

基于红外图像深度学习的输电线路 过热缺陷识别方法

周菲嫣, 刘轩东, 梁成军, 孙培泽

(1. 西安交通大学电力设备电气绝缘国家重点实验室, 西安 710049)

Identification of Transmission Line Overheat Defects in Infrared Image Based on Deep Learning Method

ZHOU Feiyan, LIU Xuandong, LIANG Chengjun, SUN Peize

(1. State Key Laboratory of Electric Insulation and Power Equipment, Xi'an 710049)

摘 要: 电力系统用电负荷的不断增加、复杂多变的外界环境, 容易使输电线路的部件产生腐蚀、过热等缺陷, 其中较为常见的热缺陷集中于引流板、绝缘子和放电间隙中。为维护电网安全可靠的运行, 人们通过红外探测仪检测线路不同设备的温度状况。本文通过改进当前流行的目标检测算法代替人力来处理成像仪拍摄的大量红外图片, 实现输电线路中引流板、绝缘子、放电间隙的识别与过热缺陷的检测。首先, 本文采用目标检测网络 Faster R-CNN 实现红外图像不同部件的识别定位, 初步测试网络识别精度为 87.1%。进一步, 本文研究了学习率、迭代次数、图片尺寸对网络精度的影响, 最终得到学习率为 0.005, 迭代次数为 2500, 采用多尺度检测训练网络得到的识别精度最高, 为 93.2%。同时文章发现采用传统图像预处理算法处理红外图像, 对网络精度的提升影响很小。为实现线路部件的热缺陷定位, 本文首先将 Faster R-CNN 检测框定位的设备从原图提取出来以去除大量冗余的背景, 进而将图像转灰度化后本文采用非极大值抑制算法检测设备上间断的温度极高值点, 实现热缺陷区域的准确定位, 定位精度可达 78.8%。

关键词: 红外成像; 过热缺陷; Faster R-CNN 网络; 非极大值抑制

Abstract: The increasing power load of the power system and the complicated environment make it easy to cause corrosion, overheating and other defects of the components of the transmission line. Among them, common thermal defects are concentrated in the drain plate, the insulator and the discharge gap. In order to maintain the safety and reliability of the power grid, people use infrared detectors to detect the temperature conditions of different equipment on the line. In this paper, by improving the current popular target detection algorithm, we use a computer to process a large number of infrared images to realize the identification of the drainage board, the insulator, the discharge gap and the overheat defects in them. Firstly, the target detection network Faster R-CNN is applied to realize the recognition and location of different parts of the power line. The network initial recognition accuracy is 87.1%. Furthermore, we studied the influence of learning rate, iteration number and picture size on network accuracy. Finally, we found the accuracy can reach up to 93.2% when we choose 0.005 learning rate, 2500 iterations, and use multi-scale detection method to train the network. At the same time, we found that the using traditional image preprocessing algorithm has little effect on the improvement of the network accuracy. In order to realize the thermal defect location of the line components, we first extracts the equipment in the Faster R-CNN detection frame from the original image to remove a large number of redundant backgrounds. Furthermore, after the image is grayed out, a non-maximum suppression algorithm is used to detect the discontinuous overheat spots on the components, and the positioning accuracy of the overheat defects can reach 78.8%.

Key words: Infrared imaging; Overheat defect; Faster R-CNN network; Non-maximum suppression

1 研究背景与意义

随着我国电力事业的发展, 电网运行的电压等级与供电可靠性要求逐渐提高, 对于输电线路

而言, 外界环境复杂多变, 用电负荷的不断增加, 容易使输电线路的部件产生腐蚀, 过热等缺陷^[1]。其中过热问题常出现于输电线路的不同区域: 如负荷增加引起的引流板耐张线夹的损坏, 悬式绝

缘子老化引起的芯棒发热, 放电间距不足引发避雷器放电间隙过热。这些缺陷若不及时发现处理, 过热区域温度会不断增加, 甚至造成器件的断裂, 导线落地; 部件绝缘性能降低, 发生放电, 造成接地或短路故障, 严重危害电力系统的安全稳定运行^[2]。

目前电力行业主要应用的过热缺陷检测手段是红外图像检测方法。检测人员手持或巡检机器人架设红外探测仪拍摄电力设备的红外图像, 红外图像中的像素值对应设备表面温度。红外图像检测方法虽然受背景, 材料表面反光率, 大气折射率等干扰较大, 但检测图像中的像素值相对大小仍较为准确地表征了温度的相对大小, 这对于过热缺陷检测极其关键; 同时, 红外图像检测属于非侵入性带电检测法, 工作人员可在远距离拍摄设备的红外图像, 对设备无能量注入, 对设备没有离线要求, 保证了设备的正常运行^[3]。综上, 红外图像检测对于高压设备的过热缺陷检测优势明显, 也成为了目前电气行业设备温度检测的流行检测方式。

然而, 大量的红外图像需要人为的后期处理, 人力判断图中是否存在过热点, 工作量巨大, 对于上百公里输电线路, 检测变得更加繁琐, 同时由于红外成像仪的拍摄效果受背景、距离等外界因素干扰, 有时通过人眼很难分辨出缺陷区域, 引入计算机辅助检测技术势在必行。目前声名鹊起的人工智能中的重要分支——计算机视觉是解决这一问题的有效技术。

计算机视觉的时下主流算法框架是图片输入神经网络, 网络输出检测结果。神经网络由卷积层、池化层、全连接层等基本模块构成^[4]。神经网络的模型参数主要通过监督学习迭代更新, 即网络拟合训练集中的大量样本的输入和输出对应关系。模型训练完成后, 测试图片输入网络, 网络输出测试图片的检测结果。将计算机视觉技术引入红外图像检测任务, 收集训练数据, 设计网络结构, 训练网络参数, 部署网络模型, 之后由计算机大量执行测试过程, 代替人力完成过热点检测工作。

本文研究的红外图像过热缺陷检测技术包括目标检测和识别, 具体来说, 从红外图像中检测出设备, 在设备中识别出故障。其中, 在设备中识别出过热缺陷采用经典的非极大值抑制

(Non-Maximum Suppression, NMS) 即可成功地解决问题。难点在于从红外图像中检测出设备, 目标检测 (Object Detection) 算法中, Faster R-CNN 算法以其优秀的检测准确率和广泛的适用性成为计算机视觉应用领域最流行的框架。

因此本文通过收集大量数据, 采用 Faster R-CNN 实现红外图像中引流板、绝缘子、放电间隙的定位; 进一步采用非极大值抑制算法, 检测定位部件中是否存在过热缺陷, 本文的算法示意图如图 1 所示。

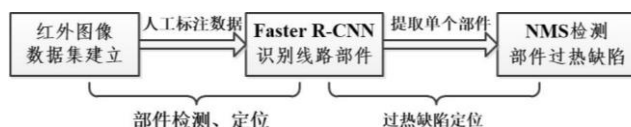


图 1 红外图像过热缺陷识别算法流程图

2 红外图像数据集建立

本文数据由河北省电力公司提供, 主要采集河北省 110kV、220kV 高压, 330kV、500kV 超高压和±800kV 特高压输电线路上的不同设备的红外图像, 主要由引流板、绝缘子、放电间隙、背景(包括杆塔、线路、自然背景) 四类构成, 其中含有热缺陷设备的图像占总量的 10%左右。

本文采用监督学习思想训练网络, 参考 COCO 数据集的格式, 建立红外图像数据集。首先, 抽取 1246 张红外图像组成总数据集, 其中过热缺陷图约占 23%, 总数据集以 7:1 的比例随机分为训练集和测试集^[5], 即训练集为 1090 张, 测试集为 156 张。本文采用 LabelImg 标注工具对两集合的图片分别人为标注, 通过人眼识别图像中各部件的位置和所属类别。图中引流板、绝缘子、放电间隙的名称以 plate、insulator、point 代替, 标注示意图如图 2 所示。

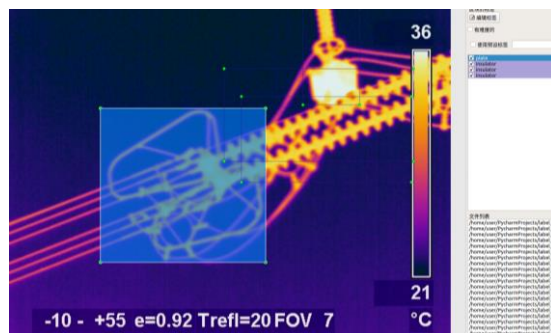


图 2 采用 LabelImg 进行红外图像人工标注

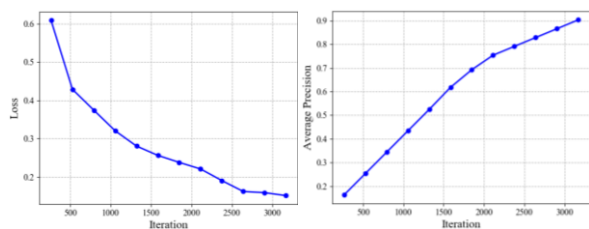
3 输电线路部件定位

本文采用 Faster R-CNN 目标检测神经网络来实现红外图像中部件的定位。Faster R-CNN 是由 Ross Girshick 等人, 基于卷积神经网络提出的一种端对端的两级目标检测神经网络, 第一级为 RPN 网络, 针对整个图片区域进行一次背景/非背景的筛选定位, 第二级为 R-CNN 网络, 针对前级输出的检测结果进行二次筛选并分类, 最终网络得到图中识别对象的定位边框、框内对象的类别标签以及每对边框和标签所对应的概率。

3.1 Faster R-CNN 初步测试

本文采用 mmdetection 框架搭建 Faster R-CNN 网络, 初次调试设置网络的学习率为 0.0025、迭代次数为 3000 次, 采用随机梯度下降法训练网络, 网络在 8 卡 GPU 上进行训练, 每个 GPU 同时训练 2 张图片, 因此每次迭代网络训练 16 张图。

训练中记录损失值(loss), 衡量当前网络对训练集的拟合程度, 变化规律如图 3(a) 所示。图中 loss 逐渐下降至平稳不变, 说明网络基本训练完成。训练完成后, 将不同迭代次数下得到的权重加载到网络中测试网络识别精度, 精度指标为 IoU=0.5 的 AP(Average Precision), 结果如图 3(b) 所示。最终得到网络在测试集的识别精度稳定在 87.1%, 结果较为理想。



(a) loss 值的变化规律 (b) 网络精度 AP 的变化规律

图 2 网络训练及测试阶段中损失值 loss、

精度 AP 随迭代次数的变化规律

随机选取四张测试集图片, 可视化网络的检测框, 结果如图 3 所示。观察图片可以发现, 本文训练的 Faster R-CNN 具有识别能力, 但是部分图片存在着检测框冗余的问题, 同时背景干扰影响网络精度的提高。因此为提高网络的定位精度, 本文研究不同参数对网络性能的影响, 选择的参数有: 学习率、迭代次数、图片尺寸, 评估性能的指标为 IoU=0.5 时的 AP 值。进一步本文研究

了采用传统图片预处理算法对网络检测精度的影响, 下面对研究结果进行依次说明。

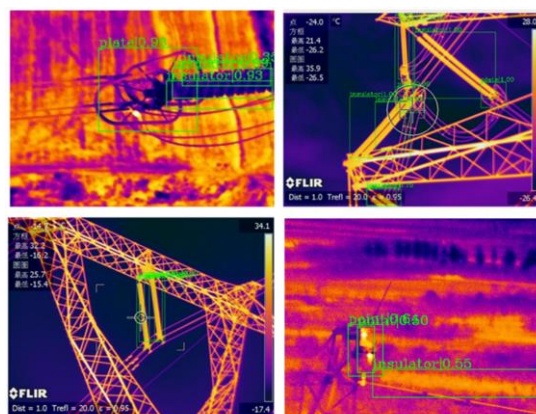
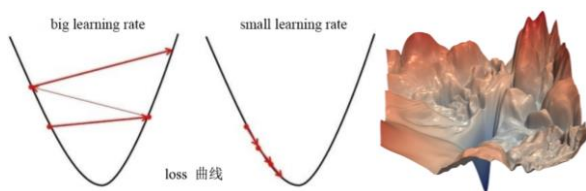


图 4 学习率 lr=0.0025、迭代次数 iteration=3000, IoU=0.5 下网络检测结果

3.2 学习率与迭代次数

神经网络的学习率是整个训练过程中最重要的参数, 网络以学习率的值作为步长来进行网络权重的更新。如图 5(a) 所示, 过大的学习率会跳过最优点, 也就是曲线的全局最小值点, 甚至使整个训练发散, 反之, 较小的学习率会使训练稳定地收敛至最优点。但同时, loss 曲面存在很多局部最优点, 如图 5(b) 所示, 如果学习率过小, 网络可能会陷入某个局部最优点而无法得到全局最优解。



(a) 学习率不同对迭代的影响 (b) 神经网络 loss 曲面

图 5 神经网络学习率与 loss 曲面介绍

神经网络作为过参数化模型(模型参数数量远远大于训练样本数量), 当训练样本数不大时, 很容易过拟合训练样本, 导致网络在训练集的精度高, 但是泛化性能差, 即在测试集的精度差。为了防止网络过拟合到训练集, 需要提前结束训练, 也就是选取合适的训练迭代次数。

因此本文通过调节学习率、迭代次数的值, 来探索网络检测精度的变化。从图 6 可以看出, 训练在 2500 次迭代左右达到了最优性能, 而更多的迭代次数反而使得网络性能略有下降, 同时 0.005 的学习率取得了较优的性能, 网络识别精度达到 90.6%。

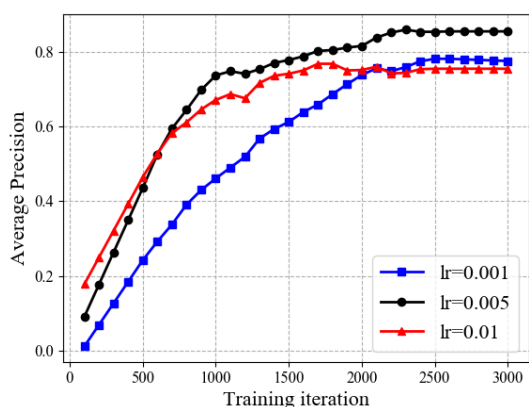


图6 网络性能与学习率和迭代次数的关系

3.3 图片的尺寸

图片放大后，网络输入更多的信息，有利于提升网络的性能。但如果图片持续放大，可能导致内容失真，从而降低网络性能。单尺度检测是指将固定尺寸的图片送入网络进行训练，而多尺度检测是指将同一张图放大不同倍数后，输入网络进行训练。假设单尺度检测下一张图被训练了100次，那么多尺度检测下一张图将被拉伸成N种不同的尺寸，训练次数为100/N次。

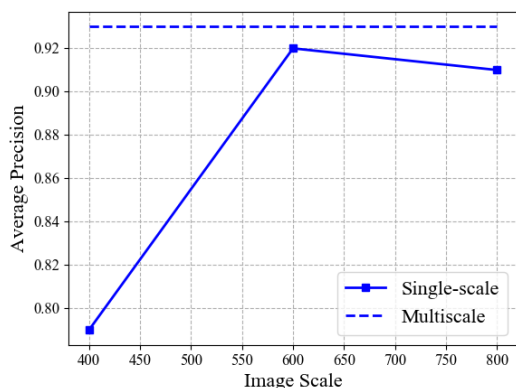


图7 网络性能和图片尺寸关系

图7为多尺度检测与单尺度检测的效果对比图，图中实线为单尺度检测结果，是指将训练集图片分别拉伸为 800×1333 、 600×1000 、 400×677 像素后送入网络的训练效果；虚线为多尺度检测的结果，是将这三种尺寸统一输入网络进行训练得到的结果，图中可以发现，采用多尺度训练，网络的检测精度可以达到93.2%。

3.4 图片预处理

为了去除图片中的噪声与干扰，提高识别精度，传统的图像识别算法中往往需对图片进行预处理。我们研究了高斯滤波和双边滤波两种图像去噪方法，探究其对神经网络检测精度的影响。

高斯滤波器为一种低通滤波器，其根据高斯函数的形状选择权值来对图像实现线性平滑，可以抑制服从正态分布的噪声^[6]。双边滤波是一种非线性的滤波器^[7]，它通过参考像素的欧式距离和像素范围域中的辐射差异^[8]，达到保持边缘、降噪平滑的效果。

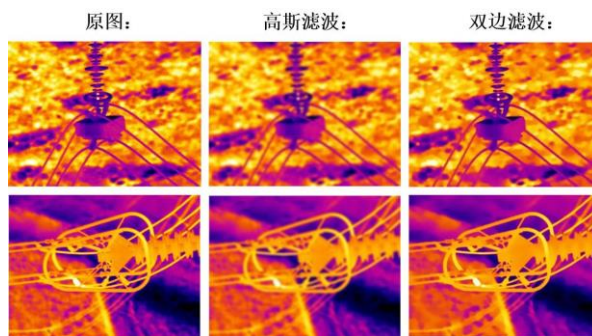


图8 未处理、高斯滤波处理和双边滤波处理后的红外图像

图8为经过高斯滤波和双边滤波处理后的效果图，观察发现高斯滤波处理后的图片，其背景和线路部件均被模糊处理；而双边滤波处理后的图中部件的边缘更加清晰，但是边缘内的纹理相对变的模糊。将三类数据集训练神经网络，网络学习率设为0.005，网络精度如图9所示，如图发现使用经高斯滤波处理后的图片训练效果最差，双边滤波和未处理的图片训练效果相当，说明在深度学习中，图片的预处理对网络识别精度几乎不产生影响，这是因为采集到的红外图片中噪声干扰只占很小一部分，背景的干扰如太阳、杆塔、公路、树木等在红外图中呈现的形状轮廓无法通过预处理去除，不如调节网络自身的结构参数使其对部件具有较强的识别能力。

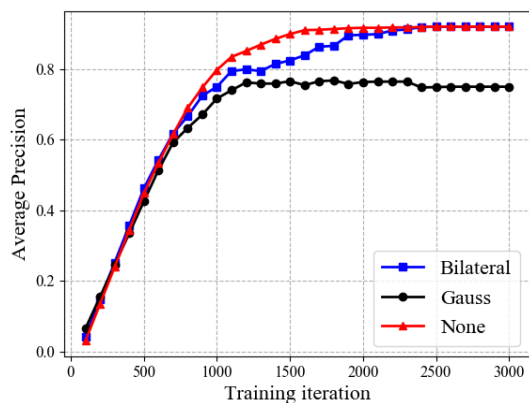


图9 图片是否预处理对网络精度的影响

4 红外图像热缺陷定位

目前，我们通过调节Faster R-CNN的网络参

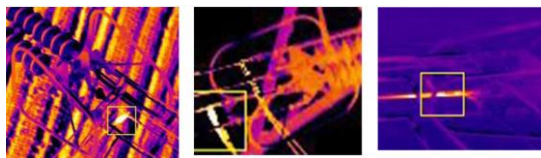
数实现了红外图像中引流板、绝缘子、放电间隙的精确定位, 排除了大量背景的干扰。为进一步找到含有过热缺陷的所有部件, 实现缺陷区域的定位, 本文首先提取 Faster R-CNN 边框内的部件图片, 采用非极大值抑制算法检测间断的温度极高值点。

4.1 红外图像温度极高值点检测

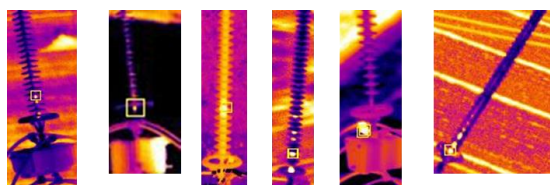
本节使用的红外图像数据集总量为 109 张, 均为过热缺陷的图像。首先我们通过 Faster R-CNN 定位图像中物体的位置, 将定位框内的图像截取下来; 进而将图像灰度化, 将三维彩色图像的降为二维黑白图像, 保留图中每个像素点的温度信息; 在二维矩阵中查找像素最高值点便可定位全局温度最大值点, 得到部分检测结果如图 10 所示。



(a) 放电间隙过热缺陷检测



(b) 引流板过热缺陷检测



(c) 绝缘子过热缺陷检测

图 10 通过定位像素极值点寻找全局温度最高点

图 10 为放电间隙、引流板、绝缘子的温度极值点的定位结果, 经统计采用该方法, 热缺陷的定位准确率为 78.8%。

4.2 间断温度极高值点检测

观察图中绝缘子热缺陷定位结果我们发现, 检测全图极值点的方法无法定位多个间断的过热点, 因此本文采用 NMS 非极大值抑制的思想来对间断的故障点进行定位。本文首先定位第一个极值点, 框出后该点附近区域的所有像素设置为 0, 进而检测第二个极值点, 依此类推, 当像检测到的像素低于 250 后停止检测。本文得到的定位结果如图 11 所示, 从图中发现, 若想检测间断的

温度极值点, 绝缘子边缘和背景之间的像素对结果产生干扰, 但采用 NMS 思想可以对间断的极值点进行定位。

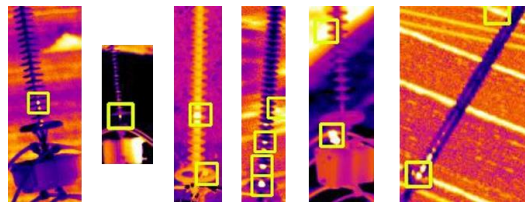


图 11 NMS 实现绝缘子间断过热缺陷点检测

5 本文结论

综上, 本文结论为:

本文采用目标检测网络 Faster R-CNN 实现红外图像中引流板、绝缘子、放电间隙的定位。通过调节 Faster R-CNN 学习率和迭代次数, 得到选取学习率为 0.005, 迭代次数为 2500 时, 网络精度最高, 为 90.6%。

同时, 采用不同尺寸图片训练网络, 即采用多尺度检测训练网络得到的网络精度较高, 最高可达 93.2%。

采用传统图像检测中的图片预处理算法来平滑图像噪声并不能提高神经网络的定位精度。因此神经网络的训练不需要对红外图像进行特殊的预处理。

为检测部件上的过热缺陷点, 本文将 Faster R-CNN 定位到的部件图像提取出来, 检测像素极大值点, 精度可达 78.8%, 采用 NMS 算法可以检测到绝缘子中的多个间断的过热点。

参考文献 References

- [1] 张礼昌. 高压输电线路红外诊断与检测技术研究[J]. 测试工具与解决方案, 2018(24): 95-96.
ZHANG Lichang. Research on infrared diagnosis and detection technology of high voltage transmission line equipment[J]. Testing Tools and Solutions, 2018(24): 95-96.
- [2] 赵旋. 基于红外图像的劣化绝缘子检测方法研究[D]. 华南理工大学, 2016.
ZHAO Xuan. Research of the detection method of the faulty insulator based on infrared image[D]. South China University of Technology, 2016.
- [3] 李霖. 电力设备缺陷的红外图谱特征分析研究[D]. 华北电力大学, 2015.
LI Lin. Study on infrared spectrogram analysis for electrical equipment defects[D]. North China Electric Power University, 2015.
- [4] 楚翔宇. 基于深度学习的交通视频检测及车型分类研究[D]. 哈尔滨工业大学, 2017.
CHU Xiangyu. Research on traffic video detection and vehicle

- classification based on deep learning[D]. Harbin Institute of Technology, 2017.
- [5] 薛冰. 基于 Mask R-CNN 的电力设备锈迹检测[J]. 计算机系统应用, 2019, 28(05): 218-251.
- XUE Bing. Rust detection of power equipment based on Mask R-CNN[J]. Computer Systems and Applications, 2019, 28(05): 218-251.
- [6] 刘立强, 蔡晓华, 吴泽全. 基于 OpenCV 的除草机器人图像处理技术[J]. 农机化研究, 2013, 35(12): 162-165.
- LIU Liqiang, CAI Xiaohua, WU Zequan. Image process technology for weeding robots based on OpenCV[J]. Agricultural Mechanization Research, 2013, 35(12): 162-165
- [7] 陆玉婧. 超声图像降噪去斑算法研究[D]. 云南大学, 2014.
- LU Yujing. Research on ultrasound image noise reduction and despeckling algorithm[D]. Yunnan University, 2014.
- [8] 许斌, 徐万朋, 郝丽娜, 等. 基于 BPT 分割的 SAR 与可见

光图像配准方法[J]. 四川兵工学报, 2014, 35(03): 105-108.

XU Bin, XU Wanpeng, XI Lina, *et al.* SAR and visible light image registration method based on the BPT segmentation. Journal of Sichuan Ordnance, 2014, 35(03): 105-108



Feiyan Zhou

周菲嫣

1995—, 女, 硕士

主要从事在线监测、深度学习图像处理、绝缘子检测方面的研究工作

zhoufyn@foxmail.com