

改进 YOLOv8 的红外变电设备识别方法

许志浩^{1,2,4}, 王 晗², 李彧雯², 王一宇³, 左子洋², 李红斌¹

(1. 华中科技大学 电气与电子工程学院, 湖北, 武汉 430074; 2. 江西水利电力大学 电气工程学院, 江西 南昌 330099;
3. 国网吉林省电力有限公司超高压公司, 吉林 长春 130021; 4. 江西博微新技术有限公司, 江西 南昌 330096)

摘要: 巡检机器人拍摄的变电设备红外图像往往具有背景复杂、目标重叠、截断以及远处目标尺度小等特点, 识别难度较大, 因此本文提出一种改进 YOLOv8 的变电设备红外图像目标识别模型。首先, 引入 Soft_NMS 减少重叠目标丢失问题; 其次, 在颈部网络添加多维协作注意力机制 MCA, 使网络聚焦于相关的特征区域, 并采用 Inner-IoU 和 Focal loss 混合损失函数, 增强模型对小尺度目标的泛化能力以及对高质量锚框的关注度; 最后, 采用 GhostNetV2 模块对模型进行轻量化设计。通过实验表明, 本模型较 YOLOv8n 基准模型, 平均精度均值 mAP@0.5 提升 4.9%、模型参量减少 36.2%、检测速度达到 160.1FPS, 有效提高了模型的识别能力和轻量化水平, 为后续的变电设备故障诊断提供基础。

关键词: 变电设备; 红外目标识别; YOLOv8; GhostNetV2; 平均精度均值

中图分类号: TP391.41; TN219 **文献标识码:** A **DOI:** 10.3969/j.issn.1001-5078.2026.02.021

Infrared substation equipment recognition method based on improved YOLOv8

XU Zhi-hao^{1,2,4}, WANG Han², LI Yu-wen², WANG Yi-yu³, ZUO Zi-yang², LI Hong-bin¹

(1. School of Electrical and Electronic Engineering, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China;
2. School of Electrical Engineering, Jiangxi University of Water Resources and Electric Power, Nanchang 330099, China;
3. State Grid Jilin Electric Power Co., Ltd., Changchun 130022, China;
4. Jiangxi Booway New Technology Co., Ltd., Nanchang 330096, China)

Abstract: Infrared images of substation equipment taken by the inspection robot often have the characteristics of complex background, target overlap, truncation and small scale of distant targets, posing significant challenges to recognition. Therefore, an improved infrared image target recognition model for substation equipment with YOLOv8 so is proposed in this paper. Firstly, Soft_NMS is introduced to reduce the loss of overlapping targets. Secondly, a multi-dimensional cooperative attention mechanism MCA is added to the neck network to focus on the relevant feature regions, and the mixed loss function of Inner-IoU and Focal loss is adopted to enhance the model's generalization ability to small-scale targets and the attention to high-quality anchor frames. Finally, the GhostNetV2 module is employed for lightweight design of the model. Experimental results show that compared with the YOLOv8n benchmark model, the mAP@0.5 of this model is increased by 4.9%, the model parameters are reduced by 36.2%, and the detection speed reaches 160.1 FPS, which effectively improves the recognition ability and lightweight level of the model, laying a foundation for subsequent fault diagnosis of substation equipment.

Keywords: substation equipment; infrared target recognition; YOLOv8; GhostNetV2; mAP

基金项目: 国家自然科学基金项目 (No. 62202347); 江西省教育厅青年项目 (No. GJJ201927) 资助。

作者简介: 许志浩 (1988 -), 男, 博士, 副教授, 硕士生导师, 研究方向为电力设备智能无损检测。E-mail: zhuxu@whu.edu.cn

通讯作者: 王 晗, 男, 硕士研究生, 主要研究方向为电力设备智能无损检测。E-mail: 1976789044@qq.com

收稿日期: 2025-06-09; **修订日期:** 2025-08-12

1 引言

随着电力行业数字化转型的推进,及电力公司对智能化运维的需求,无人巡检设备已成为电力运维领域的研究热点^[1]。在变电设备巡检过程中,巡检机器人通过搭载红外摄像仪,可有效捕捉设备表面温度分布差异,检测早期接触不良、绝缘老化等隐蔽故障,显著提升巡检效率^[2]。然而,受变电站复杂背景环境和巡检机器人拍摄视角的影响,现有目标检测算法对变电设备红外图像目标识别率较低,难以满足后续故障诊断的需求。因此,如何结合深度学习技术优化红外目标检测算法,成为突破复杂场景下变电设备智能巡检瓶颈的关键。

近年来随着深度学习和机械视觉的发展,目标检测算法已经取得了很大的突破。其中 YOLO 算法在确保检测精度的同时具有较快的响应速度,因此将 YOLO 检测算法与变电站的边缘设备相结合,并对其进行优化和改进,可以更好地适应巡检任务^[3-4]。因此,研究人员对基于 YOLO 模型的电力设备图像检测算法进行了广泛研究。郑婷婷等人^[5]利用协同注意力模块改进 YOLOv5 主干网络,并增加检测层,提高了模型对复杂电力场景下的小目标检测精度;随后,杨达伟等人^[6]以 YOLOv7 为基准模型,在 SPPCSPC 模块中引入空洞卷积与均值池化,扩大模型的感受野,增强模型对不同尺度电力设备红外图像的检测能力;Xiang 等人^[7]在 YOLOv8 模型中引入多尺度注意力模块和可变形卷积,提高模型对多尺度目标信息的捕获能力,但未考虑设备与环境的重叠情况。针对红外图像中的电力设备重叠问题,Zhang 等人^[8]引入 C2f_SimAM 模块和柔性非极大抑制,增强 YOLOv8 模型在设备密集重叠环境下的检测性能;Zou 等人^[9]提出一种基于 YOLO-SRSA 的电力设备异常检测算法,利用 ACmix 模块对 SPPCSPC 网络进行重构,有效抑制背景噪声和无关特征干扰,增强特征提取能力,但模型计算复杂导致检测效率较低。李旭卿等人^[10]采用普通卷积和 Ghost-Conv 的组合替换 C3 模块,实现 YOLOv5 模型主干网络的轻量化设计;刘昕明等人^[11]提出了一种改进 YOLOv7 的红外图像识别算法,通过引入 PConv 和 GSConv 构建轻量化网络,实现了复杂背景下变电站设备的快速识别,但检测精度较基线模型有所下降。

上述研究,都不同程度解决了电力设备图像检测所遇到的问题,并且在精度提升及模型轻量化方面具有一定的贡献。但在复杂场景下的变电设备智能巡检过程中,巡检机器人拍摄的变电设备红外图像往往具有背景复杂、目标重叠、目标不完整(截断)以及远处目标尺度小等特点,如图 1 所示,上述检测模型对其泛化能力不足,导致变电设备的识别率依旧较低。因此本研究提出一种改进 YOLOv8 的变电设备红外图像目标识别模型,旨在降低变电站复杂背景环境和巡检机器人拍摄视角对变电设备红外检测的影响,提升检测性能和模型的鲁棒性,同时兼顾轻量化设计,便于将模型部署在边缘设备中。

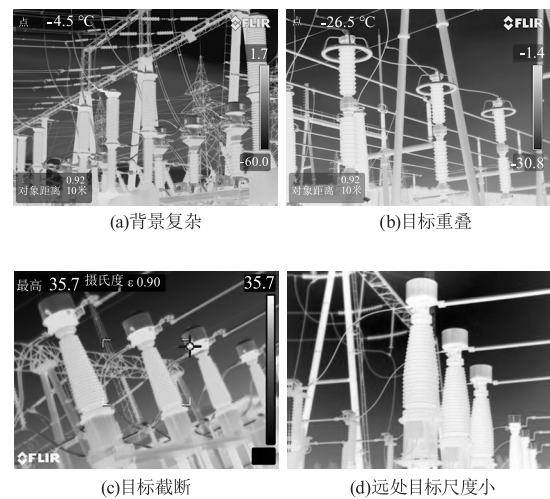


图 1 变电设备红外目标图像特性

Fig. 1 Infrared target image characteristics of substation equipment

2 YOLOv8 目标检测算法

YOLOv8^[12]在继承 YOLOv5 算法架构的基础上,对模型进行了多方面的改进与优化。网络结构主体分为骨干(Backbone)、颈部(Neck)、头部(Head)三部分。骨干网络主要用于提取输入图像的不同层次特征,将其转化为具有丰富语义信息的特征表达,相较于 YOLOv5, v8 的骨干网络将 C3 模块替换为 C2f 模块,在保持模型轻量化的同时,使梯度流信息更加丰富;颈部网络不仅替换了 C3 模块,还去除了上采样阶段的卷积结构,有效减少模型计算量,加快检测速度,确保特征信息的有效传递;头部网络则是采用 Anchor-Free 的思想,将分类和检测头分离,使得模型在训练和推理过程中能够更加专注于各自的任務,从而大幅提高训练和推理效率。此外,YOLOv8 还提供了 N/S/M/L/X 五种不同尺寸

的模型,以满足不同应用场景下对检测速度与精度的多样化需求,本文采用 YOLOv8n 作为基准模型。YOLOv8 结构如图 2 所示。

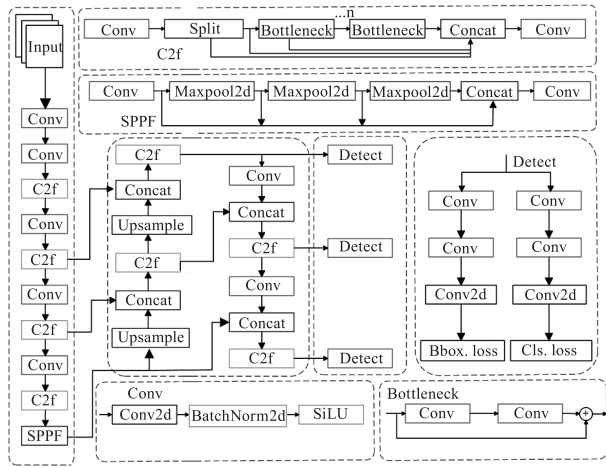


图 2 YOLOv8 模型结构图

Fig. 2 YOLOv8 model structure diagram

3 基于 YOLOv8 的模型改进

3.1 改进模型整体架构

本研究针对变电站智能巡检机器人拍摄的红外图像特点,对 YOLOv8 模型进行相关改进和轻量化设计,以期实现变电设备红外图像目标高效快速的识别。

首先,引入柔性非极大抑制 Soft_NMS,提升模型对重叠目标的检测能力;其次,在模型的颈部网络添加多维协作注意力机制 MCA,增强空间维度和通道维度的变电设备特征表示,使网络聚焦于相关的特征区域;随后,采用 Inner-IoU 和 Focal loss 混合损失函数对其进行联合改进,提高目标识别精度;最后,采用 GhostNetV2 模型改进 YOLOv8 中的传统卷积操作,构建轻量化模块 Conv_Ghostv2 与 C2f_Ghostv2,使模型在保持特征表达能力的同时,显著降低参数量和计算复杂度,便于模型部署在边缘设备中。改进模型如图 3 所示,其中红色框为模型改进部分。

3.2 柔性非极大抑制 Soft-NMS

NMS(Non-Maximum Suppression)非极大值抑制是目标检测任务中用于消除冗余检测框的常用算法。其原理是通过迭代筛选局部极大值框:首先按置信度对所有检测框排序,选择得分最高的检测框作为基准,计算其余待处理检测框与基准框的交并比(IoU),若 IoU 超过预设阈值,则直接移除这些重

叠框,确保每个目标仅保留一个最优框。NMS 算法的重置函数,如式:

$$s_i = \begin{cases} s_i, IoU(M, b_i) < N_t \\ 0, IoU(M, b_i) \geq N_t \end{cases} \quad (1)$$

式中: s_i 为检测框分数; M 为基准框; b_i 为待处理的检测框; $IoU(M, b_i)$ 为基准框和待处理检测框的交并比函数; N_t 表示设定的阈值。

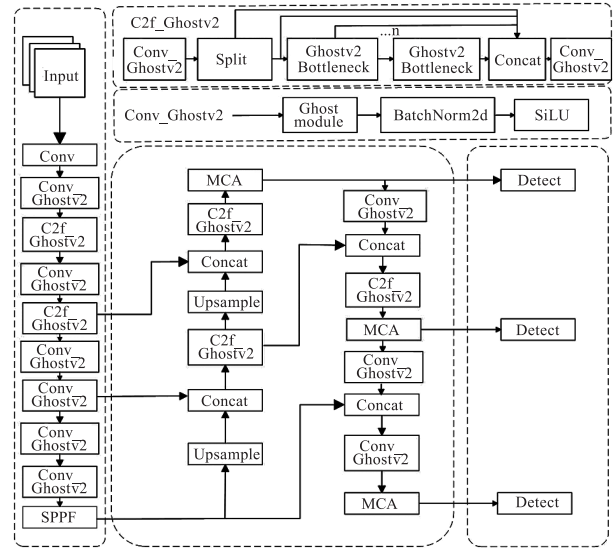


图 3 改进 YOLOv8 模型结构

Fig. 3 Improved YOLOv8 model structure

在变电设备红外识别任务中设备排列密集,红外图像待检目标重叠现象普遍,采用传统的 NMS 算法可能导致错误地剔除有效目标,影响模型的检测性能。因此本研究采用 Soft-NMS^[13] 替代传统 NMS 算法,利用 Soft-NMS 的柔性得分衰减机制,不再直接移除与基准框 IoU 超阈值的检测框,而是根据 IoU 值动态降低其置信度,提升模型在多目标重叠情况下的检测性能。Soft-NMS 算法的重置函数,如式:

$$s_i = \begin{cases} s_i, IoU(M, b_i) < N_t \\ s_i(1 - IoU(M, b_i)), IoU(M, b_i) \geq N_t \end{cases} \quad (2)$$

3.3 多维协作注意力机制 MCA

针对变电设备的目标识别,传统注意力机制更侧重于整体特征的捕获,而忽略局部特征,导致无法有效识别红外图像中的截断目标。因此本研究引入多维协作注意力机制(Multi-dimensional Collaborative Attention, MCA)^[14],利用其多维度特征提取、注意力权重计算和协作机制来增强模型的特征表达能

力和特征区域聚焦能力。

MCA 模块由三个并行分支组成,各分支负责不同维度的注意力建模,避免单一维度信息的局限性。在信息传递中,输入特征图 $F \in R^{C \times H \times W}$ 分别进入三

个分支,经过旋转、挤压变换、激励变换等操作生成不同维度的注意力权重,对原特征图进行增强,最后通过简单平均聚合三个分支的输出得到最终细化特征图,MCA 原理如图 4 所示。

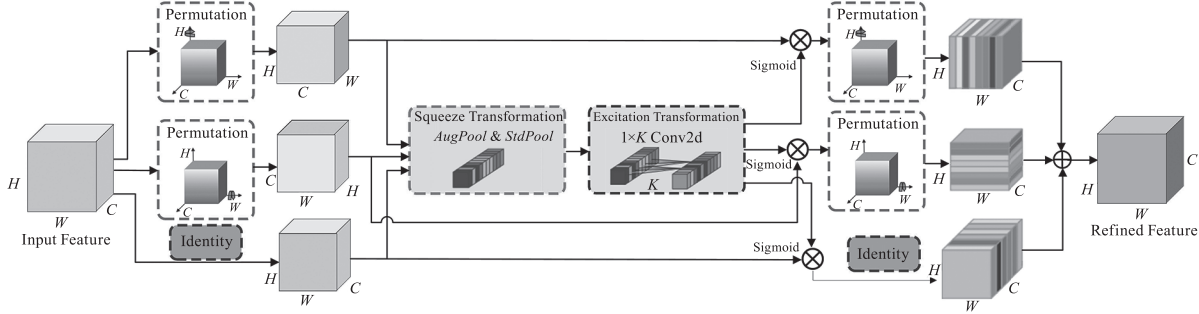


图 4 MCA 原理图

Fig. 4 Schematic diagram of the MCA

通过在颈部添加 MCA 模块优化注意力分配机制,抑制冗余信息的同时,使网络聚焦于相关的特征区域,提升模型在设备背景干扰下的目标识别能力以及对截断目标的判别能力。

3.4 Focal Inner-CIoU 混合损失函数

YOLOv8 模型采用 CIoU 作为边界框的回归损失函数,通过预测框与真实框的重叠面积、中心点距离及宽高比一致性,综合评估预测框和真实框之间的相似度。CIoU 损失函数计算公式:

$$L_{\text{CIoU}} = 1 - \text{IoU} + R_{\text{CIoU}} \quad (3)$$

R_{CIoU} 作为惩罚项,定义为:

$$R_{\text{CIoU}} = \frac{\rho^2(b, b^{\text{gt}})}{c^2} + \alpha v \quad (4)$$

其中 α 是权重函数,定义为:

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

v 是衡量长宽比一致性的参数,定义为:

$$v = \frac{4}{\pi^2} \left(\arctan \frac{w^{\text{gt}}}{h^{\text{gt}}} - \arctan \frac{w}{h} \right)^2 \quad (6)$$

当变电设备红外图像包含小尺度目标时,CIoU 对中心点距离和宽高比的惩罚项可能因 IoU 值趋近于零而失效,导致模型难以精准收敛;且 CIoU 未考虑训练样本不平衡问题,即回归误差较小的高质量锚框远小于误差大的低质量锚框,导致过大的回归梯度,影响模型训练。因此采用 Inner-IoU^[15] 和 Focal loss^[16] 混合损失函数对其进行改进。

Inner-IoU 相较 IoU 更加关注边界框的中心部分而非整体重叠部分,通过引入辅助边界框和缩放因

子 ratio,提高模型对小尺度目标的泛化能力。Inner-IoU 定义,如下所示:

$$b_l^{\text{gt}} = x_c^{\text{gt}} - \frac{w^{\text{gt}} \cdot \text{ratio}}{2}, b_r^{\text{gt}} = x_c^{\text{gt}} + \frac{w^{\text{gt}} \cdot \text{ratio}}{2} \quad (7)$$

$$b_t^{\text{gt}} = y_c^{\text{gt}} - \frac{h^{\text{gt}} \cdot \text{ratio}}{2}, b_b^{\text{gt}} = y_c^{\text{gt}} + \frac{h^{\text{gt}} \cdot \text{ratio}}{2} \quad (8)$$

$$b_l = x_c - \frac{w \cdot \text{ratio}}{2}, b_r = x_c^{\text{gt}} + \frac{w \cdot \text{ratio}}{2} \quad (9)$$

$$b_t = y_c - \frac{h \cdot \text{ratio}}{2}, b_b = y_c^{\text{gt}} + \frac{h \cdot \text{ratio}}{2} \quad (10)$$

式中, b^{gt} 表示 GT 框, b 表示锚框; $(x_c^{\text{gt}}, y_c^{\text{gt}})$ 表示 GT 框内部中心点; (x_c, y_c) 表示锚框内部中心点, hw 表示框的高度和宽度。

$$\text{inter} = (\min(b_r^{\text{gt}}, b_r) - \max(b_l^{\text{gt}}, b_l)) \cdot (\min(b_b^{\text{gt}}, b_b) - \max(b_t^{\text{gt}}, b_t)) \quad (11)$$

$$\text{union} = (w^{\text{gt}} \cdot h^{\text{gt}}) \cdot (\text{ratio})^2 + (w \cdot h) \cdot (\text{ratio})^2 - \text{inter} \quad (12)$$

$$\text{IoU}^{\text{inner}} = \frac{\text{inter}}{\text{union}} \quad (13)$$

式中, inter 和 union 分别是真实框与预测框相交、合并区域; $\text{IoU}^{\text{inner}}$ 是 Inner-IoU 的交并比。

Focal loss 通过 IoU 和抑制因子对原始损失进行加权,使模型减少对低质量锚框的关注度,提高目标识别精度。Focal loss 定义,如式:

$$L^{\text{Focal}} = \text{IoU}^\lambda L \quad (14)$$

式中, λ 为抑制因子

将 Inner-IoU 与原来的 CIoU 损失函数相结合,再引入 Focal loss 对新损失函数 Inner-CIoU 进行加权,得到 Focal Inner-CIoU 公式如(15)、(16)所示:

$$L_{\text{Inner-CIoU}} = L_{\text{CIoU}} + \text{IoU} - \text{IoU}^{\text{inner}} \quad (15)$$

$$L_{\text{Focal-Inner-CIoU}} = \text{IoU}^{\lambda} L_{\text{Inner-CIoU}} \quad (16)$$

3.5 基于 GhostNetV2 模型的轻量化设计

YOLOv8 网络包含多个卷积模块,在进行图像处理过程中有大量冗余的特征图生成,增加计算负担和参数量。因此本研究采用轻量化的 GhostNetV2 模块改进 YOLOv8 中的传统卷积操作,利用本征特征图之间的冗余性,通过廉价线性操作生成额外特征图,从而在不显著增加计算量的情况下增强模型的特征表达能力。

GhostNetV2^[17] 是华为诺亚方舟实验室提出的轻量级卷积神经网络架构,作为 GhostNet 的改进版本,通过引入 DFC 注意力机制和 Ghost Module 优化模型的效率和精度。GhostNetV2 bottleneck 结构图,如图 5 所示。

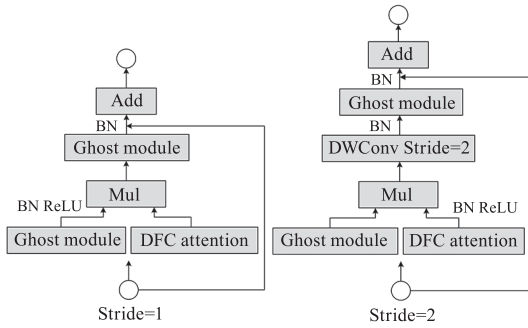


图 5 GhostNetV2 bottleneck 结构图

Fig. 5 Architecture of GhostNetV2

其中 Ghost Module 是一种模型压缩方式,将传统的卷积操作分解为三个阶段:首先,使用少量卷积核生成本征特征图 (Intrinsic Feature Maps);其次,对这些本征图进行一系列廉价的线性变换生成 Ghost 特征图;最后,将第一步得到的本征特征图和第二步得到的 Ghost 特征图拼接,输出最终结果。过程公式如下所示:

$$Y' = X \cdot f' \quad (17)$$

$$y_{ij} = \Phi_{i,j}(y'_i), \forall i = 1, \dots, m, j = 1, \dots, s \quad (18)$$

$$Y = \text{Concat}([Y', Y' \cdot \Phi_{i,j}]) \quad (19)$$

其中, $X \in R^{h \times w \times c}$ 为输入特征图,经过卷积核 $f' \in R^{c \times k \times k \times m}$ 生成本征特征图 $Y' \in R^{h \times w \times m}$; y'_i 是 Y' 中第 i 个原始特征图, $\Phi_{i,j}$ 是第 j 个线性变换,用于生成第 j 个 Ghost 特征图 y_{ij} 。

这种方法在保持特征表达能力的同时,显著降

低了计算复杂度。Ghost module 原理如图 6 所示。

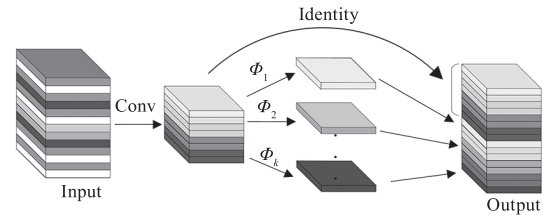


图 6 Ghost module 原理图

Fig. 6 Schematic diagram of the ghost module

由于 Ghost 模块是通过廉价线性变换生成特征图,导致仅有部分特征由卷积捕获的空间信息生成,缺乏空间交互。因此,引入解耦全连接注意力机制 (Decoupled Fully Connected Attention, DFC),通过 DFC 捕捉长距离依赖关系,增强扩展特征的表达能,弥补 Ghost 模块在空间信息捕获上的不足。其解耦全连接层、特征下采样和上采样与 Ghost 模块融合的设计,不仅提升了模型的表达能,还保持了硬件友好性和计算效率。最终,信息聚合过程如图 7 所示。

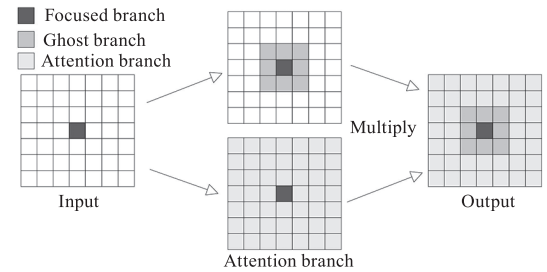


图 7 信息聚合过程图

Fig. 7 Information aggregation process diagram

4 实验结果与分析

4.1 数据集制作

本文使用的数据来源于某电网公司智能化巡检过程中收集的变电设备红外图像,主要包含电流互感器、电压互感器、断路器、避雷器、电容器组、散热器共 6 种变电站常用的设备类型。经图像旋转、裁剪、去雾等手段扩充,数据集一共包含 2180 张样本,按 8:2 的比例划分为训练集和验证集,并利用 Labeling 软件对数据集按 YOLO 格式进行标注。如图 8 所示。

4.2 实验环境与参数设置

本文实验训练参数,训练轮数 Epoch 设置为 150, Batch Size 设置为 8, 初始学习率 lr0 设置为 0.01, 输入图像分辨率为 640×640 , 表 1 为实验参数配置。

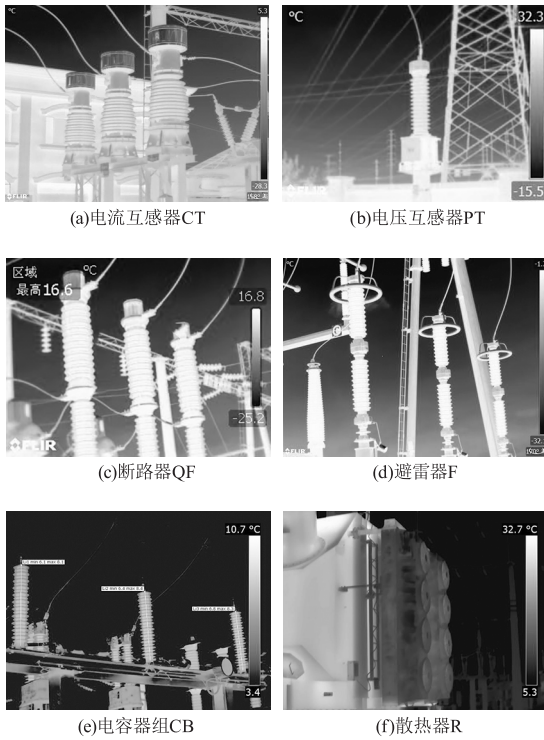


图 8 六类变电设备

Fig. 8 Six types of substation equipment

表 1 实验参数配置

Tab. 1 Experiment parameter configuration

实验环境	配置
操作系统	window10 64 位
CPU	Intel(R) Core(TM) i9-13900HX
GPU	NVIDIA GeForce RTX 4060
深度学习框架	Pytorch 2.4.1
深度学习环境	CUDA 12.1
编程语言	Python3.8

4.3 实验评估指标

为准确评估本实验模型检测性能,选用召回率 (Recall)、精确率 (Precision)、平均精度均值 (mean Average Precision, mAP)、帧数 (Frames Per Second, FPS)、模型参数量 (Params) 作为实验评估指标。上述指标的定义如下:

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \quad (20)$$

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad (21)$$

$$mAP = \frac{\sum AP}{C} \quad (22)$$

$$FPS = \frac{1}{\text{process time per frame}} \quad (23)$$

其中, TP (True Positive) 为正样本, FP (False Positive) 为负样本, FN (False Negative) 表示预测为负的正样本, AP 为平均精度, C 为检测类别数量。

4.4 实验结果分析

4.4.1 损失函数对比

为验证 Focal Inner-CIoU 混合损失函数的改进效果,比较其与 YOLOv8 原损失函数收敛的优异性,在相同实验配置下,设计对比实验。实验结果如图 9 所示,相较于 YOLOv8 原损失函数, Focal Inner-CIoU 的收敛速度更快,稳定性也更好。

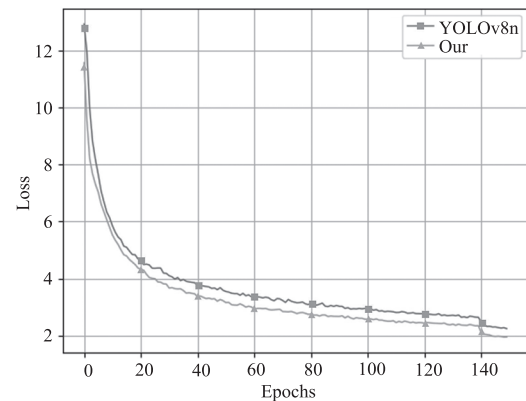


图 9 损失函数迭代对比

Fig. 9 Iterative comparison of loss functions

4.4.2 消融实验

在变电设备红外图像数据集上进行消融实验,对比模型的模型参数量 (Params)、平均精度均值 (mAP@0.5)、帧数 (FPS),验证改进模型的有效性。‘√’表示添加模块,‘×’表示不使用该模块,消融实验结果如下表 2 所示。

各改进策略依次为柔性非极大值抑制 soft-NMS 替换、多维协作注意力机制 MCA 添加、Focal Inner-CIoU 混合损失函数改进以及基于 Ghost-NetV2 的轻量化特征提取模块设计,改进模型对比如图 10 所示。由消融实验结果可知,各项改进措施对模型性能均有一定程度的提升作用,相较于 YOLOv8n 基准模型,本研究所做的各项改进将模型的平均精度均值 mAP@0.5 提高了 4.9%,模型参数量降低了 36.2%,检测速度提升至 160.1 FPS,在保证模型识别性能的同时,显著降低了模型的参数量和计算复杂度,便于后续将模型部署在边缘设备中。

表 2 消融实验结果

Tab. 2 Ablation experimental results

实验序号	Soft_NMS	MCA	Focal Inner - CIoU	Ghostv2	Params/M	mAP@0.5/%	FPS
1	×	×	×	×	3.01	88.7	142.8
2	√	×	×	×	3.01	89.0	141.6
3	√	√	×	×	3.01	92.7	134.2
4	√	√	√	×	3.01	93.8	137.4
5	√	√	√	√	1.92	93.6	160.1

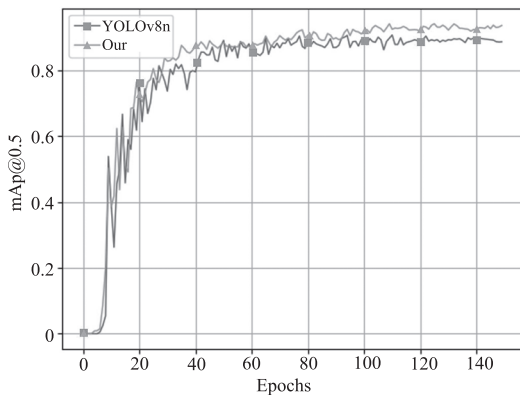


图 10 改进模型对比

Fig. 10 Improved model training comparison

4.5 对比实验

为验证本研究改进的 YOLOv8 算法对变电站设备红外图像识别的优越性。选取现阶段 3 种较常用的变电设备识别算法 (如 Faster-RCNN、YOLOv5n、YOLOv7-Tiny) 和文献 [8] 所改进的算法, 在本文数据集上进行对比测试, 分别得到不同算法的检测精度、轻量化水平与模型推理速度。实验结果如表 3

所示, 本文改进模型 mAP@0.5 较 Faster-RCNN、YOLOv5n、YOLOv7-Tiny、文献 [8] 分别提升了 6.1%、5.9%、7.3% 和 2.7%。且改进模型的参数量和帧数分别达到 1.92M 和 160.1FPS 均优于上述算法, 说明模型的轻量化水平和推理速度较好, 适合将模型部署在变电站的边缘设备中。

为进一步验证改进模型的实际检测性能, 本文选取检测难度较大的红外图像对上述模型进行推理验证, 检测结果对比如图 11 所示。

表 3 对比实验结果

Tab. 3 experimental results contrasting

Model	mAP@0.5/%	Params/M	FPS
Faster-RCNN	87.5	19.6	46.7
YOLOv5n	87.7	3.2	138.3
YOLOv7-Tiny	86.3	6.9	124.1
文献[8]	90.9	3.1	135.5
Our	93.6	1.92	160.1

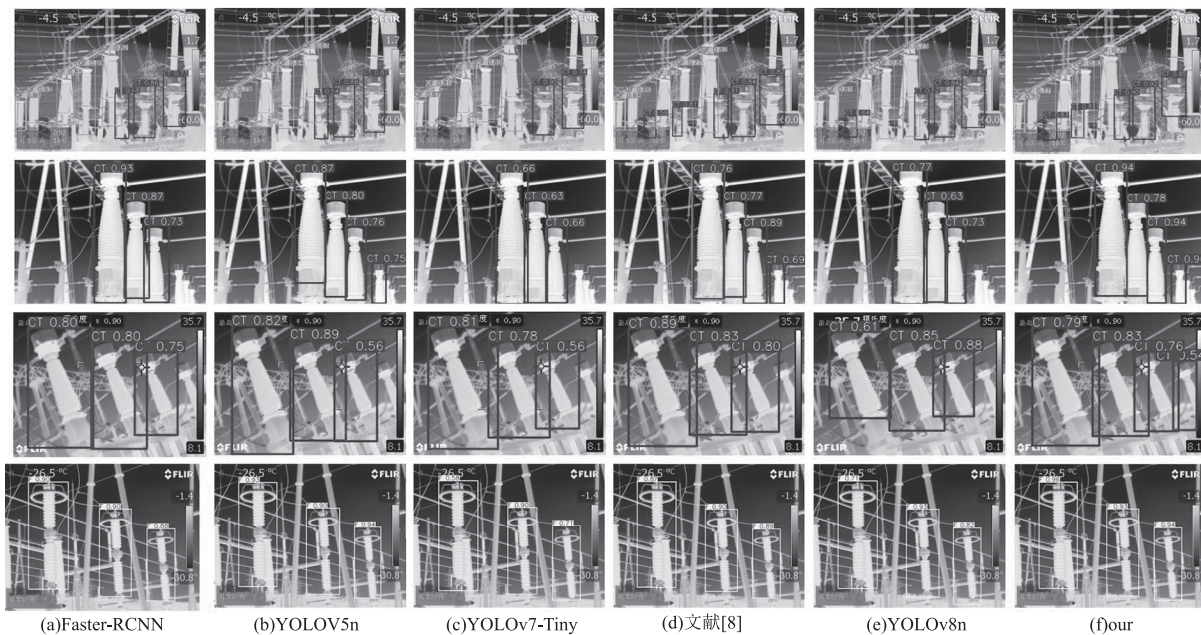


图 11 检测结果对比图

Fig. 11 Inspection result diagram

5 结 论

为减少变电站复杂背景环境和巡检机器人拍摄视角对红外图像目标识别的影响。本文提出一种改进 YOLOv8 的变电设备红外图像目标识别方法,通过替换传统的非极大值抑制算法、构建 Focal Inner-CIoU 新型损失函数和在颈部网络引入 MCA 模块,有效提高了模型对变电设备红外图像的目标识别能力。同时,为方便模型部署在变电站的边缘设备中,提升识别的实时性,本模型还引入了 GhostNetV2 模块改进 YOLOv8 中的传统卷积操作,在保持模型特征表达能力的同时,显著降低了参数量和计算复杂度。实验结果显示,该模型相较于基准 YOLOv8n 平均精度均值 mAP@0.5 提高了 4.9%,模型参数量降低了 36.2%,检测速度达到 160.1 FPS。与主流算法相比,该算法在检测精度和推理速度等方面表现出优越性,可以满足复杂场景下变电设备智能巡检中红外图像目标准确识别以及模型轻量化的需求。

参考文献:

- [1] Jiang J J, Hu J, Ma G M, et al. Application requirements and development trend of special sensors in digital electrical equipment [J]. High Voltage Engineering, 2024, 50 (8): 3271 - 3307. (in Chinese)
江俊杰, 胡军, 马国明, 等. 数字化电力装备专用传感应用需求与发展趋势 [J]. 高电压技术, 2024, 50 (8): 3271 - 3307.
- [2] Xie Q, Zhang X Y, Wang C X, et al. Application status and prospect of the new generation artificial intelligence technology in the state evaluation of power transmission and transformation equipment [J]. High Voltage Apparatus, 2022, 58 (11): 1 - 16. (in Chinese)
谢庆, 张焯宇, 王春鑫, 等. 新一代人工智能技术在输变电设备状态评估中的应用现状及展望 [J]. 高压电器, 2022, 58 (11): 1 - 16.
- [3] Zhang Y T, Huang D Q, Wang D W, et al. Review on research and application of deep learning-based target detection algorithms [J]. Computer Engineering and Applications, 2023, 59 (18): 1 - 13. (in Chinese)
张阳婷, 黄德启, 王东伟, 等. 基于深度学习的目标检测算法研究与应用综述 [J]. 计算机工程与应用, 2023, 59 (18): 1 - 13.
- [4] Liu Z J, Wang X, Zhao J B, et al. An improved method of infrared image target detection based on YOLO algorithm [J]. Laser & Infrared, 2020, 50 (12): 1512 - 1520. (in Chinese)
刘智嘉, 汪璇, 赵金博, 等. 基于 YOLO 算法的红外图像目标检测的改进方法 [J]. 激光与红外, 2020, 50 (12): 1512 - 1520.
- [5] Zheng T T, Zhou H, Wang Q Y. Power equipment detection algorithm based on improved YOLOv5 [J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46 (4): 155 - 160. (in Chinese)
郑婷婷, 周浩, 王秋忆. 基于改进 YOLOv5 的电力设备检测算法 [J]. 电子测量技术, 2023, 46 (4): 155 - 160.
- [6] Yang D W, Yang M S, Fu B. Improved YOLOv7 for Multi-Target detection of infrared images of power equipment [J]. Infrared Technology, 2025, 47 (3): 326 - 334. (in Chinese)
杨达伟, 杨明圣, 付博. 改进 YOLOv7 的电力设备红外图像多目标检测 [J]. 红外技术, 2025, 47 (3): 326 - 334.
- [7] Xiang S Y, Chang Z W, Liu X Y, et al. Infrared image object detection algorithm for substation equipment based on improved YOLOv8 [J]. Energies, 2024, 17 (17): 4359.
- [8] Zhang W, Wang Y Y, Xu Z H, et al. Infrared target recognition method of substation equipment under complex background based on improved YOLOv8 [C] // 2024 5th International Conference on Smart Grid and Energy Engineering (SGEE). Piscataway, NJ: IEEE, 2024: 124 - 127.
- [9] Zou W, Jiang Y P, Liao W L, et al. YOLO-SRSA: an improved YOLOv7 network for the abnormal detection of power equipment [J]. Information, 2025, 16 (5): 407.
- [10] Li X Q, Li G Y, Zhang Z Y, et al. Lightweight detection algorithm of power equipment based on improved YOLOv5 [J]. Optoelectronic Technology, 2024, 44 (1): 47 - 53. (in Chinese)
李旭卿, 李光亚, 张志艺, 等. 基于改进 YOLOv5 的电力设备轻量化检测算法 [J]. 光电子技术, 2024, 44 (1): 47 - 53.

- [11] Liu X M, Li W, Ji J G, et al. Infrared image recognition of substation equipments based on improved YOLOv7 [J]. *Infrared Technology*, 2025, 47(1): 63–71. (in Chinese) 刘昕明, 李玮, 吉建光, 等. 基于改进 YOLOv7 的变电站设备红外图像识别 [J]. *红外技术*, 2025, 47(1): 63–71.
- [12] Varghese R, M. S. YOLOv8: A novel object detection algorithm with enhanced performance and robustness [C]//2024 International Conference on Advances in Data Engineering and Intelligent Computing Systems (ADICS). Piscataway, NJ: IEEE, 2024: 1–6.
- [13] Bodla N, Singh B, Chellappa R, et al. Soft-NMS—improving object detection with one line of code [C]//2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). Piscataway, NJ: IEEE, 2017: 5562–5570.
- [14] Yu Y, Zhang Y, Cheng Z Y. MCA: multidimensional collaborative attention in deep convolutional neural networks for image recognition [J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2023, 126: 107079.
- [15] Zhang H, Xu C, Zhang S J. Inner-IoU: more effective intersection over union loss with auxiliary bounding box [DB/OL]. (2023–11–06). <https://arxiv.org/abs/2311.02877>.
- [16] Lin T Y, Goyal P, Girshick R, et al. Focal loss for dense object detection [C]//2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). 2017: 2999–3007.
- [17] TANG Y H, HAN K, GUO J Y, et al. GhostNetV2: enhance cheap operation with long-range attention [DB/OL]. (2022–11–23). <https://arxiv.org/abs/2211.12905>.