

基于完整性感知网络的绝缘子串缺陷检测方法^{*}

郭晓冰 刘宁 白云灿 杜伟 孙鸿博

(国网电力空间技术有限公司 北京 102209)

摘要:当前输电线路显著性目标检测已取得重大突破,但在预测显著区域的“完整性”上仍存在局限性,难以完全识别及定位输电线上绝缘子串缺陷。本文利用完整性感知网络来检测输电线上绝缘子串,首先通过特征聚合模块来提取不同层次的特征,其次通过完整性增强模块突出显著目标通道并抑制其他干扰通道,最后通过部分-整体检验模块来确定目标特征的部分和整体是否有强烈的一致性,可提高有缺陷绝缘子串的识别准确率。本文算法与目前公开的3种流行算法进行主客观对比,发现本文算法在绝缘子串与背景融合程度较高时的显著性检测上更有优势。

关键词:缺陷检测;绝缘子串;完整性感知;显著性检测

中图分类号:TP911.73 文献标识码:A 国家标准学科分类代码:470.4034

Insulator string defect detection method based on integrity sensing network

Guo Xiaobing Liu Ning Bai Yuncan Du Wei Sun Hongbo

(State Grid Power Space Technology Co., Ltd., Beijing 102209, China)

Abstract: At present, significant breakthrough has been made in the detection of significant objects of transmission lines, but there are still limitations in predicting the "integrity" of significant areas, and it is difficult to fully identify and locate the defects of insulator strings on transmission lines. In this paper, integrity awareness network is used to detect insulator strings on transmission lines. First, feature aggregation module is used to extract features at different levels. Second, integrity enhancement module is used to highlight significant target channels and suppress other interference channels. Finally, part whole inspection module is used to determine whether there is a strong consistency between parts and the whole of target features, which can improve the recognition accuracy of defective insulator strings. Through subjective and objective comparison between the algorithm in this paper and the three popular algorithms currently disclosed, it is found that the algorithm in this paper has more advantages in the significance detection when the insulator string and background are highly integrated.

Keywords: defect detection; insulator string; complete perception; significance test

0 引言

随着智能电网的快速发展,我国电网正迈向数字化、信息化的新时代,大量图像采集设备正运用于电力设备的巡检和监控等各个方面^[1-5]。对于输电线路的巡检工作,传统的人工上塔检测方法已逐渐被利用无人机进行远程巡检与识别的方法替代^[6-10]。通过无人机近距离拍摄输电线路的绝缘子串等关键设备,再利用目标检测技术进行图像处理,最后实现电力设备的故障监测与诊断,这一方法已成为近几年的研究热点,尤其应用于绝缘子串的缺陷检测中^[11-13]。

绝缘子串在输电线路中用于隔离不同电位的带电设备以及支撑线路,因此是输电线路中的重要设备。但绝缘子串在长时间投入运行后会发生自爆、破损、裂纹和异物等故

障,造成绝缘子串伞裙的缺失,严重威胁电力系统的安全稳定运行^[14-15]。近年来,通过无人机拍摄绝缘子串的高清图片,再通过目标检测技术实现缺陷判断已有大量研究。杨辉金首先提取绝缘子的局部二元模式(local binary pattern,LBP)和方向梯度直方图(histogram of oriented gradients,HOG)特征,然后利用Adaboost算法、Canny检测算子以及阈值化等方法实现绝缘子的裂纹检测^[16]。商俊平等^[17]同样利用Adaboost分类器实现绝缘子定位,并且通过计算相邻绝缘子的欧式距离来检测绝缘子的自爆点。Zhao等^[18]提出了基于加速鲁棒性特征(speeded up robust features,SURF)和直觉模糊集(intuitionistic fuzzy set,IFS)的绝缘子识别方法,该方法利用SURF算法提取测试

航拍图像的一组特征点。然后利用基于相关系数的 IFS 将点划分为 k 类。最后计算每个区域的最小限定矩形和形状特征值并识别绝缘子。Zhai 等^[19]提出了一种自适应学习方法,可有效识别和检测绝缘子的典型故障。

然而以上绝缘子检测方法的泛化能力较差,并且需要较高的图像预处理要求,因此难以大规模推广应用。随着深度学习领域的不断创新和发展,将深度学习应用于图像处理已成为行业热点,该技术同样广泛应用于绝缘子的缺陷检测^[20-22]。Tao 等^[23]提出了一种新型的卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)级联结构,该方法采用基于区域建议网络的 CNN 结构,第一级网络用于定位绝缘子,第二级网络实现绝缘子的缺陷检测。Li 等^[24]同样采用级联网络的思路,将检测网络和图像分割网络级联,从局部和全局两个角度进行绝缘子的缺陷检测。潘哲等^[25]将弱监督细粒度分类应用于绝缘子的识别中,构造出多特征绝缘子故障识别(multi feature insulator fault identification, MFIFI)网络,以交叉熵为损失函数,结合多网络特征实现提取和特征融合,可有效识别出故障绝缘子。杜丽群提出了一种基于单步多框检测(single shot multibox detector, SSD)的自适应默认框方法,在 VGG-16 网络下实现默认框的自适应变换,从而提高绝缘子的检测准确度^[26]。赖秋频等^[27]基于 YOLOv2 网络在各种复杂环境下实现绝缘子的准确定位,并通过边缘检测、直线检测等方法进行绝缘子缺陷检测。刘行谋等^[28]对 YOLOv4 进行了改进,显著提高了绝缘子的缺陷检测精度,相比于传统 YOLOv4 算法提升了 17.83%。

以上方法均对显著提高了绝缘子检测精度和缺陷识别程度,但绝缘子伞裙缺失过多会使许多显著目标检测方法发生误判,难以完整识别出整条有缺陷的绝缘子串,从而严重影响后续对绝缘子串的故障判别及分析,降低了检测精度和效率。本文考虑到这一情况提出了一种基于完整性感知网络的绝缘子串缺陷检测方法。首先利用 5 个卷积块进行基本特征提取。其次,将每层的深度特征传递给 1 个特征聚合模块,以提取不同层次的特征。然后从 3 个相邻的特征聚合模块中提取到的层次特征融入 1 个完整性增强模块,最后从 3 个特征层中产生的完整性增强特征融合在一起并送到部分-整体检验模块。在进一步验证物体部分和整体区域之间的一致性后,显著物体的缺失部分被补足。基于完整性感知网络可以进一步提高针对绝缘子串显著性检测的准确程度,并且可以有效识别出缺失部位。

1 完整性感知网络

1.1 算法框架

本文采用的完整性感知网络框架如图 1 所示。首先使用 ResNet-50 为算法的骨干网络,分别提取不同层次的特征,然后通过本文的特征聚合模块对提取出来的特征进行增强,之后通过本文的完整性增强模块来加强完整性相关

的特征通道并初步突出显著部分,最后通过本文的部分-整体检验模块来检验待检测物体部分与整体的一致性,从而生成完整的显著性图。此外,本文还通过监督策略来进一步提高生成图的准确程度。

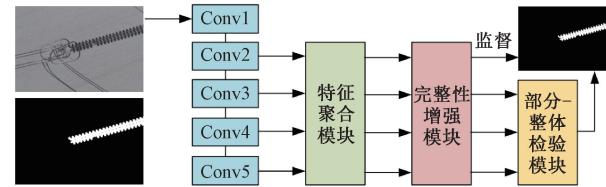


图 1 完整性感知网络框架

1.2 特征聚合模块

本文采用的特征聚合模块如图 2 所示。模块的输入是通过 ResNet-50 提取的多层次特征,然后分别对每个特征进行空洞卷积和普通卷积,并采用连接操作将两种结果进行融合。本文所用的空洞卷积的扩张率设为 2^[29]。通过两种不同类型的卷积方式可以进一步丰富特征空间,并且可以覆盖多个上下文中的不同显著区域,增强完整性。

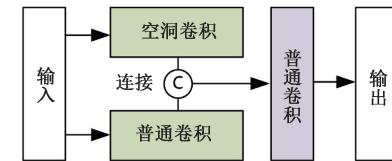


图 2 特征聚合模块框架

1.3 完整性增强模块

本文所采用的完整性增强模块的框架如图 3 所示。该模块的输入是上 1 个特征聚合模块输出的 3 个相邻特征,并对其中 2 个特征进行上采样和下采样操作,然后将 3 个输入特征进行连接操作,生成的融合图特征可以表示为:

$$f_i^{\text{fuse}} = \text{Cat} \left[\hat{f}_{i-1}^d, \hat{f}_i^d, \hat{f}_{i+1}^d \right] \quad (1)$$

其中, f_i^{fuse} 为生成的融合图特征, f_i^d 为输入特征, $\text{Cat}[\cdot]$ 为连接操作。得到融合图特征后需要进一步提取整合完整性信息,首先将融合图特征采用 l_2 正则化,然后进行两层卷积操作,为了降低优化难度,在两层卷积间加入了层归一化和 ReLU 激活函数处理。该模块可表示为:

$$f_i = f_i^{\text{fuse}} \odot \text{Conv}(\text{ReLU}(\text{LN}(\text{Conv}(f_i^d)))) \quad (2)$$

本文采用的完整性增强模块可以提取不同通道信息的特征,并且对潜在突出完整目标的通道进行增强,从而挖掘出目标的完整性信息。

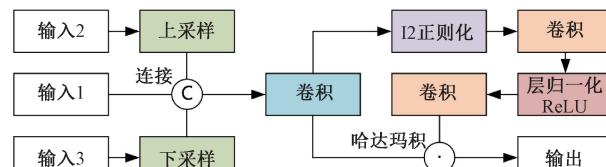


图 3 完整性增强模块框架

1.4 部分-整体检验模块

本文采用的部分-整体检验模块包括胶囊层与特征交互层,如图 4 所示。将完整性增强模块输出的 3 个相邻特征连接后输入到胶囊层中,胶囊层的设计思路引用了文献[30],通过胶囊层的投票机制输出部分-整体检验后的特征。

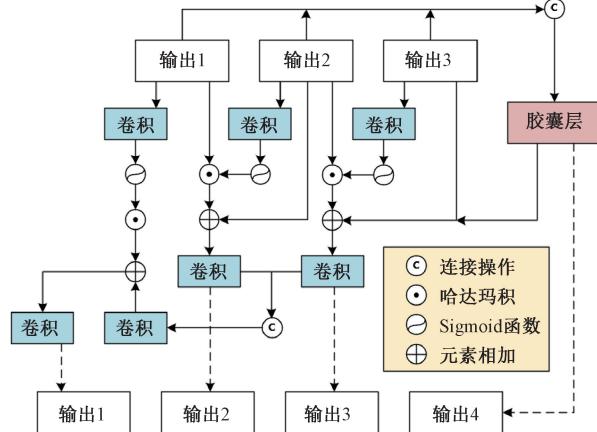


图 4 部分-整体检验模块

此外,以完整性增强模块输出的 3 个相邻特征以及胶囊层的输出作为特征交互层的输入,实现不同特征的信息交互。首先将输入 f_i^{fuse} 分别两部分,一部分作为原始输出,另一部分则通过相邻的交互特征 ω_i 来提供增强指导,然后将 ω_i 与上一层的输出 f_{i-1}^{fuse} 进行哈达玛积运算,用于进一步增强特征并补充细节,接下来将增强后的特征与原始输出相加,得到交互特征 s_i 。每层交互特征单独作为一种输出,而最后一层的输出是通过连接各层交互特征得到的,这样可进一步融合各层信息,提高检测准确性。以上过程通过数学描述如下:

$$s_i = f_{i-1}^{\text{fuse}} \odot \omega_i + f_i^{\text{fuse}} \quad (3)$$

$$s_1 = \text{Conv}(\text{Cat}(\text{Conv}(s_2), \text{Conv}(s_3))) + \omega_3 \odot s_4 \quad (4)$$

2 实验结果及分析

2.1 数据集及实验平台

本文采用的绝缘子串数据集来源于某电力公司无人机巡检时的高清图像。原始数据共有 500 张图片,像素为 3 072 pixels \times 2 040 pixels,所有图片均通过人工标注的方法得到了对应的真值图,并采用翻转、裁剪等数据增强方法扩充数据。平台方面,本文实验通过 CPU 为 AMD Ryzen 7 5800H(3.2 GHz,8 核)、GPU 为 NVIDIA GeForce RTX 3060(显存为 6 GB)、内存为 16 GB(3 200 MHz)的电脑上运行,编程环境为 Python3.6,基于 Pytorch1.5.0 进行深度学习,并通过 apex 加速训练过程。

2.2 主观性能评价

本文根据无人机巡检拍摄的不同绝缘子串图片特点,将图片划分为易检测组与难检测组。其中易检测组的绝缘

子串与背景融合程度小、区分程度高,且绝缘子串图片拍摄清晰。反之难检测组的绝缘子串与背景融合程度大、区分不明显,并且部分绝缘子串拍摄效果一般。

为了提高本文算法的说服力,将本文算法与近几年效果较好的 MINet^[31]、ITSD-R^[32] 以及 BASNet^[33] 算法进行对比。其中 MINet 算法考虑图像不同尺度对显著性检测的影响,采用聚合交互模块和一致性增强损失来提高检测准确性;ITSD-R 算法综合考虑了图像的显著性与轮廓的相关性,通过自适合轮廓损失算法来减少参数并提高计算速度;BASNet 算法通过预测-优化框架对显著目标区域进行分割,并通过边界来预测显著目标结构。各类算法与真值图的对比结果如图 5 和 6 所示。

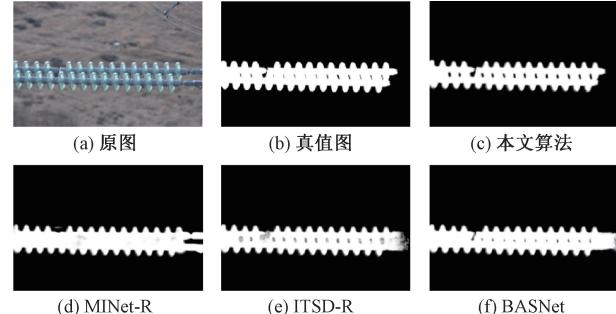


图 5 易检测组主观性能对比

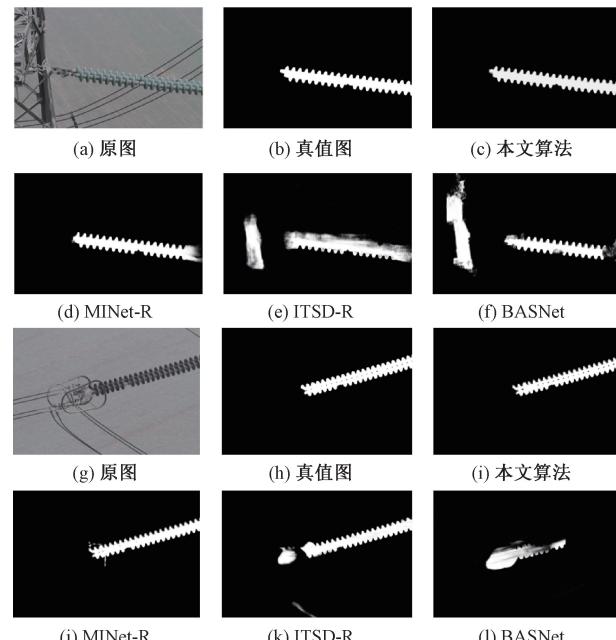


图 6 难检测组主观性能对比

通过图 5 可知,对于焦距准确、图像清晰、背景干扰少的图片,本文算法和其它算法均可较为完整的检测出绝缘子串,并且保留了绝缘子串的伞裙缺失信息,本文算法的优势不够突出。而通过图 6 可以发现,若绝缘子串与背景的融合程度较高,其它算法的检测准确率就会明显下降,会出

现噪声、误检等问题,而本文算法依然保持着良好的检测效果。

进一步对所有算法的特点进行分析,可以发现 ITSD-R 与 BASNet 算法主要通过目标轮廓进行显著性检测,而 MINet 与本文算法主要通过显著目标的多尺度特性来提高检测精度。对于轮廓清晰、背景干扰少的绝缘子串图像,两类算法的检测性能相差不大。但绝缘子串与背景颜色相近时,一方面图像轮廓与背景的区分度显著降低,ITSD-R 和 BASNet 算法难以通过轮廓来确定绝缘子串的结构,导致检测效果显著下降;另一方面,由于绝缘子串是由许多小尺度伞裙组成的大尺度的物体,因此利用多尺度特征的显著目标检测算法会有更好的效果。此外,本文算法相比 MINet 而言增加了待检测目标的部分与整体的一致性检验,进一步提高了检测的准确性,更加适用于绝缘子串这类由多个相似小目标组合形成的物体。

2.3 客观性能评价

本文采用的客观性能评价指标包括平均绝对误差 (mean absolute error, MAE)、F-measure、S-measure 和 E-measure。4 种指标的计算方法如下:

MAE 为算法生成的显著图 S 与人工标注的真值图 G 所有对应像素之间的绝对误差平均值。该指标可以直观的反映出算法生成的显著图与真值图之间的差距,计算方法如下:

$$MAE = \frac{1}{W \times H} \sum_{x=1}^W \sum_{y=1}^H |S(x, y) - G(x, y)| \quad (5)$$

其中, W 和 H 分别为图像的宽度和高度, x 和 y 分别为图像上每一像素点的横纵坐标。通过 MAE 的计算方法可以发现, MAE 的取值范围经归一化后为 [0, 1], 并且 MAE 值越小说明算法生成的显著图与真值图之间的误差越小, 可近似说明算法的性能更好, 反之 MAE 值越大说明算法性能越差。但 MAE 只能反映出显著图与真值图之间的整体差距, 无法准确定位差距较大区域的具体位置, 因此需要引进其它指标。

F-measure 为查全率和查准率的调和平均值, 即给定一个显著图 S, 利用阈值可以得到映射图 M, 结合映射图 M 与真值图 G 计算精度 (Precision) 和召回率 (Recall), 通过精度和召回率计算得到 F-measure, 计算方法如下:

$$Precision = \frac{|M \cap G|}{|M|}, Recall = \frac{|M \cap G|}{|G|} \quad (6)$$

$$F_\beta = \frac{(\beta^2 + 1) Precision \times Recall}{\beta^2 Precision + Recall} \quad (7)$$

其中, β 为精度和召回率之间的调和参数, 一般令 $\beta^2 = 0.3$ 。F-measure 反映了一个区域的相似性, 可以发现 F-measure 的值越大说明算法的性能越好。本文采用其中的最大值作为评价指标, 用 F_m 表示。

由于 MAE 和 F-measure 均为显著图与真值图之间的像素级局部对比, 而忽略了两图之间的全局结构相似性, 因

此需要引入 S-measure 来进一步完善算法的客观评价指标。S-measure 同时考虑了全局目标与局部区域, 计算方法如下:

$$S_a = (1 - \alpha) S_r + \alpha S_s \quad (8)$$

其中, S_a 为 S-measure 的指标值, S_r 为目标意识, S_s 为区域意识, α 为平衡参数, 一般取 0.5。可以发现, S_a 值越大说明算法的性能越好。

由于显著图和真值图具有明显的二值特性, 因此可以引入 E-measure 作为客观评价指标。该指标是由区域像素值和全局图像级均值结合而成, 以便获取图像级的全局统计信息和像素级的局部匹配信息。计算方法如下:

$$E_\phi = \frac{1}{W \times H} \sum_{x=1}^W \sum_{y=1}^H \phi_{FM}(x, y) \quad (9)$$

其中, H 和 W 分别是映射图的高度和宽度, ϕ_{FM} 为增强的对齐矩阵。同样地, E_ϕ 值越大说明算法性能越好。本文采用其中的最大值作为评价指标, 用 E_m 表示。

表 1 为本文算法与其他开源算法的客观性能对比, 可以发现本文提出的完整性感知网络算法具有更低的 MAE, 更高的 S_a 、 F_m 和 E_m , 结合主观性能对比可以说明本文的算法在绝缘子的显著性检测方面具有更好的效果和更高的准确率。

表 1 不同算法客观性能对比

算法	MAE	S_a	F_m	E_m
MINet	0.034	0.907	0.908	0.942
ITSD-R	0.036	0.896	0.902	0.939
BASNet	0.040	0.887	0.884	0.933
本文算法	0.032	0.918	0.913	0.949

3 结 论

本文通过完整性感知网络检测了无人机巡检图像中的绝缘子串。本文算法主要包括特征聚合模块、完整性增强模块和部分-整体检验模块, 3 个模块可以挖掘图像的整体特征, 从而提高显著目标检测的准确率, 尤其适用于绝缘子串这种整体特征较为明显的物体。通过与 MINet、ITSD-R、BASNet 算法的主客观性能对比, 证明本文算法在背景干扰较强时仍能较好的检测出绝缘子串, 并且保留了绝缘子串的缺陷, 检测性能要优于其它算法。本文算法可以, 避免人工巡视的缺陷, 进一步提高巡视的自动化程度和效率。

参考文献

- [1] 刘跃波, 马立新. 电力巡检无人机避障技术研究 [J]. 电子测量技术, 2019, 42(13): 1-5.
- [2] 和敬涵, 罗国敏, 程梦晓, 等. 新一代人工智能在电力系统故障分析及定位中的研究综述 [J]. 中国电机工程学报, 2020, 40(17): 5506-5516.
- [3] 陈演斐, 章黄勇, 马宏忠, 等. 基于深度学习的电力设备

- 故障诊断方法研究综述[J]. 电气自动化, 2022, 44(1): 1-2, 6.
- [4] 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, 99:107-120.
- [5] MATIKAINEN L, LETHTOMAKI M, AHOKAS E, et al. Remote sensing methods for power line corridor surveys[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2016, 119:10-31.
- [6] 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.
- [7] 隋宇, 宁平凡, 朱萍娟, 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.
- [8] 韩玉洁, 曹杰, 刘琨, 万思钰. 基于改进 YOLO 的无人机对地多目标检测[J]. 电子测量技术, 2020, 43(21): 19-24.
- [9] LI Y, ZHANG W, LI P, et al. A method for autonomous navigation and positioning of UAV based on electric field array detection[J]. Sensors, 2021, 21(4):1146-1167.
- [10] 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):230-250.
- [11] 覃乔, 黄力. 基于带标记分水岭的复合绝缘子憎水性图像提取算法[J]. 电子测量技术, 2019, 42(2):88-91.
- [12] HAN J M, YANG Z, ZHANG Q Y, et al. A method of insulator faults detection in aerial images for high-voltage transmission lines inspection [J]. Applied Sciences, 2019, 9(10): 2009-2030.
- [13] FAN P, SHEN H M, ZHAO C, et al. Defect identification detection research for insulator of transmission lines based on deep learning[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2021, 1828(1):012019.
- [14] 全卫国, 范津莎, 李宝树. 图像处理技术在直升机巡检输电线路中的应用综述[J]. 电网技术, 2010, 34(12): 204-208.
- [15] 涂彦昕, 刘立帅, 郭晨鋆, 等. 基于电磁感应热成像技术的复合绝缘子内部导通性缺陷检测方法[J]. 中国电机工程学, 2021, 41(7):2565-2576.
- [16] 杨辉金. 基于图像处理的接触网绝缘子裂纹和定位支撑检测[D]. 成都:西南交通大学, 2017.
- [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.
- [18] ZHAO Z, LIU N. The recognition and localization of insulators adopting SURF and IFS based on correlation coefficient[J]. Optik, 2014, 125(20): 6049-6052.
- [19] ZHAI Y, WANG D, ZHANG M, et al. Fault detection of insulator based on saliency and adaptive morphology[J]. Multimedia Tools and Applications, 2017, 76(9): 12051-12064.
- [20] 纪超, 黄新波, 曹雯, 等. 基于深度卷积网络的复杂环境中绝缘子串特征检测[J]. 计算机测量与控制, 2019, 27(5):13-17.
- [21] 翟永杰, 王迪, 赵振兵, 等. 基于空域形态一致性特征的绝缘子串定位方法[J]. 中国电机工程学报, 2017, 37(5):1568-1578.
- [22] ZHUGE M, FAN D P, LIU N, et al. Salient object detection via integrity learning[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2023, 45(3): 3738-3752.
- [23] 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.
- [24] LI X, SU H, LIU G. Insulator defect recognition based on global detection and local segmentation[J]. IEEE Access, 2020, 8: 59934-59946.
- [25] 潘哲, 张兴忠, 杨罡, 等. 弱监督细粒度分类在绝缘子故障识别中的应用[J]. 山西大学学报(自然科学版), 2020, 43(3):490-498.
- [26] 杜丽群. 基于 SSD 的绝缘子图像检测技术研究[D]. 北京:华北电力大学, 2019.
- [27] 赖秋频, 杨军, 谭本东, 等. 基于 YOLOv2 网络的绝缘子自动识别与缺陷诊断模型[J]. 中国电力, 2019, 52(7):31-39.
- [28] 刘行谋, 田浩, 杨永明, 等. 复杂环境背景下绝缘子缺陷图像检测方法研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(2):57-67.
- [29] CHEN L C, PAPANDREOU G, KOKKINOS I, et al. Deeplab: Semantic image segmentation with deep convolutional nets, atrous convolution, and fully connected crfs [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017, 40 (4): 834-848.
- [30] HINTON G E, SABOUR S, FROSST N. Matrix capsules with EM routing [C]. Proceedings of the International Conference on Learning Representations Conference, 2018.
- [31] PANG Y, ZHAO X, ZHANG L, et al. Multi-scale

- interactive network for salient object detection [C]. Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2020: 9413-9422.
- [32] ZHOU H, XIE X, LAI J H, et al. Interactive two-stream decoder for accurate and fast saliency detection [C]. 2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR), IEEE, 2020.
- [33] QIN X, ZHANG Z, HUANG C, et al. Basnet:

Boundary-aware salient object detection [C]. Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2019: 7479-7489.

作者简介

郭晓冰,硕士,主要研究方向为输电线路运维、电力设备巡检、直升机电力作业技术、计算机视觉在电力系统中的应用等。

E-mail:18733974319@163.com