

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2211518

基于 YOLO v4 优化的航拍绝缘子缺陷图像检测模型*

霍超 谷晓钢 黄玲琴 栾声扬

(江苏师范大学电气工程及自动化学院 徐州 221116)

摘要: 针对现有绝缘子缺陷检测模型检测精度低、实时性差和网络参数多的问题,提出了一种基于 YOLO v4 改进的绝缘子缺陷检测模型。首先,利用改进的 VGG 卷积神经网络实现了主干特征提取。其次,在加强特征提取网络和预测网络中引入深度可分离卷积,降低了模型的复杂度。再次,在加强特征提取网络中融合通道注意力机制对重要特征进行增强,提升了模型对绝缘子缺陷的目标辨识能力。最后,以平均精度、帧率、参数量等作为评价指标,对基于公共数据集 CPLID 构建的新数据集进行了消融实验和对比实验。实验结果表明,改进的 YOLO v4 模型对绝缘子缺陷的检测精度为 98.35%,相比于传统的 YOLO v4 模型提高了 6.4%,并且其检测速度和参数量分别为传统 YOLO v4 模型的 1.5 倍和 37.5%,可实现对航拍绝缘子缺陷图像的高精度实时有效检测。同时,改进的模型相比 YOLO v5-M 和 Faster R-CNN 模型在检测精度,速度和模型复杂度上也更具优势。

关键词: 绝缘子缺陷检测;YOLO v4 模型;SE 通道注意力机制;轻量化;深度可分离卷积

中图分类号: TM75; TP18; TP391.4 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.6040

Improved YOLO v4 model for insulator defect detection using aerial imagery

Huo Chao Gu Xiaogang Huang Lingqin Luan Shengyang

(School of Electrical Engineering and Automation, Jiangsu Normal University, Xuzhou 221116, China)

Abstract: For the issue of low accuracy, poor real-time performance and large network model parameters of the existing insulator defect detection technology, an insulator defect detection model based on improved YOLO v4 is proposed in this study. Firstly, a modified VGG convolutional neural network was applied in the backbone feature extraction. In addition, to reduce the complexity of the model, depthwise separable convolution was introduced in the enhanced feature extraction and prediction networks. Moreover, channel attention mechanism was utilized in the enhanced feature extraction network to enhance the important features. The object recognition ability of the model for insulator defect was further strengthened. Finally, employing Average Precision, Frames Per Second, Parameter Scale, etc. as the evaluation indicators, ablation and comparison experiments were conducted on our constructed dataset based on the public dataset CPLID. The results show that the detection accuracy of the improved YOLO v4 model is 98.35%, which is 6.4% higher than that of the traditional YOLO v4 model. Moreover, the detection speed and parameter scale of the improved model are 1.5 times and 37.5% of those of the traditional YOLO v4 model. Accurate and real-time detection of aerial insulator defect imagery can be realized. Furthermore, the improved model also has higher accuracy, higher speed, and smaller parameter scale compared with other mainstream models YOLO v5-M and Faster R-CNN.

Keywords: insulator defect detection; YOLO v4 model; SE channel attention mechanism; lightweight; depthwise separable convolution

0 引言

绝缘子是高压输电线路中必不可少的绝缘器件,具有

绝缘和固定的作用^[1],然而由于输电线路长期暴露于恶劣的自然环境中,受降雨和潮湿、高温和严寒等因素的影响,绝缘子容易发生断串或裂纹等缺陷,这些缺陷会产生严重

收稿日期:2022-09-26

* 基金项目:国家自然科学基金(62074071,61801197)、2021,2022 江苏高校“青蓝工程”资助项目、江苏省研究生科研与实践创新计划项目(SJCX22_1251)、江苏省现代教育技术研究所规划课题(2021-R-91616)项目资助

的安全隐患^[2]。因此,准确、高效的绝缘子缺陷检测方法对提升供电安全和可靠性具有重要的研究价值和实际意义。

传统的绝缘子缺陷检测方法主要依赖人工巡检,具有难度大、危险性大和效率低的缺点。随着无人机和人工智能技术的迅速发展,利用无人机替代人工实现自动巡检,并利用人工智能技术实现智能检测成为发展趋势。然而,现有基于人工智能的绝缘子缺陷检测方法的准确性和实时性仍有待进一步提升;此外,无人机硬件设备对模型的轻量化也有较高的要求。

绝缘子缺陷检测是通过目标检测实现的,基于人工智能领域深度学习技术的目标检测方法大致分为两类:一类是以单步多框检测器^[3](single shot multiBox detector, SSD)、YOLO^[4](you only look once, YOLO)为代表的单阶段目标检测法,此类方法是端到端的检测法,采用整张图像回归预测出目标的类别和位置;另一类是以区域卷积神经网络^[5](region-based convolutional neural networks, R-CNN)、快速区域卷积神经网络^[6](fast region-based convolutional neural networks, Fast R-CNN)为代表的双阶段目标检测法,此类方法是先生成候选框,再传输到卷积神经网络中进行下一步分类。双阶段目标检测法虽然检测精度高,但相比单阶段目标检测法,速度较慢。

单阶段检测法中,YOLO 的通用性较强,但在检测精度、检测速度和模型复杂度方面仍存在进步空间,故而学者们提出了若干改进方法。

针对检测精度低的问题,Tian 等^[7]利用 DenseNet 提取 YOLO v3 模型中分辨率较低的特征层,增强特征的传播,从而提高了检测精度。Wang 等^[8]改进 YOLO v3 的聚类算法,进而改善了因奇异性所导致的模型不稳定问题,提高了对目标的分辨能力。Kim 等^[9]删减 YOLO v5 模型用于检测大目标的结构,增加了检测小目标的结构,从而提高了对小目标的检测能力。

针对检测速度慢的问题,Cao 等^[10]修改 YOLO v2 的损失函数和模型结构,使模型具备对高速运动目标的检测能力。Wu 等^[11]利用通道剪枝对 YOLO v4 模型进行改进,提升了检测速度。Yan 等^[12]利用 Bottleneck CSP-2 模块对 YOLO v5s 模型进行了优化,同样提升了检测速度。

针对模型复杂度高的问题,Zhao 等^[13]利用轻量化网络 YOLO-LITE 提取主干特征,并使用“浅而窄”的卷积层构建检测器,减小了模型的参数量。马进等^[14]采用 GhostNet 轻量化网络作为特征提取网络,保证特征提取能力的同时大幅度减少了模型参数,加快了模型推理速度。张上等^[15]通过剪枝对 YOLO v5 模型进行了压缩,降低了计算量,同时减小了模型的参数量。

在一定程度上,上述各类基于 YOLO 的改进方法一定程度上解决了检测精度低、检测速度慢和模型复杂度高的问题,但仍存在改进空间。因此,本文提出了一种基于 YOLO v4 改进的新模型,分别对主干网络、加强特征提取

网络和预测网络进行了改进,创新点主要包括:

1)改进视觉几何组(visual geometry group, VGG)网络结构,将其作为新模型的主干网络进行特征提取,降低了模型复杂度并提升了目标检测速度。

2)基于深度可分离卷积^[16](depthwise separable convolution, DSC)设计了 3 种轻量化模块,并将其应用于加强特征提取网络和预测网络中,降低了模型的复杂度。

3)在加强特征提取网络中融合了注意力模块(squeeze and excitation, SE),加强了对重要通道的关注,提高了目标检测精度。

为了验证新模型性能的有效性和可靠性,在基于中国电力线路绝缘子数据集(chinese power line insulator dataset, CPLID)构建的新数据集上进行了消融实验和对比实验共 2 类 9 组实验,从精度、速度和参数量三个方面对改进模型的性能进行了验证。

1 基础理论

1.1 YOLO v4 模型

YOLO v4 是 Bochkovskiy 等^[17]于 2020 年提出的模型。目前为止,它仍是目标检测领域的主流模型,其网络结构主要包括主干网络、加强特征提取网络和预测网络。

YOLO v4 使用 CSPDarkNet-53 进行主干特征提取,可消除网络反向优化带来的梯度信息冗余现象;加强特征提取网络使用空间金字塔池化模块和路径聚合网络的组合,优化了多尺度特征融合的能力;预测网络使用多尺度的预测方式,可同时检测大、中、小三类不同尺寸的目标。

1.2 SE 注意力模块

SE 注意力模块^[18]是典型的通道注意力模块,该模块包括挤压、激励和特征重标定 3 种操作构成。通过学习通道的权重,可提高重要特征对网络的影响,并抑制一般的特征。SE 注意力模块的结构如图 1 所示。

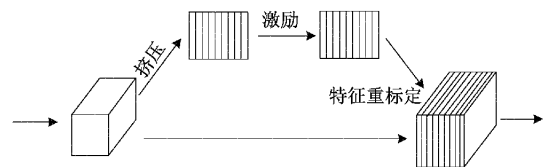


图 1 SE 注意力模块结构

首先,将输入到 SE 注意力模块的特征通过挤压操作进行全局平均池化;然后,利用 2 个全连接层先降低特征的维度再升高至原来维度;最后,利用 Sigmoid 激活函数处理特征通道的权值,将各自的权值与输入通道相乘,以此处理不同重要程度的特征。

1.3 VGG 网络

VGG 是一种经典的卷积神经网络,研究了卷积网络深度对准确率的影响^[19]。与 CSPDarkNet-53、ResNet-50 和 MobileNet-v2 等网络相比,它的结构更为简单,没有复杂的

瓶颈结构且具有更好的可迁移学习能力。然而,VGG网络的参数量大(如VGG 16参数量约为 1.38×10^8),需要大量的计算资源,导致网络训练时间长。

2 改进YOLO V4模型

2.1 改进的YOLO v4总框图

本文提出的改进模型旨在实时准确检测航拍图像中的绝缘子缺陷并满足无人机硬件设备需求。因此,对模型的检测精度、检测速度和模型复杂度有较高要求。

对此,本文对YOLO v4模型的3个子网络部分进行了改进,改进的YOLO v4总框图如图2所示,其中框①为基于VGG改进后的轻量化主干网络;框②为基于SE注意力模块、三层轻量化卷积模块(convolution dsc convolution, CDC)和五层轻量化卷积模块(mix five convolution, MFC)改进后的加强特征提取网络;框③为基于双层轻量化卷积模块(dsc convolution, DC)改进后的预测网络。

其中,框①中CR2表示由2个线性激活卷积模块(convolution relu, CR)组成、M-CR3表示由最大池化层和3个CR模块组成。框②和框③中的CDC、MFC和DC是本文基于DSC设计的轻量化模块。

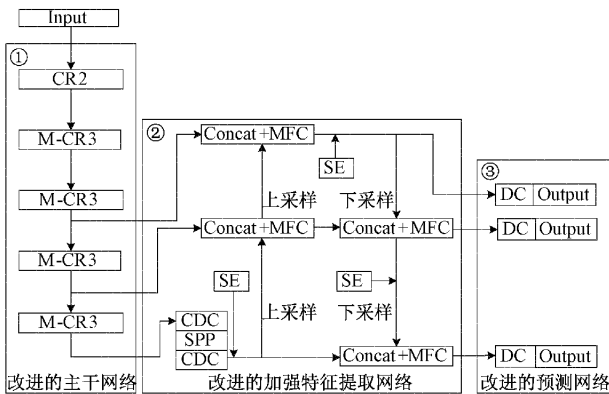


图2 改进后YOLO v4的框架

2.2 基于VGG改进的主干网络

鉴于VGG网络的优点,将其作为主干网络提取特征。为了获取不同尺度的特征图用于目标检测,同时,针对VGG网络参数量大的问题,对VGG网络进行了改进,其结构如图3所示。

为了获取不同尺度的特征图,本文基于VGG网络设计了3条不同层次的特征提取支路,实现了由浅层到深层特征信息的提取。第1条支路借助卷积层和最大池化层的堆叠,在特征通道数为256时,取得特征输出1;第2条支路借助最大池化层和3个卷积层堆叠获得通道数为512的特征输出2;第3条支路借助最大池化层和3个卷积层堆叠获得通道数为512的特征输出3。

同时,在不影响上述设计的3条特征提取支路的基础上,删除了VGG网络中全连接层,在保证检测精度基本不变的前提下,降低了模型的复杂度。

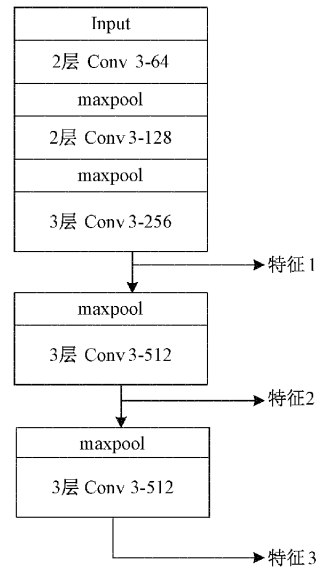


图3 改进后YOLO v4主干网络结构

2.3 基于DSC设计的轻量化模块

YOLO v4的加强特征提取网络使用了空间金字塔池化(spatial pyramid pooling, SPP)和路径聚合网络^[20](path aggregation network, PANet)。其中,PANet是对特征金字塔网络^[21](feature pyramid network, FPN)的一种改进网络,FPN可以识别不同尺寸的目标,但其传统的自上而下结构受单向信息流的限制。为了解决该问题,PANet增加了一条自下而上的聚合路径,提高了网络特征融合的能力,但同时又增加了模型的复杂度。

为了降低模型的复杂度,本文设计了3种轻量化模块,分别为CDC、MFC和DC,其结构如图4(a)、(b)和(c)所示。3个模块均基于DSC设计,DSC模块结构如图4(d)所示。

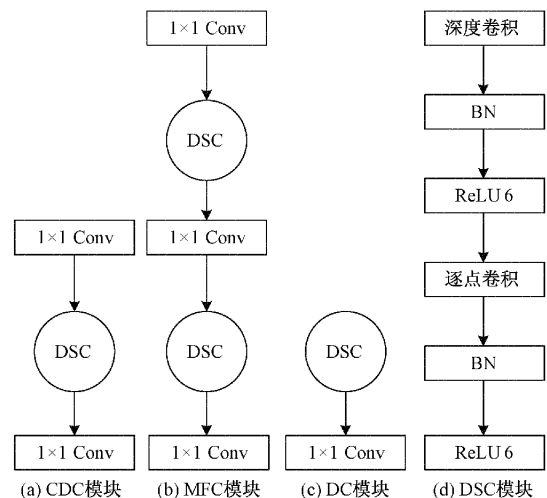


图4 基于DSC设计的CDC、MFC、DC轻量化模块结构

由图4可知,CDC模块利用DSC替换了三次卷积模块内的 3×3 普通卷积,减小了模型的参数量;MFC模块利用

DSC 替换了五次卷积模块内的两个 3×3 普通卷积,大幅减小了模型的参数量;DC 模块利用 DSC 替换了两次卷积模块内的 3×3 普通卷积,进一步减小了模型的参数量。

2.4 融合 SE 注意力模块的加强特征提取网络

在上采样和下采样时,由于背景的迭代累积,YOLO v4 的加强特征提取网络形成大量的冗余信息,淹没部分目标,导致检测准确率降低。因此,为了提高模型的目标检测精度,本文在加强特征提取网络中融合了 SE 注意力模块,其结构如图 5 所示。

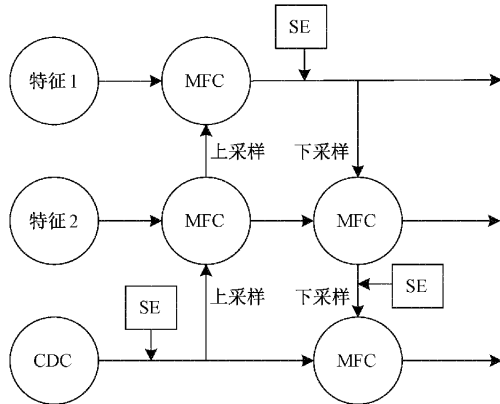


图 5 融合 SE 注意力模块的加强特征提取网络结构

由图 5 可知,加强特征提取网络分别在 3 处融合了 SE 注意力模块:在 CDC 模块后的路径上融合 SE 注意力模块;在特征 1 和上采样特征融合后的路径上引入 SE 注意力模块;在 MFC 模块后的下采样路径上融合 SE 注意力模块。通过上述 3 处改进,网络对重要特征的关注得到了加强,从而提高了模型的检测精度。

3 实验结果与分析

3.1 实验环境

本文的硬件实验环境包括:英特尔 E5-2699 V3 CPU、英伟达 RTX 3060 12 G 显卡。软件实验环境包括:windows 10 操作系统、Python 开发语言、Pytorch 学习框架、Pycharm 开发环境。

3.2 评价指标

本文选用平均精度 (average precision, AP)、准确率 (precision, P)、召回率 (recall, R)、平均精度均值 (mean average precision, mAP)、参数量和帧率共六项性能指标来评价算法性能。其中 AP、P、R、mAP 和参数量 (卷积层、全连接层)的定义式为^[15,22-23]:

$$AP = \int_0^1 P(r)dr \quad (1)$$

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad (2)$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \quad (3)$$

$$mAP = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N AP \quad (4)$$

$$Params1 = C_0 \times (K_w \times K_h \times C_i + 1) \quad (5)$$

$$Params2 = S \times (M + 1) \quad (6)$$

式中: $P(r)$ 表示 P-R 曲线的函数表达式; TP 表示检测正确的目标数, FP 表示检测错误的目标数, FN 表示未被检测出的目标数; mAP 表示 N 个类别的平均精度; $Params1$ 表示卷积层参数量, C_0 表示输出通道数, $K_w \times K_h$ 表示卷积核大小, C_i 表示输入通道数; $Params2$ 表示全连接层参数量, S 表示输出层神经元节点数, M 表示输入层神经元节点数。

3.3 训练方法

为了缩短模型训练时间,本文根据迁移学习的思想,采用视觉图像分类^[24] (visual object classes, VOC)数据集上预训练好的权重对网络的参数进行初始化。训练过程分为两个阶段,第 1 阶段冻结主干网络,进行 50 次迭代训练,使模型更关注后半部分网络的训练;第 2 阶段解冻主干网络,继续对网络进行 150 次迭代训练。其中第 1、2 阶段的批大小均为 8,学习率分别为 1×10^{-3} 和 1×10^{-4} 。

3.4 绝缘子数据集

考虑到中国电力线路绝缘子数据集 CPLID^[25] 中含绝缘子缺陷的图像较少(248 张),对检测效果会产生影响,本文基于 CPLID 构建了自制中国电力线路绝缘子数据集 (home made chinese power line insulator dataset, HMCPLID)。利用 Grabcut^[26] 图像分割、仿射变换、旋转、平移等方法将数据集扩充至 5 000 张,并将新数据集按 8 : 1 : 1 的比例划分成训练集、验证集和测试集。

3.5 消融实验

为了验证各改进方法的有效性,本文对基于 VGG 改进的主干网络(V)、基于 DSC 改进的加强特征提取网络和预测网络(D)、融合 SE 注意力模块的加强特征提取网络(S)分别在 HMCPLID 数据集上进行了消融实验,如表 1 所示。

由表 1 可知,相比传统的 YOLO v4 模型(实验 1),基于 VGG 对主干网络进行改进后(实验 2),绝缘子缺陷 AP、绝缘子 AP 以及模型的 mAP 均未产生明显变化,但其对目标的检测速度(帧率)得到了一定的提升,同时模型的参数量明显减小,由 6.4×10^7 下降到 5.3×10^7 。

基于 DSC 对加强特征提取网络和预测网络进行改进后(实验 3),相比传统模型,绝缘子缺陷 AP、绝缘子 AP、模型的 mAP 以及速度(帧率)均有所下降,但模型的参数量明显减小,由 6.4×10^7 降至 3.6×10^7 。

在加强特征提取网络中融合 SE 注意力模块后(实验 4),相比传统模型,绝缘子缺陷 AP、绝缘子 AP 以及模型的 mAP 均得到提升,但模型的速度(帧率)和参数量基本保持不变。

由表 1 中实验 5 可知,结合 3 种针对子网络的改进方

表1 基于HMCPLID的消融实验

实验	V	D	S	绝缘子缺陷 AP/%	绝缘子 AP/%	mAP/ %	帧率/ (f/s)	参数量 ($\times 10^7$)
1	×	×	×	91.92	90.52	91.22	22	6.4
2	√	×	×	92.84	89.72	91.28	30	5.3
3	×	√	×	85.27	85.95	85.61	19	3.6
4	×	×	√	97.89	91.22	94.56	20	6.4
5	√	√	√	98.35	91.52	94.94	32	2.4

法,相比传统的YOLO v4模型,绝缘子缺陷AP、绝缘子AP以及模型的mAP分别提高约6.4%、1.0%以及3.7%。同时模型的检测速度也得到了提升(帧率由22 f/s升高至32 f/s),并且模型的参数量大幅度减小,由 6.4×10^7 降至 2.4×10^7 。

可见,改进的YOLO v4模型对绝缘子缺陷AP得到了提高,速度(帧率)得到了提升,并且模型复杂度(参数量)得到了降低。

3.6 对比实验

为了直观展示改进算法的检测效果,本文将改进的YOLO v4模型和传统的YOLO v4、YOLO v5-M、Faster R-CNN模型的检测效果进行了对比,检测效果对比如图6所示。

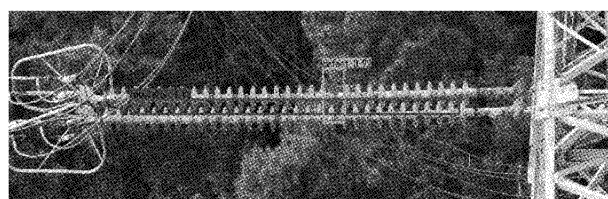
由图6(a)可知,Faster R-CNN模型对绝缘子的缺陷产生了漏检现象,说明该模型对小目标缺陷检测不准;YOLO v5-M模型对绝缘子缺陷检测的置信度较低为0.76;传统的YOLO v4模型对绝缘子的位置定位不准。而改进的YOLO v4模型对绝缘子位置定位准确且缺陷检测置信度为0.99。相比之下,改进的YOLO v4模型对于目标检测的整体置信度有明显提高,且对目标的定位更准确。

为了进一步验证改进后模型的可靠性,实验以AP、P、R、帧率和参数量为评价指标,在HMCPLID数据集上将上述3种主流模型与改进的YOLO v4模型进行对比分析,实验结果如表2所示。

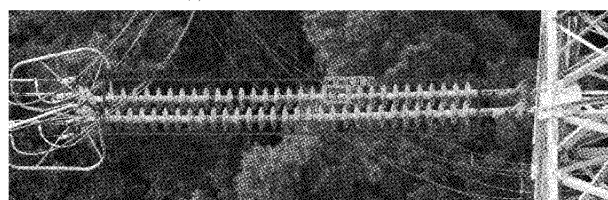
可见,改进的YOLO v4模型对绝缘子缺陷AP约98.35%、绝缘子缺陷P约98.07%、绝缘子缺陷R为99.22%、检测速度(帧率)达到32 f/s,参数量约为 2.4×10^7 。与传统的YOLO v4模型相比,不仅绝缘子缺陷AP、速度(帧率)和参数量有所改善,而且绝缘子缺陷P和缺陷R分别提高了约3.7%和6.6%。

与YOLO v5-M模型相比,绝缘子缺陷AP比其高出约2.4%,模型的检测速度(帧率)约为其1.3倍,模型的参数量比其低约 2.3×10^7 ;与Faster R-CNN模型相比,绝缘子缺陷AP比其高出约92.8%,模型的检测速度(帧率)为其3.2倍,模型的参数量比其低约 0.4×10^7 。

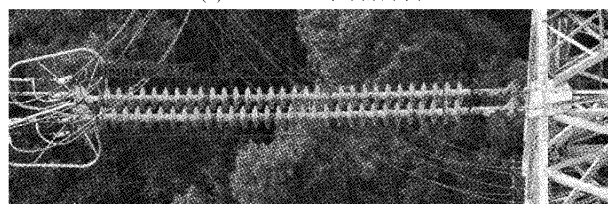
通过上述对比实验可以看出,改进的YOLO v4模型绝缘子缺陷AP、P和R均高于传统的YOLO v4、YOLO v5-M



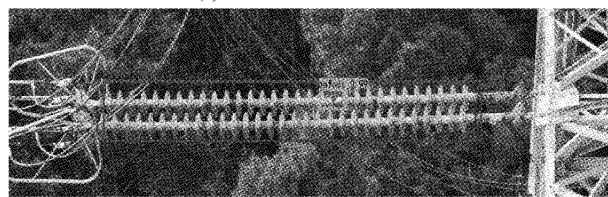
(a) 传统的YOLO v4 检测效果图



(b) YOLO v5-M 检测效果图



(c) Faster R-CNN检测效果图



(d) 改进的YOLO v4检测效果图

图6 不同模型的对比检测效果图

和Faster R-CNN模型,并且,模型的检测速度(帧率)和复杂度(参数量)也优于其他3种模型。

表2 基于HMCPLID的对比实验

模型	缺陷 AP/%	缺陷 P/%	缺陷 R/%	帧率/ (f/s)	参数量 ($\times 10^7$)
传统的YOLO v4	91.92	94.39	92.66	22	6.4
YOLO v5-M	96.00	94.50	94.50	25	4.7
Faster R-CNN	5.52	14.10	20.18	10	2.8
改进的YOLO v4	98.35	98.07	99.22	32	2.4

4 结 论

本文提出了一种基于 YOLO v4 改进的航拍绝缘子缺陷图像检测模型,可有效提高模型对绝缘子缺陷的检测精度,提升模型的检测速度和降低模型的复杂度。

新模型的主干网络采用改进的轻量化 VGG 网络,同时基于 DSC 提出了改进的加强特征提取网络和预测网络,并在加强特征提取网络中融合了 SE 通道注意力模块。同时,对 CPLID 数据集进行图像分割、旋转、平移等多种预处理,构建了新数据集 HMCPLID。

基于新数据集,对改进模型的检测效果进行了验证。实验结果表明,相比传统的 YOLO v4 模型,新模型在检测精度,速度和模型复杂度 3 方面均得到了较大改善,并且其性能也优于 YOLO v5-M 和 Faster R-CNN 模型。

改进的 YOLO v4 模型可满足实际应用中对于无遮挡的绝缘子缺陷检测的准确性和实时性要求。然而,在无人机自动巡检时,成像过程易受自然环境、飞行姿态、相对运动等因素的影响,导致拍摄的图像模糊降质,严重影响信息的获取质量。此外,大部分的输电线路绝缘子通过横担集中连接在杆塔上,在无人机观测视野中,容易出现绝缘子相互遮挡的现象。针对上述问题,未来可对模型做进一步优化,通过设计复原效果好、鲁棒性强的图像复原算法和计算量小、双阈值的非极大值抑制算法,提高模型对运动目标和重叠目标的识别能力。

参考文献

- [1] 李鑫, 刘帅男, 杨楨, 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.
- [2] 宗方蕊, 万书亭, 李娜, 等. 激振-拾振距离对 220kV 瓷支柱绝缘子振动检测的影响研究[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(10): 138-147.
- [3] LU X, JI J, XING Z, et al. Attention and feature fusion SSD for remote sensing object detection[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2021, DOI: 10.1109/TIM. 2021. 3052575 70: 1-9.
- [4] CHENG L, LI J, DUAN P, et al. A small attentional YOLO model for landslide detection from satellite remote sensing images[J]. Landslides, 2021, 18(8): 2751-2765.
- [5] CHENG B, WEI Y, SHI H, et al. Revisiting rcnn: On awakening the classification power of faster rcnn[C]. Proceedings of the European Conference on Computer Vision(ECCV), 2018: 453-468.
- [6] LI J, LIANG X, SHEN S M, et al. Scale-aware fast R-CNN for pedestrian detection [J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2017, 20(4): 985-996.
- [7] TIAN Y, YANG G, WANG Z, et al. Apple detection during different growth stages in orchards using the improved YOLO-V3 model [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2019, DOI:org/10.1016/j.compag.2019.01.012 157: 417-426.
- [8] WANG K, LIU M, YE Z. An advanced YOLOv3 method for small-scale road object detection [J]. Applied Soft Computing, 2021, DOI:org/10.1016/j.asoc.2021.107846 112: 107846.
- [9] KIM M, JEONG J, KIM S. ECAP-YOLO: Efficient channel attention pyramid YOLO for small object detection in aerial image[J]. Remote Sensing, 2021, 13(23): 4851.
- [10] CAO Z, LIAO T, SONG W, et al. Detecting the shuttlecock for a badminton robot: A YOLO based approach [J]. Expert Systems with Applications, 2021, DOI: org/10.1016/j.eswa. 2020.113833 164: 113833.
- [11] WU D, LYU S, JIANG M, et al. Using channel pruning-based YOLO v4 deep learning algorithm for the real-time and accurate detection of apple flowers in natural environments[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020, DOI:org/10.1016/j.compag.2020.105742 178: 105742.
- [12] YAN B, FAN P, LEI X, et al. A real-time apple targets detection method for picking robot based on improved YOLOv5 [J]. Remote Sensing, 2021, 13(9): 1619.
- [13] ZHAO H, ZHOU Y, ZHANG L, et al. Mixed YOLOv3-LITE: A lightweight real-time object detection method[J]. Sensors, 2020, 20(7): 1861.
- [14] 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.
- [15] 张上, 王恒涛, 冉秀康. 基于 YOLOv5 的轻量化交通标志检测方法[J]. 电子测量技术, 2022, 45(8): 129-135.
- [16] KHAN Z Y, NIU Z. CNN with depthwise separable convolutions and combined kernels for rating prediction [J]. Expert Systems with Applications, 2021, DOI: org/10.1016/j.eswa. 2020.114528 170: 114528.
- [17] BOCHKOVSKIY A, WANG C Y, LIAO H Y M. YOLOv4: Optimal speed and accuracy of object detection [J]. ArXiv Preprint, 2020, ArXiv: 2004. 10934.
- [18] LI W, LIU K, ZHANG L, et al. Object detection based on an adaptive attention mechanism [J].

- Scientific Reports, 2020, 10(1): 1-13.
- [19] SITAULA C, HOSSAIN M B. Attention-based VGG-16 model for COVID-19 chest X-ray image classification[J]. Applied Intelligence, 2021, 51(5): 2850-2863.
- [20] HU J F, SUN J, LIN Z, et al. Apanet: Auto-path aggregation for future instance segmentation prediction[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2021, 44(7): 3386-3403.
- [21] DENG C, WANG M, LIU L, et al. Extended feature pyramid network for small object detection[J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2021, DOI: 10.1109/TMM.2021.3074273 24: 1968-1979.
- [22] FANG W, WANG L, REN P. Tinier-YOLO: A real-time object detection method for constrained environments[J]. IEEE Access, 2019, DOI:10.1109/ACCESS.2019.2961959 8: 1935-1944.
- [23] 李振波, 李萌, 赵远洋, 等. 基于改进 VGG-19 卷积神经网络的冰鲜鲳鱼新鲜度评估方法[J]. 农业工程学报, 2021, 37(22): 286-294.
- [24] KUZNETSOVA A, ROM H, ALLDRIN N, et al. The open images dataset v4[J]. International Journal of Computer Vision, 2020, 128(7): 1956-1981.
- [25] TAO X, ZHANG D, WANG Z, et al. Detection of power line insulator defects using aerial images analyzed with convolutional neural networks[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2018, 50(4): 1486-1498.
- [26] HE K, WANG D, TONG M, et al. An improved GrabCut on multiscale features [J]. Pattern Recognition, 2020, DOI: org/10.1016/j. patcog. 2020.107292 103: 107292.

作者简介

霍超, 硕士, 主要研究方向为基于深度学习的目标检测。

谷晓钢, 硕士, 高级工程师, 主要研究方向为深度学习在图像识别领域的应用。

黄玲琴(通信作者), 博士, 副教授, 硕士研究生导师, 主要研究方向为 SiC 电力电子器件以及深度学习在电力电子领域的应用。

E-mail: lqhuang@jsnu.edu.cn

栾声扬, 博士, 副教授, 硕士研究生导师, 主要研究方向为深度学习在电力电子、无线电信号处理、医学影像处理和导弹制导等领域的应用。