

DOI:10.13296/j.1001-1609.hva.2024.12.011

基于改进YOLOv5算法的绝缘子多缺陷检测

伍箴燎¹, 吴正平^{1,2}, 孙水发³

(1. 三峡大学电气与新能源学院, 湖北 宜昌 443002; 2. 三峡大学湖北省输电线路工程技术研究中心, 湖北 宜昌 443002;
3. 三峡大学计算机与信息学院, 湖北 宜昌 443002)

摘要: 针对绝缘子多缺陷检测精度低、检测速度慢的问题,提出一种改进YOLOv5准确判别绝缘子多缺陷检测算法(YOLOv5-GSEM)。首先通过引入GhostNet结构替换原始网络YOLOv5主干网络C3模块,提升网络运算速度;并在SPPF后引入无参注意力模块SimAM,增强有效特征,抑制干扰特征;其次引入增强特征金字塔网络(EFPN)和多尺度特征融合网络(multiscale feature fusion network, MFFN),充分融合多尺度特征,提升网络对绝缘子多缺陷的检测精度。实验结果表明,文中提出的模型平均精度均值($mAP_{0.5}$)达到87.8%,较YOLOv5算法提升了2.7%,检测速度提升了4.6%,该网络的提出为绝缘子多种缺陷检测问题提供一种更有效的方法。

关键词: 绝缘子多缺陷检测; 注意力机制; 增强特征金字塔网络; 多尺度特征融合; 轻量化

Multiple Defect Detection of Insulators Based on Improved YOLOv5 Algorithm

WU Zhenliao¹, WU Zhengping^{1,2}, SUN Shuifa³

(1. College of Electrical Engineering and New Energy, China Three Gorges University, Hubei Yichang, 443002, China;
2. Hubei Provincial Engineering Technology Research Center for Power Transmission Line, Three Gorges University, Hubei Yichang 443002, China; 3. College of Computer and Information, China Three Gorges University, Hubei Yichang 443002, China)

Abstract: Aiming at such issues as low detection accuracy and slow speed of multi-defect detection of insulator, a kind of improved YOLOv5 accurate detection algorithm for multi-defect detection of insulator(YOLOv5-GSEM) is proposed. Firstly, GhostNet structure is introduced to replace C3 module of the original YOLOv5 backbone network to improve the network computing speed. After SPPF, the non-parametric attention module SimAM is introduced to enhance the effective features and suppress the interference features. Secondly, the enhanced feature pyramid network (EFPN) and the multiscale feature fusion network (MFFN) are introduced to fully integrate multiscale features and improve the detection accuracy of multi-defects of insulator by the network. The experimental results show that the average of the accuracy of the model ($mAP_{0.5}$) proposed in this paper reaches 87.8%, which is 2.7% higher than that of YOLOv5 algorithm, and the detection speed is increased by 4.6%. The proposed network provides a more effective method for the detection of various defects of insulator.

Key words: multiple defect detection of insulator; attention mechanism; enhanced feature pyramid network (EFPN); multiscale feature fusion; lightweight

0 引言

输电线路绝缘子易受外界因素影响而损坏,从而危及到输电线路的运行稳定。随着中国输电线路规模不断扩大^[1-2],绝缘子发生故障导致危害性更

大。因此,定期巡检输电线路,排查绝缘子故障具有十分重要的意义^[3]。

对于绝缘子故障缺陷检测,人工巡检受自然环境与人为等因素影响,存在灵活性低、检测精度低的缺点。目前利用巡检机器人或无人机拍摄绝缘子图片,使用目标检测算法来辅助巡检员对绝缘子故障

收稿日期:2024-07-09; 修回日期:2024-09-17

基金项目:国家自然科学基金资助项目(61871258)。

Project Supported by National Natural Science Foundation of China(61871258).

进行检测,提高了识别绝缘子缺陷故障的效率^[4-6]。

对于输电线路绝缘子缺陷识别与定位,当前研究方法主要分为两大类。

一类是先定位图像中的绝缘子,再对绝缘子的状态进行识别。文[7]以U-Net算法为基础,使用GAN网络训练对绝缘子串分割,SCNN网络检测出绝缘子缺陷类型;文[8]通过使用快速像素聚合图像显著性算法对绝缘子目标定位,建立损伤区域颜色模型识别绝缘子损坏区域;文[9]提出基于卷积神经网络的分类器级联检测器来实现绝缘子的缺陷检测。

另一类是绝缘子缺陷检测一步实现定位和识别工作,该方法将正常绝缘子和不同缺陷故障看成检测的不同类别,可分为基于候选框的两阶段和基于回归的单阶段目标检测算法^[10-12],实现绝缘子多缺陷检测。文[13]提出一种基于Ghost卷积和通道注意力机制级联结构,将其作为YOLOv3算法的特征提取网络,以减少网络计算量;文[14]在YOLOv5中引入了CBAM注意力机制和轻量级Ghost模块完成绝缘子缺陷检测;文[15]构建多尺度特征金字塔与主干网络形成深度融合,提高准确率;文[16]采用多尺度特征融合的方法,增大网络的小尺度特征图提高对绝缘子的识别,增强特征图表征能力,但检测速度不够理想;文[17-18]使用ShuffleNetV2轻量化模块,减少模型参数,并在颈部网络引入增强多尺度特征模块融合提升检测精度。文[19]提出融入SimAM注意力机制,增强网络对绝缘子的注意力,解决了绝缘子与背景之间相互干扰致识别错误的问题;文[20]构建多尺度特征融合模块与同尺度特征的自适应加权融合模块,来增强检测网络对故障目标的检测能力。以上研究在绝缘子缺陷检测中取得效果,但大多数都针对绝缘子的一种缺陷进行检测,种类单一,难以满足绝缘子检测实际巡检需求^[21]。

为解决以上问题,文中在YOLOv5算法的基础上提出一种GhostNet-SimAM(GS)轻量化主干网络、增强特征金字塔网络(EFPN)和多尺度特征融合模块(MFFN)的改进算法(YOLOv5-GSEM)。GS模块由GhostNet与SimAM两部分组成,使用GhostNet提升检测速度,SimAM注意力模块提升精度。EFPN模块减少了经过数次的卷积操作会造成目标信息的丢失,MFFN模块引入了160×160尺度,提高模型对绝缘子小目标缺陷的感知能力。三者的改进在精度与速度之间达到平衡。最后,在包含正常绝缘子、破损绝缘子和闪络绝缘子缺陷的数据集进行验证,并与其他目标检测算法进行对比,验证了改进算法的有效性。

1 绝缘子多缺陷检测算法

1.1 YOLOv5算法

YOLOv5目标检测算法在数据增强、特征融合和损失函数进行了改进,相比于其他目标检测算法,具有检测精度与速度的优势,这使得工程部署成为可能^[22-24]。YOLOv5结构见图1。其主要由输入端(input)、主干网络(backbone)、特征融合网络(neck)和预测网络(head)4部分组成。

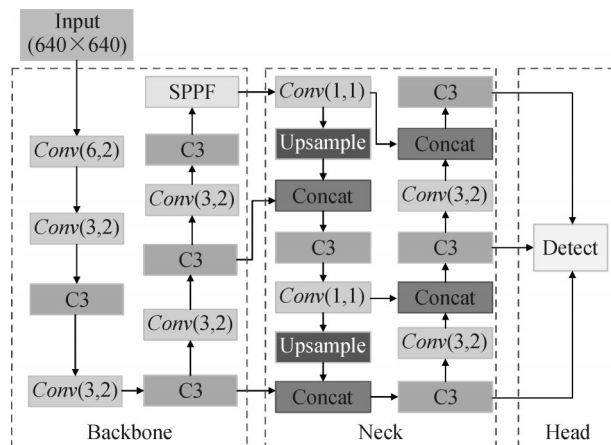


图1 YOLOv5模型结构图

Fig. 1 Model structure diagram of YOLOv5

输入图像经过主干网络进行特征提取,并得到3种尺度特征的输出。主干网络由Conv模块、C3模块、空间金字塔池化模块(spatial pyramid pooling-fast, SPPF)组成。其中SPPF将输入串行通过卷积核为5的最大值池化,解决了图像中目标大小差异较大的情况,颈部网络(neck)特征融合部分采用了特征金字塔网络(FPN)和路径聚合网络(PANet)^[25]相结合的结构,将高层特征和低层特征进行融合,提高网络特征融合的能力,获取更丰富的目标信息。

将特征融合网络输出的3种不同尺度特征(20×20, 40×40, 80×80)输入到预测部分(detect)进行目标分类与边界框回归,采用非极大值抑制方法(NMS),保留最优目标框。YOLOv5网络中组件见图2。

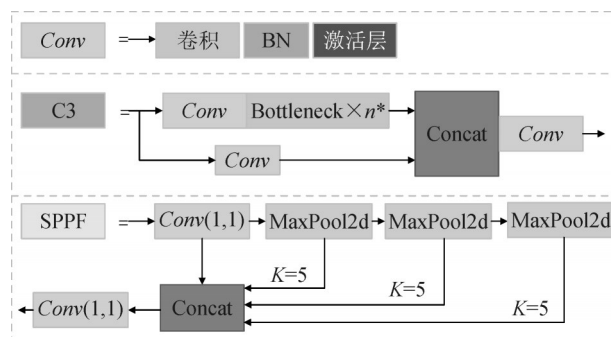


图2 YOLOv5组件结构图

Fig. 2 YOLOv5 component structure diagram

浅层网络感受野小,特征图的分辨率高,包含的目标信息更多,但语义信息表征能力弱;深层网络感受野大,语义信息的表征能力强,特征图的分辨率低,细节信息匮乏。在特征融合网络部分能够获得丰富语义信息的特征融合图,但经过数次的卷积操作会造成目标信息的丢失,不利于多缺陷目标检测。所以将特征金字塔网络中Concat的结构由原来的两层特征图输入衔接改进为2层输入,结构变化见图7。

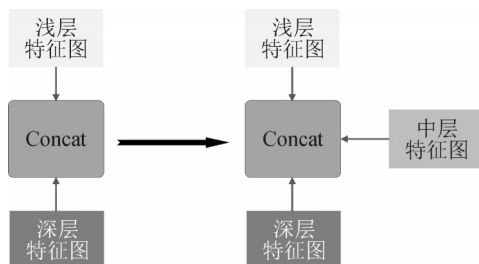


图7 结构变化图

Fig. 7 Structural change diagram

在绝缘子缺陷检测中,绝缘子中的闪络检测目标的尺度较小,所以在YOLOv5模型中的特征融合部分增加一个用于小尺度目标检测的多尺度特征融合模块(MFFN),它的输入来自于两部分,一是来自主干网络的浅层网络,在经过上采样得到浅层特征图,利用浅层网络的优势获取更多的几何细节信息,二是来自颈部网络中的增强FPN部分,经过卷积和上采样得到深层特征图,引入160×160尺度,获取更多的语义信息,然后将浅层特征图与深层特征图组合,最后输入到路径聚合网络(PANet),从而提高模型对绝缘子缺陷目标的检测能力。多尺度特征融合模块见图8。

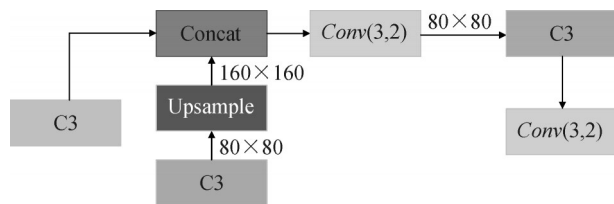


图8 多尺度特征融合模块

Fig. 8 Multiscale feature fusion module

2 数据集准备与模型训练

2.1 数据集制作

文中实验数据集图片来自于公开网络下载和现场拍摄收集的绝缘子图像,主要选取图片中包含破损与闪络缺陷的绝缘子,在制作数据集之前首先对原始数据集进行了数据清洗,去掉无效的绝缘子图片,留下清晰可见的有效图片,包含正常绝缘子、

绝缘子破损缺陷和绝缘子闪络缺陷,共有1 688张图片,使用LabelImg工具对图片进行标注,最后按8:2的比例将数据集划分为训练集和测试集,其中训练集包含1 350张图片,测试集包含338张图片,同时将xml格式标签转换为txt格式,标签样本数据分布见表1。

表1 标签样本分布

Table 1 Label sample distribution

标签名称	标签数量
正常绝缘子	2 022
绝缘子破损	1 260
绝缘子闪络	2 723

2.2 实验环境及参数

文中实验操作平台由单计算机完成,Window11版本,硬件环境配置处理器(CPU)为Intel Corei9-12900H 2.50 GHz,显卡(GPU)GeForce RTX3070,16 GB运行内存,软件环境使用Python编程语言,Pytorch深度学习框架,CUDA11.6GPU加速库。训练过程中将输入图像尺寸处理为640×640,实验设置的批量大小(Batchsize)为8,初始学习率设置为0.01,动量设置为0.937,训练轮次设置为120轮。

2.3 模型评价指标

文中研究方法的目标时既保证模型精度的提高,又能将模型轻量化,降低模型参数规模,缩短检测时间。采用全类平均精度均值($mAP_{0.5}$)、平均精度(AP)、精确率(P)和召回率(R)对模型检测效果进行评估, $mAP_{0.5}$ 指 $IOU=0.5$ 时的 mAP ,参数规模(Parameters)作为模型空间复杂度的评价指标即模型大小,每秒帧率(FPS)来评估模型目标检测速度。模型的帧率越高,就越能满足在巡检过程中的实时检测要求。其计算公式为:

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \times 100\% \quad (4)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \times 100\% \quad (5)$$

式(4)、(5)中:TP是检测正确的目标数量;FP是检测错误的目标数量;FN是漏检的目标数量。

召回率、精确率分别为横坐标、纵坐标,绘画出Recall-Precision曲线,对曲线求积分为AP值。由于是多个类别检测,求平均值即为 mAP 值,可以衡量模型对所有类别的检测效果,计算公式为:

$$AP = \int_0^1 PdR \quad (6)$$

$$mAP = \frac{\sum_{i=0}^N AP_i}{N} \quad (7)$$

式(6)、(7)中:N为数据集中检测目标的类别数;i是当前类别的编号。本次实验中, $N=3$,即正常绝缘

子、绝缘子破损和绝缘子闪络。

3 实验与结果分析

3.1 YOLOv5-SGSE 模型参数调试

使用 YOLOv5-SGSE 算法在数据集上进行训练和测试,训练过程的模型评价指标见图 9。

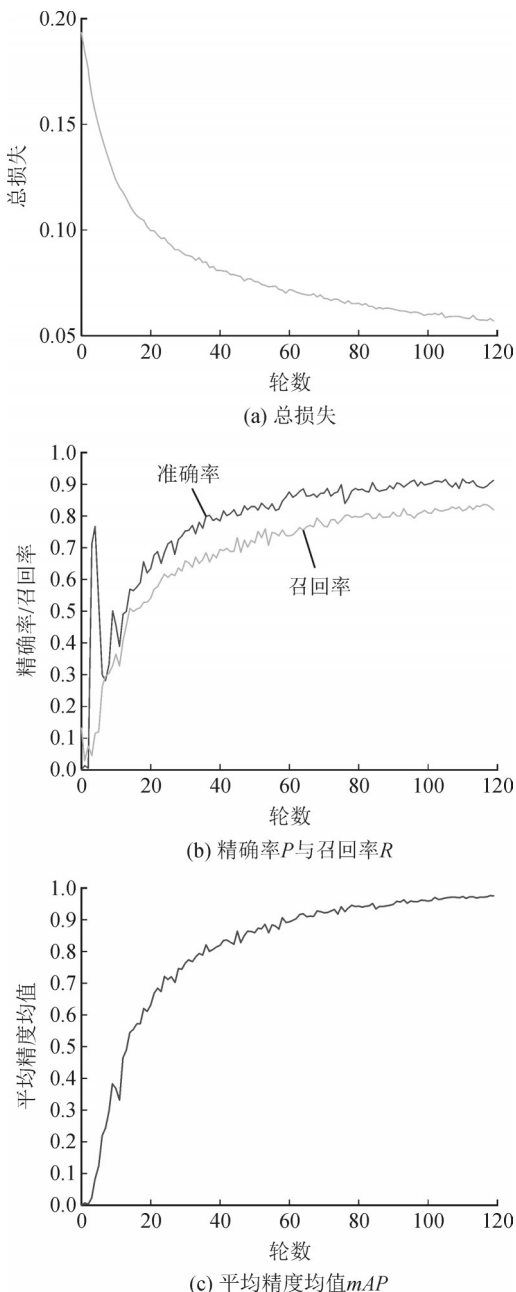


图9 模型评价指标

Fig. 9 Model evaluation indicators

由图 9(a) 可看出,分类损失、目标损失、定位损失三者总损失值随着训练次数的增加,下降的幅值逐渐缓慢,达到 120 次时,总损失曲线波动较小,表明改进网络模型训练达到稳定值,模型训练结束。由图 9(b)、(c) 可看出,随着训练次数的增加,准确率与召回率呈现不断上升的趋势,在 100 至 120 轮时,

波动不是很大,训练效果良好,最终在测试集评估的准确率与召回率分别达到了 91.1%、82.4%; $mAP_{0.5}$ 曲线也随着训练轮次的增加而逐渐上升,最终各类型缺陷检测的平均精度均值($mAP_{0.5}$)达到 87.8%,实验训练过程各类曲线的走势反映了训练的有效性。

3.2 轻量化网络对比试验

文中在 YOLOv5 的 3 种主流轻量化网络进行对比实验,包括基于深度可分离卷积的 MobileNet、ShuffleNet 与基于 Ghost 特征的 GhostNet 网络,来验证 GhostNet 作为轻量化主干网络的改进效果。实验过程细节:将主干网络中的 C3 模块分别替换为 3 种主流的轻量化神经网络 ShuffleNetv2、MobileNetv3 和 GhostNet,分别得到 3 种轻量化型的 YOLOv5 主干结构,进行对比实验。未改进的 YOLOv5 与 3 种不同主干结构 YOLOv5 模型评价指标见表 2。从表 2 看出,YOLOv5 的 3 种主流的轻量化结构模型较原始 YOLOv5, $mAP_{0.5}$ 分别降低了 3.2%、2.2%、2.4%,但模型参数与检测速度都有不同程度的提升。GhostNet 网络轻量化指标优于 ShuffleNetv2 网络和 MobileNetv3 网络,GhostNet 网络的准确率达到 87.3%,召回率 78.3%, mAP 为 82.7%,其中 mAP 、参数量、FPS 三者平衡最好。通过本次实验,验证了 3 种轻量化网络,GhostNet 模块替换 C3 模块,减少计算量和参数量,对未来部署到无人机或机器人平台更具有优势。

表 2 不同轻量化主干网络对比实验

Table 2 Comparative experiments on different lightweight backbone networks

模型 主干网络	准确 率/%	召回 率/%	$mAP_{0.5}/\%$	参数规 模(10^6)	FPS
C3	90.2	80.0	85.1	7.03	28.90
ShuffleNetv2	86.7	77.6	81.9	5.61	32.36
MobileNetv3	89.9	76.5	82.9	6.16	30.67
GhostNet	87.3	78.3	82.7	5.75	32.07

3.3 YOLOv5-SGSE 模型消融实验

对 YOLOv5-SGSE 进行消融实验来验证改进算法的性能,共有 5 组模型,从 YOLOv5-SGSE 模型的精度、速度、参数规模进行比较。

第 1 组为初始的 YOLOv5 模型;2 组在 1 组的基础上,将 C3 模块换成轻量化 GhostNet 模块;3 组在 2 组的基础上添加 SimAM 注意力模块;4 组在 3 组的基础上改进特征金字塔模块;5 组在 4 组的基础上添加多尺度特征融合模块。消融实验的 P - R 曲线见图 10。各性能指标见表 3。

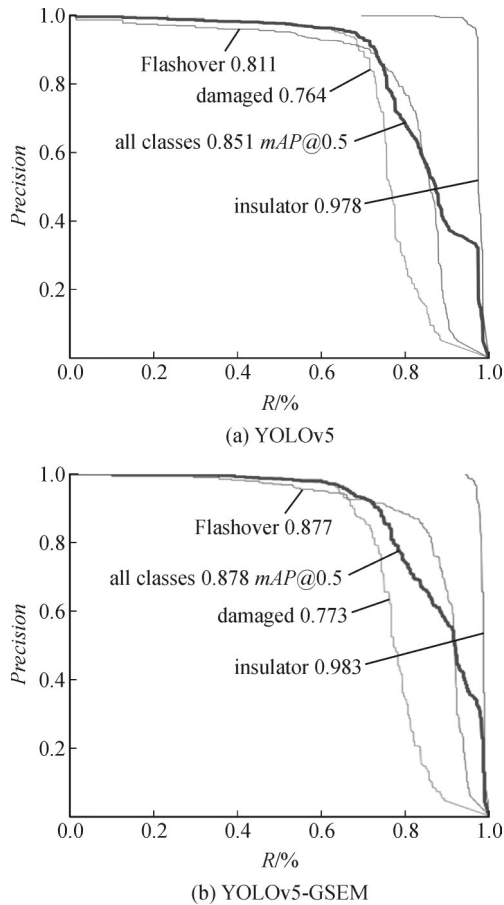


图10 Precision-Recall 曲线

Fig. 10 Precision-Recall curves for ablation experiments

表3 YOLOv5-SGSE 模型消融实验

Table 3 YOLOv5-SGSE ablation experiment

模型	准确率/%	召回率/%	$mAP_{0.5}/\%$	参数规模(10^6)	FPS
YOLOv5+C3	90.2	80.0	85.1	7.03	28.90
YOLOv5+GhostNet	87.3	78.3	82.7	5.75	32.07
YOLOv5+GhostNet+SimAM	88.0	79.0	84.2	5.75	31.25
YOLOv5+GhostNet+SimAM+EFPN	89.9	81.1	84.6	5.86	30.67
YOLOv5+GSEM	91.1	82.4	87.8	6.17	30.30

由消融实验结果表3可知,使用 GhostNet 替换 C3 后, mAP 下降了2.4%,但参数规模减少了18.2%,检测速度也提升9.8%,实现结构的轻量化;为了弥补轻量化带来的精度损失,添加了无参注意力 SimAM,聚焦网络与增强有效特征,抑制干扰因素,提升对绝缘子缺陷的注意效果, $mAP_{0.5}$ 较2组提升了1.5%,充分表明 SinAM 注意力具有明显提升效果,较1组 $mAP_{0.5}$ 下降了0.9%;同时进一步将特征金字塔模

块中 Concat 结构进行增强,4组较3组 $mAP_{0.5}$ 提升了0.4%;最后当使用多尺度特征融合模块,进一步提升模型的精度, $mAP_{0.5}$ 达到了87.8%;利用2-4组的模块减少了参数规模,相较于未改的YOLOv5模型,平均精度均值提升了2.7%,参数规模缩减了12.2%,检测速度提升了4.6%。

综上所述,文中所改进的YOLOv5模型在绝缘子多缺陷检测效果远远优于为改进的YOLOv5模型,本次消融实验证明了该方法对于绝缘子目标检测的有效性。

3.4 不同检测算法对比实验

为了更全面的评估文中改进模型的性能,设计了不同检测算法对比试验,见表4。由表4可得,改进算法(YOLOv5-SGSE)的检测准确率达到91.1%,检测速度FPS为30.30,参数量为6.17 MB。YOLOv5-SGSE 的 $mAP_{0.5}$ 比 YOLOv5、YOLOv4、YOLOv3、SSD-VGG 分别高2.7%、5.4%、9%、7.6%,检测速度较YOLOv5算法提升了4.6%。当检测绝缘子多缺陷时,文[17]算法针对绝缘子单一缺陷检测,所以比较文中改进算法与文[17]方法, $mAP_{0.5}$ 增加了4.7%。即文中改进算法适用于绝缘子多缺陷检测,模型能在精度与速度之间达到更好的平衡。并且参数量的缩小,模型运行时能降低对硬件的要求,可以满足电力巡检的实时检测。

表4 不同算法对比实验

Table 4 Comparative experiment of different algorithms

模型	准确率/%	召回率/%	$mAP_{0.5}/\%$	参数规模(10^6)	FPS
YOLOv5	90.2	80.0	85.1	7.03	28.90
YOLOv4	87.1	78.8	82.4	12.31	21.92
YOLOv3	79.1	73.9	78.8	9.31	27.92
SSD-VGG	83.5	75.6	80.2	16.04	18.56
文[17]	85.6	76.7	83.1	6.16	30.95
YOLOv5-SGSE	91.1	82.4	87.8	6.17	30.30

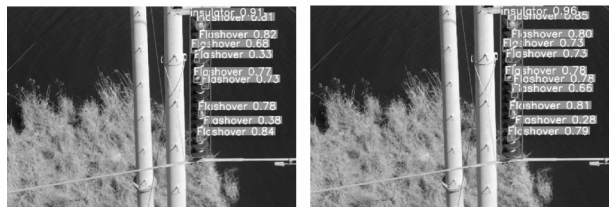
3.5 检测结果对比

对绝缘子缺陷图片检测,在相同硬件环境下,分别使用YOLOv5-GSEM网络和未改进YOLOv5网络进行检测,左图的检测结果为YOLOv5,右图为YOLOv5-GSEM,对比结果见图11。在图11(a)中,YOLOv5受环境影响较大,出现了错检情况;在图11(b)中,当绝缘子小目标缺陷较多时,改进的YOLOv5-GSEM检测闪络缺陷时未出现漏检现象,且检测精度优于YOLOv5;在图11(c)中,当检测缺陷类别较多时,YOLOv5出现错检。综合情况表明,文中改进算

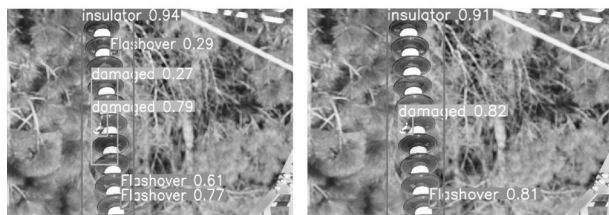
法在绝缘子多缺陷的检测精度与速度有较好的平衡,出现漏检与错检情况低,能更好地应对实际检测的需要。



(a) 左(YOLOv5)右(改进的YOLOv5)



(b) 左(YOLOv5)右(改进的YOLOv5)



(c) 左(YOLOv5)右(改进的YOLOv5)

图 11 检测结果

Fig. 11 Test results

4 结论

使用YOLOv5作为基础目标检测算法,在数据集进行训练验证,比较了3种主流的轻量化模块以及改进算法与原始算法的检测效果,得出如下结论:

1)3种轻量化模块中的GhostNet在绝缘子多缺陷检测中,能更好的平衡平均精度均值($mAP_{0.5}$)、模型参数规模、检测速度。

2)相比与原始YOLOv5算法,使用了GhostNet轻量级特征提取网络,减少参数规模,提升了检测速度,并添加了增强特征金字塔与多尺度特征融合模块,对正常绝缘子、破损绝缘子、闪络绝缘子检测, $mAP_{0.5}$ 提升了2.7%,参数量减少12.2%,检测速度提升了4.6%,模型性能指标明显提升。

3)未来的研究方向将在保证检测精度和提升检测速度的同时,部署到芯片中搭载在巡检机器中,增强实用性。

参考文献:

[1] 张 瑶,王傲寒,张 宏. 中国智能电网发展综述[J]. 电

力系统保护与控制,2021,49(5):180-187.

ZHANG Yao, WANG Aohan, ZHANG Hong. Overview of smart grid development in China[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(5): 180-187.

[2] 李 鑫,杨 方,肖湘晨,等.智能电网中用电感知的数据分析需求响应方案研究[J]. 电测与仪表, 2022, 59(2): 30-37.

LI Xin, YANG Fang, XIAO Xiangchen, et al. Research on data analysis demand response scheme of power consumption perception in smart grid[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2022, 59(2): 30-37.

[3] 亢 洁,王 勃,刘文波,等. 融合CAT-BiFPN与注意力机制的航拍绝缘子多缺陷检测网络[J]. 高电压技术, 2023, 49(8): 3361-3372.

KANG Jie, WANG Qing, LIU Wenbo, et al. Detection model of multi-defect of aerial photo insulator by integrating CAT-BiFPN and attention mechanism[J]. High Voltage Engineering, 2023, 49(8): 3361-3372.

[4] 罗 潇,於 锋,彭 勇.基于深度学习的无人机电网巡检缺陷检测研究[J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50(10): 132-140.

LUO Xiao, YU Feng, PENG Yong. UAV power grid inspection defect detection based on deep learning[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(10): 132-140.

[5] 彭 闯,张红民,王永平. 一种基于YOLOv3的绝缘子串图像快速检测方法[J]. 电瓷避雷器, 2022(1): 151-156.

PENG Chuang, ZHANG Hongmin, WANG Yongping. Fast detection method of insulator string image based on YOLOv3 [J]. Insulators and Surge Arresters, 2022(1): 151-156.

[6] 顾晓东,唐丹宏,黄晓华. 基于深度学习的电网巡检图像缺陷检测与识别[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(5): 91-97.

GU Xiaodong, TANG Danhong, HUANG Xiaohua. Deep learning-based defect detection and recognition of a power grid inspection image[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(5): 91-97.

[7] SAMPELRO C, RODRIGUEZ-VAZQUEZ J, RODRIGUEZ-RAMOS A, et al. Deep learning-based system for automatic recognition and diagnosis of electrical insulator strings[J]. IEEE Access, 2019(7): 101283-101308.

[8] ZHAI Yongjie, CHENG Haiyan, CHEN Rui, et al. Multi-saliency aggregation-based approach for insulator flashover fault detection using aerial images[J]. Energies, 2018, 11(2): 340.

[9] 侯春萍,章衡光,张 巍,等. 输电线路绝缘子自爆缺陷识别方法[J]. 电力系统及其自动化学报, 2019, 31(6): 1-6.

HOU Chunping, ZHANG Hengguang, ZHANG Wei, et al. Recognition method for faults of insulators on transmission lines[J]. Proceedings of the CSU-EPSCA, 2019, 31(6): 1-6.

- [10] 刘开培,李博强,秦亮,等.深度学习目标检测算法在架空输电线路绝缘子缺陷检测中的应用研究综述[J].高电压技术,2023,49(9):3584-3595.
LIU Kaipei, LI Boqiang, QIN Liang, et al. Review of application research of deep learning object detection algorithms in insulator defect detection of overhead transmission lines[J]. High Voltage Engineering, 2023, 49(9):3584-3595.
- [11] 张青华,李彩林,孙延坤,等.基于深度学习的绝缘子精确识别[J].电瓷避雷器,2022(1):143-150.
ZHANG Qinghua, LI Cailin, SUN Yankun, et al. Accurate identification of insulator based on deep learning[J]. Insulators and Surge Arresters, 2022(1):143-150.
- [12] 王杨杨,曹晖,莫文昊.基于深度学习的改进型YOLOv4输电线路鸟巢检测与识别[J].智慧电力,2023,51(1):101-107.
WANG Yangyang, CAO Hui, MO Wenhao. Bird's nest detection and identification on improved YOLOv4 transmission line based on deep learning[J]. Smart Power, 2023, 51(1):101-107.
- [13] 梁继然,陈壮,董国军,等.基于Ghost卷积和通道注意力机制级联结构的车辆检测方法研究[J].天津大学学报(自然科学与工程技术版),2023,56(2):193-199.
LIANG Jiran, CHEN Zhuang, DONG Guojun, et al. Research on vehicle detection methods based on the cascade structure of Ghost convolution and channel attention mechanism[J]. Journal of Tianjin University(Natural Science and Engineering Technology Edition), 2023, 56(2):193-199.
- [14] LAN Ying, XU Wenxiang. Insulator defect detection algorithm based on a lightweight network[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2022, 2181(1):012007.
- [15] 罗潇,於锋,彭勇.基于深度学习的无人机电网巡检缺陷检测研究[J].电力系统保护与控制,2022,50(10):132-139.
LUO Xiao, YU Feng, PENG Yong. Research on patrol defect detection of unmanned electrical and mechanical networks based on deep learning[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(10):132-139.
- [16] 马学森,马吉,蒋功辉,等.基于注意力机制和多尺度特征融合的绝缘子缺陷检测方法[J].南京大学学报(自然科学),2022,58(6):1020-1029.
MA Xuesen, MA Ji, JIANG Gonghui, et al. An insulator defect detection method based on attention mechanism and multi-scale feature fusion[J]. Journal of Nanjing University (Natural Science), 2022, 58(6):1020-1029.
- [17] 陈奎,刘晓,贾立娇,等.基于轻量化网络与增强多尺度特征融合的绝缘子缺陷检测[J].高电压技术,2024,50(3):1289-1300.
CHEN Kui, LIU Xiao, JIA Lijiao, et al. Insulator defect detection based on lightweight network and enhanced multi-scale feature fusion[J]. High Voltage Engineering, 2024, 50(3):1289-1300.
- [18] 赵园喜,邱志斌,朱轩,等.基于SSIM-Sobel与多特征融合的绝缘子缺陷识别方法[J].智慧电力,2023,51(12):74-79.
ZHAO Yuanxi, QIU Zhibin, ZHU Xuan, et al. Insulator defect recognition method based on SSIM-Sobel and multi-feature fusion[J]. Smart Power, 2023, 51(12):74-79.
- [19] 李季,刘乐,牛雨潇,等.融入注意力的YOLOv3绝缘子串识别方法[J].高压电器,2022,58(11):67-74.
LI Ji, LIU Le, NIU Yuxiao, et al. YOLOv3 identification method incorporating attention for insulator string[J]. High Voltage Apparatus, 2022, 58(11):67-74.
- [20] 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):2319-2330.
HAO Shuai, YANG Lei, MA Xu, et al. YOLOv5 transmission line fault detection based on attention mechanism and cross-scale feature fusion[J]. Proceedings of the CSEE, 2023, 43(6):2319-2330.
- [21] 刘传洋,吴一全.基于深度学习的输电线路视觉检测方法研究进展[J].中国电机工程学报,2023,43(19):7423-7445.
LIU Chuanyang, WU Yiquan. Research progress of vision detection methods based on deep learning for transmission lines[J]. Proceedings of the CSEE, 2023, 43(19):7423-7445.
- [22] LIN T Y, DOLLÁR P, GIRSHICK R, et al. Feature pyramid networks for object detection[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR). Honolulu, USA:IEEE, 2017:936-944.
- [23] ZHOU Fangbo, ZHAO Huailin, NIE Zhen. Safety helmet detection based on YOLOv5[C]//IEEE International Conference on Power Electronics, Computer Applications (ICPE-CA). Shenyang, China:IEEE, 2021:6-11.
- [24] FENG Zhiqiang, GUO Li, HUANG Darong, et al. Electrical insulator defects detection method based on YOLOv5[C]//IEEE 10th Data Driven Control and Learning Systems Conference (DDCLS). Suzhou, China:IEEE, 2021:979-984.
- [25] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: Unified, real-time object detection[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway:IEEE, 2016:779-788.
- [26] WOO S, PARK J, LEE J Y, et al. CBAM: Convolutional block attention module[C]//15th European Conference. Munich, Germany:Springer, 2018:3-19.
- [27] YANG Lingxiao, ZHANG RuYuan, LI Lida, et al. SimAM: A simple, parameter-free attention module for convolutional neural networks[C]//Proceedings of the 38th International

- power compensation network[J]. Relay, 2005, 33(4): 36-39.
- [29] 陈忠仁, 李占琪. 消弧线圈的自动并联运行及其控制[J]. 高压电器, 2013, 49(6): 72-77.
- CHEN Zhongren, LI Zhanqi. Automatic parallel operation and control of arc-suppression coil[J]. High Voltage Apparatus, 2013, 49(6): 72-77.
- [30] 李玲玲, 孙鹤旭, 王晓宏. 谐振接地电力网自动调谐的新方法[J]. 中国电机工程学报, 2003, 23(6): 77-80.
- LI Lingling, SUN Hexu, WANG Xiaohong. A new automatic tuning method for resonance grounding power network[J]. Proceedings of the CSEE, 2003, 23(6): 77-80.
- [31] 姚永峰, 周超, 崔应宇, 等. 配电网电容电流分布式补偿策略[J]. 电力系统及其自动化学报, 2018, 30(12): 139-144.
- YAO Yongfeng, ZHOU Chao, CUI Yingyu, et al. Distributed compensation strategy for capacitive current in distribution network[J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2018, 30(12): 139-144.
- 李冠华(1983—), 男, 正高级工程师, 研究方向为输变电设备运行、检测与事故分析(E-mail: 18624006262@126.com.cn)。

(上接第102页)

- Conference on Machine Learning. [S.l.]: PMLR, 2021: 11863-11874.
- [28] 张焕龙, 齐企业, 张杰, 等. 基于改进YOLOv5的输电线路鸟巢检测方法研究[J]. 电力系统保护与控制, 2023, 51(2): 151-159.
- ZHANG Huanlong, QI Qiye, ZHANG Jie, et al. Research on bird nest detection method for transmission lines based on improved YOLOv5[J]. Power System Protection and Control, 2023, 51(2): 151-159.
- 伍箴燎(2001—), 男, 硕士研究生, 研究方向为目标检测、图像处理(E-mail: 3218904968@qq.com)。
- 吴正平(1966—), 男, 博士, 教授, 研究方向为控制科学与工程(通信作者)(E-mail: wuzp@ctgu.edu.cn)。
- 孙水发(1977—), 男, 博士, 教授, 研究方向图像处理、计算机视觉(E-mail: watersun@ctgu.edu.cn)。