义信息,但局部细节不太明显,适合检测中大型目标。然而,棉布缺陷大小不一,经常出现与纹理背景相似的微小微弱缺陷, YOLOv8s 原始网络最大的特征图图 80×60,不能充分满足棉布缺陷检测的要求,容易出现微小缺陷的漏检、误检等问题。因此,有必要在颈部特征融合阶段增加一个小目标检测层^[18],将主干网络输出的 160×120 的 P2 特征图与颈部网络的上采样进行拼

接,用于检测 4×3 及以上的棉布缺陷,如图 4 所示。160×120 小目标层的构建使 YOLOv8s 通过较小的感受捕捉棉布缺陷的细节特征,利用 4 个不同尺度的检测层进行特征融合,有效地利用各个层次的语义信息和细粒度细节,从而降低小目标缺陷丢失或误识别的风险,使微小微弱缺陷的识别和定位更加准确。

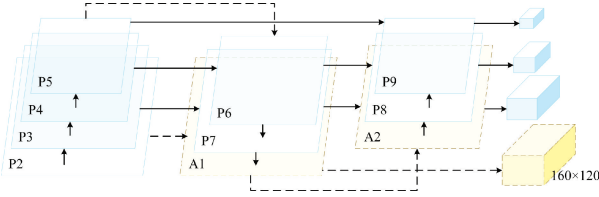


图 4 小目标检测层

Fig. 4 Small object detection layer

2.5 NWIoU 损失函数的构建

YOLOv8s 网络的损失函数由边界框回归损失 CIOU+DFL 和分类损失 VFL 组成。其中,CIOU 可对预测框的损失和标签的真实框进行计算,虽然包含中心距离和纵横比、重叠面积,但其中的纵横比未能反映实际的边长差异,而 EIou^[19]可以反映实际的边长差异,其计算公式如式(4)所示。

$$L_{EIou} = 1 - IoU + \frac{\rho^2(b, b^{gt})}{(w^c)^2 + (h^c)^2} + \frac{\rho^2(w, w^{gt})}{(w^c)^2} + \frac{\rho^2(h, h^{gt})}{(h^c)^2} \quad (4)$$

式中:IoU 表示预测框与真实框的交并比^[20]; b, w 和 h 分别代表预测框的中心点坐标、宽和高; $\rho(\cdot)$ 表示欧氏距离; w^c 和 h^c 分别表示覆盖真实框和预测框组成的最小包围框的宽度和高度; b^{gt}, w^{gt} 和 h^{gt} 分别表示真实框的中心点坐标、宽和高。

EIoU 对不同尺度目标的灵敏度差异大,小目标的位置偏移较为敏感,会导致交并比(intersection over union, IoU)大幅度降低,而对于中大型目标,同样的位置偏移只会造成 IoU 小幅度变化,不适合多尺度目标检测,为了解决这个问题,引入对小目标位置偏移不敏感的 NWD 边界框回归损失^[21],该损失函数首先将边界框建模为二维高斯分布,然后通过归一化的 Wasserstein 距离度量边界框相似性,计算公式如式(5)所示。

$$W_2^2(N_a, N_b) = \left\| \left(\begin{bmatrix} cx_a, cy_a, \frac{w_a}{2}, \frac{h_a}{2} \end{bmatrix}^T, \begin{bmatrix} cx_b, cy_b, \frac{w_b}{2}, \frac{h_b}{2} \end{bmatrix}^T \right) \right\|_2^2 \quad (5)$$

NWD 在两个框是否重叠的情况下都可以度量出预测框和真实框之间的相似度,且对不同尺度的物体不敏感,因此,该方法很适合微小物体测量。

棉布缺陷尺度不一,若 NWD 直接替代 EIou 会有损

大目标检测效果,因此,将适合中大目标检测的 EIou 和适合小目标检测的 NWD 结合,构建 NWIoU 损失函数,结合方法如式(6)、(7)所示。

$$Loss = \alpha \cdot EIou + (1 - \alpha) \cdot NWD \quad (6)$$

$$NWD(N_a, N_b) = \exp \left(- \frac{\sqrt{W_2^2(N_a, N_b)}}{D} \right) \quad (7)$$

式中: $W_2^2(N_a, N_b)$ 为距离度量,取值范围为 $[0, +\infty]$; $A = (cx_a, cy_a, w_a, h_a)$ 和 $B = (cx_b, cy_b, w_b, h_b)$ 分别为高斯分布 N_a 和 N_b ; D 为数据集中的缺陷类别数量; $Loss$ 为回归损失函数; α 为 EIou 的权重占比。构建的 NWIoU 损失函数可平衡目标的尺度差异,提升对各预测尺度的语义信息和定位信息的识别能力。

3 实验与结果

3.1 实验环境与数据集

本文实验训练平台为 Ubuntu 20.04.4 LTS,利用 NVIDIA GeForce RTX3090 的 GPU 加速,基于 PyTorch1.8.1,使用 CUDA11.1 进行计算加速。

根据工厂实际调查,选出实际生产中出现频率最高、检测难度较大的五类棉布缺陷,分别为断经(broken end, Be)、破洞(hole, Ho)、污渍(stain, St)、棉粒(knots, Kn)和接头(splice, Sp),如图 5 所示。为采集到棉布缺陷数据集,搭建了缺陷图像采集实验平台,该平台包括 CCD 相机、镜头、光源和数字成像系统等设备。数据集中约 2/3 缺陷来自工业生产现场中的实际缺陷,其余缺陷通过细针、剪刀和锉刀等工具进行手工模拟,布料选取的均为纯色布料,且选取了不同纹理、支数的棉布,纹理包含薄螺纹、厚螺纹、平纹、斜纹。本文建立的数据集主要针对微小微弱、尺度差异大的缺陷,其中,断经为细长型缺陷,棉粒、接头和破洞大多为肉眼不易发现的细小缺陷,少数污渍缺陷为与纹理背景差异小的微弱缺陷。由《四分制布匹检验评分标准》^[22]可知,疵点长度 ≤ 76.2 mm 时为小缺陷,且缺陷无论大小,以人在自然环境下看得见为原则,因此本文数据的小缺陷长度在 0~76.2 mm 范围内。图片分辨率为 1 294×964 pixels,皆为 RGB 彩色图像,编码格式为 JPG,图片总数量为 2 136 张,采集后使用 Label Img 标注缺陷并生成 xml 文件,并按照 7:2:1 的比例划分为训练集、验证集和测试集。

3.2 评价指标

为了验证改进模型的有效性,本文选择 5 种目标检测通用的评价指标。

1) 平均精确度(average precision, AP),每个类别的平均识别精度。

2) 平均精确度均值(mean average precision, mAP),

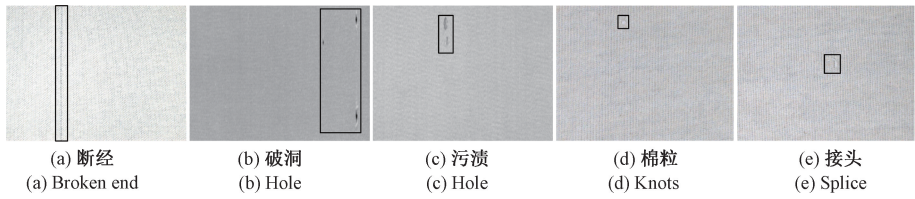


图 5 棉布缺陷种类

Fig. 5 Types of defects in cotton fabric

所有类别的平均识别精度的均值,目标置信度阈值为 0.5 时,记为 $mAP@0.5$ 。

3) 帧频 (frames per second, FPS),模型每秒传输帧数,即每秒可以检测到的图片数量。

4) 精确度 (precision, P),计算公式如式 (8) 所示。

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad (8)$$

5) 召回率 (recall, R),计算公式如式 (9) 所示。

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \quad (9)$$

式中: TP 为被正确检测的正样本数; FP 为被错误检测成正样本的负样本数; FN 为被错误检测成负样本的正样本数。

3.3 实验参数与收敛性分析

实验的训练参数:Batchsize 设置为 16,Epoch 设置为 300,初始学习率为 0.01,输入图片尺寸为 $640 \times 480 \times 3$ 。

为了验证 YOLO-CFD 网络的检测精度和收敛速度的优越性,将改进前后收敛曲线变化进行对比,如图 6 所示。从图 6(a) ~ (d) 可以看出,YOLOv8s 网络在迭代收敛过程中各项指标均出现不稳定现象,波折较多且易出现震荡,YOLO-CFD 网络训练 300 批次后其精确度、召回率、 $mAP@0.5$ 和 $mAP@0.5:0.95$ 均明显高于改进前的网络,且加快了模型的收敛速度。改进后的 YOLO-CFD 模型不仅有更高的检测准确率,而且更加稳定和平衡,更适合应用于棉布缺陷类型的检测中。

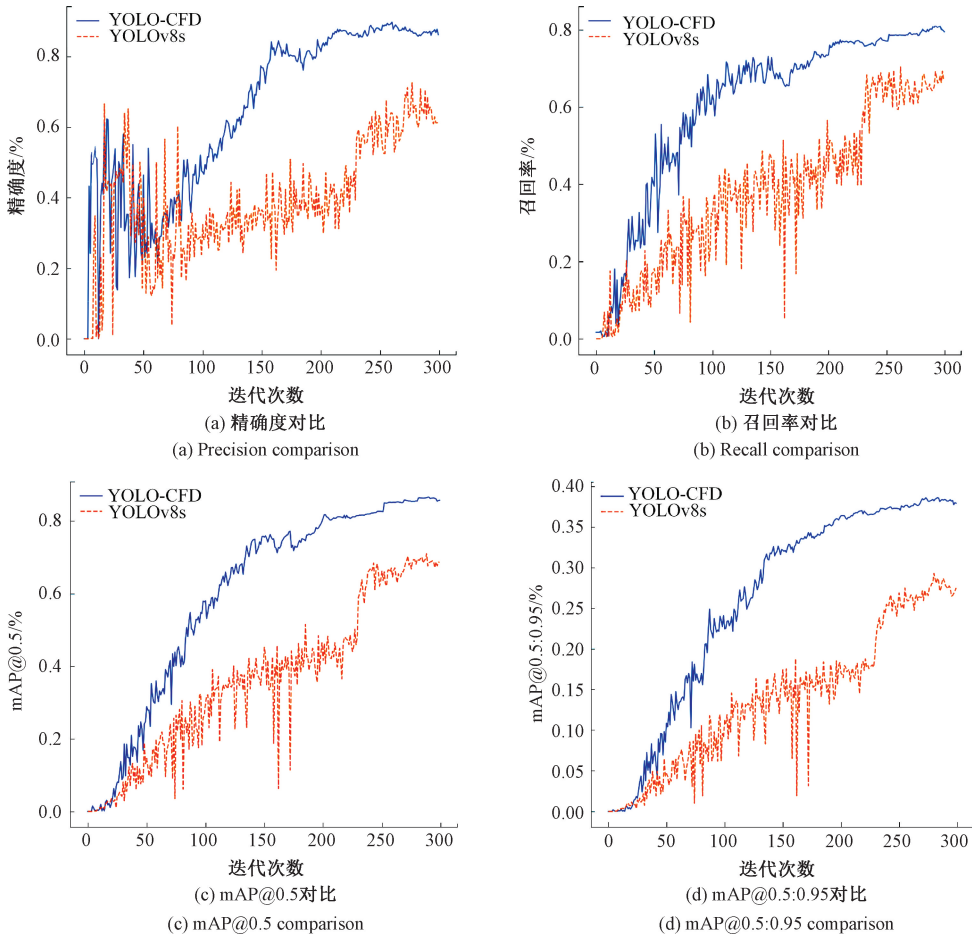


图 6 不同指标训练结果

Fig. 6 Training results for different parameter indicators

3.4 损失函数对比实验

1) 权重 α 的对比实验

为了验证本文引入的 NWIoU 损失函数的有效性并探究 α 值对棉布缺陷检测性能的影响,通过对 YOLOv8s 网络改变 α 值对比分析,并得到最佳的 NWD 与 EIoU 的组合方式。不同的 α 值对应的实验结果如表 1 所示。

表 1 不同 α 值的检测结果

Table 1 Detection results of different α values	
模型	mAP@0.5/%
$\alpha = 0.2$	74.5
$\alpha = 0.4$	76.9
$\alpha = 0.6$	78.5
$\alpha = 0.7$	81.2
$\alpha = 0.8$	82.3
$\alpha = 0.9$	79.2
$\alpha = 1$	78.1

从表 1 可以看出,权重 α 的取值对最终的棉布缺陷检测结果有着很大的影响。随着权重 α 的增大,mAP 值也在逐步提升,且当权重 α 为 0.8 时,对本文尺度差异大的数据集达到平衡状态,检测效果达到最佳。其中,当 α 为 1 时,表明损失函数仅为 EIoU,此时检测性能并不是最佳状态,由此可得,损失函数 NWD 的加入使得更好地测量微小物体的预测框和标记框之间的相似性,有助于多尺度目标的检测。因此,本文权重 α 取值 0.8。

2) 不同损失函数的对比实验

为了验证 NWIoU 损失函数的优越性,对 YOLOv8s 网络使用一些主流的损失函数进行对比实验,如表 2 所示。实验结果表明,NWIoU 损失函数更加适合微小微弱棉布缺陷且缺陷尺度差异大的检测,其总体检测效果最

优,证明了 NWIoU 损失函数的有效性。

表 2 不同损失函数的检测结果

Table 2 Detection results of different loss functions		
模型	mAP@0.5/%	帧率/fps
DIoU	75.1	171.3
Wise-IoU V3 ^[23]	76.2	175.3
ShapeIoU ^[24]	76.3	168.9
MPDIoU ^[25]	78.3	168.5
Inner-SIoU ^[26]	78.6	169.2
NWIoU	82.3	171.4

3.5 替换 SPDCConv 模块对比实验

为了验证 YOLO-CFD 网络的 SPDCConv 模块位置和数量的优越性,替换不同位置的卷积进行对比实验,如表 3 所示。从实验 2 可以看出,当颈部网络的所有卷积替换成 SPDCConv 时,每一种缺陷的检测性能都得到大幅度提升,mAP@0.5 提升 7.6%;从实验 3 发现当只替换主干网络第 7 层的卷积时,每一种缺陷检测性能均有一定提升,但棉粒和结头提升较少;从实验 4 发现当主干网络的所有卷积被替换时,网络对小目标特征过于敏感,断经检测效果大幅度下降,AP 只有 44.9%;从实验 5、6 和 7 发现,替换的卷积层数越深,各 AP 值和 mAP@0.5 越高,且当实验 7 同时替换主干网络的最后一层卷积和颈部网络的所有卷积时,缺陷检测结果结果达到最佳。上述实验结果表明,在浅层网络过多地关注细粒度特征反而有损检测性能,主要原因在于浅层网络易受棉布纹理背景信息的干扰,且 SPDCConv 模块会由此忽略中大型目标,因此,作为细长型大目标的断经缺陷检测结果波动最为明显。

表 3 SPDCConv 模块的不同位置和数量的检测结果

Table 3 Detection results of SPDCConv modules at different positions and quantities							(%)
序号	Replacement convolution	AP					mAP@ 0.5
		Be	Ho	St	Kn	Be	
1	—	92.5	71.3	61.6	64.2	64.1	70.7
2	neck	87.9	76.8	86.5	70.1	70.3	78.3
3	7	92.9	76.9	72.8	67.6	68.5	75.7
4	backbone	44.9	77.2	89.9	72.9	69.5	70.9
5	3+neck	85.1	75.1	69.5	68.4	68.2	73.3
6	5+neck	86.2	76.5	80.6	68.5	70.7	76.5
7	7+neck	88.9	77.9	84.5	73.6	71.7	79.3

为了更直观地观察 SPDCConv 的位置和数量对实验结果的影响,将实验 4、5、6 和 7 的部分检测结果进行对比,如图 7 所示,从图 7 可以看出,实验 4 将 backbone 的所有卷积替换为 SPDCConv 不仅会出现污渍、棉粒和接头这类微弱小目标的漏检和误检情况,而且断经会有漏检

和检测框不完整的问题。从图 7(a)可以看出,实验 5、6 和 7 随着替换卷积网络层数的增加,断经的检测框越准确,且检测精度越高。从图 7(b)~(e)可以看出,实验 5、6 和 7 随着替换卷积网络层数的增加,破洞的检测精度提升了 37%,污渍、棉粒和接头这类微弱小目标均准确检

出且精度逐步提高。结果表明,当主干网络的最后一个卷积和颈部网络的所有卷积替换为 SPDConv 时,总体检测效果最优,证明了 SPDConv 位置和数量的有效性。

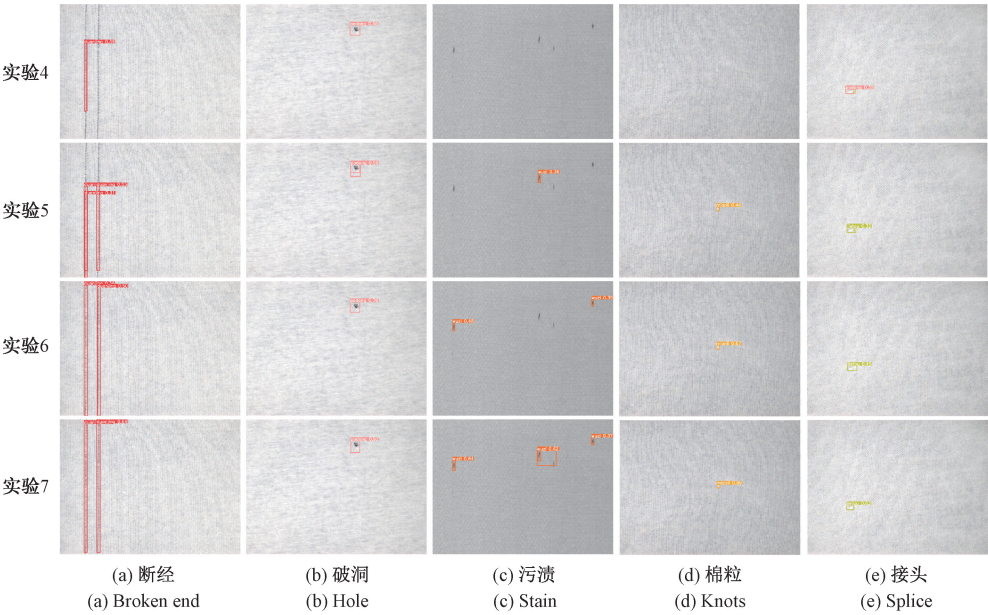


图 7 SPDConv 模块的位置和数量对棉布缺陷的检测结果

Fig. 7 Detection results of cotton fabric defects based on the position and quantity of SPDConv modules

3.6 消融实验

为了验证 YOLO-CFD 网络模型的有效性,分析 SPDConv、BRASPPF、小目标检测头、NWIoU 损失函数对网络模型准确率和速率的影响,本文在相同参数下进行了消融实验,实验结果如表 4 所示。实验 2、4 和 6 验证了 SPDConv 模块和小目标检测层擅长提高微小微弱

目标。实验 3 和 7 说明 BRASPPF 可以有效解决缺陷尺度差异大的问题,在提升小目标检测能力同时,提高了对

断经细长目标特征的捕捉能力。使用 NWIoU 后,mAP@0.5 和帧率分别提升了 11.6%和 24.4 fps,说明对于平衡样本尺度差异、检测速度有较好的效果。由于增加了小目标检测头,模型检测速度有轻微下降,但总的来说在满足实时性检测的同时检测精度提升了 16.5%,且对微小微弱物体的捕捉能力提高,有效解决目标尺度差异大的检测难题。

表 4 消融实验结果

Table 4 Results of ablation experiment

序号	模型				AP/%					mAP@0.5/%	帧率/fps
	SPDConv	BRASPPF	New detect	NWIoU	Be	Ho	St	Kn	Sp		
1	—	—	—	—	92.5	71.3	61.6	64.2	64.1	70.7	147.0
2	✓	—	—	—	88.9	77.9	84.5	73.6	71.7	79.3	161.3
3	—	✓	—	—	93.8	84.0	82.6	70.3	70.6	80.3	166.2
4	—	—	✓	—	88.1	80.3	74.7	82.1	69.0	78.8	124.6
5	—	—	—	✓	94.7	85.9	79.9	77.5	73.6	82.3	171.4
6	✓	✓	—	✓	89.5	89.8	90.1	78.0	71.5	83.8	156.7
7	✓	—	✓	✓	90.3	83.2	81.8	73.7	72.3	80.3	124.6
8	✓	✓	✓	✓	95.0	88.6	80.1	91.4	81.0	87.2	124.6

3.7 对比实验

为了进一步验证 YOLO-CFD 网络模型的优越性和有效性,在相同参数下,将目前主流的、最新的目标检测算法和本文算法在自制的棉布缺陷数据集上进行实验,使用准确率、召回率、mAP@0.5 和帧率这 4 个指标进行比较,对比结果如表 5 所示。YOLO-CFD 与 Faster-RCNN、

CO-DETR-R50、YOLOv3 和 YOLOv7 相比,各项指标都得到了显著的提高;与 YOLOv5s、YOLOv6s、YOLOv9s、YOLOv10s、YOLOv11s 和 YOLOv8s 相比,虽然帧率有所下降,但其余的指标有大幅度提高;其中,与原始网络 YOLOv8s 相比,mAP@0.5 提升了 16.5%,精确率提升了 14.2%,召回率提升了 8.8%,同时可满足实时性检测要

求。结果表明,YOLO-CFD 与其他模型相比具有更好的检测性能,在尺度差异大、微小微弱的目标检测问题上有显著优势,模型的检测性能得到较大幅度提升。

表 5 不同算法对比结果

Table 5 Comparison results of different algorithms				
算法	P/%	R/%	mAP@0.5/%	帧率/fps
Faster-RCNN ^[27]	56.5	54.2	58.2	10.2
CO-DETR-R50 ^[28]	69.2	67.3	70.2	115.9
YOLOv3	59.9	58.4	64.3	72.2
YOLOv5s	68.5	69.5	69.5	156.7
YOLOv6s	66.3	60.2	61.5	152.3
YOLOv7	68.3	67.5	70.1	112.4
YOLOv9s	67.1	63.9	68.9	142.2
YOLOv10s	65.8	61.2	68.5	159.2
YOLOv11s	68.9	65.1	71.2	154.1
YOLOv8s(baseline)	69.9	72.9	70.7	147.0
YOLO-CFD	84.1	81.7	87.2	124.6

为了直观地描述出 YOLO-CFD 网络模型的检测效果,将改进前后的模型在测试集上的检测结果进行了直观对比,如图 8 所示。通过对比可以看到图 8(b1)的破洞与污渍形态相似,图 8(b2)将破洞误检成污渍,图 8(b3)正确检测破洞;图 8(d2)漏检了微弱的棉粒缺陷,图 8(d3)准确检出;图 8(a3)和(c3)相较于原始 YOLOv8s 的检测精度大幅度提升;当遇到混合缺陷,即两种及以上的缺陷时,图 8(f2)漏检了接头,图 8(f3)不仅检测到所有缺陷,精度也得到较大提升;本文能检测到的最小缺陷如图 8(e)所示,图 8(e2)漏检了接头缺陷,图 8(e3)准确检出,最小缺陷的像素为 4×3,共 12 个像素点,在图像中面积占比 0.003 9%,最小缺陷的实际尺寸为 1.6 mm×1.2 mm。结果表明,改进后的网络增强了对不同尺度目标的特征提取能力,提高了对各类缺陷的辨别能力,特别是微小微弱缺陷,可检测至 12 个像素点的缺陷目标。

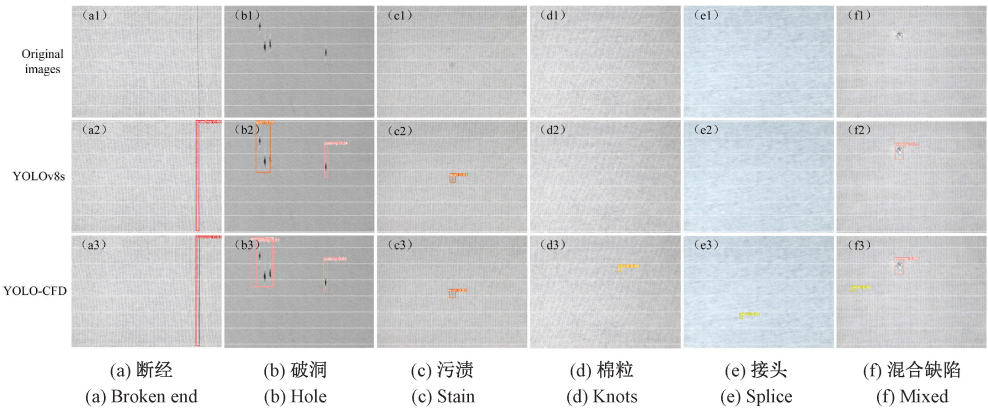


图 8 模型改进前后的检测结果对比

Fig. 8 Comparison of detection results before and after model improvement

4 结 论

本文设计了一种基于 YOLO-CFD 的棉布缺陷检测方法,可以用于检测断经、破洞、污渍、棉粒、接头等棉布缺陷,解决了因微小微弱缺陷和缺陷目标的尺度差异大所导致的特征提取困难的问题。该模型提出 BRASPPF 双层路由特征金字塔池化方法,提高了对不同尺度目标的检测能力;将主干网络和颈部网络的部分卷积替换为 SPDConv,解决了卷积过程中微小目标特征信息被淹没的问题,并额外增加一个小目标检测层,有效提升了模型对微小微弱目标特征的捕捉能力;将损失函数 EIou 和 NWD 结合,设计新的边界框回归损失函数 NWIoU,降低了不同尺度目标的位置偏移的灵敏度。实验结果表明,本文模型与原始 YOLOv8s 网络相比,在满足实时性检测的前提下将缺陷检测精确率提升了 14.2%,召回率提升

了 8.8%,mAP@0.5 提升了 16.5%并达到 87.2%,有效提升了微小微弱、多尺度缺陷的检测性能,满足工业实际场景下棉布缺陷的检测任务。在未来的工作中将进一步扩充有效数据集,此外,进一步简化模型,以便于部署到实际检测设备上。

参考文献

[1] 马志程, 李丹, 张宝龙. 基于改进 Mask R-CNN 的光学元件划痕缺陷检测研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2023, 37(4): 231-239.
MA ZH CH, LI D, ZH B L. Research on scratch defect detection of optical elements based on improved Mask R-CNN [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37(4): 231-239.
[2] 黄鹏, 蔡露, 陈彬, 等. 基于 DCGAN 和改进 YOLOv5s 的钢丝帘布缺陷检测方法[J]. 电子测量技术, 2024, 47(3): 144-155.

- HUANG P, CAI L, CHEN B, et al. Defect detection method of steel cord based on DCGAN and improved YOLOv5s [J]. *Electronic Measurement Technology*, 2024, 47(3): 144-155.
- [3] 高嘉, 刘涛, 王显峰, 等. TWRD-Net: 一种用于曳引钢丝绳缺陷的实时检测网络算法[J]. *仪器仪表学报*, 2023, 44(6): 223-235.
- GAO J, LIU T, WANG X F, et al. TWRD-Net: A real-time detection network algorithm for traction wire rope defects [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2023, 44(6): 223-235.
- [4] ZHU X K, LYU SH CH, WANG X, et al. TPH-YOLOv5: Improved YOLOv5 based on transformer prediction head for object detection on drone-captured scenarios [C]. *Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision*, 2021: 2778-2788.
- [5] 付晗, 胡峰, 龚杰, 等. 面向织物疵点检测的缺陷重构方法[J]. *纺织学报*, 2023, 44(7): 103-109.
- FU H, HU F, GONG J, et al. Defect reconstruction algorithm for fabric defect detection [J]. *Journal of Textile Research*, 2023, 44(7): 103-109.
- [6] 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.
- JI X SH, QIAN F, DONG Y. Real-time fabric defect detection algorithm based on YOLOv5s [J]. *Laser Journal*, 2024, 45(10): 47-55.
- [7] 李静, 郑文斌. 基于上下文信息聚合 YOLOv5 的织物缺陷检测[J]. *棉纺织技术*, 2024, 52(4): 30-39.
- LI J, ZHENG W B. Fabric defect detection based on contextual information aggregation YOLOv5 [J]. *Cotton Textile Technology*, 2024, 52(4): 30-39.
- [8] RASHEED A, ZAFAR B, ALI N, et al. Fabric defect detection using computer vision techniques: A comprehensive review [J]. *Mathematical Problems in Engineering*, 2020, DOI:10.1155/2020/8189403.
- [9] 杨伟嘉. 基于自编码器网络的布料瑕疵检测系统[D]. 广州: 华南理工大学, 2021.
- YANG W J. A fabric defect detection system based on autoencoder network [D]. Guangzhou: South China University of Technology, 2021.
- [10] 刘露露, 李波, 何征, 等. 基于 FS-YOLOv3 及多尺度特征融合的棉布瑕疵检测[J]. *中南民族大学学报(自然科学版)*, 2021, 40(1): 95-101.
- LIU L L, LI B, HE ZH, et al. Cotton defect detection based on FS-YOLOv3 and multiscale feature fusion [J]. *Journal of South-central Minzu University (Natural Science Edition)*, 2021, 40(1): 95-101.
- [11] 徐天伦, 李波, 胡文杰, 等. 基于 CA-EfficientDet 的棉布瑕疵检测方法[J]. *中南民族大学学报(自然科学版)*, 2022, 41(2): 243-250.
- XU T L, LI B, HU W J, et al. Cotton defect detection method based on CA-EfficientDet [J]. *Journal of South-central Minzu University (Natural Science Edition)*, 2022, 41(2): 243-250.
- [12] 方涛涛, 王池社, 王洁, 等. 基于 YOLOv8n 的探地雷达图像管线定位方法[J]. *国外电子测量技术*, 2023, 42(11): 170-177.
- FANG T T, WANG CH SH, WANG J, et al. Ground penetrating radar image pipeline location based on YOLOv8n [J]. *Foreign Electronic Measurement Technology*, 2023, 42(11): 170-177.
- [13] 石洋宇, 左景, 谢承杰, 等. 多尺度融合与 FMB 改进的 YOLOv8 异常行为检测方法[J]. *计算机工程与应用*, 2024, 60(9): 101-110.
- SHI Y Y, ZUO J, XIE CH J, et al. Improved YOLOv8 method for anomaly behavior detection with multi-scale fusion and FMB [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2024, 60(9): 101-110.
- [14] ZHU L, WANG X, KE Z, et al. BiFormer: Vision transformer with Bi-Level routing attention [C]. *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2023: 10323-10333.
- [15] 梅昕苏. 基于多粒度 Top-k 查询的流式数据事件获取方法研究[D]. 沈阳: 辽宁大学, 2019.
- MEI X S. Research on streaming data event acquisition method based on multi-granular Top-k query [D]. Shenyang: Liaoning University, 2019.
- [16] LIU H J, XU K. Recognition of gangues from color images using convolutional neural networks with attention mechanism [J]. *Measurement*, 2023, 206: 1-13.
- [17] SUNKARA R, LUO T. No more strided convolutions or pooling: A new CNN building block for low-resolution images and small objects [C]. *Joint European Conference on Machine Learning and Knowledge Discovery in Databases*, 2022: 443-459.
- [18] 丁伟利, 张志鹏, 雷子琦, 等. 深度学习陶瓷表面缺陷检测算法研究[J]. *电子测量与仪器学报*, 2023, 37(11): 161-169.
- DING W L, ZHANG ZH P, LEI Z Q, et al. Deep learning ceramic surface defect detection algorithm research [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2023, 37(11): 161-169.
- [19] ZHANG Y F, REN W, ZHANG Z, et al. Focal and efficient IOU loss for accurate bounding box regression [C]. *Neurocomputing*, 2022: 146-157.

- [20] JIANG B, LUO R, MAO J, et al. Acquisition of localization confidence for accurate object detection[C]. Proceedings of the European Conference on Computer Vision, 2018: 784-799.
- [21] WANG J W, XU C, YANG W, et al. A normalized gaussian wasserstein distance for tiny object detection[J]. ArXiv preprint arXiv: 2110. 13389, 2021.
- [22] 李岳. 针织物品质控制检验要点分析[J]. 针织工业, 2014(9): 66-67.
LI Y. Key inspection points in fabric quality control of knitted fabrics [J]. Knitting Industries, 2014 (9): 66-67.
- [23] TONG Z J, CHEN Y H, XU Z W, et al. Wise-IoU: Bounding box regression loss with dynamic focusing mechanism [J]. ArXiv preprint arXiv: 2301. 10051, 2023.
- [24] ZHANG H, ZHANG S. Shape-IoU: More accurate metric considering bounding box shape and scale [J]. ArXiv preprint arXiv: 2312. 17663, 2023.
- [25] MA S, XU Y. MPDIoU: A loss for efficient and accurate bounding box regression [J]. ArXiv preprint arXiv: 2307. 07662, 2023.
- [26] ZHANG H, XU C, ZHANG SH J. Inner-IoU: More effective intersection over union loss with auxiliary bounding box [J]. ArXiv preprint arXiv: 2311. 02877, 2023.
- [27] 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.
- [28] ZONG ZH F, SONG G L, LIU Y. Detsr with collaborative hybrid assignments training [C]. Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision, 2023: 6748-6758.

作者简介



化春键(通信作者), 2006 年于西安交通大学获得博士学位, 现为江南大学智能制造学院副教授, 主要研究方向为机器视觉应用技术和机电一体化技术与设备。
E-mail: 277795559@qq.com

Hua ChunJian (Corresponding author)

received his Ph. D. degree from Xi'an Jiaotong University in

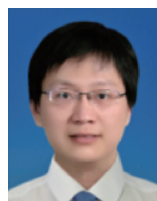
2006. Now he is an associate professor in the School of Intelligent manufacturing at Jiangnan University. His main research interests include machine vision application technology and mechatronics integration technology and equipment.



李秀琴, 2022 年于江南大学获得学士学位, 现为江南大学硕士研究生, 主要研究方向为机器视觉与深度学习。

E-mail: lxq_wangy@163.com

Li Xiuqin received her B. Sc. degree from Jiangnan University in 2022. Now she is a M.Sc. candidate of Jiangnan University. Her main research interests include machine vision and deep learning.



蒋毅, 2012 年于上海交通大学获得博士学位, 现为江南大学智能制造学院副教授, 主要研究方向为精密特种加工技术、智能装备与自动化技术。

E-mail: jiangyi@jiangnan.edu.cn

Jiang Yi received his Ph. D. degree from Shanghai Jiao Tong University in 2012. Now he is an associate professor in the School of Intelligent Manufacturing at Jiangnan University. His main research interests include precision special machining technology, intelligent equipment and automation technology.



俞建峰, 2004 年于上海交通大学获得博士学位, 现为江南大学机械工程学院教授, 主要研究方向为机器人技术、深度学习算法、嵌入式控制系统等。

E-mail: robotmcu@126.com

Yu Jianfeng received his Ph. D. degree from Shanghai Jiao Tong University in 2004. Now he is a professor in the School of Mechanical Engineering at Jiangnan University. His main research interests include robot technology, deep learning algorithm, and embedded control systems, etc.



陈莹, 2005 年于西安交通大学获得博士学位, 现为江南大学物联网工程学院教授, 主要研究方向为机器视觉、模式识别和信息融合。

E-mail: chenying@jiangnan.edu.cn

Chen Ying received her Ph. D. degree from Xi'an Jiaotong University in 2005. Now she is a professor in the School of Internet of Things Engineering Jiangnan University. Her main research interests include machine vision, pattern recognition and information fusion.