



## 注意力机制和Faster RCNN相结合的绝缘子识别

赵文清, 程幸福, 赵振兵, 翟永杰

引用本文:

赵文清, 程幸福, 赵振兵, 等. 注意力机制和Faster RCNN相结合的绝缘子识别[J]. 智能系统学报, 2020, 15(1): 92–98.

ZHAO Wenqing, CHENG Xingfu, ZHAO Zhenbing, et al. Insulator recognition based on attention mechanism and Faster RCNN[J]. *CAAI Transactions on Intelligent Systems*, 2020, 15(1): 92–98.

在线阅读 View online: <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201907023>

## 您可能感兴趣的其他文章

### 基于双向消息链路卷积网络的显著性物体检测

Salient object detection based on bidirectional message link convolution neural network  
智能系统学报. 2019, 14(6): 1152–1162 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201812003>

### 基于改进的Faster R-CNN高压线缆目标检测方法

Object detection of high-voltage cable based on improved Faster R-CNN  
智能系统学报. 2019, 14(4): 627–634 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201905026>

### 低觉醒脑电识别与唤醒的可穿戴系统研究

A wearable system to recognize and awaken low-arousal state  
智能系统学报. 2019, 14(4): 787–792 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201806047>

### 融合LBP纹理特征与B2DPCA技术的手指静脉识别方法

Finger vein recognition method combining LBP texture feature and B2DPCA technology  
智能系统学报. 2019, 14(3): 533–540 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201801014>

### 基于用户移动轨迹的个性化健康建议推荐方法

Personalized recommendation algorithm of health advice based on the user's mobile trajectory  
智能系统学报. 2016, 11(2): 264–271 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201511026>

### 词边界字向量的中文命名实体识别

Chinese named entity recognition via word boundary based character embedding  
智能系统学报. 2016, 11(1): 37–42 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201507065>

微信公众平台



关注微信公众号, 获取更多资讯信息

DOI: 10.11992/tis.201907023

# 注意力机制和 Faster RCNN 相结合的绝缘子识别

赵文清<sup>1</sup>, 程幸福<sup>1</sup>, 赵振兵<sup>2</sup>, 翟永杰<sup>1</sup>

(1. 华北电力大学 控制与计算机工程学院, 河北 保定 071003; 2. 华北电力大学 电气与电子工程学院, 河北 保定 071003)

**摘 要:** 针对利用 Faster RCNN 识别绝缘子图像过程中定位不够准确的问题, 提出一种注意力机制和 Faster RCNN 相结合的绝缘子识别方法。在特征提取阶段引入基于注意力机制的挤压与激励网络 (Squeeze-and-Excitation Networks, SENet) 结构, 使模型能够关注与目标相关的特征通道并弱化其他无关的特征通道; 根据绝缘子的特点, 对区域建议网络 (region proposal network, RPN) 生成锚点 (anchor) 的比例和尺度进行调整; 在全连接层运用注意力机制对周围建议框的特征向量赋予不同权重并进行融合, 更新目标建议框的特征向量。实验结果表明: 与传统的 Faster RCNN 算法相比, 改进后的算法能够较好地识别出绝缘子。

**关键词:** Faster RCNN; 绝缘子; 注意力机制; SENet; 特征通道; RPN; 建议框; 特征向量

**中图分类号:** TP391 **文献标志码:** A **文章编号:** 1673-4785(2020)01-0092-07

中文引用格式: 赵文清, 程幸福, 赵振兵, 等. 注意力机制和 Faster RCNN 相结合的绝缘子识别 [J]. 智能系统学报, 2020, 15(1): 92-98.

英文引用格式: ZHAO Wenqing, CHENG Xingfu, ZHAO Zhenbing, et al. Insulator recognition based on attention mechanism and Faster RCNN[J]. CAAI transactions on intelligent systems, 2020, 15(1): 92-98.

## Insulator recognition based on attention mechanism and Faster RCNN

ZHAO Wenqing<sup>1</sup>, CHENG Xingfu<sup>1</sup>, ZHAO Zhenbing<sup>2</sup>, ZHAI Yongjie<sup>1</sup>

(1. School of Control and Computer Engineering, North China Electric Power University, Baoding 071003, China; 2. School of Electrical and Electronic Engineering, North China Electric Power University, Baoding 071003, China)

**Abstract:** In order to solve the problem of inaccurate location in the process of recognizing insulator image using Faster RCNN, this paper proposes an insulator recognition method based on attention mechanism and Faster RCNN. Firstly, the Squeeze-and-Excitation Networks (SENet) structure based on attention mechanism is introduced in the feature extraction stage to enable the model to focus on the target-related feature channels and weaken other irrelevant feature channels. Then, according to the characteristics of insulators, the proportion and scale of anchors generated by regional proposal network (RPN) are adjusted. Finally, the attention mechanism is applied in the full connected layer to give different weights to the feature vectors of the surrounding suggestion boxes and fuse them to update the feature vectors of the target suggestion boxes. The experimental results show that the improved algorithm can recognize insulators better than the traditional Faster RCNN algorithm.

**Keywords:** Faster RCNN; insulator; attention mechanism; SENet; characteristic channel; RPN; proposal boxes; feature vector

绝缘子是输电线路中常见的核心部件, 被广泛应用于高压输电线路中, 在电气绝缘和支撑导线中起着重要的作用, 其运行状态直接影响着整

个输电线路的正常运行<sup>[1]</sup>。由于绝缘子长期受到室外环境的侵蚀, 时常会发生掉串、破损等故障<sup>[2]</sup>, 为更好地从图像中检测出绝缘子的各种缺陷, 需要提前对绝缘子进行准确识别。

传统的绝缘子识别方法有利用目标颜色特征进行阈值分割的识别法<sup>[3]</sup>、基于轮廓特征的定位

收稿日期: 2019-07-15.

基金项目: 国家自然科学基金项目 (61871182, 61773160).

通信作者: 赵文清. E-mail: jbzwwq@126.com.

方法<sup>[4]</sup>等。然而, 这些方法需要人工设计目标特征, 并且针对不同的目标场景需要设计不同的特征, 无法避免人为主观因素导致的漏检或误检, 识别准确率低。与传统方法相比, 卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)能够从图像中自动提取表达能力更强的特征<sup>[5]</sup>, 减少识别时间, 提高分类和识别的准确率。文献[6]使用CNN实现绝缘子的自动定位。文献[7]在R-FCN模型的基础上引入ASDN层, 将绝缘子识别的平均准确率由77.27%提升至84.29%; 文献[8]利用Faster RCNN框架对绝缘子进行识别, 取得了较好的识别效果。但在Faster RCNN识别过程中, 由RPN得到的目标建议框定位不够精确, 影响后续精确定位结果, 导致识别准确率不够理想。

针对以上问题, 本文提出注意力机制与Faster RCNN相结合的绝缘子识别算法。首先在Faster RCNN网络的特征提取阶段引入Hu等<sup>[9]</sup>提出的基于注意力机制的SENet结构, 使网络能够自动学习到每个特征通道的重要程度, 关注与目标相关的特征通道而抑制与目标不相关的特征通道, 提升网络性能; 然后, 在RPN生成anchor阶段, 根据绝缘子特点, 改进基础anchor比例和尺度; 最后, 结合注意力机制计算建议框之间相互依赖关系的权重, 融合周围建议框的特征向量来更新每一个目标建议框的特征向量, 使目标建议框的特征向量包含更准确的位置信息, 促进识别准确率的提升, 进一步提高绝缘子识别精度。

## 1 相关技术介绍

### 1.1 SENet 结构

SENet是一种简单而有效的基于注意力机制的网络, 能够嵌入到当前主流的CNN结构中, 增强特征提取层的感受野, 提升卷积神经网络的性能。

在SENet结构中, 注意力机制的两大核心操作是挤压(squeeze)和激励(excitation)。首先, 对输入的特征图进行全局平均池化(global average pooling, GAP), 将 $M$ 个 $W \times H$ 大小的特征图提取成长度为 $M$ 的 $1 \times 1$ 的实数列。目的是使每个特征图都能利用其他特征图的上下文信息, 从而具有全局的感受野, 感受野尺寸较小的低层网络也能够利用全局信息<sup>[10]</sup>。然后将实数列送入两个全连接层, 先降维, 得到 $1 \times 1 \times (M/r)$ 的向量, 使用ReLU激活函数<sup>[11]</sup>, 再升维, 得到 $1 \times 1 \times M$ 的向量, 使用Sigmoid激活函数, 得到每个通道对应的权重。最终, 每个通道与对应权重相乘, 进行通道加权, 得到更新后的通道。SENet结构如图1所示。 $X$ 表示输入特征图,  $Y$ 表示经过SENet更新后输出的特征图。

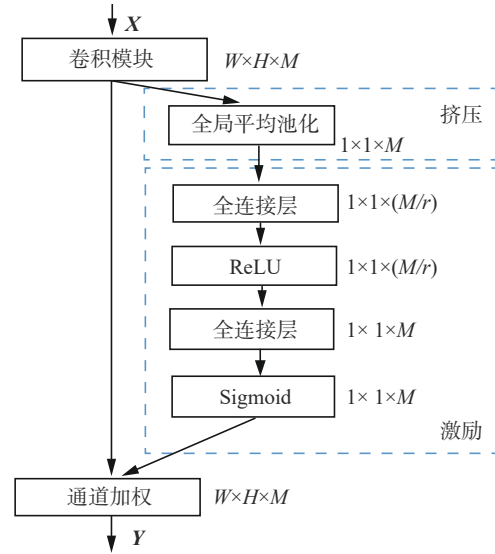


图 1 基于注意力机制的 SENet 结构

Fig. 1 SENet structure based on attention mechanism

### 1.2 Faster RCNN 模型

Faster RCNN 对目标的定位和识别主要分为以下 5 个步骤:

1) 输入原始图像, 首先需要对图片大小进行限制, 限制短边不超过 600, 长边不超过 1 000, 对于输入图像优先考虑长边的限制, 当原始图像有一边超过限制时, 对长边和短边进行同比例放缩。

2) 使用卷积神经网络提取图像中目标的特征, 生成的特征图由 RPN 和检测网络共享, 本文采用的是 VGG16<sup>[12]</sup> 特征提取网络, 得到 VGG16 最后一个卷积层输出的特征图, 用于接下来的分类和预测步骤。

3) 将步骤 2) 中得到的特征图输入 RPN, 经过卷积、池化等操作生成的特征图与输入图像在尺寸上有一定的映射关系, 特征图上的每个点在输入图像中都有对应的位置, 在输入图像上为每一个位置生成 9 个大小、形状不同的 anchor<sup>[13]</sup>, 然后采用滑动窗口策略生成大量 anchor。对每个 anchor 分类为背景或前景, 接着对前景 anchor 利用边界框回归来修正, 得到建议框。使用非极大值抑制算法(non-maximum suppression, NMS)<sup>[14]</sup> 根据分类的得分对这些建议框进行排序, 去除冗余的建议框, 并选择其中得分较高的建议框作为感兴趣区域(regions of interest, RoIs) 输出。训练时, RPN 的损失函数定义如式 (1) 所示:

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

式中:  $i$  表示小批量数据中 anchor 对应的索引;  $p_i$  表示 anchor 预测为目标的概率; 当 anchor 为正样



本时,为1,反之为0; $\lambda$ 为平衡参数。 $L_{cls}$ 表示二值分类损失, $L_{reg}$ 表示位置回归损失,分别由 $N_{cls}$ 和 $N_{reg}$ 进行归一化, $N_{cls}$ 为 mini-batch大小, $N_{reg}$ 等于 anchor 数量; $t_i$ 表示预测的 anchor 的4个参数化坐标向量; $t_i^*$ 表示前景 anchor 对应的真实框 (ground truth, GT) 的坐标向量。

4) ROI 池化。步骤3)中提取的目标建议框形状差异较大,对应在特征图上的区域同样有较大差异,因此将每一个区域特征图划分为均等的 $7 \times 7$ 块,对每一块执行最大池化,由此将所有区域特征图大小固定为 $7 \times 7$ ,便于固定全连接层参数。

5) 输入步骤4)中固定大小的特征图,通过全连接层与 Softmax 分类器计算每个目标建议框识别为目标的概率;同时利用边界框回归对目标建议框进行精确微调,输出识别结果。

## 2 改进 Faster RCNN 的绝缘子识别

图2为本文所提出的注意力机制和 Faster RCNN 相结合的绝缘子识别模型,主要由特征提取网络, RPN 区域建议网络和检测网络3部分组成。首先,在特征提取阶段引入 SENet 结构;其次,对 RPN 生成基础 anchor 的长宽比例和尺度进行调整;最后,在全连接层1上对目标建议框的特征向量与周围建议框的特征向量融合更新。

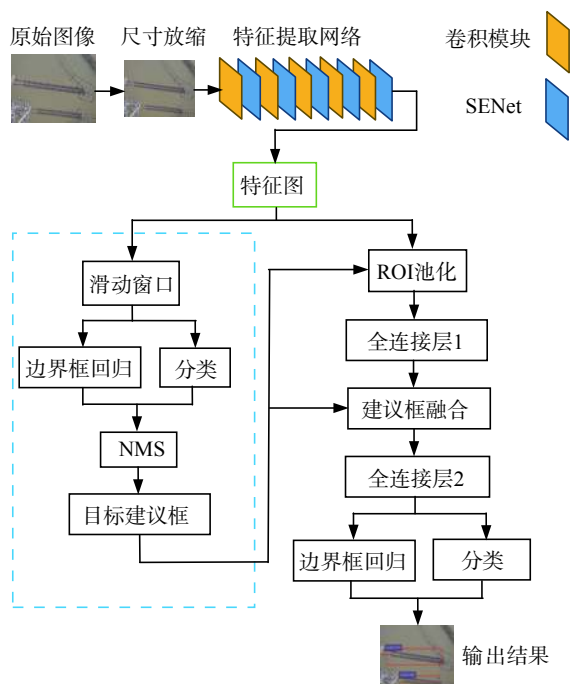


图2 注意力机制和 Faster RCNN 相结合的绝缘子识别模型

Fig. 2 Insulator recognition model based on attention mechanism and Faster RCNN

### 2.1 尺寸放缩

首先,向注意力机制和 Faster RCNN 相结合

的绝缘子识别模型输入原始图像;然后,按照1.2节的步骤1)对原始图像进行尺寸放缩,限制图像长边不超过1000,短边不超过600;最后,将尺寸放缩后的绝缘子图像输出到特征提取网络。

### 2.2 引入 SENet 结构的特征提取网络

使用 VGG16 特征提取网络,对经过尺寸放缩后的原始绝缘子图像提取特征。

为使特征提取网络能够利用全局信息,而不受限于局部感受野,本文在特征提取网络 VGG16 的每个卷积模块(共5个卷积模块)之后引入 SENet 结构。在特征通道维度进行特征压缩,生成权重并加权更新通道,得到表达能力更强的特征图。实验结果表明,引入该结构后,网络识别性能得到提升。SENet 包含以下3个步骤:

1) 输入卷积之后的特征图,对每一个特征图使用全局平均池化,得到长度等于通道数 $M$ 的实数列 $Z_{gap}$ 。压缩率 $r$ 设置为16。特征图 $X=[x_1, x_2, \dots, x_c]$ 通过全局平均池化 $F_{gap}$ 计算如式(2)和式(3)所示:

$$Z_{gap} = F_{gap}(x_c) = \frac{1}{H \times W} \sum_{m=1}^H \sum_{n=1}^W x_c(m, n) \quad (2)$$

$$F_1 \in \mathbb{R}^{\frac{M}{r} \times M}, F_2 \in \mathbb{R}^{M \times \frac{M}{r}} \quad (3)$$

式中: $c$ 为特征图索引; $F_1$ 表示进行降维的全连接层参数; $F_2$ 表示进行升维的全连接层参数。

2) 分别经过两个全连接层输出特征,对特征使用 Sigmoid 函数激活,生成每个通道对应的权重信息 $S=[s_1, s_2, \dots, s_c]$ ,如式(4)所示:

$$S = \text{Sigmoid}(F_2(\text{ReLU}(F_1 \times Z_{gap}))) \quad (4)$$

3) 根据权值对输入的特征图加权更新,得到更新后的通道特征 $Y=[y_1, y_2, \dots, y_c]$ ,如式(5)所示:

$$Y_c = s_c \cdot x_c \quad (5)$$

最终得到第5层 SENet 输出的特征图,并将该特征图输入到 RPN 区域建议网络中。

### 2.3 改进区域建议网络

首先,将2.2节得到的特征图输入到 RPN 中,在特征图上滑动窗口遍历每个点,每个点上生成不同长宽比例和尺度的 anchor。

在传统 Faster RCNN 算法中,为识别公共数据集中的大多数目标,将生成基础 anchor 的长宽比例设置为(1:2、1:1、2:1),但这种比例设置并不适用于识别绝缘子这类特殊的电力设备,需要对生成基础 anchor 的长宽比进行改进。本文从 RPN 生成基础 anchor 的原理出发,对绝缘子图像数据中绝缘子长宽比进行的统计,统计结果如图3所示,其中绝缘子的长宽比范围按数量依次排序为(4:1、5:1、6:1、2:1),在此基础之上,将生成基础

anchor 的比例调整为 (2:1、4:1、5:1、6:1), 同时, 为更好地识别出尺寸较小的绝缘子, 调整尺度为 ( $64^2$ 、 $128^2$ 、 $256^2$ ), 特征图上每个点生成 12 种 anchor, 总共生成  $W \times H \times 12$  个 anchor。

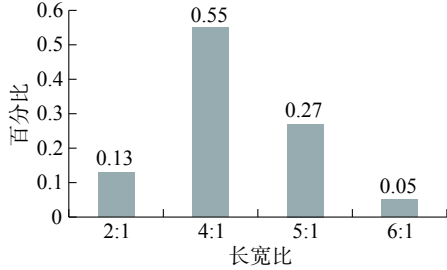


图 3 绝缘子长宽比统计结果

Fig. 3 Statistical results of length-width ratio of insulators

然后, 对每个 anchor 进行二分类, 将与某个真实框的交并比值 (IoU, 两个建议框交集与它们并集的比值) 最大或者与任一真实框的 IoU 值大于 0.7 的 anchor 分类为前景 (正样本); 将与所有真实框的 IoU 值都小于 0.3 的 anchor 分类为背景 (负样本), 再使用 Softmax 分类器计算得到分类为前景 anchor 的置信度分数。同时, 对前景 anchor 使用边界框回归进行位置的初步修正。

最后, 使用 NMS 算法筛选出置信度分数较高的建议框作为目标建议框输入后续的精确定类和定位, 本文设定 NMS 阈值参数为 0.7。

#### 2.4 基于注意力机制的建议框融合

首先, 将 2.3 节 RPN 得到的目标建议框映射到 2.2 节得到的特征图上; 然后, 按照 1.2 节步骤 4) 的 ROI 池化操作, 将每个目标建议框对应特征图上的区域大小固定为  $7 \times 7$ , 接着输入到全连接层 1 中。

考虑到由 RPN 得到的目标建议框定位不够精确, 对后续的精确定类和定位造成影响; 同时, 与目标建议框交并比值较大的周围建议框包含较多有用的位置信息, 能够帮助修正目标建议框, 但不同的周围建议框对修正绝缘子目标建议框的重要性不同, 本文使用注意力机制, 选取与目标建议框 IoU 值不小于阈值  $T$  的周围建议框, 自动学习每个周围建议框的重要程度 (即权值  $\alpha_{ij}$ ), 再将周围建议框以加权求和的方式进行融合并更新绝缘子目标建议框在全连接层 1 上的特征向量  $FV = [fv_1, fv_2, \dots, fv_i]$ , 更新后的特征向量位置信息更加准确, 有利于后续目标建议框的精确定类和位置回归, 提升模型识别的精度。基于注意力机制的建议框融合算法详细步骤如下:

1) 输入 RPN 选取的  $i$  个目标建议框  $P = [p_1, p_2, \dots, p_i]$  对应在全连接层 1 上的 4 096 维特征

向量。

2) 对步骤 1) 中每个目标建议框  $P$  和  $j$  个周围建议框求 IoU 值, 并记录 IoU 值不小于阈值  $T$  的周围建议框, 用这些建议框对应的特征向量来更新目标建议框  $P$  对应的特征向量。其中阈值  $T$  需要根据实验来选取最合适的取值。

3) 使用注意力机制。计算目标建议框  $P$  与步骤 2) 中记录的建议框两两对应的特征向量之间的权重关系, 首先将两个特征向量连接成 8 192 维, 然后传递给多层感知机<sup>[15]</sup>, 如式 (6) 所示, 再经过 Softmax 分类器输出权值  $\alpha_{ij}$ , 如式 (7) 所示,  $W^T$  和  $W_a$  为多层感知机需要学习的参数,  $fv_i$  和  $fv_j$  分别表示与目标建议框向量的第  $i$  个和第  $j$  个周围建议框对应在全连接层 1 上的特征向量,  $[\cdot, \cdot]$  表示两个特征向量的连接操作。

$$e_{ij} = W^T \sigma(W_a [fv_i, fv_j]) \quad (6)$$

$$\alpha_{ij} = \text{Softmax}(e_{ij}) \quad (7)$$

4) 融合周围建议框对应的特征向量来更新目标建议框  $P$  对应的特征向量  $FV$ , 如式 (8):

$$FV_i = \alpha_{i1} \cdot FV_1 + \alpha_{i2} \cdot FV_2 + \dots + \alpha_{ij} \cdot FV_j \quad (8)$$

5) 将更新后的目标建议框对应的 4 096 维特征向量输入全连接层 2, 进行后续的精确定类和定位任务。

#### 2.5 输出识别结果

对全连接层 2 输出的特征向量再次利用 Softmax 分类器计算每个目标建议框分类为绝缘子的置信度分数, 同时对每个目标建议框进行边界框回归, 得到每个目标建议框相对真实框的偏移量预测值, 用于对目标建议框进行修正, 得到定位更精确的目标建议框, 输出置信度分数较高的目标建议框作为最终识别结果。

### 3 实验及结果分析

本文实验使用的操作系统为 Ubuntu 16.04 LTS, GPU 选用 NVIDIA GeForce GTX 1080 Ti, 深度学习框架为 TensorFlow 1.3.0。

#### 3.1 数据集及实验参数

本文实验采用 TAO X<sup>[16]</sup> 提供的绝缘子图像数据。该数据为无人机采集的复合绝缘子图像, 共有 840 张, 每幅图像为 1 152 像素  $\times$  864 像素, 通过图像旋转、放缩的方式将绝缘子数据扩充为 2 000 张。实验过程中对绝缘子数据按照 VOC2007 数据集格式进行标注, 并随机划分训练集为 1 500 张, 测试集为 500 张。

RPN 训练过程中, 在 mini-batch 的一幅图像上, 随机采样 256 个目标建议框, 其中正样本与负

样本数量比为 1:1, 当正样本数量不足时补充负样本。Fast RCNN 训练过程中, 由于全连接层更新特征向量是在一幅图像中学习建议框之间的权重关系, 因此每个 mini-batch 包含 1 张图像。动量参数设为 0.9, 防止模型过拟合的权重衰减参数设为 0.000 5, 先将学习率设置为 0.001, 训练 30 000 次, 再设置学习率为 0.000 1, 训练 10 000 次。模型训练 40 000 次得到的总体损失变化, 如图 4 所示, 当迭代 40 000 次时模型达到稳定。

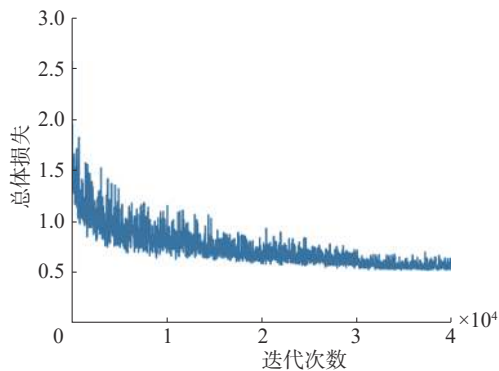


图 4 训练总体损失变化

Fig. 4 The change of total training loss

### 3.2 实验结果

本文实验采用平均准确率 (average precision, AP) 和召回率 (average recall, AR) 作为评价指标, 以传统 Faster RCNN 算法作为基准方法, 对模型各部分改进前后的效果进行比较和分析。

#### 3.2.1 RPN 建议框比例对识别结果的影响

在传统 Faster RCNN 算法基础上, 对绝缘子数据集中绝缘子长宽比分布统计, 并采用 2.3 节调整后的基础 anchor 长宽比例和尺度, 得到如表 1 所示的对比实验结果, 模型的基础 anchor 改进为 12 种后, 平均准确率提升了 2.57%, 召回率提升了 3.16%。因此, 针对绝缘子数据特点, 合理地调整基础 anchor 长宽比例和尺度可以有效提高绝缘子识别的准确率。

表 1 不同建议框比例的识别结果

Table 1 Recognition results in different proportion of recommendation boxes

基础anchor个数	AP/%	AR/%
9	88.10	91.48
12	90.73	94.61

#### 3.2.2 基于注意力机制的绝缘子识别结果

实验过程中, 对 2.4 节建议框融合的阈值  $T$  进行调整, 当  $T$  过大时, 可用于融合的周围建议框数目减少, 进行融合的信息不够充分; 当  $T$  过小时, 可用于融合的周围建议框数目增多, 融合

了过多负相关的信息, 增大噪声、影响识别结果, 当  $T$  取 0.7 时识别准确率最高。

为验证本文提出的算法的有效性, 对原始 Faster RCNN 和改进的 Faster RCNN 在 500 张测试图像上的识别结果进行统计, 如表 2 所示。统计结果表明, 本文提出的算法, 遗漏和识别错误的绝缘子数量明显下降, 能够有效识别出绝缘子。

表 2 统计结果

Table 2 Statistical results

算法类型	绝缘子总数	正确	遗漏	错误
原算法	1 327	1 214	113	164
本文算法	1 327	1 306	21	79

为了更好地比较在传统 Faster RCNN 基础上改进前后的识别效果, 统一采用改进后的 12 种基础 anchor 进行实验。2.2 节、2.4 节以及整体改进后的识别结果如表 3 所示。表中, AT 表示 2.4 节中, 基于注意力机制的建议框融合改进方法。

表 3 模型改进后的识别结果

Table 3 Recognition results after model improvement

网络类型	anchor	AP/%	AR/%
Faster RCNN	12	90.73	94.61
SENet+Faster RCNN	12	91.66	95.37
AT+Faster RCNN	12	93.85	97.90
SENet+AT+Faster RCNN	12	94.30	98.42

由表 3 测试集的对比结果可以看出, 在改进基础 anchor 长宽比例和尺度后的 Faster RCNN 模型中引入 SENet 结构, 绝缘子识别准确率达到 91.66%, 运用注意力机制对建议框进行融合后, 准确率达到 93.85%, 在同时引入 SENet 结构和融合建议框后, 识别效果得到明显提升, 识别准确率达到 94.30%, 召回率达到 98.42%, 说明提出的结合 SENet 提升特征表达能力和融合周围建议框的特征向量使目标建议框位置信息更加准确的改进算法是有效的。

不同方法对比结果见表 4, 可以看出, 相比较文献 [6-8] 针对复合绝缘子的识别, 本文方法具有较好的准确率。

表 4 不同方法识别结果

Table 4 Recognition results of different methods

方法	AP/%
文献[6]	90.00
文献[7]	84.29
文献[8]	90.50
本文方法	94.30



通过图5和图6的对比识别结果可以看出,注意力机制与Faster RCNN相结合的算法识别出绝缘子的置信度更高,定位更加准确,并且能够

识别出绝缘子图像中不易被人眼察觉而未进行标注的绝缘子,特别是对背景复杂、遮挡、绝缘子尺寸较小等因素造成的漏检,有显著改善。

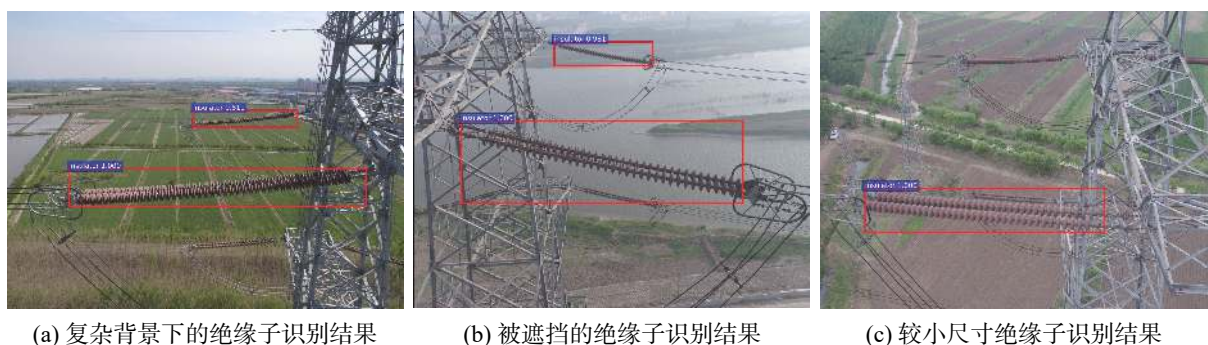


图5 传统Faster RCNN识别结果

Fig. 5 Recognition results of traditional Faster RCNN algorithms

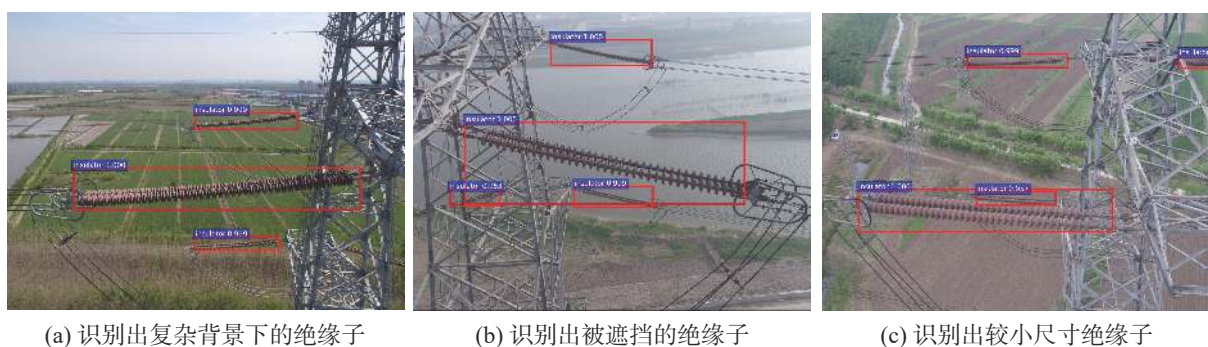


图6 改进后模型的识别结果

Fig. 6 Recognition results of improved model

## 4 结束语

针对Faster RCNN识别绝缘子图像不够准确,难以满足输电线路智能巡检的要求,本文提出了一种注意力机制和Faster RCNN相结合的绝缘子识别方法。在特征提取阶段,引入基于注意力机制的SENet结构,使特征提取网络关注与目标相关的通道,提升网络性能。在RPN生成基础anchor阶段,根据数据集中绝缘子的特点,改进anchor长宽比和尺度,提升对较小尺寸绝缘子的识别能力。在精确分类和回归阶段,运用注意力机制融合周围建议框信息对目标建议框在全连接层上的特征向量进行更新,得到位置信息更加准确的目标建议框。经过实验对比,本文方法相对于传统Faster RCNN算法具有较好的定位和识别准确度,能够为后续输电线路绝缘子缺陷检测的进一步研究提供准确可靠的信息。

## 参考文献:

- [1] 张倩,王建平,李帷韬. 基于反馈机制的卷积神经网络绝缘子状态检测方法[J]. 电工技术学报, 2019, 34(16): 3311–3321.
- [2] 刘召,张黎明,耿美晓,等. 基于改进的Faster R-CNN高压线缆目标检测方法[J]. 智能系统学报, 2019, 14(4): 627–634.
- [3] 黄宵宁,张真良. 直升机巡检航拍图像中绝缘子图像的提取算法[J]. 电网技术, 2010, 34(1): 194–197.
- [4] IRUANSI U, TAPAMO J R, DAVIDSON I E. An active contour approach to insulator segmentation[C]//AFRICON 2015. Addis Ababa, Ethiopia, 2015: 1–5.
- [5] 左国玉,马蕾,徐长福,等. 基于跨连接卷积神经网络的绝缘子检测方法[J]. 电力系统自动化, 2019, 43(4): 3311–3321.

ZHANG Qian, WANG Jianping, LI Weitao. Insulator state detection of convolutional neural networks based on feedback mechanism[J]. Transactions of China electrotechnical society, 2019, 34(16): 3311–3321.

[2] 刘召,张黎明,耿美晓,等. 基于改进的Faster R-CNN高压线缆目标检测方法[J]. 智能系统学报, 2019, 14(4): 627–634.

LIU Zhao, ZHANG Liming, GENG Meixiao, et al. Object detection of high-voltage cable based on improved Faster R-CNN[J]. CAAI transactions on intelligent systems, 2019, 14(4): 627–634.

[3] 黄宵宁,张真良. 直升机巡检航拍图像中绝缘子图像的提取算法[J]. 电网技术, 2010, 34(1): 194–197.

HUANG Xiaoning, ZHANG Zhenliang. A method to extract insulator image from aerial image of helicopter patrol[J]. Power system technology, 2010, 34(1): 194–197.

[4] IRUANSI U, TAPAMO J R, DAVIDSON I E. An active contour approach to insulator segmentation[C]//AFRICON 2015. Addis Ababa, Ethiopia, 2015: 1–5.

[5] 左国玉,马蕾,徐长福,等. 基于跨连接卷积神经网络的绝缘子检测方法[J]. 电力系统自动化, 2019, 43(4): 3311–3321.

- 101–108.
- ZUO Guoyu, MA Lei, XU Changfu, et al. Insulator detection method based on cross-connected convolutional neural network[J]. *Automation of electric power systems*, 2019, 43(4): 101–108.
- [6] 彭向阳, 刘洋, 王柯, 等. 利用卷积神经网络进行绝缘子自动定位[J]. *武汉大学学报(信息科学版)*, 2019, 44(4): 563–569.
- PENG Xiangyang, LIU Yang, WANG Ke, et al. An automatically locating method for insulator object based on CNNs[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2019, 44(4): 563–569.
- [7] 赵振兵, 崔雅萍, 戚银城, 等. 基于改进的 R-FCN 航拍巡线图像中的绝缘子检测方法[J]. *计算机科学*, 2019, 46(3): 159–163.
- ZHAO Zhenbing, CUI Yaping, QI Yincheng, et al. Detection method of insulator in aerial inspection image based on modified R-FCN[J]. *Computer science*, 2019, 46(3): 159–163.
- [8] 程海燕, 翟永杰, 陈瑞. 基于 Faster R-CNN 的航拍图像中绝缘子识别[J]. *现代电子技术*, 2019, 42(2): 98–102.
- CHENG Haiyan, ZHAI Yongjie, CHEN Rui. Faster R-CNN based recognition of insulators in aerial images[J]. *Modern electronics technique*, 2019, 42(2): 98–102.
- [9] HU Jie, SHEN Li, SUN Gang. Squeeze-and-excitation networks[C]//Proceedings of 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Salt Lake City, USA, 2018: 7132–7141.
- [10] 徐诚极, 王晓峰, 杨亚东. Attention-YOLO: 引入注意力机制的 YOLO 检测算法[J]. *计算机工程与应用*, 2019, 55(6): 13–23.
- XU Chengji, WANG Xiaofeng, YANG Yadong. Attention-YOLO: YOLO detection algorithm that introduces attention mechanism[J]. *Computer engineering and applications*, 2019, 55(6): 13–23.
- [11] 陈庆, 闫斌, 叶润, 等. 航拍绝缘子卷积神经网络检测及自爆识别研究[J]. *电子测量与仪器学报*, 2017, 31(6): 942–953.
- CHEN Qing, YAN Bin, YE Run, et al. Insulator detection and recognition of explosion fault based on convolutional neural networks[J]. *Journal of electronic measurement and instrumentation*, 2017, 31(6): 942–953.
- [12] RUSSAKOVSKY O, DENG J, SU H, et al. ImageNet large scale visual recognition challenge[J]. *International journal of computer vision*, 2014, 115(3): 211–252.
- [13] 林刚, 王波, 彭辉, 等. 基于改进 Faster-RCNN 的输电线巡检图像多目标检测及定位[J]. *电力自动化设备*, 2019, 39(5): 213–218.
- LIN Gang, WANG Bo, PENG Hui, et al. Multi-target detection and location of transmission line inspection image based on improved Faster-RCNN[J]. *Electric power automation equipment*, 2019, 39(5): 213–218.
- [14] 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.
- [15] YANG Jianwei, LU Jiasen, LEE S, et al. Graph R-CNN for scene graph generation[C]//Proceedings of 15th European Conference on Computer Vision. Munich, Germany, 2018: 670–685.
- [16] 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.

#### 作者简介:



赵文清, 教授, 博士, 主要研究方向为人工智能与数据挖掘。发表学术论文 50 余篇。



程幸福, 硕士研究生, 主要研究方向为机器学习、深度学习、目标检测。



赵振兵, 副教授, 博士, 主要研究方向为深度学习、计算机视觉。