

DOI: 10.14044/j.1674-1757.pcrpc.2024.03.021

基于深度学习的架空输电线路绝缘子缺陷检测方法研究综述

刘悦^{1,2}, 黄新波^{1,3}, 刘天娇¹

(1. 西安理工大学电气工程学院, 西安 710048; 2. 国网陕西省电力有限公司超高压公司, 西安 710026;
3. 西安工程大学电子信息学院, 西安 710048)

摘要: 绝缘子是架空输电线路中不可或缺的部件, 对其进行定期检修能确保电力的安全传输和电网的安全运行。人工巡检、机器人巡检、载人直升机巡检、无人机巡检等是现有的输电线路巡检方式。目前, 我国电力线路运维的主流模式是“无人机巡检为主, 人工巡检为辅”。为了安全起见, 操作无人机飞行检修高压输电线路时, 必须与线路保持一定的安全距离。由于绝缘子在无人机拍摄的输电线路图像背景复杂多变且状态复杂, 小目标种类占比较多。故本文针对架空输电线路绝缘子缺陷检测的场景, 分析了目标检测算法的常见类型, 并比较了不同算法策略的优缺点, 结合实际应用对算法进行改进, 最后展望绝缘子缺陷检测的研究趋势。

关键词: 无人机巡检; 深度学习目标检测算法; 绝缘子缺陷检测

Overview on Defect Detection Methods of Insulator for Overhead Transmission Lines Based on Deep Learning

LIU Yue^{1,2}, HUANG Xinbo^{1,3}, LIU Tianjiao¹

(1. School of Electrical Engineering, Xi'an University of technology, Xi'an 710048, China;
2. Ultra High Voltage Company of State Grid Shaanxi Electric Power Co., Ltd., Xi'an 710026, China;
3. School of Electronics Information, Xi'an Polytechnic University, Xi'an 710048, China)

Abstract: Insulator is indispensable component in high voltage transmission lines. Regular maintenance of insulator can assure safe transmission of power and safe operation of power grid. Manual patrol inspection, robot patrol inspection, manned helicopter patrol inspection and unmanned aerial vehicle patrol inspection are the existing patrol inspection methods of transmission lines. At present, the mainstream mode of operation and maintenance of power line in China is “UAV patrol inspection as the main mode, supplemented by manual patrol inspection”. For the sake of safety, the UAV, in case of inspecting the HV transmission line, must keep a certain safe distance from the transmission lines. Since the image background and the state of the insulator in the transmission line taken by the VAV is various and complex and also there are more types of small targets, the common types of target detection algorithm for the scenario of detection of insulator of transmission line is analyzed in this paper, the pros and cons of different algorithm strategy is compared and the algorithm is improved in combination with actual application. Finally, the research trend for the defect detection of insulator is prospected.

Keywords: UAV patrol inspection; detection algorithm of deep learning target; defect detection of insulator

0 引言

社会生产生活依赖于电网的安全稳定运行, 要

保证电力系统不出故障, 就要保证发、输、变、配、用各个环节的电力设备都能正常工作, 其中输电线路是连接各个环节的关键, 其安全稳定直接影响着电

收稿日期: 2023-06-05

基金项目: 国网陕西省电力公司重点科技项目(SGTYHT/21-JS-223)。

能的传输。在高压输电线路中,绝缘子是一种能够承受导线、防止电流外流的特殊绝缘装置,对于保证电力系统的正常运行至关重要。由于其长期与空气接触,加之架空输电线路所处环境恶劣,故绝缘子容易出现污秽锈蚀、覆冰、劣化自爆、伞裙裂纹等缺陷,甚至会导致大规模停电,带来经济损失。绝缘子的定期巡检是保证电力稳定供应、输电线路安全运行的重要任务^[1-2]。

目前,输电线路的巡检方式主要有人工巡检^[3]、机器人巡检^[4]、无人机巡检^[5]等。随着无人机行业发展的推进,采用安装不同形式传感器(例如可见光摄像头,红外摄像头,紫外摄像头,激光雷达等)的无人机巡检已经成为线路检修领域新型的工作方式。“无人机巡检为主,人工巡检为辅”的巡检方式成为我国电力线路运维的主流模式^[6-7]。该系统可以利用无人机拍摄的航拍图像进行处理和分析,有效地识别电气设备的位置和状态,为无人机自动检测输电线路设备,提供无人机自主导航、相机自动对焦、故障缺陷识别等技术支持。无人机巡检相比传统的人工巡检,具有速度快、效率高、成本低、安全性高等优势。无人机巡检是提高输电线路自动化水平的重要手段,但是巡检过程中会产生大量的航拍图像,需要对其中的电力设备进行识别和缺陷检测。因此,研究如何从无人机航拍图像中准确地识别和检测电力设备及其缺陷,对于提高巡检效率和质量具有重要意义。

目标检测算法是基于深度学习网络的一种计算机视觉技术,其任务是在图像中快速而准确地识别和定位多个已知类别的物体实例,这类方法属于基于卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)^[8]的算法。该算法具有精确、快速和适用性高的优点,在绝缘子故障测试方面有着很好的适用性。但在实际应用过程中存在一些问题:1)由于架空输电线路所处环境复杂,导致训练样本匮乏。数据样本中正负样本不平衡,导致检测结果不佳;2)检修时,为了避免电磁干扰对无人机飞行的影响,无人机在检修输电线路时要与之保持一定的安全距离。这样导致无人机拍摄的检测图像中,目标物像素较少,语义信息不足,检测图像受环境光照等因素的干扰较大,背景类型多变且状态复杂,大部分检测目标是中小目标,难以识别;3)绝缘子缺陷检测阶段,目标检测算法的模型参数量大、运算过程复杂,给移动设备的算力带来了巨大的挑战,导致无人机边缘部署不易,难以实现实时性检测^[9]。

针对以上问题,本文基于无人机电力巡检技术

在架空输电线路绝缘子缺陷检测中的实际应用,首先立足于绝缘子缺陷目标检测算法的研究现状,系统论述了不同场景要求下常用的各类目标检测算法,以及如何根据实际需求进行改进,并对绝缘子缺陷检测算法的未来发展趋势进行了展望。

1 绝缘子缺陷目标检测算法

电力设备图像特征提取方法可以根据是否使用人工设计的方式来划分,可分为传统目标方法和深度学习方法。传统目标检测方法一般基于图像分割,运用诸如阈值分割、边缘检测、区域生长等技术,进而提取图像的颜色特征、形状特征、纹理特征、融合特征、空间形态学特征等。为了检测绝缘子自爆缺陷,传统的算法首先用人工设计的浅层特征对航拍图像进行分割,为了识别绝缘子串是否存在缺陷,首先要提取其轮廓特征,然后根据这些特征进行判断,其中 Otsu 方法^[10]等在这方面有很好的效果和发展。但使用传统的目标检测方法对电力设备检测时,容易受到复杂背景的干扰,对于不同种类、形态各异、尺度变化较大的绝缘子串效果不佳,其具有不可扩展性,识别准确率低,不易应用于实际场景中。在智能电网发展需求的催化下,基于人工智能方法对高压输电线路绝缘子缺陷进行自动、准确检测具有重要意义。

Girshick 等人^[11]在目标检测领域首次应用了基于区域的卷积神经网络(region based convolutional neural network, R-CNN),并在公共数据集上将检测精度从 29.2% 提高到 66.0%,明显地改善了目标检测的性能。深度学习通过自动学习目标的特征,相比基于传统方法的特征提取,能够更好地适应不同的场景并提高识别性能。绝缘子缺陷检测的主流算法可以根据是否生成候选框分为两种类型:双阶段和单阶段的目标检测算法。双阶段检测算法先从图像中提取候选区域,再对其进行分类和回归,得到检测结果。这种方法可以提高检测的精度,但是会降低检测的速度,因为这需要对每个候选框进行卷积计算。单阶段目标检测算法不需要候选区域,而是直接在图像上进行分类和回归,从而提高检测速度。这种方法相比多阶段的算法,会降低检测精度。为了在检测精度和检测速度之间达到最优的平衡,目标检测的主流算法需要不断地进行改进与优化。

1.1 基于双阶段目标检测算法的改进

R-CNN^[12]是最早基于 CNN 提取图像特征的深度学习目标检测算法,经过 Fast R-CNN^[13]过渡发展

为经典的 Faster R-CNN^[14]。R-CNN 算法通过选择性搜索提取可能的目标区域,再将提取出的图像送入 CNN 中进行特征提取,最后基于 SVM 算法对特征进行目标分类。相对于传统方法,R-CNN 算法在 Pascal VOC 2007 数据集上的 mAP 提高到 58.5%,但其存在明显缺点,图像容易失真,训练步骤繁琐,检测速度慢。文献^[15]提出一种改进的 MaskR-CNN 模型,在特征提取网络中引入卷积注意力模块(CBAM),分别从通道和空间提升小目标特征保持性。与原始 Mask R-CNN 模型相比,该方法的平均精确率 $AP_{50:90}$ 、 AP_{50} 和 AP_{75} 分别提升至 0.56、0.79 和 0.72。Fast R-CNN 提升了检测精度和速度,但此算法依旧使用选择性搜索生成感兴趣区域,在候选区域提取阶段耗时严重,无法满足实时检测的要求,没有真正实现端到端训练。随后,Ren 等人^[16]提出了 Faster R-CNN 算法,首次提出了用区域预测网络(RPN)来取代选择性搜索算法,使用骨干网络获取输入图像特征,提高了训练效率,具有较高的检测精度和速度,是第一个兼顾端到端训练和实时性检测的目标检测算法。文献^[17]提出改进 Faster-RCNN 的绝缘子检测算法,在特征提取网络中添加具有注意力机制动态选择机制网络(SKNet);借助滤波器响应归一化(FRN)层替代原批归一化(BN)层;使用距离交并比(DIOU)代替原交并比(IOU)方法。相较于原 Faster-RCNN 算法,所提算法平均准确率提高了 3.46%,平均召回率提高了 2.76%。然而,由于 anchor 机制的存在,小目标样本的检测效果不太理想^[18]。Faster R-CNN 算法检测框架见图 1。

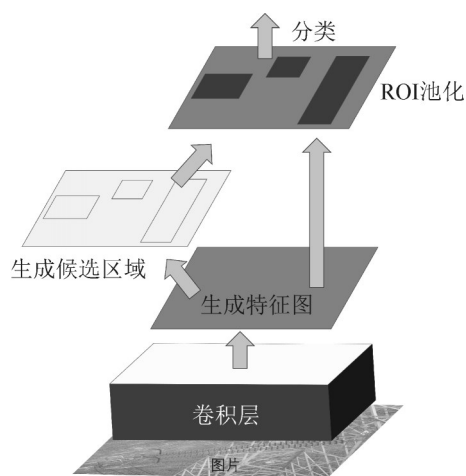


图1 Faster RCNN 网络结构
Fig. 1 Network structure of Faster RCNN

1.2 基于单阶段目标检测算法的改进

1.2.1 YOLO 系列

YOLO(you only look once)v1^[19]是一种新型的目

标检测方法,用回归的方式来定位和识别目标,采用一个深度卷积网络来预测图像中的边界框和类别概率。与传统的两阶段目标检测算法不同,YOLO v1 不需要候选框提取分支,而是将输入图像划分为网格,每个网格单元负责预测一个边界框和一个类别。这样,YOLO v1 只需要识别一次输入图像,就可以实现快速、准确的目标检测。相比 Faster R-CNN,该算法从 7 帧/s 提升到了 45 帧/s,实现了实时检测任务的要求。相比于 Faster R-CNN,该算法减少了重复的计算步骤,提高了效率和准确性。但是对于密集和小的目标,检测效果一般。

YOLOv2^[20]使用 Darknet-19 作为骨干网络,引入了高分辨率分类器及 anchor boxes 等技术。anchor 机制同时引入了多尺度训练策略,在保证检测速度的同时,提升了检测精度。2018 年 Redmon 等^[21]使用 FPN 结构进行多尺度预测,以 Darknet53 为骨干网络,改进损失函数,提出了 YOLOv3 算法,提升了对小目标的检测精度,但对目标坐标的预测精确性较差。2020 年 Bochkovskiy 等^[22]提出了 YOLOv4 算法,为了提高图像提取的效果,采用了 SPP 网络和 Mish 激活函数等方法,从而实现了性能的提升。与 YOLOv4 相比,同年提出的 YOLOv5 增加了 Focus 模块和 CSPNet 网络,检测精度和速度方面均有所提升,根据子模块所采用的深度和宽度的不同,YOLOv5 分为 x、l、m、s、n 几个不同版本,其中 s 版本的深度和宽度较小。YOLOv7^[23]相较于已有的 YOLO 模型来说:YOLOv7 通过网络架构的重参数化,实现了模型的优化,标签分配策略采用的是跨网格搜索,结合了 YOLOv5 和 YOLOx 的方法。YOLOv7 中提出了一种更高效的网络架构,能够提高特征提取和目标检测的效率。以 YOLOv5 网络结构为例,见图 2。

在 YOLO 系列算法的应用中,文献[24]提出一种基于 YOLOv3 的目标检测算法,用于电网巡检中绝缘子的缺陷检测,它使用深度卷积神经网络来学习物体的特征。该算法采用 ResNet18 作为主干网络,提取多尺度特征,并将其与主干网络的输出进行融合,从而提高绝缘子的检测精度和鲁棒性。为了实现高效且准确的目标检测,该模型能够在保证检测精度的基础上,满足实时性的需求。YOLOv3 网络在本实验中检测效果较好,平均精度(mAP)值达 98.10%,比 Faster R-CNN 高出 6.71%。文献[25-26]分别采用了深度学习的方式,提出了两种绝缘子故障检测方法。文献[25]使用基于超分辨深度残差网络对玻璃绝缘子故障图像进行检测。为

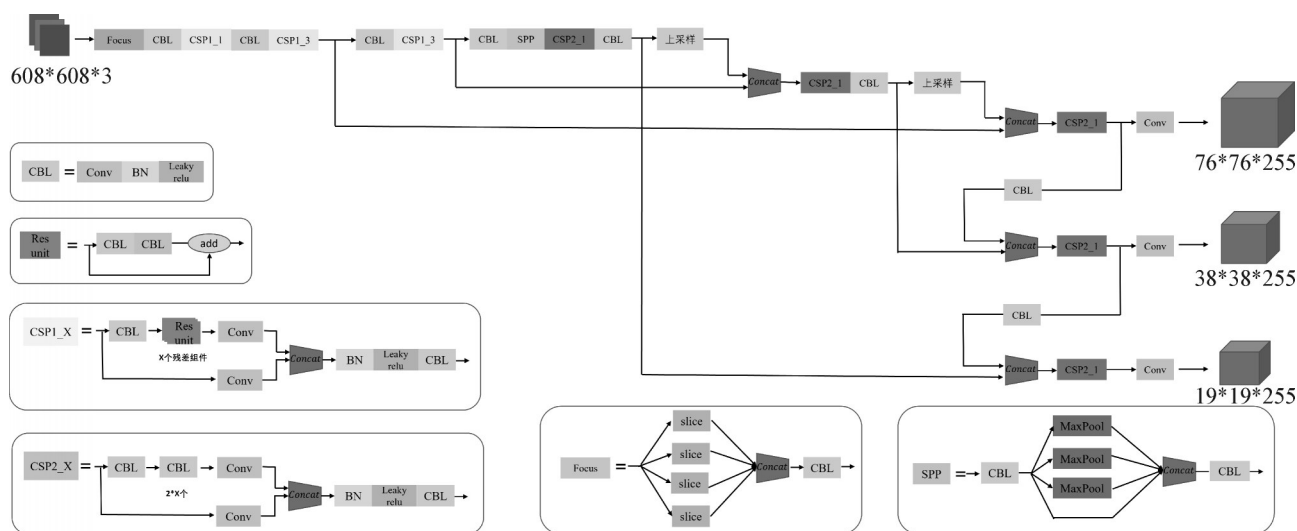


图2 YOLOv5网络结构
Fig. 2 Network structure of YOLOv5

了优化和增强数据集,采用超分辨率卷积神经网络,能够有效地降低原始图像的噪声和模糊。实验结果显示,在复杂环境下,该方法可以精确检测出玻璃绝缘子的故障,检测精度高达 94.3%。文献[26]提出了一种结合深度展开超分网络(USRNet)和改进的 YOLOv5x 算法的方法,利用 USRNet 对低分辨率的图像进行超分辨率重建,然后用 YOLOv5x 算法对重建后的图像进行目标检测和分类。实验表明,该方法无论在哪种设置下,都能高精度地检测出绝缘子故障,其平均精度(mAP)值可达 98.8%。文献[27]提出了一种基于 Flexible YOLOv7 框架的绝缘子缺陷检测算法,其采用了 YOLOv7 的 E-ELAN 结构、Rep 重参数化和辅助训练技术,并且在特征提取的过程中集成 GAM 注意力机制以放大显著的跨维度接受区域,通过高效的 Ghost Sppcspc 结构减少模型训练过程中的参数冗余,引入 Efficient IOU Loss 重点关注高质量的 anchors 提升原始模型的检测精度。

1.2.2 SSD 系列

Liu Wei 等人^[28]于 2015 年提出了 SSD 算法,以 VGG-16 为骨干网络,引入了多分辨率检测技术,通过特征融合在不同尺度上识别同类物体,有效地提高了小目标检测的性能。SSD 算法结构见图 3, SSD 算法通过多层特征预测目标位置和类别,实现了检测速度和精度的平衡^{[[29-30]]}。

文献[31]提出了一种改进 SSD 算法的小目标检测算法 PA-SSD,将 PANet 作为特征融合模块添加到 SSD 网络中,可以提高巡检图像中小目标缺陷的检测精度和召回率。但该测试的数据集仅包含 4 个类别,仍需增强算法的泛化能力。可以利用图像快速检测技术提高无人机电力巡检的自动化程度和效率等,文献[32]使用 Resnet-101 替换 SSD 检测网络的特征提取部分,加入了 FPN 特征金字塔结构,多尺度目标检测和检测精度方面,该方法表现出较高的适应性,但所提方法尚未对部件故障进行深入研究。

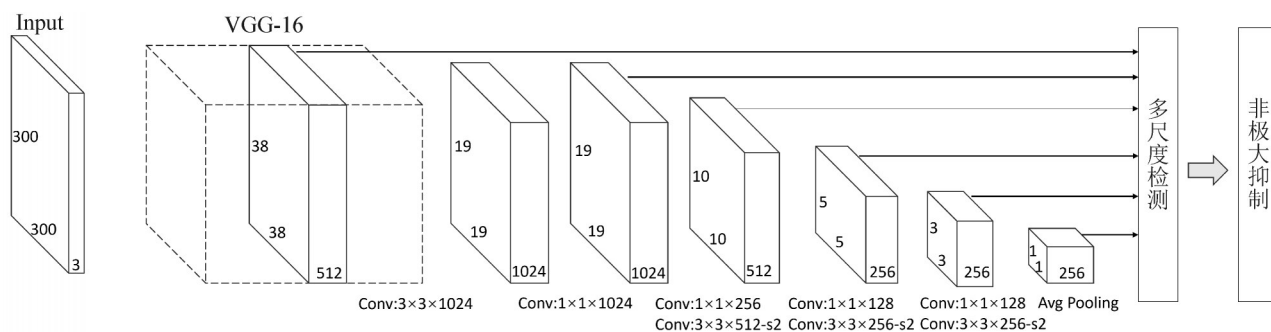


图3 SSD网络结构图

Fig.3 Network structural diagram of SSD

Faster R-CNN、YOLO、SSD 等算法都依赖于锚框机制实现目标检测,会导致生成过多的候选框,进而引发正负样本不均衡问题,即正样本和负样本的数量比例失衡。与 R-CNN 相比,YOLO 和 SSD 算法直接在整个图像上预测目标的位置和类别,不需要像 R-CNN 那样需要预先生成候选框,从而减少了冗余计算,提高了检测速度。YOLO 与 SSD 系列是两种单阶段目标检测算法,使用一个卷积神经网络直接预测物体的边界框和类别。不同的是,YOLO 将输入图像分成网格单元,而 SSD 使用多尺度特征图和默认框。这使得 SSD 在检测小物体和不同长宽比的物体时更优越,但 YOLO 在速度上更快。YOLOv3 算法的 YOLO 检测与 SSD 检测方法从原始数据上看,模型在 YOLOv3 之前的数据集上训练收敛速度快,在 YOLOv3 之后的数据集上训练收敛速度慢;SSD 检测算法在原数据集上训练时,收敛速度较快,但模型训练精度变低。针对上述检测

方法的优缺点,可以对算法进行改进提升检测效果。

2 绝缘子缺陷检测算法的改进需求及优化

绝缘子缺陷检测算法的改进需求主要源于三个方面:1)数据样本匮乏且样本不均;2)航拍图像背景复杂,且小目标占比大,难以识别;3)目标检测算法模型参数量大、运算过程复杂,无人机边缘部署比较困难。

2.1 绝缘子数据集增强

对于数据集匮乏与样本不平衡问题,在数据层面,可进行图像增强处理,通过高斯模糊、亮度转换、绝缘子分割与背景融合等方法实现,增强数据的多样性,实现样本扩增。分别采用如下方法进行优化:通过 3D 软件进行人工建模、雾化算法等创建符合要求的数据集,并采用生成对抗网络、改进 Faster-RCNN 算法、距离化生成对抗网络等方法进行数据增强,提升检测效果。具体方法见表 1。

表 1 绝缘子数据集增强
Table 1 Enhancement of insulator data set

改进需求	文献	优化方法	性能提升
数据样本 匮乏且样 本不均衡	[33]	提出雾化绝缘子网络(FINet),创建了一个用于绝缘子和自爆检测的合成雾状绝缘体数据集(SFID)。	经过实验验证,提出的合成雾化算法可广泛用于各种数据集的数据扩增,训练得到的模型可广泛应用于输电线路检测各领域。
	[34]	提出一种基于 Faster-RCNN 算法的无人机巡检图片绝缘子缺陷检测方法。通过对绝缘子运行过程中的缺陷数据特征进行采集分析和绘制,结合 Faster-RCNN 算法对巡检图像进行局部分割和增强处理。	基于 Faster-RCNN 算法的无人机巡检图片绝缘子缺陷检测方法具有 95% 的准确性。
	[35]	通过生成对抗网络(GAN)处理电力图像的像素信息,进而实现电力系统图像增强。	针对质量不佳的数据及样本不平衡问题,GAN 能够补全并增强数据样本,提升原始数据样本质量,有效解决数据量匮乏产生的样本不平衡问题。
	[36]	提出了一种基于 Wasserstein 距离优化的生成式对抗网络(WGAN)图片去模糊的绝缘子目标检测方法。	采用改进的基于区域建议的卷积神经网络目标检测算法进行目标检测实验,精确度均值分别提高了 5.77%、6.73% 与 5.98%。
	[37]	根据平行视觉理论,人工建模的方法可以生成多种类型的绝缘子缺陷,可有效解决样本不足的问题,并将模型参数迁移至小样本数据集,提高小样本目标检测的准确性。	在少样本情况下,所提出的方法用于盘型绝缘子缺陷检测的准确率达到 75.1%,召回率达到 81.7%,相比原始的算法分别提升了 19.2% 和 9.2%。
	[38]	提出了数据增强和基于 SR-GAN 的高分辨率图像检测的方法,通过分割图像前景与新背景融合,丰富训练数据的背景与数量,保证有足够的数据用于网络训练。	在训练过程中,同时采用了多阶段迁移学习和余弦退火衰减学习率策略显著提高了模型整体的性能。
	[39]	利用 3D 软件进行绝缘子建模并与复杂航拍背景融合制作合成图片,提出基于层次多任务深度学习的绝缘子自爆缺陷检测模型。	实现了对模糊图片和清晰图片的分类。

2.2 复杂背景下绝缘子识别算法优化

深度学习目标检测算法面临的难题是,无人机巡线获取的图像数据具有复杂的背景(例如森林、山丘等)。为了提高特征提取的质量和效率,可以将注意力机制(AM)添加在特征提取网络中,该机制可以让特征提取网络根据输入的图像自动调整权重,从而能够聚焦于目标区域而不是背景噪声,可以增强 CNN 的特征提取能力^[40],而 SE-Net(squeeze and excitation network)^[41]与卷积注意力模块(CBAM)^[42]是 AM 在 CNN 中的典型代表。

由于安全距离的限制,航拍图像中小目标种类占较多。针对小目标检测问题,我们可以从多个角度进行优化,如:扩充数据集、采用多尺度训练、增强小目标数据、调节训练策略、利用语义信息进行检测、应用生成对抗网络进行检测等。Lin 等人^[43]构建了一个自上而下的主网络,采用了一

种具有横向跳跃连接的体系结构,即特征金字塔网络(FPN)。该网络能够生成不同层级但是相同尺度的特征映射,并用张量拼接或者元素相加的方式把不同层级的组融合成一个特征图,并用不同尺寸的分类器对每个特征图进行分类,以提高目标检测效果。基于 FPN,Liang 等人^[44]设计了一种新型的检测器—深度特征金字塔网络(DFPN),能让特征金字塔网络更有效地学习小目标的语义特征。Kisantal 等人^[45]分析了小目标检测性能低的一个原因,即训练集中小目标的标签信息和类别分布都很稀少。为了提高小目标检测的性能,一种方法是对含有小目标的图像进行过采样。Goodfelle 等人^[46]提出的无监督生成模型,称为生成对抗网络(GAN),可以用来生成更逼真的小目标图像,从而改善检测效果。具体改进算法见表 2。

表2 复杂背景下绝缘子识别算法优化
Table 2 Optimization of insulator identification algorithm in complex background

改进需求	文献	优化方法	性能提升
航拍图像背景复杂,且小目标占比大,难以识别	[27]	在特征提取的过程中集成GAM注意力机制以放大显著的跨维度接受区域,通过高效的Ghost SPPCSPC结构减少模型训练过程中的参数冗余,引入Efficient IOU Loss 重点关注高质量的anchors。	该算法在密集目标、遮挡、小目标缺陷检测中的 AP、Recall、F1 指标均领先于当前先进的几类目标检测算法。
	[26]	以YOLOv5x检测模型为基础,通过更改多尺度特征融合模块结构,在预测端引入一个包含更大特征图的检测头以检测故障小目标。	所提方法的均值平均精度(mean average precision, mAP)值达到98.8%,可使输电线路故障检测精度提高到95.4%。
	[15]	提出一种改进的MaskR-CNN模型,在特征提取网络中引入卷积注意力模块(CBAM),分别从通道和空间提升小目标特征保持性。	与原始Mask R-CNN模型相比,该方法的平均精确率AP ₅₀₋₉₀ 、AP ₅₀ 和AP ₇₅ 分别提升至0.56、0.79和0.72。
	[47]	将Cascade RCNN 算法应用于输电线路缺陷检测中,利用ResNet101 网络进行特性提取,增强的网络的特征提取能力,并利用多层级联检测器对输电线路小目标进行判别和分类。	Cascade R-CNN 算法提高了小目标缺陷检测中的召回率和精确度。
	[48]	提出一种从无人机红外影像中自动识别绝缘子的方法。	选取包含不同背景(植被、农田、杆塔)的无人机红外影像数据集进行实验,该方法识别率在85%以上。
	[49]	通过增加一个小目标检测头,提高模型对小目标的检测性能;构造 DSPP(dilated spatial pyramid pooling)模块,充分融合多尺度特征,增强特征图的表征能力;引入 CA(coordinate attention)注意力机制,使网络更加专注于关键信息。	在 APID 数据集中该方法的 AP (average precision)比YOLOv5l算法提升5.2%,并且在公共数据集上和其他算法相比均有明显优势。

2.3 深度学习网络轻量化

无人机电力巡检的系统由电力巡检管理端和部署在 Android 手机终端上的电力巡检 app 两部分组成,服务端接收所有的巡检结果照片,对照片进行绝缘子自爆故障的自动识别,当发现故障时及时告警,并归档数据至数据库^[50]。嵌入式设备的存储

空间和功耗有限,因此神经网络模型的存储与计算难度很大。所以,对已有算法进行网络轻量化改进是必要的。目前,为了实现深度学习网络的轻量化,主流的方法包括设计紧凑型网络、进行剪枝操作、采用参数量化技术、利用知识蒸馏策略、使用低秩分解算法等^[51]。具体改进算法见表 3。

表3 绝缘子检测网络轻量化
Table 3 Lightweight of insulator detection network

改进需求	文献	优化方法	性能提升
目标检测算法模型参数量大、运算过程复杂,无人机边缘部署比较困难。	[52]	提出一种 CNN+Self-Attention 结构的轻量级主干网络,该主干网络由轻量级网络 EfficientNetV2 和 coordinate attention(协调自注意力机制,CA)模块构成。	YOLOv7 算法将精准度从原本 89.4%提升到 97.5%;同时,文中算法将检测速度提升了约 60.49%,可以做到对输电线路的实时检测。
	[53]	引入含 ECA 集成组件的 Ghost Net 作为特征提取网络,保证特征提取能力的同时大幅减少模型参数,加快模型推理速度。	与原始 YOLOv4 相比,模型大小压缩至原来的 62.47%,每秒帧率提升了 68.83%,绝缘子缺陷检测的准确率提升了 1.07%。
	[54]	利用 K-means++ 算法确定先验框,基于 YOLOV3 检测架构构建一种改进的轻量级网络。	提升了高清绝缘子的图像检测速度,且能够完成绝缘子定位及缺陷检测。
	[55]	提出了一种轻量级 MobileNet-SSD 目标检测网络与轻量级 MobileNetV2-DeeplabV3+ 图像分割网络相结合的绝缘子自爆故障识别、分割方法。	快速地识别出绝缘子,并可以对各种复杂背景下的自爆绝缘子进行准确分割,同时具备模型参数量小、效率高、鲁棒性强等特征,可在一定程度上满足无人机的嵌入式应用要求。
	[9]	设计了一种适用于移动终端设备的轻量化目标检测网络 DE-YOLO。	DE-YOLO 网络在自制绝缘子数据集上的 GFLOPs 降低 45%,运行参数降低 42%,自爆缺陷检测精度高达 93.2%。
	[56]	提出一种基于轻量化网络与增强多尺度特征融合的 YOLOv5-3S-4PH 模型进行绝缘子缺陷实时检测。	本文所提出的模型相对于未改进的 YOLOv5,提高了 3% 的 mAP、81.8% 的检测速度并压缩了 82.4% 的参数量、67% 的计算量。
	[57]	选择 YOLOv5s(You Only Look Once Version-5s)模型为基础网络进行改进以提升检测精度,并对改进后网络进行剪枝以轻量化模型。	在测试集上将本文模型与目前常用模型进行比较,改进后模型检测精度达到 97.23%,剪枝后模型大小仅为 0.5 MB,检测所用时间为 1.8 ms,浮点运算数为 0.61G。

3 结语

随着人工智能技术的发展,深度学习算法广泛应用于输电线路绝缘子缺陷检测中,有效提高了巡检效率与识别精度。本文对该研究方向进行了综述,结论和展望如下:

1)输电线路巡检行业具有特殊性,在野外等恶劣环境下,某些缺陷难以发现,已有的数据集中未包含此类缺陷,而深度学习算法侧重于训练样本数量多的类别。目前缺乏输电线路公开巡检数据集,而深度学习需要有大量样本支撑。因此,构建一个标准的、高质量的绝缘子缺陷数据库是后续进行深度学习的前提条件;

2)由于电磁干扰,无人机巡检过程中需要和输电线路保持安全距离,导致航拍图像背景复杂,小目标种类占比较大。通过先验知识、联合特征、上下文信息等构造物体检测器,对限制目标进行检测,并对其进行分割。针对小目标缺陷检测的难点,采用多级层次化检测策略,提高了检测效果;

3)为了提高检测效果,需要对现有的绝缘子缺

陷检测方法进行优化。这会增加计算难度,以及造成模型庞大、参数量繁琐、计算时间过长等困难。目前,算法轻量化的研究较少。如何对算法轻量化,进行无人机边缘部署具有重要研究意义。

参考文献

- [1] 康忠健,李昌超,于洪国,等.一种识别电力系统关键输电线路的方法[J].电力自动化设备,2020,40(4):63-70.
KANG Zhongjian,LI Changchao,YU Hongguo,et al. Identification method of key transmission lines in power system[J]. Electric Power Automation Equipment,2020,40(4): 63-70.
- [2] 陈驰,彭向阳,宋爽,等.大型无人机电力巡检 LiDAR 点云安全距离诊断方法[J].电网技术,2017,41(8):2723-2730.
CHEN Chi,PENG Xiangyang,SONG Shuang,et al. Safety distance diagnosis of large scale transmission line corridor inspection based on LiDAR point cloud collected with UAV [J]. Power System Technology,2017,41(8): 2723-2730.
- [3] NGUYEN V N,JENSSEN R,ROVERSO D. Automatic autonomous vision-based power line inspection: A review of current status and the potential role of deep learning[J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems,

- 2018,99(2): 107-120.
- [4] 李振宇,郭锐,赖秋频,等. 基于计算机视觉的架空输电线路机器人巡检技术综述[J]. 中国电力,2018,51(11): 139-146.
- LI Zhenyu, GUO Rui, LAI Qiupin, et al. Survey of inspection technology of overhead transmission line robot based on computer vision[J]. Electric Power, 2018, 51(11): 139-146.
- [5] 隋宇,宁平凡,牛萍娟,等. 面向架空输电线路的挂载无人机电力巡检技术研究综述[J]. 电网技术,2021,45(9): 3636-3648.
- SUI Yu, NING Pingfan, NIU Pingjuan, et al. Review on mounted UAV for transmission line inspection[J]. Power System Technology, 2021, 45(9): 3636-3648.
- [6] MA Y, LI Q, CHU L, et al. Real-time detection and spatial localization of insulators for UAV inspection based on binocular stereo vision[J]. Remote Sensing, 2021, 13(2): 230-236.
- [7] HUI Xiaolong, BIAN Jiang, YU Yongjia, et al. A novel autonomous navigation approach for UAV power line inspection[C]//2017 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics (ROBIO). [S. l.]: IEEE, 2017: 634-639.
- [8] 周飞燕,金林鹏,董军. 卷积神经网络研究综述[J]. 计算机学报,2017,40(6): 1229-1251.
- ZHOU Feiyan, JIN Linpeng, DONG Jun. Review of convolutional neural network[J]. Chinese Journal of Computers, 2017, 40(6): 1229-1251.
- [9] 贾晓芬,吴雪茹,赵佰亭. 绝缘子自爆缺陷的轻量化检测网络DE-YOLO[J]. 电子测量与仪器学报,2023,37(5): 28-35.
- JIA Xiaofen, WU Xueru, ZHAO Baiting. Lightweight detection network for insulator self-detonation defect DE-YOLO [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37(5): 28-35.
- [10] 周封,任贵新. 基于颜色空间变量的输电线图像分类及特征提取[J]. 电力系统保护与控制,2018,46(5): 89-98.
- ZHOU Feng, REN Guixin. Image classification and feature extraction of transmission line based on color space variable [J]. Power System Protection and Control, 2018, 46(5): 89-98.
- [11] GIRSHICK R, DONAHUE J, DARRELL T, et al. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation[C]//2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. [S. l.]: IEEE, 2014: 580-587.
- [12] REN Shaoqing, HE Kaiming, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: towards real-time object detection with region proposal networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017, 39(6): 1137-1149.
- [13] 白洁音,赵瑞,谷丰强,等. 多目标检测和故障识别图像处理[J]. 高电压技术,2019,45(11): 3504-3511.
- BAI Jieyin, ZHAO Rui, GU Fengqiang, et al. Multi-target detection and fault recognition image processing method[J]. High Voltage Engineering, 2019, 45(11): 3504-3511.
- [14] 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 Gang, WANG Bo, PENG Hui, 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.
- [15] 苟军年,杜慷慷,刘力. 基于改进掩膜区域卷积神经网络的输电线路绝缘子自爆检测[J]. 电工技术学报,2023,38(1): 47-59.
- GOU Junnian, DU Susu, LIU Li. Transmission line insulator self-explosion detection based on improved mask region-convolutional neural network[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2023, 38(1): 47-59.
- [16] REN Shaoqing, HE Kaiming, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: towards real-time object detection with region proposal networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017, 39(6): 1137-1149.
- [17] 马耀名,张雨. 基于改进Faster-RCNN的绝缘子检测算法[J]. 计算机应用,2022,42(2): 631-637.
- MA Yaoming, ZHANG Yu. Insulator detection algorithm based on improved Faster-RCNN[J]. Journal of Computer Applications, 2022, 42(2): 631-637.
- [18] 谢富,朱定局. 深度学习目标检测方法综述[J]. 计算机系统应用,2022,31(2): 1-12.
- XIE Fu, ZHU Dingju. Survey on deep learning object detection[J]. Computer Systems & Applications, 2022, 31(2): 1-12.
- [19] 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). [S. l.]: IEEE, 2016: 779-788.
- [20] REDMON J, FARHADI A. YOLO9000: better, faster, stronger[J]. IEEE Conference on Computer Vision & Pattern Recognition, 2017: 6517-6525.
- [21] REDMON J, FARHADI A. YOLOv3: an incremental improvement[EB/OL]. arXiv preprint arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1804.02767>.
- [22] BOCHKOVSKIY A, WANG CY, LIAO H. YOLOv4: optimal speed and accuracy of object detection[EB/OL]. . arXiv preprint arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2004.10934>
- [23] WANG CY, BOCHKOVSKIYA, LIAO HYM. YOLOv7: trainable bag-of-freebies sets new state-of-the-art for real-time object detectors [C]//2023 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). [S. l.]: IEEE, 2023: 17-24.

- [24] 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. UAV power grid inspection defect detection based on deep learning[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(10): 132-140.
- [25] 郝帅, 马瑞泽, 赵新生, 等. 基于超分辨深度残差网络的玻璃绝缘子自爆故障检测算法[J]. 高电压技术, 2022, 48(5): 1817-1825.
- HAO Shuai, MA Ruize, ZHAO Xinsheng, et al. Self-explosion fault detection algorithm for glass insulator based on super-resolution deep residual network[J]. High Voltage Engineering, 2022, 48(5): 1817-1825.
- [26] 黄悦华, 刘恒冲, 陈庆, 等. 基于USRNet与改进YOLOv5x的输电线路绝缘子故障检测方法[J]. 高电压技术, 2022, 48(9): 3437-3446.
- HUANG Yuehua, LIU Hengchong, CHEN Qing, et al. Transmission line insulator fault detection method based on USRNet and improved YOLOv5x[J]. High Voltage Engineering, 2022, 48(9): 3437-3446.
- [27] 宋智伟, 黄新波, 纪超, 等. 基于Flexible YOLOv7的输电线路绝缘子缺陷检测和故障预警方法[J]. 高电压技术, 2023, 49(12): 5084-5094.
- SONG Zhiwei, HUANG Xinbo, JI Chao, et al. Insulator defect detection and fault warning method for transmission line based on Flexible YOLOv7[J]. High Voltage Engineering, 2023, 49(12): 5084-5094.
- [28] LIU Wei, ANGUELOV D, ERHAN D, et al. SSD: single shot MultiBox detector[C]//Computer Vision - ECCV 2016. Cham: Springer International Publishing, 2016: 21-37.
- [29] 刘颖, 刘红燕, 范九伦, 等. 基于深度学习的小目标检测研究与应用综述[J]. 电子学报, 2020, 48(3): 590-624.
- LIU Ying, LIU Hongyan, FAN Jiulun, et al. A survey of research and application of small object detection based on deep learning[J]. Acta Electronica Sinica, 2020, 48(3): 590-624.
- [30] 戚银城, 江爱雪, 赵振兵, 等. 基于改进SSD模型的输电线路巡检图像金具检测方法[J]. 电测与仪表, 2019, 56(22): 7-12.
- QI Yincheng, JIANG Aixue, ZHAO Zhenbing, et al. Fittings detection method in patrol images of transmission line based on improved SSD[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2019, 56(22): 7-12.
- [31] 黄芹芹, 董洁, 陈玥, 等. 一种改进SSD算法的输电线路目标检测方法[J]. 电工电气, 2021(6): 51-55.
- HUANG Qinqin, DONG Jie, CHEN Yue, et al. A transmission line target detection method with improved SSD algorithm[J]. Electrotechnics Electric, 2021(6): 51-55.
- [32] 王红星, 陈玉权, 张欣, 等. 基于离线高斯模型的输电线路无人机巡检缺陷智能识别方法研究[J]. 电测与仪表, 2022, 59(3): 92-99.
- WANG Hongxing, CHEN Yuquan, ZHANG Xin, et al. Research on intelligent recognition method of transmission line UAV inspection defects based on offline Gaussian model[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2022, 59(3): 92-99.
- [33] ZHANG Zhengde, ZHANG Bo, LAN Zhicai. An insulator dataset and detection benchmark based on synthetic fog and improved YOLOv5[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2022(71): 1-8.
- [34] 宁柏锋, 董召杰. 基于Faster-RCNN算法的无人机巡检图片绝缘子缺陷检测[J]. 自动化与仪器仪表, 2020(7): 194-197.
- NING Baifeng, DONG Zhaojie. Defect detection of insulators in uav inspection pictures based on Faster-RCNN algorithm[J]. Automation & Instrumentation, 2020(7): 194-197.
- [35] 邵振国, 张承圣, 陈飞雄, 等. 生成对抗网络及其在电力系统中的应用综述[J]. 中国电机工程学报, 2023, 43(3): 987-1003.
- SHAO Zhenguo, ZHANG Chengsheng, CHEN Feixiong, et al. A review on generative adversarial networks for power system applications[J]. Proceedings of the CSEE, 2023, 43(3): 987-1003.
- [36] 王德文, 李业东. 基于WGAN图片去模糊的绝缘子目标检测[J]. 电力自动化设备, 2020, 40(5): 188-194.
- WANG Dewen, LI Yedong. Insulator object detection based on image deblurring by WGAN[J]. Electric Power Automation Equipment, 2020, 40(5): 188-194.
- [37] 翟永杰, 杨珂, 王乾铭, 等. 基于混合样本迁移学习的盘型绝缘子缺陷检测[J]. 中国电机工程学报, 2023, 43(7): 2867-2876.
- ZHAI Yongjie, YANG Ke, WANG Qianming, et al. Disc insulator defect detection based on mixed sample transfer learning[J]. Proceedings of the CSEE, 2023, 43(7): 2867-2876.
- [38] 高伟, 周宸, 郭谋发. 基于改进YOLOv4及SR-GAN的绝缘子缺陷辨识研究[J]. 电机与控制学报, 2021, 25(11): 93-104.
- GAO Wei, ZHOU Chen, GUO Moufa. Insulator defect identification via improved YOLOv4 and SR-GAN algorithm[J]. Electric Machines and Control, 2021, 25(11): 93-104.
- [39] 徐建军, 黄立达, 闫丽梅, 等. 基于层次多任务深度学习的绝缘子自爆缺陷检测[J]. 电工技术学报, 2021, 36(7): 1407-1415.
- XU Jianjun, HUANG Lida, YAN Limei, et al. Insulator self-explosion defect detection based on hierarchical multi-task deep learning[J]. Transactions of China Electrotechnical So-

- ciety, 2021, 36(7): 1407-1415.
- [40] 张宸嘉, 朱磊, 俞璐. 卷积神经网络中的注意力机制综述[J]. 计算机工程与应用, 2021, 57(20): 64-72.
ZHANG Chenjia, ZHU Lei, YU Lu. Review of attention mechanism in convolutional neural networks[J]. Computer Engineering and Applications, 2021, 57(20): 64-72.
- [41] HU Jie, SHEN Li, ALBANIE S, et al. Squeeze-and-excitation networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2020, 42(8): 2011-2023.
- [42] WOO S, PARK J, LEE J Y, et al. CBAM: convolutional block attention module[C]//Computer Vision - ECCV 2018. Cham: Springer International Publishing, 2018: 3-19.
- [43] LIN T Y, DOLLÁR P, GIRSHICK R, et al. Feature pyramid networks for object detection[C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). [S. l.]: IEEE, 2017: 936-944.
- [44] LIANG Zhenwen, SHAO Jie, ZHANG Dongyang, et al. Small object detection using deep feature pyramid networks [C]//Advances in Multimedia Information Processing - PCM 2018. Cham: Springer International Publishing, 2018: 554-564.
- [45] KISANTAL M, WOJNA Z, MURAWSKI J, et al. Augmentation for small target detection[EB/OL]. arXivpreprint arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1902.07296>, 2019.
- [46] GOODFELLOW I, POUGET-ABADIE J, MIRZA M, et al. Generative adversarial networks[J]. Communications of the ACM, 2020, 63(11): 139-144.
- [47] 吴军, 白梁军, 董晓虎, 等. 基于Cascade R-CNN算法的输电线路小目标缺陷检测方法[J]. 电网与清洁能源, 2022, 38(4): 19-27.
WU Jun, BAI Liangjun, DONG Xiaohu, et al. Transmission line small target defect detection method based on Cascade R-CNN algorithm[J]. Advances of Power System & Hydroelectric Engineering, 2022, 38(4): 19-27.
- [48] 彭向阳, 梁福逊, 钱金菊, 等. 基于机载红外影像纹理特征的输电线路绝缘子自动定位[J]. 高电压技术, 2019, 45(3): 922-928.
PENG Xiangyang, LIANG Fuxun, QIAN Jinju, et al. Automatic recognition of insulator from UAV infrared image based on periodic textural feature[J]. High Voltage Engineering, 2019, 45(3): 922-928.
- [49] 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, 2022, 58(6): 1020-1029.
MA Xuesen, MA Ji, JIANG Gonghui, et al. Insulator defect detection method based on attention mechanism and multi-scale feature fusion[J]. Journal of Nanjing University, 2022, 58(6): 1020-1029.
- [50] 姜楠. 基于绝缘子自爆检测的无人机电力巡检系统设计[D]. 南京: 南京理工大学, 2021.
- [51] 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.
- [52] 王宇博, 尚军利, 张烨, 等. 基于改进YOLOv7的实时输电导线缺陷检测方法[J]. 南方电网技术, 2023, 17(12): 127-134.
WANG Yubo, SHANG Junli, ZHANG Ye, et al. Real-time transmission wire defect detection method based on improved YOLOv7[J]. Southern Power System Technology, 2023, 17(12): 127-134.
- [53] 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.
MA Jin, BAI Yusheng. Research on lightweight YOLOv4 applied to insulator defect detection[J]. Electronic Measurement Technology, 2022, 45(14): 123-130.
- [54] 吴涛, 王伟斌, 于力, 等. 轻量级YOLOV3的绝缘子缺陷检测方法[J]. 计算机工程, 2019, 45(8): 275-280.
WU Tao, WANG Weibin, YU Li, et al. Insulator defect detection method for lightweight YOLOV3[J]. Computer Engineering, 2019, 45(8): 275-280.
- [55] 汝承印, 张仕海, 张子森, 等. 基于轻量级MobileNet-SSD和MobileNetV2-DeeplabV3+的绝缘子故障识别方法[J]. 高电压技术, 2022, 48(9): 3670-3679.
RU Chengyin, ZHANG Shihai, ZHANG Zimiao, et al. Fault identification method for high voltage power grid insulator based on lightweight MobileNet-SSD and MobileNetV2-DeeplabV3+Network[J]. High Voltage Engineering, 2022, 48(9): 3670-3679.
- [56] 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.
- [57] 谢静, 杜耀文, 刘志坚, 等. 基于轻量化改进型YOLOv5s的可见光绝缘子缺陷检测算法[J]. 电网技术, 2023, 47(12): 5273-5282.
XIE Jing, DU Yaowen, LIU Zhijian, et al. Defect detection algorithm based on lightweight and improved YOLOv5s for visible light insulators[J]. Power System Technology, 2023, 47(12): 5273-5282.

作者简介:

刘悦(1992—),女,博士研究生,研究方向为电力视觉,电气设备在线监测与故障诊断。E-mail: yliu@stu.xaut.edu.cn.

黄新波(1975—),男,博士(后),教授,研究方向为电气设备在线监测与故障诊断。E-mail: huangxb1975@163.com。

刘天娇(1999—),女,硕士研究生,研究方向为机器视觉在电力系统的应用。E-mail: 1838780899@qq.com。