

## 基于改进 Faster R-CNN 的隐形眼镜表面缺陷检测算法

王昊<sup>1</sup>, 查涛<sup>1</sup>, 乜灵梅<sup>1</sup>, 张军<sup>2</sup>, 唐钰喜<sup>2</sup>, 赵友全<sup>1\*</sup><sup>1</sup>天津大学精密仪器与光电子工程学院, 天津 300072;<sup>2</sup>甘肃康视达科技集团有限公司, 甘肃 白银 730900

**摘要** 针对传统图像处理算法在检测隐形眼镜表面缺陷时存在精度低、耗时长、算法鲁棒性差、漏检多等问题, 提出一种基于改进 Faster R-CNN 的隐形眼镜表面缺陷检测算法。首先, 对比了 3 种特征提取网络的性能, 选取 ResNet50 作为骨干网络; 然后, 引入特征金字塔网络(FPN), 通过融合多层次的特征信息, 提高 Faster R-CNN 的多尺度检测能力; 最后, 基于构建的隐形眼镜表面缺陷数据集, 使用 K-means++ 算法改进锚框的尺度和数量。实验结果表明: 改进后的 Faster R-CNN 算法在测试集上的平均精度均值(mAP)达到了 86.95%, 相比于改进前的 Faster R-CNN 算法, 提高了 9.45 个百分点, 可以有效地检测出气泡、车削亮点、划痕、模具亮点等多种隐形眼镜典型缺陷。

**关键词** 智能检测; 表面缺陷; Faster R-CNN; 特征金字塔网络; 聚类标注

中图分类号 TP391 文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP223132

## Improved Faster R-CNN-Based Contact Lens Surface Defect Detection

Wang Hao<sup>1</sup>, Zha Tao<sup>1</sup>, Nie Lingmei<sup>1</sup>, Zhang Jun<sup>2</sup>, Tang Yuxi<sup>2</sup>, Zhao Youquan<sup>1\*</sup><sup>1</sup>School of Precision Instrument and Opto-Electronics Engineering, Tianjin University, Tianjin 300072, China;<sup>2</sup>Gansu Constar Technology Group Co., Ltd., Baiyin 730900, Gansu, China

**Abstract** To address the issues of low accuracy, slow speed, poor robustness, and missed detections while utilizing traditional image processing algorithms for identification of contact lens surface defects, an algorithm based on an improved Faster R-CNN is proposed. First, ResNet50 was chosen as the backbone network based on the performance of three feature extraction networks. Second, a feature pyramid network (FPN) is introduced to enhance the multi-scale detection capability of Faster R-CNN by fusing multi-level feature information. Finally, based on the dataset of contact lens surface defects, K-means++ algorithm is used to improve the size and number of anchors. According to the experimental findings, the updated Faster R-CNN algorithm's mean average precision (mAP) on the test dataset is 86.95%, 9.45 percentage points greater than the original Faster R-CNN algorithm. The improved algorithm can efficiently identify several typical defects of contact lens, such as the bubble, turning point, scratch, and mold point.

**Key words** intelligent detection; surface defect; Faster R-CNN; feature pyramid network; clustering annotation

## 1 引言

隐形眼镜广泛用于矫正屈光不正问题<sup>[1]</sup>、生物传感器和美瞳<sup>[2]</sup>方面。新近报道的软性隐形眼镜作为一种非常有效的眼部药物输送系统, 提高了药物传递效率, 尤其在治疗青光眼和干眼症等慢性疾病中, 起到非常大的作用<sup>[3]</sup>。现代隐形眼镜是由透明的软聚合物或刚性聚合物制成的, 主要有车削和熔模铸造两种制造工艺<sup>[4]</sup>, 由于制造过程中受材料易碎、设备劳损、环境污染等因素的影响, 隐形眼镜缺陷的产生不可避免。

例如, 铸模时空气渗入到单体料中会产生气泡; 车削过程中因刀头松动或磨损, 镜片表面出现划痕或大面积点状凹陷(车削亮点); 由于模具边缘的平整度不够, 镜片边缘出现不规则突起(模具边和模具亮点)等。佩戴存在缺陷的隐形眼镜时, 角膜和镜片之间的磨损可能会引起角膜擦伤、角膜糜烂等晶状体并发症<sup>[5]</sup>, 如果长期不对这些并发症进行诊断和治疗, 最终可能导致视力丧失<sup>[6]</sup>。

在过去的研究中, 黄玺轩等<sup>[7]</sup>采用分段分析的算法, 将隐形眼镜划分成不同的分区, 通过模板匹配方法

收稿日期: 2022-11-22; 修回日期: 2022-12-11; 录用日期: 2022-12-19; 网络首发日期: 2023-01-05

基金项目: 国家自然科学基金(42177439)、天津大学自主创新基金(2022XJS-0118)、天津大学研究生创新人才培养项目(YCX202207)

通信作者: \*zhaoyouquan@tju.edu.cn

计算这些分区之间的相似性差异,判断镜片是否存在缺陷。蔡仲伦等<sup>[8]</sup>使用基于灰度阈值分割的方式代替霍夫变换进行隐形眼镜边缘检测,其检测速度得到了提升,并且还利用边缘点到隐形眼镜圆心之间的距离这一特征进行边缘缺陷检测,但是这一特征只能描述部分缺陷。Chen等<sup>[9]</sup>提出了一种用于隐形眼镜检测的全方位鱼眼透镜成像系统,通过拍摄隐形眼镜的360°全景图,分析从鱼眼透镜获得的几何参数,并将其作为反馈,从而完成隐形眼镜缺陷检测。谢正豪<sup>[10]</sup>直接使用Canny算子进行边缘提取,但是这种方式对成像质量要求很高,鲁棒性不强。Bazin等<sup>[11]</sup>采用随机霍夫变换方法获得拟合圆的圆心参数和半径参数,成功提取隐形眼镜边缘之后,再对隐形眼镜边缘、内部进行特征提取,从而实现了对隐形眼镜表面缺陷的识别。上述检测方法主要提取人工设计的隐形眼镜缺陷特征,再使用传统图像处理算法进行检测。但这些算法的设计过程费时耗力,鲁棒性较差,泛化和抽象缺陷特征的能力也较弱,通常只能用于检测单一类型的简单缺陷,无法检测多种类型的缺陷。除此之外,上述算法抗干扰能力差,只能检测无花纹的全透明隐形眼镜,对表面印花的镜片无能为力。

近年来,深度学习在机器视觉领域大放异彩,已经广泛应用于图像分类、目标定位识别、目标分割等任务。基于深度学习的目标定位识别算法主要分为以Faster R-CNN<sup>[12]</sup>为代表的两阶段(two-stage)模型和以YOLO<sup>[13]</sup>为代表的单阶段(one-stage)模型。两阶段模型在检测准确度方面要高于单阶段模型,但在推理速度方面低于单阶段模型,无法适用于实时性需求高的场景。隐形眼镜作为一种医疗器械,质量要求严格。综上考虑,本文针对5种隐形眼镜表面缺陷(气泡、车削亮点、划痕、模具亮点和模具边),提出了一种改进的

Faster R-CNN检测算法,将特征金字塔网络(FPN)<sup>[14]</sup>融合到Faster R-CNN模型,增强模型对多尺度缺陷的检测能力;同时,利用K-means++算法调整了先验参数,进一步提高了检测的准确度。

## 2 改进Faster R-CNN目标检测算法

原始Faster R-CNN中的region proposal network (RPN)和检测网络均使用特征提取网络输出的最后一层特征图,即顶层特征,使用顶层特征能够有效地预测大目标,但小目标在经过多次的卷积、池化操作后特征信息逐渐损失,到达最后一层可能直接消失,使得对小目标的检测精度较低。5种隐形眼镜表面缺陷中气泡和划痕在图像中的面积远小于其他几种缺陷,属于小目标。为了克服Faster R-CNN算法在检测小目标时的不足,本文将特征金字塔网络引入到Faster R-CNN模型中,通过融合多尺度的特征信息,网络可以在浅层特征层上预测小目标,在深层特征层上预测大目标,提高了网络的检测精度。

原始Faster R-CNN使用了3种面积(128<sup>2</sup>、256<sup>2</sup>、512<sup>2</sup>)和3种比例(1:1、1:2、2:1)的锚框(anchor),然而这些anchor的尺度是针对PASCAL VOC公共数据集中的车辆、人、动物等大目标设计的,隐形眼镜表面缺陷数据集与公共数据集中目标的尺度差异较大,若直接使用,会导致候选框的召回率变低,损失函数收敛变慢甚至难以收敛,检测精度较低。因此,采用K-means++算法调整了anchor的宽高和纵横比,以适应隐形眼镜表面缺陷数据集。

### 2.1 融合FPN的多尺度检测

融合FPN后的Faster R-CNN的结构如图1所示。FPN使用横向连接(lateral connection)和自上而下路径(top-down pathway)的形式融合不同层次的特征

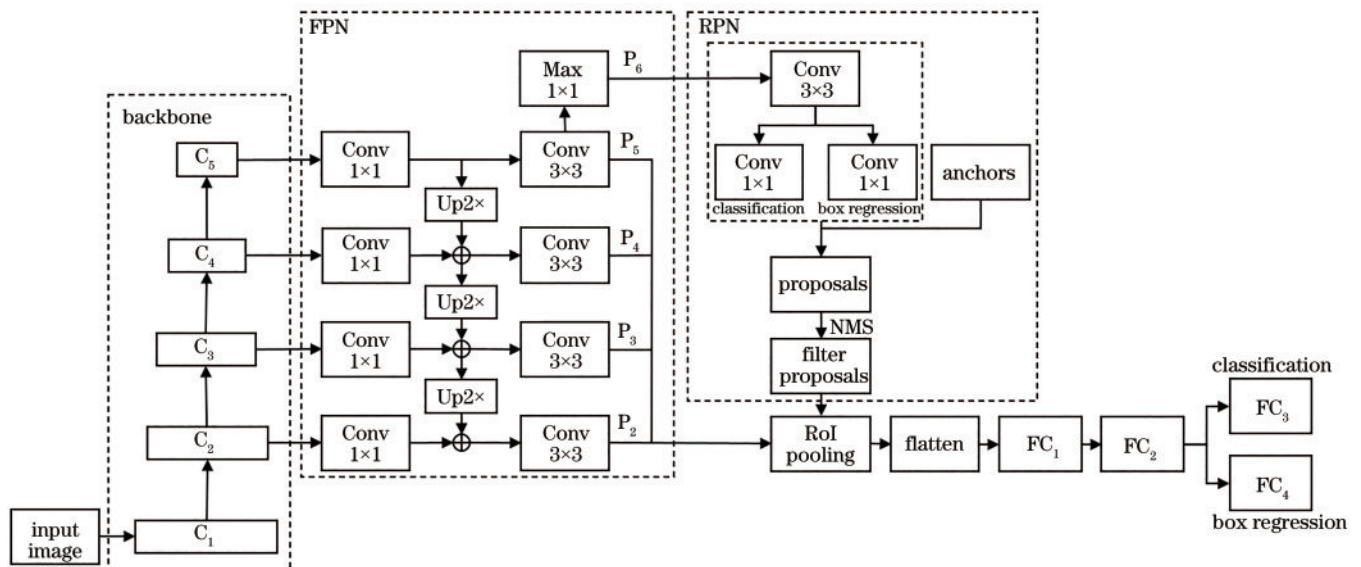


图1 融合FPN的Faster R-CNN的结构  
Fig. 1 Structure of Faster R-CNN with FPN

图,并进行预测。在融合的过程中需要确保不同层次的特征图的宽度、高度和通道数一致。lateral connection的过程是使用 $1 \times 1$ 大小的卷积核将需要融合的特征图的通道数统一。深层特征图的宽度和高度是其相邻浅层特征图的一半。top-down的过程就是采用最近邻插值法对深层特征图进行2倍上采样,使其与相邻浅层特征图的尺寸相同。融合后的特征图不仅用于预测,还会继续沿着top-down路径自顶向下层层融合,直到最底层。通过lateral connection和top-down,便对卷积神经网络在前向传播过程中输出的深层特征与浅层特征进行了融合,增加了上下文信息,解决了深层特征分辨率低、浅层特征语义抽象不足的问题。

通过FPN得到多个预测特征层,根据RPN生成的候选框映射到原图上感兴趣区域(RoI)的大小,以此决定RoI应该被分配到特征金字塔的层级 $P_k$ ,分配方式为

$$k = k_0 + \log_2(\sqrt{wh}/L), \quad (1)$$

式中: $k$ 是RoI应该映射到的预测层级; $k_0=4$ ; $w$ 和 $h$ 分别是RoI的宽度和高度; $L$ 是预训练数据集的图像大小。若RoI的尺寸较小,则会被分配到更精细的分辨率层级 $P_2$ 或 $P_3$ 上,较大,则分配到 $P_4$ 和 $P_5$ 层级。

## 2.2 基于K-means++聚类算法改进 anchor

输入数据集为隐形眼镜表面缺陷数据集中所有标注框的宽度和高度的集合 $D$ ,设聚类个数为 $k_1$ ,K-means++聚类算法的具体计算过程如下。

1)从输入数据集 $D = \{x_1, x_2, \dots, x_m\}$ 中随机选择一个样本作为初始聚类中心 $c_1$ ;

2)对于数据集 $D$ 中的每一个样本 $x_i(i \in 1, 2, \dots, m)$ ,计算其与已有聚类中心 $c_j(j \in 1, 2, \dots, k_1)$ 之间的最短距离 $D(x)$ ,公式为

$$D(x) = \operatorname{argmin}_j \|x_i - c_j\|^2. \quad (2)$$

3)计算每个样本点 $x_i$ 被选为下一个聚类中心的概率 $P(x)$ ,公式为

$$P(x) = \frac{D(x)^2}{\sum_{x \in D} D(x)^2}. \quad (3)$$

4)计算每个样本概率的累加和,产生一个0~1之间的随机数,判断其属于哪个区间,该区间所对应的样本点即为下一个聚类中心。

5)重复步骤2)~4),直到获取 $k_1$ 个聚类中心 $C = \{c_1, c_2, \dots, c_{k_1}\}$ 。

6)计算数据集 $D$ 中每一个样本点到 $k_1$ 个聚类中心的距离,并将其归为与现有聚类中心距离最小的聚类中心所对应的类。

7)针对每个类别,重新计算聚类中心。

8)重复步骤6)和步骤7),直到聚类中心的位置变化满足收敛条件。

## 3 实验与结果分析

### 3.1 实验环境及超参数设置

本实验是在ubuntu20.4操作系统下使用PyTorch深度学习框架完成的。硬件配置:CPU为Intel(R)Xeon(R)Platinum 8358P,80 GB内存,显卡为NVIDIA GeForce RTX 3090,显存容量为24 GB。模型的优化器选择随机梯度下降(SGD)算法,初始学习率设置为0.005,动量因子为0.9。

### 3.2 隐形眼镜表面缺陷图像数据集构建

隐形眼镜属于高透明物体,表面为曲面,大部分缺陷呈透明状,揭示非平面透明物体存在的透明缺陷是一项复杂且困难的任务。针对传统照明方案无法有效地在成像中凸显隐形眼镜表面缺陷的问题,经过一系列实验和测试,本文提出了正弦条纹结构光背向照明方案。结构光照明方案的提出是受到了隐形眼镜质检人员使用角膜接触镜投影仪工作的启发:质检员在检测隐形眼镜时,经常使用镊子移动和旋转隐形眼镜,目的是人为改变照明光线的入射角度和散射光的观察角度,提高表面有缺陷的部分相对周围其他区域在镜片成像中的亮度和对比度。

搭建了检测平台用于采集隐形眼镜图像,检测平台的结构如图2(a)所示,LCD屏位于样品池正下方,用于显示正弦条纹图像,与样品池间距约25 mm,背向照明隐形眼镜样品,样品池正上方为FA镜头和工业相机。最终实际搭建的检测平台如图2(b)所示。彩色工业面阵相机由HIKROBOT公司提供,型号为MV-CS0250-10GM/GC,分辨率为2448 pixel $\times$ 2048 pixel,像元尺寸为3.45  $\mu\text{m} \times 3.45 \mu\text{m}$ ,靶面尺寸为2/3"。FA镜头由HIKROBOT公司提供,型号为MVL-MF2528M-8MP,焦距为25 mm,分辨率为800万像素。LCD屏大小为5 inch(1 inch=2.54 cm),分辨率为1024 pixel $\times$ 600 pixel,亮度为400 cd/m<sup>2</sup>。正弦条纹图像由程序控制生成,周期为50 pixel,大小为1024 pixel $\times$ 600 pixel,单次采集共切换5张相移图像,相位差为 $2\pi/5$ ,切换间隔为0.5 s。

使用搭建的检测平台,一共采集到1065张含缺陷的隐形眼镜图像,图像格式为JPEG,分辨率为2448 pixel $\times$ 2048 pixel,位深度为24 bit,部分隐形眼镜图像如图3所示。图3(a)为无缺陷的合格镜片,图3(b)~(f)分别为气泡、车削亮点、划痕、模具亮点、模具边5种隐形眼镜的典型缺陷图像,图中框选的区域为缺陷区域,可以看到,缺陷在结构光照明下呈现高亮,与周围的暗背景差异较为显著,对比度较高。

将这1065张隐形眼镜图像按照9:1划分为训练集和测试集。该数据集共包含5个缺陷类别,分别为气泡、车削亮点、划痕、模具亮点和模具边。采用LabelImg软件按照PASCAL VOC格式进行标注,标注文件的格式为XML,记录了图像路径、图像名称、图



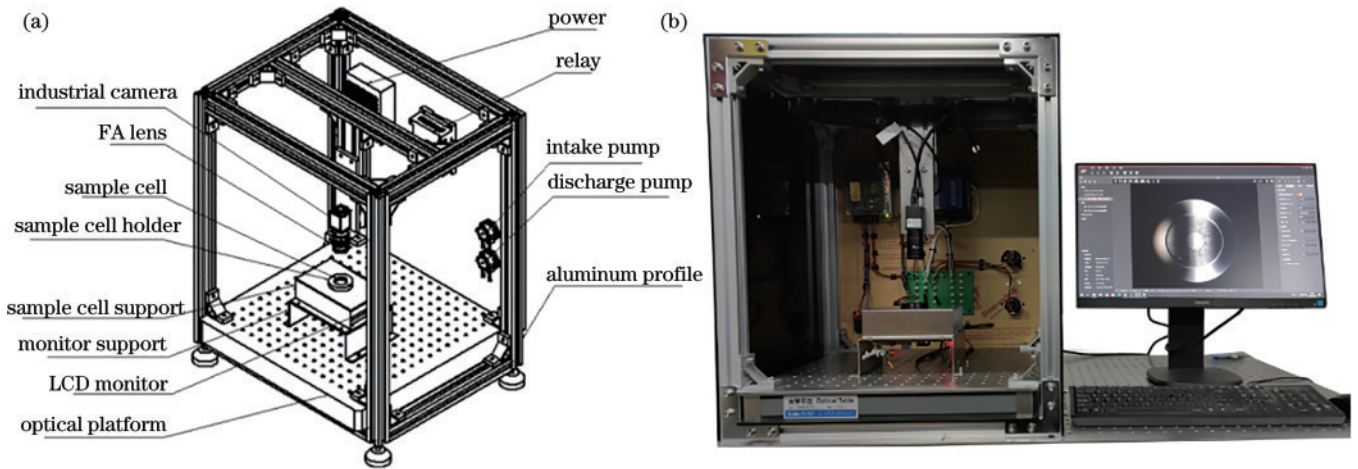


图 2 检测平台。(a)检测平台结构;(b)检测平台实物图

Fig. 2 Detection platform. (a) Structure of detection platform; (b) physical image of detection platform

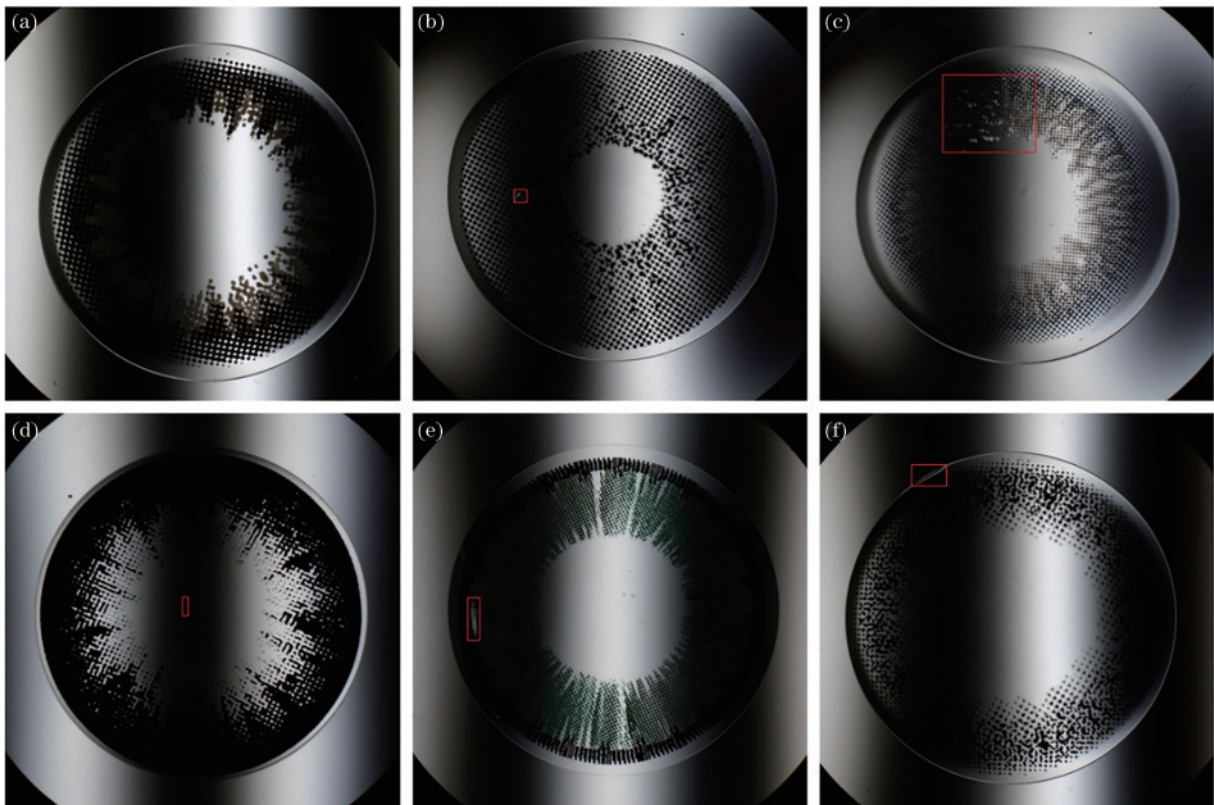


图 3 几种隐形眼镜缺陷。(a)无缺陷;(b)气泡;(c)车削亮点;(d)划痕;(e)模具亮点;(f)模具边

Fig. 3 Several defects of contact lens. (a) Without defect; (b) bubble; (c) turning point; (d) scratch; (e) mold point; (f) mold edge

像尺寸、目标的类别标签、目标的边界框位置等信息。原始图像大小为  $2448 \text{ pixel} \times 2048 \text{ pixel}$ , 隐形眼镜成像于图像正中间, 大小约为  $1000 \text{ pixel} \times 1000 \text{ pixel}$ , 四周均为黑色背景。为了减少运算量和去除不必要的冗余信息, 在图像训练前进行裁剪, 只保留图像正中间  $1300 \text{ pixel} \times 1300 \text{ pixel}$  大小的区域, 并采用随机水平翻转对裁剪后的图像进行数据增强。

### 3.3 实验设计

分别使用将 MobileNetv2、VGG16 和 ResNet50 作为特征提取网络的 Faster R-CNN 模型对隐形眼镜缺

陷数据集进行训练。这 3 种模型训练过程中损失函数的损失情况以及在测试集上的检测精度如图 4 所示。从图 4 可知: 这 3 种特征提取网络在迭代 20 个 epoch 之后, 损失函数收敛; 基于 ResNet50 特征提取网络的 Faster R-CNN 的检测精度达 77.50%, 显著高于 MobileNetv2 的 39.89% 和 VGG16 的 58.08%。因此本文采用 ResNet50 作为 Faster R-CNN 模型的特征提取网络。

使用 K-means++ 算法对隐形眼镜缺陷数据集所有标注框的宽度和高度进行聚类, 设置了 5 个聚类中

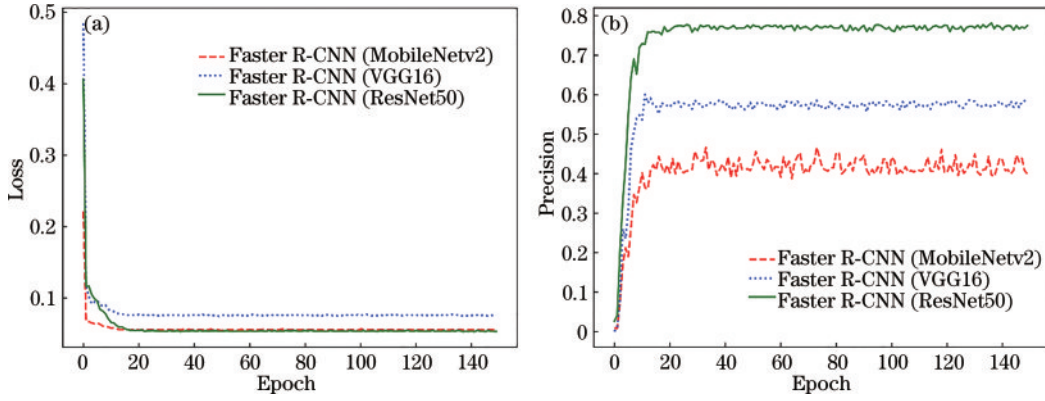


图 4 训练损失与精确度对比。(a)损失函数曲线;(b)精确度曲线

Fig. 4 Comparison of train loss and precision. (a) Loss function curve; (b) precision curve

心,聚类结果如图 5 所示。取这 5 个聚类中心宽度和高度的平均值作为 anchor 的尺寸大小,并将聚类中心的宽高比分为 3 组,最终改进后的 anchor 共有 5 种尺度 ( $34^2$ 、 $86^2$ 、 $160^2$ 、 $188^2$ 、 $320^2$ ) 和 3 种纵横比 (0.4、1.0、2.2)。

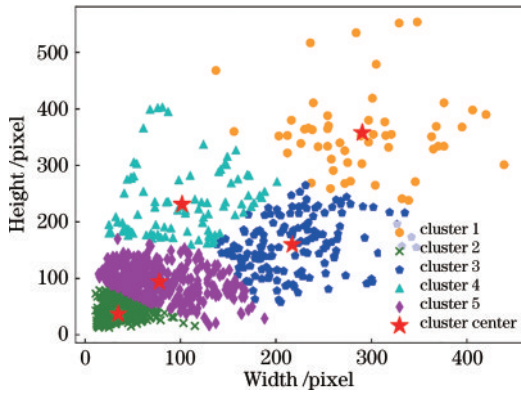


图 5 K-means++ 聚类结果

Fig. 5 K-means++ clustering result

### 3.4 结果分析

隐形眼镜测试集共有 106 张含缺陷图像,每张图

像包含 1~4 处缺陷,缺陷种类 1~3 种。改进后的 Faster R-CNN 模型对气泡、车削亮点、划痕、模具亮点和模具边 5 类缺陷的检测结果如表 1 所示。由表 1 可知,改进后的算法对缺陷的分类识别能力较强,并没有出现误检和漏检的情况。

为了进一步验证所提算法在隐形眼镜缺陷检测上的性能,对所提改进后 Faster R-CNN 模型与其他几种 Faster R-CNN 模型以及两种单阶段 (one-stage) 模型在相同测试集上进行对比,各个模型的检测结果如表 2 所示。从表 2 可知:对于都是以 ResNet50 作为特征提取网络的 Faster R-CNN 模型,相比原始模型,融合 FPN 后的模型的平均精度均值 (mAP) 从 77.50% 提高到了 83.56%,在气泡和划痕这两类小目标缺陷上提升明显,多尺度检测能力增强;融合 FPN 且使用 K-means++ 算法的 Faster R-CNN 模型在优化锚框先验参数后, mAP 进一步提升了 3.39 个百分点,在划痕这类纵横比极端的缺陷上提升显著;对比两种单阶段模型 YOLOv3 和 SSD,虽然单阶段模型在检测速度上优于 Faster R-CNN 模型,但改进前和改进后的 Faster R-CNN 模型的 mAP 都显著高于这两种单阶段模型。

表 1 缺陷检测统计结果

Table 1 Result of defect detection statistics

Defect	Total number of images	Number pf correct detected images	Number pf false detected images	Number pf missed detected images	Accuracy /%
Bubble	60	60	0	0	100
Turning point	42	42	0	0	100
Scratch	8	8	0	0	100
Mold point	11	11	0	0	100
Mold edge	16	16	0	0	100

图 6 展示了改进 Faster R-CNN 算法的隐形眼镜缺陷检测结果,可以看到,改进后的网络对 5 种隐形眼

镜典型缺陷都有很好的检测效果,可以有效地检测出多类别缺陷。



表 2 改进 Faster R-CNN 的性能对比  
Table 2 Performance comparison of improved Faster R-CNN

Model	Backbone	AP / %					mAP / %	Time /ms
		Bubble	Turning point	Scratch	Mold point	Mold edge		
Faster R-CNN	MobileNetv2	42.08	56.62	23.56	44.64	32.55	39.89	14.33
Faster R-CNN	VGG16	79.64	61.55	8.14	63.63	77.44	58.08	25.38
Faster R-CNN	ResNet50	88.24	79.21	22.80	100.00	97.18	77.50	16.71
Faster R-CNN+FPN	ResNet50	96.47	69.08	54.17	99.17	98.91	83.56	23.70
Faster R-CNN+FPN+K-means++	ResNet50	93.43	75.94	66.15	100.00	99.23	86.95	24.05
YOLOv3	Darknet53	82.91	51.44	30.93	82.11	71.46	63.77	11.61
SSD	ResNet50	83.87	47.55	9.51	81.19	87.43	64.91	10.14

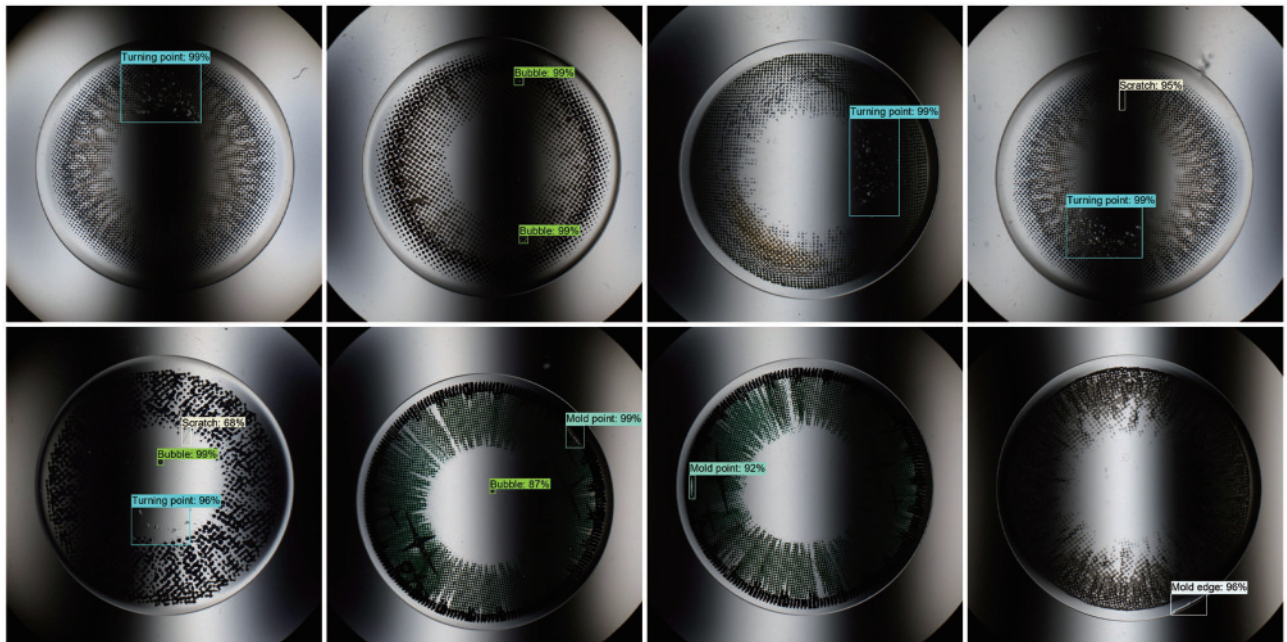


图 6 改进 Faster R-CNN 算法的隐形眼镜缺陷检测结果  
Fig. 6 Results of contact lens defect detection obtained by improved Faster R-CNN algorithm

## 4 结 论

将深度学习算法引入到隐形眼镜的缺陷检测中, 相比现有基于传统机器学习的隐形眼镜缺陷检测算法, 该方法避免了人工定义特征的不足, 能够同时检测出多种缺陷。针对原始 Faster R-CNN 模型在检测小目标时精度过低的问题, 将 FPN 融合到 Faster R-CNN 中, 加强网络对小目标缺陷的检测能力; 同时, 基于 K-means++ 算法优化了锚框尺寸, 提高了对候选框的召回率和检测精度。实验结果表明, 改进后的 Faster R-CNN 模型对 5 种隐形眼镜缺陷都有很好的检测效果, 检测精度为 86.95%, 检测时间为处理每张图片 24.05 ms。本文工作为隐形眼镜的工业在线实时表面缺陷检测提供了新思路。隐形眼镜缺陷复杂多样, 后续将加入更多类型的缺陷, 扩充隐形眼镜表面缺陷数据集; 同时尝试引入注意力机制, 以进一步提高模型的检测精度。

## 参 考 文 献

- [1] Koh S. Contact lens wear and dry eye: beyond the known [J]. Asia-Pacific Journal of Ophthalmology, 2020, 9(6): 498-504.
- [2] Chaudhari P, Ghate V M, Lewis S A. Next-generation contact lenses: towards bioresponsive drug delivery and smart technologies in ocular therapeutics[J]. European Journal of Pharmaceutics and Biopharmaceutics, 2021, 161: 80-99.
- [3] Rykowska I, Nowak I, Nowak R. Soft contact lenses as drug delivery systems: a review[J]. Molecules, 2021, 26 (18): 5577.
- [4] Richdale K, Cox I, Kollbaum P, et al. BCLA CLEAR-Contact lens optics[J]. Contact Lens and Anterior Eye, 2021, 44(2): 220-239.
- [5] Stapleton F, Bakkar M, Carnt N, et al. BCLA CLEAR-Contact lens complications[J]. Contact Lens and Anterior Eye, 2021, 44(2): 330-367.

- [6] Chen E Y, Lee E M, Loc-Nguyen A, et al. Value of routine evaluation in asymptomatic soft contact lens wearers[J]. *Contact Lens and Anterior Eye*, 2020, 43(5): 484-488.
- [7] 黄玺轩, 张书修, 詹皓仲, 等. 自动光学检测系统及其检测隐形眼镜边缘瑕疵的方法: CN113311006A[P]. 2021-08-27.  
Huang X X, Zhang S X, Zhan H Z, et al. Automatic optical detection system and contact lens edge flaw detection method thereof: CN113311006A[P]. 2021-08-27.
- [8] 蔡仲伦, 陈岳, 徐楠, 等. 一种用于隐形眼镜视觉检测的载盘及载盘系统: CN211785212U[P]. 2020-10-27.  
Cai Z L, Chen Y, Xu N, et al. A tray and tray system for contact lens visual inspection: CN211785212U[P]. 2020-10-27.
- [9] Chen Y H, Chang C L, Hwang C H, et al. Omnidirectional image of fish-eye lens for contact lens inspection system[C]//2013 IEEE International Instrumentation and Measurement Technology Conference (I2MTC), May 6-9, 2013, Minneapolis, MN, USA. New York: IEEE Press, 2013: 1152-1155.
- [10] 谢正豪. 应用机器视觉于隐形眼镜瑕疵检测之研究[D]. 新北: 华梵大学, 2013.
- Xie Z H. Research on the application of machine vision in contact lens defect detection[D]. Xinbei: Huafan University, 2013.
- [11] Bazin A I, Cole T, Kett B, et al. An automated system for contact lens inspection[M]//Bebis G, Boyle R, Parvin B, et al. *Advances in visual computing. Lecture notes in computer science*. Heidelberg: Springer, 2006, 4291: 141-150.
- [12] 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.
- [13] Redmon J, Divvala S, Girshick R, et al. You only look once: unified, real-time object detection[C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 27-30, 2016, Las Vegas, NV, USA. New York: IEEE Press, 2016: 779-788.
- [14] Lin T Y, Dollár P, Girshick R, et al. Feature pyramid networks for object detection[C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, July 21-26, 2017, Honolulu, HI, USA. New York: IEEE Press, 2017: 936-944.