

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2211616

基于 Faster R-CNN 的复杂背景下绝缘子目标检测^{*}

翟永杰 王璐瑶 郭聪彬

(华北电力大学自动化系 保定 071003)

摘要: 由于无人机巡检图像中复杂背景的干扰以及航拍角度等外在因素的影响,会给绝缘子目标的识别带来一定的难度。常用的 Faster R-CNN 模型在进行复杂背景下绝缘子目标检测时,存在远处的或被遮挡的小目标绝缘子的漏检问题,所以本文在现有的 Faster R-CNN 模型上选择 ResNet101 作为骨干网络,引入 FPN 结构提高对被遮挡的小目标绝缘子的检测精度,降低了受遮挡影响的目标的漏检率,并增加通道注意力机制 SENet 以增强绝缘子特征,提高特征表达能力。实验结果表明,该基于 Faster R-CNN 的改进模型在复杂背景下绝缘子目标检测中达到精度 AP⁵⁰ 为 93.2%,相较于基线模型 AP⁵⁰ 提高了 6.4%,并且优于目前一些先进的目标检测模型,对复杂背景下绝缘子的检测精度高,解决小目标绝缘子误检和漏检问题。

关键词: 绝缘子;目标检测;FPN;通道注意力机制 SENet

中图分类号: TP18 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.20

Insulator object detection in complex background based on Faster R-CNN

Zhai Yongjie Wang Luyao Guo Congbin

(Department of Automation, North China Electric Power University, Baoding 071003, China)

Abstract: Due to the interference of complex background in UAV inspection image and the influence of external factors such as aerial shooting Angle, insulator object recognition will bring certain difficulty. When the commonly used Faster R-CNN model is used for insulator object detection under complex background, there is the problem of missing detection of small object insulators that are distant or blocked. Therefore, this paper selects ResNet101 as the backbone network on the existing Faster R-CNN model. The FPN structure is introduced to improve the detection accuracy of the occluded small object insulator, reduce the missed detection rate of occluded targets, and the channel attention mechanism SENet is added to enhance the insulator characteristics. The experimental results show that the improved model based on Faster R-CNN achieves an accuracy of 93.2% in insulator object detection under complex background, which is 6.4% higher than that of the baseline model AP⁵⁰, and is superior to some advanced object detection models at present, with high detection accuracy for insulators under complex background, and can solve the problem of false detection and missing detection of small object insulators.

Keywords: insulator; object detection; FPN; squeeze-and-excitation attention

0 引 言

高压输电线路设备的安全是保证供电线路安全运行的关键。而绝缘子作为架空输电线路中的一个主要承重构件,对整个线路的固定、保护、连接和维持稳定运行起着重要作用^[1]。由于绝缘子所处的自然环境比较复杂以及长期处于强电场中,绝缘子容易产生腐化、变形、损坏等缺陷^[2]。因此尽早发现故障可以有效防止电力中断和巨大的经济损

失,从而促进电网安全和稳定运行。为了实现绝缘子的智能诊断,其首要的重难点便是从航拍图像中的复杂背景下准确检测出绝缘子目标,以保证后续故障诊断、跟踪、管理等运维任务的开展。

目前,绝缘子目标检测主要包括两种研究方法:基于手工设计特征提取结合机器学习的传统目标检测方法和基于深度学习模型的目标检测方法^[3]。第1种方法基于人工设计的特征如轮廓特征^[4]、颜色特征^[5]、纹理特征^[6]

收稿日期:2022-10-07

^{*} 基金项目:国家自然科学基金(61871182)、河北省自然科学基金(F2020502009, F2021502008)、中央高校基本科研业务费专项资金(2021MS081)项目资助

等特征提取绝缘子,这种传统目标检测方法只适用于背景干扰小、特定尺寸或特定光照条件等场景,无法胜任准确识别复杂背景航拍图像中绝缘子的任务;第 2 种方法利用卷积神经网络进行目标特征提取,不存在传统人工设计特征导致的问题。因此基于深度学习模型的目标检测方法在电力行业中的绝缘子目标检测里应用广泛,国内外进行了大量相关研究。Liu 等^[7]基于 YOLO^[8-10]网络改进的轻量级实时深度神经网络用于绝缘子目标检测,实验验证了该算法的计算量小和快速性。该单阶段模型具有模型小、检测速度快的优点,但是检测精度却不占优势^[11]。由此,Miao 等^[12]提出将 SSD^[13]与两阶段微调策略相结合,从而兼顾检测绝缘子目标的精度和速度。但考虑到后续缺陷检测工作的展开需要更好地准确识别出绝缘子目标,因此检测精度是重要关注点,两阶段模型如 Faster R-CNN^[14]在检测精度上更占优势。陈春玲等^[15]选择 VGGNet 作为 Faster R-CNN 的骨干网络,使用该模型进行预训练,并在绝缘子训练集上再训练,实验结果表明可以很好地检测出复杂背景下的绝缘子目标。王栋梁^[16]选择 DarkNet 作为 Faster R-CNN 的骨干网络,验证了 Faster R-CNN 用于绝缘子检测的可行性。杨焰飞等^[17]训练原 Faster-RCNN 模型,利用 K-means 对绝缘子数据集进行聚类,实验结果表明,该方法有利于提高绝缘子识别率及其定位精度。Zhao 等^[18]改进了 Faster R-CNN 模型的区域建议网络(RPN)的锚点生成方法和非极大抑制(NMS),从而更好地检测绝缘子。但上述方法虽然在绝缘子精度上有所提高但没有考虑检测过程中存在小目标绝缘子的情况,因此需要对其进行改进。

为此,本文的主要研究内容是使用基于改进的 Faster R-CNN 模型完成对无人机巡检图像中复杂背景下的绝缘子目标的检测,以提高绝缘子目标检测的精度。本文针对原始 Faster R-CNN 因高层次的特征图保留的细节信息较少,无法解决小尺度绝缘子检测以及检测精度需要提升的问题,在 Faster R-CNN 的基础上,选择表现较好的特征提取网络 ResNet101,并在该基础上引入 FPN 结构,通过 FPN 结构实现多尺度检测来有效缓解小尺度绝缘子检测精度低的问题;其次,引入通道注意力机制 SENet,对提取的特征里的复杂背景噪音进行忽略,突出绝缘子部分的权重,从而提高绝缘子目标检测的精度。

1 研究背景

因传统人工巡检费时费力和大型直升机巡检成本高的问题,目前电力行业中输电线路的巡检方式主要采用灵活的无人机巡检^[19]。本文数据集使用的正是输电线路绝缘子的无人机航拍图像,从无人机航拍图像中检测绝缘子主要存在以下两个问题。下文主要针对绝缘子检测存在的以下两个问题,展开相关的工作对绝缘子目标检测的方法加以研究和改进。

1.1 复杂背景的干扰

图 1 为输电线路绝缘子的无人机航拍图像,由图 1 可知,绝缘子所处的背景十分复杂,往往包括山坡树林、湖泊河流、农田房屋等。复杂的背景会对绝缘子的特征提取造成干扰,提高绝缘子检测的难度。

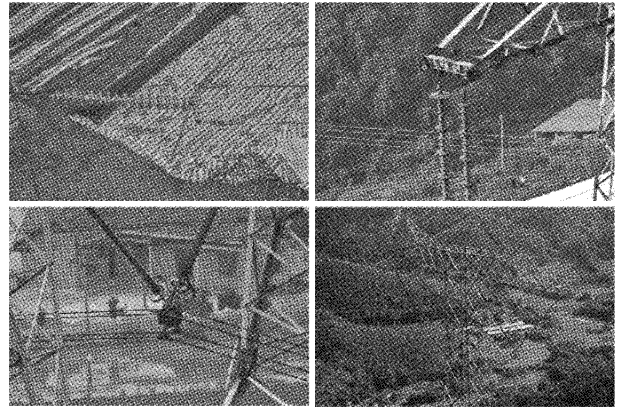


图 1 复杂背景问题

1.2 存在尺度较小的检测目标

因为高压输电线路周围的强磁场会对无人机的通信信号造成干扰,过近拍摄容易导致无人机挂线等事故,进而影响输电线路正常运行,所以无人机拍摄常常无法拍摄近距离镜头,因此,图片中会出现远处的尺度较小的绝缘子;其次因为无人机拍摄角度的影响,会出现被遮挡掉一部分的尺度较小的绝缘子。如图 2 中红色框内为所存在的上述特殊情况的小尺度绝缘子,这些小目标的检测会增加绝缘子目标检测的难度,从而对绝缘子目标检测的精度造成较大的影响。

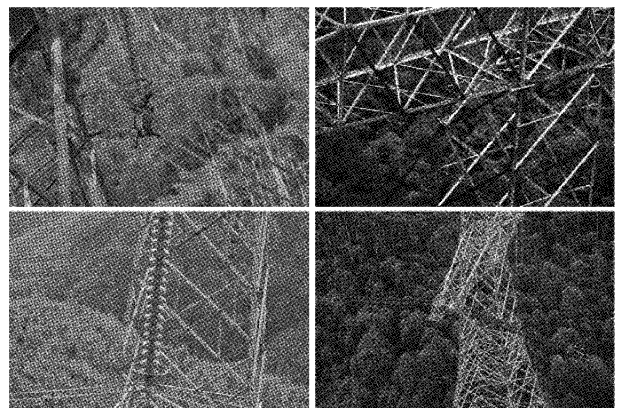


图 2 尺度较小的绝缘子

2 研究方法

本文模型针对原始 Faster R-CNN 存在的问题,在 Faster R-CNN 的基础上,选用 ResNet101 为特征提取网络;为了检测到被遮挡的小目标绝缘子,引入 FPN 结构实现多尺度检测;在原残差网络 ResNet101 上加入通道注意力机制 SENet,用于增强表征绝缘子特征的通道权重。改

进Faster R-CNN总体网络结构如图3所示,输入的无人机图片首先经过改进后的增加了注意力机制SENET的残差网络ResNet101进行特征提取,原Faster R-CNN直接使用最高层的预测特征层进行输出,改进后的输出经过FPN

模块得到多个预测特征层,使用多个预测特征层的输出至RPN层生成对应候选区域,对应候选区域和特征图一起通过ROI Pooling层进行缩放和展平处理,接着经过两个全连接层进行分类与回归,得到最后的预测图片。

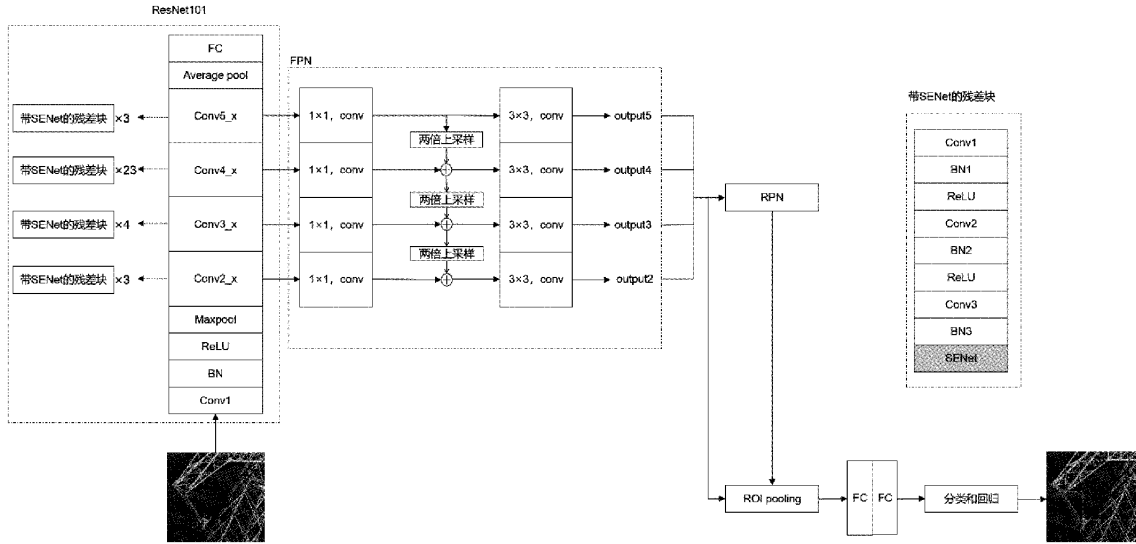


图3 网络总体结构

2.1 特征提取网络模块

特征提取网络的功能是将输入的无人机巡检图片进行特征提取得到特征图。常见的Faster R-CNN的特征提取网络有VGG16^[20]、ResNet^[21]和Mobilenet^[22]等。针对原Faster R-CNN卷积层数增加会出现梯度消失和梯度爆炸的问题,本文模型的骨干网络选用由何恺明等^[21]提出的残差网络ResNet101,因其具有超深的神经网络层数,能够更为有效地提取特征,提高模型的鲁棒性。该网络由一系列残差结构所组成,残差结构如图4所示,其具体表达式如式(1)所示。

$$x_{i+1} = x_i + F(x_i, W_i) \tag{1}$$

式中: x_i 表示输入的特征向量; $F(x_i, W_i)$ 表示由一系列卷积核组成的残差函数; x_{i+1} 表示输出的特征向量。

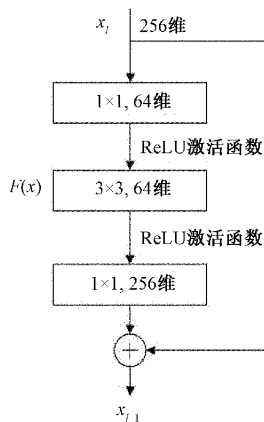


图4 残差结构

此外,该网络通过使用Batch Normalization^[23]加速训练并有效地解决由神经网络层数增大引起的梯度消失和梯度爆炸的问题。

残差网络ResNet101的具体网络结构如图5所示。输入的无人机巡检图片先后经过卷积层、BN层、ReLU激活函数、最大池化层,再陆续经过4个预测特征层,预测特征层Conv2_x、Conv3_x、Conv4_x、Conv5_x下面分别有3、4、23、3个残差块,最后经过最大池化进入全连接层得到最终输出的绝缘子特征图。

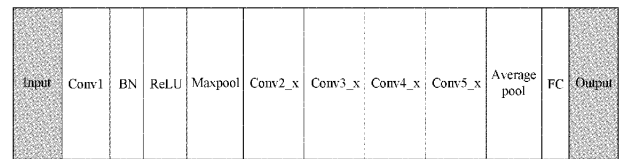


图5 ResNet101网络结构

2.2 FPN 模块

因为无人机巡检图片中存在远处的或者被部分遮挡的小目标绝缘子,而在原始的Faster R-CNN模型中使用多层卷积后的最后一层绝缘子特征图进行预测,高层的特征图适合检测图片中占面积较大的绝缘子,往往会忽略小目标绝缘子信息,从而造成对于图片中占面积较小的绝缘子的检测精度低。针对这一问题,在设计的模型中引入Lin^[24]等提出的特征金字塔网络FPN,该网络将特征提取网络中高层特征进行二倍上采样与低层特征进行融合,在融合后的每一层的特征图上都会进行预测,从而实现多尺度检测,能够更好地检测小目标。

在特征提取网络 ResNet101 后加入 FPN 结构的网络模型如图 6 所示,从图中可以看出经过 FPN 网络后会得到多个预测特征层,不同预测特征层可以用于预测图像内不同尺度的绝缘子目标,低层特征层用于小目标绝缘子的检测,随着特征层深度的增加,逐渐增加预测目标的尺度。

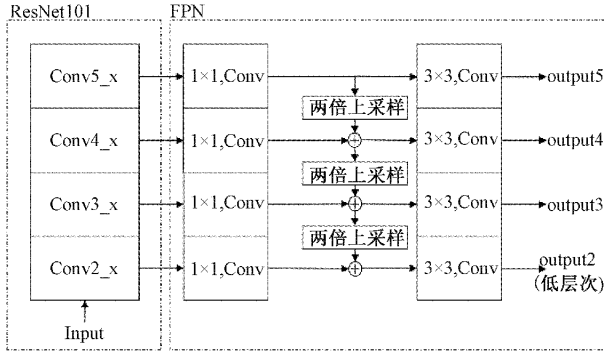


图 6 ResNet101+FPN 网络结构

2.3 通道注意力机制 SENet 模块

为了更好地从复杂背景中提取绝缘子的有效特征,提高检测的准确率。本文在模型中引入由 Hu^[25]等提出的通道注意力机制 SENet,其主要的功能是将重要通道的特征加强,把不重要通道的特征减弱,从而提取更为显著的绝缘子特征,忽略复杂背景噪音的干扰,达到更好的检测效果。

该模块的网络结构如图 7 所示,其具体过程是:

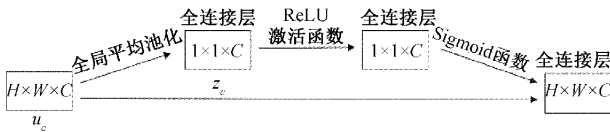


图 7 SENet 网络结构

1) Squeeze 部分

进行全局平均池化将输入挤压成 1×1×C 的输出,其目的是减少空间分布上的无关信息。采用的全局平均池化的公式为:

$$z_c = Fsq(u_c) = \frac{1}{W \times H} \sum_{i=1}^W \sum_{j=1}^H u_c(i, j) \quad (2)$$

式中: z_c 为全局平均池化的输出, u_c 为输入的卷积, $Fsq(x)$ 是所采用的全局平均池化函数,该函数采用较为简单的求取平均值的方法,对空间上高和宽的信息求平均。

2) Excitation 部分

先通过一个全连接层再通过一个 ReLU 函数,再次通过一个全连接层,最后将 Sigmoid 后的值乘到通道上,作为下一级的输入。

该模块可以很便捷地嵌入到残差网络 ResNet101 结构中去,本文将该模块添加至 ResNet101 中预测特征层的每个残差结构的第 3 个卷积层后,其具体结构如图 8 所示。加入该通道注意力机制,对提取的特征里的复杂背景噪音

进行忽略,突出绝缘子部分的权重,从而提高复杂背景下绝缘子目标检测的精度。

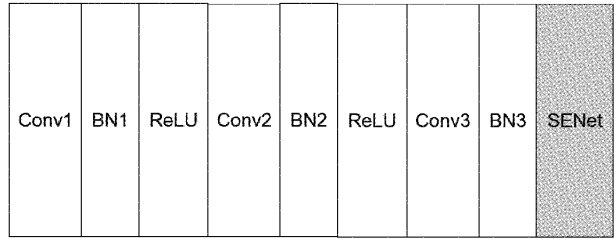


图 8 SE-ResNet101 结构

3 实验结果与分析

本文实验过程主要可以分为以下 3 大部分:第 1 部分是对绝缘子数据集进行标注和划分训练集和测试集作为实验数据;第 2 部分主要是构建本文改进的网络模型,将注意力机制模块 SENet 与 Faster R-CNN 主干特征提取网络 ResNet101 相结合,并加入 FPN 结构进行多尺度检测;第 3 部分是实验部分,设置模型的超参数信息,通过改进的网络模型对数据集进行训练,在测试集上验证模型效果,本文主要进行了对比实验和消融实验,从而确立本文模型的优势和可行性。使用模型检测目标绝缘子的流程如图 9 所示。

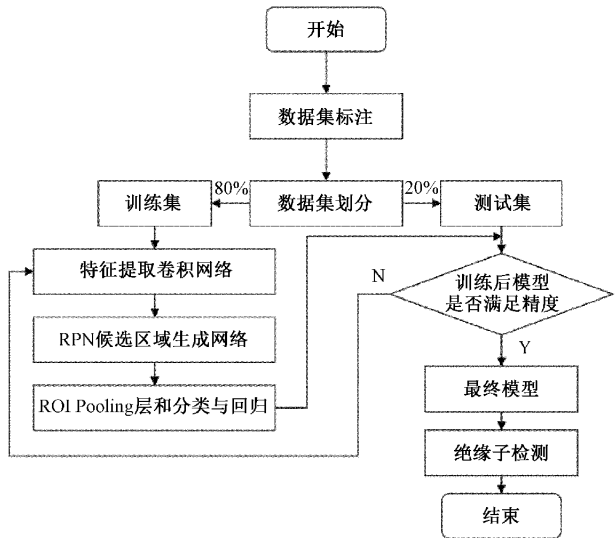


图 9 绝缘子检测流程图

3.1 数据集的准备

本文选用 2 759 张无人机航拍图像作为数据集,其中的 80% 作为训练集来训练模型,剩余的 20% 作为测试集对模型进行测试,通过测试数据直接判断模型的效果,并在模型进入真实环境前对模型进行改进。

3.2 评价指标

因为本文数据集使用的是 COCO 格式数据集,使用 COCO 检测评价矩阵^[26]对模型进行评价,其评级指标含有

不同IoU阈值下的AP值, AP^{50-95} 是指IoU阈值取0.5到0.95间隔为0.05(总共10个IoU)变化的AP值的均值; AP^{50} 即预测的边界框和真实标注的GT-box的IoU大于0.5,则认为预测正确,同理, AP^{75} 即预测的边界框和真实标注的GT-box的IoU大于0.75,则认为预测正确。很明显,当IoU阈值取得越大,准确率AP会下降,评估更为严格。通过评价指标 AP^{small} 来验证本文模型在小目标检测效果上的提升,在本文中该指标为面积小于 96^2 的小目标对应的 AP^{50-95} 值。

与AP平均精确率一样,AR平均召回率也是评价模型性能的指标之一。AR是从查全率的角度来评价模型的效果,该指标是指每张图片在固定的预测框数目的限制下的最大查全率。通过评价指标 AR^{small} 来验证本文模型在小目标漏检率上的降低。

3.3 实验环境和设置

本文中所有的模型均使用NVIDIA 1080Ti进行训练和测试,使用Ubuntu 16.04.6 LTS作为操作系统,采用CUDA 11.3加速,计算机语言为Python3.7,网络框架为Pytorch。

本文模型为骨干网络为ResNet101的Faster R-CNN模型,该模型带FPN网络和通道注意力机制SENet的模型,在训练的过程中,训练超参数设置情况如表1所示。其中优化器设置为随机梯度下降(SGD),采用L1Loss来计算损失,先验框生成器的设置如下:先验框尺度(anchor scale)取值为[4, 8, 16, 32, 64],每个先验框对应的比例(anchor ratio)取值为[0.5, 1.0, 2.0]。

表1 训练超参数设置

训练超参数	参数值
学习率	0.02
动量因子	0.9
权重衰减因子	0.0001
batch-size	2
最大epoch个数	24

3.4 对比实验

为了验证本研究提出模型的有效性,将骨干网络为ResNet50的传统Faster R-CNN模型作为基线模型(baseline),并将本文模型与基线模型以及通用的目标检测网络进行比较。

选择YOLO、SDD的通用模型用于绝缘子检测,在同样的数据集上使用YOLO v3、SSD、baseline以及本文模型进行训练和测试,其中YOLO v3模型中带SPP^[27]模块,该模块类似于本文设计的Faster R-CNN中的FPN模块的作用,实现了不同尺度的特征融合,有利于远处或被遮挡的绝缘子小目标的检测和多尺度检测;SSD模型中骨干网络选择ResNet50,输入网络图片尺寸为 300×300 ;基线模

型为未增加本文提及的改进模块的原始Faster R-CNN模型,本文模型与其他目标检测模型在小目标上的检测结果对比如图10所示。

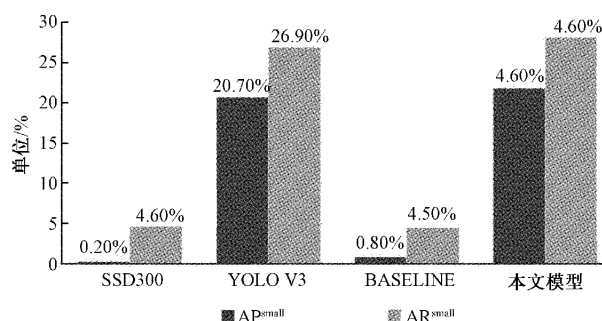


图10 绝缘子小目标检测结果对比图

从图10分析可知,本文模型检测小目标绝缘子的精确度 AP^{small} 和召回率 AR^{small} 远远高于未实现多尺度检测的SSD模型的精度,且略高于使用SPP模块实现多尺度检测的YOLO v3模型,相较于基线模型本文模型精确度 AP^{small} 提高了21%,召回率 AR^{small} 提高了23.7%,说明经过改进后的本文模型提高了小目标的识别精度,降低了小目标绝缘子的漏检率,与其他算法相比,解决小目标绝缘子误检和漏检问题。

本文模型与其他目标检测模型在检测复杂背景下绝缘子目标的结果对比如表2所示。从表2数据分析可知,本文模型用于复杂背景下绝缘子检测的精确度 AP^{50} 达到93.2%,相较于SSD模型获得了5.8%的提高;相较于YOLO v3模型获得了5.2%的提高;相较于基线模型获得了6.4%的提高。综上可得,本文模型的检测精度远高于通用的目标检测网络YOLO v3和SSD模型,说明本文研究方法能有效检测到复杂背景中的绝缘子目标。

表2 不同目标检测算法实验结果对比

模型	AP^{50-95}	AP^{50}	AP^{75}	AR^{100}
SSD300	55.6	87.4	63.4	63.9
YOLO v3	56.6	88.0	63.8	64.8
Baseline	49.6	86.8	52.7	59.2
本文模型	70.9	93.2	81.2	76.7

下面对上述模型在同一张测试图片上的预测效果如图11所示进行分析:图11(a)为SSD300模型的预测效果,图中存在被遮掩绝缘子目标漏检的情况;图11(b)为YOLO v3模型的预测效果,图中出现被遮挡的绝缘子小目标漏检的情况和框不准的情况;图11(c)为基线模型的预测效果,图中出现被遮挡的绝缘子小目标漏检的情况和多个目标绝缘子框不准的情况;图11(d)为本文模型的预测效果,图片中没有存在漏检和错检的目标,很好地检测到了绝缘子。对比可得,本文模型对复杂背景下绝缘子的

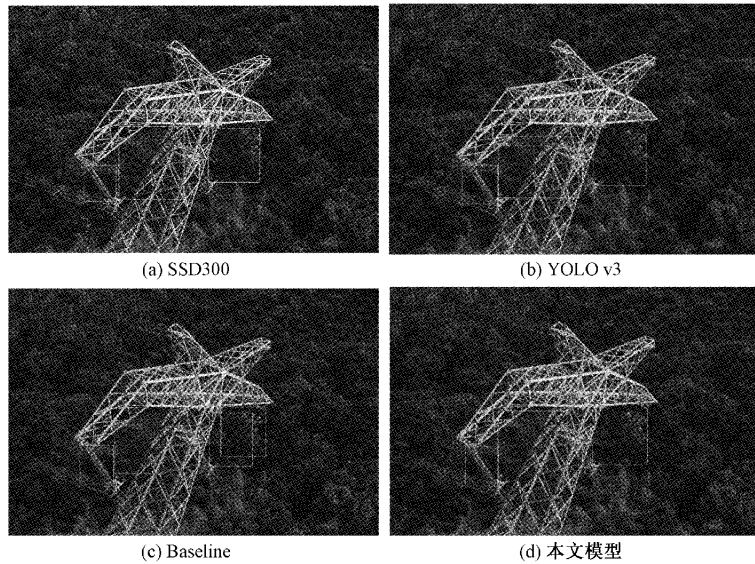


图 11 检测结果对比

目标检测具有更好的效果且能更好地检测到小目标绝缘子。

3.5 消融实验

为了测试本文提出的改进模块的有效性,进行基于基线的不同模块的消融实验。消融实验结果如图 12 和表 3 所示。图 12 为在小目标绝缘子检测上的消融结果,验证各个模块用于检测绝缘子小目标的有效性;表 3 为所有复杂背景下绝缘子检测的消融结果,验证各个模块对检测的提升效果。

1)FPN 结构的影响

为了验证该模型中 FPN 模块的有效性,移除 FPN 对

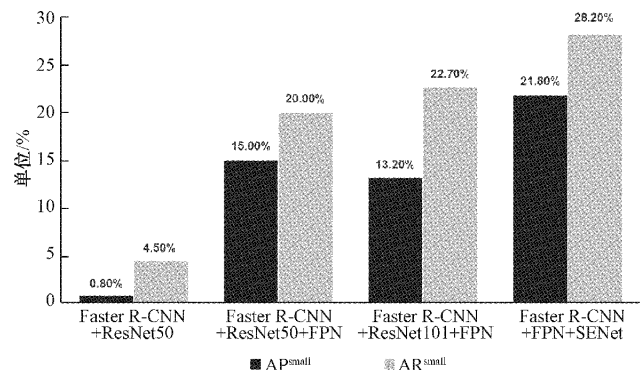


图 12 绝缘子小目标检测消融结果图

表 3 消融实验结果对比

Faster R-CNN	ResNet50	ResNet101	FPN	SENet	AP ⁵⁰⁻⁹⁵	AP ⁵⁰	AP ⁷⁵	AR ¹⁰⁰
✓	✓				49.6	86.8	52.7	59.2
✓	✓		✓		68.7 ^{+19.1}	91.5 ^{+4.7}	78.5 ^{-23.8}	74.4 ^{-13.2}
✓		✓	✓		70.8 ^{+21.2}	92.2 ^{+5.4}	81.5 ^{-28.8}	76.1 ^{-16.9}
✓		✓	✓	✓	70.9 ^{+21.3}	93.2 ^{+6.4}	81.2 ^{+28.5}	76.7 ^{+17.5}

测试样本进行测试。将基线模型与在基线模型上加 FPN 的结果进行比较,从图 12 中可以看出,小目标绝缘子的精确度 AP^{small} 提高了 14.2%,召回率 AR^{small} 提高了 15.5%;表 3 中结果表明,FPN 网络部分可使绝缘子检测的精确率 AP⁵⁰ 提高 4.7%,召回率 AR¹⁰⁰ 提高 15.2%。这表明加入 FPN 网络部分确实可以实现多尺度训练,更好地实现远处的或被遮挡的绝缘子小目标的检测,漏检的情况也大大减小,从而能够更准确地从复杂背景中检测出绝缘子。

2)不同骨干网络的影响

为了验证该模型中骨干网络取 ResNet101 的有效性,将基线模型的特征提取网络 ResNet50 换成 ResNet101 进

行比较。图 12 和表 3 中的实验结果表明,骨干网络的变化对绝缘子检测精度的影响比较小,精确率 AP⁵⁰ 仅提高 0.7%,不过召回率 AR¹⁰⁰ 提高了 1.7%,对小目标检测来说,也仅在召回率上有所提升。精确率提高不多是因为骨干网络并不是目标检测的核心部分,相比于 ResNet50,特征提取网络 ResNet101 在减少漏检方面表现更为优秀。所以最终本文采用精度最好的、召回率较高、应用于大多数目标检测模型的 ResNet101 作为骨干网络。

3)通道注意力机制 SENet 的影响

为了验证该模型中通道注意力机制 SENet 部分的有效性,移除通道注意力机制 SENet 再对测试样本进行测

试。从图12中可以看出,小目标绝缘子的精确度 AP^{small} 提高了8.6%,召回率 AR^{small} 提高了5.5%;表3中实验结果表明,通道注意力机制SENet部分可使绝缘子检测精确率 AP^{50} 提高1%,召回率 AR^{100} 提高0.6%。这表明加入注意力机制SENet网络部分确实可以对提取的特征里的复杂背景噪声进行忽略,突出绝缘子部分的权重,从而提高被遮挡的小目标的检测精度,更好地实现复杂背景中绝缘子的检测。

4 结 论

本文基于现有的Faster R-CNN模型设计模型方案,选择ResNet101作为Faster R-CNN模型的骨干网络,引入FPN结构实现多尺度训练和对远处的或被遮挡的绝缘子小目标的检测,并增加通道注意力机制SENet突出绝缘子部分的权重,提高模型的特征提取能力,从而得到本文最终的绝缘子目标检测模型。实验结果表明,本文模型在复杂背景下绝缘子目标检测中达到精度 AP^{50} 为93.2%,并通过一系列对比和消融实验确立本文模型的优势。

此外,本文忽略了目标检测速度的考量,在下一步的研究中,可以简化网络结构,避免出现不必要的计算量,加快模型的检测速度,兼顾定位精度与检测实时性。

参考文献

- [1] 赵振兵,蒋志钢,李延旭,等. 输电线路部件视觉缺陷检测综述[J]. 中国图象图形学报, 2021, 26(11): 2545-2560.
- [2] 任文斌. 输电绝缘子安全监测与预警研究[J]. 中国农村水利水电, 2012(12): 168-171.
- [3] 周宇,徐波,宋爱国,等. 基于改进文本检测识别的绝缘子串异常定位和判别方法[J]. 高电压技术, 2021, 47(11): 3819-3826.
- [4] FANG T, JIN X, HU X L, et al. A fast insulator-contour-detection-algorithm on power transmission lines images [J]. Applied Mechanics & Materials, 2012, 201-202: 337-343.
- [5] 马帅营,安居白,陈舫明. 基于区域定位的绝缘子图像分割[J]. 电力建设, 2010(7): 14-17.
- [6] 彭向阳,梁福逊,钱金菊. 基于机载红外影像纹理特征的输电线路绝缘子自动定位[J]. 高电压技术, 2019(3): 7.
- [7] LIU C, WU Y, LIU J, et al. MT-YOLO: A light-weight and real-time deep neural network for insulator detection in complex aerial images [J]. Energies, 2021, 14(5): 1426.
- [8] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: Unified, real-time object detection[C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016: 779-788.
- [9] REDMON J, FARHADI A. YOLO9000: Better, faster, stronger[J]. IEEE, 2017:6517-6525.
- [10] REDMON J, FARHADI A. YOLOv3: An incremental improvement[J]. ArXiv Preprint, 2018, ArXiv: 1804. 02767.
- [11] 李鑫,刘帅男,杨楨,等. 基于改进Cascade R-CNN的输电线路多目标检测[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(10): 24-32.
- [12] 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: 1-1.
- [13] LIU W, ANGUELOV D, ERHAN D, et al. SSD: Single shot multibox detector [C]. European Conference on Computer Vision, 2016:21-37.
- [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 and Machine Intelligence, 2017, 39(6): 1137-1149.
- [15] 陈春玲,杨雪,周云成,等. 基于卷积神经网络的绝缘子目标识别方法研究[J]. 沈阳农业大学学报, 2019, 50(4): 6.
- [16] 王栋梁. 基于卷积神经网络的绝缘子目标检测方法研究[J]. 工业控制计算机, 2021, 34(4): 109-111.
- [17] 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.
- [18] ZHAO Z, ZHEN Z, ZHANG L, et al. Insulator detection method in inspection image based on improved Faster R-CNN[J]. Energies, 2019, 12(7), DOI:10.3390/en12071204.
- [19] 董召杰. 基于YOLOv3的电力线关键部件实时检测[J]. 电子测量技术, 2019,42(23):173-178.
- [20] SIMONYAN K, ZISSERMAN A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition [J]. ArXiv Preprint, 2014, ArXiv: 1409.1556.
- [21] HE K, ZHANG X, REN S, et al. Deep residual learning for image recognition[C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016:770-778.
- [22] HOWARD A G, ZHU M, CHEN B, et al. MobileNets: Efficient convolutional neural networks for mobile vision applications [J]. ArXiv Preprint, 2017, ArXiv: 1704.04861.
- [23] IOFFE S, SZEGEDY C. Batch normalization: Accelerating deep network training by reducing internal covariate shift[C]. International Conference

- on Machine Learning, PMLR, 2015:448-456.
- [24] LIN T Y, DOLLAR P, GIRSHICK R, et al. Feature pyramid networks for object detection [C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017:2117-2125.
- [25] HU J, SHEN L, SUN G. Squeeze-and-excitation networks[C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018:7132-7141.
- [26] LIN T Y, MAIRE M, BELONGIE S, et al. Microsoft coco: Common objects in context [C]. European Conference on Computer Vision. Springer, Cham, 2014:740-755.
- [27] HE K, ZHANG X, REN S, et al. Spatial pyramid

pooling in deep convolutional networks for visual recognition [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2015, 37(9):1904-1916.

作者简介

翟永杰,博士,教授,主要研究方向为模式识别与计算机视觉、机器学习与人工智能、分散控制系统设计与应用等。

E-mail:zhaiyongjie@ncepu.edu.cn

王璐瑶(通信作者),硕士研究生,主要研究方向为模式识别与计算机视觉。

E-mail:wangluyao@ncepu.edu.cn

郭聪彬,硕士研究生,主要研究方向为电力视觉与知识推理。

E-mail:guocongbin@ncepu.edu.cn