

文章编号:1671-6833(2024)04-0117-08

基于轻量化 YOLOv5 的电气设备外部缺陷检测

廖晓辉¹, 谢子晨¹, 辛忠良², 陈怡¹, 叶梁劲¹

(1. 郑州大学 电气与信息工程学院, 河南 郑州 450001; 2. 国网郑州供电公司, 河南 郑州 450007)

摘要: 为了提高变电站电气设备外部缺陷实时检测的精度, 同时让检测模型更加轻量化, 提出了一种基于轻量化 YOLOv5 的电气设备外部缺陷检测方法。首先, 构建电气设备外部缺陷图像数据集并进行数据增强处理。其次, 采用 3 种优化策略对原 YOLOv5 进行改进: 通过引入 EfficientViT 网络改进算法主干网络, 减少模型参数量, 并在算法 Neck 部分中加入 SimAM 无参数注意力机制来提高变电站复杂背景下的识别精度, 同时采用 Soft-NMS 模块来改进检测框筛选方式, 避免出现缺陷漏检现象。最后, 通过消融实验进行验证。结果表明: 轻量化后的电气设备外部缺陷检测模型 mAP 值稳定在 86.4%, 与原模型相比提高了 1.2 个百分点, 模型参数量减少了 20%, 计算量减少了 38%, 模型大小为 11 MB, 比原模型减少了 19.7%。改进后的模型能够满足设备外部缺陷实时检测的要求, 可以实现模型的轻量化部署。

关键词: 缺陷检测; 电气设备; 轻量化 YOLOv5; EfficientViT 网络; SimAM 注意力; Soft-NMS 结构

中图分类号: TP391.4; TM63 **文献标志码:** A **doi:** 10.13705/j.issn.1671-6833.2024.04.010

电气设备的稳定运行对于电网安全具有十分重要的意义。由于变电站中的电气设备大多处在室外环境, 容易出现表计破损、硅胶变色等各类外部缺陷, 如果不能及时发现, 极易造成电力事故, 致使电网瘫痪。因此, 需要对电气设备的外部缺陷进行实时检测来保障电网安全, 但传统的人工巡检方式很难及时发现设备的异常状态^[1]。随着变电站巡检机器人、无人机巡检等技术的快速发展, 人工巡检方式也被逐渐取代, 智能化巡检已经成为当前的研究热点。

对于缺陷的检测目前还存在以下难点: 一方面, 目标检测模型参数量大、运算量高, 对于硬件设备有很高的要求, 很难在资源有限的移动设备上部署; 另一方面, 电气设备所处环境复杂, 设备种类多, 使得采集到的视频和图像背景繁杂, 同时电气设备缺陷数据集稀少, 不能对特征进行很好提取, 识别效果差。因此, 将目标检测模型轻量化, 同时提高巡检机器人、无人机等移动端设备的检测精度, 解决复杂背景下特征提取问题, 对于电气设备外部缺陷的检测尤为重要。

目前, 常用的目标检测算法有 RCNN (region convolutional neural networks)、YOLO (you only look once)、SSD (single shot detector) 等^[2]。Girshick^[3]在 RCNN 的基础上提出了 Fast R-CNN 模型; 李文璞等^[4]对变压器等 7 种电气设备进行识别, 通过改进 Faster RCNN 模型来提高识别精度; 林刚等^[5]通过改进 Faster RCNN 提出了一种输电线巡检图像多目标检测方法, 在提高检测精度的同时使得每张图片的处理时间达到 56 ms。虽然 RCNN 系列算法识别精度很高, 但由于其模型参数量和计算量较大, 在进行部署时对移动设备要求较高, 因此实际部署时往往不采用这类算法。Redmon 等^[6]提出 YOLO 单阶段算法; 朱惠玲等^[7]对 YOLOv3 进行参数优化, 在变电设备红外图像检测中平均精度均值达 95.97%; 陈婷等^[8]使用改进的 YOLOv4 算法对变电站缺陷进行检测; 王佰川等^[9]将 YOLOv4 算法轻量化, 实现了配电线路绝缘子与避雷器的缺陷检测。YOLOv5 算法^[10]相比之前的版本在检测精度与推理速度上都有很大提升, 具有体积小、检测精度高、实时性好等优点, 更加适用于此类实时检测, 部署在

收稿日期: 2024-02-25; 修订日期: 2024-04-10

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(52307227); 河南省自然科学基金资助项目(232300421198); 河南省科技攻关项目(222102220053)

作者简介: 廖晓辉(1972—), 女, 湖北孝感人, 郑州大学副教授, 主要从事人工智能优化算法及应用、虚拟现实变电站仿真等研究, E-mail: Liaoxiaohui0001@zzu.edu.cn。

引用本文: 廖晓辉, 谢子晨, 辛忠良, 等. 基于轻量化 YOLOv5 的电气设备外部缺陷检测[J]. 郑州大学学报(工学版), 2024, 45(4): 117-124. (LIAO X H, XIE Z C, XIN Z L, et al. Electrical equipment external defect detection based on lightweight YOLOv5[J]. Journal of Zhengzhou University (Engineering Science), 2024, 45(4): 117-124.)

移动端设备上检测效果更好。

本文以 5 种常见电气设备外部缺陷为例,在 YOLOv5 基础上进行改进,通过引入 EfficientViT 网络^[11]、SimAM 注意力机制^[12]、Soft-NMS 结构^[13]等模块实现模型轻量化以及精度的提高。将改进后的模型进行训练,最后使用模型评估指标进行结果分析与模型评估。

1 YOLOv5 算法原理

YOLOv5 在精度和速度等方面都是 YOLO 系列中表现较好的算法,已经被广泛应用到了电力领域各种缺陷检测中。YOLOv5 算法包括 Input、Backbone、Neck 和 Head 这 4 部分。

在 Input 部分,YOLOv5 通过对数据集进行剪裁、缩放、拼接等方式来提高小目标检测的精度。采用自适应锚框计算解决输入图片大小尺寸不一的问题,同时通过自适应图片缩放技术来减少模型计算量,解决信息冗余的问题。在 Backbone 部分,主要采用了 C3 模块和 Conv 卷积模块来提取图像特征。在 Neck 部分中,采用特征金字塔网络与路径聚合网络来对特征进行融合^[14],同时将得到的特征图输出到 Head 部分。Head 部分主要对不同维度特征图进行预测,采用 CIOU_Loss 损失函数来判断检测框与真实框之间的差异^[15]。

2 轻量化 YOLOv5 模型

为了让检测模型更加轻量化,减小模型的体积,提高复杂背景下电气设备缺陷检测精度,采用 3 种优化策略来对原模型进行改进,改进后的 YOLOv5 如图 1 所示。

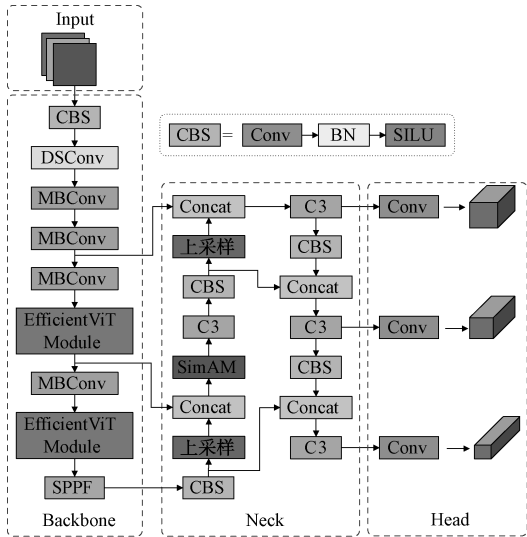


图 1 改进的 YOLOv5
Figure 1 Improved YOLOv5

2.1 引入 EfficientViT 网络

将 YOLOv5 的主干网络改进成 EfficientViT 网络,该网络具有一种新的轻量级多尺度注意力模块,能实现全局感受野和多尺度学习,该模型最先用于语义分割,但由于其具有较强的视觉特征提取能力,在目标检测领域也表现出强大的性能。

EfficientViT 主干网络的结构图如图 2 所示,主要由 Input Stem 和 4 个阶段构成,Input Stem 主要进行特征抽取,在 Stage3 和 Stage4 中插入 EfficientViT Module 模块,引入轻量级多尺度注意力(multi-scale attention, MSA)。P2、P3 和 P4 分别表示 Stage2、Stage3 和 Stage4 的输出,形成特征图金字塔,同时将这 3 个阶段的特征输出到 Head 层进行预测。

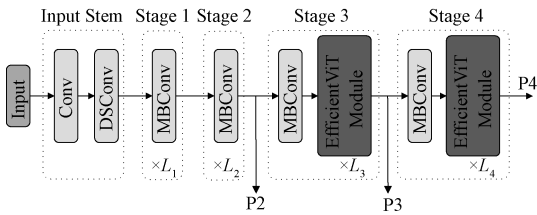


图 2 EfficientViT 网络结构图
Figure 2 EfficientViT network structure diagram

EfficientViT Module 部分包括轻量级 MSA 模块和 MBConv 模块,其结构图如图 3 所示。轻量级 MSA 主要对上下文信息进行提取,而 MBConv 模块主要对局部信息进行提取。MSA 平衡了性能和效率 2 个方面,使用基于 ReLU 的注意力来实现全局感受野,在移动设备上性能更好。使用 EfficientViT 网络取代 YOLOv5 的主干网络可以降低模型的参数量和计算量,使得模型在硬件资源有限的边缘设备上部署也具有很好的性能表现^[16]。

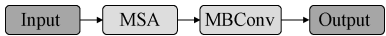


图 3 EfficientViT Module 结构图
Figure 3 EfficientViT Module structure diagram

2.2 SimAM 注意力机制

变电站中复杂背景会对电气设备外部缺陷检测造成一定干扰,为增强模型学习特征的能力,在 YOLOv5 结构的 Neck 部分中添加注意力机制,对 Neck 部分进行改进,提升模型鲁棒性。注意力机制通常分为通道注意力机制和空间注意力机制^[17],本文所采用的无参数注意力机制 SimAM 则是将上述 2 个注意力机制相结合,其结构如图 4 所示。

该模块在空间和通道维度的基础上直接对特征图推导 3D 注意力权重,不会向网络中增加参数量,也不局限于特定网络,兼具轻量化和灵活性的特点^[18]。SimAM 是在人脑注意力基础上提出的,通过

能量函数来分析不同神经元之间的线性可分性,进而计算每个神经元的注意力权重^[19]。能量函数的定义如下:

$$E = \frac{4(\sigma^2 + \lambda)}{(t - \mu)^2 + 2\sigma^2 + 2\lambda} \quad (1)$$

式中: t 为目标神经元; λ 为常数; μ 、 σ^2 定义为

$$\mu = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M x_i; \quad (2)$$

$$\sigma^2 = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M (x_i - \mu)^2. \quad (3)$$

式中: x_i 为周围神经元; M 为每个通道神经元个数。

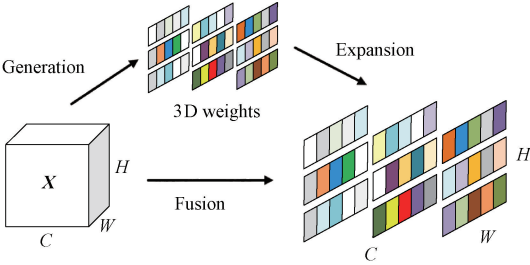


图 4 SimAM 注意力机制

Figure 4 SimAM attention mechanism

由式(1)可知,能量越低,目标神经元与周围神经元的区别越大,神经元重要性越高。将权值通过 sigmoid 函数进行归一化,通过式(4)对输入特征进行增强,输出最后的特征图。

$$\tilde{X} = \text{sigmoid}\left(\frac{1}{E}\right) \odot X. \quad (4)$$

SimAM 可在不增加网络参数的前提下找到设备缺陷特征中的重要神经元,将重要特征提取出来,抑制背景特征,有效解决复杂背景下特征提取的问题。

2.3 引入 Soft-NMS

在模型预测过程中,通常通过非极大值抑制(non-maximum suppression, NMS)操作来对检测框进行筛选^[20-21],将交并比大于设定阈值的框进行删除。由于变电站中电气设备布局较为密集,拍摄到的图片往往出现设备重叠现象,导致生成的检测框重叠在一起,使用 NMS 来筛选容易发生误判,而采用 Soft-NMS 可以避免这一现象。Soft-NMS 通过减小交并比大于设定值的框的置信度来完成检测框的选取,将获得的交并比数值取高斯指数后与原得分相乘,最后通过加权的方式选出真正的检测框。Soft-NMS 的公式为

$$S_i = S_i e^{-\frac{IOU(B, b_i)^2}{\sigma}}. \quad (5)$$

式中: IOU 为交并比; B 为置信度最高的检测框; b_i

为第 i 个检测框; S_i 为第 i 个检测框的置信度。 IOU 越大,对其取指数运算后所得数值越小,且该数值小于 1,因此再与 S_i 相乘后使得检测框得分越低,经过不断循环、不断排序,最终筛选出所需的目标框。

3 基于轻量化 YOLOv5 的缺陷检测

3.1 训练环境搭建

模型训练之前需要搭建所需的训练环境。本文选用的环境配置为 Windows 系统、AMD EPYC 7371 处理器、RTX A5000 显卡、28 G 内存、Python3. 8. 10、Pytorch1. 9. 0、CUDA11. 1。

3.2 数据集预处理

通过变电站实地拍摄与网络获取等方式共获得电气设备外部缺陷原始图片 1 242 张,由于缺陷数据集较少,在进行模型训练时容易出现过拟合现象,因此需要在已收集到的数据集上进行扩充,通过几何变换、像素变换、背景替换等操作对缺陷数据集进行图像预处理,实现数据增强。具体方式包括:缩放、翻转、任意角度旋转、降低或提高亮度、增强或减弱对比度、添加高斯噪声、图像背景替换等。部分数据增强方式如图 5 所示。

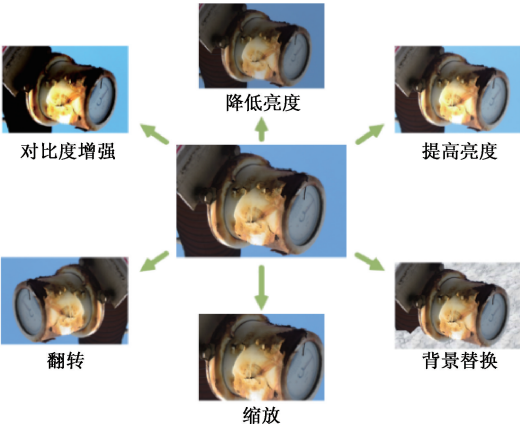


图 5 数据增强示例

Figure 5 Examples of data enhancement

经过数据增强后的电气设备外部缺陷图像数据集共有 3 442 张图片,数据集示例如图 6 所示。将数据集划分成训练集、验证集和测试集,比例为 6: 2: 2。变电站中的电气设备外部缺陷种类很多,以常见的 5 种电气设备外部缺陷为例制作缺陷标签,分别是表计破损、变压器漏油、呼吸器破损、硅胶变色、箱门闭合异常。使用 Labellmg 软件对构建好的缺陷数据集进行数据标注,各类电气设备外部缺陷标签数量分布如下:表计破损 550 个、变压器漏油 836 个、呼吸器破损 455 个、硅胶变色 1 148 个、箱门闭合异常 766 个,各类标签数量总计 3 755 个。

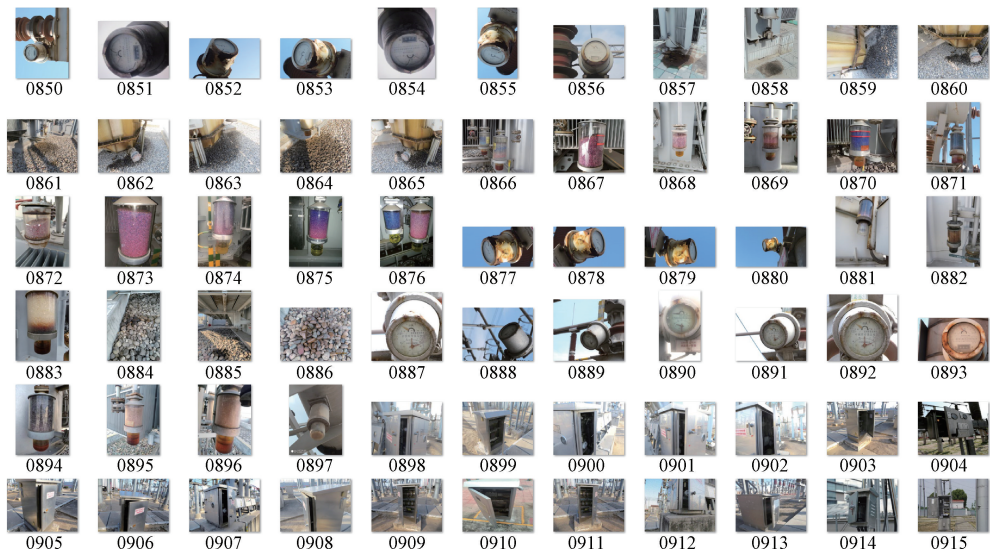


图 6 电气设备外部缺陷数据集示例

Figure 6 Example of external defect data set for electrical equipment

3.3 模型训练

对预处理后的数据集进行模型训练,利用迁移学习的知识,使用预训练权重,保证主干部分的权值不会太随机。在模型训练过程中,应预先设置网络的超参数,以获得最优的实验结果。超参数的设置对网络模型的性能影响很大,在缺陷检测模型训练过程中,所设置的超参数如下:学习率 l_0 设置为 0.01,迭代次数 $Epoch$ 为 100, $batch-size$ 为 16,优化器选用 SGD。

超参数设置完成之后,输入电气设备缺陷图片进行检测,通过对输入图片进行特征提取,边界框预测、边界框筛选等操作输出预测结果,依据改进后的 YOLOv5 电气设备外部缺陷检测算法流程运行项目代码完成模型训练。具体算法如下。

算法 1 电气设备外部缺陷检测。

输入:电气设备缺陷图片;

输出:带有标注的缺陷图片。

- ① 加载改进后的 YOLOv5 目标检测模型
- ② 读取输入图像并进行图像预处理
- ③ 提取图像特征并输出特征图
- ④ 利用特征图对每个网格单元进行预测
- ⑤ for 有缺陷目标 in 网格单元:
- ⑥ 预测缺陷目标的类别、位置
- ⑦ 生成预测的边界框
- ⑧ end
- ⑨ 使用 Soft-NMS 对预测得到的边界框进行筛选
- ⑩ 输出预测结果,包括目标的类别、置信度和位置信息

4 结果分析

4.1 评估指标

模型评估指标包括:精确率 ($Precision$)、召回率 ($Recall$)、平均精度均值 (mAP)、模型参数量、模型计算量、帧率,以及 $P-R$ 曲线等^[22]。其中, $P-R$ 曲线的横坐标为 $Recall$,纵坐标为 $Precision$ 。 $P-R$ 曲线与坐标轴所包围面积的大小为平均精度值,曲线越靠近右上角,面积越大,平均精度值越高。而 mAP 值就是对所有缺陷类别的平均精度值取平均值^[23],公式如下:

$$mAP = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \int_0^1 P(R) dR. \tag{6}$$

4.2 实验结果分析

为了让模型更加轻量化,采用了一种较新的轻量级网络 EfficientViT 来代替 YOLOv5 的主干网络,目前应用较多的主流轻量级网络结构还有 MobileNetV3、EfficientFormerV2、PoolFormer 等,将 EfficientViT 与这几种网络进行实验对比,如表 1 所示。MobileNetV3 网络和 EfficientFormerV2 网络相比其他模型参数量和计算量都很小,但是 mAP 值较低,识别效果较差。PoolFormer 网络虽然 mAP 值高,但计算量和参数量成倍增加,且检测速度较低,不能满足轻量化的要求。EfficientViT 网络相比 MobileNetV3 网络和 EfficientFormerV2 网络识别精度高,同时计算量是 PoolFormer 网络的近 1/3,因此,在综合考虑模型计算量、识别精度、推理速度等因素后,选用 EfficientViT 作为改进后模型的主干网络。

表 1 不同主干网络实验结果对比

Table 1 Comparison of experimental results of different backbone networks

YOLOv5 主干网络	<i>mAP</i> @	参数量/	计算量/	帧率/
	0.5	M	GFLOPs	(帧·s ⁻¹)
EfficientViT	0.816	5.6	9.8	70
MobileNetV3	0.764	3.5	6.3	89
EfficientFormerV2	0.786	4.1	8.2	61
PoolFormer	0.843	12.6	31.4	51

表 2 消融实验结果对比

Table 2 Comparison of ablation results

网络模型	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>mAP</i> @ 0.5	参数量/M	计算量/GFLOPs	帧率/(帧·s ⁻¹)
YOLOv5	0.861	0.841	0.852	7.0	15.8	112
YOLOv7	0.880	0.803	0.840	36.5	103.4	123
YOLOv5+EfficientViT	0.847	0.768	0.816	5.6	9.8	70
YOLOv5+EfficientViT+SimAM	0.870	0.791	0.840	5.6	9.8	68
YOLOv5+EfficientViT+SimAM+Soft-NMS	0.871	0.792	0.864	5.6	9.8	65

由消融实验对比结果可知,在缺陷检测数据集上,YOLOv5 的 *mAP* 值和参数量都要优于 YOLOv7 算法,因此选用 YOLOv5 模型进行一系列的改进。改进主干网络后的模型相较于 YOLOv5 模型 *mAP* 值降低了 3.6 百分点,但模型参数量和计算量相较于原网络都有大幅度减小,模型体积更小。在改进主干网络的基础上又引入无参数注意力机制 Si-mAM,使得模型 *mAP* 值提高了 2.4 百分点。为进一步提高检测精度,在以上改进的基础上又加入了 Soft-NMS,模型 *mAP* 值又提高了 2.4 百分点,但帧率有所下降。通过以上几种优化策略对原模型进行改进,最终模型的 *mAP* 值为 86.4%,与改进前相比提高 1.2 百分点,参数量减少了 20%,计算量减少了 38%;模型大小为 11 MB,相较于原模型的 13.7 MB

除了引入 EfficientViT 网络作为主干网络之外,还在 YOLOv5 算法的 Neck 部分引入 SimAM 无参数注意力机制,同时加入 Soft-NMS 进行目标框筛选,在模型轻量化的同时提高了模型的检测精度,使其更适用于移动端的部署。针对 YOLOv5 模型的不同改进方式进行消融实验,同时与其他算法进行对比,在对模型训练 100 个 *Epoch* 后,实验对比结果如表 2 所示。

减少了 19.7%,同时具备轻量和精准的特点。虽然帧率降低为 65 帧/s,但依然具有较快的推理速度,基本满足外部缺陷实时检测要求。

如图 7 所示,从模型的 *P-R* 曲线中可以得到所有外部缺陷的 *mAP* 值,根据 *AP* 值的定义可知,改进后模型的 *AP* 值较高,从而 *mAP* 值也较高,识别效果更好。其中,变压器漏油缺陷和呼吸器破损缺陷的 *mAP* 值在改进前后变化较大,提升明显。硅胶变色缺陷和箱门闭合异常缺陷在改进前后 *mAP* 值没有发生明显变化。在改进后的模型中,表计破损和箱门闭合异常的识别精度较高,*mAP* 值分别稳定在 97.7%和 93.9%。

使用改进前后的模型来对外部缺陷进行识别对比,检测结果如图 8 所示。通过图 8 中置信度的数

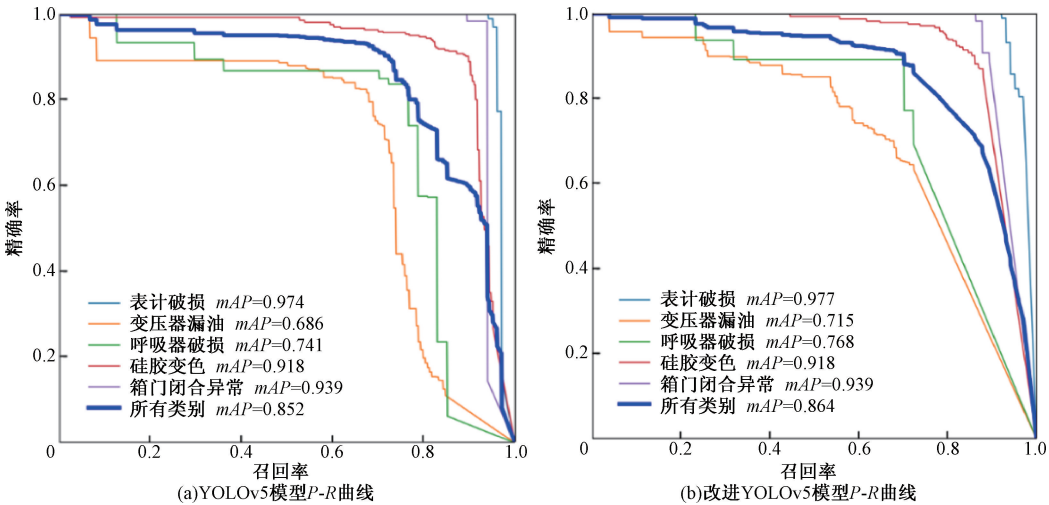


图 7 *P-R* 曲线对比

Figure 7 Comparison of *P-R* curves

值大小可以对模型识别的准确程度进行评估。由图 8 可知,变压器漏油和硅胶变色缺陷在改进后识

别置信度提升明显,表计破损缺陷和箱门闭合异常缺陷在改进前后识别置信度变化不大。

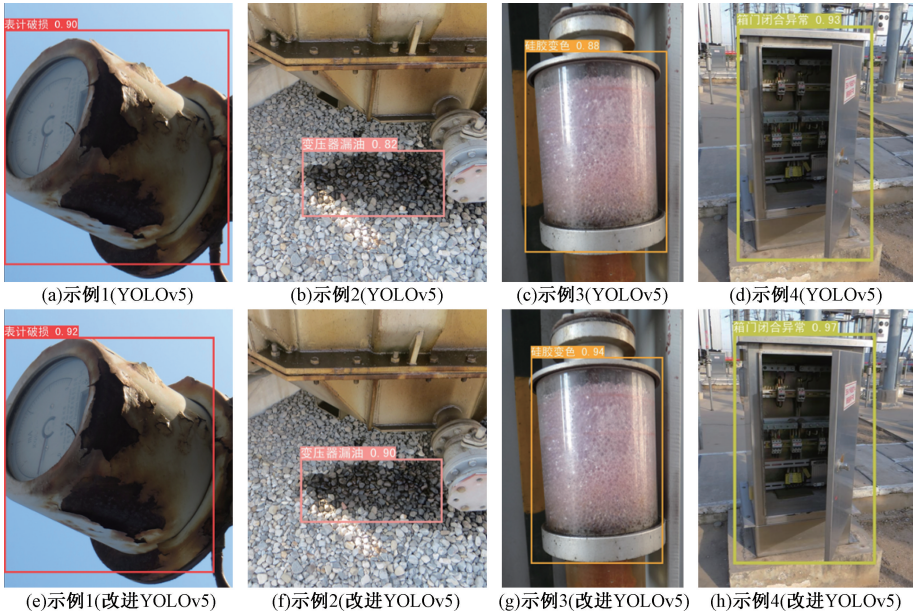


图 8 设备外部缺陷检测结果对比

Figure 8 Comparison of equipment external defect detection results

5 结论

本文针对目标检测模型不够轻量化,识别精度低等问题对 YOLOv5 模型进行改进,以表计破损、变压器漏油、呼吸器破损、硅胶变色、箱门闭合异常这 5 种常见电气设备外部缺陷为研究对象,提出了一种轻量化 YOLOv5 模型。改进过程中,将主干网络替换为 EfficientViT 网络,模型参数量减少了 20%,计算量减少了 38%;在 Neck 中加入 SimAM 注意力机制,解决变电站复杂背景下识别精度差的问题;同时将 NMS 改进为 Soft-NMS,减少缺陷误检现象发生。改进后的模型相比原模型 *mAP* 值提高了 1.2%,在保证轻量化的同时提升了检测精度。同时模型占用内存小,对于模型部署到移动端具有一定的优势,能够满足变电站电气设备外部缺陷实时检测的需求。

参考文献:

[1] 齐冬莲,韩译锋,周自强,等. 基于视频图像的输变电设备外部缺陷检测技术及其应用现状[J]. 电子与信息学报, 2022, 44(11): 3709-3720.
QI D L, HAN Y F, ZHOU Z Q, et al. Review of defect detection technology of power equipment based on video images[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2022, 44(11): 3709-3720.

[2] 何国立,齐冬莲,闫云凤. 一种基于关键点检测和注意力机制的违规着装识别算法及其应用[J]. 中国电

机工程学报, 2022, 42(5): 1826-1837.

HE G L, QI D L, YAN Y F. An illegal dress recognition algorithm based on key-point detection and attention mechanism and its application[J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42(5): 1826-1837.

[3] GIRSHICK R. Fast R-CNN[C]//2015 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). Piscataway: IEEE, 2015: 1440-1448.

[4] 李文璞,谢可,廖道,等. 基于 Faster RCNN 变电设备红外图像缺陷识别方法[J]. 南方电网技术, 2019, 13(12): 79-84.

LI W P, XIE K, LIAO X, et al. Intelligent diagnosis method of infrared image for transformer equipment based on improved Faster RCNN[J]. Southern Power System Technology, 2019, 13(12): 79-84.

[5] 林刚,王波,彭辉,等. 基于改进 Faster-RCNN 的输电线巡检图像多目标检测及定位[J]. 电力自动化设备, 2019, 39(5): 213-218.

LIN G, WANG B, PENG H, et al. Multi-target detection and location of transmission line inspection image based on improved Faster-RCNN[J]. Electric Power Automation Equipment, 2019, 39(5): 213-218.

[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] 朱惠玲,牛哲文,黄克灿,等. 基于单阶段目标检测算法的变电设备红外图像目标识别及定位[J]. 电力自动化设备, 2021, 41(8): 217-224.

- ZHU H L, NIU Z W, HUANG K C, et al. Identification and location of infrared image for substation equipment based on single-stage object detection algorithm[J]. *Electric Power Automation Equipment*, 2021, 41(8): 217-224.
- [8] 陈婷, 周旻, 韩勤, 等. 基于改进YOLOv4的变电站缺陷检测[J]. *计算机系统应用*, 2022, 31(6): 245-251.
- CHEN T, ZHOU M, HAN Q, et al. Defect detection for substation based on improved YOLOv4[J]. *Computer Systems and Applications*, 2022, 31(6): 245-251.
- [9] 王佰川, 王聪. 基于改进YOLOv4的配电线路绝缘子与避雷器快速检测研究[J]. *电瓷避雷器*, 2023(3): 166-174.
- WANG B C, WANG C. Rapid detection of insulators and arrester on distribution lines based on improved YOLOv4[J]. *Insulators and Surge Arresters*, 2023(3): 166-174.
- [10] 肖桢俊, 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 C J, PAN R Z, LI C, et al. Research on defect detection technology based on improved YOLOv5s insulator[J]. *Electronic Measurement Technology*, 2022, 45(24): 137-144.
- [11] CAI H, LI J Y, HU M Y, et al. EfficientViT: multi-scale linear attention for high-resolution dense prediction[EB/OL]. (2022-05-29)[2024-02-10]. <http://arxiv.org/abs/2205.14756>.
- [12] YANG L X, ZHANG R Y, LI L D, et al. SimAM: a simple, parameter-free attention module for convolutional neural networks[C]//International Conference on Machine Learning. New York: ACM, 2022:11863-11874.
- [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: IEEE, 2017: 5562-5570.
- [14] 郝帅, 杨磊, 马旭, 等. 基于注意力机制与跨尺度特征融合的YOLOv5输电线路故障检测[J]. *中国电机工程学报*, 2023, 43(6): 2319-2331.
- HAO S, YANG L, MA X, et al. YOLOv5 transmission line fault detection based on attention mechanism and cross-scale feature fusion[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2023, 43(6): 2319-2331.
- [15] 曾耀, 高法钦. 基于改进YOLOv5的电子元件表面缺陷检测算法[J]. *浙江大学学报(工学版)*, 2023, 57(3): 455-465.
- ZENG Y, GAO F Q. Surface defect detection algorithm of electronic components based on improved YOLOv5[J]. *Journal of Zhejiang University (Engineering Science)*, 2023, 57(3): 455-465.
- [16] LIU X Y, PENG H W, ZHENG N X, et al. EfficientViT: memory efficient vision transformer with cascaded group attention[EB/OL]. (2023-05-11)[2024-02-10]. <http://arxiv.org/abs/2305.07027>.
- [17] 张森, 万吉林, 王慧芳, 等. 基于注意力机制的卷积神经网络指针式仪表图像读数识别方法[J]. *电力自动化设备*, 2022, 42(4): 218-224.
- ZHANG S, WAN J L, WANG H F, et al. Convolutional neural network based on attention mechanism for reading recognition of pointer-type meter images[J]. *Electric Power Automation Equipment*, 2022, 42(4): 218-224.
- [18] 宁纪锋, 林靖雅, 杨蜀秦, 等. 基于改进YOLO v5s的奶山羊面部识别方法[J]. *农业机械学报*, 2023, 54(4): 331-337.
- NING J F, LIN J Y, YANG S Q, et al. Face recognition method of dairy goat based on improved YOLO v5s[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2023, 54(4): 331-337.
- [19] 高新阳, 魏晟, 温志庆, 等. 改进YOLOv5轻量级网络的柑橘检测方法[J]. *计算机工程与应用*, 2023, 59(11): 212-221.
- GAO X Y, WEI S, WEN Z Q, et al. Citrus detection method based on improved YOLOv5 lightweight network[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2023, 59(11): 212-221.
- [20] 刘思言, 王博, 高昆仑, 等. 基于R-FCN的航拍巡检图像目标检测方法[J]. *电力系统自动化*, 2019, 43(13): 162-168.
- LIU S Y, WANG B, GAO K L, et al. Object detection method for aerial inspection image based on region-based fully convolutional network[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2019, 43(13): 162-168.
- [21] 唐靓, 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 J, YU M H, WU M H, et al. Insulator defect detection algorithm based on improved YOLOv5[J]. *Journal of Central China Normal University (Natural Sciences)*, 2022, 56(5): 771-780.
- [22] JIN Y, GAO H F, FAN X L, et al. Defect identification of adhesive structure based on DCGAN and YOLOv5[J]. *IEEE Access*, 2022, 10: 79913-79924.
- [23] 秦晓辉, 黄启东, 常灯祥, 等. 基于改进YOLOv5的露天矿山目标检测方法[J]. *湖南大学学报(自然科学版)*, 2023, 50(2): 23-30.
- QIN X H, HUANG Q D, CHANG D X, et al. Object detection method in open-pit mine based on improved YOLOv5[J]. *Journal of Hunan University (Natural Sciences)*, 2023, 50(2): 23-30.

Electrical Equipment External Defect Detection Based on Lightweight YOLOv5

LIAO Xiaohui¹, XIE Zichen¹, XIN Zhongliang², CHEN Yi¹, YE Liangjin¹

(1. School of Electrical and Information Engineering, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China; 2. State Grid Zhengzhou Power Supply Company, Zhengzhou 450007, China)

Abstract: In order to improve the accuracy of real-time detection of external defects of electrical equipment in substations and make the detection model more lightweight, a lightweight YOLOv5 based external defect detection method for electrical equipment was proposed. Firstly, the external defect image dataset of electrical equipment was constructed and processed by data enhancement. Secondly, three optimization strategies were used to improve the original YOLOv5. The EfficientViT network was introduced to improve the backbone network of the algorithm to reduce the number of model parameters, and the SimAM parameter-free attention mechanism was added to the Neck part of the algorithm to improve the recognition accuracy with the complex background of the substation. At the same time, the Soft-NMS module was used to improve the screening method of the detection box to avoid the phenomenon of defect missed detection. Finally, verified by ablation test, the *mAP* value of the lightweight external defect detection model of electrical equipment was stable at 86.4%, which was 1.2 percentage points higher than that of the original model, the number of model parameters were reduced by 20%, the calculation amount was reduced by 38%, and the model size was 11 MB, which was 19.7% lower than that of the original model. The improved model could meet the requirements of real-time detection of external defects of equipment.

Keywords: defect detection; electrical equipment; lightweight YOLOv5; EfficientViT network; SimAM attention; Soft-NMS structure

(上接第 116 页)

Effect of Fire Extinguishing Agents on Compressive Strength and Splitting Tensile Strength of Concretes Exposed to High Temperatures

KUANG Yida¹, YAO Zhimin², BIAN Huiting¹, ZHAO Jun¹, LI Xinzhe¹, ZHANG Lijuan¹

(1. School of Mechanics and Safety Engineering, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China; 2. School of Mechanical Engineering, Zhengzhou University of Science and Technology, Zhengzhou 450064, China)

Abstract: To study the influences of fire extinguishing agents on the mechanical performance of concretes after high temperatures, specimens of different curing ages were heated to different temperatures at 5 ℃/min and 10 ℃/min heating rates, and then they were maintained at different constant temperatures of 200 ℃, 400 ℃, 600 ℃ and 800 ℃ for one hour. The mass loss rate of specimens of different curing ages and heating temperatures were tested. Specimens were moved into a tempered glass frame. Water, Halon 1211, CO₂ and HFC-227ea were used to treat these specimens. The results showed that the mass loss rates of the specimen with 7 d and 14 d curing age were significantly higher than that in 28 d curing age at 400 ℃. Fire extinguishing agents did not affect the compressive strength of the specimens at room temperature. Water, Halon 1211, and HFC-227ea could reduce compressive strength of the specimens after high temperature treatment at 400 ℃ and 600 ℃. However, water cooling treatment at 600 ℃ could increase the compressive strength of the specimen with 7 d and 14 d curing age by 9.14% and 9.18%. Curing age did not affect the experimental results of Halon 1211 and HFC-227ea, and the compressive strength of the specimen was relatively low at 800 ℃, which could not reflect the influence of different treatment methods on the compressive strength. Water, Halon 1211, and HFC-227ea fire extinguishing agents could reduce the splitting tensile strength of concrete at 400 ℃. CO₂ had no influence on the compressive strength and splitting tensile strength of concrete.

Keywords: concrete; high temperature; fire extinguishing agents; compressive strength; splitting tensile strength; curing age; mass loss rate