

DOI:10.12158/j.2096-3203.2021.04.022

基于增强特征金字塔和可变形卷积的绝缘子缺陷检测

张晶焯¹, 余楚云¹, 伍国兴¹, 肖黎¹, 赖振宇¹, 齐冬莲²

(1. 深圳供电局有限公司, 深圳 518001; 2. 浙江大学电气工程学院, 浙江 杭州 310027)

摘要:绝缘子广泛应用于电力系统的各个环节,对保障电网安全稳定运行起到重要作用。现有方法只能识别自爆缺失、异物等明显缺陷,无法应对局部破损、裂纹等情况。针对上述问题,提出一种基于增强特征金字塔和可变形卷积的绝缘子缺陷检测方法:在原有高、低特征融合的基础上,增加增强的自底而上的路径,改善高、低特征图之间的信息传递,实现局部缺陷特征的有效提取;引入可变形卷积,自适应改变局部采样点,减小背景干扰的影响,进一步提升模型的适用性。利用多场景采集的绝缘子图像进行对比实验,结果显示在不同基础网络上,所提方法检测精度较传统方案均取得了较大幅度的提升,该方法可广泛应用于变电站、高压输电线等各类绝缘子应用场景。

关键词:绝缘子;缺陷检测;特征金字塔;可变形卷积;目标检测

中图分类号:TM183

文献标志码:A

文章编号:2096-3203(2021)04-0155-06

0 引言

绝缘子广泛应用于高压架空输电线路、发电厂和变电站等电力系统场景,起到母线和电气设备绝缘及机械固定的作用^[1-2]。绝缘子的功能完整是电网安全稳定运行的必要前提。然而,绝缘子大多安装在室外,长期暴露在自然环境下,容易产生局部破损、自爆缺失、悬挂异物等问题^[3-6]。常规巡检中,一般通过人工目视判断绝缘子是否异常,存在效率低、巡检周期长等问题。视频监控、智能巡检机器人和无人机巡检等技术的发展使基于图像处理的绝缘子缺陷检测成为可能^[7-10]。

基于图像的绝缘子缺陷检测算法一般由绝缘子定位和缺陷识别2部分组成。其中,绝缘子定位算法已得到广泛研究^[11-13],并取得了不错的定位效果。现有的缺陷识别算法以识别绝缘子自爆缺失为主。例如,基于直方图统计和空间序列关系的特征检测算法^[14],基于缺陷图像和标准图像异或操作的缺陷定位算法^[15],基于轮廓和欧式距离的自爆缺陷检测算法^[16]等。但上述绝缘子定位算法需要人为设计图像特征,对复杂背景的抗干扰性较差。而后续缺陷识别算法严重依赖于绝缘子轮廓提取或前景分割效果,无法应对局部破损、裂纹等情况,且往往只适用于特定场景,难以快速地大规模应用。

深度学习理论在计算机视觉领域的快速发展和广泛应用给绝缘子的缺陷识别提供了新的思路^[17]。与传统图像处理技术相比,基于深度学习的算法不需要人为设计特征且具有更强的特征提取

能力,可从大量图像数据中自动学习人类难以观测的图像特征,并同时适用于多类场景。以快速区域卷积神经网络(faster regional convolution neural networks, Faster RCNN)、单次检测网络(you only look once, YOLO)、单发检测器(single shot detector, SSD)为代表的检测算法逐渐被应用于绝缘子缺陷检测中^[18-21],并取得了不错的表现。但是,上述算法一般只利用了最后一层或几层特征用于绝缘子的定位和缺陷识别,缺少低层特征和高层特征之间的信息融合,在拍摄距离较远、缺陷区域较小等情况下效果不佳。此外,基于深度学习的检测算法一般采用矩形框表示被检测的物体位置,由于拍摄角度和绝缘子自身特点,矩形框内绝缘子像素的比例较低,存在较大的背景干扰,不利于特征提取。

针对上述问题,文中提出一种基于增强特征金字塔和可变形卷积的绝缘子缺陷识别方法:在网络结构上,以已有特征金字塔网络(feature pyramid network, FPN)^[22]为基础,增加增强的自底而上的路径,实现不同维度、不同路径特征的充分融合,提高小目标检测精度;在特征提取上,采用可变形卷积网络(deformable convolutional networks, DCN)^[23]代替普通卷积,通过自适应改变采样点,增大模型感受野,降低背景的干扰。最后,利用多场景采集的多类绝缘子图片对该方法进行效果验证,并将实验结果与采用已有方法得到的结果进行对比分析,表明使用该方法可明显地提升性能。

1 增强特征金字塔

1.1 自底而上的路径

经典的检测网络一般采用直筒型的特征提取

收稿日期:2021-02-03;修回日期:2021-04-12

基金项目:浙江省重点研发计划资助项目(2019C01001);中国南方电网有限责任公司科技项目(090000KK52190034)

模式,从输入图片到最后一层特征图,通过步长为 2 的卷积或池化操作,逐步降低特征图的分辨率大小,形成自底而上的路径,即特征金字塔。低层的特征图空间分辨率较大,具有更精确的位置信息,但提取的图像语义信息较弱,噪声干扰更多;而高层的特征图经过更多的卷积操作,具有更强的语义信息,但空间分辨率较小,位置信息逐渐丢失,不利于精确定位。文中定义所有宽高为 $1/2^k$ 原图大小的特征图中的最后一层为 C_k ,得到由 $\{C_2, C_3, C_4, C_5\}$ 组成的自底而上的路径,如图 1 所示。其中, C_k 与 C_{k+1} 之间一般由多个卷积(conv)、激活函数(ReLU 等)和批归一化层(BN)等组成,由选取的基础网络的具体结构确定。

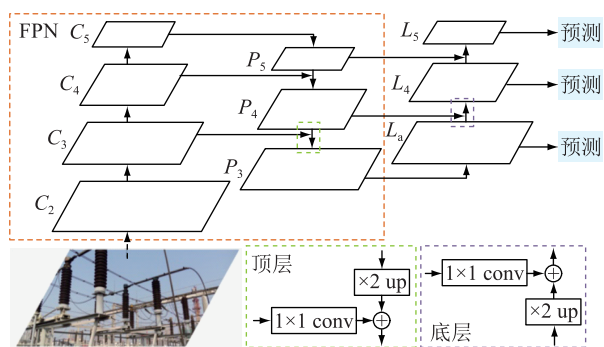


图 1 增强特征金字塔结构

Fig.1 Structure of enhanced feature pyramid

1.2 自顶而下的路径

结合上述低层特征和高层特征的优点,FPN 网络^[15]在原有的自底而上路径的基础上,增加一个自顶而下的路径,实现高低层特征融合。首先,直接对 C_5 进行 1×1 卷积操作得到 P_5 ;接着,对高层的特征图 P_{k+1} 进行步长为 2 的最近邻上采样,产生与 C_k 相同分辨率的特征图,其具有更强的语义信息,有助于分类任务;对低层的特征图 C_k 进行 1×1 的卷积操作,产生与 P_{k+1} 相同通道数的特征图,其具有更精确的位置信息,有助于坐标回归任务;最后,将这 2 个新的特征图进行逐像素相加,得到特征图 P_k 。考虑计算效率,最终得到由 $\{P_3, P_4, P_5\}$ 组成的自顶而下的路径。

1.3 增强的自底而上的路径

上述自顶而下的路径使得低层的特征图在保持原有位置信息的同时,能够获取更强的语义信息,从而提升模型对小目标物体的检测性能。但是,这种自顶而下的路径一般经过几十甚至上百个卷积层操作,不利于信息传递和训练时的梯度回传。因此,增加一个增强的自底而上的路径,缩短信息流动的路径,同时将低层准确的位置信息进一

步融入到新的特征图中,进一步加强对小目标物体的检测,提升模型整体性能。

具体来说, P_3 直接用于后续预测,即 L_3 。接着,对低层的特征图 L_{k-1} 进行步长为 2 的下采样,产生与 P_k 相同分辨率的特征图;对高层的特征图 P_k 进行 1×1 的卷积操作,产生与 L_{k-1} 通道数相同的特征图;然后将 2 个新的特征图进行逐像素相加,得到特征图 L_k ,用于最终的预测。最终得到由 $\{L_3, L_4, L_5\}$ 组成的增强的自底而上的路径。

2 可变形卷积

绝缘子长条状的外形特点和多变的拍摄角度使得常规的矩形框表示形式下,绝缘子有效信息的像素比例较低,特征提取过程受到较大的背景干扰,如图 2(a), (b) 所示。因此采用可变形卷积代替常规卷积,增强模型的特征提取能力,几种卷积方式见图 2(c) — (e)。

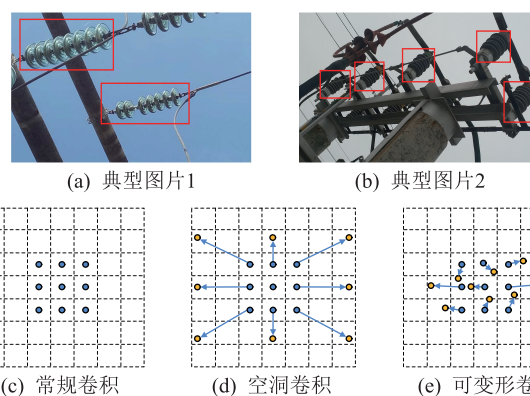


图 2 可变形卷积

Fig.2 Illustration of deformable convolutions

一般情况下,卷积神经网络采用普通卷积操作,如图 2(c) 所示(以 3×3 卷积为例)。普通卷积以滑动窗口的形式在输入特征图 x 上的规则网格 G 内进行采样操作,例如: $G = \{(-1, -1), (-1, 0), \dots, (0, 1), (1, 1)\}$,代表步长为 1 的 3×3 卷积的采样网格。

输出特征图 y 上的每个位置 l_0 计算如下:

$$y(l_0) = \sum_{l_n \in G} w(l_n) x(l_0 + l_n) \quad (1)$$

式中: l_n 为第 n 个点的采样偏移量; $x(\cdot)$ 为特征图对应位置的值; $w(\cdot)$ 为卷积核对应位置的权重。

对于可变形卷积,采样网格 G 中的每个点增加偏移量 $\{\Delta l_n | n = 1, \dots, N\}$, $N = |G|$,则式(1)修改为:

$$y(l_0) = \sum_{l_n \in G} w(l_n) x(l_0 + l_n + \Delta l_n) \quad (2)$$

通过自适应学习上述偏移量,模型可以根据输

入样本中绝缘子的形态,动态调整采样点的位置,间接增大了模型的感受野。

由于每个点的偏移量一般是小数,因此须采用双线性插值计算得到每个浮点坐标的像素值。显然,普通卷积和空洞卷积是可变形卷积的特例,而可变形卷积往往具有更强的特征提取能力。

3 整体方案设计

3.1 基础网络

选取 ResNet^[24] 残差网络作为绝缘子缺陷检测模型的基础网络,其特点是采用跳跃连接的结构,解决了网络太深导致的模型退化问题。同时上述结构有利于训练过程中的梯度反向传播,在图像分类、目标检测等计算机视觉基础任务中得到广泛应用。考虑算法推理速度和识别性能,分别选取 ResNet-18 和 ResNet-101 作为基础网络。

3.2 头部预测结构

分别选取 Faster RCNN 和 YOLOv3 2 类不同的头部预测结构,如图 3 所示。其中, Faster RCNN 采用两阶段检测思路,借助区域推荐网络(region proposal network, RPN)筛除大量无用的候选框,实现稀疏预测;YOLOv3 采用一阶段检测,直接在多个特征图上设置密集的锚框,借助密集预测达到与 Faster RCNN 相当的性能。

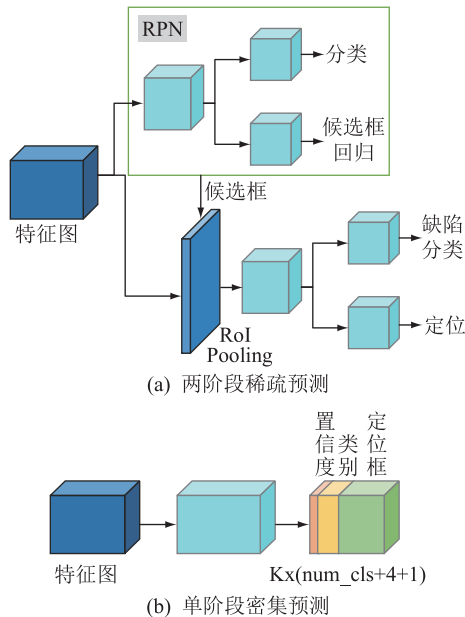


图 3 头部预测结构

Fig.3 Structure of head prediction

3.3 算法整体流程

文中提出的基于增强特征金字塔和可变形卷积的绝缘子缺陷识别算法的整体流程如图 4 所示。

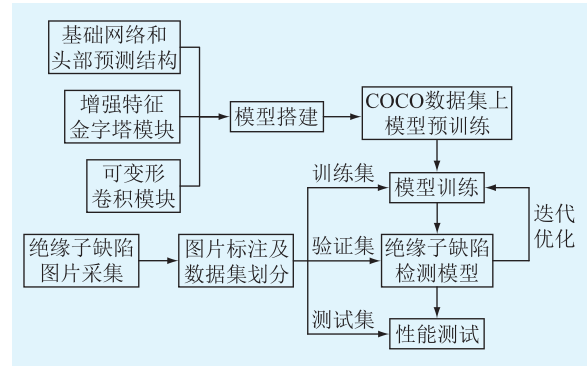


图 4 整体流程

Fig.4 Overall process

3.4 绝缘子缺陷数据集

采集的绝缘子图像覆盖变电站、铁路接触网、高压输电线等多个场景,包含瓷绝缘子、玻璃绝缘子等多种类型。采用人工标注的方法对收集到的绝缘子图片进行处理。

由于带缺陷的绝缘子图片数量远少于正常绝缘子,文中采用一系列数据增强操作进行正样本扩充,包括:随机旋转、水平翻转、“复制-粘贴”策略、随机裁剪、“擦除”策略等。此外,为增强模型的泛化能力,在训练过程中加入随机噪声、随机光照和对比度等操作。最后,得到共 5 560 张绝缘子缺陷图片,按照 2:1:1 的比例,划分为训练集、验证集和测试集。

4 实验结果

首先在公开的 COCO 数据集上对搭建的模型进行预训练,然后用预训练好的模型权重初始化绝缘子缺陷检测模型,再用制作好的训练集进行训练,并在验证集上评估对比不同模型的性能。文中所有实验均采用随机梯度下降法训练绝缘子缺陷检测模型,初始学习率 0.005,迭代次数 40 000 次,在第 30 000 次和第 35 000 次时学习率降为原来的 1/10。

采用平均精确率(average percision, AP)来评价模型性能的优劣。在固定交并比(intersection over union, IoU)阈值下,计算不同召回率下的平均准确率。AP 值越大,检测精度越高。

$$P = \frac{N_{TP}}{N_{TP} + N_{FP}} \quad (3)$$

$$R = \frac{N_{TP}}{N_{TP} + N_{FN}} \quad (4)$$

$$V_{AP} = \sum_{k=1}^N P(k) \Delta r(k) \quad (5)$$

式中: N_{TP} 为缺陷绝缘子被正确检测到的个数; N_{FP} 为正常绝缘子被错误预测为缺陷绝缘子的个数;

N_{FN} 为缺陷绝缘子未被检测到的个数; N 为测试集中所有图片的个数; $P(k)$ 为在能识别出 k 个图片的时候 P 的值; $\Delta r(k)$ 为识别图片个数从 $k-1$ 变化到 k 时 R 值的变化情况。

4.1 对比分析

不同模型结构在验证集上计算得到 AP 值, 其结果如表 1 和表 2 所示(“√”代表使用该模块)。可以看出, 增强的自底而上的路径对模型的性能提升明显, 且随着基础网络特征提取能力的增强而增强(ResNet-18: +0.045, ResNet-101: +0.063)。加入可变形卷积分别得到 0.032 和 0.018 的提升。增强特征金字塔结构和可变形卷积能够兼容, 并取得最佳性能(ResNet-18: 由 0.537 提升至 0.604, +12.4%, ResNet-101: 由 0.583 提升至 0.691, +18.5%)。两阶段的头部预测结构的性能整体上要优于一阶段(ResNet-18: 两阶段为 0.604, 一阶段为 0.589; ResNet-101: 两阶段为 0.691, 一阶段为 0.670)。

表 1 ResNet-18 对比实验结果

Table 1 Comparison results based on ResNet-18

FPN	增强 FPN	DCN	两阶段头部	一阶段头部	V_{AP}
√			√		0.537
√		√	√		0.569
	√		√		0.582
	√			√	0.568
	√	√	√		0.604
	√	√		√	0.589

表 2 ResNet-101 对比实验结果

Table 2 Comparison results based on ResNet-101

FPN	增强 FPN	DCN	两阶段头部	一阶段头部	V_{AP}
√			√		0.583
√		√	√		0.601
	√		√		0.646
	√			√	0.635
	√	√	√		0.691
	√	√		√	0.670

4.2 实例验证

将最终训练得到的基于增强特征金字塔和可变形卷积的绝缘子缺陷检测模型在测试集上验证实际效果, 如图 5 所示。红色椭圆部分为缺陷区域, “jyz_zc”代表绝缘子正常, “jyz_yc”代表检测到绝缘子缺陷, 数字代表检测结果的置信度分数。其中, (a) 为巡检机器人仰视拍摄的玻璃绝缘子缺失图片结果; (b) 为巡检机器人仰视拍摄的竖立陶瓷绝缘子裂纹图片结果; (c) 为铁路巡检车夜间拍摄的绝

缘子局部破损图片结果; (d) 为工作人员手机拍摄的竖立绝缘子破损图片结果。可以看出, 模型能够在不同拍摄角度、不同背景情况下, 识别不同类型的绝缘子并定位缺陷绝缘子, 包括自爆缺失、裂纹、局部破损等常见缺陷类型, 体现了深度学习模型强大的泛化能力。

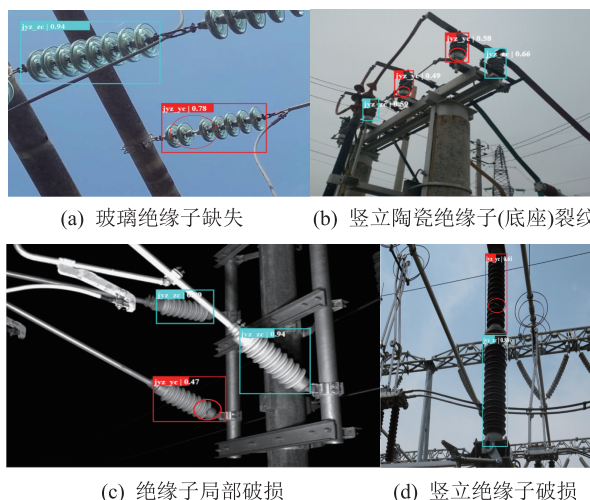


图 5 不同场景下的检测结果

Fig.5 Test results of different scenarios

5 结语

针对绝缘子局部破损、裂纹等小目标检测情况, 提出一种基于增强特征金字塔和可变形卷积的绝缘子缺陷检测方法, 并在多场景采集的图像中对文中提出的改进方法进行了对比分析和实实验证。最终实验结果表明, 该方法能够显著提高缺陷区域较小情况下的检测精度, 同时可以根据实际任务要求, 自由选择合适的基础网络、头部预测结构。此外, 该方法适用于变电站、高压输电线等各类绝缘子应用场景, 具有较好的通用性。后续将在模型部署方面进行进一步优化, 在保持检测精度的同时, 降低模型对 GPU 等硬件资源的要求, 降低部署难度和应用成本。

参考文献:

[1] 孙玉玮, 陈辉, 陈立贤, 等. 基于历史数据分析的输电线路状态研判技术研究[J]. 智慧电力, 2019, 47(1): 83-87, 104.
SUN Yuwei, CHEN Hui, CHEN Lixian, et al. Technology for determining transmission line insulation state based on historical data analysis[J]. Smart Power, 2019, 47(1): 83-87, 104.

[2] 施荣, 霍锋, 万小东, 等. 750 kV 复合横担外绝缘特性试验研究[J]. 智慧电力, 2019, 47(10): 70-76.
SHI Rong, HUO Feng, WAN Xiaodong, et al. Experimental research on external insulation of composite cross-arm for 750 kV transmission line[J]. Smart Power, 2019, 47(10): 70-76.

[3] 傅博, 姜勇, 王洪光, 等. 输电线路巡检图像智能诊断系统

- [J]. 智能系统学报,2016,11(1):70-77.
- FU Bo,JIANG Yong,WANG Hongguang,et al. Intelligent diagnosis system for patrol check images of power transmission lines [J]. CAAI Transactions on Intelligent Systems,2016,11(1):70-77.
- [4] 赵雨田. 基于数字图像处理的输电线路异物识别技术研究[D]. 南京:南京理工大学,2017.
- ZHAO Yutian. Research on foreign object recognition technology of transmission line based on digital image processing [D]. Nanjing:Nanjing University of Science and Technology,2017.
- [5] 翟荔婷,张冰怡,冯志勇,等. 基于3D塔架配准的绝缘子自爆缺陷检测[J]. 计算机工程与科学,2016,38(8):1688-1694.
- ZHAI Liting,ZHANG Bingyi,FENG Zhiyong,et al. Insulator blew detection based on match of 3D tower[J]. Computer Engineering & Science,2016,38(8):1688-1694.
- [6] 李浩然,高健,吴田,等. 基于改进Canny算子的绝缘子裂纹检测研究[J]. 智慧电力,2021,49(2):91-98.
- LI Haoran,GAO Jian,WU Tian,et al. Crack detection method of insulators based on improved Canny operator[J]. Smart Power,2021,49(2):91-98.
- [7] 王艳如,刘海峰,李琳,等. 基于边缘智能分析的图像识别技术在输电线路在线监测中的应用[J]. 电力信息与通信技术,2019,17(7):35-40.
- WANG Yanru,LIU Haifeng,LI Lin,et al. Application of image recognition technology based on edge intelligence analysis in transmission line online monitoring[J]. Electric Power Information and Communication Technology,2019,17(7):35-40.
- [8] 赵永良,付鑫,吴尚远,等. 基于计算机视觉的智能仓储图像识别系统设计与实现[J]. 电力信息与通信技术,2019,17(12):31-36.
- ZHAO Yongliang,FU Xin,WU Shangyuan,et al. Design and implementation of intelligent warehouse image recognition system based on computer vision[J]. Electric Power Information and Communication Technology,2019,17(12):31-36.
- [9] 吴锡,王梓屹,宋柯,等. 基于Faster RCNN检测器的输电线路无人机自主巡检系统[J]. 电力信息与通信技术,2020,18(9):8-15.
- WU Xi,WANG Ziyi,SONG Ke,et al. The autonomous inspection system of transmission line UAV based on Faster RCNN detector[J]. Electric Power Information and Communication Technology,2020,18(9):8-15.
- [10] 刘厦,孙哲,仇梓峰,等. 基于简单线性迭代聚类优化的无人机图像去雾算法及其在风电场中的应用[J]. 发电技术,2020,41(6):608-616.
- LIU Sha,SUN Zhe,QIU Zifeng,et al. Unmanned aerial vehicle image dehazing algorithm based on simple linear iterative clustering optimization and its application in wind farm[J]. Power Generation Technology,2020,41(6):608-616.
- [11] 姚春羽,金立军,闫书佳. 电网巡检图像中绝缘子的识别[J]. 系统仿真学报,2012,24(9):1818-1822.
- YAO Chunyu,JIN Lijun,YAN Shujia. Recognition of insulator string in power grid patrol images[J]. Journal of System Simulation,2012,24(9):1818-1822.
- [12] 赵俊梅,张利平. 绝缘子图像的多种特征提取技术的研究[J]. 电测与仪表,2013,50(12):37-41.
- ZHAO Junmei,ZHANG Liping. Research on various feature extraction technology of insulator image [J]. Electrical Measurement & Instrumentation,2013,50(12):37-41.
- [13] 翟永杰,王迪,伍洋,等. 基于骨架提取的航拍绝缘子图像分步识别方法[J]. 华北电力大学学报(自然科学版),2015,42(3):105-110.
- ZHAI Yongjie,WANG Di,WU Yang,et al. Two-stage recognition method of aerial insulator images based on skeleton extraction [J]. Journal of North China Electric Power University (Natural Science Edition),2015,42(3):105-110.
- [14] 李岩. 基于HOG特征和SVM的绝缘子识别与定位[J]. 交通运输工程与信息学报,2015,13(4):53-60.
- LI Yan. Insulator location and recognition algorithm based on HOG characteristics and SVM [J]. Journal of Transportation Engineering and Information,2015,13(4):53-60.
- [15] 张少平,杨忠,黄宵宁,等. 航拍图像中玻璃绝缘子自爆缺陷的检测及定位[J]. 太赫兹科学与电子信息学报,2013,11(4):609-613.
- ZHANG Shaoping,YANG Zhong,HUANG Xiaoning,et al. Defects detection and positioning for glass insulator from aerial images [J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology,2013,11(4):609-613.
- [16] 苏超,彭泽荣,黄志文. 基于图像处理的绝缘子缺陷检测[J]. 工业控制计算机,2016,29(12):18-20.
- SU Chao,PENG Zerong,HUANG Zhiwen. Insulator defect detection based on image processing [J]. Industrial Control Computer,2016,29(12):18-20.
- [17] 商俊平,李储欣,陈亮. 基于视觉的绝缘子定位与自爆缺陷检测[J]. 电子测量与仪器学报,2017,31(6):844-849.
- SHANG Junping,LI Chuxin,CHEN Liang. Location and detection for self-explode insulator based on vision [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation,2017,31(6):844-849.
- [18] KRIZHEVSKY A,SUTSKEVER I,HINTON G E. ImageNet classification with deep convolutional neural networks [J]. Communications of the ACM,2017,60(6):84-90.
- [19] 杨罡,张娜,晋涛,等. 基于YOLO算法的无人机航拍图片绝缘子缺失检测[J]. 科技资讯,2018,16(24):30-31.
- YANG Gang,ZHANG Na,JIN Tao,et al. Detection of missing insulators in UAV aerial pictures based on YOLO algorithm [J]. Science & Technology Information,2018,16(24):30-31.
- [20] 魏韬,杨恒,时磊,等. 基于Faster RCNN的绝缘子自爆缺陷识别[J]. 电瓷避雷器,2019(3):183-189.
- GUO Tao,YANG Heng,SHI Lei,et al. Self-explosion defect identification of insulator based on Faster RCNN [J]. Insulators and Surge Arresters,2019(3):183-189.
- [21] 李伟性,郑武略,王宁,等. 基于SSD算法的输电线路绝缘子缺陷检测方法研究[J]. 仪器仪表用户,2019,26(8):

1-4.
LI Weixing, ZHENG Wulue, WANG Ning, et al. Research on detection method of insulator defects on transmission lines based on SSD algorithm[J]. Instrumentation Customer, 2019, 26(8):1-4.
[22] 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). Honolulu, HI, USA. IEEE, 2017:936-944.
[23] DAI J, QI H, XIONG Y, et al. Deformable convolutional networks[C]//2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). IEEE, 2017:764-773.
[24] HE K M, ZHANG X Y, REN S Q, et al. Deep residual learning

for image recognition [C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Las Vegas, NV, USA. IEEE, 2016:770-778.

作者简介:



张晶焯

张晶焯(1988),女,博士,高级工程师,从事电网运维管理工作(E-mail:41647958@qq.com);

余楚云(1987),女,硕士,高级工程师,从事电网运维管理工作;

伍国兴(1979),男,硕士,研究员级高级工程师,从事电网运维管理工作。

Insulator defect detection based on enhanced feature pyramid and deformable convolution

ZHANG Jingzhuo¹, SHE Chuyun¹, WU Guoxing¹, XIAO Li¹, LAI Zhenyu¹, QI Donglian²

(1. Shenzhen Power Supply Bureau Corporation, Shenzhen 518001, China;

2. College of Electrical Engineering, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China)

Abstract: Insulators which are widely used in all aspects of the power system play an important role in ensuring the safe and stable operation of the power grid. Existing methods are only able to identify obvious defects such as self-explosion missing and foreign objects, and cannot deal with local damage, cracks and other situations. In response to the above problems, an insulator defect detection method based on enhanced feature pyramid and deformable convolution is proposed. On the basis of the original high and low feature fusion, an enhanced bottom-up path is added, which improves the information transfer between high and low feature maps, and realizes the effective extraction of local defect features. The introduction of deformable convolution, adaptively changes local sampling points, reduces the impact of background interference, and further improves the applicability of the model. Comparative experiments using insulator images collect in multiple scenes show that the proposed method achieves greater detection accuracy improvements on different basic networks, and can be widely used in various insulator application scenarios such as substations and high-voltage transmission lines.

Keywords: insulator; defect detection; feature pyramid; deformable convolution; object detection

(编辑 方晶)