孙焕好, 陈龙, 卞佰成,等. 基于 YOLOv8-LAE 的电池模组表面小目标缺陷检测算法研究[J]. 智能计算机与应用,2026,16(7):139-146. DOI:10.20169/j.issn.2095-2163.24110507

基于 YOLOv8-LAE 的电池模组表面小目标缺陷检测算法研究

孙焕好[1], 陈 龙[1], 卞佰成[1], 陈红光[2]
(1 上海理工大学 机械工程学院, 上海 200093; 2 上海贝特威自动化科技有限公司, 上海 201109)

摘 要: 电池模组缺陷检测存在因小目标缺陷误检、漏检等导致的准确率低、因类别不平衡分布导致的精度低等问题,提出了一种基于 YOLOv8-LAE 的小目标缺陷检测算法。通过引入轻量自适应权重下采样模块(Lightweight Adaptive Weight Downsampling,LAWD)和注意力序列融合模块(Attention Sequence Integration,ASI),显著提升了模型对空间特征和小目标信息的提取能力,从而有效改善了小目标缺陷的误检、漏检问题,进一步提升了检测的准确率。通过引入 EIoU 损失函数,有效解决了类别不平衡问题,提高了模型的收敛速度,同时也提高了缺陷检测精度。仿真实验结果表明,在公共数据集 NEU-DET 上验证了所提算法,平均精度达到了 76.3%,较 YOLOv8n 提高了 3.1%;在自制数据集上,YOLOv8-LAE 算法的平均精度达到了 66.8%,相较于 YOLOv8n 提高了 4.5%。本研究为电池模组小目标缺陷检测提供了一种有效的解决方案。

关键词: 电池模组; 小目标检测; 注意力序列融合; EIoU 损失函数
中图分类号: TP319 **文献标志码**: A **文章编号**: 2095-2163(2026)07-0139-08

Research on small target defect detection algorithm for battery module surface based on YOLOv8-LAE

SUN Huanhao[1], CHEN Long[1], BIAN Baicheng[1], CHEN Hongguang[2]
(1 School of Mechanical Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China;
2 Shanghai Betterway for Automation Company, Shanghai 201109, China)

Abstract: Battery module defect detection suffers from low accuracy due to misdetection and omission of small-target defects, low precision due to unbalanced distribution of categories, etc. In this paper, a small-target defect detection algorithm based on YOLOv8-LAE is proposed. By introducing Lightweight Adaptive Weight Downsampling (LAWD) and Attention Sequence Integration (ASI) modules, the model's ability to extract spatial features and small target information is significantly improved. Thus, the problem of misdetection and omission of small target defects is effectively improved, which in turn enhances the accuracy of detection. The introduction of the EIoU loss function effectively solves the problem of category imbalance, improves the convergence speed of the model, subsequently improves the defect detection accuracy. The experimental results show that the algorithm is validated on the public dataset NEU-DET, and the average accuracy reaches 76.3%, which is 3.1% higher than that of YOLOv8n; on the homemade dataset, the YOLOv8-LAE algorithm achieves an average accuracy of 66.8%, which is 4.5% higher than that of YOLOv8n. This study provides an effective solution for the detection of small target defects in battery modules.

Key words: battery module; small target detection; attentional sequence fusion; EIoU loss function

0 引 言

随着电动汽车产业的迅猛发展和普及,电池模组作为其关键组件,其质量和安全性对于整车性能至关重要。然而,电池模组在生产过程中常常会面临点蚀、划痕、斑块等小目标缺陷挑战。这些缺陷不仅会影响电池性能和寿命,还可能导致严重的安全隐患。在目标检测领域中,小目标检测一直是技术难点之一。传统的目标检测算法在面对小目标误检、漏检和样本不均衡等问题时,往往难以取得理想的检测效果。因此,开发一种高效、准确的电池模组缺陷检测算法,对于提升产品质量、降低生产成本以

基金项目: 国家自然科学基金(52005338)。
作者简介: 孙焕好(1988—),男,硕士研究生。主要研究方向:机器视觉。
通信作者: 陈 龙(1978—),男,教授。主要研究方向:产品智能计算设计与制造,机器视觉与机器人。Email:cl@usst.edu.cn。
收稿日期: 2024-11-05

及保障用户安全具有重要意义。

小目标的定义在学术上主要分为 2 类:

(1)根据绝对尺寸定义,在 MS COCO 数据集中将尺寸小于 32×32 像素的目标定义为小目标。

(2)根据相对尺寸定义,在图像中占比低于 1%的目标被定义为小目标。

目前,基于深度学习的目标检测算法主要可分为单阶段和双阶段两大类别。单阶段目标检测方法将整个检测过程定义为一个端到端的回归问题,通过神经网络直接进行目标检测。代表算法包括 SSD[1] 和 YOLO[2-4] 系列等。双阶段目标检测方法将检测任务分为 2 个阶段:首先生成候选框,然后在候选框上进行目标检测,代表算法包括 R-CNN[5] 系列。

双阶段目标检测算法中,Faster R-CNN[6]、Mask R-CNN[7] 作为领域经典算法,利用区域提议网络从输入图像中生成若干个候选区域,然后通过分类和回归获得最终的检测结果。由于其提取网络是单层的,分辨率低,并且检测速度较慢,不利于小目标检测。对于需要在算力有限的工业自动化设备上部署目标检测模型,双阶段目标检测模型不是一个优选方案。无需生成候选区域的单阶段目标检测模型在确保精度的前提下推理速度与帧率具有明显优势,对于电池模组小目标缺陷检测任务是一个好的选择。

YOLO 系列算法作为单阶段目标检测算法的开山之作,在工业上获得了广泛应用。由于该算法在特征提取上,更加关注大、中目标缺陷,从而导致小目标信息提取困难,容易出现误检和漏检的问题[8]。为了解决这一问题,研究者们提出了多种解决方案。Zhang 等学者[9]、彭成等学者[10]、黄豪杰等学者[11]等学者通过数据增强措施来解决小目标信息短缺、数据量少的问题,其在实验中也取得了良好的检测效果,但在实际应用中,不当的数据增强可能会引入噪声,导致精度下降。吴双忱等学者[12]提出通过引入 SENet[13] 来选择特征图,以提高复杂背景下小目标的检测效果,但 SENet 主要关注通道维度上的信息,忽略了空间信息。郝紫霄等学者[14]在 YOLOv7 基础上通过新增小目标检测层和引入 CBAM(Convolutional Block Attention Module)注意力机制,在增加小目标特征信息量的同时,对其进行加权并抑制不重要的特征,然而 CBAM 的应用通常伴随通道降维,导致部分信息丢失,此外 CBAM 的设计较为复杂,计算开销相对较大。潘玮等学者[15]在 YOLOv8 的基础上通过改进空间金字塔池化层和损失函数,增强不同层级小目标特征信息融合和对复杂样本的学习能力,一定程度上改善了误检、漏检问题,但是模型参数量大,计算速度慢,无法满足工业上实时检测的要求。当前针对小目标检测任务的改进模型依然存在检测精度低、速度慢、复杂场景下易漏检、误检、模型参数量较高等问题。

针对这些不足,本文提出了 YOLOv8-LAE 改进算法:

(1)引入轻量化 LAWD 模块替换主干的卷积模块,解决了卷积核参数共享,能够利用空间注意力机制去识别图片中的小目标信息,改善误检和漏检。

(2)利用加权序列(Weighted Sequence,WS)结合多尺寸图像的全局语义信息,提高不同尺寸信息提取能力。

(3)通过自适应缩放融合(Adaptive Zoom Fusion,AZF)模块在空间维度上将大、中、小三种尺寸图像进行融合来获取小目标的详细信息,进一步改善误检和漏检。

(4)通过引入 EIoU 损失函数提高模型的收敛速度和精度,改善类别不均衡问题。

1 改进的 YOLOv8 模型

YOLOv8 根据模型复杂度分为 5 个版本,分别是:YOLOv8n、YOLOv8s、YOLOv8m、YOLOv8l 和 YOLOv8x。具体是在 CSP-Darknet-53 架构上进行了改进,将骨干网络中的 C3 模块替换为 C2f 模块,从而增强了网络的梯度流,使得检测精度有所提升。此外,YOLOv8 的颈部结构也用 C2f 模块替代了 C3 模块,以优化特征融合的效果。虽然原始 YOLOv8 模型各方面性能优异,但也存在一些缺点。首先,YOLOv8 的参数量相对于之前的 YOLO 系列有所减少,但是检测效率提升不明显。其次,YOLOv8 在复杂环境下,容易导致漏检,误检的发生。此外,深度学习对显卡、CPU 性能要求较高,这也限制了其使用范围。

通过以上分析和比较,为满足电池模组缺陷检测场景的需求,提高缺陷检测的准确率和性能,故以 YOLOv8 作为研究对象,模型结构如图 1 所示。首先,针对卷积核参数共享问题,在 BackBone 中将部分卷积模块替换为轻量化 LAWD 模块,不仅解决了模型的参数共享,同时提高了下采样的效率;其次,颈部网络对小目标特征融合比较单一,无法很好地学习到小目标缺陷特征的问题,通过在 Neck 中新增

AZF 模块，使不同尺度图片的小目标缺陷进行融合，获取小目标的准确信息，进一步利用 WS 模块结合多尺寸图像的全局信息，加强小目标特征的提取能力；最后，由于数据集中小目标缺陷类别数量差距较大，容易导致正负样本失衡问题的发生，所以将损失函数 CIoU 模块替换为 EIoU 模块，可以有效地改善模型的类别不均衡问题，从而提高模型的收敛速度和精度。

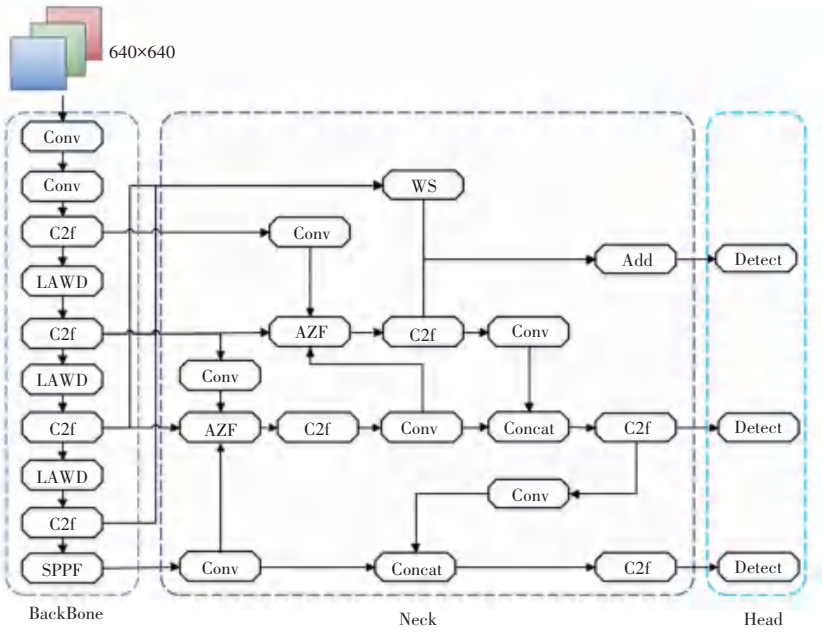


图 1　改进的 YOLOv8 模型结构图

Fig. 1　Diagram of improved YOLOv8 model structure

1.1　LAWD 模块

由于卷积核在特征图上滑动时，会有重叠区域享有相同的卷积核参数，从而对于图像中缺陷位置和形状的变化差异不敏感，导致小目标缺陷的误检和漏检。因此，本文提出了一种轻量自适应权重下采样（LAWD）新型模块，LAWD 通过结合注意力机制与分组卷积，在进行下采样的同时有效地保留了小目标的细节信息。该模块首先通过注意力机制增强重要的特征区域，然后通过分组卷积实现高效下采样，最后结合注意力权重进行自适应加权求和。这种方法确保了小目标在下采样过程中的信息不丢失，从而提高了小目标检测的精度和鲁棒性。LAWD 模型结构如图 2 所示。

1.2　注意力序列融合 ASI 改进

为了进一步减少小目标漏检和误检，在 Neck 引入了 ASI 模块，提高了模块对小目标信息的提取、融合能力。包含了 2 个子模块：加权序列（WS）和自适应缩放融合（AZF）。

1.2.1　加权序列

权序列（WS）模块是一种多尺度特征融合网络，用于处理输入特征图不同分辨率特征提取问题。模块的主要组成部分包括条件卷积[16]、插值、拼接、3D 卷积[17]、批归一化、激活和池化层。数据先进行条件卷积层（Conv0）处理，致使分辨率较低的特征图（*P*4 和 *P*5）通过插值调整到与分辨率最高的特征图（*P*3）相匹配，最后处理的特征图沿着新添加的维度进行拼接，形成一个三维张量。该张量利用 3D 卷积层（Conv3d）进行处理，然后通过批归一化和激活函数进行规范化和激活。最后，通过 3D 最大池化层对特征图进行下采样，并通过压缩维度获得最终输出。该模块设计使其能够有效地融合不同分辨率的特征，并提供一个统一的多尺度特征[18]表示，有效改善小目标检测时的漏检和误检。具体结构见图 3。作为 WS 输入的缩放图像可以通过以下方法获得：

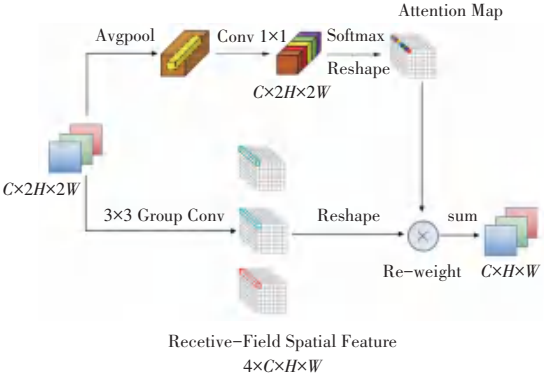


图 2　LAWD 模型结构图

Fig. 2　Diagram of LAWD model structure

$$F_\sigma(w,h) = G_\sigma(w,h) * f(w,h) \quad (1)$$

$$G_\sigma(w,h) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{\frac{-(w^2+h^2)}{2\sigma^2}} \quad (2)$$

其中，$f(w,h)$ 表示宽度为 w、高度为 h 的二维图像；$F_\sigma(w,h)$ 表示通过使用二维高斯滤波器 $G_\sigma(w,h)$ 对一系列卷积进行平滑处理后生成的；σ 表示用于卷积的二维高斯滤波器标准偏差的缩放参数。

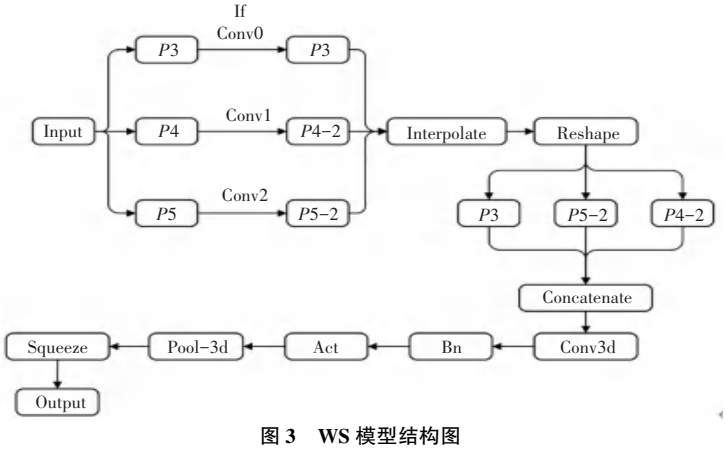


图 3 WS 模型结构图

Fig. 3 Diagram of WS model structure

1.2.2 自适应缩放融合

要识别密集的小目标缺陷，可以通过放大图像来参考和比较不同尺度的形状或外观变化。由于骨干网络的不同特征层具有不同的尺寸，传统的 FPN 融合机制只是对小尺寸的特征图进行升采样，然后将其分割或添加到上一层的特征中，忽略了大尺寸特征层丰富的细节信息。因此提出了自适应缩放融合（AZF）模块，旨在实现多尺度特征的融合，以提高小目标检测任务性能。如图 4 所示，AZF 模块输入为 3 个特征图：大尺度特征图（l）、中尺度特征图（m）和小尺度特征图（s）。首先，大尺度特征图经过自适应最大池化和自适应平均池化操作后，调整到与中尺度特征图相同的大小。同时，小尺度特征图经过插值操作，也调整到与中尺度特征图相同的大小。然后，3 个特征图在通道维度上被拼接起来，形成最终的模块输出，对此可以表示为：

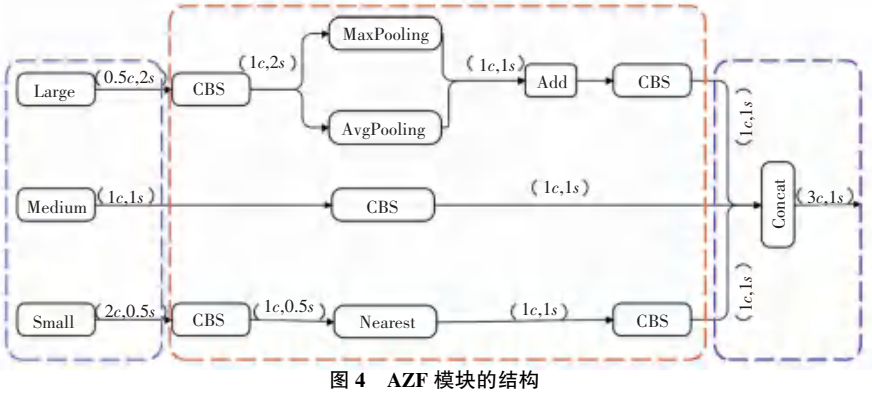


图 4 AZF 模块的结构

Fig. 4 Structure of the AZF module

$$\mathrm{FTF}_E = \mathrm{Concat}(F_l, F_m, F_s) \quad (3)$$

其中，FTF_E 表示 AZF 模块输出的特征图，F_l、F_m 和 F_s 分别表示大、中、小尺寸的特征图。FTF_E 由 F_l、F_m 和 F_s 连接而成。FTF_E 的分辨率与 F_m 相同，通道数是 F_m 的 3 倍。

该模块的输出具有更丰富的特征表示，包含了大、中、小尺度的特征信息，有助于提高模型的感知能力和泛化能力，从而有效改善小目标检测中误检和漏检的风险。

1.3 EIoU 损失函数

针对训练集中类别不均衡分布的问题，引入了 EIoU[19] 损失函数，用于优化检测头的锚框。IoU[20] 一般是反映预测框与实际框之间的比值关系，但是无法反映目标框与锚框之间的距离和重叠程度。针对上述问题，相继提出了 GIoU[21]，DIoU[22] 和 CIoU 等损失函数。CIoU 相对于 DIoU 不仅考虑了重叠区域和中心点距离，还引入了标注方框和预测方框的宽高比作为评价指标之一。然而，EIoU 只反映了长

宽比的差异，而不是标注方框与预测方框的宽度与高度之间的真实关系。EIoU 最小化了目标框和锚框之间的宽度和高度的差异性，有效提高小目标缺陷检测速度和定位准确性，在一定程度上改善了类别不均衡问题。EIoU 损失函数由 3 部分组成：IoU 损失函数（L_{IoU}）、距离损失函数（L_{dis}）和高宽损失函数（L_{asp}），其计算公式如下：

$$L_{\mathrm{EIoU}} = L_{\mathrm{IoU}} + L_{\mathrm{dis}} + L_{\mathrm{asp}} = 1 - \mathrm{IoU} + \frac{\rho^2(b,b^{\mathrm{gt}})}{w_c^2 + h_c^2} + \frac{\rho^2(w,w^{\mathrm{gt}})}{w_c^2} + \frac{\rho^2(h,h^{\mathrm{gt}})}{h_c^2} \tag{4}$$

其中，L_{IoU}、L_{dis}、L_{asp} 分别表示 IoU 损失、中心距离损失和高度损失；IoU 表示预测框与真实框的交并比；b 和 b^{gt} 分别表示预测框和真实框的中心点；w 和 w^{gt} 分别表示预测框和真实框的宽度；w_c 和 h_c 表示预测边界框与真实边界框的最小外接矩形的宽度和高度；ρ 表示两点之间的欧式距离。

2　实验结果与数据分析

2.1　数据集

电池模组数据集包含 300 张灰度图像、3 518 个小目标缺陷标记。通过图像拼接、图像增强等技术将数据集进行扩充，按照 8∶1∶1 的分配比例用于训练、测试和验证。确定了电池模组数据中常见的 6 种小目标缺陷类型，包括点蚀、划痕、夹杂物、斑块、凹坑和碰伤。使用 Labelimg 工具对这些缺陷进行位置和类别信息的标注。图 5 展示了电池模组数据集中 6 种小目标缺陷以及各类别数量。

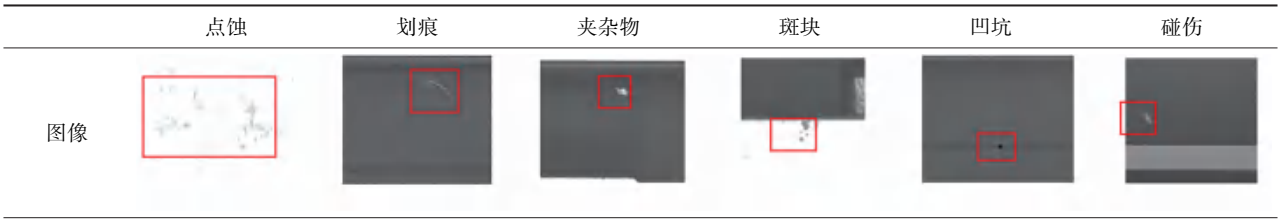


图 5　电池模组缺陷示意图

Fig. 5　Battery module defects diagram

2.2　实验配置

本实验采用了 Pytorch 训练框架，以 Linux 为系统环境，所使用显卡为 NVDIA GeForce 3090，24 GB 显存，编译环境为 Python3. 8. 18 + torch1. 13 + CUDA11. 7。采用优化器 Adam，超参数设置：批量大小设置为 20，训练轮数为 300，学习率为 0. 01，输入图片尺寸为 640×640，具体参数见表 1。

2.3　评价指标

本文采用的评价指标包括精度（P）、召回率（R）、平均精度（mAP）、参数量（Params）和浮点运算次数（GFLOP_S）。其中，精度（Precision）用于衡量模型在检测任务中正确检测到的正样本数量占总检测样本数的比例。召回率（Recall）用于衡量模型在所有真实正样本中成功检测到的比例。平均精度（mAP）则是综合反映目标检测网络性能的指标，数值越高表明模型性能越优。参数量（Params）用来衡量模型的复杂度和规模，较小的参数量意味着模型更加地轻量化，复杂度也会较低。

每秒浮点运算次数（GFLOP_S）则是用来评估模型计算量的重要指标，较低的 GFLOP_S 值表明模型需要的浮点运算较少，从而计算效率更高。其计算公式为：

$$P = \frac{T_P}{T_P + F_P} \times 100\% \tag{5}$$

$$R = \frac{T_P}{T_P + F_N} \times 100\% \tag{6}$$

$$P_{\mathrm{mAP}} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} P_{\mathrm{AP}(i)} \times 100\% \tag{7}$$

其中，T_P 表示正样本被检测为正样本的数量；F_P 表示负样本被检测为正样本的数量；F_N 表示正样本被检测为负样本的数量；n 表示检测样本类别数量。

表 1　实验参数设置

Table 1　Experimental parameter settings

参数	数值
输入图像	640×640
批量大小	20
迭代次数	300
动量因子	0. 937
权重衰减	0. 000 5
学习率	0. 01
优化器	Adam
线程数	32

2.4 实验结果与分析

2.4.1 消融实验

为了验证改进算法 YOLOv8-LAE 的有效性,进行了以下 7 组对比消融实验,实验结果见表 2。表 2 中,“√”表示使用此模块,“—”表示不使用此模块,表现最优的结果用加粗黑体表示。方法 1 直接使用 YOLOv8n 基准模型进行实验。方法 2 将卷积模块替换为 LAWD 后,相较于方法 1,精度略有提高,mAP@ 50 提高了 2. 9%,召回率提升明显,且 $GFLOP_S$ 略有下降。方法 3 在基准模型上引入了模块 ASI 后,与方法 1 相比,mAP@ 50 提高了 2. 3%,召回率和精度有明显的提升, $GFLOP_S$ 增加了 0. 3 G。方法 4 在基准模型上将原有的 CIoU 替换为 EIoU,相较于方法 1,Precision 提高了 2. 6%,其它指标基本保持不变。方法 5 在基准模型上引入 ASI,LAWD 后,相较于模型 2,Recall 下降了 5. 7%,同时 mAP@ 50 下降了 3. 6%,通过分析 2 个模块功能后发现,在对小目标提取时,有信息冗余发生。为了解决这个问题,在方法 7 中,引入 ASI、LAWD 的同时,额外引入了 EIoU 损失函数,相较于方法 5, $GFLOP_S$ 基本保持不变,同时在 mAP@ 50 上提升了 5. 2%,精度提升了 2. 8%,召回率提升显著。新引入的损失函数通过对多余信息进行惩罚或者对信息贡献进行加权,减少了冗余信息对模型的负面影响,算法性能得到了均衡提升,实验结果表明改进后的 YOLOv8-LAE 算法在模型大小基本不变的情况下,保证了模型性能的提高。

表 2 消融实验结果(电池模组)

Table 2 Ablation experiments results(Battery Module)

模型	LAWD	ASI	EIoU	Precision/%	Recall/%	mAP@ 50/%	$GFLOP_S$/ G
1	—	—	—	68. 0	64. 4	62. 3	8. 2
2	√	—	—	68. 7	69. 6	65. 2	**8. 1**
3	—	√	—	72. 1	68. 5	64. 6	8. 5
4	—	—	√	70. 6	63. 1	62. 3	8. 2
5	√	√	—	69. 6	63. 9	61. 6	8. 3
6	√	—	√	69. 6	**69. 8**	65. 4	**8. 1**
7	√	√	√	**72. 4**	68. 3	**66. 8**	8. 3

2.4.2 公共数据集对比试验

为了进一步验证所提算法的泛化能力和有效性,将 YOLOv8-LAE 模型应用于 NEU-DET[23] 公共数据集。NEU-DET 数据集包含了 1 800 张图像。该数据集涵盖了常见的钢材缺陷,包括了裂缝(Crazing, Cr)、夹杂物(Inclusion, In)、斑块(Patches,Pa)、点蚀表面(Pitted-surface,Ps)、氧化皮(Rolled-in-scale,Rs)和划痕(Scratches, Sc),如图 6 所示。

将本文所提算法与其他主流算法在公共数据集 NEU-DET 进行对比试验。仿真结果见表 3。表 3 中,最优的结果用加粗黑体表示。YOLOv8-LAE 相较于 YOLOv8n,mAP@ 50 提升了 3. 1%, $GFLOP_S$ 基本保持不变,同时在参数量上降低了 10%,同时在 Cr、Pa、Ps、Rs 四大类别上效果提升显著,分别提升了 2. 1%,4. 2%,4. 5%,11. 4%。与主流算法 Faster-RCNN[24], SSD[25], YOLOv7Tiny[25] 比较,在 mAP@ 50 基本持平的情况下,模型大小和参数量均能保持最小。根据以上分析,YOLOv8-LAE 算法极大提升了小目标的检测精度,同时能满足工业上实时检测的需求。

2.4.3 电池模组数据对比实验

将本文算法与现在的主流算法 Faster-RCNN[24], SSD[25], YOLOv6, YOLOv7, YOLOv8n, YOLOv10n 进行相应性能对比。为了能够全面评估这些模型在电池模组上的性能表现,本文选取了 4 个主要指标来衡量其性能:Precision,Recall,mAP@ 50, GFLOPS。试验结果见表 4,本文提出的 YOLOv8-LAE 算法在 Precision、mAP@ 50 两个指标上表现出明显优势,其性能数值在所有算法中均为最高。虽然 YOLOv7 与本文算法在 Precision,Recall,mAP@ 50 指标上相近,但是在模型大小上 YOLOv7 相较于本文算法大了 95. 2 G,在速率方面表现不突出。综合以上分析,本文算法不仅在速度上、并且在精度上都表现出了优异性能。

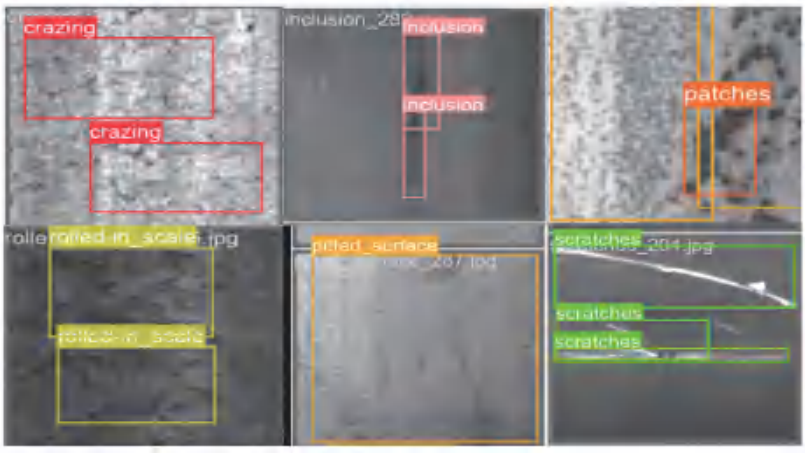


图 6　NEU-DET 缺陷类别示意图

Fig. 6　Schematic diagram of NEU-DET defect categories

表 3　对比实验(公共数据集)

Table 3　Comparison of different models (public datasets)

模型	mAP@50/%						mAP@50/%	$GFLOP_S$/G	Parameters/10^6
	Cr	In	Pa	Ps	Rs	Sc			
Faster-RCNN[24]	37.8	**86.1**	92.3	88.5	63.5	**95.1**	**77.2**	108.0	72.0
SSD[25]	36.3	81.9	91.3	83.9	62.1	78.2	72.3	93.1	41.0
YOLOv7Tiny[25]	**52.2**	78.1	90.5	**92.2**	50.4	88.4	75.3	12.3	6.0
YOLOv8n	43.4	85.9	92.5	74.6	54.9	87.7	73.2	**8.2**	3.0
YOLOv8-LAE	45.5	85.4	**96.7**	79.1	**66.3**	82.5	76.3	8.3	**2.7**

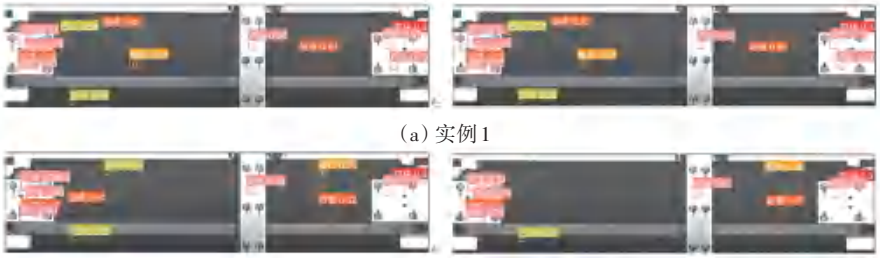
表 4　对比实验(电池模组)

Table 4　Comparative experiments(Battery Module)

模型	Precision/%	Recall/%	mAP@50/%	GFLOPS/G
Faster-RCNN[24]	3.7	3.4	4.8	185.0
SSD[25]	37.4	8.9	23.3	62.7
YOLOv6		17.2	30.3	11.8
YOLOv7	72.0	**70.0**	66.5	103.5
YOLOv8n	68.0	64.4	62.3	8.2
YOLOv10n	71.1	66.7	63.8	**5.8**
本文模型	**72.4**	68.3	**66.8**	8.3

2.4.4　模型检测效果分析

为了能够更加直观地看出 YOLOv8-LAE 和 YOLOv8n 在电池模组上的性能对比，现将改进算法和基准算法的检测结果进行对比，分析后发现对于划痕和凹坑这种小目标缺陷，改进算法相对于基准算法在精度上有明显提升的同时避免了漏检的风险，在碰伤和点蚀等检测上基本也保持着优秀的性能。其检测效果和改进后精度对比如图 7 所示。图 7(a)、(b)中左边为 YOLOv8-LAE 检测结果示例，图 7(a)、(b)中右边为 YOLOv8n 检测结果示例。



(a) 实例 1

(b) 实例 2

图 7　电池模组检测效果对比图

Fig. 7　Comparison chart of battery module detection effect

3 结束语

本文提出了一种基于 YOLOv8n 改进的 YOLOv8-LAE 算法模型。该算法通过在特征提取阶段使用 LAWD 模块,在 Neck 中引入了 ASI 模块,最后将损失函数 CIoU 替换成 EIoU。有效改善了误检、漏检、类别不均衡问题,同时将模型的 mAP@50 提升到 66.8%(YOLOv8n,62.3%),精度提升到 72.4%(YOLOv8n,68.0%)。进一步降低了在复杂背景下小目标检测时的漏检和误检测问题的发生率。在未来的工作中拟展开如下研究工作:

(1)探索生成更加稳定和完善的数据集。

(2)进一步提升模型的轻量化,提高其在实际应用中的效率。

(3)收集更多电池模组表面的小目标检测数据,增加模型泛化能力,以实现工业检测的实际应用。

参考文献

[1] Liu W, Anguelov D, Erhan D, et al. SSD: Single shot multibox detector[C]// Proceedings of the European Conference on Computer Vision. Cham:Springer, 2015: 21-37.

[2] Redmon J, Farhadi A. YOLO9000: Better, faster, stronger[J]. arXiv preprint arXiv, 1612.08242, 2017.

[3] Redmon J, Farhadi A. YOLOv3: An incremental improvement [J]. arXiv preprint arXiv,1804.02767, 2018.

[4] Bochkovskiy A, Wang C Y, Liao H Y M. YOLOv4: Optimal speed and accuracy of object detection[J]. arXiv preprint arXiv, 2004.10934, 2020.

[5] Danielczuk M, Matl M, Gupta S, et al. Segmenting unknown 3D objects from real depth images using Mask R-CNN trained on synthetic point clouds[J]. arXiv preprint arXiv, 1809.05825, 2019.

[6] Ren S, He K, Girshick R, et al. Faster R-CNN: Towards real-time object detection with region proposal networks[J]. arXiv preprint arXiv,1506.01497,2015.

[7] He K, Gkioxari G, Dollar P, et al. Mask R-CNN[C]// Proceedings of the 2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). Piscataway, NJ: IEEE,2017: 2980-2988.

[8] 陈蕊,郑华飞,蒋鸿宇,等. 结合仿真迁移学习和自适应融合的无人机小目标检测[J]. 小型微型计算机系统, 2023, 44(8): 1743-1749.

[9] Zhang B R, Cai H L, Wen L X. A gradient fusion-based image data augmentation method for reflective workpieces detection under small size datasets[J]. Machine Vision and Applications, 2024, 35(2): 29.

[10] 彭成,张乔虹,唐朝晖,等. 基于 YOLOv5 增强模型的口罩佩戴检测方法研究[J]. 计算机工程, 2022, 48(4): 39-49.

[11] 黄豪杰,段先华,黄欣辰. 基于深度学习水果检测的研究与改进[J]. 计算机工程与应用, 2020, 56(3): 127-133.

[12] 吴双忱,左峥嵘. 基于深度卷积神经网络的红外小目标检测[J]. 红外与毫米波学报, 2019, 38(3): 371-380.

[13] Hu J, Shen L, Sun G. Squeeze-and-excitation networks[C]// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, NJ: IEEE, 2018: 7132-7141.

[14] 郝紫霄, 王琦. 基于 YOLO-v7 的无人机航拍图像小目标检测改进算法[J]. 软件导刊, 2024, 23(1): 167-172.

[15] 潘玮, 韦超, 钱春雨, 等. 面向无人机视角下小目标检测的 YOLOv8s 改进模型[J]. 计算机工程与应用, 2024, 60(9): 142-150.

[16] Tan M, Pang R, Le Q V. EfficientDet: Scalable and efficient object detection[C]// Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway, NJ: IEEE, 2020: 10781-10790.

[17] Nakamura S, Motogaito A,Miyake H, et al. The excitation of the surface plasmon polarition with the Gap - Au contact and application to chemical sensors [C]//Proceedings of 2013 Conference on Lasers and Electro-Optics Pacific Rim(CLEOPR). Piscataway, NJ: IEEE, 2013: 1-2.

[18] Lindeberg T. Scale-space theory in computer vision[M]. Cham: Springer, 1994.

[19] ZhangY F, REN W Q, Zhang Z, et al. Focal and efficient IOU loss for accurate bounding box regression[J]. Neurocomputing, 2022,506: 146-157.

[20] Yu J, Jiang Y, Wang Z, et al. UnitBox: An advanced object detection network [J]. arXiv preprint arXiv, 1608.01471,2016.

[21] Rezatofighi H S, Tsoi N, Gwak J, et al. Generalized Intersection over Union: A metric and a loss for bounding box regression [J]. arXiv preprint arXiv, 1902.09630, 2019.

[22] Zheng Z, Wang P, Liu W, et al. Distance-IoU loss: Faster and better learning for bounding box regression[J]. Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2020, 34(7): 12993-13000.

[23] 何彧. 有限样本条件下纹理表面缺陷分类与检测方法研究[D]. 沈阳: 东北大学, 2020.

[24] Ren S Q, He K M, Girshic R, et al. Faster-CNN: Torwards real-time objection with region proposal networks [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017, 39(6): 1137.

[25] 杨若兰, 刘超, 周佳润, 等. 结合注意力机制的带钢表面缺陷检测模型[J]. 钢铁研究学报, 2024, 36(5): 669-679.