

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.211664

基于深度学习的无人机电网巡检缺陷检测研究

罗潇¹, 於锋², 彭勇¹

(1. 国网上海市电力公司, 上海 200120; 2. 南通大学电气工程学院, 江苏 南通 226019)

摘要: 由于无人机电网巡检存在检测区域面积小、背景复杂、计算量大等特点, 导致深度学习算法的准确率和实时性难以实现。为实现无人机电网巡检的准确、快速识别, 分析了各类深度学习算法在复杂环境下对绝缘子的检测效果, 提出了一种基于 YOLO v3 的目标检测算法。首先选用 ResNet18 作为主干网络结构, 然后构建一个多尺度特征金字塔, 将其与主干网络进行融合, 形成深度融合的电网巡检绝缘子检测模型, 可在提高检测准确率的同时, 满足实时性的检测要求。实验结果表明, YOLO v3 网络的均值平均精度(mAP)达 98.10%, 相比于 Faster R-CNN 提高了 6.71%; 其每秒检测帧数高达 47.52 帧, 分别是 R-CNN 和 Faster R-CNN 的 25 倍和 12 倍。所提的 YOLO v3 网络具有更优的识别精度和检测速度。

关键词: 无人机巡检; 深度学习; YOLO v3; ResNet18; 绝缘子

UAV power grid inspection defect detection based on deep learning

LUO Xiao¹, YU Feng², PENG Yong¹

(1. State Grid Shanghai Municipal Electric Power Company, Shanghai 200120, China;

2. School of Electrical Engineering, Nantong University, Nantong 226019, China)

Abstract: In power grid inspection by an unmanned aerial vehicle (UAV), traditional deep learning algorithms may fail to achieve the high-accuracy and operate in real time owing to the characteristics of small detection area, complex background and intensive computation. To achieve accurate and fast identification of UAV power grid inspection, the detection effects of various deep learning algorithms are analyzed in detail, and an improved target detection algorithm based on YOLO v3 is proposed. The ResNet18 is adopted as the backbone network structure and a multi-scale feature pyramid is constructed. Then a deeply integrated grid inspection model is built to detect insulators via aligning the ResNet18 with the multi-scale feature pyramid, by which the detection can be executed in real time with a high-accuracy. Specifically, the mean average precision of the YOLO v3 network is 98.10%, which is increased by 6.71% over that of Faster R-CNN. Also, YOLO v3 detects up to 47.52 frames per second, 25 times and 12 times R-CNN and Faster R-CNN, respectively. The improved YOLO v3 network has better identification accuracy and detection speed.

This work is supported by the Science and Technology Project of State Grid Corporation of China (No. B30970200003).

Key words: UAV inspection; deep learning; YOLO v3; ResNet18; insulator

0 引言

绝缘子是一种在输电线路中起到支撑导线和防止电流回地作用的绝缘控件^[1]。随着交直流线路电压等级的提升, 绝缘子的机械强度要求不断提高, 在长期运行状态下, 绝缘子不可避免地会出现瓷套管断裂、绝缘子断裂等问题。由于输电线路长期处

在复杂的地理位置以及不可预知的气候环境下, 绝缘子缺陷会影响电网的安全性, 甚至影响社会经济^[2]。因此, 为了确保电网的稳定运行, 绝缘子缺陷检测具有重要意义。

传统的绝缘子缺陷检测方法主要由人工借助检测工具进行实地勘察, 或者采用传统检测算法排查绝缘子隐患^[3-4]。但是, 这些算法在安全性、准确性、抗干扰性、快速性等方面都存在明显的缺陷。文献[5]分析说明了传统绝缘子检测算法存在的缺点: 超

基金项目: 国家电网公司科技项目资助(B30970200003)

声波检测法只适用于停电时作业, 检测效率较低; 红外热波检测法以及振动声学检测法易受环境影响, 具有一定的局限性。文献[6]分析了绝缘子断裂的基本特征, 并对异常外观绝缘子进行隐患排查, 通过外观检查、弯曲试验和法兰附件拆解等试验的检测结果, 验证了检测方法的可行性。由于我国电网输电线路的规模迅速扩大, 传统巡检模式已无法适应电网发展与体制变革的要求^[7]。通过人工勘测或传统方法, 不仅对专业技术能力要求高, 耗时耗力, 而且准确度易受环境、视觉角度等因素影响。近年来, 随着人工智能的快速发展, 深度学习技术得到越来越多学者的关注, 并在目标检测、计算机视觉、语义分析等领域得到推广与应用^[8]。基于此, 国内电网公司开始将人工智能与电力系统相结合, 以无人机等图像采集设备作为媒介^[9], 应用深度卷积神经网络(Deep Convolutional Neural Network, DCNN)解决绝缘子缺陷检测问题。DCNN是一种包含多级非线性变换的层级机器学习方法, 通过自主学习的训练方式, 可以显著提升网络的特征提取能力, 为复杂环境下绝缘子的缺陷检测提供新的思路^[10]。DCNN在目标检测领域主要分为两类: 一是基于区域生成网络(Region Proposal Network, RPN)的检测方法, 该方法先通过算法生成一系列样本候选框, 然后采用卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)对检测目标进行分类, R-CNN^[11]、Fast R-CNN^[12]以及 Faster R-CNN^[13]等网络模型都属于此类检测方法; 二是基于回归的检测方法, 该方法不生成候选框, 而是在实现目标定位的同时处理预测目标分类问题, YOLO^[14-16]系列网络属于此类检测方法。前者检测方法识别准确率高、漏报率低, 但是检测速度较慢, 后者在检测速度上占有优势, 在准确率上基本能达到前者方法的水平。目前, DCNN广泛应用于绝缘子识别与缺陷检测。文献[17]回顾了 R-CNN 系列模型, 并选择了目标检测效果最好的 Faster R-CNN 模型, 进行了针对绝缘子定位任务的微调, 使得巡检图片中绝缘子的定位效果显著提升。文献[18]基于 Faster R-CNN 算法, 通过对模型参数进行优化再训练, 有效提高了绝缘子定位精度和识别率。文献[19]通过 Faster R-CNN 构建绝缘子检测模型, 并采用 CNN 算法实现了绝缘子缺陷判别, 识别算法能够自动展示出绝缘子的运行状况。文献[20]提出预测框选择方法, 基于 YOLO v3 框架实现了电网多部件故障的缺陷检测与识别。文献[21]基于 YOLO v3 提出了一个新的特征提取网络, 在保证精度不变的情况下, 显著提升了网络检测速度。

然而, 现有文献中无人机电网巡检绝缘子缺陷只针对基于区域生成或者基于回归的检测方法, 缺乏各类 DCNN 算法在复杂环境下采用无人机对巡检绝缘子的检测效果对比。由于无人机电网巡检中绝缘子检测区域具有面积小、背景复杂、计算量大等特点, 影响了目标检测算法的准确率和实时性。为此, 本文将 R-CNN、Faster R-CNN 以及 YOLO v3 算法应用于无人机电网巡检绝缘子的缺陷检测领域, 采用准确率、召回率、误报率和漏报率等评价指标对各类 DCNN 算法进行统一处理与对比研究。通过对各算法结果的综合考量, 来实现复杂环境下无人机电网巡检绝缘子的精准、快速识别。

1 技术背景与方法

1.1 R-CNN

采用 R-CNN 对电网巡检绝缘子进行检测。R-CNN 网络是将 Region Proposal 和 CNN (Convolutional Neural Network) 结合的一种基于区域生成的 Region-CNN 检测算法, 简称 R-CNN。图 1 所示为 R-CNN 的网络模型。首先, 提取输入图像中的感兴趣区域, 将图像尺寸调整为 $227 \times 227 \times 3$; 然后, 通过 CNN 前向传播算法计算出每个区域的特征信息; 最后, 将提取出的候选区域特征向量输入到 SVM 分类器中, 使 SVM 对整个特征向量中的每个类别单独打分, 并采用非极大值抑制的方法得到目标候选框。

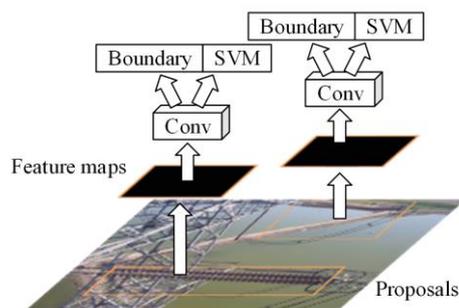


图 1 R-CNN 网络模型

Fig. 1 R-CNN network model

1.2 Faster R-CNN

采用 Faster R-CNN 网络对电网巡检绝缘子进行检测, 网络模型如图 2 所示。Faster R-CNN 算法首先对输入图像本身进行特征提取, 生成特征映射图; 然后利用 RPN 网络对特征图进行处理, 生成多个尺寸的目标候选区域; 最后利用感兴趣区域池化层(RoI pooling)将不同大小的候选区域映射为固定尺寸的特征向量, 将其与特征图进行综合分析并提

取目标候选框，随后送入分类回归网络判定候选区域所属类别。由于 Faster R-CNN 使用全卷积层代替了全连接层^[22]，网络在检测速度上有所提升。

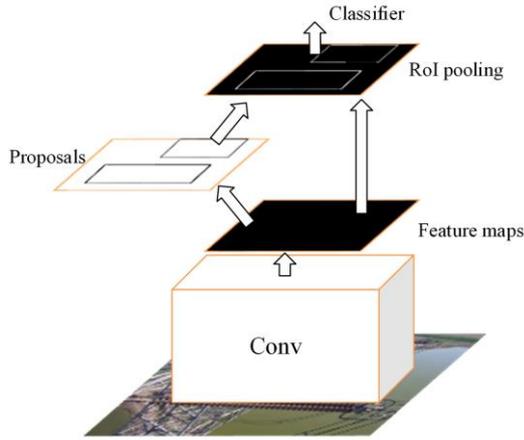


图 2 FasterR-CNN 网络模型
Fig. 2 Faster R-CNN network model

2 YOLO v3 网络模型

2.1 多尺度检测模型

与 R-CNN 系列网络模型不同，YOLO 网络是采用基于回归的检测方法来提取目标图像的特征，直接利用单个网络对输入图像进行目标预测以及分类，不用产生候选框。YOLO v3 利用多尺度特征进行目标检测，同时借鉴残差结构、锚点框选择机制等^[16]，使网络模型性能得到极大提升。YOLO v3

网络在检测速度上优于 R-CNN 系列网络，但是，在使用 DCNN 进行特征提取时，网络深度的增加意味着网络训练难度增大、检测速度降低，甚至可能出现模型退化和梯度消失问题。YOLO v3 原模型采用 Darknet-53 作为主干网络，深度达 53 层，且网络采用多尺度融合，将算法应用于无人机设备进行目标检测过程中会出现误检、漏检的问题^[23]，不能保证无人机电网巡检绝缘子的实时性检测效果。由于本文的检测对象分为绝缘子的正常以及缺陷两类，检测目标易于提取，且使用小数据集进行检测任务，故采用 ResNet18 作为本文 YOLO v3 的主干网络。ResNet18 是一个 18 层的深度学习网络，网络模型中引入了残差块机制，即采用跳跃连接来解决网络深度增加引起的梯度消失问题^[24]。同时，残差块只是对数据进行恒等映射，不会增加网络的参数和复杂性^[25-26]。

基于此，本文构建 YOLO v3 绝缘子检测网络模型，如图 3 所示。主干网络是深度残差网络，能够避免网络出现过拟合问题，在 YOLO v3 主网络后构建一个多尺度特征金字塔，具体为：采用 3 个卷积层对输入进行特征提取，得到 3 种不同尺度的特征图，从而形成了一个多尺度特征金字塔，有效提高了网络检测精度；同时，对该特征金字塔执行上采样操作，将其与主干网络中的残差块进行融合，形成深度融合的电网巡检绝缘子检测模型，实现绝缘子检测的实时性与快速性。

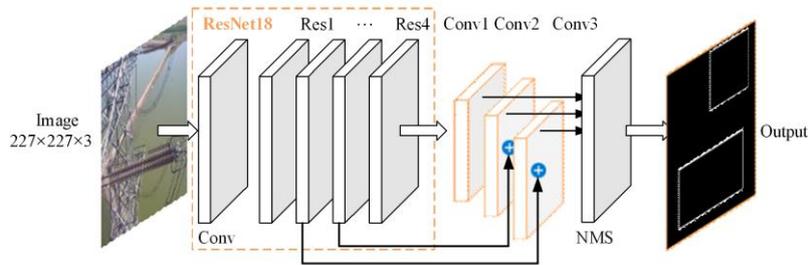


图 3 YOLO v3 绝缘子检测网络模型
Fig. 3 YOLO v3 insulator detection network model

相比于原 YOLO v3_Darknet-53 网络，本文 YOLO v3_ResNet18 网络则是在保证检测准确率的基础上追求无人机巡检的实时性。该方法的检测流程为：首先，输入数据为整个图像，YOLO v3 使用深度残差网络 ResNet18 提取绝缘子特征；然后，在 4 个残差块后添加 3 个卷积层，即采用 3 种不同尺度的特征图进行模型预测，从而形成多尺度预测网络架构；为了使特征图获得更多的尺度信息，每种

特征图都与主干网络中对应的残差块进行融合，使其增加上采样特征，便于模型在检测精度和定位精度上更好地预测不同尺度的目标；最后，利用非极大值抑制(Non-Maximum Suppression, NMS)的方法滤去多余的预测框，得到电网巡检绝缘子的检测结果。根据上述多尺度预测模型分别获得两个类别的置信度，在使用 NMS 筛选预测框时，首先，删除置信度低于 0.5 阈值的误检预测框，将剩余预测框

按照置信度从高到低排序, 值最高的预测框为保留的第一个预测框 I_1 。计算其余预测框与 I_1 的交并比值 IoU (Interesting over Union), 删除 IoU 大于 0.5 阈值的重复预测框, 至此完成第一次迭代。随后, 在剩余未被删除的预测框中选取置信度最高的预测框为保留的第二个预测框 I_2 , 删除 IoU 大于 0.5 阈值的重复预测框, 至此完成第二次迭代。若仍存在未被删除的预测框, 则进行重复迭代操作, 直至保留下来的预测框中, 任意两者之间的 IoU 值均小于 0.5, 则输出即为最终目标预测框。通过 NMS 方法得到的绝缘子预测框, 可以满足检测精度和定位精度的要求。

2.2 网络架构

本文 YOLO v3 主干网络的各层网络参数配置如表 1 所示。第一个卷积层采用 64 个大小为 7×7 的卷积核过滤尺寸为 $227 \times 227 \times 3$ 的输入图像; 然后, 将第一个卷积层的输出作为下层输入, 采用尺寸为 3×3 的滤波器以及 2 个像素的步长对输入进行下采样操作; 随后, 增加残差块以加深网络的深度, 该残差块由 3×3 的卷积层组成, 分别获取 52×52 、 26×26 、 13×13 尺寸的特征图。为了避免网络过拟合现象, Res2、Res3、Res4 中的第一层卷积层采用 2 个像素的步长进行特征提取, 代表卷积数减半, 且不进行另外的填充。Res2、Res3、Res4 残差块除了卷积核数目与特征图尺寸不同外, 每一个残差块都相似。最后将上一节提出的上采样特征图与该特征图进行融合, 构成特征金字塔进行绝缘子预测。

表 1 主干网络 ResNet18 参数配置

Table 1 Configuration of ResNet18 parameters of trunk network

网络层	尺寸	步长	填充
Conv1	$7 \times 7 \times 64$	2	3, 3, 3, 3
Maxpool	3×3	2	1, 1, 1, 1
Res1	$[3 \times 3 \times 64] \times 2$	1	1, 1, 1, 1
	$[3 \times 3 \times 64] \times 2$	2	0, 0, 0, 0
Res2	$3 \times 3 \times 128$	1	1, 1, 1, 1
	$[3 \times 3 \times 128] \times 2$	2	0, 0, 0, 0
Res3	$3 \times 3 \times 256$	1	1, 1, 1, 1
	$[3 \times 3 \times 256] \times 2$	2	0, 0, 0, 0
Res4	$3 \times 3 \times 512$	1	1, 1, 1, 1
	$[3 \times 3 \times 512] \times 2$	2	0, 0, 0, 0

3 实验结果与分析

3.1 实验数据

随着大数据分析和人工智能技术的兴起, 电力

行业的缺陷检测开始采用无人机进行巡检作业。基于此, 本文在实验中选取的无人机为大疆经纬 M300 RTK (Real-time kinematic, 实时动态), 其 6 个面上同时集成有双目视觉^[27]和 ToF (Time of flight) 传感器, 具备强大的感知定位和避障能力, 如图 4 所示。



图 4 大疆经纬 M300 RTK 的外观模型

Fig. 4 Appearance model of DJI M300 RTK

本文以某电网公司提供的无人机电网巡检绝缘子图片作为缺陷检测研究的数据集。原始数据集中包括绝缘子、螺栓、塔号牌、金具等类别。由于本文主要研究对象为电网绝缘子部件的缺陷检测, 通过数据分类挑选出绝缘子数据, 并将文献[28]中开源绝缘子数据集中的图片筛选后加入到本文数据集中, 最终图片总数为 860 张, 其 RGB 图片尺寸为 1152 像素 \times 864 像素, 保存为 jpg 格式。为了增加数据的多样性, 图片中包含瓷绝缘子和玻璃绝缘子, 包含杆塔、裸地、农田、河流等复杂背景的情况, 还包含顺光、逆光等光照情况。实验过程中, 将无人机电网巡检绝缘子数据集的图像尺寸统一修改为 $227 \times 227 \times 3$, 并按照 4:1 的比例分为训练集和测试集。程序在 Matlab 2020 中实现, 采用 Image Labeler 工具对数据集进行人工标注, 框选出正常绝缘子类和缺陷绝缘子类, 具体数据分配情况如表 2 所示。

表 2 无人机电网巡检绝缘子数据集

Table 2 UAV power grid inspection insulator data set

目标类别	标注	训练集	测试集
	目标数/张	目标数/张	目标数/张
正常绝缘子	612	486	126
缺陷绝缘子	248	202	46

3.2 网络训练

实验采用 ResNet18 深度学习框架, 计算机配置

为 CPU Inter Core i5-10400F, GPU 为 NVIDIA GTX 1080Ti, 内存 16 GB, 操作系统为 Windows 10。输入图像大小为 227×227×3, 每次训练迭代的小批量大小为 10, 轮次(epoch)为 30, 动量因子为 0.9, 初始学习率为 0.001。

由于模型是基于 Resnet18 主干网络进行训练, 有必要对不同检测模型的绝缘子检测性能进行对比分析。因此, 采用 R-CNN、Faster R-CNN 以及 YOLO v3 检测模型进行网络训练, 训练损失曲线如图 5 所示。可以看出, 网络在前 500 次迭代中迅速拟合, 损失值在 1 500 次迭代训练后基本稳定, R-CNN、Faster R-CNN 以及 YOLO v3 的损失值依次降为 0.82、0.36 以及 0.001 左右, 网络训练结果较为理想。

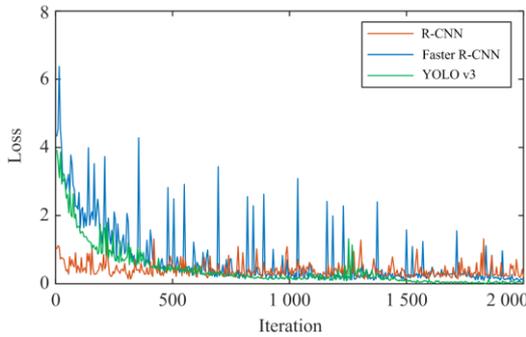


图 5 网络训练损失曲线

Fig. 5 Network training loss curve

3.3 实验结果

3.3.1 实验 1

采用测试集对网络模型进行检验, 即 172 张绝缘子图像作为检测样本, 包括 126 张正常绝缘子和 46 张缺陷绝缘子。为了评估网络模型的检测效果, 在目标检测领域普遍使用的评价标准有准确率 (Precision) 和召回率 (Recall), 具体的计算公式如式 (1)、式(2)所示。

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (1)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (2)$$

式中: TP 是预测为正样本、实际为正样本的个数; FP 是预测为正样本、实际为负样本的个数; FN 是预测为负样本、实际为正样本的个数。

准确率和召回率的值越高, 模型的表现效果越好, 但是这两者在某些情况下是矛盾的。平均精确率 (Average Precision, AP) 是从准确率和召回率两个角度对检测模型进行综合衡量, 通过准确率-召回率 (Precision-Recall, PR) 曲线可以计算出目标检测 AP 值, 进一步分析各类别的检测效果。本文采用 AP

值以及对应的 mAP (mean Average Precision) 值作为评价指标, mAP 值越高表明模型在全部类别中的综合检测性能越好。具体的计算公式如式(3)、式(4)所示。

$$AP = \int_0^1 P(R) dR \quad (3)$$

$$mAP = \frac{\sum AP}{N} \quad (4)$$

式中, N 为类别数, 本文中 N 为 2。

分别采用 R-CNN、Faster R-CNN 以及 YOLO v3 模型对测试集进行检测, 图 6 为 3 种检测模型中正常绝缘子和缺陷绝缘子的 PR 关系曲线, 表 3 为 3 种模型的性能对比结果。

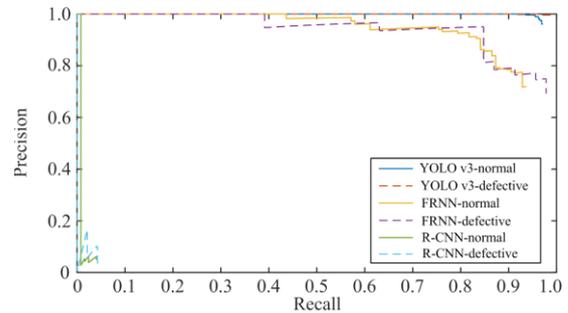


图 6 3 种网络对绝缘子检测的 PR 曲线

Fig. 6 PR curves of insulators detected by three networks

表 3 3 种网络的检测性能对比

Table 3 Comparison of detection performance of three networks

算法	AP/%		mAP/%
	正常绝缘子	缺陷绝缘子	
R-CNN	0.98	0.58	0.78
Faster R-CNN	89.98	92.80	91.39
YOLO v3	97.02	99.18	98.10

从图 6 和表 3 中可以看出, YOLO v3 网络的性能明显优于 R-CNN 和 Faster R-CNN 网络。原始 R-CNN 和 Faster R-CNN 中缺陷绝缘子的 AP 分别为 0.58% 和 92.80%, YOLO v3 算法缺陷绝缘子的 AP 为 99.18%, 由此证明 YOLO v3 算法的有效性以及在提升绝缘子缺陷检测精度方面的优越性。相比于 Faster R-CNN, YOLO v3 的 mAP 值提高了 6.71 个百分点, 在正常绝缘子和缺陷绝缘子的 AP 值上分别提高了 7.04 和 6.38 个百分点, 可以较为准确地预测绝缘子预测框的类别以及位置。综上, YOLO v3 网络的检测精度和定位精度更高, 训练误差更小, 在电网巡检绝缘子的检测性能上表现更佳。

3.3.2 实验 2

为了更直观地表现 YOLO v3 算法的优越性, 考虑三种网络模型在不同复杂背景下的性能不同,

随机抽取两幅测试图像并分别采用 R-CNN、Faster R-CNN 以及 YOLO v3 网络模型进行测试, 检测结果如图 7 所示。

图 7 表明, 三种算法均能正确判别绝缘子的类别, 但预测框的位置表现各异: R-CNN 算法只能框选出部分绝缘子; Faster R-CNN 算法能框选出大部

分绝缘子, 但置信度较低; 而 YOLO v3 算法的预测框能完整框选出绝缘子的位置, 置信度较高, 能够成功完成绝缘子目标识别的任务。综上所述, YOLO v3 算法在杆塔、裸地、农田、河流等复杂背景下的绝缘子检测性能更佳。

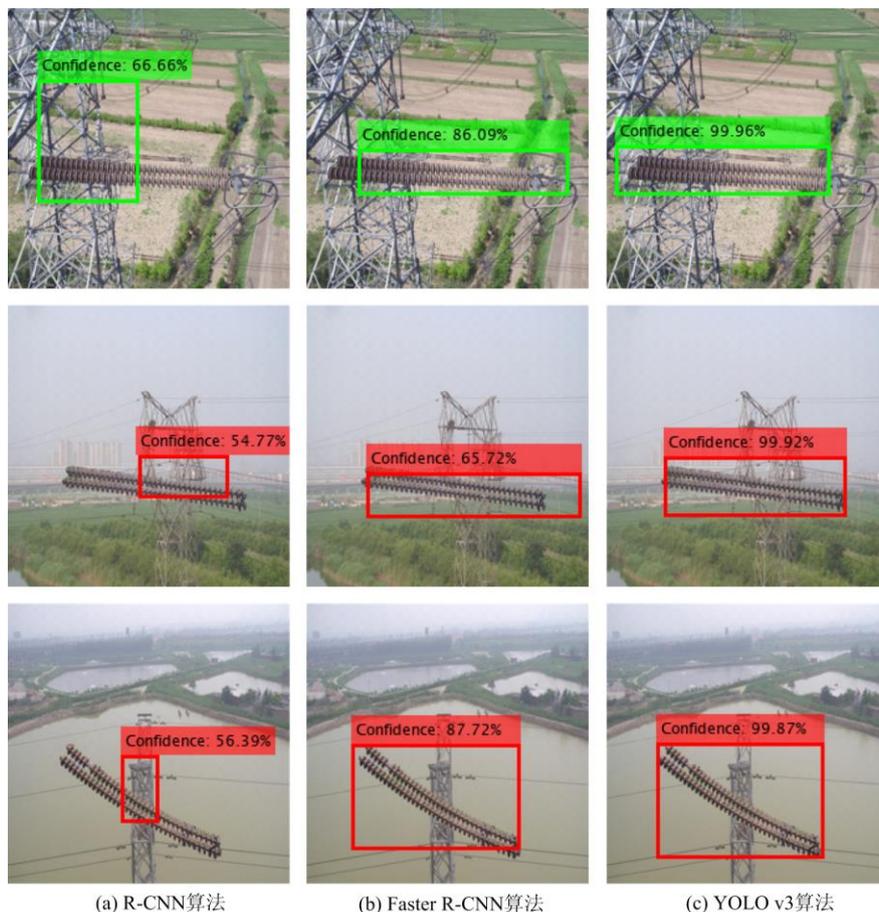


图 7 不同算法识别效果

Fig. 7 Identification effect of different algorithms

对数据集进行目标检测, 检验 YOLO v3 网络的性能表现。计算各类网络模型的帧速率, 并通过计算各类目标的误报率(False Alarm)和漏报率(Miss Rate)对网络测试结果进行评估, 如式(5)、式(6)所示。误报率和漏报率可以反映网络模型正确预测正、负样本纯度的能力, 值越低, 模型的表现效果越好。

$$flasealarm = \frac{FP}{FP + TN} \quad (5)$$

$$missrate = \frac{FN}{TP + FN} \quad (6)$$

式中, TN 是预测为正样本、实际为负样本的个数。

三种模型在数据集上的误报率、漏报率和帧速率记录如表 4 所示。YOLO v3 网络的帧速率为

47.85 f/s, 分别是 R-CNN 和 Faster R-CNN 的 25 倍和 12 倍, 能够满足实时检测要求; 相比于 Faster R-CNN, YOLO v3 的误报率上升了 0.83 个百分点, 但漏报率降低了 1.23 个百分点。这表明 YOLO v3 在缺陷绝缘子的识别上表现更好, 可用于输电线路中缺陷绝缘子的定位。结果表明, YOLO v3 算法优化了网络性能, 提高了网络识别精度和速度。

表 4 不同算法的误报率和漏报率

Table 4 Flase alarm and miss alarm of different algorithms			
测试网络	误报率/%	漏报率/%	帧速率/(f/s)
R-CNN	45.38	38.59	1.87
Faster R-CNN	2.81	3.10	3.76
YOLO v3	3.64	1.87	47.85

4 结论

本文以无人机电网巡检绝缘子为研究对象,通过对 DCNN 各类算法的对比研究,实现电网巡检绝缘子的精准、快速判别。

(1) 采用各类 DCNN 算法,即 R-CNN、Faster R-CNN 以及 YOLO v3 进行综合考量,选用 ResNet18 作为目标检测模型的主干网络,实现电网巡检绝缘子的缺陷检测。最终在测试集上的 mAP 值分别为 0.78%、91.39%、98.10%,与 Faster R-CNN 网络相比,YOLO v3 网络在 mAP 值上提高了 6.71 个百分点。

(2) 为了对各类算法进行对比分析,选择了不同绝缘子在复杂背景下三种算法的性能对比实验。结果表明,YOLO v3 算法在预测框和置信度上均优于 R-CNN 以及 Faster R-CNN 算法。YOLO v3 网络在数据集上的帧速率达 47.85 f/s,漏报率达 1.87%,相比于 Faster R-CNN,误报率上升了 0.83 个百分点。综合考量,YOLO v3 网络的识别效果更好。

(3) YOLO v3_ResNet18 借鉴了残差块和深度融合思想,使网络易于训练,并且在保证准确率的同时,可以满足无人机电网巡检的实时性要求。YOLO v3 缩减了网络的卷积层数量,并有效提高了绝缘子的检测精度和速度,为电网巡检缺陷检测提供参考。

参考文献

- [1] MIAO Xiren, LIU Xinyu, CHEN Jing, et al. Insulator detection in aerial images for transmission line inspection using single shot multibox detector[J]. IEEE Access, 2019(7): 9945-9956.
- [2] 胡长猛, 谢从珍, 袁超, 等. 雾霾对输变电设备外绝缘特性影响机理综述[J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(16): 147-154.
HU Changmeng, XIE Congzhen, YUAN Chao, et al. A review on influence mechanism of haze on external insulation characteristics of transmission and transformation equipment[J]. Power System Protection and Control, 2015, 43(16): 147-154.
- [3] 胡志坤, 赵超越, 王振东, 等. 基于边缘计算和无人机巡检图像的输电杆塔关键部位隐患智能识别[J]. 浙江电力, 2020, 39(10): 21-27.
HU Zhikun, ZHAO Chaoyue, WANG Zhendong, et al. Intelligent identification of hidden troubles in key parts of transmission towers based on edge computing and UAV inspection images[J]. Zhejiang Electric Power, 2020, 39(10): 21-27.
- [4] 刘子英, 张靖, 邓芳明. 基于 BP 神经网络的高压隔离开关分合闸监测识别[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(5): 134-140.
- LIU Ziyang, ZHANG Jing, DENG Fangming. Monitoring and identification of state of opening or closing isolation switch based on BP neural network[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(5): 134-140.
- [5] 王黎明, 刘立帅, 梅红伟, 等. 基于脉冲红外热波技术的支柱绝缘子无损检测方法[J]. 中国电机工程学报, 2017, 37(24): 7359-7366, 7450.
WANG Liming, LIU Lishuai, MEI Hongwei, et al. Nondestructive testing method of post porcelain insulator based on pulsed infrared thermal wave technology[J]. Proceedings of the CSEE, 2017, 37(24): 7359-7366, 7450.
- [6] 王琼, 侯宇嘉, 褚文超, 等. 支柱绝缘子断裂原因分析及其隐患排查方法[J]. 电瓷避雷器, 2020(3): 213-218.
WANG Qiong, HOU Yujia, CHU Wenchao, et al. Analysis on the cause of post insulator broken and inspection method[J]. Insulators and Surge Arresters, 2020(3): 213-218.
- [7] 赵振兵, 齐鸿雨, 聂礼强. 基于深度学习的输电线路视觉检测研究综述[J]. 广东电力, 2019, 32(9): 11-23.
ZHAO Zhenbing, QI Hongyu, NIE Liqiang. Research overview on visual detection of transmission lines based on deep learning[J]. Guangdong Electric Power, 2019, 32(9): 11-23.
- [8] 汪颖, 孙建风, 肖先勇, 等. 基于优化卷积神经网络的电缆早期故障分类识别[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(7): 10-18.
WANG Ying, SUN Jianfeng, XIAO Xianyong, et al. Cable incipient fault classification and identification based on optimized convolution neural network[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(7): 10-18.
- [9] HU Zhuangli, HE Tong, ZENG Yihui, et al. Fast image recognition of transmission tower based on big data[J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2018, 3(2): 149-158.
- [10] 周飞燕, 金林鹏, 董军. 卷积神经网络研究综述[J]. 计算机学报, 2017, 40(6): 1229-1251.
ZHOU Feiyan, JIN Linpeng, DONG Jun. Review of convolutional neural network[J]. Chinese Journal of Computers, 2017, 40(6): 1229-1251.
- [11] GIRSHICK R, DONAHUE J, DARRELL T, et al. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation[C] // 2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 23-28, 2014, Columbus, OH, USA: 580-587.
- [12] GIRSHICK R. Fast R-CNN[C] // 2015 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV),

- December 7-13, 2015, Santiago, Chile: 1440-1448.
- [13] REN Shaoqing, HE Kaiming, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: towards real-time object detection with region proposal networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017, 39(6): 1137-1149.
- [14] 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.
- [15] REDMON J, FARHADI A. YOLO9000: better, faster, stronger[C] // 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), July 21-26, 2017, Honolulu, HI, USA: 6517-6525.
- [16] REDMON J, FARHADI A. YOLOv3: an incremental improvement[J]. arXiv e-prints, 2018.
- [17] 张蕾. 基于 R-CNN 的绝缘子图像定位研究[D]. 北京: 华北电力大学, 2018.
ZHANG Lei. Research on the localization of insulator images based on R-CNN[D]. Beijing: North China Electric Power University, 2018.
- [18] 杨焰飞, 曹阳. 基于深度学习的无人机拍摄图像绝缘子目标检测[J]. 激光杂志, 2020, 41(10): 63-66.
YANG Yanfei, CAO Yang. Image insulator target detection based on deep learning for UAV[J]. Laser Journal, 2020, 41(10): 63-66.
- [19] 何宁辉, 王世杰, 刘军福, 等. 基于深度学习的航拍图像绝缘子缺失检测方法研究[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(12): 132-140.
HE Ninghui, WANG Shijie, LIU Junfu, et al. Research on infrared image missing insulator detection method based on deep learning[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(12): 132-140.
- [20] 顾晓东, 唐丹宏, 黄晓华. 基于深度学习的电网巡检图像缺陷检测与识别[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(5): 91-97.
GU Xiaodong, TANG Danhong, HUANG Xiaohua. Deep learning-based defect detection and recognition of a power grid inspection image[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(5): 91-97.
- [21] 王凯, 许敏, 孙翔, 等. 改进 YOLOv3 的绝缘子自爆缺陷检测方法[J/OL]. 小型微型计算机系统, 1-7 [2021-11-20]. <https://kns.cnki.net/kcms/detail/21.1106.TP.20211102.1606.048.html>.
WANG Kai, XU Min, SUN Xiang, et al. Insulator self-explosion defect detection method based on improved YOLOv3[J/OL]. Journal of Chinese Computer Systems, 1-7[2021-11-20]. <https://kns.cnki.net/kcms/detail/21.1106.TP.20211102.1606.048.html>.
- [22] 罗元, 王薄宇, 陈旭. 基于深度学习的目标检测技术的研究综述[J]. 半导体光电, 2020, 41(1): 1-10.
LUO Yuan, WANG Boyu, CHEN Xu. Research progresses of target detection technology based on deep learning[J]. Semiconductor Optoelectronics, 2020, 41(1): 1-10.
- [23] 郭敬东, 陈彬, 王仁书, 等. 基于 YOLO 的无人机电力线路杆塔巡检图像实时检测[J]. 中国电力, 2019, 52(7): 17-23.
GUO Jingdong, CHEN Bin, WANG Renshu, et al. YOLO-based real-time detection of power line poles from unmanned aerial vehicle inspection vision[J]. Electric Power, 2019, 52(7): 17-23.
- [24] PAIDI V, HASAN F, ROGER G N. Deep learning-based vehicle occupancy detection in an open parking lot using thermal camera[J]. IET Intelligent Transport Systems, 2020, 14(10): 1295-1302.
- [25] HE Kaiming, Zhang Xiangyu, Ren Shaoqing, et al. Identity mappings in deep residual networks[C] // 21st ACM Conference on Computer and Communications Security, November 3-7, 2016, Amsterdam, Netherlands: 630-645.
- [26] 张富凯, 杨峰, 李策. 基于改进 YOLOv3 的快速车辆检测方法[J]. 计算机工程与应用, 2019, 55(2): 12-20.
ZHANG Fukai, YANG Feng, LI Ce. Fast vehicle detection method based on improved YOLOv3[J]. Computer Engineering and Applications, 2019, 55(2): 12-20.
- [27] 陈炎, 杨丽丽, 王振鹏. 双目视觉的匹配算法综述[J]. 图学学报, 2020(5): 702-708.
CHEN Yan, YANG Lili, WANG Zhenpeng. Literature survey on stereo vision matching algorithms[J]. Journal of Graphics, 2020(5): 702-708.
- [28] TAO Xian, ZHANG Dapeng, WANG Zihao, 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, 2020, 50(4): 1486-1498.

收稿日期: 2021-12-07; 修回日期: 2022-01-20

作者简介:

罗 潇(1987—), 男, 博士, 高级工程师, 研究方向为新能源并网、带电作业新技术、电力人工智能技术; E-mail: luoxiao0424@foxmail.com

於 锋(1985—), 男, 通信作者, 博士, 副教授, 研究方向为电力电子技术; E-mail: yufeng628@ntu.edu.cn

彭 勇(1985—), 男, 硕士, 高级工程师, 研究方向为带电作业新技术。E-mail: pengy@sh.sgcc.com.cn

(编辑 张爱琴)