

文章编号:1671-6833(2024)05-0016-07

基于改进 YOLOv8s 算法的胸环靶弹孔检测技术

苏宇锋¹, 边 锋¹, 张玉堂²

(1. 郑州大学 机械与动力工程学院, 河南 郑州 450001; 2. 郑州纬达自动化科技有限公司, 河南 郑州 450052)

摘 要:为了解决传统胸环靶弹孔检测技术在自然条件下易受光照强度、复杂背景影响的问题,设计了一种基于 YOLOv8s 的改进算法。首先,在数据集的制作过程中引入图形分割将背景与胸环靶分离,避免了复杂环境对弹孔识别精度的影响。其次,为提升模型对弹孔的检测能力,在 C2f 中引入 CBAM 注意力机制,通过对空间和通道特征赋予不同的权值提高网络对弹孔目标的识别能力;增加检测尺度为 160×160 的小目标输出层,减少了弹孔特征在下采样过程中的信息损失并降低弹孔漏检的概率;考虑到原有卷积层对小目标不敏感,采用 SPD-Conv 模块替换原有卷积层,提取更多的特征信息提升检测精度。最后,将边界框损失函数更改为 WIoU 以减弱正负样本数量不均衡的影响,提高了预测框的回归精度。在自制胸环靶数据集的实验结果表明:改进算法的准确率 P 为 96.9%、召回率 R 为 96.4%、平均精度 $mAP50$ 为 98.0%,相较于原算法,分别提升 8.8 百分点、25.4 百分点、15.3 百分点。实验结果证明改进的 YOLOv8s 模型在复杂环境和密集弹孔的检测方面具有更好的性能。

关键词:YOLOv8s; 弹孔检测; CBAM 注意力机制; 损失函数; SPD-Conv

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A **doi:**10.13705/j.issn.1671-6833.2024.05.013

射击是一项受到全世界人民喜爱的运动,在世界各地拥有大量的射击运动员和业余爱好者。近年来,随着科技的发展,射击成绩的统计方式正逐渐由人工报靶转变为自动报靶。以胸环靶射击运动为例,传统成绩统计以人工报靶为主。这需要运动员在射击完成后人工统计弹孔数量并判断分数,不仅费时费力,也降低了运动的乐趣。特别是在户外和远距离射击运动中,人工报靶不仅效率低下还具有一定的危险性。因此,高精度、低延迟的自动报靶方式是研究者一直探索的目标。而实现自动报靶,弹孔识别是关键。

杨子宁^[1]提出通过将靶纸覆盖在由光敏和激光二极管组成的靶机上,根据子弹穿过时激光网络的阻断情况检测弹着点,初步实现了自动识别;冯斌等^[2]通过分析弹丸轨迹与由声探测阵列和光探测器生成的假定靶面的交点的方式,实现了 $10 \text{ m} \times 10 \text{ m}$ 测试靶面的弹孔识别;Sun 等^[3]通过分析特制靶面被子弹射击时产生的电信号,在一定程度上解决了弹孔识别过程当中存在的漏报、误报的问题;黄

应清等^[4]通过训练改进后的 Res Net50 网络模型,能够有效识别弹孔数量较少的胸环靶;宋雨等^[5]通过改进 Otsu 法结合两边扫描方法实现了重孔目标的区分和辨别,有效提升了弹孔识别的精度。

但是上述利用声电、光电、视觉处理和神经网络技术实现自动报靶的方式都有很大的缺陷。例如利用光、声电技术的报靶方式设计成本较高,训练所需要的胸环靶和弹丸需要特殊定制,难以进行大规模的使用。传统的视觉处理往往依赖于阈值,当射击环境复杂或背景灰度值与靶面接近时精度就难以得到保障。其他基于神经网络的报靶方式检测速度慢、精度低,因此也没有被广泛地使用。

为了解决上述问题,本文提出了一种基于改进 YOLOv8s 的胸环靶弹孔检测技术,该技术创新点如下:①在数据集的制作过程当中利用 YOLOv8s-seg 处理采集的原始胸环靶图片,将胸环靶与背景分离,排除复杂背景引起的误判;②在骨干网络的 C2f 模块中引入 CBAM 注意力机制,通过对空间和通道特征赋予不同的权值提高模型的识别能力;

收稿日期:2024-02-18;修订日期:2024-05-10

基金项目:国家重点研发计划项目(2018YFB0104100);河南省科技攻关项目(232102220005)

作者简介:苏宇锋(1977—),男,重庆人,郑州大学教授,博士,博士生导师,主要从事微机电系统、机电系统控制研究, E-mail:yufengsu@zzu.edu.cn。

引用本文:苏宇锋,边锋,张玉堂. 基于改进 YOLOv8s 算法的胸环靶弹孔检测技术[J]. 郑州大学学报(工学版), 2024,45(5):16-22. (SU Y F, BIAN F, ZHANG Y T. Bullet hole detection technology of chest bitmap based on improved YOLOv8s algorithm [J]. Journal of Zhengzhou University (Engineering Science), 2024,45(5):16-22.)

③增加 160×160 大小的小目标输出层,减少弹孔特征在深层次网络中的信息损失;④更换骨干网络的卷积层为 SPD-Conv,避免池化层和卷积步长导致的细粒度损失,进一步增加对弹孔特征的提取能力;⑤对损失函数进行优化,采用边界框损失更小的 WIoU 函数。在自制的胸环靶数据集上的实验结果表明:改进后的算法精度更高、泛化性更好。

1 相关工作

1.1 YOLOv8 算法

Redmon 等^[6]于 2016 年提出了一种无须提取候选区域而直接输出目标类别和概率的目标检测算法——YOLO(you only look once)。因其占用计算资源少、检测速度快,一经推出就在目标检测领域引起巨大反响^[7-8]。经过数年的发展,YOLO 算法已经迭代至 v8 版本,YOLOv8 是 Ultralytics 公司推出的新一代 YOLO 模型,根据网络深度、宽度和最大通道数可以划分为 n、s、m、l 和 x 5 个模型。本文基于轻量化和精度的考虑选择 YOLOv8s 作为基线模型,结构如图 1 所示。

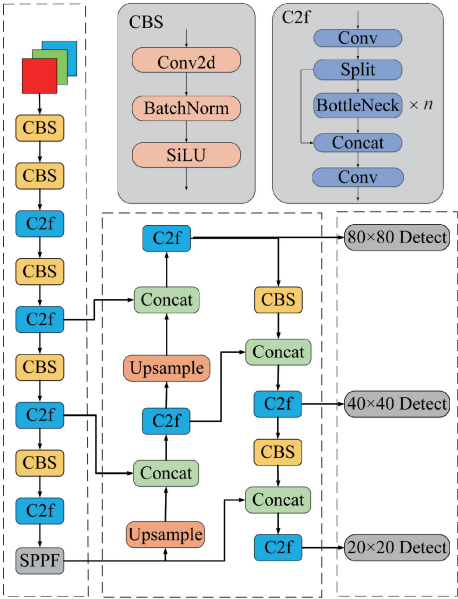


图 1 YOLOv8s 结构模型

Figure 1 YOLOv8s structure model

YOLOv8s 由骨干(Backbone)、颈部(Neck)以及头部(Head)网络 3 部分组成。骨干网络与 YOLOv5 相似,仍旧基于 CSP 思想。不同的是将 C3(CSP bottleneck with 3 convolutions)模块结合 YOLOv7 的 ELAN 思想组成 C2f(CSP bottleneck with 2 convolutions)模块^[9],在保证轻量化的同时通过增加梯度传播的支流提高了模型的推理速度。在骨干网络的尾部使用快速金字塔池化层(spatial pyramid pool-

ing-fast, SPPF)融合多尺度感受野以提高特征图的表达能力。颈部模块利用 PAFPN 融合多尺度的特征图,丰富特征信息。头部模块与 YOLOv5 有所不同,YOLOv8 采用 YOLOX 的解耦头设计,将类别信息与位置信息分离,同时采用 Anchor-Free 的策略,有益于解决因不同尺寸的锚框数量不平衡所导致的小目标检测精度低的问题。

1.2 YOLOv8 算法不足

虽然 YOLOv8 是目前最先进的目标检测模型之一,但直接用于胸环靶弹孔的检测仍存在诸多问题。首先,不同的射击环境下的光照、遮挡问题会导致模型的检测精度受限,因此,误判、漏检等问题较为严重。其次,YOLOv8 网络颈部输出的特征图尺寸大小分别为 20×20 、 40×40 、 80×80 ,仅能够检测 8×8 以上大小的目标,而弹孔直径大约为 10 mm,在照片当中相对于胸环靶图像而言属于极小目标,原始 YOLOv8 网络难以准确、完整地检测所有的弹孔。因此需要对网络进行改进。

2 改进策略

本次算法设计针对弹孔尺寸较小,模型在下采样的过程中特征信息损失较多,在高层次特征图中很难获得有效信息等问题,对算法做出如下改进:①在 C2f 中融合 CBAM^[10]注意力机制;②增加小目标输出层;③利用 SPD-Conv^[11]替换原有卷积层;④更改边界框损失函数为 WIoU^[12]。改进后的网络结构如图 2 所示。

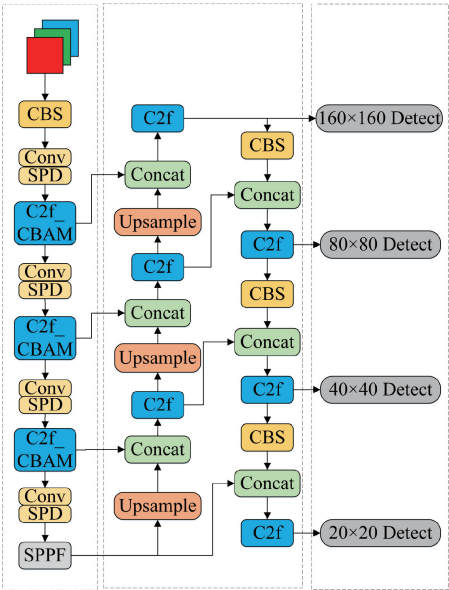


图 2 改进 YOLOv8s 结构模型

Figure 2 Improved YOLOv8s structure model

2.1 C2f_CBAM 模块

注意力机制^[13]因其即插即用的便利性被广泛

应用在基于卷积神经网络的目标检测当中。它通过加权的方式强化目标特征,提高了神经网络检测的准确性。特别是在一些小目标检测中,注意力机制往往能够起到十分重要的作用。

因为弹孔尺寸较小,YOLOv8s 模型在采样过程中易损失许多有用的特征信息。因此为了提升算法对弹孔目标的感知力,本文在骨干网络的 C2f 模块中引入 CBAM 注意力^[10],构建 C2f_CBAM 模块,如图 3 所示。

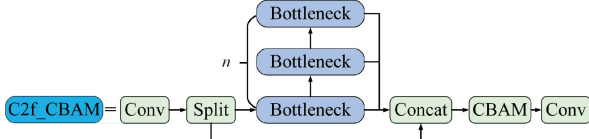


图 3 C2f_CBAM 结构

Figure 3 C2f_CBAM structure

CBAM 包含 CAM (channel attention module) 和 SAM (spatial attention module) 两部分,分别关注目标特征的类别信息和位置信息。CBAM 通过自主学习来获取通道特征和空间特征的重要度,并赋予不同的权值以强化在图片当中的重要特征。借助于轻量化的设计,CBAM 可以占用很少的计算资源嵌入到网络模型中,CBAM 结构模型如图 4 所示。

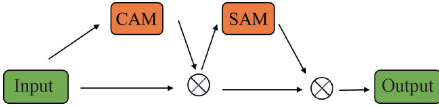


图 4 CBAM 结构模型

Figure 4 CBAM structure model

CAM 即通道注意力模块(如图 5 所示),通过并行的最大池化层(max-pooling)和平均池化层(average-pooled)压缩输入特征图的空间,生成两个大小均为 $1 \times 1 \times C$ 的特征图。两个特征图共同通过一个参数共享的多层感知网络(MLP)后,将输出向量相加、激活得到通道注意力特征向量,如式(1)所示。

$$M_c(F) = \sigma(\text{MLP}(\text{AvgPool}(F)) + \text{MLP}(\text{MaxPool}(F))) = \sigma(W_1(W_0(F_{\text{avg}}^C)) + W_1(W_0(F_{\text{max}}^C))). \quad (1)$$

式中: F_{avg}^C 和 F_{max}^C 分别为经过平均池化和最大池化后的特征向量; σ 为 Sigmoid 函数; W_0 和 W_1 分别为 WLP 网络的两个权重。

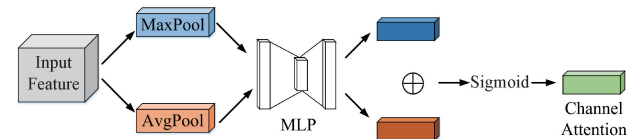


图 5 CAM 结构模型

Figure 5 CAM structure model

在空间注意力模块 SAM 中,通道注意力特征与原始的输入特征向量混合作为输入,经过串行的最

大池化层和平均池化层压缩特征图的通道数,得到两个大小为 $H \times W \times 1$ 的特征向量 F_{avg}^S 和 F_{max}^S ,如式(2)所示。

$$M_s(F) = \sigma(f^{7 \times 7}([\text{AvgPool}(F); \text{MaxPool}(F)]) = \sigma(f^{7 \times 7}([F_{\text{avg}}^S; F_{\text{max}}^S])). \quad (2)$$

式中: $f^{7 \times 7}$ 代表卷积核尺寸为 7×7 的卷积。

最后,经过标准卷积与激活生成空间注意力特征,如图 6 所示。

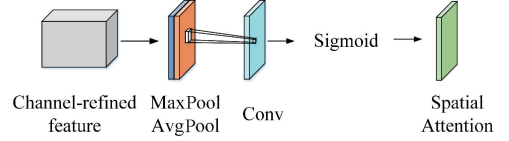


图 6 SAM 结构模型

Figure 6 SAM structure model

2.2 添加小目标输出层

在卷积神经网络中,深层网络经多次卷积、池化等下采样操作后主要包含目标的语义特征,对于边缘、纹理等浅层特征损失较多,导致难以有效检测微小目标。而浅层网络的特征图尺度大,能够包含更多边缘特征信息,有利于小目标检测。

YOLOv8 网络在特征融合后输出最大检测尺度特征图仅为 80×80 ,仅能检测 8×8 以上尺寸的目标。射击训练中的弹孔尺寸较小, 8×8 的检测尺度难以满足检测需要。因此本文在原有网络结构中增加特征图尺寸为 160×160 的小目标输出层,通过缩小感受野能够有效减少弹孔在下采样当中损失的特征信息,降低漏检的可能性。

2.3 添加 SPD-Conv 模块

传统卷积层的卷积方式为跨步卷积,在特征提取的过程中会部分丢失目标的细粒度信息。所以在对弹孔等微小目标的检测和图像分辨率较低时,网络的检测性能会剧烈下降。因此,本文引入 SPD-Conv 模块^[11](space-to-depth convolution),抛弃传统跨步卷积的方式,改用 SPD 和无跨步卷积,减小网络的信息损失,提高对弹孔的检测能力。

SPD-Conv 模块包含 SPD 和无跨步卷积两部分。假设输入特征图的尺寸为 $S \times S \times C$,SPD 模块将特征图按照 $a \times a \times C$ 的尺寸划分为无数的网格,将每个网格相应位置的特征向量分别提取组成 a^2 个子特征图,子特征图的大小为 $(S/a) \times (S/a) \times C$ 。随后对子特征图进行通道拼接,组成 $(S/a) \times (S/a) \times a^2 C$ 大小的特征图。当 $a=2$ 时,如图 7 所示。

在 SPD 操作后紧接着由 C_2 个卷积核组成的无跨步卷积层(即卷积步长为 1),其中 $C_2 < a^2 C_1$ 。利用无跨步卷积的方式能够在降低计算成本的同时有

效提取小目标特征的细粒度信息。

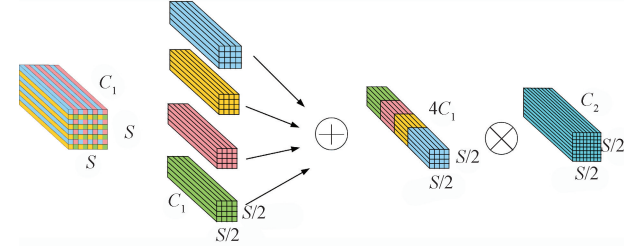


图 7 SPD 结构模型

Figure 7 SPD structure model

2.4 优化损失函数

YOLOv8 的边界框损失函数为 CIOU, 如式 (3) 所示。CIOU 通过将预测框与真实框的距离和尺寸引入到惩罚项中, 使得模型的收敛速度有所改善。

$$\text{CIOU} = 1 - \text{IoU} + \frac{\rho^2(b, b^{\text{gt}})}{c^2} + \alpha v. \quad (3)$$

式中:

$$v = \frac{4}{\pi^2} \left(\arctan \frac{w_{\text{gt}}}{h_{\text{gt}}} - \arctan \frac{w}{h} \right)^2; \quad (4)$$

$$\alpha = \frac{v}{(1 - \text{IoU}) + v}. \quad (5)$$

式中:IoU 为模型预测框与真实框之间的交互比, 取值在 0~1; c 表示模型预测框与真实框的最小外接矩形的对角线长度; $\rho^2(b, b^{\text{gt}})$ 表示模型预测框与真实框中心点的距离; α 表示权重; v 为用于衡量长宽比一致性的函数。

由于弹孔在靶面上占比很小, 导致在模型训练的过程当中锚框的正负样本数量极不平衡。当模型采用 CIOU 损失函数训练时对负样本的惩罚会增加训练的时间, 降低模型训练结果的精度和泛化能力。因此, 本算法采用 Wise-IoU (WIoU)^[12] 作为损失函数, 根据离群度动态评估锚框质量, 减少了负样本对模型训练的干扰, 即

$$\text{WIoU} = r \cdot R_{\text{WIoU}} \text{IoU}; \quad (6)$$

$$r = \frac{\beta}{\delta \alpha^{\beta-\alpha}}; \quad (7)$$

$$R_{\text{WIoU}} = \exp \left(\frac{(x - x_{\text{gt}})^2 + (y - y_{\text{gt}})^2}{(c_w^2 + c_h^2)^*} \right). \quad (8)$$

式中: β 代表离群度, 与锚框的质量负相关; α 和 δ 分别表示取值为 1.9 和 3.0 的超参数; R_{WIoU} 为 WIoU 的惩罚项。

通过将 WIoU 设为边界框损失函数能够有效地提升普通锚框的影响力, 避免弹孔因尺寸小、模糊等问题导致的检测效果不佳的问题。

3 模型训练

3.1 数据集的制作

图像采集装置是与郑州纬达自动化科技公司合作研发的、具有自主知识产权的自动报靶装置, 如图 8 所示。配备 DS-2CD7T47DWD-L 型 4 mm 焦距海康威视摄像机, 可通过笔记本电脑远程控制。随机选取 1 300 张模拟射击后的胸环靶图像, 包含 23 562 个弹孔。



图 8 自动报靶装置

Figure 8 Automatic target reporting device

为了避免外部环境因素影响模型检测, 减少模型的计算量, 在数据集的制作过程中引入图形分割操作。通过将胸环靶与背景分离, 提高模型的计算速度, 加速模型收敛。因此使用 YOLOv8s-segment 作为分割模型。首先利用 Labelme 制作胸环靶图像分割数据集。利用 YOLOv8s-segment 训练靶面分割模型, 对原始图片进行分割处理, 将处理后的图片利用 Labelme 制作目标检测数据集。数据集按照互不干涉原则以 8:1:1 的比例划分为训练集、验证集和测试集。

3.2 训练环境与超参数设置

本系统的靶面分割以及弹孔检测的实验环境: CPU 为 Intel® 酷睿™ i5-12400F; GPU 为 GeForce RTX™ 3060 12G; 编程语言为 Python 3.8; 深度学习环境为 CUDA 11.3、PyTorch 1.11.0。在模型训练过程中, 输入 640×640 的 RGB 图片; 使用 SGD 优化器; 初始学习率为 0.01; 衰减系数为 0.000 5; 批次大小为 16, 训练 500 轮。

4 实验结果

4.1 评价指标

为了能够客观评估改进的 YOLOv8 算法, 本文选取准确率 P 、召回率 R 、平均精度 mAP 作为评价指标, 部分评价指标如下:

$$P = \frac{T_p}{T_p + F_p} \times 100\%; \quad (9)$$

$$R = \frac{T_p}{T_p + F_N} \times 100\%; \tag{10}$$

$$mAP = \frac{\sum A_p}{N_c} \times 100\%。 \tag{11}$$

式中: T_p 表示被检测到的弹孔的数量; F_p 表示被误检为弹孔的数量; F_N 表示漏检弹孔的数量; N_c 表示待检的类别数,本例中为 1; A_p 表示弹孔的平均精度。

4.2 注意力机制实验

为了证明 CBAM 注意力机制在本文算法设计当中的优越性,选取目前通用的两种注意力机制 CA^[14](coordinate attention)和 SE^[15](squeeze and excitation networks)与 CBAM 在胸环靶数据集上的效果进行对比。以 $mAP50$ (检测框与真实框的重叠部分超过 50%)作为评价指标,实验结果如图 9 所示。其中,添加 CBAM 注意力后, $mAP50$ 上涨至 84.4%,较原结构增加了 0.017 百分点;添加 CA 注意力后, $mAP50$ 略有下降;添加 SE 注意力后, $mAP50$ 上涨至 83.1%,较于原结构增加 0.004 百分点,低于 CBAM。可以看出,CBAM 在本次弹孔检测中表现优异,因此选择添加 CBAM 注意力模块。

4.3 损失函数优化实验

为验证 WIoU 损失函数在 YOLOv8s 上的有效性,选取了 CIoU、SIoU^[16]、EIoU^[17]与 WIoU 进行对比实验,实验结果如表 1 所示。实验结果显示,在训练中使用 WIoU 损失函数的模型结果较其他函数有所降低,同时 $mAP50$ 达到 83.7%,实验结果表明:WIoU 损失函数更适合于本模型,能够提高弹孔目标的检测效果。

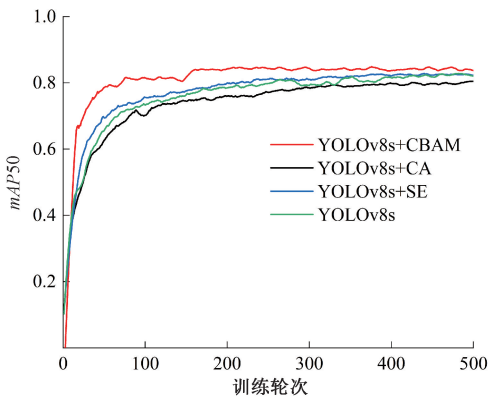


图 9 注意力机制对比

Figure 9 Comparison of attention mechanisms

表 1 损失函数对比

Table 1 Loss function comparison

损失函数	损失值	$mAP50/\%$
CIoU	1.71	82.7
SIoU	1.65	83.1
EIoU	1.52	83.2
WIoU	1.43	83.7

4.4 消融实验

将改进的 YOLOv8s 算法与原 YOLOv8s 算法进行对比,如表 2 所示。以平均精度 $mAP50$ 为例,YOLOv8s 算法的平均检测精度为 82.7%,在 C2f 中添加 CBAM 注意力机制后,平均精度为 84.4%,较原模型提升 1.7 百分点;继续添加小目标输出层后精度为 92.1%,较原算法提升 9.4 百分点。将原卷积层替换为 SPD-Conv,模型平均精度值上升至 97.3%,较原算法提升 14.6 百分点。总的来说,改进后的算法相较于原算法平均精度提升 15.3 百分点,达到 98.0%。

表 2 消融实验结果

Table 2 Ablation experiment results

算法	CBAM	小目标层	SPD-Conv	WIoU	准确率 $P/\%$	召回率 $R/\%$	$mAP50/\%$	帧率/(帧·s ⁻¹)
YOLOv8s					88.1	71.0	82.7	64.5
YOLOv8s	✓				90.2	75.1	84.4	56.8
YOLOv8s	✓	✓			91.0	90.2	92.1	35.7
YOLOv8s	✓	✓	✓		96.7	96.1	97.3	41.7
YOLOv8s	✓	✓	✓	✓	96.9	96.4	98.0	43.6

4.5 对比实验

为了证明本算法相对于其他算法的优越性,在超参数相同的情况下选取了 3 种实时检测算法进行实验,结果如表 3 所示,可以看出本文算法的综合性能具有明显的优越性。

4.6 结果展示

将原算法和改进算法在 10 个弹孔、120 个弹孔的靶纸上进行检测,如图 10 所示。由图 10(c)和图

表 3 对比实验结果

Table 3 Comparison of experimental results

算法	$mAP50/\%$	帧率/(帧·s ⁻¹)	参数量/MB
YOLOv5s ^[18]	79.9	59.9	7.02
YOLOv7 ^[7]	85.1	31.7	37.2
SSD ^[19]	81.3	37.1	25.2
本文算法	98.0	43.6	10.9

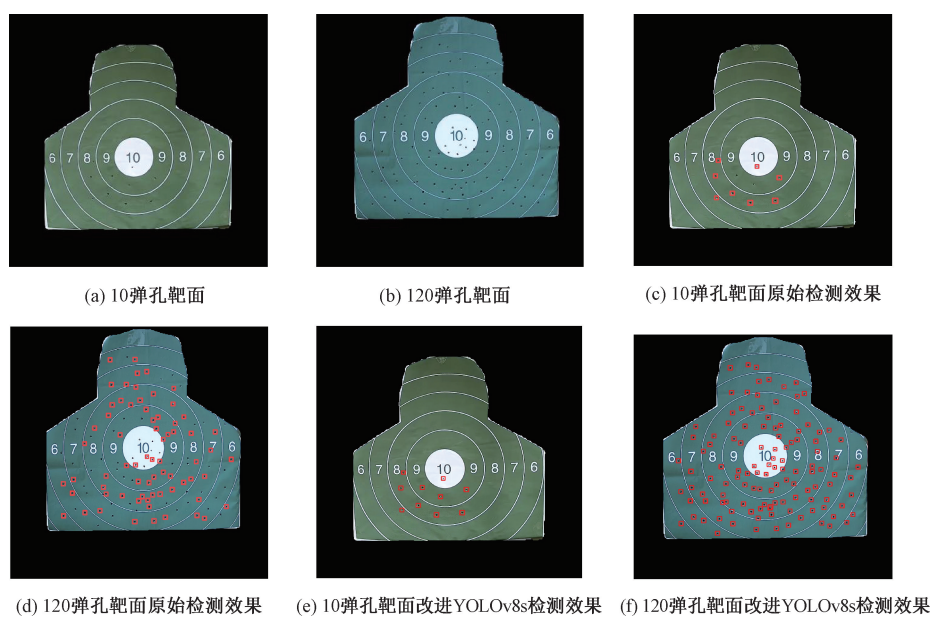


图 10 原始 YOLOv8s 和改进 YOLOv8s 检测效果对比

Figure 10 Comparison of detection effect between original YOLOv8s and improved YOLOv8s

10(d)可以看出:原算法明显存在漏检的情况,特别是当弹孔数量较多、较密集时漏检概率明显增加。而本文改进算法不论弹孔数量多少,均能够较准确、完整地识别弹孔数量,具有更好的准确性。

5 结论

本文针对传统自动报靶精度低、易受环境影响的特点设计了一种基于 YOLOv8s 的改进算法。在自制数据集的实验结果表明,本算法在弹孔检测方面的准确率 P 为 96.9%、召回率 R 为 96.4%、平均精度 $mAP50$ 为 98.0%,与原始算法相比分别提高了 8.8 百分点、25.4 百分点和 15.3 百分点,进步显著。实验结果表明,不论是稀疏弹孔的胸环靶面还是密集弹孔的胸环靶面,本文算法均能够准确地检测弹孔,具有良好的检测精度和泛化性。

参考文献:

[1] 杨子宁. 光电自动报靶系统的设计与实现[J]. 科学技术与工程, 2007, 7(1): 102-104, 111.
YANG Z N. Design and realization of the automatic target-scoring system [J]. Science Technology and Engineering, 2007, 7(1): 102-104, 111.

[2] 冯斌, 石秀华, 康智强, 等. 声阵列与光探测组合测试弹着点坐标的研究[J]. 压电与声光, 2012, 34(2): 177-179.
FENG B, SHI X H, KANG Z Q, et al. Study on measurement of impact point coordinates with the combination of acoustic array and optical detection[J]. Piezoelectrics & Acoustooptics, 2012, 34(2): 177-179.

[3] SUN J H, WANG S S, ZHANG F M, et al. Research on key technologies in automatic target-reporting[C]//International Conference on Automatic Control and Artificial Intelligence (ACAI 2012). London: Institution of Engineering and Technology, 2012: 1732-1735.

[4] 黄应清, 陈晓明, 谢志宏, 等. 一种基于计算机视觉的胸环靶弹孔检测方法[J]. 兵器装备工程学报, 2021, 42(11): 157-162, 221.
HUANG Y Q, CHEN X M, XIE Z H, et al. Bullet hole detection method of chest ring target based on computer vision technology [J]. Journal of Ordnance Equipment Engineering, 2021, 42(11): 157-162, 221.

[5] 宋雨, 王亚林, 杜博军, 等. 基于改进最大类间方差法的靶板重孔检测[J]. 兵工学报, 2022, 43(4): 924-930.
SONG Y, WANG Y L, DU B J, et al. Detection of overlapped bullet holes based on improved otsu's thresholding method[J]. Acta Armamentarii, 2022, 43(4): 924-930.

[6] 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 (CVPR). Piscataway: IEEE, 2016: 779-788.

[7] 院老虎, 常玉坤, 刘家夫. 基于改进 YOLOv5s 的雾天场景车辆检测方法[J]. 郑州大学学报(工学版), 2023, 44(3): 35-41.
YUAN L H, CHANG Y K, LIU J F. Vehicle detection method based on improved YOLOv5s in foggy scene[J]. Journal of Zhengzhou University (Engineering Science), 2023, 44(3): 35-41.

[8] 薛均晓, 武雪程, 王世豪, 等. 基于改进 YOLOv4 的自然人群口罩佩戴检测方法[J]. 郑州大学学报(工

- 学版), 2022, 43(4): 16–22.
- XUE J X, WU X C, WANG S H, et al. A method on mask wearing detection of natural population based on improved YOLOv4 [J]. Journal of Zhengzhou University (Engineering Science), 2022, 43(4): 16–22.
- [9] WANG C Y, BOCHKOVSKIY A, LIAO H Y M. YOLOv7: trainable bag-of-freebies sets new state-of-the-art for real-time object detectors[C]//2023 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway: IEEE, 2023: 7464–7475.
- [10] WOO S, PARK J, LEE J Y, et al. CBAM: convolutional block attention module[EB/OL]. (2018–07–17)[2023–12–11]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1807.06521>.
- [11] SUNKARA R, LUO T. No more strided convolutions or pooling: a new CNN building block for low-resolution images and small objects [M] // Machine Learning and Knowledge Discovery in Databases. Cham: Springer, 2023: 443–459.
- [12] TONG Z, CHEN Y, XU Z, et al. Wise-IoU: bounding box regression loss with dynamic focusing mechanism [EB/OL]. (2023–01–24)[2023–12–11]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2301.10051>.
- [13] MNIH V, HEES N, GRAVES A, et al. Recurrent models of visual attention[EB/OL]. (2014–01–24)[2023–12–11]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1406.6247>.
- [14] HOU Q B, ZHOU D Q, FENG J S. Coordinate attention for efficient mobile network design[C]//2021 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway: IEEE, 2021: 13708–13717.
- [15] HU J, SHEN L, ALBANIE S, et al. Squeeze-and-excitation networks[EB/OL]. (2017–09–05)[2023–12–11]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1709.01507>.
- [16] ZHENG Z H, WANG P, LIU W, et al. Distance-IoU loss: faster and better learning for bounding box regression[EB/OL]. (2019–11–19)[2023–12–11]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1911.08287>.
- [17] ZHANG Y F, REN W Q, ZHANG Z, et al. Focal and efficient IOU loss for accurate bounding box regression [J]. Neurocomputing, 2022, 506(28): 146–157.
- [18] Ultralytics. YOLOv5[EB/OL]. (2020–06–26)[2023–12–11]. <https://github.com/ultralytics/yolov5>.
- [19] LIU W, ANGUELOV D, ERHAN D, et al. SSD: single shot multibox detector[C]//ECCV 2016 14th European Conference. Cham: Springer, 2016: 21–37.

Bullet Hole Detection Technology of Chest Bitmap Based on Improved YOLOv8s Algorithm

SU Yufeng¹, BIAN Feng¹, ZHANG Yutang²

(1. School of Mechanical and Power Engineering, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China; 2. Zhengzhou Weida Automation Technology Co., Ltd., Zhengzhou 450052, China)

Abstract: Traditional chest bitmap bullet hole detection technology was easily affected by light intensity and complex background in natural conditions. In order to solve the problem an improved algorithm based on YOLOv8s was designed in this study. Firstly, in order to avoid the impact of complex environment on the accuracy of bullet hole recognition, graph segmentation was introduced in the process of data set production to separate the background from the chest bitmap. Secondly, in order to improve the detection ability of the model to the bullet hole, CBAM attention mechanism was introduced into C2f, and the recognition ability of the network to the target bullet hole was improved by giving different weights to the spatial and channel characteristics. In order to reduce the information loss of bullet hole characteristics in the down sampling process and reduce the probability of missing bullet hole detection, the detection scale was increased to 160×160 small target output layer. Considering that the original convolutional layer was not sensitive to small targets, the SPD-Conv module was used to replace the original convolutional layer to extract more feature information to improve detection accuracy. Finally, the loss function of the bounding box was changed to WIoU to weaken the influence of the unbalanced number of positive and negative samples and improve the regression accuracy of the prediction box. The experimental results on the self-made chest bitmap data set showed that the accuracy rate P of the improved algorithm was 96.9%, the recall rate R was 96.4%, and the average accuracy $mAP50$ was 98.0%, which were improved by 8.8 percentage points, 25.4 percentage points, and 15.3 percentage points respectively, compared with the original algorithm. The experimental results showed that the improved YOLOv8s model had better performance in the detection of complex environment and dense bullet holes.

Keywords: YOLOv8s; bullet hole detection; CBAM attention mechanism; loss function; SPD-Conv