DOI: 10.13382/j.jemi.B2407239

构建改进 RT-DETR 算法检测隐形眼镜环状波纹缺陷*

刘亚蒙 赵友全 孙振涛 陈 宸
(天津大学医学院生物医学工程系 天津 300072)

摘 要:环状波纹是隐形眼镜制造过程中水凝胶材料分布不均匀造成的、在镜体边沿向内环形收缩的表面缺陷,因在投影检测中难以发现而造成产品质量不良,环状波纹缺陷检测是隐形眼镜产品制造的技术难题之一。本文根据该缺陷特征,搭建了圆环光源照明成像系统,采集了环状波纹缺陷图像模型数据库,引入了一种基于改进 RT-DETR 的隐形眼镜环状波纹缺陷轻量级检测算法。首先,将 RT-DETR 原始 ResNet18 主干提取网络中的 BasicBlock 替换为轻量级 FasterNetBlock。然后,在 RT-DETR 的 Neck 部分加入 SimAM 三通道注意力机制,提高模型的准确度。最后,将 GIoU 替换为 MPDIoU 损失函数加快收敛速度,提高检测精度。实验结果表明,相比于原始的 RT-DETR 算法,改进后的 RT-DETR 算法在隐形眼镜环状波纹数据库上的 mAP@0.5 达到了 94%,提高了 3.1%,Params 和 FLOPs 相比于原始的算法分别降低了 15.6%和 13%。该算法极大地减小了计算量,有效提高了隐形眼镜环状波纹缺陷的均值平均精度,有望突破隐形眼镜环状波纹缺陷在线检测的技术难题。

关键词: 隐形眼镜;环状波纹;表面缺陷检测;RT-DETR
中图分类号: TP391 **文献标识码**: A **国家标准学科分类代码**: 520.2060

Constructing an enhanced RT-DETR algorithm for detecting annular ripple defects in contact lenses

Liu Yameng Zhao Youquan Sun Zhentao Chen Chen
(School of Precision Instrument and Opto-Electronics Engineering, Tianjin University, Tianjin 300072, China)

Abstract: Circular ripples are surface defects in the manufacturing process of contact lenses, resulting from uneven distribution of hydrogel materials, causing a concentric contraction along the edge of the lens. These defects are challenging to detect in projection inspections, leading to poor product quality. Detecting circular ripple defects poses a technical challenge in the production of contact lenses. In this study, a circular ring illumination imaging system was constructed based on the characteristics of this defect. An image model database of circular ripple defects was collected, and a lightweight detection algorithm for contact lens circular ripple defects based on an improved RT-DETR was introduced. Initially, the original ResNet18 backbone of RT-DETR was modified by replacing the BasicBlock with a lightweight FasterNetBlock. Subsequently, the SimAM three-channel attention mechanism was integrated into the Neck part of RT-DETR to enhance the model's accuracy. Finally, the GIoU loss function was replaced with the MPDIoU loss function to accelerate convergence and improve detection accuracy. Experimental results demonstrate that the improved RT-DETR algorithm achieved a mAP@0.5 of 94% on the contact lens circular ripple database, a 3.1% improvement over the original RT-DETR algorithm. Params and FLOPs were reduced by 15.6% and 13%, respectively, compared to the original algorithm. This algorithm effectively reduces computational complexity, enhancing the mean average precision of contact lens circular ripple defect detection. It holds promise for overcoming technical challenges in online detection of circular ripple defects in contact lenses.

Keywords: contact lenses; circular ripples; surface defect detection; RT-DET

收稿日期: 2024-01-23 Received Date: 2024-01-23
*基金项目:国家自然科学基金(42177439)项目资助

0 引 言

隐形眼镜(contact lens,CL)相较于传统眼镜,提供了更高的佩戴舒适度[1]、更好的外观和更强的便携度,主要应用领域包括视力矫正和治疗[2]。以隐形眼镜为载体研发的眼压、血糖监测传感器已成为创新医疗热点[3],将其用于眼部疾病的诊断和临床治疗方面显示出巨大的潜力[4]。然而,伴随着隐形眼镜的发展,因质量问题导致的眼疾问题凸显,表面缺陷检测是产品质量的必要的可靠的保障,是维护佩戴者放心使用的生命线。

软性隐形眼镜制作材料为水凝胶,常用制作方法为旋铸和注塑成型。生产制造过程中容易产生的缺陷有表面硬化、气泡、划痕、异物边缘缺陷等[5]。环状波纹是隐形眼镜制造过程中水凝胶材料分布不均匀造成的、在镜体边沿向内环形收缩的表面缺陷,因在投影检测中难以发现而造成产品质量不良,是最难检出的缺陷之一。根据 ISO14534:2015[6]的基本标准,隐形眼镜被划分为中心光学区域、花纹区域和边缘区域。而环状波纹缺陷就分布在隐形眼镜边缘区域,这一区域与眼睛接触极为敏感,微小的缺陷就可能导致不适、泪膜破裂甚至更严重的伤害,区域又受到花纹和边缘的干扰,以至其难以观察和检测。

传统镜片缺陷检测技术采用人工用镊子按压并投影复检的方法,费时费力且极大地依赖操作人员的经验。如今,基于机器视觉的隐形眼镜自动光学检测技术已成为其生产制造的核心技术。Chang 等[7]通过 Otsu 的二值化阈值方法判断灰度值的变化,用于检测软性隐形眼镜的表面缺陷,如气泡、异物、污染和划痕等。Ciobanu 等[8]提出了机器视觉系统(machine vision system,MVS),该系统整合了轮廓投影仪和图像采集与处理两个经典系统,用于测量隐形眼镜的轮廓的几何参数,依次判断镜片几何参数是否合格。Bazin 等[9]采用了随机 Hough 变换的方法获得镜片拟合圆的圆心和半径值,对镜片边缘和内部特征提取,从而判断是否缺陷。Natsupakpong 等[10]设计了一个基于机器学习的镜片质量检查系统,使用支持向量机(support vector machine,SVM),对图像预处理提取特征并改善输入图像,经实际现场测试可得到 97.75% 的平均精度。

这些算法根据人工设定缺陷类别,再用传统图像处理算法进行特征提取和判别。在面对一些背景固定且易于观察和检测的表面缺陷,机器视觉的方法比较简单且算力较小。但针对一些复杂的缺陷时,其特征难以定义,算法的泛化能力不足[11]。随着深度学习快速发展,其强大的学习能力和处理大规模数据能力弥补了机器学习的不足,它在隐形眼镜的缺陷检测中也得到广泛应用。Singh 等[12]实现了一种用于检测隐形眼镜的广义分级调谐检测网络(GHCLNet),并将其应用于无透镜、软镜头和美容镜片的分类。该网络以 ResNet50 为基础,可以对原始输入虹膜图像操作,且不需要分割和预处理。Kim 等[13]运用卷积神经网络(convolutional neural networks,CNN)技术构建了针对每个 RGB 通道和 HSV 通道的模型,最终判断出在 RGB 通道上的 GoogLeNet V4 模型具有更高的缺陷检测准确率。吕梦凌等[14]通过对隐形眼镜纹理的检测,精心设计了高精度且计算量较低的特征分类网络,成功实现了无需复杂图像处理的虹膜防伪检测。王昊等[15]将 Faster R-CNN 深度学习算法用于检测隐形眼镜的气泡、划痕、亮点、模具边等多种缺陷类型,且检测效果显著。张文钊[16]通过对 YOLOv5 深度学习算法做一系列优化改进,将其更好的适用于隐形眼镜的气泡、杂质和破损检测。以上文献报道主要集中在隐形眼镜分类判断和常见缺陷如气泡、划痕和杂质检测等方面,缺少对环状波纹缺陷的分析和检测方法,凸显了该领域的研究空白,迫切需要有效的检测技术突破当前难以检出和极大依赖人工的困境。

根据已有的隐形眼镜环状波纹缺陷进行研究,本文采用最佳的照明方式,采集数据并进行图像处理以用作深度学习的数据集。基于此,引入一种实时的端到端深度学习模型(real-time detection transformer,RT-DETR)[17],并对其进行改进,以更好的适用于隐形眼镜波纹类缺陷的检测。具体研究内容为:1)将 RT-DETR 原始中 RenNet18 主干的 Basic block 替换为轻量级快速 FasterNet Block[18],以降低浮点运算量和参数量,实现高精度低参数的快速实时检测,便于模型的部署。2)在网络的 neck 输出部分引入三通道 SimAM 注意力机制[19],提高模型对目标的检测能力。3)引入基于最小点距离的 MPDIoU 损失函数[20],加快网络的收敛速度,提高预测框的检测精度。实验结果表明,本文方法检测精度达到 94%,有效地实现了环状缺陷的快速准确的检测。

1 改进 RT-DETR 检测算法原理

1.1 原始模型

DETR 作为一个端到端网络,不依赖于非最大抑制 NMS 后处理的耗时操作,没有 anchor 等先验知识和约束。其模型结构流程如图 1 所示。DETR 结构包含骨干(backbone)、基于 Transformer 的译码器(encoder)、解码器(decoder)和预测(prediction)4 个关键部分。Backbone 利用传统的 CNN 网络提取特征,将特征图映射成 transformer 使用的模式。再经过降维后结合位置编码送入 encoder,生成候选框。Decoder 独立解码这些候选特征和查询对象(object query),最终通过全连接层获取对

应的框坐标和类标签。

DETR 结合了 Transformer 的全局特征学习能力和 CNN 架构,在大目标检测方面表现优越,超越了 anchor base 和 anchor free 的模型,这种优势使其成为本文的隐形眼镜波纹缺陷检测的理想选择。然而,DETR 处理效率低、图像耗时久和计算成本高的问题,这在工业应用中受到限制。

RT-DETR 模型在 DETR 模型的基础上做了以下改动:

1)利用 Backbone 的最后 3 个输出特征(S3、S4、S5)作为 Encoder 的输入,减少了特征层的处理;

2)设计了解耦尺度内交互(adaptive intra-scale feature interaction,AIFI)和跨尺度特征融合模块(cross-scale feature fusion module,CCFM),AIFI 仅对 S5 这一特征层进行处理,在保证模型性能下减少了计算量;

3)采用 IoU-aware 查询选择机制来选择固定数量的图像特征,以优化 Deconder;

4)有辅助预测头的解码器迭代地优化查询对象,以生成方框和置信度分数。

因此,改动后 RT-DETR 有效的避免了 NMS 导致的推理延迟同时提升性能,提高了计算效率并降低了计算成本。模型结构如图 2 所示。

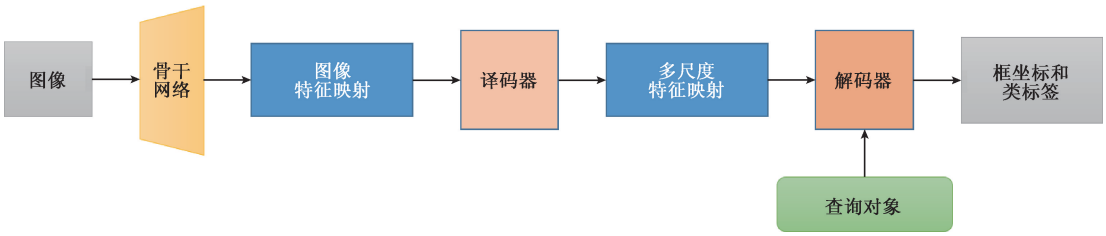


图 1　DETR 模型结构

Fig. 1　DETR model structure

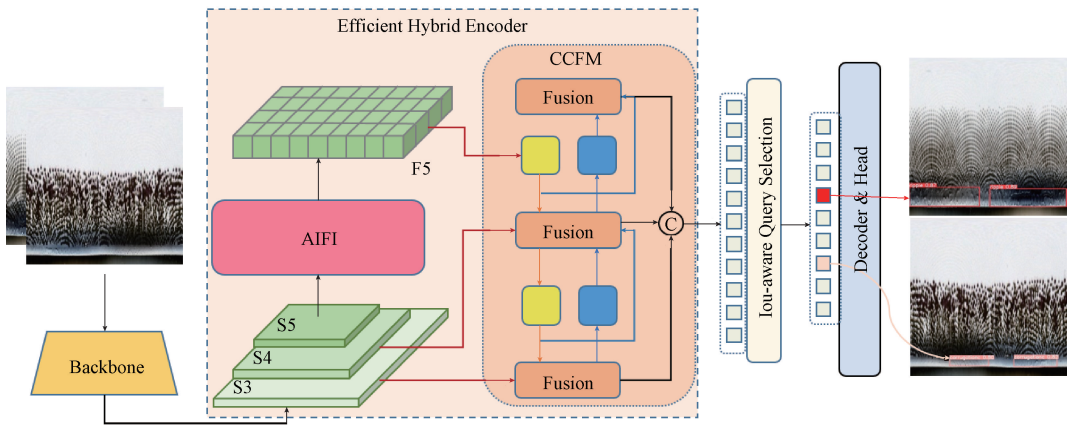


图 2　RT-DETR 模型结构

Fig. 2　RT-DETR model structure

1.2　基于 RT-DETR 改进的算法模型

考虑到轻量化的原则,本文采用 ResNet18 作为 RT-DETR 的骨干网络。在此基础上,对模型进行优化改进以更好地适用于本文的检测任务。图 3 为改进后的网络结构流程图,可以分为 Backbone、Neck 和 Head 3 个部分。

RT-DETR 原始的骨干网络计算量方面较高,不适合轻量化部署,对硬件要求较高。为提高模型的检测效率,本文将原始的骨干网络的 Basic Block 替换为轻量级 FasterNet Block。在隐形眼镜波纹缺陷的检测中,彩色隐形眼镜中的花纹常常导致干扰,花纹形状和颜色的多样性使目标特征提取变得复杂。为了提高模型对检测目标的关注度,本文在 RT-DETR 的 Neck 部分的 3 个输出检测头后引入三通道 SimAM 注意力机制。此外,采用 MPDIoU 损失函数,以加快收敛速度,提高预测框的准确度。

1)骨干网络改进

图 4 为 FasterNet Block 结构示意图。每个 FasterNet Block 有一个 PConv 层,后加 2 个 Conv 1×1 层,组合成倒置残差块。

在优化计算成本方面,PConv 通过利用特征图的冗余性,减少冗余计算和内存访问,可以更有效地提取空间特征。PConv 在输入通道的一部分上应用 Conv 提取空

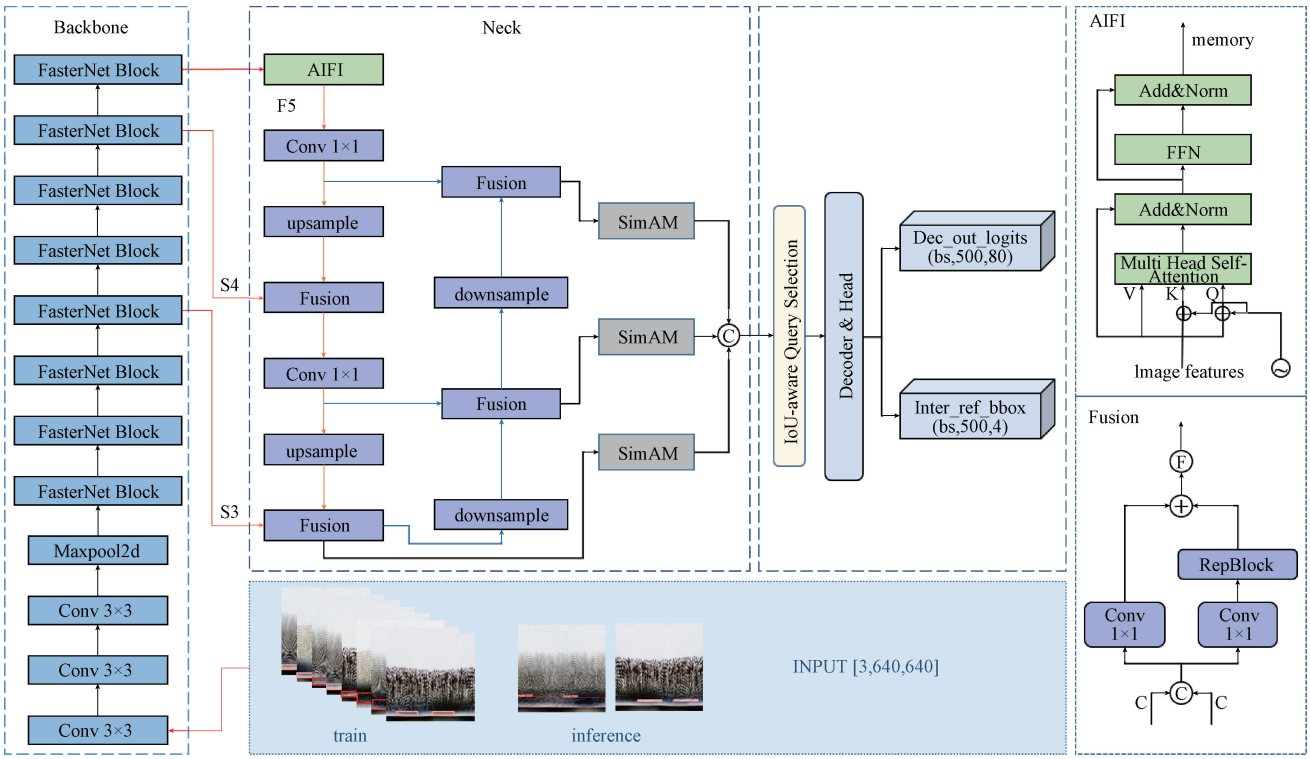


图 3 RT-DETR 模型结构流程

Fig. 3 RT-DETR model structure flowchart

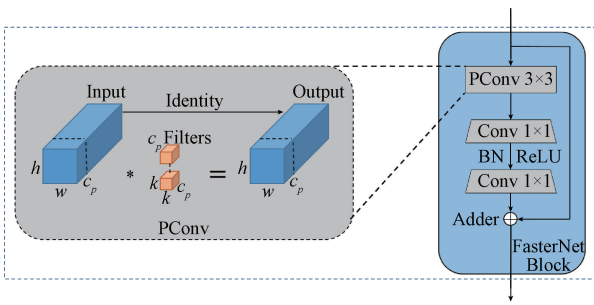


图 4 FasterNet Block 结构示意图

Fig. 4 Structural diagram of FasterNet Block

间特征,同时保持其余通道不变。对于连续或者规则的内存访问,将第一个或最后一个连续的通道作为整个特征图的代表计算,并认为输入通道和输出特征图具有相同数量的通道。因此,PConv 的 FLOPs 大小和内存访问量可由式(1)和(2)表示。

$$h \times w \times k^2 \times c_p^2 \tag{1}$$

$$h \times w \times 2c_p + k^2 \times c_p^2 \approx h \times w \times 2c_p \tag{2}$$

由式(1)和(2)可以看出,对于典型的 $r = c_p/c = 1/4$(取 1/4 部分通道卷积),PConv 的 FLOPs 是普通 Conv 的 1/16,内存访问量是普通 Conv 的 1/4,实现了减少了冗余计算和低内存访问。

2)Neck 添加 SimAM 注意力

注意力机制的作用就是对特征图中区域赋予不同权重,使网络模型更加关注目标信息,降低无用信息的干扰。常用的注意力机制模块有 SE、CBAM 和 SimAM 等。SE 注意力集中在通道维度上,忽略了位置信息。CBAM 减少通道数,在空间维度采用 2D 卷积操作以获取不同位置权重,但其计算成本较高。但是 SimAM 不同于现有的通道/空间注意力模块,该模块根据神经科学理论,无需额外参数推导出 3D 注意力权值,在网络中即插即用非常灵活。其结构原理如图 5 所示。

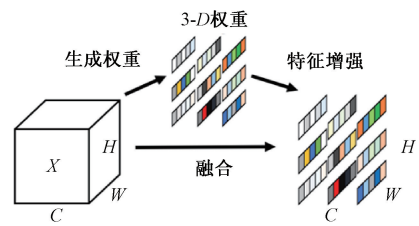


图 5 SimAM 结构原理

Fig. 5 SimAM Structural schematic diagram

SimAM 为每个神经元分配唯一的权重,并为其定义能量函数,通过采用二值标签,并添加正则项,最终能量函数如式(3)所示。

$$e_t(w_t,b_t,y,x_i)=(y_t-\hat{t})^2+\frac{1}{M-1}\sum_{i=1}^{M-1}(y_0-\hat{x}_i)^2 \tag{3}$$

式中：$\hat{t}=w_t t+b_t$，$\hat{x}_i=w_t x_i+b_t$；t 和 x_i 分别表示 $X\in R^{C\times H\times W}$ 中的目标神经元和其余神经元；i 是空间维度索引，y、y_t 和 y_0 为标量数量；M 为单通道中神经元总数，且 $M=H\times W$。

从式(3)可以看出，能量越低，神经元与周围神经元的区别越大，重要性越高。因此，$1/e$ 可得神经元的重要性，用 sigmoid 激活函数限制向量范围，对注意力机制特征增强后输出，公式如式(4)所示。

$$\boldsymbol{Y}=sigmoid\left(\frac{1}{\boldsymbol{E}}\right)\boldsymbol{X} \tag{4}$$

式中：$\boldsymbol{X}$ 为输入图像特征向量；$\boldsymbol{E}$ 为空间和通道维度总神经元能量向量；$\boldsymbol{Y}$ 为增强后特征向量。

3) MPDIoU 损失函数

图 6 为当预测框和真实框长宽比相同，但长度或宽度不同时的情况，这将会限制收敛速度和精度，并且普通损失函数难以优化。

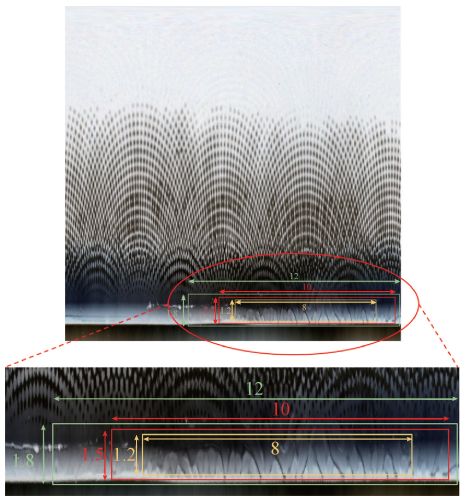


图 6　预测框对比示意图

Fig. 6　Comparison of prediction boxes

图 6 的中间预测框为波纹缺陷实际边界框大小，其余 2 种为长宽比相同但长度和宽度不同的预测框。为解决上述问题，本文使用 MPDIoU 损失函数，这是一种基于最小点距离的边界框相似度比较度量损失函数。图 7 为该损失函数的 IoU 计算示意图。

MPDIoU 在训练阶段最小化损失函数，使预测模型边界框 B_{prd} 趋近真实框 B_{gt}。现有边界框回归损失的所有因素都可以通过 4 个点的坐标来确定，转换公式如式(5)所示。

$$|C|=(\max(x_2^{gt},x_2^{prd})-\min(x_1^{gt},x_1^{prd}))\times(\max(y_2^{gt},y_2^{prd})-\min(y_1^{gt},y_1^{prd})),$$

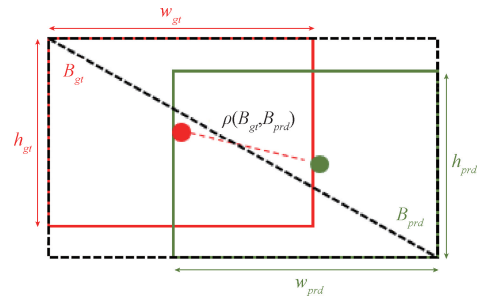


图 7　MPDIoU 计算示意图

Fig. 7　MPDIoU calculation diagram

$$\begin{aligned}
&x_c^{gt}=\frac{x_1^{gt}+x_2^{gt}}{2},y_c^{gt}=\frac{y_1^{gt}+y_2^{gt}}{2}\\
&y_c^{prd}=\frac{y_1^{prd}+y_2^{prd}}{2},x_c^{prd}=\frac{x_1^{prd}+x_2^{prd}}{2}\\
&w_{gt}=x_2^{gt}-x_1^{gt},h_{gt}=y_2^{gt}-y_1^{gt}\\
&w_{prd}=x_2^{prd}-x_1^{prd},h_{prd}=y_2^{prd}-y_1^{prd}
\end{aligned} \tag{5}$$

式中：$|C|$ 表示覆盖真实标注边界框集合和预测边界框的最小外接矩形的面积，(x_c^{gt},y_c^{gt}) 和 (x_c^{prd},y_c^{prd}) 分别表示真实标注边界框和预测边界框的中心点坐标。w_{gt} 和 h_{gt} 表示真实标注边界框的宽度和高度，w_{prd} 和 h_{prd} 表示预测边界框的宽度和高度。

现有损失函数中考虑的因素包括不重叠面积、中心点距离、宽度和高度偏差等，这些因素均可由左上角点和右下角点的坐标来确实，因此 MPDIoU 损失函数极大的简化了计算过程。

2　实验及其结果分析

2.1　实验环境及超参数设置

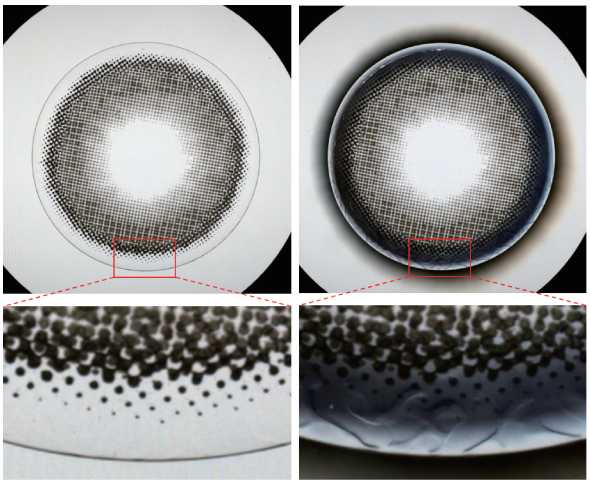
本实验在 Ubuntu20.04 操作系统下，使用 PyTorch2.0.0 深度学习框架完成。硬件配置包括：CPU 型号为 Intel(R) Xeon(R) Platinum 8 352 V，显卡为 NVIDA RTX 3090，容量 24 GB。模型的初始学习率为 0.000 1，批处理大小(batchsize)为 24，无 mosaic 和 mixup 增强操作。

2.2　数据集采集系统

隐形眼镜制作材料主要为水凝胶，在生产制造过程中水凝胶材料分布不均匀，很容意造成环状波纹缺陷，缺陷分布在镜体边沿向内环收缩。根据该缺陷特征，本文提出圆环光源背向照明方案。采用 LCD 屏控制生成特定圆环光源，图像由工业相机拍摄完成。

如图 8 所示为在 2 种光源下采集到的镜片图像，图 8(a)为在投影条件下拍摄的图像，图像局部放大后未发现有环状波纹，作业人员会通过用镊子压片观察到有

反光亮点,图 8(b)为本文采用点扩展临界照明获得的图像,无需施压,局部放大后可以发现在镜片的边缘有明显的波纹状缺陷,本文后续工作均采用了此图像采集方式。



(a)白光照明 (b)点扩散临界照明
(a)White light illumination (b)Point diffusion critical

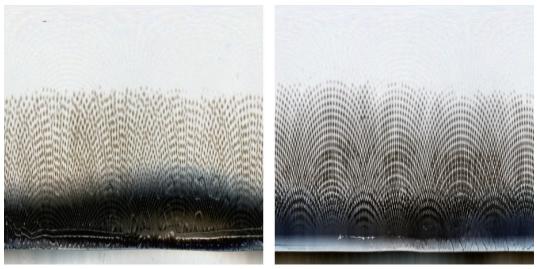
图 8 不同光源对比效果

Fig. 8 Comparison of different light sources

2.3 数据集制作

对环状波纹缺陷特征进行分析可知,波纹缺陷分布在镜片周围边沿一圈或者半圈,呈现间断的连续性,从边缘向中心收缩。由于缺陷分布分散,目前的目标检测方法很难对其准确、完整的标注。另外,由于花纹作为背景产生极大干扰,使得模型很难关注到分布在眼镜边沿的波纹缺陷。圆环极坐标变换旨在更方便的处理环形结构,因此,本文采用极坐标变换的方式,通过线性插值法,将圆形隐形眼镜图片转换为矩形图片,转换后的分辨率跟原图保持一致。

如图 9 所示为转换后的图像。观察转换后的波纹缺陷特征,将缺陷划分为两种波纹类型,分别命名为 ripple 和 corrugation。



(a)ripple缺陷 (b)corrugation缺陷
(a)ripple detect (b)corrugation detect

图 9 2 种缺陷类型

Fig. 9 Two types of defects

ripple 缺陷分布较为杂乱,通常伴随着两条横线;corrugation 缺陷为上下翻折的波纹,相对规律,波纹对比度不明显。由图 9 可以看出转换后环状波纹类缺陷分布在矩形的下侧,缺陷目标被集中到一个矩形区域,更容易捕捉缺陷特征并进行分析。对数据集进行统一极坐标转换后,采用 LabelImg 软件标注。将数据集按照 8∶2 的比例划分为训练集和测试集。采用数据增强技术对划分后的数据集进行水平翻转,以增强数据集。(最终得到训练集 2 370 张,测试集 594 张。)

2.4 实验结果分析

在目标检测中,常用的模型评价指标如表 1 所示。

表 1 模型评价指标

Table 1 Model evaluation indicators

评价指标	含义
AP	单一类别预测精度,精度和召回率曲线的积分
mAP	均值平均精度,所有 AP 类别的平均值
mAP@0.5	置信度阈值为 0.5 时的均值平均精度
Params	参数量,衡量模型的规模和复杂度
FLOPs	浮点运算量,衡量模型计算资源需求和计算复杂度

原始 RT-DETR 模型实验结果如表 2 所示。

表 2 原始模型实验结果

Table 2 Experimental results of the original model

缺陷类别	AP/%	mAP@0.5/%
ripple	85.7	90.9
corrugation	96.2	

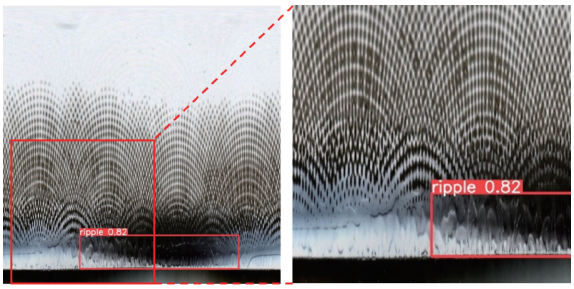
根据表 2 可知,原始模型在波纹缺陷检测中 mAP@0.5 达到了 90.9%,但是 ripple 缺陷类型的 AP 较低,通过观察部分测试集结果,如图 10 可以看到部分波纹缺陷与背景融合难以分辨,缺陷未被完全准确检出。

本文对 RT-DETR 原始网络的改进分别为改进骨干网络、添加 SimAM 注意力机制和替换 MPDIoU 损失函数,分别用字母 A、B、C 表示。改进的消融实验结果如表 3 所示。

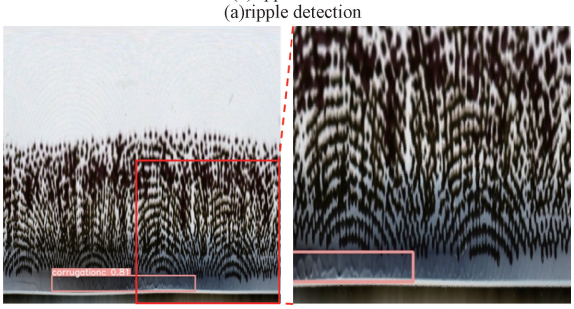
表 3 消融实验结果

Table 3 Results of ablation experiment

网络结构	AP%		mAP@0.5%
	ripple	corrugation	
A	88.4	95.6	92
A+B	89	95.6	92.3
A+B+C	91.3	96.8	94



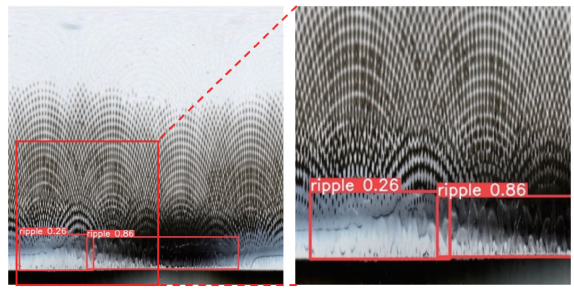
(a)ripple检测图
(a)ripple detection



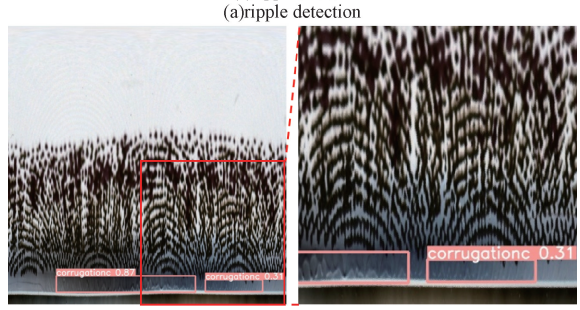
(b)corrugation检测图
(b)corrugation detection

图 10　原始模型检测效果图

Fig. 10　Original model detection rendering



(a)ripple检测图
(a)ripple detection



(b)corrugation检测图
(b)corrugation detection

图 11　改进后模型检测效果图

Fig. 11　Improved model detection effect diagram

从上述消融实验中可知,本文的改进点均有提升。相比于原始的精度,本文改进后的模型 mAP 达到了 94%,提高了 3.1%,ripple 缺陷的检测精度也由 85.7%到 91.3%,提高了 5.6%。

模型改进前后的参数量和运算量对比如表 4 所示。可以看出,相比原始模型,改进后模型的 Params 和 FLOPs 分别降低 15.58%和 13%,模型更加轻量化且便于部署。

表 4　改进对比

Table 4　Comparison of backbone improvements

网络模型	Params/M	FLOPs/G
改进前	19.9	56.9
改进后	16.8	49.5

对比实验结果可知,改进后的 RT-DETR 算法有较高的准确率,还保持了较低的模型参数量和运算量,更加便于算法的部署。

改进后的检测效果如图 11 所示,对比改进前的图 10,可以看出原本漏检的情况得到检出,原本检测到的缺陷精度也得到了提高。

将本文改进后的模型与目标检测中其他主流模型进行对比,结果如图 12 所示。

从以上对比实验结果可知,改进后的 RT-DETR 算法与主流的 FasterRcnn 和 YOLO 系列相比,本文算法有较高的准确率,还保持了较低的模型参数量和运算量,更加便于算法的部署。

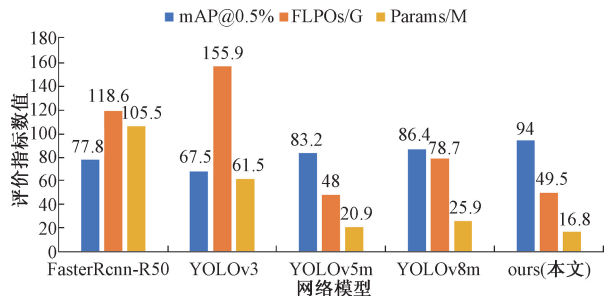


图 12　对比实验结果

Fig. 12　Comparative experimental results

3　结　论

本文针对隐形眼镜环状波纹缺陷类型的成像难题,为应对环状波纹难以检测的问题,本文采用极坐标变换的方式,将环状波纹缺陷转换为矩形形式以增强缺陷的聚焦性,提高检测效率。本文引入 RT-DETR 深度学习算法,在模型基础上,用 FasterNet Block 改进原始骨干网络,有效降低了模型的参数量和浮点运算算量。同时,通过引入 SimAM 注意力机制和 MPDIoU 损失函数,提高模型对波纹缺陷目标的检测精度。可视化结果显示,改进后的模型不仅能加全面的检测到波纹缺陷以避免漏检,也能有效地提高检测精度。实验

结果表明,改进后的 RT-DETR 模型的 mAP@0.5 达到了 94%,远高于改进前的模型以及其他主流目标检测模型,且模型更加轻量化。这一研究为隐形眼镜环状波纹检测提供了创新性思路,为工业化的实际部署和实时在线检测提供了可能。

参考文献

[1] D′AVENIO G, POLI C, DANIELE C, et al. Oxygen permeability measurements of contact lenses: a proposal for accuracy improvement [C]. 2013 35th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC). IEEE, 2013: 4730-4733.

[2] MOREDDU R, VIGOLO D, YETISEN A K. Contact lens technology: From fundamentals to applications [J]. Advanced Healthcare Materials, 2019, 8(15):1900368.

[3] CHANDLER D L. The eye as a window to health: Albeit slow, research is progressing on contact lenses for medical diagnostics [J]. IEEE Pulse, 2018, 9(6): 20-23.

[4] MA X, AHADIAN S, LIU S, et al. Smart contact lenses for biosensing applications [J]. Advanced Intelligent Systems, 2021, 3(5): 2000263.

[5] ABD MANA N A M, CHIN L C, FOOK C Y, et al. A review on contact lens inspection[J]. Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science, 2023, 31(2): 700-712.

[6] REBSAMEN M, BOUCHEIX J, FAYOL M. Quality control in the optical industry: From a work analysis of lens inspection to a training programme, an experimental case study[J]. Applied Ergonomics, 2010,41(1): 150-160.

[7] CHANG C L, WU W H, HWANG C C. Automatic optical inspection method for soft contact lenses [C]. International Conference on Optical and Photonic Engineering (icOPEN 2015). SPIE, 2015, 9524: 17-22.

[8] CIOBANU R, PASCU A T, RIZESCU D. Application of image processing methods for contact lens evaluation[C]. Advances in 3OM: Opto-Mechatronics, Opto-Mechanics, and Optical Metrology. SPIE, 2022, 12170: 193-199.

[9] BAZIN A I, COLE T, KETT B, et al. An automated system for contact lens inspection [C]. International Symposium on Visual Computing. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2006: 141-150.

[10] NATSUPAKPONG S, NITHISOPA N. Lens quality inspection using image processing and machine learning[C]. MSIE 2020: 2020 2nd International Conference on Management Science and Industrial Engineering, 2020.

[11] 李键, 李华, 胡翔坤, 等. 基于深度学习的表面缺陷检测技术研究进展[J]. 计算机集成制造系统, 2024, 30(3):774-790.
LI J, LI H, HU X K, et al. Research progress of surface defect detection technology based on deep learning[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2024, 30(3):774-790.

[12] SINGH A, MISTRY V, YADAV D, et al. Ghclnet: A generalized hierarchically tuned contact lens detection network[C]. 2018 IEEE 4th International Conference on Identity, Security, and Behavior Analysis (ISBA). IEEE, 2018: 1-8.

[13] KIM G N, KIM S H, JOO I, et al. Center deviation measurement of color contact lenses based on a deep learning model and hough circle transform[J]. Sensors, 2023,23(14):6533.

[14] 吕梦凌, 何玉青, 杨峻凯, 等. 基于循环注意力机制的隐形眼镜虹膜防伪检测方法[J]. 光学学报, 2022, 42(23): 162-172.
LYU M L, HE Y Q, YANG J K, et al. Anti-Spoofing detection method for contact lens lrises based on recurrent attention mechanism [J]. Acta Optica Sinica, 2022, 42(23): 162-172.

[15] 王昊, 查涛, 乜灵梅, 等. 基于改进 Faster R-CNN 的隐形眼镜表面缺陷检测算法[J]. 激光与光电子学进展, 2023,60(20): 141-147.
WANG H, ZHA T, NIE L M, et al. Improved Faster R-CNN-based contact lens surface defect detection [J]. Laser & Optoelectronics, 2023,60(20): 141-147.

[16] 张文钊. 基于深度学习的隐形眼镜缺陷检测系统研[D]. 西安:长安大学, 2023.
ZHANG W ZH. Research on contact lens defect detection system basedon deep learning [D]. Xi′an: Chang′an University, 2023.

[17] ZHAO Y, LV W, XU S, et al. Detrs beat YOLOS on real-time object detection [J]. ArXiv preprint ArXiv: 2304.08069, 2023.

[18] CHEN J, KAO S, HE H, et al. Run, Don′t walk: Chasing higher FLOPS for faster neural networks [C]. Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2023: 12021-12031.

[19] YANG L, ZHANG R, LI L, et al. SimAM: A simple, parameter-free attention module for convolutional neural networks [C]. Virtual, Online: ML Research Press, 2021: 11863-11874.

[20] SILIANG M, YONG X. MPDIOU: A loss for efficient and accurate bounding box regression[J]. ArXiv preprint ArXiv:2307.07662, 2023.

作者简介

刘亚蒙，2022 年于河南理工大学获得学士学位，现为天津大学精密仪器与光电子工程学院硕士研究生，主要研究方向为基于深度学习的缺陷检测。

E-mail：2936018137@ qq. com

Liu Yameng received her B. Sc. degree from Henan University of Technology in 2022. Now she is a M. Sc. candidate in the School of Precision Instruments and Opto-Electronics Engineering at Tianjin University. Her main research interest includes defect detection based on deep learning.

赵友全（通信作者），1993 年于渝州大学获得学士学位，1999 年于重庆大学获得硕士学位，2002 年于天津大学获得博士学位，现为天津大学精密仪器与光电子工程学院副教授，主要研究方向为食品安全检测和环境检测。

E-mail：zhaoyouquan@ tju. edu. cn

Zhao Youquan（Corresponding author）received his B. Sc. degree from Yuzhou University in 1993, M. Sc. degree from Chongqing University in 1999 and Ph. D. degree from Tianjin University in 2002, respectively. Now he is an associate professor in the School of Precision Instruments and Opto-Electronics Engineering at Tianjin University. His main research interests include food safety testing and environmental testing.

孙振涛，2022 年于天津工业大学获得学士学位，现为天津大学精密仪器与光电子工程学院硕士研究生，主要研究方向为水质检测、一体化仪器设计。

E-mail：sun_zhentao@ tju. edu. cn

Sun Zhentao received his B. Sc. degree from Tiangong University in 2022. Now he is a M. Sc. candidate in the School of Precision Instruments and Opto-Electronics Engineering at Tianjin University. His main research interests include water quality testing and integrated instrument design.

陈宸，2022 年于天津大学获得工学学士学位，现为天津大学精密仪器与光电子工程学院硕士研究生，主要研究方向为基于计算机视觉的多目标追踪。

E-mail：3018202002@ tju. edu. cn

Chen Chen received his B. Sc. degree from Tianjin University in 2022, Now he is a M. Sc. candidate in the School of Precision Instruments and Opto-Electronics Engineering at Tianjin University. His main research interest includes multi-object tracking based on computer vision.