

doi:10.3969/j.issn.1673-9833.2025.06.004

改进 YOLOv8 的绝缘子缺陷检测

刘云, 于璩

(安徽理工大学 计算机科学与工程学院, 安徽 淮南 232001)

摘要: 在绝缘子检测过程中, 由于航拍绝缘子图像中背景复杂、检测目标尺度相差较大等特点, 容易出现漏检和误检。为了能更准确地检测出缺陷的绝缘子, 提出了一种 CHD-YOLO 算法模型。首先, 在颈部网络中, 采用轻量级的跨尺度特征融合模块 CCFM, 更好地利用特征信息, 并降低网络的计算复杂度, 减少网络计算开销; 然后, 将 HAttention 注意力机制融入 YOLOv8n 算法中, 以获取更多细节特征, 提高模型提取和融合目标特征的能力; 最后, 引入 Dynamic Head 模块, 增强检测头的感知性能, 提高模型对小缺陷区域的识别能力。实验结果表明, 改进后的 YOLOv8 模型 mAP 值达 93.0%, 相较于原 YOLOv8 提升了 2.3%。该方法在精度和速度上达到了平衡, 满足了电力系统绝缘子缺陷准确的检测需求。

关键词: 小目标检测; YOLOv8 算法; 多尺度特征; 注意力机制

中图分类号: TP391

文献标志码: A

文章编号: 1673-9833(2025)06-0023-06

引文格式: 刘云, 于璩. 改进 YOLOv8 的绝缘子缺陷检测 [J]. 湖南工业大学学报, 2025, 39(6): 23-28.

Research on an Improved Insulator Defect Detection of YOLOv8

LIU Yun, YU Li

(School of Computer Science and Engineering, Anhui University of Science and Technology, Huainan Anhui 232001, China)

Abstract: In view of the likely missed and false detection in the process of insulator detection due to the complex background and large differences in the scale of the detection targets in aerial insulator images, a CHD-YOLO algorithm model has thus been proposed for a more accurate detection of defective insulators. Firstly, in the neck network, a lightweight cross scale feature fusion module (CCFM) is adopted for a better utilization of the feature information, thus reducing the computational complexity and overhead of the network. Next, the HAttention (Hybrid Attention Transformer) attention mechanism is integrated into the YOLOv8n algorithm so as to obtain more detailed features and improve the ability of the model to extract and fuse target features. Finally, the Dynamic Head module is introduced to enhance the performance of the detection head, as well as improve the recognition ability of the model for small defect areas. Experimental results show that the mAP value of the improved YOLOv8 model reached as high as 93.0%, an increase of 2.3% compared to the original YOLOv8. The proposed method achieves a balance between accuracy and speed, meeting the accurate detection requirements of insulator defects in power systems.

Keywords: small target detection; YOLOv8 algorithm; multi-scale feature; attention mechanism

收稿日期: 2024-10-21

基金项目: 安徽省重点研究与开发计划基金资助项目 (202104d07020010)

作者简介: 刘云, 女, 安徽理工大学硕士生, 主要研究方向为计算机视觉, 目标检测, E-mail: 2039474548@qq.com

通信作者: 于璩, 女, 安徽理工大学教授, 硕士生导师, 主要研究方向为计算机视觉, 数字图像处理,

E-mail: liyu@aust.edu.cn

1 研究背景

随着经济社会发展,人们的生活质量不断提高,电能保障我国健康发展和人民生活有着举足轻重的作用,人们对用电需求逐年增长,致使电网必须要安全、稳定运行。绝缘子^[1]是输电线路的重要部件,绝缘子的好坏直接决定线路的安全与否。由于绝缘子易受恶劣天气、人为因素等干扰^[2],会造成绝缘子自爆等缺陷。为了保障绝缘子的安全可靠运行,及时对绝缘子检测变得尤为重要^[3]。

传统架空输电线路的数量增长使巡检规模更加庞大,放大了检测效率低的不足。随着人工智能技术的发展,深度学习目标检测算法越来越成熟,无人机巡检成为智能巡检的趋势。目前绝缘子的目标检测有两种方法:传统图像检测方法和深度学习检测方法。传统绝缘子缺陷检测方法计算过程较为繁琐,只适用背景简单的绝缘子图像^[4]。

近年来,很多学者将卷积神经网络应用于绝缘子的缺陷检测上。目前,应用最为广泛的算法主要分为两种类型:以 R-CNN 为代表的 Two-Stage 算法、以 YOLO (You-Only-Look-Once)、SSD (single shot multibox detector) 为代表的 One-Stage 算法。其中,Two-Stage 算法先使用 RPN (region proposal network, RPN) 产生区域提取,然后再在区域提取上做分类与回归;而 One-Stage 算法是在实现目标定位的同时处理预测目标分类问题。

在注重提高检测精度的研究中,薛强等^[5]将 YOLOv5s 算法融入注意力获取更多细节特征,采用 BiFPN 替换原本的特征金字塔结构,并用改进的损失函数和非极大值抑制以提高准确率。肖黎俊等^[6]在 YOLOv5s 的主干网络的末端和最后 3 个不同规模的卷积网络后加入 GAM (global attention mechanism) 注意力模块,使模型可以在更大的网络上实现注意力机制,在特征金字塔结构 FPN (feature pyramid networks) 的基础上,引入自适应特征融合 ASFF (adaptively spatial feature fusion) 模块,以获得更多特征,但漏检率过高。王韵琳等^[7]嵌入坐标注意力机制到骨干网络,使网络能够更加准确地对绝缘子及其缺陷进行定位,但检测速度不理想。章倩丽等^[8]针对在雨雾情形下脐橙果实图像识别准确率较低的问题,通过主干网络 ResNet 提取特征并结合 FPN (feature pyramid networks) 进行特征融合实现多尺度检测。为了快速获取井冈蜜柚果树的位置,叶青等^[9]将原 SSD (single shot multibox detector) 算法的主干网络 VGG (visual geometry group) 替换为

VoVNet (vision transformer via token aggregation), 提高了特征提取能力。对样本数据进行了裁剪处理,有效提高了算法检测小目标的能力。针对原始 FCOS (fully convolutional one-stage object detection) 存在图片特征提取不足、特征融合不理想等问题。刘糠继等^[10]对 FCOS (fully convolutional one-stage object detection) 进行改进,使用 ResNeSt50 代替原始主干网络 ResNet50,利用特征图注意力和多路径表示相结合的方式来提高主干网络的特征提取能力。

在航空绝缘子图像中,绝缘子通常占据很大的面积,而缺陷只占很小的一部分,为了提高小目标的检测效果,本文提出了一种基于 CHD-YOLO 检测算法。该算法的主要贡献如下:为解决小目标易漏检问题,使用跨尺度特征融合模块 CCFM (cross-scale feature fusion module),增强模型对小尺度对象的检测能力;为解决背景干扰问题,引入 HAttention 注意力机制,结合通道注意力和自注意力,激活更多像素以高分辨率重建;为解决模型参数量大、计算复杂问题,引入轻量级检测头 Dyhead,在降低计算内存成本的同时,保持了高效的图像处理能力。

2 YOLOv8 网络

J. Redmon 等最先提出 YOLO 网络模型。该算法将图像分割成多个网格,预测每个网格内的边界框和包含的物体类别,并使用 NMS (non-maximum suppression, NMS) 算法消除重叠的边界框。YOLOv8 为当前最新的 YOLO 模型,基于模型精度轻量化的考虑,本文采用模型体积小、检测精度高的 YOLOv8n 网络。YOLOv8 的网络结构由骨干网络 (Backbone) 和特征提取网络 (Neck) 以及检测头 (Head) 组成。在骨干网络中,Backbone 部分采用了跨阶段局部网络的结构,减少计算量并且增强梯度。采用空间金字塔池化模块,更好地提取空间特征。Neck 部分基于 PAN (path aggregation network) 设计,先进行下采样操作,然后再进行上采样操作,对不同尺度特征图进行融合,使不同大小和形状的目标具有更好的适应性。Head 部分,换成了解耦头结构,将分类任务和回归任务解耦,使用 Anchor-Free 思想,直接预测目标的中心点和宽高比例,减少 Anchor 框的数量,进一步提升模型的检测速度和精度。此外,YOLOv8 的 Loss 使用 BCE Loss 作为分类损失;使用 DFL Loss+CIoU Loss 作为回归损失;在样本匹配策略方面:采用了 Task-Aligned Assigner 样本分配策略^[11]。

3 CHD-YOLO 检测模型

目前 YOLOv8 检测绝缘子缺陷还存在检测精度低的问题,为了提升检测精度,还可对该模型进行改进和提升。CHD-YOLO 在颈部网络采用 CCFM,以减少模型的参数数量,增强绝缘子的特征融合能力;然后,将 HAttention 注意力机制融入 YOLOv8n 算法中以获取更多细节特征,提高模型检测微小缺陷的准确性;最后,引入 Dynamic Head 模块通过 attention 来统一目标检测 head,增强模型目标的表达性,更加准确地检测小目标。改进的 YOLOv8 网络结构如图 1 所示。

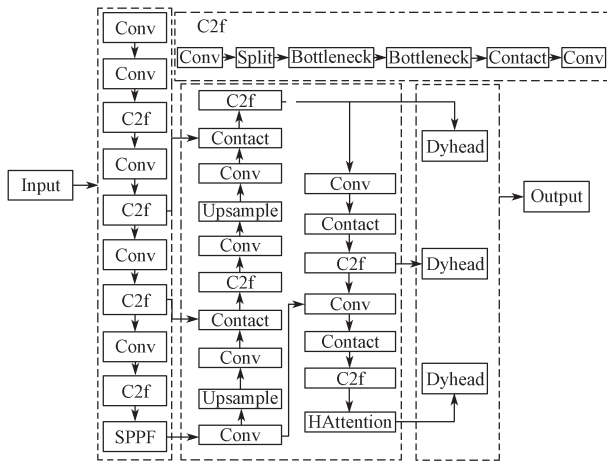


图 1 改进 YOLOv8 网络结构

Fig. 1 Improved network structure of YOLOv8

3.1 跨尺度特征融合模块 CCFM

在 CNN 中,卷积核尺寸不同,对应图像输入的特征图的感受野大小也不同。文献 [12] 提出了一种新混合编码器,其通过内部尺度交互和跨尺度融合,将多尺度特征转换为图像特征序列,提高了特征提取能力。新编码器由两个模块组成,即尺度内特征交互 (attention-based intrascale feature interaction, AIFI) 模块、跨尺度特征融合模块 (CCFM)。CCFM 其实就是常见的 PaFPN 结构:首先,用若干层 11 卷积将所有特征的通道数都映射至同一数目;随后,再进行 top-down 和 bottom-up 两部分的特征融合。CCFM 基于变体 D 进行了优化,在融合路径中插入了几个由卷积层组成的融合块。融合块的作用是将相邻的特征融合成一个新的特征,其结构如图 2 所示。

可以将这个过程表述如下:

$$Q=K=V=Flatten(S_3) \quad (1)$$

$$F_5=Reshape(AIFI(Q, K, V)), \quad (2)$$

$$Output=CCFM(\{S_3, S_4, F_5\}) \quad (3)$$

式 (1)~(3) 中: S_3 、 S_4 、 S_5 为最后 3 个阶段特征; $Flatten$ 为 inverse 操作; $AIFI$ 为多头自注意力; $Reshape$ 表示将特征形状恢复到与 S_5 相同形状; $CCFM$ 表示在融合路径中插入一些融合块。

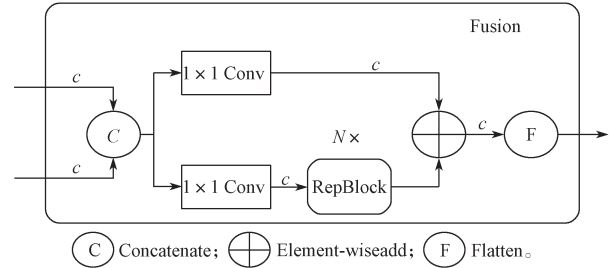
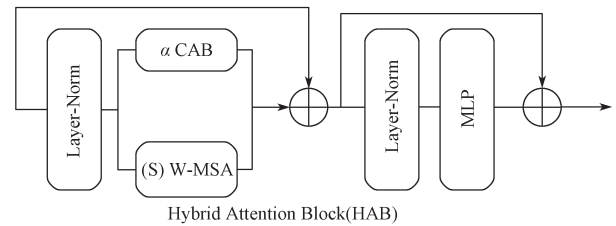


图 2 CCFM 中的融合块

Fig. 2 Fusion blocks in CCFM

3.2 注意力机制 HAttention

HAttention 注意力机制由 Chen X. r. 等 [13] 提出,结构如图 3 所示。该结构结合了通道注意力和基于窗口的自注意力机制,利用全局信息计算通道关注权重,激活更多像素,增加感受野,有利于对纹理部分的优化。



Hybrid Attention Block(HAB)

图 3 混合注意力块

Fig. 3 Mixed attention blocks

HAB 用于结合不同类型的注意力机制来激活更多的像素,它融合了通道注意力机制和窗口自注意力机制,提高了模型处理全局和局部信息的能力。在 HAB 中,token-mixer 部分变为了并行。一条路做 channel attention,另一条路做 W-MSA。为了避免 CAB 与 MSA 在优化上产生冲突,课题组给 CAB 前加了一个固定系数 α ,对应的公式为式 4。

$$X_M=SW-MSA(X_N)+\alpha \cdot CAB(X_N)+X \quad (4)$$

式中: X 为输入特征; $SW-MSA$ 为移位窗口自注意力; X_N 和 X_M 为中间特征。

3.3 Dyhead 检测头

YOLOv8 采用解耦头结构 (decoupled-head),将分类和检测分离,这使得模型更具鲁棒性和适应性,但是由于航拍图像中分辨率也比较低,对小物体进行有效的检测和定位依然存在一定困难。文献 [14] 提出了一种名为“动态头”的新型检测头,用于统一尺度感知 (scale-awareness)、空间感知 (spatial-awareness) 和任务感知 (task-awareness)。

完成尺度感知, 基于语义重要性动态融合不同尺度的特征。计算公式如下:

$$\pi_L(\mathbf{F}) \cdot \mathbf{F} = \sigma \left(f \left(\frac{1}{SC} \sum_{SC} \mathbf{F} \right) \right) \cdot \mathbf{F}, \quad (5)$$

$$\sigma(x) = \max \left(0, \min \left(1, \frac{x+1}{2} \right) \right). \quad (6)$$

式(5)~(6)中: L 、 S 、 C 为维度; $\mathbf{F}$ 为特征向量; $f()$ 为 1×1 卷积的线性变换; $\pi_L()$ 为尺度感知注意力; σ 为 Hard-sigmoid 函数。

完成空间感知, 使用可变形卷积让注意力学习稀疏, 并在相同的空间位置聚合跨级别特征。完成空间感知之后, 利用动态线性整流函数, 动态切换功能的开启和关闭通道。

Dyhead 结构图如图 4 所示。

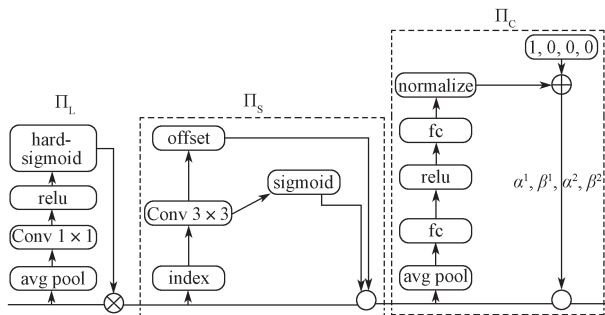


图 4 DyHead 块结构示意图

Fig. 4 DyHead blocks

4 实验结果与分析

4.1 数据集构建

目前, 针对绝缘子数据集相对较少, 所以需要去创建相关数据集, 它们需要包含丰富的样本, 这有利于后期的训练。由于绝缘子数据集大部分未发表, 本文实验所使用的绝缘子图像数据集由两部分构成, 一部分来自开源的中国电力线路绝缘子数据集 (CBLID), 另一部分来自从网络电力相关资料渠道中搜集而来的图片。由于原始数据量有限, 并且存在各类别样本标签数量不均衡的问题, 这样很容易导致过拟合现象, 为了提高模型的鲁棒性和泛化性, 本文将数据进行扩充, 将已有的有限的数据集通过翻转和旋转等方式来进行数据样本扩充, 得到 6 496 张图片的新数据集。

4.2 实验环境配置

实验采用深度学习框架 Pytorch 和 python 编程语言, GPU 为 NVIDIA GEFORCE RTX 3060, Batch Size 的大小设置为 4, 总共训练 100 个 epochs。实验参数设置如表 1 所示。

表 1 实验参数设置

Table 1 Experimental parameter settings

参数名称	参数值
批处理大小	4
图片尺寸 / 像素	640 × 640
学习率	0.01
动量	0.937
迭代轮次	100

4.3 评价指标

不同指标通常会产生不同的评价结果, 因此有必要选择有效的指标进行评估。目前, 在目标检测领域有很多指标。选取准确率 P 、召回率 R 和平均准确率值进行评估。表达式如下:

$$P = \frac{TP}{TP + FP}, \quad (7)$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN}. \quad (8)$$

式中: TP 为缺陷图中缺陷被识别的数量; FP 为无缺陷图中被误判的数量; FN 为缺陷图中缺陷被漏报的数量。

以准确率和召回率绘制 P - R 曲线, 曲线下面积为 AP 值, mAP 是所有类别 AP 的均值, 用来评估模型整体对缺陷的检测精度, 计算公式为

$$AP = \int_0^1 P(R) dR, \quad (9)$$

$$mAP = \frac{\sum_{i=1}^n AP(i)}{n}. \quad (10)$$

4.4 实验设计

4.4.1 不同检测模型对比实验

使用目前主流目标检测算法与本算法在相同数据集进行实验, 结果如表 2 所示。

表 2 不同模型实验结果对比

Table 2 Comparison of different models

Model	Size	$P/\%$	$R/\%$	$mAP/\%$
Fast-RNN	640	58.3	75.5	70.6
SSD	640	96.5	42.5	62.8
YOLOv5	640	95.1	96.0	92.6
YOLOv8	640	90.3	96.0	90.7
文献 [1]	640	91.4	89.0	92.4
文献 [15]	640	91.1	89.0	92.1
CHD-YOLOv8	640	89.1	96.0	93.0

表 2 展示了不同目标检测模型性能对比, 其中 CHD-YOLOv8 模型 mAP 最高, 有效地解决了小目标易漏检、错检问题。SSD 算法虽拥有最高的检测精度, 但是平均检测精度只有 62.8%, 召回率更是

最低,模型只在一方面相对优越,在其他方面不足,无法在实际条件下应用。由此可知,综合上述指标对比,CHD-YOLOv8模型检测精度能在实际场合中得到应用。

4.4.2 消融实验

对每个改进模块进行消融实验,分别验证3种模块单独加入、组合加入及同时加入对YOLOv8算法的影响,结果如表3所示,其中“√”为应用该方法。

表3 基于改进YOLOv8n的消融实验结果

Table 3 Ablation experiments based on improved YOLOv8n

ID	CCFM	HAT	Dyhead	R/%	mAP/%	FPS/(帧·s ⁻¹)
1				96.0	90.7	90.0
2	√			95.0	87.1	97.7
3		√		95.0	90.4	90.4
4			√	96.0	92.8	26.4
5	√	√		94.0	86.6	97.5
6	√		√	96.0	92.5	26.4
7		√	√	96.0	92.6	26.4
8	√	√	√	96.0	93.0	26.1

由表3可知,在模块单独加入实验中,引入Dyhead检测头对算法的提升最为明显,mAP值提升2.1%,但是其检测速度FPS变慢。引入CCFM特征融合模块后Recall、mAP指标均小幅降低,但实验FPS最高,说明其可节约计算资源但仍可保证对绝缘子的高精度检测。当向网络里融合了HAttention注意力机制后,FPS提高了0.4,但mAP指标有了少量损失,说明采用HAttention注意力机制提高了网络特征提取的速度。当同时将CCFM特征融合模块、HAttention注意力机制和Dyhead加入YOLOv8中后,mAP指标有明显提升,提升了2.3%。说明模块同时加入效果最好。单独加入模块时,对mAP值提升并不明显,但同时加入模块后,mAP值较之前有了很大的提升。综上所述,改进后的算法在满足实际需求的基础上性能更加优越。

4.4.3 可视化实验

为验证本文所提出的算法相对原算法效果更优,本文随机选取数据集中图片进行对比操作。图5为原始模型和改进模型检测结果对比图,图5上半部分表示原始模型检测结果图,图5下半部分表示改进模型检测结果图。在图5中,a1检测到两个缺陷,当缺陷极小时不太容易被检测到,而b1未检测到缺陷,很明显具有与背景相似颜色的缺陷不能被很好地检测到,c1只检测到一个绝缘子。而a2检测到a1未能检测到的两个缺陷,b2检测出存在于绝缘子上的缺陷,c2检测到位于右面的绝缘子。

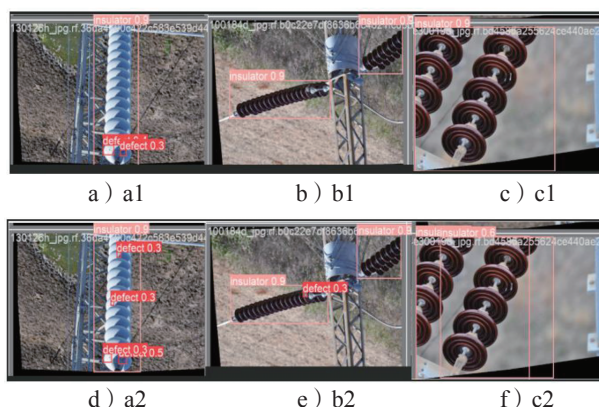


图5 检测结果对比图

Fig. 5 Comparison chart of test results

5 结语

为进一步提高绝缘子缺陷检测精度,本文基于YOLOv8n模型进行改进,通过加入HAttention注意力,加强对小目标检测能力,将CCFM嵌入neck中,进一步提高微小缺陷检测的精度,再将检测头换为Dynamic Head,弥补耦合头带来的精度损失。以上结果表明,改进后的算法模型对比于原算法模型,平均检测精度提高2.3%,提升了算法的识别精度,是更为优异的绝缘子缺陷检测模型,满足了实际工作中的需求。但在检测速度方面还存在不足之处,因此今后将对网络模型进行轻量化,降低模型运算量,提高检测速度,实现检测精度的和检测速度的平衡。

参考文献:

- [1] 唐 靛,余明慧,武明虎,等.基于改进YOLOv5的绝缘子缺陷检测算法[J].华中师范大学学报(自然科学版),2022,56(5):771-780.
TANG Jing, YU Minghui, WU Minghu, et al. Insulator Defect Detection Algorithm Based on Improved YOLOv5[J]. Journal of Central China Normal University (Natural Sciences), 2022, 56(5): 771-780.
- [2] LIU J J, LIU C Y, WU Y Q, et al. Insulators' Identification and Missing Defect Detection in Aerial Images Based on Cascaded YOLO Models[J]. Computational Intelligence and Neuroscience, 2022, 2022: 7113765.
- [3] 贾玉进,张振程,李浠铭,等.基于轻量化YOLOv5网络的输电线路绝缘子缺陷检测[J],电力学报,2024,39(01):36-44.
Jia Yujin, Zhang Zhencheng, Li Ximing, et al. Defect Detection of Insulators in Transmission Lines Based on Lightweight YOLOv5 Network[J], Journal of Electric Power Society, 2024, 39(1): 36-44.

- [4] 王年涛, 王淑青, 汤 璐, 等. 基于 EfficientNet-YOLOv5s 的绝缘子缺陷检测 [J]. 湖北工业大学学报, 2023, 38(1): 21–26.
WANG Niantao, WANG Shuqing, TANG Lu, et al. Insulator Defect Detection Based on EfficientNet-YOLOv5s Network[J]. Journal of Hubei University of Technology, 2023, 38(1): 21–26.
- [5] 薛 强, 李 宇, 葛绍妹, 等. 基于改进 YOLOv5 算法绝缘子缺陷检测研究 [J]. 电工技术, 2023(11): 182–185.
XUE Qiang, LI Yu, GE Shaomei, et al. Research on Insulator Fault Detection Based on Improved YOLOv5 Algorithm[J]. Electric Engineering, 2023(11): 182–185.
- [6] 肖黎俊, 潘睿志, 李 超, 等. 基于改进 YOLOv5s 绝缘子缺陷检测技术研究 [J]. 电子测量技术, 2022, 45(24): 137–144.
XIAO Canjun, PAN Ruizhi, LI Chao, et al. Research on Defect Detection Technology Based on Improved YOLOv5s Insulator[J]. Electronic Measurement Technology, 2022, 45(24): 137–144.
- [7] 王韵琳, 冯天波, 孙 宁, 等. 融合注意力与多尺度特征的电力绝缘子缺陷检测方法 [J]. 高电压技术, 2024, 50(5): 1933–1942.
WANG Yunlin, FENG Tianbo, SUN Ning, et al. Defect Detection Method for Power Insulators Based on Attention and Multi-Scale Context Information[J]. High Voltage Engineering, 2024, 50(5): 1933–1942.
- [8] 章倩丽, 李秋生. 基于 PP-YOLO 深度学习模型的赣南脐橙果实识别方法 [J]. 井冈山大学学报 (自然科学版), 2022, 43(6): 64–70.
ZHANG Qianli, LI Qiusheng. Fruit Recognition Method of Gannan Navel Orange Based on pp-Yolo Deep Learning Model[J]. Journal of Jinggangshan University (Natural Science), 2022, 43(6): 64–70.
- [9] 叶 青, 龙满生, 曾劲涛, 等. 基于深度学习的蜜柚果树航拍图像检测 [J]. 井冈山大学学报 (自然科学版), 2021, 42(5): 63–69.
YE Qing, LONG Mansheng, ZENG Jintao, et al. Aerial Image Detection of Pomelo Fruit Trees Based on Deep Learning[J]. Journal of Jinggangshan University (Natural Science), 2021, 42(5): 63–69.
- [10] 刘糠继, 时培成, 齐 恒, 等. 基于多分支空洞卷积与自适应特征融合的 FCOS 目标检测算法 [J]. 井冈山大学学报 (自然科学版), 2023, 44(6): 75–83.
LIU Kangji, SHI Peicheng, QI Heng, et al. Fcos Object Detection Algorithm Based on multi-Branch Atrous Convolution and Adaptive Feature Fusion[J]. Journal of Jinggangshan University (Natural Science), 2023, 44(6): 75–83.
- [11] 王泽宇, 徐慧英, 朱信忠, 等. 基于 YOLOv8 改进的密集行人检测算法: MER-YOLO[J]. 计算机工程与科学, 2024, 46(6): 1050–1062.
WANG Zeyu, XU Huiying, ZHU Xinzong, et al. An Improved Dense Pedestrian Detection Algorithm Based on YOLOv8: MER-YOLO[J]. Computer Engineering & Science, 2024, 46(6): 1050–1062.
- [12] ZHAO Y A, LV W Y, XU S L, et al. DETRs Beat YOLOs on Real-Time Object Detection[EB/OL]. 2023: 2304.08069. [2024-09-21] <https://arxiv.org/abs/2304.08069v3>.
- [13] CHEN X Y, WANG X T, ZHOU J T, et al. Activating More Pixels in Image Super-Resolution Transformer[C]//2023 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Vancouver: IEEE, 2023: 22367–22377.
- [14] DAI X Y, CHEN Y P, XIAO B, et al. Dynamic Head: Unifying Object Detection Heads with Attentions[C]//2021 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Nashville: IEEE, 2021: 7369–7378.
- [15] 季世超, 曲星合, 宋庆彬, 等. 基于改进 YOLOv5 的轻量化绝缘子缺陷检测算法 [J]. 浙江电力, 2023, 42(12): 64–72.
JI Shichao, QU Xinghe, SONG Qingbin, et al. A Lightweight Insulator Defect Detection Algorithm Based on the Improved YOLOv5[J]. Zhejiang Electric Power, 2023, 42(12): 64–72.

(责任编辑: 申 剑)