

基于深度卷积神经网络的输电线路 防鸟刺部件识别与故障检测

缪希仁, 林志成, 江灏, 陈静, 刘欣宇, 庄胜斌

(福州大学 电气工程与自动化学院, 福建省 福州市 350116)

Fault Detection of Power Tower Anti-bird Spurs Based on Deep Convolutional Neural Network

MIAO Xiren, LIN Zhicheng, JIANG Hao, CHENG Jing, LIU Xinyu, ZHUANG Shengbin
(College of Electrical Engineering and Automation, Fuzhou University, Fuzhou 350116, Fujian Province, China)

ABSTRACT: The early fault detection of anti-bird thorns on electrical towers is of great significance for reducing the occurrence of bird-damages and ensuring the safe and reliable operation of the transmission lines. The anti-bird thorns in the electrical inspection images have the features of being unnoticeable in contour and partially overlapped in distribution, which poses challenges to the research of anti-bird thorn identification and fault detection. Aiming at the characteristics of the anti-bird thorns, we propose a component identification and fault detection method based on deep convolution neural network. First, an electrical inspection image is sharpened by the sharpening filter. Then, the region of an anti-bird thorn that is processed by the sharpening, is bounded and cropped by the object detection network YOLOv3 which is trained with multi-scaling. Finally, the anti-bird thorn fault detector based on the feature extraction network Resnet152 is utilized to process the cropped area of the anti-bird thorn, realizing the fault detection. The proposed method is tested on the electrical inspection images of the validation dataset for component identification and fault detection of the anti-bird thorn with the average precision of 95.36% and 92.3% for the component identification and the fault detection respectively. The experimental results show that the proposed method can

effectively realize the component identification and fault detection of the anti-bird thorns in electrical inspection images.

KEY WORDS: transmission line inspection; deep learning; anti-bird thorn; fault detection

摘要: 电力铁塔上故障防鸟刺的及时检测, 对于减少输电线路鸟害的发生, 从而保障输电线路安全可靠运行具有重要意义。电力巡检图像中电力铁塔上的防鸟刺具有轮廓特征较不明显、部分重叠分布的特点给防鸟刺部件识别与故障检测研究带来一定挑战。针对所述防鸟刺特点, 提出一种基于深度卷积神经网络的防鸟刺部件识别与故障检测方法。先利用锐化滤波器对电力巡检图像进行锐化处理; 其次运用经过多尺度训练的 YOLOv3 目标检测网络框选并截取出经过锐化处理的电力巡检图像中的防鸟刺区域; 最后利用基于 Resnet152 特征提取网络的防鸟刺故障检测器处理截取出的防鸟刺区域, 实现防鸟刺故障检测。利用上述方法, 实现电力巡检图像中的防鸟刺部件识别与故障防鸟刺检测, 防鸟刺部件识别平均准确率为 95.36%, 故障防鸟刺检测准确率为 92.3%。实验结果表明, 所提方法能够有效实现电力巡检图像中防鸟刺部件识别与故障检测。

关键词: 电力巡检; 深度学习; 防鸟刺; 故障检测

DOI: 10.13335/j.1000-3673.pst.2019.1775

0 引言

日益频繁的鸟类活动给输电线路的安全运行带来了威胁^[1-2], 由鸟害引起的输电线路故障次数也呈明显上升趋势^[3]。现阶段, 采取的防鸟害主要措施有防鸟、驱鸟及“防、驱、疏”结合方式 3 种类型。目前, 由于防鸟刺具有安装相对简单、综合防鸟效果较好等优点而被广泛应用^[4]。然而随着使用时间延长及恶劣环境的影响, 防鸟刺容易产生倒伏等故障而失去防鸟作用, 给输电线路安全运行带来隐患。因此, 有必要在输电线路巡检作业中及时对

基金项目: 国家自然科学基金项目(61703105, 61703106); 福建省自然科学基金面上项目(2017J01500); 福建省教育厅青年科研项目(JAT170107); 福建省高校青年自然科学基金重点项目(JZ160415); 福州大学引进人才科研启动项目(XRC-1623, XRC-17011); 福建省高校杰出青年科研人才计划(601934)。

Project Supported by: National Natural Science Foundation of China (61703105, 61703106); Fujian Natural Science Foundation Project (2017J01500); Fujian Education Department Youth Scientific Research Project (JAT170107); Key Project of Fujian University Youth Natural Science Foundation (JZ160415); Fuzhou University Introduces Talents' Scientific Research Start-up Project (XRC-1623, XRC-17011); Fujian University Outstanding Young Scientific Research Talent Program (601934).

故障防鸟刺进行检测处理。

现阶段，无人机在架空输电线路巡检中已逐步应用，在一定程度上弥补了传统人工巡检的不足^[5]。无人机巡检主要通过采集大量输电线路图像，然后对图像进行处理实现输电线路关键部件故障检测。在输电线路关键部件目标识别及故障检测方面，Wu等^[6-7]利用半局部算子提取图像的半局部纹理分布，运用全局最优活动轮廓分割出绝缘子；宋伟等^[8]结合直方图均衡化、形态学处理和RGB彩色模型实现防振锤识别和锈蚀缺陷检测；zhai等^[9]基于故障绝缘子显著性特征与自适应形态学算法实现可见光图像中绝缘子识别与故障检测；王银立等^[10]通过结合Lab彩色空间、形态学与最大类间方差法实现图像中的绝缘子目标的粗分割，计算分割后的二值图中绝缘子像素占比实现绝缘子“掉串”故障检测；姚春雨等^[11]通过将巡检图像映射到S空间，根据阈值分割图中绝缘子并通过统计图中的绝缘子特征判断绝缘子是否正常；Wang等^[12]先将绝缘子区域分割成若干部分并提取各区域特征，最后比对各区域的相似程度判断绝缘子是否受损；徐晶等^[13]通过判断图像中的输电线密度以定位杆塔坐标，利用颜色与纹理特征判断杆塔上是否存在异物。在输电线路的关键部件识别与故障检测方面，传统的图像处理技术局限性较大且鲁棒性较差^[14]。近年来，深度学习在图像目标识别与检测领域进展迅猛，基于深度卷积神经网络的R-CNN^[15]、SPP-NET^[16]、Faster R-CNN^[17]、SSD^[18]、YOLOv3^[19]等目标检测网络不断发展，进一步促进了输电线路关键部件识别及故障检测的研究。Nordeng等^[20]通过基础网络为VGG16的Fast-RCNN网络实现耐张线夹识别；王万国等^[21]采用Faster-RCNN目标检测网络实现多类

别小部件识别定位；Miao等^[22]运用两阶段微调策略训练SSD目标检测网络，有效提高了瓷质与复合绝缘子的目标检测准确率；白洁音等^[23]以Faster RCNN目标检测网络为基础，提出3种改进策略，有效实现输电线路多目标的识别与多种故障的定位。综上所述，目前研究主要集中在绝缘子、防振锤等输电线路关键部件的识别及故障检测，而对防鸟刺、线夹等其他部件的识别与故障检测的研究基本空白。其中，电力巡检图像中部分电力铁塔上的防鸟刺轮廓特征较为模糊不明显、防鸟刺之间重叠严重或目标大小不一致，给防鸟刺的目标识别及故障检测相关研究带来一定挑战，为进一步提高输电线路安全可靠运行，有必要开展并逐步深入防鸟刺部件识别与故障检测研究。

针对以上问题，本文提出一种基于深度卷积神经网络的防鸟刺识别与故障检测方法。该方法主要包含3个部分：第1部分用锐化滤波器对电力巡检图像进行锐化处理使防鸟刺轮廓特征更明显；第2部分利用经过多尺度训练的YOLOv3目标检测网络，通过选取合适的NMS阈值，框选并截取经过锐化处理的电力巡检图像中防鸟刺区域，实现防鸟刺部件识别；第3部分运用设计的防鸟刺故障检测器处理截取的防鸟刺区域实现防鸟刺故障检测。

1 防鸟刺部件识别与故障检测原理

针对电力巡检图像中防鸟刺尺寸差别较大、部分防鸟刺轮廓特征较为不显著、防鸟刺重叠较为严重等问题，为提高无人机电力巡检中防鸟刺的故障检测准确率，本文提出一种基于深度卷积神经网络的防鸟刺识别与故障检测方法。防鸟刺识别与故障检测具体流程如图1所示，先利用锐化滤波器对电

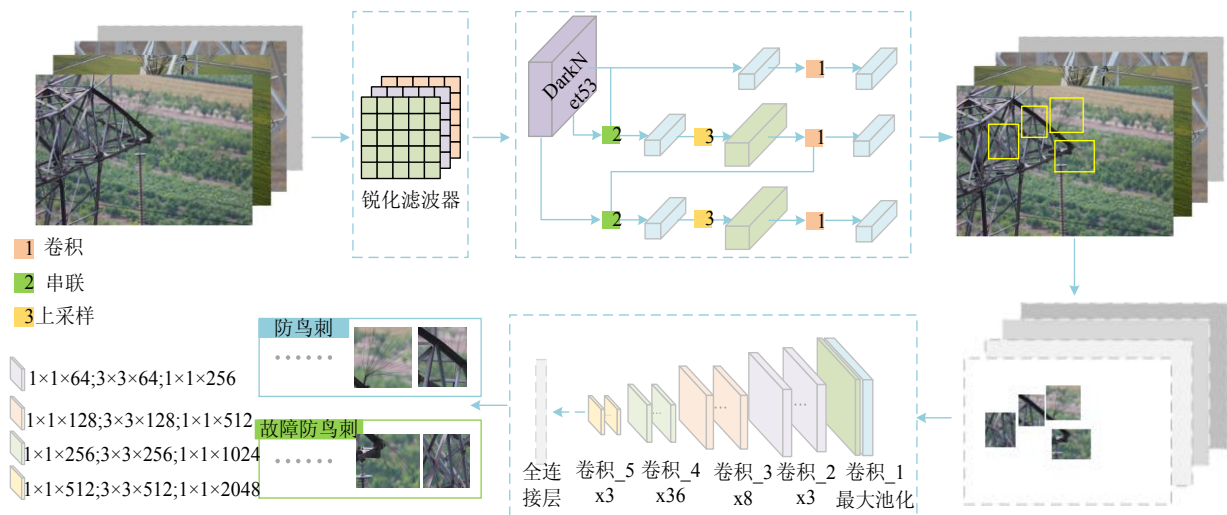


图1 防鸟刺故障检测原理
Fig. 1 Anti-bird thorn fault detection principle

力巡检图像进行锐化处理,进一步增强防鸟刺的轮廓特征;其次采用经过多尺度训练的YOLOv3目标检测网络,增强网络对不同防鸟刺尺度的适应能力,并通过实验选取NMS阈值,实现重叠防鸟刺目标检测;根据预测框坐标,从无人机电力巡检图像中截取出防鸟刺区域,最后利用设计的故障检测器,完成防鸟刺的故障检测。

1.1 电力巡检图像锐化预处理

部分电力巡检图像中存在轮廓较不明显的防鸟刺,不利于防鸟刺特征信息的提取,影响防鸟刺目标检测准确率。因此,有必要对原始无人机电力巡检图像进行图像增强处理。

本文采用二阶锐化微分方法实现电力巡检图像的锐化处理。二阶微分离散公式采用拉普拉斯算子,二元函数 $f(x, y)$ 的拉普拉斯变换定义为

$$\nabla^2 f = \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f}{\partial y^2} \quad (1)$$

在 x, y 方向上二阶偏微分为

$$\frac{\partial^2 f}{\partial x^2} = f(x+1, y) + f(x-1, y) - 2f(x, y) \quad (2)$$

$$\frac{\partial^2 f}{\partial y^2} = f(x, y+1) + f(x, y-1) - 2f(x, y) \quad (3)$$

最后二阶拉普拉斯算子由式(2)和式(3)叠加可以得到:

$$\nabla^2 f = f(x+1, y) + f(x-1, y) + f(x, y+1) + f(x, y-1) - 4f(x, y) \quad (4)$$

由式(4)可进一步表示成运算模板扩展形式为图2(a)所示。在拉普拉斯算子运算扩展模板的基础上,在中心位置加1,使锐化滤波后的图像与原始图像具有相同的亮度。为使防鸟刺轮廓特征更加明显,进一步扩大拉普拉斯算子核数,扩大后的拉普拉斯算子模板如图2(b)所示,对卷积操作后的巡检图像各通道值除以8,最后得到锐化前后对比如图2(b)所示。

1	1	1
1	-8	1
1	1	1

(a) 拉普拉斯运算扩展模板

-1	-1	-1	-1	-1
-1	2	2	2	-1
-1	2	8	2	-1
-1	2	2	2	-1
-1	-1	-1	-1	-1

(b) 扩大的拉普拉斯运算扩展模板

图2 锐化滤波器
Fig. 2 Sharpening filter



(a) 锐化处理前

(b) 锐化处理后

图3 巡检图像锐化前后对比
Fig. 3 Contrast before and after the inspection image is sharpened

1.2 YOLOv3 目标检测算法

YOLOv3检测速度快且检测准确率较高,尤其在小目标的检测与识别上,检测准确率有了很大的提升^[15]。YOLOv3整体结构如图4所示,特征提取网络为52层的卷积神经网络;网络共进行5次下采样,每次采样步长为2,最后输出层特征图尺寸为网络输入尺寸大小的1/32,共进行3次检测。为能够充分利用网络的深层特征,分别在32倍下采样和16倍下采样处使用步长为2的上采样,然后分别与16倍下采样和8倍降采样的特征图拼接,实现多尺度检测。

YOLOv3防鸟刺目标检测基本流程如下:

1) 将经过锐化处理的无人机电力巡检图像等比缩放为416×416后输入检测网络。

2) 网络在3个尺度上进行预测,得到长宽尺寸为13×13、26×26、52×52的3个特征图,每个特征图分别分割成169、676、2704个网格,每个网格预测3个边框,边框维度为6(主要包括:4个预测框坐标信息,1个边框置信度,1个防鸟刺类别信息),网络共预测10647个边界框。

3) 计算每个边框的置信度值,运用非极大值抑制(non-maximum suppression, NMS)滤除无效边框,最后得到预测目标框。其中,边框的置信度计算公式为

$$C_{\text{Conf}}(\text{obj}) = \text{Pr}(\text{obj})O_{\text{IOUpre}}^{\text{truth}} \quad (5)$$

$$O_{\text{IOUpre}}^{\text{truth}} = \frac{\phi_{\text{area}}(B_{\text{pre}} \cap B_{\text{truth}})}{\phi_{\text{area}}(B_{\text{pre}} \cup B_{\text{truth}})} \quad (6)$$

式子: $\text{Pr}(\text{obj})$ 表示防鸟刺目标中心位置是否在预测框内,在对应预测框内则为1,否者为0; $O_{\text{IOUpre}}^{\text{truth}}$ 表示真实框与预测框的重叠程度; B_{pre} 表示预测框; B_{truth} 表示真实框。

其中NMS具体流程如下:首先计算每个预测框的置信度,滤除置信度低于0.01的边界框;计算剩下的预测框面积并按置信度大小排序,通过式(6)计算最大置信度的预测框与其余预测框的 O_{IOU} ;与

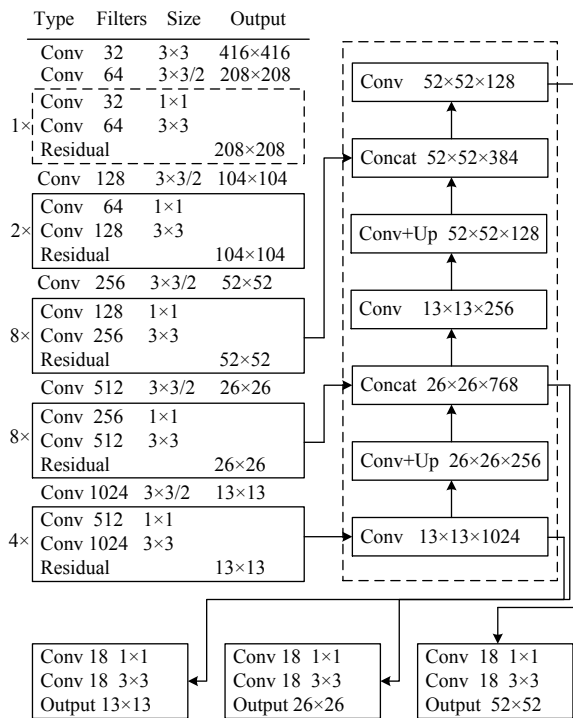


图4 YOLOv3网络结构
Fig. 4 YOLOv3 network structure

设定阈值对比确定是否保留该预测框。

1.3 基于 Resnet152 的防鸟刺故障检测器原理

经无人机巡检图像预处理及防鸟刺目标检测之后，利用预测框坐标截取图像中的防鸟刺部件区域，然后对防鸟刺区域进行故障检测。防鸟刺故障检测模型见图 5，防鸟刺故障检测具体流程如下。

- 1) 将截取得到的防鸟刺区域等比缩放为 128×128 后输入网络。
- 2) 加载经过迁移学习训练得到的深度卷积神经网络模型，实现防鸟刺特征信息提取。
- 3) 将提取到的防鸟刺特征图矩阵进行全局平均池化处理并将其展开成一维向量。
- 4) 经过 Dropout 层和全连接层计算后，通过 Softmax 分类器实现防鸟刺正常或故障二分类检测。

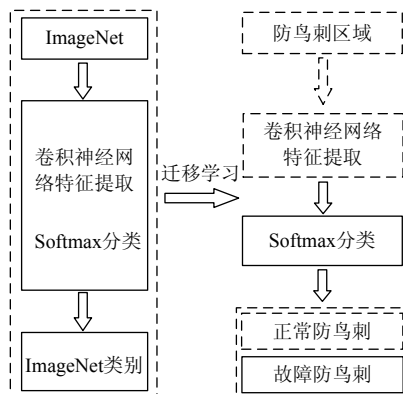


图5 防鸟刺故障检测模型
Fig. 5 Anti-bird thorn fault detection model

本文采用 Resnet152 深度残差网络作为防鸟刺特征提取基础网络。Resnet152 网络结构如图 6 所示，网络由主要由残差块构成，残差块的使用有效解决了随着网络层数加深而准确率下降的问题，能够较好实现防鸟刺特征信息提取。

针对防鸟刺故障检测数据集训练样本量较小的问题，采用迁移学习方法用于优化防鸟刺故障检测模型训练，提高防鸟刺故障检测准确率。

目前，Resnet152 网络模型已经在大型数据集 Image Net 上进行过充分训练，预训练网络模型已经能够较好地提取图像中的特征信息。本文在预训练的 Resnet152 模型基础上，移除原网络输出层并增加 Dropout 层及 Softmax 层，使用防鸟刺故障检测数据集对模型进行微调，实现防鸟刺故障检测模型优化训练。

防鸟刺故障检测模型采用多分类的对数损失函数(categorical crossentropy)作为损失函数，损失函数表达式如下：

$$l_{loss} = -\sum_{i=1}^n \hat{y}_{i1} \lg y_{i1} + \hat{y}_{i2} \lg y_{i2} + \dots + \hat{y}_{im} \lg y_{im} \quad (7)$$

式中： m 为类别数； n 为样本数； \hat{y}_{im} 为模型预测值； y 为真实值。

为优化防鸟刺故障检测模型，采用 Adam 优化算法进行模型训练。与随机梯度下降法(stochastic gradient descent, SGD)不同，Adam 算法通过计算梯度一阶矩估计与二阶矩估计，动态调整不同参数的学习率，参数更新不受梯度伸缩变换影响且具有计算效率高与内存需求低等优点，进一步加快防鸟

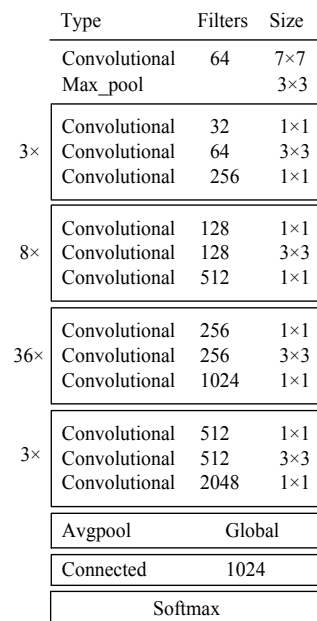


图6 防鸟刺故障分类网络
Fig. 6 Anti-bird thorn fault classification network

刺故障检测模型收敛速度。

2 实验结果与分析

2.1 实验环境与实验数据

实验计算平台的软硬件配置为：Ubuntu 18.04 LTS, Intel Core i7-6850K@3.60 GHz×12CPUs, NVIDIA GeForce GTX 1080Ti GPUs, CUDA 版本 9.0, cuDNN 版本 6.0, 内存共 32 GB。

实验数据包含 1757 张经过锐化处理的电力巡检图像, 通过人工标注用于训练防鸟刺目标检测模型 YOLOv3。根据标注框信息从 1795 张包含防鸟刺的电力巡检图像中截取出防鸟刺矩形区域并判断是否存在故障进行分类存储, 用于防鸟刺故障分类器的训练及测试。防鸟刺图像数据集描述如表 1 所示。其中, 防鸟刺检测训练集与测试集中正常防鸟刺目标数量与故障防鸟刺目标数量的比例约为 1:1。

表 1 数据集描述
Table 1 Data set description

	训练集	验证集	测试集
防鸟刺检测	1054	351	390
防鸟刺故障分类	2400	699	1211

2.2 防鸟刺故障检测结果与分析

本文提出的防鸟刺故障检测方法, 主要包含 3 个部分: 1) 图像锐化处理; 2) 电力巡检图像中的防鸟刺部件目标检测; 3) 对框选出的防鸟刺进行故障检测。

2.2.1 防鸟刺目标检测模型训练与测试

防鸟刺目标检测模型 YOLOv3 训练, 初始学习速率设置为 0.001, 速度衰减因子为 0.0005, batchsize 设置为 64, NMS 值设为 0.5, 进行多尺度训练。迭代次数设为 20 000, 每 1000 步保存一次模型权重。

模型训练平均损失曲线随迭代次数变化情况如图 7 所示, 可以看到随着训练迭代次数的增加, 模型平均损失值在不断减小, 整个网络趋于收敛。

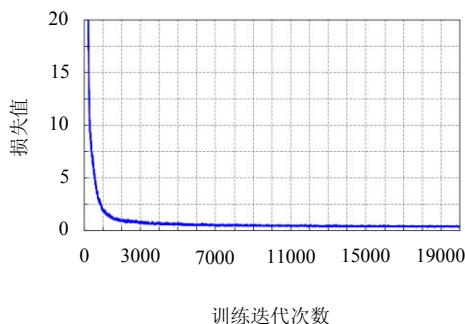


图 7 平均损失值变化曲线
Fig. 7 Average loss curve

平均准确率与训练迭代次数关系如图 8 所示, 在模型训练 3000 个批次后, 防鸟刺在验证集上的平均准确率已达到 80% 附近, 并随着步数增加而稳步上升, 迭代次数为 14 000 时, 平均准确率最大为 95.36%, 之后趋于稳定。因此, 本文固化迭代次数为 14 000 时的权重作为防鸟刺目标检测模型。

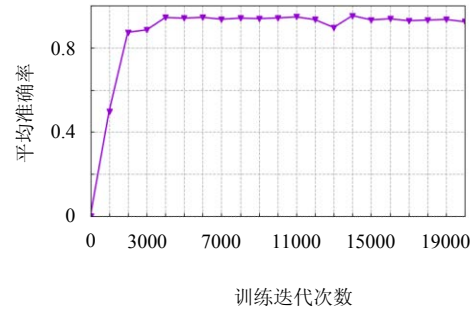


图 8 平均准确率随训练批次变化曲线

Fig. 8 Average accuracy rate with training batch curve

2.2.2 防鸟刺故障检测模型训练与测试

训练防鸟刺故障检测模型数据集描述如表 1 所示, 防鸟刺故障检测模型使用多分类交叉熵作为损失函数来优化模型参数, 采用 Adam 优化算法训练防鸟刺故障分类器, 初始学习速率设置为 0.001, 速度衰减因子为 0.005, 批训练大小设置为 64, 训练集的全训练周期(epoch)设置为 300。每个 epoch 对测试集进行测试得到故障分类准确率, 若当前准确率高于之前, 则保存当前 epoch 的网络权重参数。

防鸟刺故障分类器初始预加载经过 ImageNet 数据集训练的权重, 然后使用本文所述防鸟刺故障分类数据集对网络进行微调训练, 防鸟刺故障分类器训练平均准确率与损失值变化如图 9 所示, 从图中可以看出, 模型收敛速度较快, 在 60 个 epoch 后平均准确率与损失值均基本趋于稳定, 在测试集上测试的准确率为 92.34%, 能够较好地实现防鸟刺故障检测。

2.2.3 防鸟刺故障检测结果分析

故障防鸟刺检测结果如图 10 所示。

本文首先对测试集上的电力巡检图像进行锐

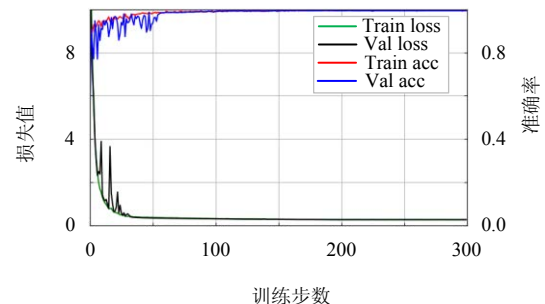
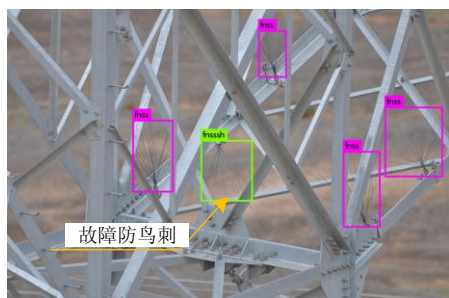


图 9 训练步数对损失值与平均准确率的影响
Fig. 9 Effect of training steps on loss value and average accuracy

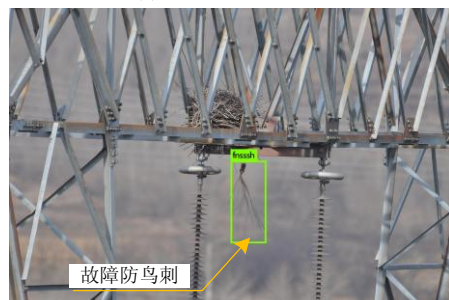
化处理,其中测试集中防鸟刺目标共 1211 个;然后运用固化后的 YOLOv3 目标检测模型处理验证集图像,框选并截取防鸟刺区域,模型检测出来的防鸟刺目标有 1234 个,其中 1197 个正确识别,37 个误识别,14 个漏检。最后运用防鸟刺故障检测模型对截取得到的防鸟刺区域进行故障检测,最终从 1234 个防鸟刺子图中检测出正常防鸟刺 646 个,故障防鸟刺 588 个;其中正确识别正常防鸟刺的有 583 个,正确识别故障防鸟刺的有 543 个,有 36 个故障防鸟刺误漏检,防鸟刺故障检测方法正确率为 92.34%。防鸟刺故障检测效果如图 10 所示。其中图 10(a)中防鸟刺重叠较为严重,共有防鸟刺目标 5 个,通过运用多尺度训练并选取合适 NMS 值的 YOLOv3 目标检测模型能够有效框选出所有防鸟刺目标,为进一步的故障诊断提供基础;图 10(b)与图 10(c)中部分防鸟刺轮廓特征较不明显,与背景对比度较低,利用本文所提方法,能够有效识别出防鸟刺并进一步实现故障检测,框选出的正常防鸟



(a) 重叠防鸟刺检测结果



(b) 故障防鸟刺检测结果



(c) 轮廓模糊的故障防鸟刺检测结果

图 10 防鸟刺目标识别与故障检测结果
Fig. 10 Anti-bird target recognition and fault detection results

刺和故障防鸟刺预测框与真实标注框的 O_{IOU} 均大于 0.5。由实验结果图及计算表明,本文提出的方法能够有效实现对防鸟刺部件识别与故障检测。

2.3 不同尺度训练对防鸟刺目标检测结果的影响

为探究多尺度训练对防鸟刺目标检测结果的影响,在训练数据集相同情况下分别对 YOLOv3 进行多尺度训练和单一尺度训练。得到多尺度训练网络和单一尺度训练网络的性能对比如表 2 所示。

检测尺度	平均精度/%	
	单一尺度训练	多尺度训练
416×416	91.78	90.51
832×832	94.60	94.27
1024×1024	92.99	95.36
1248×1248	88.52	91.06
1280×1280	88.89	91.15

由表 2 可知,随着验证数据集尺度的增加,2 种训练方式的网络性能都有所提高,多尺度训练的网络性能比单一尺度训练的网络性能更好,多尺度训练模型下,检测尺度为 1024×1024 时,防鸟刺检测模型性能最好,平均准确率为 95.36%。

2.4 NMS 值对防鸟刺目标检测结果的影响

为进一步研究不同 NMS 值对防鸟刺目标检测结果的影响,固化并选取经过多尺度训练且测试结果最优的防鸟刺目标检测模型,保证检测尺度为 1024×1024 不变,分别测试 NMS 值在 0.2、0.3、0.4、0.5 时防鸟刺检测结果。不同 NMS 值情况下,防鸟刺检测的平均准确率分别为 90.55%、93.14%、93.93%、95.36%,当 NMS 值为 0.5 时,平均准确率值最高。实验中发现,当 NMS 值大于 0.6 时,会出现同一防鸟刺的检测目标框数增多且重叠程度较为严重。通过实验对比分析,本文最后选取 NMS 值为 0.5。

2.5 不同特征提取网络对故障检测结果的影响

为验证本文设计的防鸟刺故障检测器有效性,选取 DarkNet53、VGG16、ResNet101 3 个具有代表性的特征提取网络,构成防鸟刺故障检测器进行对比实验。所有故障检测器均使用相同的参数进行训练,在验证集上的测试结果如表 3 所示。由表可以看出,相比于另外 3 种特征提取网络,ResNet152 能够更有效地提取防鸟刺深层特征,实现防鸟刺故障检测。

评价指标主要由召回率(recall, R)、准确率(precision, P)、 F 值(F -measure)构成, F 值计算公

表3 不同特征提取网络故障分类结果对比
Table 3 Comparison of different feature extraction network fault classification results

特征提取网络	R/%	P/%	F/%
VGG16	84.6	81.6	83.1
DarkNet53	95.1	77.8	85.6
ResNet101	92.3	90.0	91.1
ResNet152	93.7	92.3	92.9

式由式(8)所示。

$$F = \frac{2PR}{P+R} \quad (8)$$

2.6 不同防鸟刺故障检测方法对比分析

为验证本文提出方法的有效性,设计4组不同的防鸟刺故障检测实验进行对比分析。验证数据集未锐化处理前,设计2组实验,第1组实验将正常防鸟刺与故障防鸟刺当成2种不同类别的目标检测任务来处理,直接使用YOLOv3算法进行防鸟刺故障检测;第2组实验将正常防鸟刺与故障防鸟刺归为一类检测,使用YOLOv3算法检测出防鸟刺,最后运用防鸟刺故障检测器对框选出来的防鸟刺进行故障检测。对验证数据集锐化处理后,重复以上2组实验。4组防鸟刺故障检测方法结果对比如表4所示。可见,无人机电力巡检图像经过锐化处理后,防鸟刺故障检测的 F 值均高于未经过锐化处理的故障检测结果;实验中发现YOLOv3单类检测和多类检测模型在分别选取最优权重的情况下,使用YOLOv3算法对防鸟刺进行单类检测比多类检测的平均准确率高。由表4可知,利用本文提出的方法实现故障防鸟刺检测准确率为92.3%, F 值为92.9%,均高于其他3种对比方法,能够有效实现防鸟刺故障的检测。

表4 不同防鸟刺故障检测方法对比结果
Table 4 Comparison results of different anti-bird thorn fault detection methods

检测方法	R/%	P/%	F/%
YOLOv3	89.6	90.1	89.8
YOLOv3+故障分类器	91.3	90.7	90.1
锐化+YOLOv3	90.2	89.9	90.0
锐化+YOLOv3+故障分类器	93.7	92.3	92.9

3 结论

针对电力巡检图像中电力铁塔上部分防鸟刺存在轮廓特征不明显、防鸟刺重叠较严重等问题,本文提出一种基于深度卷积神经网络的防鸟刺部件识别与故障检测方法。通过对电力巡检图像进行锐化处理有效增强防鸟刺轮廓特征,有利于深度卷积神经网络对防鸟刺目标的特征提取。将电力巡检图像输入尺度等比所缩放到1024×1024,NMS值选

取为0.5时,利用多尺度训练的YOLOv3目标检测模型能够有效实现防鸟刺目标区域识别,平均准确率为95.36%。采用基于ResNet152特征提取网络构成的防鸟刺故障检测模型能够有效对截取出的防鸟刺区域进行故障检测,故障防鸟刺检测准确率为92.3%, F 值为92.9%。实验证明,本文提出的基于深度卷积神经网络的防鸟刺识别与故障检测方法能够有效识别检测电力巡检图像中故障防鸟刺,对电力巡检智能化故障诊断具有一定参考价值。

参考文献

- [1] 周军,张祥全,王胜辉,等. ±400kV 青藏直流线路鸟粪闪络故障分析及治理[J/OL]. 电网技术, 2019: 1-6[2019-04-15]. <https://kns.cnki.net/kcms/detail/detail.aspx?FileName=DWJS202003043&DbName=DKFX2020>. Zhou Jun, Zhang Xiangquan, Wang Shenghui, et al. Fault analysis and treatment of bird dropping flashover on ±400kV Qinghai-Tibet DC transmission line[J/OL]. Power System Technology, 2019: 1-6[2019-04-15]. [https://kns.cnki.net/kcms/detail/detail.aspx?FileName=DWJS202003043&DbName=DKFX2020\(in Chinese\)](https://kns.cnki.net/kcms/detail/detail.aspx?FileName=DWJS202003043&DbName=DKFX2020(in Chinese)).
- [2] 杨庆,董岳,司马文霞,等. 鸟粪导致交流输电线路塔窗-导线空气间隙放电的特性研究[J]. 高电压技术, 2014, 40(1): 55-60. Yang Qing, Dong Yue, Sima Wenxia, et al. Discharge characteristics of tower-line air gap of AC transmission line caused by bird streamer[J]. High Voltage Engineering, 2014, 40(1): 55-60(in Chinese).
- [3] 巢亚锋,徐志强,岳一石,等. 湖南输电线路鸟害故障特征分析及防范措施[J]. 高电压技术, 2016, 42(12): 3853-3860. Chao Yafeng, Xu Zhiqiang, Yue Yishi, et al. Characteristics analysis and prevention countermeasures of bird-caused damages for overhead transmission lines in Hunan power grid[J]. High Voltage Engineering, 2016, 42(12): 3853-3860(in Chinese).
- [4] 王少华,叶自强. 架空输电线路鸟害故障及其防治技术措施[J]. 高压电器, 2011, 47(2): 61-67. Wang Shaohua, Ye Ziqiang. Analysis of bird damage accidents on overhead transmission lines and prevention technique[J]. High Voltage Apparatus, 2011, 47(2): 61-67(in Chinese).
- [5] 彭向阳,陈驰,饶章权,等. 基于无人机多传感器数据采集的电力线路安全巡检及智能诊断[J]. 高电压技术, 2015, 41(1): 159-166. Peng Xiangyang, Chen Chi, Rao Zhangquan, et al. Safety inspection and intelligent diagnosis of transmission line based on unmanned helicopter of multi sensor data acquisition[J]. High Voltage Engineering, 2015, 41(1): 159-166(in Chinese).
- [6] Wu Q, An J, Lin B. A texture segmentation algorithm based on PCA and global minimization active contour model for aerial insulator images[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2012, 5(5): 1509-1518.
- [7] Wu Q, An J. An active contour model based on texture distribution for extracting inhomogeneous insulators from aerial images[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2014, 52(6): 3613-3626.
- [8] 宋伟,左丹,邓邦飞,等. 高压输电线路防震锤锈蚀缺陷检测[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(S1): 113-117. Song Wei, Zuo Dan, Zhang Haibin, et al. Corrosion defect detection of earthquake hammer for high voltage transmission line[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 37(S1): 113-117(in Chinese).

- [9] Zhai Y, Wang D, Zhang M, et al. Fault detection of insulator based on saliency and adaptive morphology[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2016, 76(9): 1-14.
- [10] 王银立, 闫斌. 基于视觉的绝缘子“掉串”缺陷的检测与定位[J]. *计算机工程与设计*, 2014, 35(2): 583-587.
Wang Yinli, Yan Bin. Vision based detection and location for cracked insulator[J]. *Computer Engineering and Design*, 2014, 35(2): 583-587(in Chinese).
- [11] 姚春雨, 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(in Chinese).
- [12] Wang W, Wang Y, Han J, et al. Recognition and drop-off detection of insulator based on aerial image[C]//*International Symposium on Computational Intelligence and Design*, Hangzhou, China: IEEE, 2017: 162-167.
- [13] 徐晶, 韩军, 童志刚, 等. 一种无人机图像的铁塔上鸟巢检测方法[J]. *计算机工程与应用*, 2017, 53(6): 231-235.
Xu Jing, Han Jun, Tong Zhigang, et al. Method for detecting bird's nest on tower based on UAV image[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2017, 53(6): 231-235(in Chinese).
- [14] 李军锋, 王钦若, 李敏. 结合深度学习和随机森林的电力设备图像识别[J]. *高电压技术*, 2017, 43(11): 3705-3711.
Li Junfeng, Wang Qinruo, Li Min. Electric equipment image recognition based on deep learning and random forest[J]. *High Voltage Engineering*, 2017, 43(11): 3705-3711(in Chinese).
- [15] Girshick R, Donahue J, Darrell T, et al. Region-based convolutional networks for accurate object detection[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2016, 38(1): 142-158.
- [16] He K, Zhang X, Ren S. Spatial pyramid pooling in deep convolutional networks for visual recognition[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine intelligences*, 2015, 37(9): 1904-1916.
- [17] Ren S, He K M, Girshick R, et al. Faster RCNN: towards real-time object detection with region proposal networks[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2015, 39(6): 1137-1149.
- [18] Liu W, Anguelov D, Erhaw D, et al. SSD: single shot multibox detector[C]//*Computer Vision and Pattern Recognition*, Boston, USA, 2015: 21-37.
- [19] Redmon J, Farhadi A. Yolov3: An incremental improvement [EB/OL]. (2018-04-08) [2019-08-01]. <https://arxiv.org/abs/1804.02767>. 2018.04.08.
- [20] Nordeng I E, Hasan A, Olsen D, et al. DEBC detection with deep learning[C]//*20th Scandinavian Conference on Image Analysis (SCIA)*, Tromso, Norway: IEEE, 2017: 248-259.
- [21] 王万国, 田兵, 刘越, 等. 基于 RCNN 的无人机巡检图像电力小部件识别研究[J]. *地球信息科学学报*, 2017, 19(2): 256-263.
Wang Wanguo, Tian Bin, Liu Yue, et al. Study on the electrical devices detection in UAV images based on region based convolutional neural networks[J]. *Geo-Information Science*, 2017, 19(2): 256-263(in Chinese).
- [22] Miao X, Liu X, Chen J, et al. Insulator detection in aerial images for transmission line inspection using single shot multibox detector [J]. *IEEE Access*, 2019(7): 9945-9956.
- [23] 白洁音, 赵瑞, 谷丰强, 等. 多目标检测和故障识别图像处理方法[J]. *高电压技术*, 2019, 45(11): 3504-3511.
Bai Jieyin, Zhao Rui, Gu Fengqiang, et al. Multi-target detection and fault recognition image processing method[J]. *High Voltage Engineering*, 2019, 45(11): 3504-3511(in Chinese).



缪希仁

在线出版日期: 2020-02-06。

收稿日期: 2019-08-16。

作者简介:

缪希仁(1965), 男, 教授, 博士生导师, 研究方向为电器及其系统智能化技术、电气设备在线监测与诊断、新型电器技术等, E-mail: miaoxr@163.com;

林志成(1993), 男, 硕士研究生, 研究方向为机器视觉与深度学习, E-mail: 1324290910@qq.com;

江灏(1986), 男, 通信作者, 副教授, 硕士生导师, 研究方向为人工智能和机器学习等, E-mail: jiangh@fzu.edu.cn。

(责任编辑 马晓华)