

基于改进的 R-FCN 航拍巡线图像中的绝缘子检测方法

赵振兵¹ 崔雅萍¹ 戚银城¹ 杜丽群¹ 张 珂¹ 翟永杰²

(华北电力大学电子与通信工程系 河北 保定 071003)¹ (华北电力大学自动化系 河北 保定 071003)²

摘 要 航拍巡线图像中的绝缘子目标存在部分遮挡的情况,利用区域全卷积网络(Region-based Fully Convolutional Networks,R-FCN)模型对其进行检测,出现了绝缘子目标检测效果较差且检测框无法完全贴合目标的问题。基于此,文中提出了一种基于改进的 R-FCN 航拍巡线图像中的绝缘子目标检测方法。首先,根据绝缘子目标的宽高比特征,将 R-FCN 模型中 RPN 的建议框的宽高比修改为 1:4,1:2,1:1,2:1,4:1;然后,针对遮挡问题,在 R-FCN 模型中引入对抗空间丢弃网络(Adversarial Spatial Dropout Network,ASDN)层,对特征图的部分位置生成掩码以获得目标特征的不完整样本,从而提高模型对目标特征较差的样本检测性能。在包含 7433 个绝缘子目标框的数据集中,R-FCN 模型的平均检测率达到了 77.27%,而改进的 R-FCN 检测方法的平均检测率达到了 84.29%,性能提升了 7.02%,且检测框更贴合目标。

关键词 区域全卷积网络,数据集,建议框比例,掩码

中图法分类号 TN919.8,TM769 文献标识码 A DOI 10.11896/j.issn.1002-137X.2019.03.024

Detection Method of Insulator in Aerial Inspection Image Based on Modified R-FCN

ZHAO Zhen-bing¹ CUI Ya-ping¹ QI Yin-cheng¹ DU Li-qun¹ ZHANG Ke¹ ZHAI Yong-jie²

(Department of Electronic and Communication Engineering,North China Electric Power University,Baoding,Hebei 071003,China)¹

(Department of Automation,North China Electric Power University,Baoding,Hebei 071003,China)²

Abstract In the case of partial occlusion of insulator target in aerial inspection images,the region-based fully convolutional networks (R-FCN) model is used for detection,however,the insulator target detection effect is poor and the detection frame cannot completely fit the target. Based on this,this paper proposed an insulator target detection method based on modified R-FCN in aerial inspection image. Firstly,according to the aspect ratio feature of insulator targets,the aspect ratios of proposals in the R-FCN model are modified to 1:4,1:2,1:1,2:1,4:1. Then,in view of the occlusion problem in insulator image,an adversarial spatial dropout network (ASDN) layer is introduced into the R-FCN model to generate the samples of incomplete target feature by masking part of feature map,which can improve the detection performance of the model for samples with poor target feature. The average detection rate of R-FCN model reaches 77.27% on the dataset containing 7433 insulator targets. The average detection rate of the modified R-FCN detection method is 84.29%,which improves 7.02%,and the detection frame is more suitable for the target.

Keywords R-FCN,Database,Recommended box ratio,Mask

1 引言

输电线路是电网的重要组成部分,其安全稳定运行关系着我国国民经济的持续发展。绝缘子是输电线路中大量存在且故障高发的部件,监测绝缘子的状态是保障输电线路安全运行的关键。输电线路巡检是保证电网正常运行的主要手

段^[1],如运维人员利用空中飞行平台进行巡线^[2],不仅可以减少登杆检查的工作量,而且可以快速、准确地判断缺陷情况,其已成为输电线路常态化的巡检方式之一,因此空中平台搭载的照相或摄像设备获取的输电线路航拍图像日益增多^[3]。另外,电网的快速发展使得电网规模增长与专业的运检人员配置的矛盾日益突出。因此研究航拍图像中绝缘子目标的自

收到日期:2018-07-02 返修日期:2018-09-20 本文受国家自然科学基金项目(61871182,61401154,61773160,61302163),河北省自然科学基金项目(F2016502101,F2017502016,F2015502062),中央高校基本科研业务费专项资金项目(2018MS095,2018MS094)资助。

赵振兵(1979-),男,博士,副教授,CCF 会员,主要研究方向为图像处理与电力设备智能检测,E-mail:zhaozhenbing@ncepu.edu.cn(通信作者);崔雅萍(1993-),女,硕士生,主要研究方向为图像检测与深度学习;戚银城(1968-),男,博士,教授,主要研究方向为电力系统通信与信息处理,E-mail:qiych@126.com;杜丽群(1994-),女,硕士生,主要研究方向为目标检测与深度学习;张 珂(1980-),男,博士,主要研究方向为计算机视觉、深度学习、机器学习、机器人导航;翟永杰(1972-),男,博士,副教授,主要研究方向为机器学习和图像处理在电力系统中的应用。

动检测方法十分必要。

由于卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)^[4]在提取图像中的目标特征方面展现了良好的学习能力,近几年在目标检测任务中表现突出。基于此本文将 R-FCN^[5]模型引入到航拍输电线路绝缘子检测研究中。

2 研究现状

在世界公共数据集挑战赛中,基于深度模型对目标进行检测^[6]的算法表现突出,效果优异,成为当下最流行且最受瞩目的目标检测方法。

R-CNN 架构^[7]将选择性搜索^[8]与 CNN 进行结合,首先在图像中生成多个候选目标区域,然后将这些区域设置为固定尺寸送入 CNN 中进行特征的提取和分类,最后实现目标检测的目的。在 PASCAL VOC 挑战赛上—举将检测准确率从 35.1%提升到 53.7%,使得目标检测跨入新时代。近几年在此基础上进行的很多后续工作(如 SPP-Net, Fast R-CNN, Faster R-CNN, SSD 等)^[9-12]在公共数据集的目标检测任务中都有突出的表现。

经典的绝缘子检测方法主要包括:利用最大熵阈值的方法进行图像分割,对分割后的图像去噪后,再利用连通区域将绝缘子串轮廓标识进行绝缘子检测的方法^[13];利用阈值分割,然后进行分步定位的绝缘子提取方法^[14];利用图像的灰度信息分别计算绝缘子和背景区域的形状特征值,设计分类决策条件进行绝缘子检测的方法^[15];利用 Canny 检测算子提取已去噪图像的边缘,然后对模板进行高斯尺度空间分解,对分解结果和输入图像进行基于 GHT 模板匹配的绝缘子检测方法^[16];利用基于阈值分割和二值形状特征描述的绝缘子串检测方法^[17]。但是此类方法仅能实现简单背景的目标检测,误检率和漏检率较大,不适用于大规模电力系统输电线路的巡检任务。课题组成员尝试将深度学习与航拍输电线路绝缘子图像相结合^[18-20],但是只能检测单一绝缘子,对航拍巡线图像中绝缘子目标存在遮挡情况的检测效果较差,且检测结果未能完全地贴合绝缘子目标。

本文结合航拍巡线图像绝缘子目标的固有知识,通过对 R-FCN 模型进行改进来实现航拍输电线路绝缘子目标的检测,从而使检测结果更加精确。

3 研究方法

本文研究的主要任务是在海量的航拍巡线图像中更加精确地检测各类形态的绝缘子。本文选取 R-FCN 作为基础模型进行航拍巡线图像绝缘子检测。R-FCN 的工作原理为:CNN 网络提取输入图像特征,RPN 网络生成感兴趣的区域(RoI),将每个 RoI 划分为与分数图相同的 k^2 个子区域,查看每个子区域的分数图, k^2 个子区域中的每一个都有一个与每个类相对应的“目标匹配”得分,在剩余的 $(C+1)$ 维向量上用 softmax 对 RoI 进行判断分类。RPN 与 CNN 共享卷积特征,计算量较小,节省了模型训练以及检测时间。基于 R-FCN 的

航拍巡线绝缘子检测流程如图 1 所示。

首先构建航拍巡线绝缘子图像数据集,并以此数据集训练原始的 R-FCN 模型,根据大量的航拍输电线路绝缘子目标比例大小的特点,调整 RPN 网络中建议框的生成比例,并在原始的卷积网络中引入 ASDN 层。通过对特征图生成掩码来获得包含输电线路部件的互相遮挡、过于复杂的背景,以及红外图像的温度差异等原因造成绝缘子特征鲁棒性差的难检测样本,并对模型进行改进,使得改进后的 R-FCN 模型对现有航拍输电线路图像的绝缘子检测更加精准。

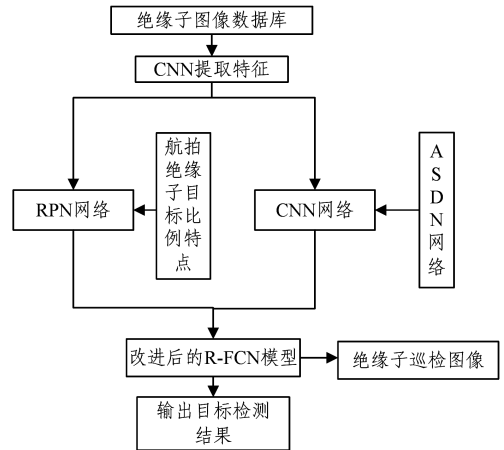


图 1 基于 R-FCN 的航拍巡线绝缘子检测流程图

Fig. 1 Detection flow chart of aerial inspection line insulator based on R-FCN

3.1 建立绝缘子图像数据集

深度学习用于目标检测时需要依赖于一定数量级的样本图片。大量的绝缘子图像训练集使得在深度神经网络的训练中学习更加准确的参数。目前公开应用于深度模型的数据集并不包含输电线路绝缘子图像。为了更好地学习到输电线路绝缘子,需要构建专业的航拍巡线绝缘子数据集。

但是,输电线路具有不同电压等级,外部环境复杂多样,部件种类繁多,材质、颜色多样,部件间连接关系复杂多变,且电力系统具有特殊性,标注成本极其昂贵,构建百万级航拍输电线路绝缘子数据集的任务繁重,因此仍需继续探索更完备、更具有公信力的构建方法。

鉴于模型的可识别性以及建库的可操作性,本文构建数据集时将依照公共数据集 PASCAL VOC 的建库方法。建库时需满足:1)标注的矩形框应在完全包含绝缘子目标的前提下尽量减少非目标信息,即标注框紧紧贴合绝缘子目标;2)为保证数据集的质量,不对图像中极其模糊的绝缘子目标进行标注。

通过对已有的大量绝缘子图像进行筛选后,建立了包含 2535 张红外绝缘子图像、7433 个绝缘子的数据集,本文基于此数据集进行后续研究。

3.2 微调 RPN 建议框生成机制

在 R-FCN 原文中,建议框的生成比例为 2:1,1:1,1:2,这种比例适用于公共数据集中的大多数目标,但由于航拍巡

线绝缘子图像形态的特殊性,寻求最适宜航拍巡检绝缘子图像的建议框比例显得尤为重要。

经统计,航拍绝缘子图像中绝缘子目标的比例大多为 1:1,1:2,1:3,1:4,1:5,且比例为 1:1 的目标框最多,其余比例下的目标框依次减少。基于此,微调 RPN 网络建议框的生成机制,将原有比例 2:1,1:1,1:2 扩展为多种比例,本文对这几种比例微调 R-FCN 后的模型检测效果进行了比较,旨在寻求最佳的绝缘子目标适用比例。

3.3 在 R-FCN 网络中引入 ASDN

由于输电线路构造的复杂性,以及航拍角度的多样性,航拍输电线路绝缘子图像中目标特征鲁棒性差的图像众多。这些图像包含由于输电线路部件的遮挡、背景过于复杂,以及红外图像的温度差异等特征鲁棒性差的图像,如图 2 所示。



图 2 航拍巡检绝缘子图像特征鲁棒性差的样例

Fig. 2 Example of aerial inspection line insulator image characteristics with poor robustness

由于绝缘子目标的特征鲁棒性差,直接使用经绝缘子数据集训练的 R-FCN 模型对航拍输电线路绝缘子图像进行检测将造成严重的漏检情况,如 4.3 节中图 7(c) 的检测结果所示。即使在大规模数据集中,也不可能涵盖所有潜在的鲁棒性差的情况。因此,本文采取主动生成难检测样本,而非严重依赖数据集或筛选数据来解决难题的方法。本文依照 Wang 等^[21] 对目标特征图生成掩码以获得遮挡图像的思想,在 R-FCN 网络中加入 ASDN 层,此网络模型结构如图 3 所示。

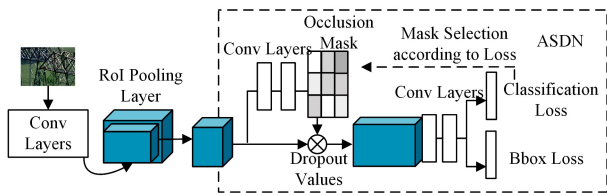


图 3 引入 ASDN 的网络模型结构细节图

Fig. 3 Detail of introducing network model structure of ASDN

在经典 R-FCN 网络层中引入掩码层,并通过残差卷积层形成掩码,即对原始的网络提取到的特征图进行部分遮挡,所得到的结果与引入 ASDN 层之前的网络结果形成对抗,选取损失函数最大的情况作为此样本的掩码情况。

4 实验结果及分析

4.1 红外绝缘子图像数据集下的检测

利用 3.1 节中的数据微调 R-FCN 模型,数据集微调后的 R-FCN 检测结果如图 4 所示。

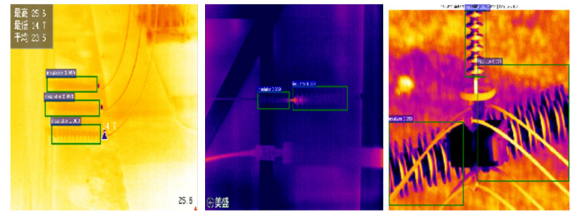


图 4 数据集微调后的 R-FCN 检测结果

Fig. 4 R-FCN detection results after fine tuning of data sets

由实验结果可知,利用此数据集微调后的 R-FCN 模型的平均精确度为 77.27%,利用此模型对可见光图像进行检测,检测结果如图 5 所示。

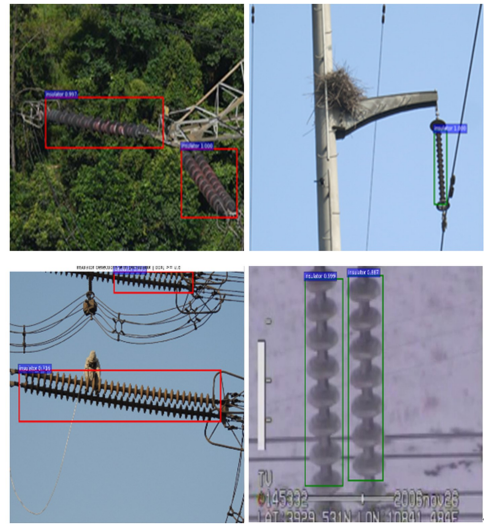


图 5 R-FCN 对可见光图像的检测结果

Fig. 5 Detection results of visible light images by R-FCN

由实验结果可知,利用红外图像数据集微调的 R-FCN 模型对可见光图像同样有较好的检测结果,从而证明模型具有一定的迁移能力,为避免重复操作,可将此数据集作为研究基础。

4.2 RPN 建议框比例对检测结果的影响

通过 3.2 节中统计的航拍巡检图像绝缘子目标的比例特点对其比例进行组合,得到训练结果及其所得到的平均精确度(Average Precision, AP),如表 1 所列。

表 1 不同建议框比例下的检测结果对比

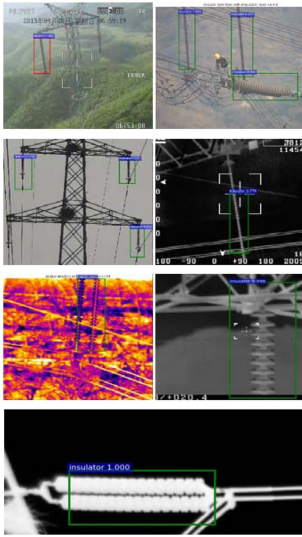
Table 1 Comparison of test results with different proportion of recommended frames

RPN 产生建议框比例	AP / %
1:2,1:1,2:1	77.27
1:3,1:1,3:1	82.09
1:3,1:2,1:1,2:1,3:1	77.01
1:4,1:2,1:1,2:1,4:1	84.29
1:4,1:3,1:2,1:1,2:1,3:1,4:1	82.41
1:5,1:4,1:3,1:2,1:1,2:1,3:1,4:1,5:1	82.04

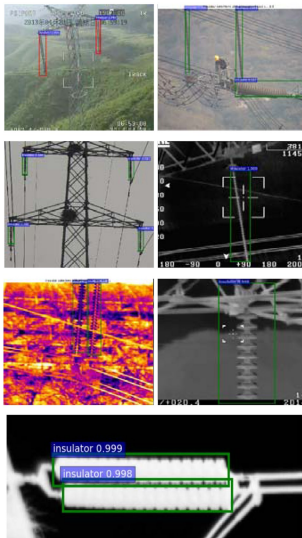
由表 1 中的实验结果可知,框的比例并不是越多越好,这是因为随着框比例的增多,所提取的特征图的建议框的个数增多,使得模型引入了更多的噪声,降低了检测的精确度。因

此本文选取的 RPN 产生默认框的比例为 1:4, 1:2, 1:1, 2:1, 4:1, 所得的测试结果如图 6 所示。

根据所统计的航拍巡线图像绝缘子目标的比例特点修改 RPN 建议框生成机制中建议框的比例, 使得目标的检测结果更加贴合绝缘子。本文中最适宜的 RPN 的建议框的比例为 1:4, 1:2, 1:1, 2:1, 4:1, 且比原模型的检测结果提升了 7.02%。



(a) 修改 RPN 建议框生成比例前的实验结果图



(b) 修改 RPN 建议框生成比例后的实验结果图

图 6 修改 RPN 建议框生成比例前后的模型检测结果对比
Fig. 6 Comparison of model checking results before and after modifying of generation ratio RPN recommendation box

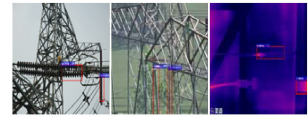
4.3 ASDN 的引入对绝缘子目标检测的影响

为了初始化 ASDN 网络, 给定具有空间布局 $n \times n$ 的特征地图, 对其应用尺寸为 $(n/3) \times (n/3)$ 的滑动窗口进行遮挡, 因此每个特征图都会得到包含完全无遮挡的情况, 生成带掩码的特征图传输至 R-FCN 网络计算 Loss 值, 选择损失值最高的为最优的遮挡情况。这是因为损失值越高, 分类器越容易误判、漏判, 符合本文研究对困难样本的要求。沿用

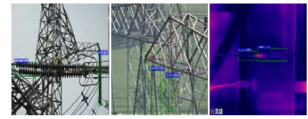
R-FCN 中端到端的训练方式, 所得实验结果如图 7 所示。



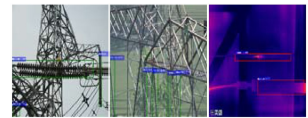
(a) SSD 检测结果



(b) Faster R-CNN 检测结果



(c) R-FCN 检测结果



(d) 引入 ASDN 层之后的模型检测结果

图 7 引入 ASDN 层前后的 R-FCN 模型检测结果

Fig. 7 Detection results of R-FCN model before and after introducing ASDN layer

由上述实验检测结果可知, 引入 ASDN 网络之后, 对于航拍巡线绝缘子图像特征鲁棒性差的图像, 所提模型较同类型的其他检测模型 (如 SSD、Faster R-CNN) 具有更好的检测效果。

结束语 本文提出一种基于改进的 R-FCN 模型航拍巡线图像中的绝缘子检测方法, 此改进模型能学习到目标中更抽象的特征, 从而使检测更具鲁棒性。首先, 构建包含 7433 个绝缘子的红外图像数据集, 经其微调的 R-FCN 模型能用于红外图像和可见光图像检测, 为后续工作奠定基础。然后, 对 R-FCN 模型进行改进: 1) 当 RPN 的建议框产生机制的比例修改为 1:4, 1:2, 1:1, 2:1, 4:1 时, 绝缘子的检测准确率较原模型提高 7.02%, 且检测框与目标的契合度更好; 2) 在 R-FCN 模型中引入 ASDN 网络, 通过对原样本生成掩码获得被遮挡图像样本, 使得 R-FCN 模型对目标具有更准确的识别率。实验表明, 改进后的模型检测的准确度及目标框与目标的契合度明显优于其他模型, 为后续的绝缘子故障检测奠定了坚实的基础, 具有较强的推广意义。

参考文献

- [1] MA X Y. Research on automatic inspection technology of transmission lines based on aerial image[D]. Beijing: North China Electric Power University, 2016. (in Chinese)
马兴誉. 基于航拍图像的输电线路自动巡检相关技术研究[D]. 北京: 华北电力大学, 2016.
- [2] JIANG S, JIANG W, HUANG W, et al. UAV-Based oblique photogrammetry for outdoor data acquisition and offsite visual

- inspection of transmission line[J]. *Remote Sensing*, 2017, 9(3): 278-303.
- [3] MATIKAINEN L, LEHTOMAKI M, AHOKAS E, et al. Remote sensing methods for power line corridor surveys[J]. *Isprs Journal of Photogrammetry & Remote Sensing*, 2016, 119: 10-31.
- [4] KRIZHEVSKY A, SUTSKEVER I, HINTON G E. ImageNet classification with deep convolutional neural networks[J]. *Communications of the Acm*, 2012, 60(2): 1097-1105.
- [5] DAI J F, LI Y, HE K M, et al. R-FCN: Object Detection via Region-based Fully Convolutional Networks[C]// *Conference and Workshop on Neural Information Processing Systems (NIPS)*. 2016: 379-387.
- [6] HOSANG J, BENENSON R, DOLLAR P, et al. What Makes for Effective Detection Proposals? [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 2016, 38(4): 814.
- [7] GIRSHICK R, DONAHUE J, DARRELL T, et al. Rich Feature Hierarchies for Accurate Object Detection and Semantic Segmentation[C]// *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. 2013: 580-587.
- [8] SANDE K, UIJLINGS J, GEVERS T, et al. Segmentation as selective search for object recognition[C]// *IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*. 2012: 1879-1886.
- [9] HE K M, ZHANG X, REN S Q, et al. Spatial pyramid pooling in deep convolutional networks for visual recognition [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 2014, 37(9): 1904-1916.
- [10] GIRSHICK R. Fast R-CNN[C]// *IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*. 2015: 1440-1448.
- [11] REN S Q, HE K M, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: towards real-time object detection with region proposal networks [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 2015, 39(6): 1137-1149.
- [12] LIU W, ANGUELOV D, ERHAN D, et al. SSD: single shot multiboxdetector[C]// *European Conference on Computer Vision (ECCV)*. 2015: 21-37.
- [13] HUANG X N, ZHANG Z L. A method to extract insulator image from aerial image of helicopter patrol[J]. *Power System Technology*, 2010, 34(1): 194-197. (in Chinese)
- 黄宵宁, 张真良. 直升机巡检航拍图像中绝缘子图像的提取算法[J]. *电网技术*, 2010, 34(1): 194-197.
- [14] XU Y L, ZHANG S C, YANG N, et al. An algorithm to extract insulator image from aerial image[J]. *Journal of Shanghai University of Electric Power*, 2011, 27(5): 515-518. (in Chinese)
- 徐耀良, 张少成, 杨宁, 等. 航拍图像中绝缘子的提取算法[J]. *上海电力学院学报*, 2011, 27(5): 515-518.
- [15] YAO C Y, JIN L J, YAN S J. Recognition of insulator string in power grid patrol images[J]. *Journal of System Simulation*, 2012, 24(9): 1818-1822. (in Chinese)
- 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.
- [16] XU X J, WANG S P, JI Q C, et al. Insulator infrared image recognition method based on gaussian scale-space and GHT[J]. *Infrared Technology*, 2014, 36(7): 596-599. (in Chinese)
- 徐向军, 王生鹏, 纪青春, 等. 基于高斯尺度空间 GHT 的绝缘子红外图像识别方法[J]. *红外技术*, 2014, 36(7): 596-599.
- [17] ZHAO Z B, WANG L. Aerial insulator string image automatic location method[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2014, 35(3): 558-565. (in Chinese)
- 赵振兵, 王乐. 一种航拍绝缘子串图像自动定位方法[J]. *仪器仪表学报*, 2014, 35(3): 558-565.
- [18] ZHAO Z B, XU G Z, QI Y C, et al. Multi-patch deep features for power line insulator status classification from aerial images[C]// *IEEE International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*. 2016: 3187-3194.
- [19] ZHAO Z B, FAN X Q, XU G Z, et al. Aggregating deep convolutional feature maps for insulator detection in infrared images [J]. *IEEE Access*, 2017, 5(1): 21831-21839.
- [20] ZHAO Z B, XU G Z, QI Y C. Representation of binary feature pooling for detection of insulator strings in infrared images[J]. *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation*, 2016, 23(5): 2858-2866.
- [21] WANG X, SHRIVASTAVA A, GUPTA A. A-Fast-RCNN: hard positive generation via adversary for object detection[C]// *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. 2017: 3039-3048.