

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.200517

基于深度学习的电网巡检图像缺陷检测与识别

顾晓东^{1,2}, 唐丹宏², 黄晓华³

(1. 江苏第二师范学院数信学院, 江苏 南京 210013; 2. 江苏君英天达人工智能研究院有限公司, 江苏 南京 210042; 3. 南京理工大学机械工程学院, 江苏 南京 210094)

摘要: 无人机巡检已成为保证电网稳定运行的重要手段。针对巡检图像的自动化判读, 提出基于深度学习的电网多部件缺陷检测与识别方法。将小样本缺陷检测问题分解为目标检测和分类两步。针对多目标部件的检测, 提出基于最小凸集的损失函数以及预测框选择方法, 两者结合 YOLOv3 框架可以实现多种部件的精准定位。之后, 单类分类器在高维特征空间中进行小样本学习, 判断目标部件是否故障。测试图像来自 220 kV 安徽宣枣 4883 线的巡检图像。实验结果表明, 该方法对常见的电网故障识别率高于 96%, 漏报率低于 2%, 表明该方法能有效地进行电网的多部件缺陷检测与识别。未来结合边缘计算加速处理, 可以实现无人机的在轨巡检。

关键词: 输电线; 深度学习; 目标检测; 边界框回归; 单类分类器

Deep learning-based defect detection and recognition of a power grid inspection image

GU Xiaodong^{1,2}, TANG Danhong², HUANG Xiaohua³

(1. School of Mathematics and Information Technology, Jiangsu Second Normal University, Nanjing 210013, China;
2. Jiangsu Junying Tianda Artificial Intelligence Research Institute Co., Ltd., Nanjing 210042, China;
3. School of Mechanical Engineering, Nanjing University of Science & Technology, Nanjing 210094, China)

Abstract: Unmanned Aerial Vehicle (UAV) inspection has become an important means to ensure the stable operation of a power grid. For intelligent processing of the inspection image, a deep learning-based multi-component inspection of the power grid is proposed. The problem of small sample defect detection is resolved in two stages: target detection and classification. For multi-target detection, a new loss function and prediction box selection based on the smallest convex set is proposed. These allow YOLOv3 to detect various target components accurately. After that, one-class classification is employed for small sample learning to estimate the state of the detected components in high-dimensional space. The test images are captured from the 220 kV power transmission line called the Anhui Xuanzao 4883 line. Experimental results show that the recognition rate is above 96% and the false negative rate is lower than 2% for common defects of a power grid. The method can effectively identify the defects of various components in the power grid. In the future, combined with edge computing to accelerate processing, UAV onboard inspection can be realized.

This work is supported by the National Natural Science Foundation of China (No. 61701201).

Key words: transmission line; deep learning; object detection; bounding box regression; one-class classification

0 引言

随着经济社会的快速发展, 国家电网输电线路的总里程数不断增加, 相应的巡检任务工作量和难度与日俱增。传统的人工巡检方式面临着巡检周期长、效率低、危险性高、应对复杂地形能力差等问题, 难以满足电网运维的要求^[1-2]。在建设智能

电网和增强供电可靠性的大背景下, 以无人机代替人工进行智能巡检已是大势所趋。常用的无人机巡检平台配置高速图像模块, 红外、紫外成像传感模块, 特高频、超声波局部放电传感模块等, 以完成综合巡检作业^[3-6]。其中, 高速图像模块主要实现可见光的视频图像采集功能。智能巡检系统对采集的视频、图像进行处理, 可以快速定位、发现缺陷部件, 对确保供电管网安全畅通、可靠运行有重要的意义。

基金项目: 国家自然科学基金项目资助(61701201)

输电线路的常见故障包括：绝缘子故障、防震锤故障、螺栓缺损丢失、电缆断股或散股、杆塔异物(如鸟巢、蜂巢等)以及塔基被杂物遮挡等^[7-10]。传统的巡检图像分析技术多是基于经典的图像处理算法，如中值滤波、边缘检测、轮廓提取、小波变换以及形态学运算等^[7-13]。这些算法提取的手工特征(handcrafted feature)基本属于底层视觉特征，与纯学习方式的特征相比，特征的可解释性强但对数据的适应性弱。随着深度学习技术在计算机视觉领域的广泛应用，基于深度学习的目标检测达到了前所未有的高度^[14-26]。通过大量标注目标位置和类别的图像作为数据集训练深度网络，相应的网络用于目标检测具有很高的准确率且具有强泛化能力。文献[14]联合显著区域和 Fast-CNN 模型(改进后的卷积神经网络)用于绝缘子特征检测研究，提升了输电线路中的绝缘子工作状态检测效果；文献[15]基于 YOLOv3^[25]检测框架构建了一种改进的轻量级网络，实现了绝缘子定位及故障检测；文献[16]基于 SSD^[23]目标检测算法定位绝缘子缺陷，以 ResNet 网络代替 SSD 结构中已有的 VGGNet，增强网络的特征提取能力，通过卷积神经网络检测出的绝缘子位置和绝缘子缺陷位置进行重叠面积计算，确定绝缘子位置。现有文献中的无人机巡检图像缺陷检测方法多为端到端的网络直接定位部件缺陷，且只针对电网线路的某一部件或者某种缺陷进行，缺乏统一的多部件缺陷检测的处理框架。由于深度学习所需的数据集规模很大，而目前的电网线路中缺陷样本的数量少且各部件的细分缺陷种类多，使得端到端的深度网络直接检测部件缺陷的效率不高。为此，本文采用级联网络将小样本缺陷检测问题分解为目标检测和小样本学习两步。首先，无论部件是否有缺陷，检测网络定位所有的目标部件；其后，针对定位的目标部件逐个进行精细的缺陷识别，从而实现电网巡检图像的自动化判读。

1 系统结构

本文级联 YOLOv3^[25]检测网络和多个 One-class classification 分类器，对电网线路的典型故障(包括绝缘子、防震锤、螺栓丢失、电缆断股或散股、杆塔异物、塔基被遮挡等)进行识别。针对多种尺寸的目标部件的检测，本文提出基于最小凸集的损失函数代替常用的距离损失函数，使边界框回归学习与交并比 IOU(Intersection Over Union)测度保持一致。再用新的预测框选择算法代替非极大值抑制 NMS(Non-Maximum Suppression)，最大限度地得到目标部件的完整位置，以提高后续分类网络的识别

率。为使检测网络在部件缺陷或者正常的情况下都能准确得到目标位置和边界框，将缺陷部件和正常部件均作为训练样本训练网络。

在电网输电线路中，能采集到的缺陷部件样本数很少，导致了传统的分类模型失效。为此，本文采用 One-class classification^[27]在高维空间中进行小样本学习：联合 HOG 和 LBP 特征，在高维空间中训练得到最优超球体。预测时通过计算高维空间中目标部件矢量与超球体中心的距离，判断目标部件是否缺陷。

图 1 为级联网络的结构图。无人机采集的图像传入 YOLOv3 网络得到各类目标部件的位置和边界框，随后系统裁剪目标部件送入相应的 One-class classification 分类器中，判断相应的部件是否缺陷。级联网络提供了基于电网巡检图像的多部件缺陷检测与识别的统一框架，系统中的 YOLOv3 网络和 One-class classification 网络均包含训练和预测两部分，训练部分由服务器完成，预测部分运行在待检测电网附近的计算机上。

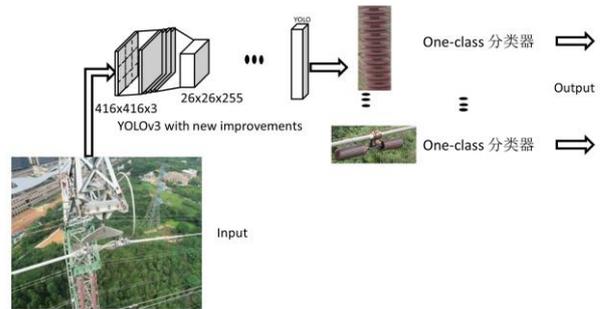


图 1 级联网络结构图

Fig. 1 Schematic diagram of the cascade network

2 算法描述

2.1 目标检测网络的损失函数和预测框选择算法

一般而言，基于深度学习的目标检测算法分为两类：单阶段法(单次目标检测器)和两阶段法(基于候选区域的目标检测器)。单阶段法有 YOLO^[22]、SSD^[23]等，算法同时进行目标分类和边界框回归，速度快但精度低于两阶段法。两阶段法有 Fast R-CNN、Faster R-CNN^[24]等，先进行候选区域推荐，再进行目标分类和边界框回归，算法精度高但速度慢。YOLO^[22]算法最早由 Redmon 等人于 2016 年提出，经过不断的进化，最终的 YOLOv3 版本^[25]无论在速度还是在精度上均超越了 SSD^[23]、Faster R-CNN^[24]等几乎所有的检测算法，尤其适合小目标检测和有遮挡的目标检测。YOLOv3 的架构使用 Darknet-53 深度网络作为特征提取网络，采用了全

卷积网络(Fully Convolutional Networks, FCN), 拥有残差块、跳过连接和上采样等机制。YOLOv3 的损失函数除了边界框损失函数外还包括目标预测得分惩罚、非目标预测得分惩罚和目标类别预测惩罚。其中边界框损失函数采用 MSE(Mean Squared Error) 函数。

YOLOv3 的边界框回归损失函数为 MSE 函数^[26], 而最终衡量检测精度的则是交并比(IOU), 两者并不吻合。为了进一步提升检测性能, 本文提出基于最小凸集的损失函数, 使边界框回归与 IOU 测度保持一致。同时以基于最小凸集的预测框选择代替非极大值抑制(Non-Maximum Suppression, NMS), 最大限度地覆盖目标部件。两者结合 YOLOv3 框架, 文中称为 YOLOv3 with new improvements。图 2 为最小凸集示意图。

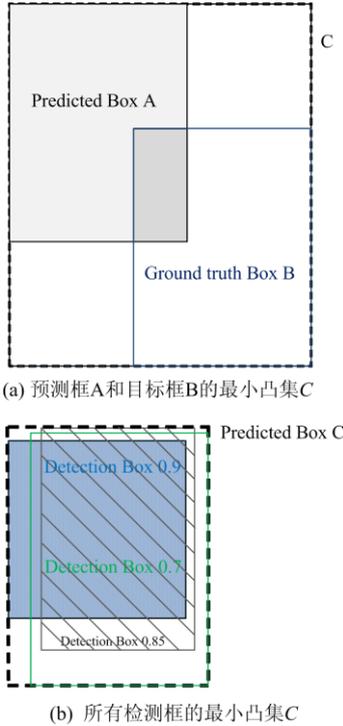


图2 最小凸集示意图

Fig. 2 Schematic diagram of the smallest convex set

常用的衡量两个边界框 A 、 B 相似度的测度为

$$IOU = \frac{|A \cap B|}{|A \cup B|} \quad (1)$$

文献[26]提出了新的测度为

$$GIOU = IOU - \frac{|C - (A \cup B)|}{|C|} \quad (2)$$

式中, C 为包含 A 和 B 的最小凸集, 文献[26]设计了相应的损失函数, 新的损失函数使目前通用的检

测网络效果均得到了一定程度的提升。考虑到电网图像中的各个目标部件尺寸、形态差异大, 为了提高目标部件的检测性能, 基于最小凸集构造了新的交并比:

$$IOU_{convexset} = \frac{(A \cap B - C + A \cup B)}{|C|} \quad (3)$$

相比 IOU 和 $GIOU$, $IOU_{convexset}$ 注重于扩大凸集 C 中交叉部分的比例, 同时减少凸集 C 中非交叉部分的比例, 与其相对应的损失函数为

$$L_{convexset} = 1 - IOU_{convexset} \quad (4)$$

如图 2(a)所示, 预测框 A 和真实目标框 B 均为沿坐标轴方向的矩形框, 取包围 A 和 B 的沿坐标轴方向的最小凸集为 C (虚线所示)。由式(1)一式(3)可知, 对于 $\forall A, B \subseteq S$, 有

$$IOU_{convexset}(A, B) \leq GIOU(A, B) \leq IOU(A, B) \quad (5)$$

且 $L_{convexset}$ 满足非负性、同一性、对称性和三角不等性, 因此以 $L_{convexset}$ 为损失函数进行边界框回归学习可以更好地反映预测框和真实目标框的检测效果。

另一方面, 非极大值抑制算法(NMS)得到的最终目标框并不能最大限度地覆盖目标, 提高后续的识别精度。一般而言, 在检测网络损失函数的设计中检测框的得分与其位置精度并无关联, 存在所有的高得分的检测框的位置均不准确的情况。本文取得分最高的检测框(\mathbf{Box}_d)以及与其重叠度大于阈值(本文设定为 0.6)的其他检测框的最小凸集 C (虚线所示)为最终输出目标框。由图 2(b)可见, 基于最小凸集的预测输出框可以最大限度地覆盖目标部件。

现有的数据集包括 1 000 kV 安徽淮芜线、500 kV 龙肥 5703 线、500 kV 平西 5312 线、220 kV 安徽省宣枣 4883 线数据集共十多万张图片。考虑到不同电压等级线路图片中的目标部件差异不大, 同时为确保验证集和测试集分布尽量一致, 以 1 000 kV 安徽淮芜线和 500 kV 龙肥 5703 线为训练集, 500 kV 平西 5312 线为验证集, 以 220 kV 安徽省宣枣 4883 线数据集为测试集, 相应的训练集、验证集和测试集所含的样本数比例大致为 6:2:2。模型的训练在服务器(含 4 块 NVIDIA GTX 1080Ti GPU)上进行, 测试计算机的配置为 CPU Intel Core i5-6600k, GPU 为 NVIDIA GTX 1080Ti, 内存为 16 G。测试采用准确率(正确定位目标部件数 ÷ 所有定位目标部件数)和平均精度均值(mean Average Precision, mAP)作为评价标准。

$$mAP = \frac{1}{66} \sum_C \sum_{r \in [0,1]} \max(\text{pre}[\text{rec} \geq r]) \quad (6)$$

式中: pre 为准确率; rec 为召回率; r 表示 11 个不

同的阈值； C 为类别数目。各种网络(包括 SSD、原始 YOLOv3、YOLOv3 with GIoU 和 YOLOv3 with new improvements)在测试集上的检测结果如表 1 所示。为了验证 YOLOv3 with new improvements 效果，并没有调整 YOLOv3 框架中边界框损失函数和其他的损失函数之间的规整化参数。

表 1 检测网络性能对比

Table 1 Comparison results of different networks

算法	SSD	YOLOv3	YOLOv3 with GIoU	YOLOv3 with new improvements
绝缘子	98.98%	99.25%	99.50%	99.98%
防震锤	98.87%	98.86%	99.25%	99.83%
螺栓	93.87%	95.16%	98.58%	99.13%
断股/散股	93.22%	95.10%	96.25%	97.06%
杆塔异物	95.23%	95.32%	95.83%	96.32%
塔基遮挡	96.20%	96.90%	97.88%	98.19%
mAP	75%	80.3%	83.6%	86.7%
帧率	32	40	40	40

表 1 中第 2~4 行为绝缘子、防震锤和螺栓部件，由于要定位缺陷部件和正常部件，所以训练时将正常部件和缺陷部件一起训练。表 1 中第 5~7 行为电缆断股/散股、杆塔异物和塔基遮挡缺陷，采用端到端的目标检测网络直接定位缺陷。由表 1 中可以看出，YOLOv3 with new improvements 在定位的准确率和 mAP 上均得到提升。图 3 是用 YOLOv3(虚线所示)、YOLOv3 with GIoU(实线所示)和 YOLOv3 with new improvements(粗实线所示)检测的结果，从图 3 中可以看出，YOLOv3 with new improvements 方法的检测性能更高。

2.2 单类分类器

针对绝缘子、防震锤和螺栓等部件，缺陷样本数量偏少、各部件的细分缺陷种类多，使得传统的分类模型难以胜任。因此本文采用小样本学习方法，将样本特征映射到高维空间，并建立划分包围正常样本特征，利用距离测度区分正常部件和缺陷部件。支持向量数据描述(Support Vector Data Description, SVDD)^[27-30]算法可获得高维特征空间中的一个包含全部或者大部分被映射到高维特征空间的训练样本且体积最小的超球体。

给定训练样本 $S = \{S_i^k\}_{i=1}^{N^k}$ ，目标函数为

$$\min_{\theta, \rho} \frac{1}{2} \|\theta\|^2 + \frac{1}{\mu N^k} \sum_{i=1}^{N^k} \xi_i - \rho \quad (7)$$

$$\text{s.t. } \theta^T \phi(S_i^k) \geq \rho - \xi_i, \xi_i \geq 0 \quad (8)$$

式中： θ 为学习的权值矢量； ρ 为偏差；投影函数 $\phi(\square)$ 将特征矢量 S_i^k 映射到高维特征空间，预先设

定的参数 $\mu \in (0,1]$ 规整化超球体外异常分布的期望划分。映射函数可以由核函数 $k(S_i^k, S_j^k) = \phi(S_i^k)^T \phi(S_j^k)$ 来定义，这里采用径向基函数

$$k(S_i^k, S_j^k) = e^{-\frac{\|S_i^k - S_j^k\|^2}{2\sigma^2}}。$$

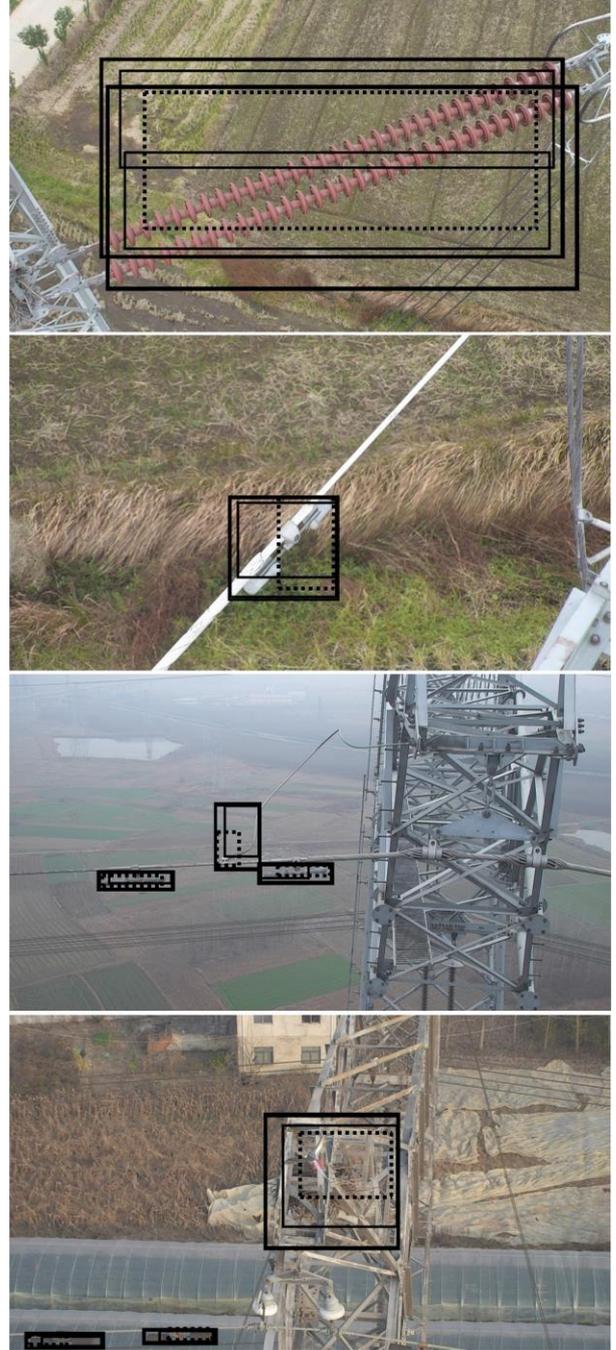


图 3 YOLOv3、YOLOv3 with GIoU 和 YOLOv3 with new improvements 的检测结果

Fig. 3 Detection examples using YOLOv3, YOLOv3 with GIoU and YOLOv3 with new improvements

通过求解式(7)、式(8)得到 ρ 和 θ , 则测试样本 (目标部件) S_i^k 的判断可以通过 $A(S_i^k) = \rho - \theta^T \phi(S_i^k)$ 得到。本文联合 HOG 和 LBP 特征, 在高维空间中进行 one-class classification 的训练和预测。

3 对比实验

级联网络的实验数据集同样为 1 000 kV 安徽淮芜线、500 kV 龙肥 5703 线、500 kV 平西 5312 线、220 kV 安徽省宣枣 4883 线。利用训练好的 YOLOv3 with new improvements 检测目标并截取图像得到大量的目标部件样本, 制作相应的 One-class classification 分类网络训练集。测试计算机配置为 CPU Intel Core i5-6600k, GPU 为 NVIDIA GTX 1080Ti, 内存为 16 G, 系统为 ubuntu 16.04。程序采用 c 代码实现, YOLOv3 采用 darknet 框架, One-class classification 采用 LIBSVM 库(version 3.2)。表 2 为不同算法的缺陷识别率, 表 3 为不同算法的漏报率。表 2 和表 3 中的 YOLOv3 均为 YOLOv3 with new improvements。表 2、表 3 中的识别率定义为: 正确识别故障数 ÷ 预测故障总数。针对绝缘子、防震锤和螺栓部件, 相应的细分缺陷包括绝缘子爆片、放电烧伤、绝缘子污损、伞裙损坏; 防震锤锈蚀、缺损、滑移; 螺栓缺失、缺损等。各细分缺陷的位置分散且样本数极少, 应用端到端的深度网络训练容易出现过拟合现象, 难以准确地检测缺陷, 采用先定位后识别的方式判断缺陷, 最终的缺陷识别率为: 定位准确率 × 识别率。针对电缆断股/散股、杆塔异物和塔基遮挡缺陷, 相应的缺陷特征单一, 因此采用端到端的目标检测网络定位, 缺陷识别率即为定位准确率。表 2、表 3 中的漏报率定义为: 错误识别故障数 ÷ 真实故障总数。

表 2 不同算法的缺陷识别率

Table 2 Defect recognition rate of different algorithms

算法	SSD	YOLOv3	YOLOv3 + Alexnet	YOLOv3+ One-class classification
绝缘子缺陷	67.13%	74.16%	87.21%	97.13%
防震锤缺陷	65.09%	71.34%	81.99%	98.22%
螺栓缺陷	68.01%	76.02%	86.00%	96.20%
断股/散股	93.22%	97.06%	—	—
杆塔异物	95.23%	96.32%	—	—
塔基遮挡	96.20%	98.19%	—	—
帧率	32	40	25	28

表 3 不同算法的漏报率

Table 3 False negative rate of different algorithms

算法	SSD	YOLOv3	YOLOv3 + Alexnet	YOLOv3+ One-class classification
绝缘子缺陷	30.34%	27.22%	13.67%	1.63%
防震锤缺陷	32.65%	28.52%	15.74%	1.32%
螺栓缺陷	35.80%	30.97%	16.65%	1.80%
断股/散股	4.50%	1.96%	—	—
杆塔异物	3.76%	1.21%	—	—
塔基遮挡	2.45%	1.50%	—	—

表 2、表 3 中前两列为仅以缺陷部件样本训练检测网络得到的结果, 可以看出针对绝缘子、防震锤和螺栓部件, 直接采用端到端网络定位缺陷的效果不佳, 其原因在于这些部件的细分缺陷多种多样且总的训练样本数偏少。表 2、表 3 中后两列为将缺陷部件和正常部件样本一起训练检测网络, 最终级联分类网络得到的结果。实验对于各类常见故障的识别率高于 96%, 漏报率低于 2%, 表明先定位目标部件后判断缺陷的方法可以使缺陷检测和识别的精度大大提升。

4 结论

本文基于深度学习进行电网巡检图像的多目标缺陷检测, 可对电网线路多种典型部件故障(包括绝缘子、防震锤、螺栓、杆塔异物、电缆断股或散股、塔基被遮挡等)进行检测识别, 实现电网巡检图像的智能化处理。系统基于 YOLOv3 框架结合新的损失函数和预测框选择算法进行目标定位, 基于 One-class classification 进行小样本学习判别缺陷, 大大提高了缺陷检测和识别的精度。未来将结合边缘计算实现边缘侧的电网巡检图像缺陷检测与识别。

参考文献

- [1] CHEN Haoyong, WANG Xiaojuan, LI Zhihao, et al. Distributed sensing and cooperative estimation/detection of ubiquitous power internet of things[J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2019, 4(2): 151-158. DOI: 10.1186/s41601-019-0128-2.
- [2] 余贻鑫. 智能电网实施的紧迫性和长期性[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(17): 1-5. YU Yixin. Urgency and long-term nature of smart grid implementation[J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(17): 1-5.
- [3] 周沙, 景亮. 基于矩特征与概率神经网络的局部放电模式识别[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(3): 98-102.

- ZHOU Sha, JING Liang. Pattern recognition of partial discharge based on moment features and probabilistic neural network[J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(3): 98-102.
- [4] 林铭瀚, 胡永洪, 薛毓强, 等. 基于 mesh 网络的输电线路山火预警监视系统研制[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(1): 134-138.
- LIN Minghan, HU Yonghong, XUE Yuqiang, et al. Research and application of forest fire early-warning and monitor system based on wireless mesh network for transmission line[J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(1): 134-138.
- [5] 高嵩, 陆倚鹏, 王笑倩, 等. 基于深度学习的悬式瓷绝缘子红外图像识别方法[J]. 电力科学与技术学报, 2020, 35(5): 119-125.
- GAO Song, LU Yipeng, WANG Xiaoqian, et al. Infrared image recognition method of porcelain disc-suspended insulators based on deep learning technology[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2020, 35(5): 119-125.
- [6] 金立军, 陈俊佑, 张文豪, 等. 基于图像处理技术的电力设备局部放电紫外成像检测[J]. 电力系统保护与控制, 2013, 41(8): 43-48.
- JIN Lijun, CHEN Junyou, ZHANG Wenhao, et al. Partial discharge detection of power equipment by ultraviolet imaging based on image processing technology[J]. Power System Protection and Control, 2013, 41(8): 43-48.
- [7] 王万国, 张晶晶, 韩军, 等. 基于无人机图像的输电线路断股与异物缺陷检测方法[J]. 计算机应用, 2015, 35(8): 2404-2408.
- WANG Wanguo, ZHANG Jingjing, HAN Jun, et al. Broken strand and foreign body fault detection method for power transmission line based on unmanned aerial vehicle image[J]. Journal of Computer Applications, 2015, 35(8): 2404-2408.
- [8] 张浩, 王玮, 徐丽杰, 等. 图像识别技术在电力设备监测中的应用[J]. 继电器, 2010, 38(6): 88-91.
- ZHANG Hao, WANG Wei, XU Lijie, et al. Application of image recognition technology in electric power equipment on-line monitoring[J]. Relay, 2010, 38(6): 88-91.
- [9] 唐波, 覃乔, 黄力, 等. 基于色彩模型和纹理特征的输电线路绝缘子串航拍图像识别[J]. 电力科学与技术学报, 2020, 35(4): 13-19.
- TANG Bo, QIN Qiao, HUANG Li, et al. Transmission line aerial image recognition of insulator strings based on color model and texture features[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2020, 35(4): 13-19.
- [10] 金立军, 姚春羽, 闫书佳, 等. 基于航拍图像的输电线路异物识别[J]. 同济大学学报: 自然科学版, 2013, 41(2): 277-281.
- JIN Lijun, YAO Chunyu, YAN Shujia, et al. Recognition of extra matters on transmission lines based on aerial images[J]. Journal of Tongji University: Natural Science, 2013, 41(2): 277-281.
- [11] 李昭廷, 郝艳捧, 李立涅, 等. 利用远程系统的输电线路覆冰厚度图像识别[J]. 高电压技术, 2011, 37(9): 2288-2293.
- LI Zhaoting, HAO Yanpeng, LI Licheng, et al. Image recognition of ice thickness on transmission lines using remote system[J]. High Voltage Engineering, 2011, 37(9): 2288-2293.
- [12] 何思远, 刘刚, 王玲, 等. 基于无人机的输电线路设备识别方法研究[J]. 红外与激光工程, 2013, 42(7): 1940-1944.
- HE Siyuan, LIU Gang, WANG Ling, et al. Research of power transmission line equipments recognition method based on UAV[J]. Infrared and Laser Engineering, 2013, 42(7): 1940-1944.
- [13] 陈勇, 李鹏, 张忠军, 等. 基于 PCA-GA-LSSVM 的输电线路覆冰负荷在线预测模型[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(10): 110-119.
- CHEN Yong, LI Peng, ZHANG Zhongjun, et al. Online prediction model for power transmission line icing load based on PCA-GA-LSSVM[J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(10): 110-119.
- [14] 纪超, 黄新波, 曹雯, 等. 改进的 Fast-CNN 模型在绝缘子特征检测中的研究[J]. 计算机与现代化, 2019, 284(4): 63-68.
- JI Chao, HUANG Xinbo, CAO Wen, et al. Research on infrared insulator detection based on improved Fast-CNN mode[J]. Computer and Modernization, 2019, 284(4): 63-68.
- [15] 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.
- [16] 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 Wulie, WANG Ning, et al. SSD based insulator defect detection method for power transmission line[J]. Electronic Instrumentation Customer, 2019, 26(8): 1-4.
- [17] 麦俊佳, 曾懿辉, 胡壮丽, 等. 基于深度学习的输电线路航拍照片目标检测应用[J]. 广东电力, 2020, 33(9): 174-182.

- MAI Junjia, ZENG Yihui, HU Zhuangli, et al. Application of target detection in aerial photos for transmission lines based on deep learning[J]. *Guangdong Electric Power*, 2020, 33(9): 174-182.
- [18] 赵航航, 江一, 林睿, 等. 输电线路巡检图像检测模型的加速与压缩研究[J]. *广东电力*, 2020, 33(9): 123-128. ZHAO Hanghang, JIANG Yi, LIN Rui, et al. Research on acceleration and compression of transmission line inspection image detection model[J]. *Guangdong Electric Power*, 2020, 33(9): 123-128.
- [19] 张苏. 高速铁路电力电缆局部放电在线监测与模式识别[J]. *高压电器*, 2020, 56(10): 104-110. ZHANG Su. Power cable partial discharge monitoring and pattern recognition for high-speed railway[J]. *High Voltage Apparatus*, 2020, 56(10): 104-110.
- [20] 徐凯, 梁志坚, 张轸议, 等. 基于 GoogLeNet Inception-V3 模型的电力设备图像识别[J]. *高压电器*, 2020, 56(9): 129-135. XU Kai, LIANG Zhijian, ZHANG Yiyi, et al. Image recognition of electric equipment based on GoogLeNet Inception-V3 model[J]. *High Voltage Apparatus*, 2020, 56(9): 129-135.
- [21] 周秀, 朱洪波, 马云龙, 等. 基于深度学习的变压器局部放电模式识别研究[J]. *高压电器*, 2019, 55(12): 98-105. ZHOU Xiu, ZHU Hongbo, MA Yunlong, et al. Partial discharge pattern recognition of transformer based on deep learning[J]. *High Voltage Apparatus*, 2019, 55(12): 98-105.
- [22] 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), June 27-30, 2016, Las Vegas, NV, USA: 779-788.
- [23] LIU W, ANGUELOV D, ERHAN D, et al. SSD: single shot multibox detector[C] // European Conference on Computer Vision, Springer, 2016: 21-37.
- [24] REN S, HE K, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: towards real-time object detection with region proposal networks[J]. *IEEE Transactions on Neural Information Processing Systems*, 2017, 39(6): 1137-1149.
- [25] REDMON J, FARHADI A. YOLOv3: an incremental improvement[J]. *Computer Vision and Pattern Recognition*, 2018: 1-10.
- [26] REZATOFIGHI H, TSOI N, GWAK J, et al. Generalized intersection over union: a metric and a loss for bounding box regression[J]. *Computer Vision and Pattern Recognition*, 2019: 658-666.
- [27] TAX D M, DUIN R P. Support vector data description[J]. *Machine Learning*, 2004, 54(1): 45-66.
- [28] KHAN S S, MADDEN M G. A survey of recent trends in one class classification[C] // Irish Conference on Artificial Intelligence and Cognitive Science, 2009: 188-197.
- [29] KHAN S S, MADDEN M G. One-class classification: taxonomy of study and review of techniques[J]. *Knowledge Engineering Review*, 2014, 29(3): 345-374.
- [30] LENG Qian, QI Honggang, MIAO Jun, et al. One-class classification with extreme learning machine[J]. *Mathematical Problems in Engineering*, 2015: 1-11.

收稿日期: 2020-05-10; 修回日期: 2020-09-02

作者简介:

顾晓东(1973—), 男, 通信作者, 博士, 副教授, 硕士生导师, 主要研究方向为模式识别与智能系统、工业检测; E-mail: guxiaodong@jssnu.edu.cn

唐丹宏(1996—), 男, 学士, 工程师, 主要研究方向为基于图像处理的电网在线监测与故障诊断; E-mail: tdh4399@163.com

黄晓华(1969—), 男, 博士, 副教授, 硕士生导师, 主要研究方向为智能制造, 工业检测与故障诊断。E-mail: michhxxh@163.com

(编辑 魏小丽)