

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.200950

# 基于深度学习的航拍图像绝缘子缺失检测方法研究

何宁辉<sup>1</sup>, 王世杰<sup>2</sup>, 刘军福<sup>3</sup>, 张灏<sup>4</sup>, 吴良方<sup>3</sup>, 周秀<sup>1</sup>

(1. 国网宁夏电力有限公司电力科学研究院, 宁夏 银川 750011; 2. 国网宁夏电力有限公司, 宁夏 银川 750011;  
3. 国网宁夏电力有限公司中卫供电公司, 宁夏 中卫 751700; 4. 国网宁夏电力有限公司银川供电公司, 宁夏 银川 750011)

**摘要:** 为解决目前人工处理分析无人机巡检图像效率低、检测结果受人为因素影响较大的问题, 提出了一种图像识别的绝缘子缺失识别方法。首先, 对无人机拍摄的图像样本进行了处理, 扩充样本集。其次, 搭建了绝缘子的检测模型, 完成各层网络结构的选择和设计, 使用 CNN 算法实现对绝缘子缺失的检测。随后, 构建了绝缘子检测网络, 并对各层检测网络参数进行配置。选择实际拍摄的图像作为训练样本进行网络训练。检测结果证实几个指标均在 0.95 以上, 说明算法可准确识别出绝缘子。最后, 利用 CNN 算法对航拍绝缘子进行缺陷检测。绝缘片缺失缺陷的正确识别率为 86%。算法可根据检测结果自动显示绝缘子有无缺失缺陷。

**关键词:** 绝缘子缺陷; 图像处理; Faster R-CNN 算法; 模型训练

## Research on infrared image missing insulator detection method based on deep learning

HE Ninghui<sup>1</sup>, WANG Shijie<sup>2</sup>, LIU Junfu<sup>3</sup>, ZHANG Hao<sup>4</sup>, WU Liangfang<sup>3</sup>, ZHOU Xiu<sup>1</sup>

(1. State Grid Ningxia Electric Power Research Institute, Yinchuan 750011, China; 2. State Grid Ningxia Electric Power Co., Ltd., Yinchuan 750011, China; 3. Zhongwei Power Supply Company, State Grid Ningxia Electric Power Co., Ltd., Zhongwei 751700, China; 4. Yinchuan Power Supply Company, State Grid Ningxia Electric Power Co., Ltd., Yinchuan 750011, China)

**Abstract:** There is a problem of low efficiency of manual processing and analysis of UAV inspection images, coupled with the large influence of human factors on detection results. Thus a missing insulator recognition method based on image recognition is proposed. First, the image samples taken by the UAV are processed to expand the sample set. Secondly, an insulator detection model is built to complete the selection and design of the network structure at each layer, and a CNN algorithm is used to detect the missing insulators. Subsequently, an insulator detection network is constructed, and parameters of each layer of the detection network are configured. Images actually taken are selected as training samples for network training. The test results have confirmed that several indices are above 0.95, indicating that the algorithm could accurately identify insulators. Finally, the CNN algorithm is used to perform missing insulator detection on aerial insulators. The correct identification rate of missing defects in the insulation sheet is 86%. The algorithm could automatically display whether the insulators have missing defects according to the detection results.

This work is supported by the Ningxia Natural Science Foundation (No. 2018AAC03222).

**Key words:** insulator defect; image processing; Fast R-CNN algorithm; model training

## 0 引言

随着电网覆盖面积越来越大, 电网所覆盖的范围已经不是简单通过人工巡检可以做到的, 因此无人机巡检也就应运而生。通过无人机拍摄输电线路运行状况, 对拍摄的图像进行识别, 实现对输电线路的故障识别<sup>[1-2]</sup>。有关数据表明, 目前有 81.3% 的

输电线路事故都是由绝缘子缺陷导致的。因此定期检查绝缘子的稳定是非常重要和必须的。采取恰当的图像处理方法, 提升绝缘子运行状况的识别效率具有重大的意义<sup>[3-5]</sup>。

针对无人机拍摄的绝缘子图像识别, 国内外已有较多学者开展了相应的研究<sup>[1,2,6-16]</sup>。针对绝缘子识别主要有以下三种方式: 图像特征识别, 此方法是将绝缘子自身特征与 RGB、HSI 的色彩空间作为算法工具来进一步识别的; 统计思想识别, 通常是

基金项目: 宁夏自然科学基金项目资助(2018AAC03222)

通过直方图统计的算法来表达绝缘子的特征;学习模型识别,此方法指的是通过对大量具有明显绝缘子特征的图片进行分类训练,经过此流程能够有效区分是否含有绝缘子。对绝缘子的缺陷检测方法主要有:观察法、激光多普勒振动法、超声波检测法、红外测温法、航测法等。其中,观察法的故障准确率识别较低,激光多普勒振动法使用过程复杂且经济成本较大,超声波检测法使用成本也较高且对没有裂缝的绝缘子无法识别。航测法是目前广泛使用的故障识别方法,无人机对输电线路的拍摄和拍照,实现高清晰度高准确度拍摄故障电气设备,由传回地面的图像分析室进行下一步所需要的图片处理,若分析后存在故障,采取措施实施维修,该方法操作简单、成本低、并且准确率高,是当前研究的热点之一。

文章首先对航拍绝缘子样本进行了扩充处理,为后续通过大量样本证实本文构建的绝缘子缺陷识别算法的正确性奠定了基础;其次,根据Faster R-CNN构建了绝缘子识别的模型,利用CNN算法对检测获得绝缘子进行缺陷识别;随后,根据构建的绝缘子识别模型,确定了各个参数的配置,并对航拍绝缘子图像进行识别,结果表明通过Faster R-CNN网络检测的精确率、召回率和准确率分别为0.96、0.95和0.96,证实了本文的绝缘子识别算法的可行性;最后,对CNN算法检测绝缘子片缺失缺陷进行了验证,统计图像处理结果表明算法对缺陷图像的认识率达到86%,对无缺陷图像的错误率为4.5%,且算法可根据检测结果直接在图像中显示绝缘子运行状况的检测结果。

## 1 图像来源

### 1.1 绝缘子图像的获取

根据某供电公司拍摄的图像,进行图像分类。本文获取了450张有缺陷与641张无缺陷共1091张绝缘子图像,其中玻璃绝缘子490张,瓷绝缘子301张,复合绝缘子300张。如图1所示。

### 1.2 样本集扩充与数据集制作

为了使得扩充后的数据集中的各类绝缘子图像数量大致相同,以减小由于各类绝缘子图像分布不均匀所带来的检测结果的不同。将不同类型的绝缘子图像样本集按照一定的数量比划分:将55张图像当作测试集,220张图像当作验证集,816张图像当作训练集。

为了后文具有足够的图形样本验证文章算法的准确率,需对图像数据进行扩充。样本集的扩充方法如下述。

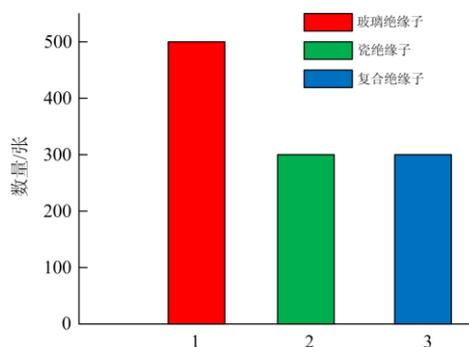


图1 绝缘子图像数量分布

Fig. 1 Distribution of insulator images

首先,以一定角度(0~180°)随机旋转原始图像来形成新图像。尽管在绝缘子的图像采集过程中考虑了样品形态,角度等的多样性,但绝缘子成像角度是随机的。通过随机旋转原始的绝缘子图像,多样性不足问题可以得到有效改善,从而增加样本数量。

其次,根据深度学习监测框架具有位置敏感性的特点,对原图像进行平移变换,从而使检测目标位于不同的位置。

最后,将原图像缩放与裁剪。对于输入尺寸为256×256像素的图像,原始矩形图像被缩放为具有350×350像素的图像。随后将缩放后的图像随机裁剪成256×256像素的图像作为网络的输入,增添了数据的多样性。

根据获取的绝缘子图像样本数量分布,将三种类型绝缘子图像进行不同程度的扩充,如图2所示。经过扩充后,有缺陷与无缺陷样本的数量比例为1:1,各6240张,因此绝缘子图像达到12480张,其中测试集600张,验证集2400张,训练集9480张。最后将全部的绝缘子图像大小一同变为256×256像素,并将图像的像素值归一化到0~1这个区间内。

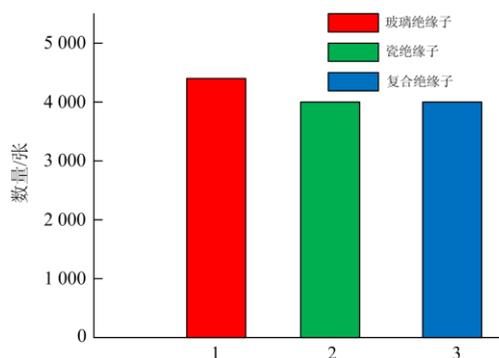


图2 扩充后绝缘子图像数量分布

Fig. 2 Distribution of insulator images after expansion

## 2 Faster R-CNN 和 CNN 的网络构建

### 2.1 目标检测模型 Faster R-CNN 构建

本文运用 Faster R-CNN 算法对目标绝缘子进行检测, Faster R-CNN 算法首先用特征提取网络对输入图像本身属性进行提取, 生成特征图, 接着利用一个区域生成网络(RPN)对特征图进行处理并产生多种大小和纵横比的目标建议区域, 最后利用一个分类回归网络根据区域建议内的特征进行辨别之后输出<sup>[17-18]</sup>, 如图 3 所示。

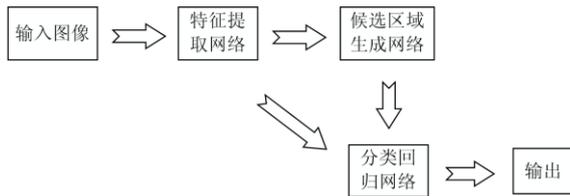


图 3 Faster R-CNN 算法的网络结构

Fig. 3 Network structure of the Faster R-CNN algorithm

### 2.2 图像分类模型 CNN 构建

复杂背景、畸变、光照、拍摄角度等环境因素对传统的图像分类算法有着很大的影响, 很大程度

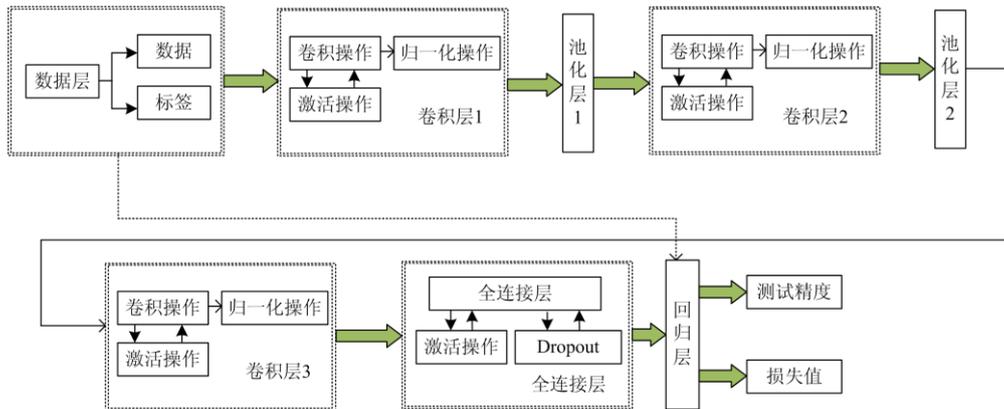


图 5 CNN 网络模型

Fig. 5 CNN network model

## 3 基于Faster R-CNN 算法的绝缘子目标检测

### 3.1 绝缘子检测网络的结构

通过图 6 可以看出, 绝缘子目标定位模型的前一部分, 借助 VGG-16 网络模型作为基础的特征提取网络。此网络包括 5 组卷积模块, 任何一组卷积模块都包括以下几部分来组合得到的: 卷积层、非线性层与下采样层。此网络的卷积核大小为 3×3, 特征图是绝缘子图像把卷积操作作为工具, 将 2×2 最大限度池化层作为对象来实施完成。基于得到的特征图输入 RPN 中, 特征图上所有 3×3 的模块通

上加大了识别图像程度。由于 CNN 鲁棒性特征, 还有像权值共享与区域连接等优势, 很大程度上加大了图像识别法的精确性, 使图像分类的精确率得到提升<sup>[19]</sup>。本文将采用 CNN 算法对定位后的绝缘子进行分类识别, 判断绝缘子片是否存在缺失。CNN 算法进行图像分类的基本流程如 4 所示。

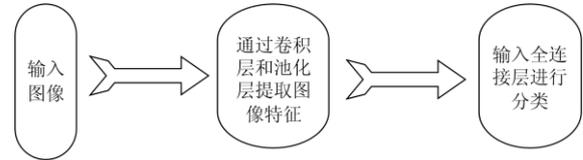


图 4 CNN 图像分类的基本流程

Fig. 4 Basic flow of CNN image classification

本文针对绝缘子缺陷识别构造了一种 CNN 分类网络, 其中含有卷积层、池化层和全连接层, 层数分别是 3 层、2 层和 1 层, 一共 6 层的网络模型, 如图 5 所示。其中, 在数据层中标签是指在给图像进行分类辨识时, 由对比误差而得到的损失函数的结果, 在此过程中会输出一部分的损失值, 因此数据层与回归层之间有连接。

过全卷积网络和激活函数操作转换成一个 512 维数的特征向量。紧接着将 2 个全连接层作为工具, 对上一步求出的特征向量进行处理, 达到候选建议框的辨别以及定位的目的。通过已知的候选建议框的定位位置, 将使用 ROIpooling 策略对 VGG-16 输出的特征图像进一步处理<sup>[20-21]</sup>。通过全连接层将 ROIpooling 输出, 达到目标判别与更加细致的候选建议框定位的目的。

构建了绝缘子检测网络之后, 需要对各层检测网络参数进行配置, 具体的网络参数配置如表 1—表 3 所示。



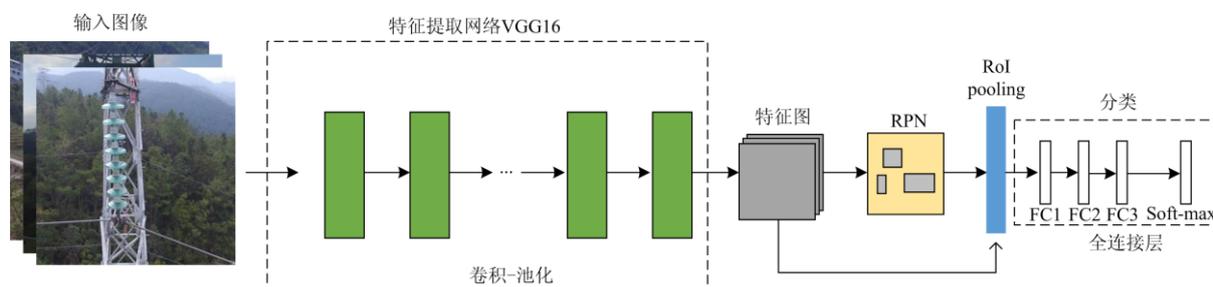


图6 绝缘子检测网络结构

Fig. 6 Insulator detection network structure

表1 特征提取网络参数配置

Table 1 Parameter configuration of feature extraction network

参数	卷积				
	单元1	单元2	单元3	单元4	单元5
卷积层个数	2	2	3	3	3
卷积核大小	3×3	3×3	3×3	3×3	3×3
通道数	64	128	256	512	512
步长	1	1	1	1	1
像素补偿数	1	1	1	1	1

表2 候选区域生成网络参数配置

Table 2 Parameter configuration of candidate area generation network

参数	卷积		
	单元5	单元6	单元7
卷积层个数	1	1	1
卷积核大小	3×3	1×1	1×1
通道数	512	18	36
步长	1	1	1
像素补偿数	1	0	0

表3 分类回归网络参数配置

Table 3 Classification regression network parameter configuration

参数	ROIpooling	全连接层1	全连接层2	全连接层3
输出特征图宽度	6	—	—	—
输出特征图高度	6	—	—	—
通道数	—	4 096	4 096	5

### 3.2 Faster R-CNN 的网络模型训练

#### 3.2.1 网络模型的训练步骤

由图7可知,用于绝缘子检测的网络结构主要通过候选区域子网和分类回归子网构成。分类回归子网的训练和正常CNN的训练一致的,然而训练候选区域子网时,锚点是一个待解决的问题。正样本与负样本的数目是无法进行预测的。若将输入图像的全部锚点都投入到调节损失函数工作中去,则

可能会出现负样本数量过大的问题,导致绝缘子检测的精准性<sup>[23]</sup>。综上所述,应该将锚点数目设计成恒定的,本文从每个训练图像中随机抽样的区域建议数也就是锚点数目设置为128,最后正负样本的比成为1:1。

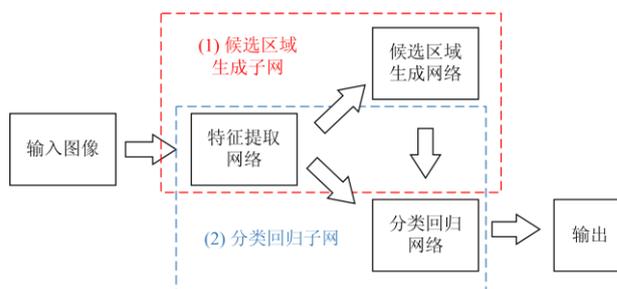


图7 候选区域生成子网和分类回归子网

Fig. 7 Candidate area generation subnet and classification regression subnet

检测任务作为绝缘子检测网络训练的参考方向,在完成训练数据的步骤中,网络的检测构架一样而检测任务不一样时,最终检测目标的网络模型参数会随着网络内的参数变化而变化,使得检测网络的权重大小不同而且不能共用同一个<sup>[6,24]</sup>。所以本文对网络进行联合训练选择四步法来解决这类问题。

对绝缘子检测网络的联合训练可分四步<sup>[25]</sup>:

1) 通过MS COCO预训练模型对候选区域生成子网的特征提取网络进行初始化操作,对于候选区域生成子网余下层的初始化是任意执行的并服从高斯分布,其中选取0作为均值,标准差是0.01。接着对候选区域生成子网采取恰当的调整;最后保留绝缘子检测网络训练的数据所在的候选区域。

2) 通过MS COCO预训练模型对分类回归子网的特征提取网络和分类回归网络前两个全连接层进行初始化操作,对于分类回归子网余下层的初始化是任意执行并服从高斯分布,其中选取0作为均值,标准差是0.01。接着通过第1)步中保存的训练数据

的候选区域对分类回归子网采取恰当的调整(到这时, 候选区域生成网络与分类回归网络还是没有一起共用特征提取网络)。

3) 通过第 2)步学习出来的模型参数初始化数据, 将特征提取网络和分类回归学习速率设定在 0(不改变网络参数), 接着对候选区域生成网络进行恰当的调整(到这时, 候选区域生成网络和分类回归网络一起共用特征提取网络)。

4) 通过第 3)步学习出来的网络参数初始化数据, 保持特征提取网络和候选区域生成网络参数不更新, 最后对分类回归网络采取恰当的调整。

### 3.2.2 绝缘子检测网络的训练过程

绝缘子检测网络的训练分为 4 个部分, 任何一个部分都可以展示出损失函数曲线, 利用此曲线可以辨别出训练过程是否收敛。因为训练分步进行, 无法做到在训练过程中连续显示出训练模型检测的精确度, 所以仅仅在分步训练结束后, 可以对训练后的网络模型进行测试得出精确度。训练的每一个步骤中的 Batch 迭代次数都能够根据实际情况而改变, 四个阶段的训练参数如表 4 所示。

表 4 网络训练参数

Table 4 Network training parameters

参数	第一阶段	第二阶段	第三阶段	第四阶段
学习率	0.001	0.001	0.000 1	0.000 1
Batch	128	128	128	128
dropout 率	0.6	0.6	0.6	0.6
正则化系数 $\lambda$	0.005	0.005	0.005	0.005
冲量 $\mu$	0.9	0.9	0.9	0.9

本文选用 9 480 张绝缘子图像样本用于训练, 表 4 中的数据适合 VGGNet 使用。Batch 数值设计成 128, 初始化的学习率设计成 0.001, 通常学习率使用的数值过大会造成 *loss* 不收敛, 过小会减慢网络训练速度。由于第三阶段与第四阶段的训练只是对网络模型进行略微地调节, 仅是面向本身独有的属性去训练, 因此第一阶段与第二阶段的学习率较高。dropout 率设置成 0.6, 将 ReLU 当作激活函数。正则化系数  $\lambda = 0.005$ , 冲量  $\mu = 0.9$  是在批量随机梯度下降中权值衰减时所设置的参数。

在网络进行训练的时候不能随时观察到检测的正确率, 这是训练系统造成的, 但是通过 *loss* 曲线能够判断训练是否可以收敛, 仿真结果如图 8 所示。

图 8 显示了绝缘子检测网络训练的四个阶段 *loss* 曲线。总的情况来看, 四个训练过程的 *loss* 大体上收敛了, 可以推出训练后形成的网络模型可以满足绝缘子样本概率分布函数规律的要求。

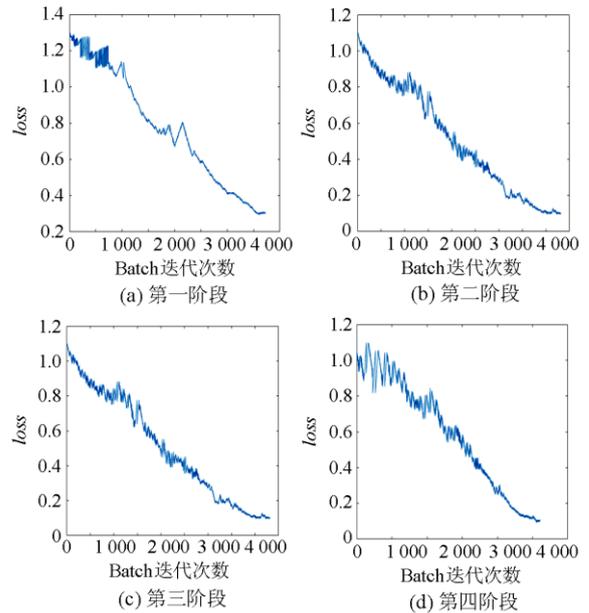


图 8 训练过程 *loss* 曲线

Fig. 8 The loss curve of the training process

### 3.3 绝缘子检测结果分析

在网络模型检验过程中, 选用本文 1.2 节扩充得到的 600 张测试集绝缘子图像作为检测样本, 其中玻璃绝缘子、瓷质绝缘子和复合绝缘子图像各有 200 张。通过几种不同情况下的图像展示绝缘子的检测效果与最终的检测性能。

评估目标检测模型测试效果是否良好, 主要通过精确率(Precision)、召回率(Recall)、平均正确率(AP)、交除并(IoU)等方式进行判别。

精确率(Precision)、召回率(Recall)是通过 True positives(TP): 正样本检测结果是正样本; True negatives(TN): 负样本检测结果是负样本; False positives(FP): 负样本检测结果是正样本; False negatives(FN): 正样本检测结果是负样本组合而成的<sup>[26]</sup>。

精确率(Precision)表示为

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

召回率(Recall)表示为

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

准确率(Accuracy)表示为

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (3)$$

本文利用训练好的 Faster R-CNN 对无人机航拍绝缘子图像进行检测, 选取了 600 张自然背景下

的无人机巡检图像作为测试, 检测的最终结果如表 5 所示。

表 5 Faster R-CNN 检测绝缘子结果

Table 5 Faster R-CNN detection insulator results

测试网络	精确率	召回率	准确率
Faster R-CNN	0.96	0.95	0.96

通过表 5 可知, Faster R-CNN 网络检测的精确率、召回率和准确率分别为 0.96、0.95 和 0.96, 充分证明了此绝缘子检测网络模型具有良好的实际工程应用价值。

## 4 基于 CNN 算法的绝缘子缺陷识别

### 4.1 绝缘子检测网络的结构

选择深度学习的方法可以处理无人机拍摄的图片背景杂乱情况, 利用此方法达到在图像中确定绝缘子位置的目的, 这是在图像处理的多典型问题中的目标检测问题, 另外两大问题包括目标分类及分割。在识别绝缘子位置后, 要辨别存在缺陷与否, 有以下两种方式解决: 一是将识别到位置的绝缘子图像进行分类处理, 包括有无缺陷两种类别; 二是再做一次目标检测, 不过这次的目标确定为缺陷。

本节使用第一种方法, 将检测出的绝缘子做二分类, 把绝缘子分为有绝缘子片缺失和无缺失两类, 如图 9 所示利用分类网络将有绝缘子片缺失的图片识别出来。



图 9 绝缘子缺陷分类识别网络

Fig. 9 Insulator defect classification and recognition network

构建了绝缘子缺陷分类识别网络之后, 需要对各层分类识别网络参数进行配置, 具体的网络参数配置如表 6 所示。

表 6 CNN 层网络参数配置

Table 6 Parameter configuration of CNN layer network

	卷积/池化层大小	通道数	步长	像素补偿数
卷积层 1	3×3	8	1	1
池化层 1	2×2	8	2	0
卷积层 2	3×3	16	1	1
池化层 2	2×2	16	2	0
卷积层 3	3×3	32	1	1
全连接层	—	2	—	—

### 4.2 CNN 分类网络的训练

关于训练参数的设置, Batch 数值设计成 256,

初始化的学习率设计成 0.001, dropout 率设置成 0.6, 将 ReLU 当作激活函数。正则化系数  $\lambda = 0.005$ , 冲量  $\mu = 0.9$  是在批量随机梯度下降中权值衰减时所设置的参数。

在图 10 训练过程的示意图中, 上半部分为训练的精度, 下半部分为 loss 值, 由图 10 可知, 训练的精度振荡上行, 逐渐逼近 100% 的准确率, 而 loss 值振荡下行, 逐渐趋于 0。所以该训练过程实现了绝缘子缺陷识别的目的。

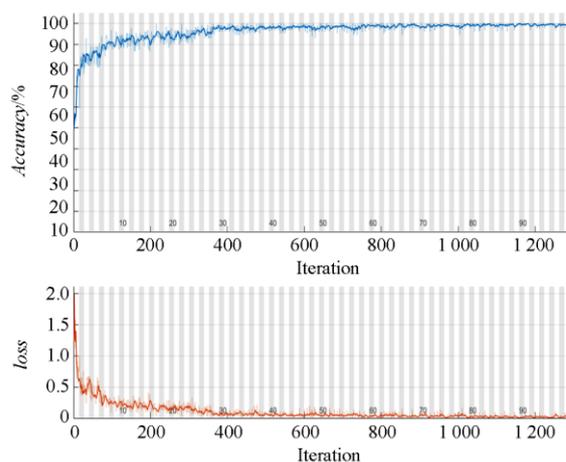


图 10 训练过程示意图

Fig. 10 Schematic diagram of training

### 4.3 基于 CNN 算法的绝缘子缺陷分类结果

本文将巡检得到的绝缘子图片作为基础, 为实现对检测后的图像进行分类, 建立了图像缺陷检测的测试集。通过绝缘子测试集的认识率与误识率大小这两个指标对测试结果进行评估。

$$\text{识别率} = \frac{\text{正确识别数}}{\text{测试集数量}} \times 100\% \quad (4)$$

$$\text{误识率} = \frac{\text{识别错误数}}{\text{测试集数量}} \times 100\% \quad (5)$$

本文选用的测试集由含有缺陷的绝缘子图片集和不含有缺陷绝缘子图片集组成, 分别包含 100 张图片。测试结果如表 7 所示。

表 7 绝缘子缺陷分类网络在测试集上的结果

Table 7 Results of the insulator defect classification network on the test set

测试网络	缺陷图像的识别率	无缺陷图像误识率
Faster R-CNN	86%	4.5%

由表 7 可以看出, 建立的测试集在绝缘子图像缺陷识别网络中识别正确的几率为 86%, 结果表明, 本文所用算法具有较好的图片缺陷识别能力。当然

肯定也会存在漏检测与误检测的情况，如在无人机拍摄绝缘子时的角度问题导致缺陷区被遮挡。

本节以绝缘子串中绝缘子片缺失为例，对整体算法是否能够达到良好的测试效果进行试验，如果识别出的绝缘子是无缺陷的，则检测绝缘子的矩形框会显示成绿色并添加标签显示“正常”二字；如果存在绝缘片缺失缺陷，则检测绝缘子的矩形框会显示成红色并添加标签显示“不正常”三字。

图 11 显示了无缺陷绝缘子测试效果，图 12 显示了有绝缘子缺失缺陷绝缘子测试效果。可以看出，本文设计的基于 CNN 的绝缘子缺失缺陷识别算法的效果较为理想。



(a) 玻璃绝缘子识别结果



(b) 陶瓷绝缘子识别结果

图 11 无缺陷绝缘子的测试效果

Fig. 11 Test results of defect-free insulators



(a) 绝缘子片缺失情况一



(b) 绝缘子片缺失情况二

图 12 有绝缘子片缺失缺陷测试效果

Fig. 12 Test results for missing defects of insulators

### 5 结语

综上所述，本文通过对航拍绝缘子图像缺陷识别的研究，实现了绝缘子的图像识别，并对图像识别结果进行了绝缘子缺陷检测，获得了以下结论：

1) 通过Faster R-CNN构建了绝缘子的检测模型，配置了各层检测网络参数。根据网络模型对600张航拍绝缘子进行了检测，统计分析得到检测的精确率、召回率和准确率分别为0.96、0.95和0.96，证实了本文构建的绝缘子检测网络模型具有良好的实际工程应用价值。

2) 利用CNN算法实现了绝缘子是否存在绝缘子片缺失的缺陷判别。以识别率与误识率两个指标对模型的识别能力进行评价，通过对识别获得的绝缘子图形进行判别，两个指标分别为86%、4.5%，说明算法对绝缘子串中绝缘子片的缺失缺陷识别具有良好的效果。此外，对于图像识别结果，将展示出绝缘子运行状况(正常或者不正常)。

### 参考文献

[1] 吕志宁. 输电线路常见故障分析与检测方法综述[J]. 自动化与仪器仪表, 2020(1): 161-164, 168.  
 LÜ Zhining. A survey of common faults analysis and detection methods for transmission line[J]. Automation & Instrumentation, 2020(1): 161-164, 168.

[2] 缪希仁, 刘志颖, 鄢齐晨. 无人机输电线路智能巡检技术综述[J]. 福州大学学报: 自然科学版, 2020, 48(2): 198-209.  
 MIAO Xiren, LIU Zhiying, YAN Qichen. Review on UAV intelligent technology for transmission line inspection[J]. Journal of Fuzhou University: Natural Science Edition, 2020, 48(2): 198-209.

[3] 商俊平, 李储欣, 陈亮, 等. 基于视觉的绝缘子定位与自爆缺陷检测[J]. 电子测量与仪器学报, 2017, 31(6): 844-849.

- SHANG Junping, LI Chuxin, CHEN Liang, et al. Location and detection for self-explode insulator based on vision[J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2017, 31(6): 844-849.
- [4] 赖秋频, 杨军, 谭本东, 等. 基于YOLOv2网络的绝缘子自动识别与缺陷诊断模型[J]. *中国电力*, 2019, 52(7): 31-39.
- LAI Qiupin, YANG Jun, TAN Bendong, et al. Automatic identification and defect diagnosis model of insulators based on YOLOv2 network[J]. *Electric Power*, 2019, 52(7): 31-39.
- [5] 尚方, 朱明泽, 刘生, 等. 基于颜色和距离的绝缘子航拍图像故障检测方法[J]. *黑龙江电力*, 2020, 42(2): 100-103.
- SHANG Fang, ZHU Mingze, LIU Sheng, et al. Fault detection method of insulator aerial image based on color and distance[J]. *Heilongjiang Electric Power*, 2020, 42(2): 100-103.
- [6] 李帷韬, 焦点, 张倩, 等. 基于深度迁移学习的玻璃绝缘子自爆状态智能认知方法研究[J]. *中国电机工程学报*, 2020, 40(11): 3710-3721.
- LI Weitao, JIAO Dian, ZHANG Qian, et al. Research on intelligent cognition method of self-exploding state of glass insulator based on deep migration learning[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2020, 40(11): 3710-3721.
- [7] ZHAO Z, XU G, QI Y. Representation of binary feature pooling for detection of insulator strings in infrared images[J]. *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation*, 2016, 23(5): 2858-2866.
- [8] 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.
- [9] 秦钟, 杨建国, 王海默, 等. 基于Retinex理论的低照度下输电线路图像增强方法及应用[J]. *电力系统保护与控制*, 2021, 49(3): 150-157.
- QIN Zhong, YANG Jianguo, WANG Haimo, et al. Low illumination transmission line image enhancement method and application based on the Retinex theory[J]. *Power System Protection and Control*, 2021, 49(3): 150-157.
- [10] LI B, HE Y. An improved resnet based on the adjustable shortcut connections[J]. *IEEE Access*, 2018, 99(6): 18967-18974.
- [11] 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.
- [12] REDDY M J B, CHANDRA B K, MOHANTA D K. A DOST based approach for the condition monitoring of 11 kV distribution line insulators[J]. *IEEE Transactions on Dielectrics & Electrical Insulation*, 2011, 18(2): 588-595.
- [13] PRASAD P S, RAO B P. LBP-HF features and machine learning applied for automated monitoring of insulators for overhead power distribution lines[C] // 2016 International Conference on Wireless Communications, Signal Processing and Networking (WiSPNET), March 23-25, 2016, Chennai, India.
- [14] 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. DOI: 10.1186/s41601-018-0088-y.
- [15] JAFFERY Z A, DUBEY A K. Design of early fault detection technique for electrical assets using infrared thermograms[J]. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 2014, 63: 753-759.
- [16] 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*, 2017, 39(6): 1137-1149.
- [17] 曾勇斌, 王星华, 彭显刚, 等. 输电线路缺陷风险建模及其预测方法研究[J]. *电力系统保护与控制*, 2020, 48(10): 91-98.
- ZENG Yongbin, WANG Xinghua, PENG Xiangang, et al. Research on risk modeling and forecasting method of transmission line defects[J]. *Power System Protection and Control*, 2020, 48(10): 91-98.
- [18] 李浩然, 高健, 吴田, 等. 基于改进Canny算子的绝缘子裂纹检测研究[J]. *智慧电力*, 2021, 49(2): 91-98.
- LI Haoran, GAO Jian, WU Tian, et al. Crack detection method of insulators based on improved Canny operator[J]. *Smart Power*, 2021, 49(2): 91-98.
- [19] 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.
- [20] 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.
- [21] 侯春萍, 章衡光, 张巍, 等. 输电线路绝缘子自爆缺陷识别方法[J]. 电力系统及其自动化学报, 2019, 31(6): 1-6.  
HOU Chunping, ZHANG Hengguang, ZHANG Wei, et al. Recognition method for faults of insulators on transmission lines[J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2019, 31(6): 1-6.
- [22] 徐凯, 梁志坚, 张镫议, 等. 基于 GoogLeNet Inception-V3 模型的电力设备图像识别[J]. 高压电器, 2020, 56(9): 129-135, 143.  
XU Kai, LIANG Zhijian, ZHANG Yiyi, et al. Image recognition of electric equipment based on GoogLeNet Inception-V3 model[J]. High Voltage Apparatus, 2020, 56(9): 129-135, 143.
- [23] 齐山成, 史志鸿, 马临超, 等. 输电线路主成分状态量风险信息熵的检修计划研究[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(1): 96-101.  
QI Shancheng, SHI Zhihong, MA Linchao, et al. Study of maintenance schedule for the risk information entropy of principle component state of transmission line[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(1): 96-101.
- [24] 姚晓通, 刘力, 李致远. 基于 Canny 边缘特征点的接触网绝缘子识别方法[J]. 电瓷避雷器, 2020(1): 142-148.  
YAO Xiaotong, LIU Li, LI Zhiyuan. Identification method of catenary insulator based on canny edge feature point[J]. Insulators and Surge Arresters, 2020(1): 142-148.
- [25] 高金峰, 吕易航. 航拍图像中绝缘子串的识别与分割方法研究[J]. 郑州大学学报: 理学版, 2019, 51(4): 16-22.  
GAO Jinfeng, LÜ Yihang. Research on recognition and segmentation of insulator strings in aerial images[J]. Journal of Zhengzhou University: Natural Science Edition, 2019, 51(4): 16-22.
- [26] 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.

收稿日期: 2020-08-06; 修回日期: 2021-03-28

作者简介:

何宁辉(1986—), 男, 博士, 高级工程师, 研究方向为电网设备状态监测技术; E-mail: 232464433@qq.com

王世杰(1974—), 男, 本科, 高级工程师, 研究方向电力系统及其自动化; E-mail: wangshijie@nx.sgcc.com.cn

刘军福(1979—), 男, 本科, 工程师, 从事高电压技术方面的研究。E-mail: liujunfu@zw.nx.sgcc.com.cn

(编辑 周金梅)