

基于秩分解和强语义信息融合的电力巡检算法^{*}

刘丹丹 梁爽 季堂煜

(上海电力大学电子与信息工程学院 上海 201306)

摘要:针对现行电力巡检方法对于高似然目标区分能力较差、检测速度较慢等问题,提出 TR-YOLOv5 模型。在网络第 0 层引入卷积注意力机制模块(CBAM),加强网络对细粒度特征的提取能力,并在网络最深层借助 Transformer 注意力进行编码,加强语义信息的传递能力。对于模型残差结构中的 3×3 卷积进行秩分解,压缩模型的冗余参数量。在特征融合阶段提出 GPAN 结构,以 GSPP 控制各尺度的变换,提高特征融合对各尺度信息的融合。在主干网络与同尺度特征融合结构的连接中加强了语义信息的融合,提高模型的检测能力。在模型训练过程中,以边框回归损失函数(SIOU)和 CrossEntropy Loss 作为 IOU 和分类损失回归函数提高模型的定位、分类能力。将训练完成的模型采用 PyQt 进行封装,提高了人机交互体验。实验结果表明,TR-YOLOv5 模型检测平均精度值(mAP)达到 97.1%,模型浮点运算量减少到 3.6 GFLOPs。消融实验与对比试验证明了 TR-YOLOv5 模型能有效解决电力巡检过程中的前述问题。

关键词:电力巡检;注意力机制;YOLOv5;SIOU;模型封装

中图分类号: TM75;TP391.41 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.80

Power patrol inspection algorithm based on rank decomposition and strong semantic information fusion

Liu Dandan Liang Shuang Ji Tangyu

(College of Electronics and Information Engineering, Shanghai University of Electric Power, Shanghai 201306, China)

Abstract: The TR-YOLOv5 model is proposed to address the problems of poor differentiation ability and slow detection speed of existing power patrol methods for high-likelihood targets. CBAM attention is introduced in layer 0 of the network to enhance the network's ability to extract fine-grained features; and in the deepest layer of the network, encoding is performed with the help of Transformer attention to enhance the semantic information transfer capability. For the 3×3 convolution in the residual structure of the model, rank decomposition is performed to compress the amount of redundant parameters of the model. The GPAN structure is proposed in the feature fusion stage to control the transformation of each scale with GSPP to improve the fusion of feature fusion to information at each scale. The connection of the backbone network with the same-scale feature fusion structure is used to enhance the fusion of semantic information and improve the detection capability of the model. In the model training process, SIOU and CrossEntropy Loss are used as IOU and classification loss regression functions to improve the localisation and classification ability of the model. The completed training model was wrapped in PyQt to improve the human-computer interaction experience. The experimental results show that the average accuracy (mAP) of the TR-YOLOv5 model detection reaches 97.1% and the model floating point operations are reduced to 3.6 GFLOPs. ablation experiments and comparison tests demonstrate that the TR-YOLOv5 model can effectively solve the aforementioned problems in the power inspection process.

Keywords: power inspection; attention mechanism; YOLOv5; SIOU; model package

收稿日期:2022-11-10

^{*} 基金项目:中国自然科学基金青年基金(62105196)项目资助

0 引言

输电线路的平稳有序运行是电力平稳传输的先决条件,因此开展电力巡检意义重大。电力巡检的主要难点在于危险性高^[1]、环境复杂^[2]以及目标似然性高^[3]等方面。人工检测法虽然检测结果较为准确,但是成本极大,危险系数高。图像处理方法不仅降低了巡检过程中意外发生的概率且能有效解决部分场景下的电力巡检问题。Zhai等^[4]提出了一种基于显著性和自适应形态学的绝缘子故障检测算法,平均准确率达到92%。黄万伟等^[5]提出将图像融合与H.265编码技术进行结合的无人值守电力巡检系统设计,较好地实现了绝缘子故障缺陷检测。上述传统图像处理方法虽然规避了人工巡检的风险,但要求图像质量苛刻,可迁移性差,对于复杂场景下的电力目标巡检性能较差。

深度学习算法弥补了传统图像处理方法的问题^[6]。马鹏等^[7]使用迁移学习算法解决了变电站目标的识别定位问题。缪希仁等^[8]提出一种基于深度卷积神经网络的防鸟刺部件识别与故障检测方法,平均精度(mAP)可达95.36%。史晋涛等^[9]针对小样本电网异物检测数据集进行扩充,实现了将深度学习应用于电网异物检测的可能。崔昊扬等^[10]提出一种基于卷积神经网络的电气仪表快速检测方法,并将模型部署于机器人中,有效提高了电力仪表巡检的效果。马进等^[11]通过改进YOLOv4,对于绝缘子实现了较为准确地检测。上述方法为深度学习应用于电力巡检奠定了基础,但并未考虑模型参数量对其推理速度的影响^[12-13]。

为了解决模型参数量过大的问题,张凡等^[14]设计了一种基于YOLOv5s的高性能轻量化网络模型,模型参数降低了52.37%,计算量降低了54.55%。宋中山等^[15]提出SL-YOLO,模型内存减少89.4%,浮点运算量下降88.4%,检测速度提升了近2倍。王浩等^[16]提出了一种轻

量化的光学遥感影像目标检测算法LW-YOLO,该算法有效平衡了网络速度与精度。

已有研究成果证明了轻量化模型在电力巡检中的可行性,但仍然存在复杂度高、实时性差及接口不友好等可改进之处。为此,本文提出基于秩分解和强语义信息融合的模型(transformer-YOLOv5,TR-YOLOv5)模型,以实现网络速度与精度的平衡。在主干网络第0层引入卷积注意力机制模块^[17](convolutional block attention module,CBAM),提高模型的定位能力;以交错卷积^[18](CrossConv)取代残差结构,压缩网络冗余参数量;引入Transformer注意力编码机制^[19],提高模型对高维语义信息的关注度;提出GPAN特征融合网络,以改进后的空间金字塔池化结构^[20](spatial pyramid pooling,SPP),即GSPP结构控制各阶段特征图尺寸变化,提高各尺度特征图的表达能力;在网络最深层加强主干网络与该结构的跨越连接,强化语义信息的融合。在模型迭代过程中,以边框回归损失函数^[21](splicing intersection over union,SIOU)作为目标框损失回归函数,提高模型的定位能力;采用类别互斥损失函数^[22](CrossEntropy Loss)作为分类损失函数,提高单类互斥目标的分类能力。通过对比和消融实验证明了本文模型在电力巡检方面的有效性。

1 TR-YOLOv5 模型

YOLOv5s(YOLOv5-small)模型是YOLOv5系列模型中最为轻量化的模型,此模型虽然具有较少的冗余参数量,但不能较好地胜任复杂场景下的多尺度电力巡检任务。针对上述不足,对于模型的主干网络以及特征融合结构进行改进,提出TR-YOLOv5模型,整体结构如图1所示。模型的主干网络为改进后的CSPNet(CSPNet with CrossConv,CCSPNet),该网络可快速获取电力巡检重要对象的多维数据特征。此外,TR-YOLOv5模型分别在第

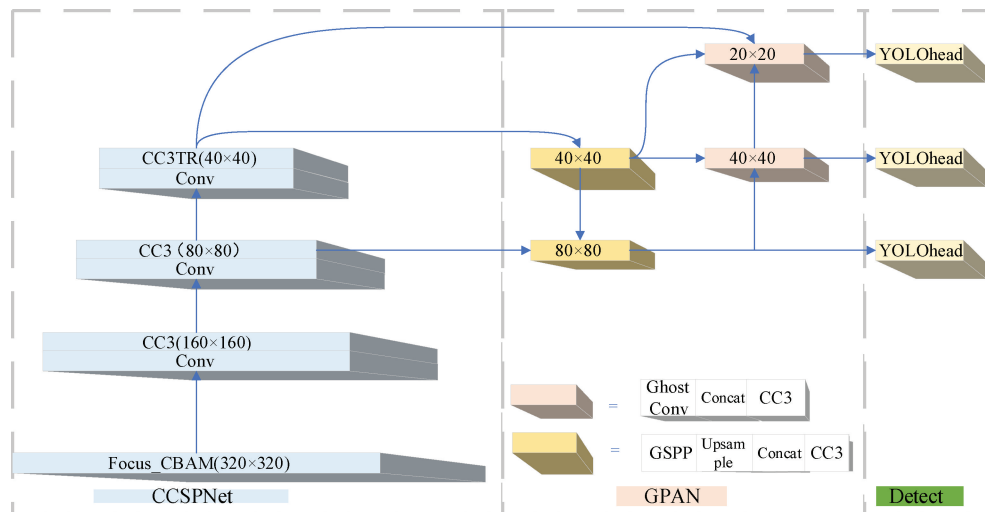


图1 TR-YOLOv5 结构

4、6层获取尺寸为 80×80 和 40×40 的特征图用于特征融合,在特征融合完成后,模型用 80×80 、 40×40 以及 20×20 三个尺度进行检测。

1.1 CCSPNet 主干网络结构

YOLOv5 模型的主干网络具有较强的学习能力,但仍然存在网络复杂度高、浅层位置信息提取能力较弱及深层语义信息表达能力较弱等不足。针对上述 3 点进行如下改进。

1) Focus_CBAM 结构

Focus 结构通过无损隔点压缩升维,无差别保留了所有信息,对于复杂场景下电力巡检而言,大量冗余信息被保留。针对上述缺陷,引入 CBAM 注意力机制,同时从通道以及位置两个维度加强对于电力巡检目标的关注度,改善了主干网络对于局部位置信息的提取能力。Focus_CBAM 结构如图 2 所示。

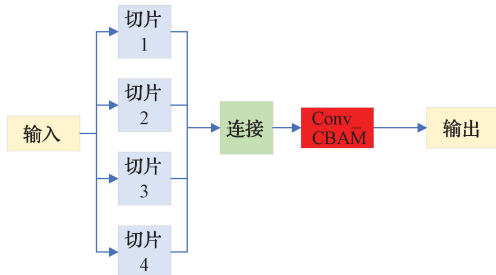
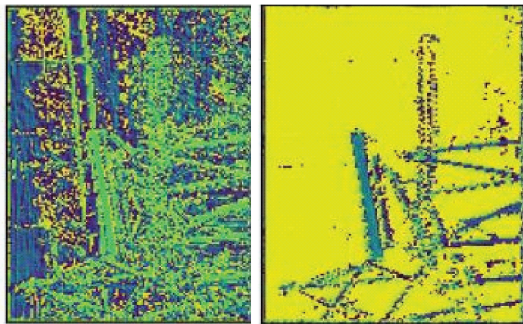


图 2 Focus_CBAM 结构

图 3 所示为引入 CBAM 注意力机制前后可视化特征图。从图 3(b)可以看出,对于绝缘子部分的位置信息表达更为精确,并且相较于图 3(a),干扰信息更少,能更好地表达有效信息。



(a) 引入CBAM前的特征图 (b) 引入CBAM注意力后的特征图

图 3 引入 CBAM 注意力前后的特征图

2) 秩分解残差网络结构

残差网络虽然具有较强学习和表达能力,但其中的 3×3 卷积在表达特征过程中存在着较多的冗余参数量。因此,本文提出采用秩分解的方式,降低其参数量。通过使用 3×1 和 1×3 卷积取代 3×3 卷积,即为使用 Cross-Conv 有效压缩了模型的参数量。改进后的残差网络结构(C3 with CrossConv,CC3),如图 4 所示。

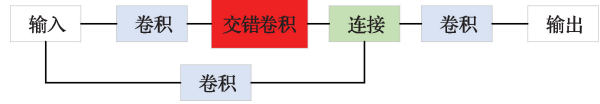


图 4 CC3 模型结构示意图

3) 增强上下文语义信息模块

本文将 Trasnformer 编码机制融合在网络最深层的残差结构中,加强深层语义信息的传递能力,提高模型的分类能力,如图 5 所示。在 Transformer 编码单元自注意力的计算过程中,网络的各个单元格会搜索与其他单元格的潜在关系并将其关联起来,进而得出丰富的、相关的特征信息。而该结构中的两个残差层,不仅挖掘了特征的表征潜能,也增加了捕获不同局部信息的能力。

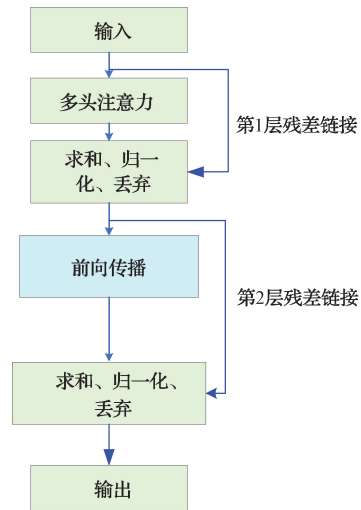


图 5 Transformer 注意力编码器结构

1.2 GPAN 特征融合结构

YOLOv5 特征融合结构对于深层次信息的特征融合能力较差,降低了模型检测效果。本文提出了 GPAN 特征融合结构,如图 1 所示(GPAN 模块)。由图 1 可知,在原始网络深层次检测部分增加了一层连接,利用上下文融合增强目标特征由此可弥补卷积前后可能造成的信息缺失。同时,单纯地采用卷积块虽然可以较好地提取局部特征,但是提取的信息只停留在固定维度,忽视了全局信息的融合。故在特征融合各阶段使用 GSPP 结构控制特征图的形状。

1) 增强上下文语义信息模块

深度学习经过多次重复性卷积运算,极易造成图像扭曲,导致特征提取能力的降低。本文将低参数量面向幽灵卷积块^[23](GhostConv)与 SPP 模型进行融合,构建了 GSPP 模块。该模块继承了 SPP 模型多尺度特征图的融合能力,且因引入 GhostConv 模块后,以低参数量的线性变化获取近似特征图,相比于原始卷积算法减小了参数量,其结构如图 6 所示。

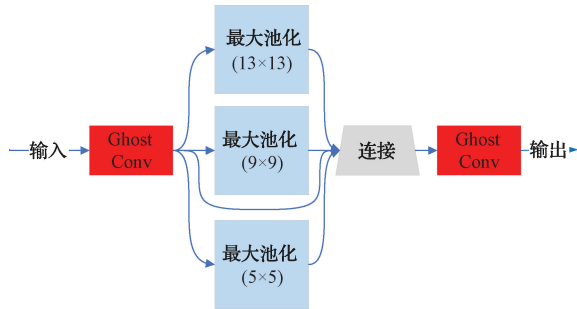


图6 GSPP结构

GSPP模块通过 $1 \times 1, 5 \times 5, 9 \times 9, 13 \times 13$ 四步长的池化,获取不同感受野的信息,并采用 GhostConv 进行融合再提取,加速信息的融合。可视化改进前后的特征图如图7所示。

对比图7(a)、(b)以及(c)、(d)可知,采用 GSPP 后,各阶段获取的特征信息更为明显。

2) 深度残差融合网络

随着网络深度的不断加深,网络通道数达到最大。通过增加主干网络与特征融合间的残差连接,可以丰富网络对高维语义信息的融合。增加残差式连接,能在不引入参

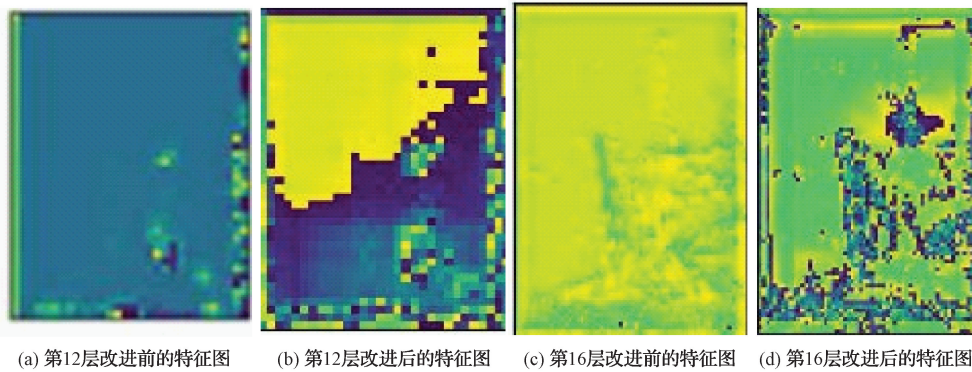


图7 GSPP 替换 Conv 的特征图对比

数量的前提下,提高主干网络与特征融合结构的关联度。

1.3 损失函数改进

针对电力巡检过程中的高似然目标以及定位问题,本文将 CrossEntropy Loss 作为分类损失函数,将 SIOU 作为目标定位回归函数,提高模型的分类、定位能力。

1) 类别互斥修正损失函数

CrossEntropy Loss 损失函数将模型的输出概率转换到 $0 \sim 1$,定义如式(1)所示。由式(1)中 \log 函数可知,概率越接近1,对应 L 的绝对值越小,其表示的确定性越大,信息量越小,反之信息量越大。这样避免了不必要的后处理操作,加速了模型的推理速度。

$$L = - \sum_{i=1}^n y \cdot \log_2 \hat{y} \quad (1)$$

式中: y 是真实分类标签值; \hat{y} 是模型预测结果。

2) SIOU 回归损失函数

通过引入 SIOU 损失函数提高模型目标框区域的回归速度,该损失函数考虑到真实框和预测框之间的向量角度,限制了模型训练过程中的自由度,提高了模型的准确性,其计算定义如下:

$$L_{\text{box}} = 1 - IoU + \frac{\Delta + \Omega}{2} \quad (2)$$

式中: Δ 表示距离损失。计算公式如下:

$$\Delta = \sum_{t=x,y} (1 - e^{-\gamma \rho_t}) = 2 - e^{-\gamma \rho_x} - e^{-\gamma \rho_y} \quad (3)$$

其中, $\rho_x = \{(b_{cx}^{gt} - b_{cx})/c_w\}^2$, $\rho_y = \{(b_{cy}^{gt} - b_{cy})/c_h\}^2$,

$\gamma = 2 - \Lambda$, $\Lambda = 1 - 2\sin^2(\arcsin(x) - \pi/4)$ 。 (c_h, c_w) 为真实框和预测框最小外接矩形的宽和高。如图8所示,当 $\alpha \rightarrow 0$ 时,距离损失函数的贡献大大降低。相反, α 越接近 $\pi/4$,距离损失贡献越大。 Ω 表示形状损失函数,计算公式如式(4)所示。

$$\Omega = \sum_{t=w,h} (1 - e^{-\tau w_t})^\theta = (1 - e^{-\tau w})^\theta + (1 - e^{-\tau h})^\theta \quad (4)$$

其中, $\tau_w = |\tau w - \tau w^{gt}| / \max(\tau w, \tau w^{gt})$, $\tau_h = |h - h^{gt}| / \max(h, h^{gt})$, $(\tau w, h)$ 和 $(\tau w^{gt}, h^{gt})$ 分别为预测框和真实框的宽和高, θ 为权重系数。

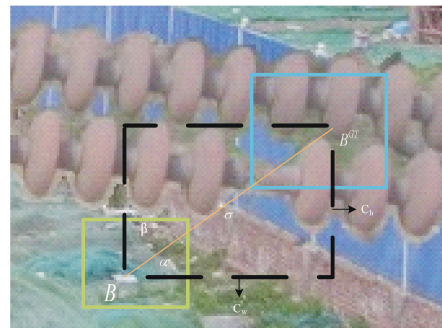


图8 SIOU示意图

2 实验结果与分析

2.1 数据采集与处理

从网络上爬取绝缘子、缺陷绝缘子以及塔杆图片,并

对其采用旋转、裁剪、翻折等数据增强方法,构建电力巡检主要目标数据集。扩充并标注后的数据集包含样本 4 672 张。

2.2 评价指标

通过测试准确率 (precision)、召回率 (recall)、mAP 和模型大小及参数量来评价模型的性能。评价指标定义如下:

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad (5)$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \quad (6)$$

$$AP = \int_0^1 P dR \quad (7)$$

$$mAP = \frac{\sum_{i=1}^N AP_i}{N} \quad (8)$$

式中: TP 为正样本正确识别为正样本的数量; FP 为负样本被正确识别为负样本的概率; FN 为正样本被识别为负样本的数量; N 为检测目标的总类别数; AP 为 Precision-Recall 曲线的面积; mAP 为各类目标的 AP 的平均值。

2.3 模型性能对比

采用表 1 所示的实验平台进行后续实验。

表 1 软硬件环境平台配置

配置名称	配置参数
GPU 加速库	cuda11.1+ cudnn8.2.1
深度学习框架	Pytorch1.8.0
CPU	Intel i7-12700F
计算机内存	16 GB
GPU	NVIDIA RTX3060Ti 8 G
Python 版本	3.8.8
操作系统	Windows11 64 位
软件库文件	numpy 1.20.1 opencv 4.5.4.58 cuda 11.1

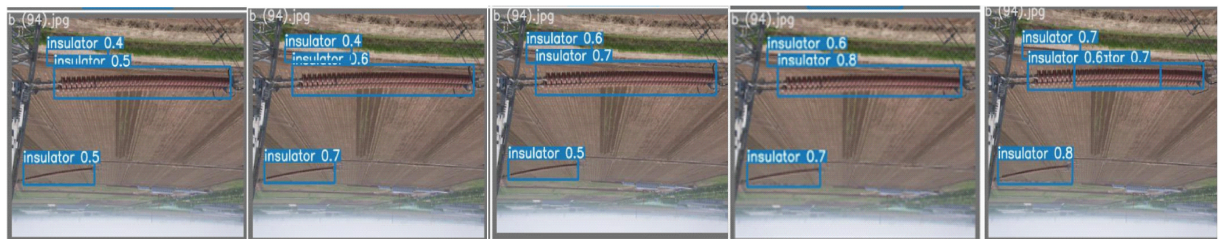
将本文提出的模型与 YOLOv3、YOLOv5s、YOLOv3-tiny、YOLOv4、YOLOv5s-transformer 进行比较。结果如表 2 所示。

表 2 不同模型各项指标对比

模型	precision /%	recall /%	mAP /%	浮点数 /GFLOPs
YOLOv3 ^[24]	92.6	96.6	97.1	13.0
YOLOv5s ^[18]	94.9	94.8	96.6	12.8
YOLOv3-tiny ^[24]	47.1	90.3	48.9	12.9
YOLOv4 ^[25]	92.4	93.4	93.5	125.9
YOLOv5s-Transformer	94.0	96.5	96.6	4.1
本文	94.0	97.1	97.1	3.6

分析表 2 可知,1)本文模型 mAP 达到 97.1%,参数量为 3.6 GFLOPs,较 YOLOv5s-transformer 模型平均精度值提升了 0.5%,参数量减小了 0.5 GFLOPs。网络速度与精度之间实现了更好的平衡;2)网络相比于 YOLOv3 模型,浮点数运算量下降明显,网络推理速度明显加快,且网络检测性能没有出现过多损失;3)本模型相比于 YOLOv5s,模型 mAP 提高了 0.5%,浮点数运算量下降了 9.2 GFLOPs,网络实现了速度与精度更高维的平衡;4)本文与 YOLOv3-tiny 模型相比,准确度较高,原因是 YOLOv3-tiny 只有两个网络位置靠后的检测头,对于浅层信息提取能力较弱,导致模型对于目标定位能力较弱,进而降低了检测的效果;5)本模型相比于 YOLOv4 浮点数运算量减小了 122.3 GFLOPs,有效加速了模型检测的速度。综上所述,本文模型对于多目标高效电力巡检对象能够更好地实现检测。可视化检测结果如图 9 所示。

由图 9 可知,YOLOv5s-transformer 模型检测精度略低于本文模型,YOLOv3、YOLOv5s 模型检测精度较低,YOLOv3-tiny 模型检测结果会出现锚框重复现象,说明原始算法效果较差。而从图 9 可以看出,本文模型对于被遮挡部分检测效果更好。



(a) 原始 YOLOv5-transformer 检测结果 (b) 原始 YOLOv3 检测结果 (c) 本文模型检测结果 (d) 原始 YOLOv5 检测结果 (e) YOLOv3-tiny 模型检测结果

图 9 多模型对比检测

2.4 消融实验

进一步通过消融实验证明本文算法有效性。如表 3 所示,以原始 YOLOv5s 开始进行消融实验。

由表 3 可知,在 YOLOv5s 网络模型的基础上引入 GPAN 特征融合结构,加强了高维语义信息的传递能力,提高了模型的精度和召回率。引入 CrossEntropy Loss

后,网络对于近似目标的区分能力有所提高,故模型召回率有所提升。以 CCSPNet 网络作为主干网络后,网络的

性能几乎没有损失。引入 SIOU 损失函数后,模型的精度、召回率进一步提升。

表 3 消融实验结果表

GPAN	CrossEntropy Loss	CCSPNet	SIOU	precision/%	recall/%
×	×	×	×	94.9	94.8
√	×	×	×	95.3	95.6
√	√	×	×	95.9	97.1
√	√	√	×	92.0	95.6
√	√	√	√	94.0	97.1

消融实验证明了本文改进点通过加强深度信息的利用率以及改变模型在训练过程中的回归方式,可以有效地解决电力巡检过程中的相关不足,证明了本文算法在电力巡检中具有更好地效果。

2.5 模型部署

采用 PyQt^[26] 框架进行模型部署,借助 PyQt 界面可

以实现实时传输视频检测以及拍照回传处理检测两种检测方式。PyQt 界面及其检测结果如图 10 所示。由图 10 可知,借助 PyQt 封装出的图片检测以及视频检测接口,改善了人机交互体验。

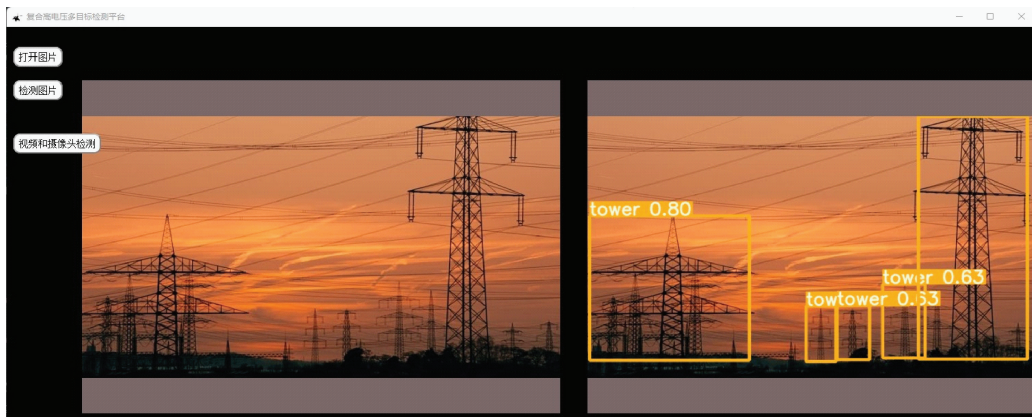


图 10 PyQt 封装检测图

3 结论

针对现行电力巡检方法对于复杂环境下检测效果不理想、高似然目标检测效果不佳等现状,提出了 TR-YOLOv5 模型。通过秩分解降低了网络模型的参数量,增加深层语义信息的融合结构,提高了网络的识别能力,在回归过程中,应用 SIOU 以及 CrossEntropy Loss 提高了模型对电力巡检目标的定位以及区分能力。将模型采用 PyQt 库进行封装后,有效提高了模型的复用率。通过构建电力巡检主要目标数据集,可以对高鲁棒场景下的电力巡检主要目标进行检测。后续工作在继续优化网络模型的基础上增加样本的多样性,进一步提高模型泛化能力,同时在网络中增加预测温度、湿度、年限等更多属性,提升网络的应用范围和价值。

参考文献

[1] 彭继慎,孙礼鑫,王凯,等. 基于模型压缩的 ED-YOLO 电力巡检无人机避障目标检测算法[J]. 仪器

仪表学报,2021,42(10):161-170.

[2] 刘志颖,缪希仁,陈静,等. 电力架空线路巡检可见光图像智能处理研究综述[J]. 电网技术,2020,44(3):1057-1069.

[3] 李鑫,刘帅男,杨桢,等. 基于改进 Cascade R-CNN 的输电线路多目标检测[J]. 电子测量与仪器学报,2021,35(10):24-32.

[4] ZHAI Y, WANG D, ZHANG M, et al. Fault detection of insulator based on saliency and adaptive morphology[J]. Multimedia Tools Appl, 2017, 76(9): 12051-12064.

[5] 黄万伟,袁博,王博,等. 基于图像融合与 H. 265 的无人值守电力巡检系统[J]. 现代电子技术, 2022, 45(6):131-136.

[6] 石晨宇,周春,靳鸿,等. 基于卷积神经网络的农作物病害识别研究[J]. 国外电子测量技术, 2021, 40(9): 93-99.

[7] 马鹏,樊艳芳. 基于深度迁移学习的小样本智能变电

- 站电力设备检测[J]. 电网技术, 2020, 44(3): 1148-1159.
- [8] 缪希仁, 林志成, 江灏, 等. 基于深度卷积神经网络的输电线路防鸟刺部件识别与故障检测[J]. 电网技术, 2021, 45(1): 126-133.
- [9] 史晋涛, 李喆, 顾超越, 等. 基于样本扩充的 Faster R-CNN 电网异物监测技术[J]. 电网技术, 2020, 44(1): 44-51.
- [10] 崔昊杨, 张雨阁, 张驯, 等. 基于边端轻量级网络的电力仪表设备检测方法[J]. 电网技术, 2022, 46(3): 1186-1193.
- [11] 马进, 白雨生. 应用于绝缘子缺陷检测的轻量化 YOLOv4 研究[J]. 电子测量技术, 2022, 45(14): 123-130.
- [12] 扶明, 郑霖, 杨超, 等. 基于深度卷积神经网络的慢动目标检测[J]. 传感器与微系统, 2022, 41(2): 111-114.
- [13] 高捷. 一种迭代机制改进基于卷积神经网络的目标检测[J]. 控制工程, 2021, 28(12): 2469-2477.
- [14] 张凡, 张鹏超, 王磊, 等. 基于 YOLOv5s 的轻量化朱鹮检测算法研究 [J/OL]. 西安交通大学学报, 2023(1): 1-12 [2023-02-07]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/61.1069.T.20220801.1516.004.html>.
- [15] 宋中山, 肖博文, 艾勇, 等. 基于改进 YOLOv4 的轻量化目标检测算法[J]. 电子测量技术, 2022, 45(16): 142-152.
- [16] 王浩, 尹增山, 刘国华, 等. 一种轻量化的光学遥感影像目标检测方法[J]. 激光与光电子学进展, 2022, 59(22): 110-121.
- [17] WOO S, PARKA J, LEE J, et al. CBAM: Convolutional block attention module[C]. European Conference on Computer Vision, 2018: 3-19.
- [18] 崔昊杨, 张雨阁, 张驯, 等. 基于边端轻量级网络的电力仪表设备检测方法[J]. 电网技术, 2022, 46(3): 1186-1193.
- [19] 王静, 李沛潼, 赵容锋, 等. 融合卷积注意力和 Transformer 架构的行人重识别方法[J/OL]. 北京航空航天大学学报: 1-12 [2022-08-12].
- [20] 项融融, 李博, 赵桥. 基于改进 YOLOv5s 的口罩佩戴检测算法[J]. 国外电子测量技术, 2022, 41(7): 39-44.
- [21] GEVORGYAN Z. SIOU Loss: More powerful learning for bounding box regression [J]. Arxiv preprint, 2022, Arxiv: 2205.12740.
- [22] 钟岳, 方虎生, 张国玉, 等. 基于 9 轴姿态传感器的 CNN 旗语动作识别方法[J]. 计算机科学, 2021, 48(6): 153-158.
- [23] HAN K, WANG Y, TIAN Q, et al. GhostNet: More features from cheap operations [C]. 2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2020: 1577-1586.
- [24] REDMON J, FARHADI A. YOLOv3: An incremental improvement [J]. Computer Science, 2018, Arxiv: 1804.02767.
- [25] BOCHKOVSKIY A, WANG C Y, LIAO H. YOLOv4: Optimal speed and accuracy of object detection [J]. Computer Science, 2020, ArXiv: 2204.10934.
- [26] 吴春波, 陈伟, 赵振华, 等. 基于 PyQt 的 SHPB 试验数据处理程序开发[J]. 计算机应用与软件, 2021, 38(12): 11-13, 80.

作者简介

刘丹丹, 副教授, 硕士生导师, 主要研究方向为电力负荷分析、嵌入式智能系统等。

E-mail: liudandan@shiep.edu.cn

梁爽(通信作者), 硕士研究生, 主要研究方向为深度学习与图像处理。

E-mail: 2315410760@qq.com

季堂煜, 硕士研究生, 主要研究方向为缺陷检测、电路设计等。

E-mail: 2114708489@qq.com