

doi: 10.3969/j.issn.1007-290X.2020.009.021

一种基于深度学习网络的输电杆塔智能检测算法

韦汶妍¹, 刘晓立², 杨传凯¹, 菅永峰¹, 沙洁韵³, 杜建超³

(1. 国网陕西省电力公司电力科学研究院, 陕西 西安 710100; 2. 国网陕西省电力公司经济技术研究院, 陕西 西安 710075; 3. 西安电子科技大学通信工程学院, 陕西 西安 710071)

摘要: 为了满足电力设备智能巡检的要求, 提出一种基于深度学习网络的输电杆塔智能检测算法。该算法采用 Faster 区域卷积神经网络 (regional convolutional neural networks, R-CNN) 架构, 利用 VGG16 作为特征提取器, 通过在 ImageNet 图像库上进行前期训练和本地迁移学习进行参数调整, 减少深层网络参数的训练难度, 有效提取杆塔的浅层基础特征以及深层抽象特征; 为了扩大训练样本数量, 提高模型检测准确度, 对杆塔图像进行了镜像、旋转、锐化处理。实验结果表明, 所提算法的检测准确度达到 90.5%, 能有效检测到监控图像中的杆塔, 满足应用要求。

关键词: 深度学习; 杆塔检测; 智能巡检; VGG16; 图像增广

中图分类号: TM769; TP183

文献标志码: A

文章编号: 1007-290X(2020)09-0166-08

An Intelligent Detection Algorithm for Transmission Tower Based on Deep Learning Network

WEI Wenyan¹, LIU Xiaoli², YANG Chuankai¹, JIAN Yongfeng¹, SHA Jieyun³, DU Jianchao³

(1. Electric Power Research Institute of State Grid Shaanxi Electric Power Company, Xi'an, Shaanxi 710100, China; 2. Economic Technology Research Institute of State Grid Shaanxi Electric Power Company, Xi'an, Shaanxi 710075, China; 3. School of Telecommunications of Engineering, Xidian University, Xi'an, Shaanxi 710071, China)

Abstract: In order to meet the requirements of intelligent inspection of electric power equipment, this paper proposes an intelligent detection algorithm for transmission towers based on deep learning network. The algorithm adopts Faster R-CNN architecture and uses VGG16 as a feature extractor. Through pre-training on ImageNet database and local transfer learning to adjust the parameters, the algorithm can reduce training difficulty of deep network parameters, and effectively extract the shallow basic features and deep abstract features of the transmission towers. To enlarge the number of training samples and improve the accuracy of detection, the images of transmission tower are mirrored, rotated and sharpened. The results show that the average precision (AP) of the proposed algorithm achieves 90.5%, which can effectively detect the transmission tower in the field monitoring images and meet the application requirements.

Key words: deep learning; transmission tower detection; intelligent inspection; VGG16; image augmentation

杆塔是输电线路中的重要设施, 是电力巡检的主要监测对象。当前对杆塔的巡检主要依靠人工、无线传感器等手段, 巡检方法的智能化水平较低^[1]。随着人工智能和无人机技术的发展, 将其应用于输电设备的自动巡检, 将极大提高电力巡视的智能化水平^[2]。在自动巡视过程中, 利用视频摄像头采集

图像, 并对画面中的杆塔进行自动识别和定位, 可进一步判别杆塔状态, 引导无人机自主飞行^[3]。

一些研究采用传统的图像处理方法对杆塔进行检测。例如文献[4]使用自相似性特征提取高分辨率合成孔径雷达图像中的杆塔。文献[5]结合无人机电载摄像机标定, 对杆塔进行投影变换, 提取投影后的直线段特征进行聚类分析。文献[6]使用融合地理位置信息后的可变形部件模型的方法检测杆塔。传统算法普遍处理速度慢, 算法效率低, 易受到噪声干扰, 存在一定的虚警概率。随着机器学习

收稿日期: 2019-12-08 修回日期: 2020-04-09

基金项目: 国网陕西省电力公司科技项目(5226KY18002J); 陕西省重点研发计划项目(2020GY-058)

在目标检测领域的应用, 一些文献使用机器学习中监督学习的方式, 利用方向梯度直方图特征训练支持向量机来检测输电线路中的杆塔位置^[7], 但漏检率高于虚检率, 检测效果还有进一步提升空间。文献^[8]使用无人机拍摄不同方位的杆塔, 提取方向梯度直方图特征作为输入训练多层感知机。这虽然缩短了检测时间和具有较好的检测精度, 但是输入图像要求近距离拍摄 3 个方位的杆塔。

近几年深度学习在图像处理领域有了普遍的使用^[9]。深度学习中的 CNN 算法放弃了传统方法的手工描述特征, 通过对大量数据进行标注和训练, 得到能自动提取目标深层特征^[10]的网络参数, 这类算法在目标检测任务中表现出高准确率, 且训练得出的模型泛化能力强。文献^[11]指出: 各类卷积神经网络性能优异, 计算能力强, 还拥有超过 100 万张图片的大型数据库 ImageNet。实际的杆塔检测任务中, 数据集达不到此规模, 训练得到的模型存在提取目标深层特征困难、检测准确度低、误检率高的问题。为了解决这些问题, 图像增广和迁移学习是 2 种可行的方法。图像增广技术采用一些方式改变原始图像的状态, 例如图像旋转、随机裁剪及加噪声等方法, 使之与原图存在不同但又不改变杆塔的特征, 这一方法能扩充数据集数量, 提高模型的检测精度^[12]。文献^[13]提出, 将在大型数据集上训练好的网络参数迁移到小型数据集进行训练, 能解决小数据集规模不足以支撑深度学习网络训练的问题。针对这 2 点, 本文对实际采集的杆塔图像, 采用镜像、旋转、锐化等图像增广技术进行扩充以提高训练样本数量, 同时使用基于 ImageNet 训练得到的 VGG16 网络作为特征提取器, 利用迁移学习的原理, 将 VGG16 已训练得到的参数作为初始化值, 迁移浅层网络的基础特征提取能力, 对这部分网络层参数进行冻结, 输入的杆塔图像进行训练时反向传播调整其他层参数, 最终得到能提取杆塔浅层基础特征以及深层抽象特征的模型。将调整好的 VGG16 特征提取器结合深度学习网络 Faster 区域卷积神经网络 (regional convolutional neural networks, R-CNN), 即 Faster R-CNN^[14], 实现了输电杆塔的准确检测。算法的整体方案如图 1 所示。

1 杆塔图像增广

图像增广可有效增加训练样本集数量, 改善深度学习模型的性能。基于实际采集的巡检图片, 采

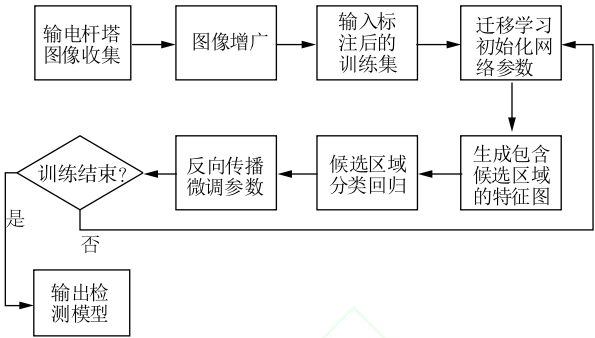


图 1 杆塔检测方案总体框架

Fig. 1 Overall framework of tower inspection scheme

用 3 种方式进行增广: 镜像、锐化和旋转。镜像不改变原图内容, 只在水平方向上进行对称处理; 旋转分为顺时针和逆时针, 分别旋转 5°、10°、15°、20°, 旋转一定的角度产生了区别于原图的杆塔状态但是不改变杆塔特征的图像; 对旋转后的图集采用非锐化掩蔽的方法进行锐化, 增强杆塔的边缘, 使其轮廓更加清晰^[15]。非锐化掩蔽的原理为

$$A(m, n) = B(m, n) + \theta K(m, n). \quad (1)$$

式中: m, n 分别为像素点横、纵坐标; $A(m, n)$ 、 $B(m, n)$ 分别为锐化输出图像和输入图像; θ 为缩放因子; $K(m, n)$ 为校正值, 且

$$K(m, n) = B(m, n) - G(m, n), \quad (2)$$

$G(m, n)$ 是图像经过高斯模糊处理后得到的值。具体做法是使用 1 个 3×3 的高斯权重矩阵遍历图像上每个像素点, 将权重矩阵上的每个权重乘以对应位置的像素点得到新的像素值, 每个像素点经高斯模糊后的值为周围 8 个点和自身的新像素值之和。

利用增广将训练数据集扩充了 19 倍。一些增广的图例如图 2 所示。

2 杆塔检测

标注过的图像被输入 VGG16 网络进行特征提取, 此网络已经基于 ImageNet 图像库进行了分类任务的学习。ImageNet 图像库包含了 1 400 万张以上的图像, 共分为 2 万多个类别, 大类包括了鸟类、花卉、食品、乐器、人、交通工具等^[16], VGG16 网络从中学会提取目标边缘、纹理特征的特征参数。本文的杆塔不包含在 ImageNet 图像库中, 并且与其收录的图像相似性低, 但 VGG16 网络的浅层学习是学会提取目标的色彩斑点的权重, 与输入图像集类别关系不大^[17], 可以采用迁移学习的方式, 利用 VGG16 已训练得到的参数作为初始化



图 2 图像增广

Fig. 2 Image augmentation

值后，冻结网络浅层的参数不参与训练，将这部分网络提取目标基础特征的能力直接迁移到杆塔的特征提取中，结合输入杆塔图像集反向传播微调其他层的参数，达到最好的检测结果。与随机初始化特征提取网络或者参数从零开始训练相比，使用迁移学习能提高训练速度，得到更好的特征提取效果^[18]。

2.1 基于迁移学习的模型训练

VGG16 网络^[19]结构如图 3 所示，包括 13 个卷积层和 3 个全连接层，每个卷积层 Conv3 使用的卷积核大小 $K_{\text{ernel_size}}$ 为 3×3 ，步长 s_{tride} 为 1，边界填充 p_{ad} 为 1。池化层使用大小为 2×2 的卷积核，步长为 2，边界填充为 0，采用极大值函数 $\max()$ 的池化方式。输入图片的长和宽分别为 M 和 N ，每一层处理后的图片长 W 按式(3)计算，同理可以计算宽 H 。卷积层的处理不改变长和宽，而经过一次池化层 Maxpool 处理，长和宽都变为前一层的二分之一。每层经过卷积后使用非线性的 ReLU^[20-23] 函数 $f(x)$ 作为激励函数，表达式见式(4)。在存在导数时，ReLU 函数导数 $f'(x)$ 为常

数 1，不会出现梯度消失的情况，而且反向传播求误差梯度时计算量更小， x 为神经元的输入。

$$W = (M - K_{\text{ernel_size}} + 2p_{\text{ad}}) / s_{\text{tride}} + 1, \quad (3)$$

$$\begin{cases} f(x) = \max(0, x); \\ f'(x) = \begin{cases} 1, x > 0; \\ 0, x \leq 0. \end{cases} \end{cases} \quad (4)$$

经过上述处理，最终输出 $W = M/16$ 和 $H = N/16$ ，且维度为 512 的特征图。

VGG16 共有 13 个卷积层，前 4 个卷积层主要提取目标的浅层特征，可以不进行迁移学习，直接保留初始参数；后 9 个卷积层用来提取目标的深层特征，故对它们进行迁移学习。学习前后部分参数变化情况见表 1。表 1 中列出了 4 组网络参数的值，对每组网络参数而言，上面 1 行为迁移学习前的值，下面 1 行为迁移学习后的值。由表 1 可以看出：迁移学习后这些参数在初始值基础上出现了微调，这些参数的变化体现了新模型对本地目标进行特征提取的适应性改变。利用此种迁移学习，提高了特征提取网络的训练速度，实现了模型的本地化训练。

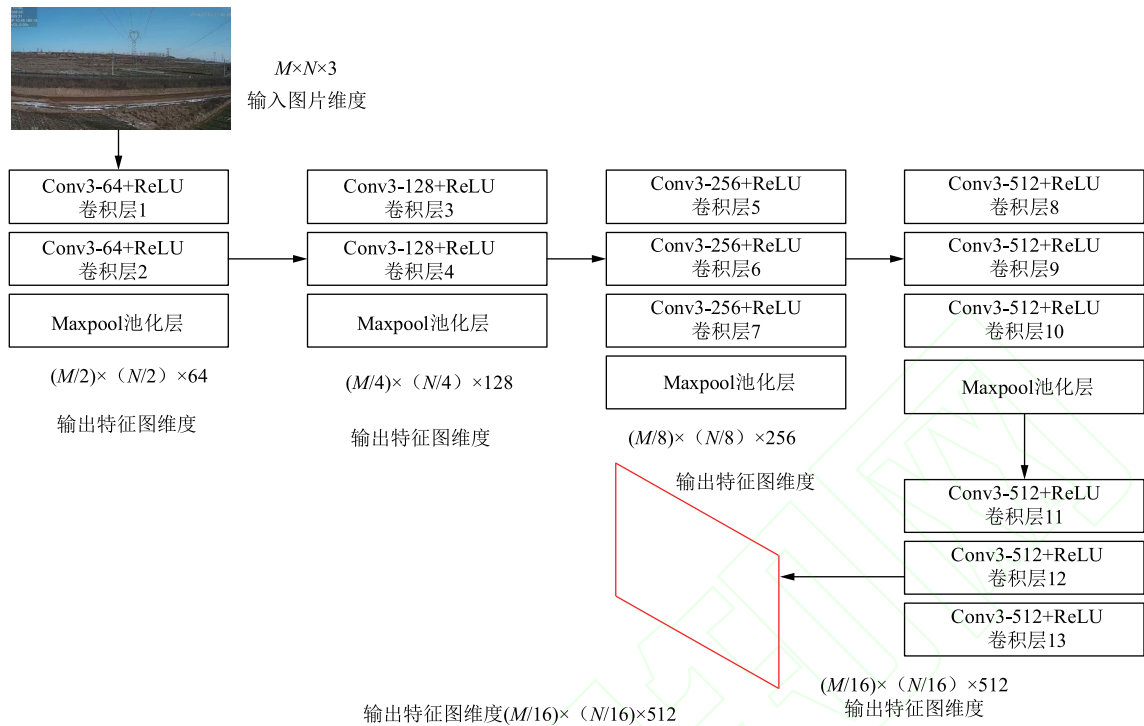


图 3 VGG16 网络结构
Fig. 3 Vgg16 network structure

表 1 迁移学习前后部分网络参数的变化
Tab. 1 Changes of some network parameters before and after transfer learning

网络层	参数值			
卷积层 5 初始偏移量	-7.4358×10^{-2}	-7.8214×10^{-3}	1.9985×10^{-1}	5.8625×10^{-2}
卷积层 5 学习后偏移量	-7.4381×10^{-2}	-7.8404×10^{-3}	1.9986×10^{-1}	5.8628×10^{-2}
卷积层 5 初始权重	$[0.0025 \quad 0.0033 \quad -0.0313 \quad \dots \quad 0.0047 \quad 0.0006 \quad 0.0108]$			
卷积层 5 学习后权重	$[0.0024 \quad 0.0038 \quad -0.0313 \quad \dots \quad 0.0049 \quad -0.0011 \quad 0.0101]$			
卷积层 8 初始偏移量	0.0135	0.0077	0.0670	0.0418
卷积层 8 学习后偏移量	0.0135	0.0076	0.0670	0.0418
卷积层 8 初始权重	$[-1.2453 \times 10^{-2} \quad 8.4066 \times 10^{-3} \quad -5.2884 \times 10^{-3} \quad \dots \quad -2.0458 \times 10^{-3} \quad -3.9235 \times 10^{-3} \quad 1.3068 \times 10^{-3}]$			
卷积层 8 学习后权重	$[-1.1983 \times 10^{-2} \quad 8.6698 \times 10^{-3} \quad -7.2480 \times 10^{-3} \quad \dots \quad -2.6107 \times 10^{-3} \quad -4.4895 \times 10^{-3} \quad 2.3064 \times 10^{-4}]$			

2.2 杆塔检测

将由 VGG16 网络进行特征提取生成的杆塔特征图送入 Faster R-CNN 的区域生成网络 (region proposal network, RPN) 进行进一步处理。此网络分为 2 部分, 分别使用 softmax 分类器的分类层和微调候选框的回归层。经过 RPN 的卷积层和池化层处理得到的特征图, 每个特征点都被配备了 k 个锚, 具有 3 种长宽比 $\{1:1, 2:1, 1:2\}$ 和覆盖整个输入特征图。下一步使用 softmax 分类器对每个锚进行二分类判断, 判断是目标还是背景。VGG16 网络输出的特征图中每个特征点经二分类之后转化为 $2k$ 个目标和背景的得分值。结合锚和 softmax 分类得到的候选框与正确的边界框存在一定的偏移量, 用

中心点坐标和长宽偏移表示为:

$$\begin{cases} t_x^* = (x^* - x_a) / w_a; \\ t_y^* = (y^* - y_a) / h_a; \\ t_w^* = \log(w^* / w_a); \\ t_h^* = \log(h^* / h_a). \end{cases} \quad (5)$$

式中 (x^*, y^*, w^*, h^*) 、 (x_a, y_a, w_a, h_a) 分别为目标真实边界框、被判定为目标的锚的中心点坐标以及长和宽, 经过 RPN 的回归层训练输出每个锚的偏移量 $(t_x^*, t_y^*, t_w^*, t_h^*)$, 即每个特征点被转化为维度为 $4k$ 的向量。综合分类层和回归层的输出, 最终得到包含候选区域的特征图送入最后一部分 Fast R-CNN 检测器分类和回归, 训练网络时采用式(6)的分类损失函数 $L_{cls}(p_i, p_i^*)$ 结合回归损失函数 L_{reg}

(t_i, t_i^*) ，作为整体损失函数 $L(\{p_i\}, \{t_i\})$ 的方式，反向传播网络损失，调整网络参数。

$$L(\{p_i\}, \{t_i\}) = \frac{1}{N_{\text{cls}}} \sum_i L_{\text{cls}}(p_i, p_i^*) + \lambda \frac{1}{N_{\text{reg}}} \sum_i p_i^* L_{\text{reg}}(t_i, t_i^*).$$

(6)

式中： t_i 为网络训练输出的锚和真实目标边界框 (x, y, w, h) 各个分量的偏移量，而 t_i^* 为二者之间真实的偏移量； N_{cls} 、 N_{reg} 和 λ 均为归一化因子； i 为锚的编号； p_i 为第 i 个锚被分类为目标的概率； p_i^* 有 2 个值，当第 i 个锚与目标边界框的交并比大于 0.7 时则为 1，当交并比小于 0.3 时则为 0。其中回归损失函数为

$$\begin{cases} L_{\text{reg}}(t_i, t_i^*) = \sum_{i=\{x,y,w,h\}} S_{\text{smooth L1}}(t_i - t_i^*); \\ S_{\text{smooth L1}}(x) = \begin{cases} 0.5x^2, & |x| < 1; \\ |x| - 0.5, & \text{其他}. \end{cases} \end{cases}$$

(7)

最后一部分采用全连接层和 softmax 分类器处理 RPN 网络生成的包含候选区域的特征图，计算特征图中每个候选区域属于哪个类别并输出其概率，同时再次使用回归层微调候选区域边界框，得到最终的目标检测框。

3 实验结果

3.1 模型训练

原始图像和增广后的数据集规模见表 2。将 191 张原始图像和 3 706 张增广后图像，按 7 : 3 分为训练集和测试集训练 2 个模型，训练模型时的学习率均设置为 0.001。因原始图像数量较少，批量训练图片数量设置为 64，增广后的数据集为 256，迭代次数都为 20 000 次。

表 2 数据集规模
Tab. 2 Dataset size

数据集	训练集/张	测试集/张	总数/张
原始	133	58	191
增广后	2 594	1 112	3 706

3.2 杆塔检测性能

VGG16 迁移学习原始图像集训练后的模型称为 A 模型，VGG16 迁移学习增广图像集训练后的模型称为 B 模型，下面对 2 个模型在测试集上的检测结果进行比较。首先根据网络输出的检测精确度计算得到 A 模型和 B 模型检测杆塔的精度均值分别为 52.7% 和 90.5%；其次，采用精确率和召

回率进行评价，即将检测结果按照正确检出与否进行分类统计，其中：正确检出杆塔的数量记为 T_{TP} ，误检的数量记为 T_{FP} ，漏检的数量记为 T_{FN} ，按照式(8)、(9)计算精确率 $f_{\text{precision}}$ 和召回率 f_{recall} ：

$$f_{\text{precision}} = \frac{T_{\text{TP}}}{T_{\text{TP}} + T_{\text{FP}}};$$

(8)

$$f_{\text{recall}} = \frac{T_{\text{TP}}}{T_{\text{TP}} + T_{\text{FN}}}.$$

(9)

根据式(8)、(9)计算可得精确率-召回率曲线如图 4、5 所示。由图 4、5 可以看出：A 模型效果较差，精确率只有 0.7 左右，而召回率只有 0.6；B 模型在测试集上的精确率和召回率均接近 1，说明 B 模型的误检率和漏检率都很低，B 模型的检测效果具有较大幅度提升。

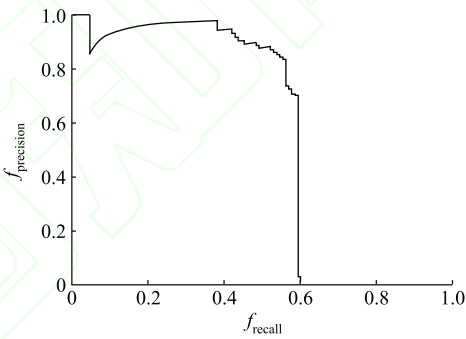


图 4 A 模型精确率-召回率曲线

Fig. 4 Precision-recall rate curves of model A

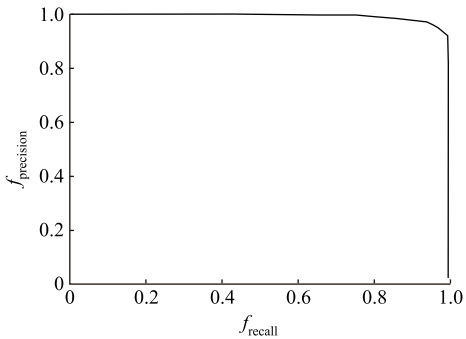


图 5 B 模型精确率-召回率曲线

Fig. 5 Precision-recall rate curves of model B

1 张图像中通常会出现多个杆塔，在检测结果中，有些图像中的杆塔能全部正确检出，有些图像则只能部分检出，或存在误检。在下面的统计中，设全部送检的图像总数为 I 、杆塔全部正确检出的图像数量为 I_1 、部分正确检出的图像数量为 I_2 及存在误检的图像数量为 I_3 。

式(10)用来计算 I_1 、 I_2 、 I_3 在送检图像总数中分别所占的比率 p_1 、 p_2 和 p_3 ，统计结果见表 3。

$$\begin{cases} p_1 = \frac{I_1}{I}; \\ p_2 = \frac{I_2}{I}; \\ p_3 = \frac{I_3}{I}. \end{cases} \quad (10)$$

表 3 A 模型及 B 模型检测结果对比

Tab. 3 Comparison of test results between model A and model B

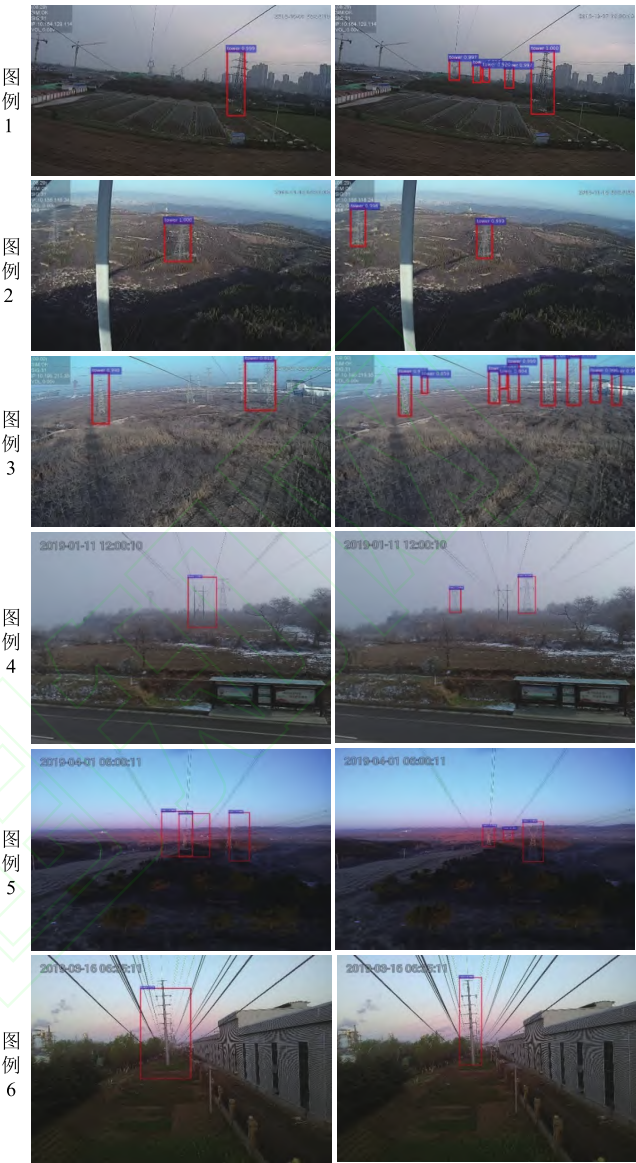
模型	I /张	I_1 /张	I_2 /张
A	58	19	36
B	1 112	1 087	20

从表 3 可以看出: A 模型的检测结果中, p_1 仅为 32.8%, 而 p_2 和 p_3 高达 62.1% 和 5.2%, 说明有大量未完全正确检出的图像, 特别是存在漏检的图像数量超过了总图像数的一半; B 模型的检测结果中, p_1 提升为 97.8%, 而 p_2 和 p_3 仅为 1.8% 和 0.5%, 误检和漏检的情况明显改善。

一些检测结果的图例被列在图 6 中。由图 6 可以看出: 左侧的 A 模型检测出的结果中, 图例 1 和图例 5 的边界框回归效果差, 包含了许多图像背景, 图例 3 和图例 4 漏检和误检现象较为严重, 一些尺度较小的杆塔未被检测出, 准确度不高; 而右侧的 B 模型能检测到多种尺度的杆塔(如图例 1 和图例 3 所示), 小尺度杆塔被准确检测, 图例 5 中背光模糊的杆塔也被检测出; 并且 B 模型的边界框定位的准确度明显高于 A 模型, 更准确地给出了杆塔在图像中的位置。由此可见, 增广图像集训练后的模型可以更充分地学习到杆塔的浅层特征和深层特征并加以融合, 提高了对图像中多尺度目标的检测准确度, 降低了漏检和误检概率, 增强了模型的泛化性。

4 结束语

文章提出了一种基于深度学习网络的输电杆塔智能检测算法, 即将 VGG16 网络作为 Faster R-CNN 深度学习框架的特征提取器。该算法首先使用锐化、旋转、镜像的方式大幅扩充杆塔图像数据集, 然后基于 ImageNet 图像库分类任务的迁移学习对 VGG16 网络进行参数调整。实验结果表明: 文章所提算法提高了精度均值、精确率-召回率和正确检出图像数量等多个性能评价指标, 对于 1 张图片中包含多个不同尺度杆塔具有良好的检测效果, 对背光和模糊图像的检测也有较好的效果。



A模型检测结果

B模型检测结果

图 6 A 模型和 B 模型检测效果对比图

Fig. 6 Comparison of inspection effects between model A and model B

参考文献:

[1] 王波, 马富齐, 董旭柱, 等. 电力深度视觉: 基本概念、关键技术与应用场景[J]. 广东电力, 2019, 32(9): 3-10.
WANG Bo, MA Fuqi, DONG Xuzhu, et al. Electric power depth vision: basic concepts, key technologies and application scenarios[J]. Guangdong Electric Power, 2019, 32(9): 3-10.

[2] 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.

[3] 邵玮琦, 刘壮, 付晶, 等. 架空输电线路无人机巡检技术研究

- 进展[J]. 高电压技术, 2020, 46(1): 14-22.
- SHAO Guiwei, LIU Zhuang, FU Jing, et al. Research progress in unmanned aerial vehicle inspection technology on overhead transmission lines[J]. High Voltage Engineering, 2020, 46(1): 14-22.
- [4] 刘奕, 吴兆鑫, 徐梁刚, 等. 基于高分辨率 SAR 影像的高压输电线路杆塔检测方法[J]. 电力科学与技术学报, 2012, 27(3): 47-51.
- LIU Yi, WU Zhaoxin, XU Lianggang, et al. High voltage transmission-tower detection method based on high-resolution remote sensing image[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2012, 27(3): 47-51.
- [5] 彭向阳, 易琳, 钱金菊, 等. 大型无人直升机电力线路巡检系统实用化[J]. 高电压技术, 2020, 46(2): 384-396.
- PENG Xiangyang, YI Lin, QIAN Jinju, et al. Practical research on patrol inspection system of electric power line based on large scale unmanned helicopter[J]. High Voltage Engineering, 2020, 46(2): 384-396.
- [6] 韩冰, 尚方. 面向无人机输电线路巡检的电力杆塔检测框架模型[J]. 浙江电力, 2016, 35(4): 6-11.
- HAN Bing, SHANG Fang. A frame model of power pylon detection for UAV-based power transmission line inspection[J]. Zhejiang Electric Power, 2016, 35(4): 6-11.
- [7] 柳长安, 叶文, 吴华, 等. 融合地理位置信息的电力杆塔检测[J]. 华中科技大学学报, 2013(41): 208-210, 214.
- LIU Chang'an, YE Wen, WU Hua, et al. Detection of power poles based on fusion of geographical location information[J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology, 2013(41): 208-210, 214.
- [8] 王孝余, 李丹丹, 张立颖. 一种基于监督学习的输电线监测中杆塔的检测方法[J]. 东北电力技术, 2017, 38(11): 12-14, 19.
- WANG Xiaoyu, LI Dandan, ZHANG Liying. A supervised approach to electric tower detection for power line inspection[J]. Northeast Electric Power Technology, 2017, 38(11): 12-14, 19.
- [9] 卢健, 何金鑫, 李哲, 等. 基于深度学习的目标检测综述[J]. 电光与控制, 2020, 27(5): 56-63.
- LU Jian, HE Jinxin, LI Zhe, et al. A survey of target detection based on deep learning[J]. Electronics Optics & Control, 2020, 27(5): 56-63.
- [10] 张顺, 龚怡宏, 王进军. 深度卷积神经网络的发展及其在计算机视觉领域的应用[J]. 计算机学报, 2019, 42(3): 453-482.
- ZHANG Shun, GONG Yihong, WANG Jinjun. The development of deep convolution neural network and its applications on computer vision[J]. Chinese Journal of Computers, 2019, 42(3): 453-482.
- [11] SUN C, SHRIVASTAVA A, SINGH S, et al. Revisiting unreasonable effectiveness of data in deep learning era[C] // 2017 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway: IEEE Press, 2017.
- [12] ENGSTROM L, TSIPRAS D, SCHMIDT L, et al. A rotation and atranslation suffice: fooling CNNs with simple transformations [DB/OL]. arXiv preprint arXiv: 1712.02779, 7 Dec 2017, 8 Dec 2019, <https://doi.org/10.48550/arXiv.1712.02779>.
- [13] YOSINSKI J, CLUNE J, BENGIO Y, et al. How transferable are features in deep neural networks[J]. Eprint Arxiv, 2014(27): 3320-3328.
- [14] REN S, HE K, 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.
- [15] 王仕女, 孙文胜. 基于非锐化掩模与 Beta 变换的图像增强研究[J]. 软件导刊, 2019, 18(9): 207-210, 216.
- WANG Shinnü, SUN Wensheng. Image enhancement based on unsharp mask and Beta transform[J]. Software Guide, 2019, 18(9): 207-210, 216.
- [16] DENG J, DONG W, SOCHER R, et al. ImageNet: a large scale hierarchical image database[C]// 2009 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway: IEEE Press, 2009.
- [17] GIRSHICK R. Fast R-CNN[C]// 2015 IEEE International Conference on Computer Vision. Piscataway: IEEE Press, 2016.
- [18] JOHNSON J, KARPATY A, FEIFEI L. Densecap: fullyconvolutional localization networks for dense captioning [DB/OL]. arXiv: 1511.07571, 2015.
- [19] SIMONYAN K, ZISSERMAN A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition [C]//2014 International Conference on Learning Representations. Piscataway: IEEE Press, 2014.
- [20] 刘贞瑶, 高方玉, 姜海波, 等. 输电线路智能巡检机器人系统的研制及应用[J]. 电力信息与通信技术, 2019, 17(8): 57-62.
- LIU Zhenyao, GAO Fangyu, JIANG Haibo, et al. Development and application of intelligent patrol-inspection robot system for transmission lines[J]. Electric Power Information and Communication Technology, 2019, 17(8): 57-62.
- [21] 吴笑民, 曹卫华, 王典洪, 等. 多支持向量机模型的输电线路故障诊断方法[J]. 高电压技术, 2020, 46(3): 957-963.
- WU Xiaomin, CAO Weihua, WANG Dianhong, et al. Fault diagnosis method based on multi-support vector machine model for transmission lines[J]. High Voltage Engineering, 2020, 46(3): 957-963.
- [22] 陈蕾, 徐重西, 高文婷, 等. 基于激光 SLAM 技术的电缆沟道无人机巡检避障技术研究[J]. 高压电器, 2018, 54(9): 209-213.
- CHEN Lei, XU Chongyou, GAO Wenting, et al. Laser SLAM based obstacle avoidance technology of UAV for cable trench inspection[J]. High Voltage Apparatus, 2018, 54(9): 209-213.

[23] 薛阳, 俞志程, 吴海东, 等. 基于 IACO-ABC 算法的变电站巡检机器人路径规划[J]. 浙江电力, 2019, 38(11): 10-15.
XUE Yang, YU Zhicheng, WU Haidong, et al. Path planning of substation patrol robot based on IACO-ABC algorithms[J]. Zhejiang Electric Power, 2019, 38(11): 10-15.

作者简介:

韦汶妍(1986), 女, 陕西西安人, 工程师, 硕士, 主要从事输变电设备智能运检新技术研究, E-mail: 184724508@qq.com。
刘晓立(1989), 女, 陕西渭南人, 经济师, 硕士, 主要从事输电线路技术方案和经济效率研究, E-mail: 870903669@qq.com。

杨传凯(1986), 男, 河南沁阳人, 高级工程师, 博士, 主要从事输变电设备智能运检新技术研究, E-mail: 376036930@qq.com。
管永峰(1980), 男, 山西忻州人, 高级工程师, 硕士, 主要从事输变电设备智能运检新技术研究, E-mail: 417154327@qq.com。
沙洁韵(1996), 女, 江苏溧阳人, 在读硕士研究生, 主要从事智能图像处理技术研究, E-mail: 861351974@qq.com。
杜建超(1977), 男, 陕西汉中, 副教授, 博士, 主要从事智能图像处理、智能视频分析技术研究, E-mail: 84489770@qq.com。

(编辑 王晓华)