

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2209394

# 局部自适应复合绝缘子检测与憎水性分类网络

秦中涛<sup>1</sup> 洪明坚<sup>1</sup> 徐征<sup>2</sup>

(1. 重庆大学大数据与软件学院 重庆 401331; 2. 重庆大学电气工程学院 重庆 401331)

**摘要:** 憎水性等级(HC)是衡量绝缘子性能的重要指标之一。在实际环境的多种因素作用下绝缘子伞裙表面存在局部憎水性差异,为了准确识别绝缘子的性能,本文提出了一种基于深度学习的局部自适应绝缘子检测与憎水性分类模型。首先,通过绝缘子分割模块分离绝缘子与背景区域,为后续针对绝缘子区域的操作提供分割信息;然后将绝缘子区域划分为固定大小的图像块,在缩小分辨率减小运算难度的同时保留了绝缘子表面的细节信息;最后通过憎水性分类模块分析图像块内绝缘子的憎水性。实验使用巡检维护现场的绝缘子图片作为样本集,分阶段构建模型,分别对分割阶段和憎水性分类阶段的准确性进行评估。实验结果显示分割阶段模块能有效识别绝缘子和背景区域,交叉验证的测试集准确率均大于97.21%,并且憎水性分类阶段模块能准确分析绝缘子憎水性,对140幅测试图片的识别准确率达到98.65%。经过实验证明本文提出的模型在复杂自然环境中检测绝缘子性能是一种有效的解决方案。

**关键词:** 复合绝缘子;憎水性;深度学习;语义分割;图像识别

**中图分类号:** TP391.41 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.2

## Region adaptation network for composite insulator segmentation and hydrophobicity recognition

Qin Zhongtao<sup>1</sup> Hong Mingjian<sup>1</sup> Xu Zheng<sup>2</sup>

(1. School of Big Data &amp; Software Engineering, Chongqing University, Chongqing 401331, China;

2. School of Electrical Engineering, Chongqing University, Chongqing 401331, China)

**Abstract:** Hydrophobicity Class (HC) is one of important indexes to measure the performance of composite insulators. The hydrophobicity of insulator shed is different on the part surface for the various factors in the natural environment. In order to judge the performance of insulator, this paper proposes a region adaptation method for insulator segmentation and hydrophobicity recognition based on deep learning. First, separate the insulator area and the background by the insulator segment module, which provides segment information for the later operators on the insulator area; then, the insulator area is cropped into several image blocks with the fixed resolution, which can reduce the resolution and the operational complexity while preserving the insulator surface details; finally, judge the hydrophobicity class of insulator by the hydrophobicity classification module. The experiment dataset from maintenance sites is used to build model in stages and evaluate separately the accuracy of the stage of segment and HC classification. The experiment results show that the segment stage module can identify the insulator regions and the background, whose accuracy on the cross-validation test dataset is greater than 97.21%, and the HC classification stage module can classify the HC of insulators, whose accuracy of 140 test images can reach 98.65%. The proposed model is proven to be an effective solution to checking insulators performance in complex natural environment by experiments.

**Keywords:** composite insulator; hydrophobicity; deep learning; semantic segmentation; image recognition

## 0 引言

电力是现代社会运行和发展的动力源,绝缘子作为输电过程中重要的绝缘部件,被广泛应用。电力系统中长期使用的绝缘子,在自然环境的光照、粉尘等多种因素的作用下,

其绝缘性能会随着老化而不断衰减<sup>[1-3]</sup>,因此定期检查和更换绝缘子是一项重要的维护任务。传统的人工检修的方式,在十余米甚至数十米的高空中作业,不仅工作强度高、风险大,而且受人力限制,工作效率低,质量也是参差不齐。近年来随着科学技术的发展,人工智能能代替人工更好完成绝缘

子性能检测工作<sup>[4-6]</sup>。憎水性是反映绝缘子性能的关键指标之一,其检测方式有接触法、表面张力法和喷水分级法<sup>[5]</sup>。前两种方法对环境要求严格,实际应用中难以实现。喷水分级法操作简单,要求较少,但是其结果受人的主观影响较大,结合深度学习方法可以有效克服结果有主观性的缺点,因此研究深度学习用于绝缘子憎水性检测具有重要意义。

许多学者针对这个问题,提出了自己的见解和解决方案。利用数字图像处理或模式识别的方式识别绝缘子憎水性,降低人的主观判断对结果准确性和可靠性的影响<sup>[7]</sup>。相关研究主要的流程:首先收集数据,对不同憎水性绝缘子进行喷水操作后,拍摄其表面水滴分布照片。大多数研究通过在全新的绝缘子上进行某些操作生成不同憎水性表现的数据,有对表面进行喷砂以产生不同程度的老化<sup>[7]</sup>,有使用不同比例的蒸馏水与乙醇混合液喷洒产生不同的憎水性表现<sup>[8-9]</sup>,也有小部分研究基于实际环境中的绝缘子开展分析。然后,对数据进行预处理,剪切中心部分的图像,可以减小图片分辨率,降低运算量,有效避免背景等干扰因素对判断结果的影响。同时将彩色图片转化为灰度图片<sup>[10]</sup>避免绝缘子本身的颜色带来的影响。结合高通滤波器,对对比度调整和降噪处理降低图片噪声干扰<sup>[11]</sup>。有的研究使用多尺度 Retinex 算法进行图像增强<sup>[12]</sup>,使用 Sobel 算子和形态学运算提取水珠的形状特征<sup>[13]</sup>。最后,根据提取的特征对绝缘子进行分类,早期的研究中使用灰度统计图的标准差作为手工特征来识别水珠在绝缘子表面的比例大小,从而判断绝缘子憎水性等级<sup>[7]</sup>;随后的研究中选择多种特征提取方式,逐步回归筛选特征变量用于判断<sup>[8]</sup>;也有采用机器学习方法识别<sup>[14]</sup>。近年来深度学习的普及和发展,已经有研究者使用 BP 神经网络完成对绝缘子憎水性的预测<sup>[9]</sup>。效果更佳的卷积神经网络也可以解决绝缘子憎水性分类问题<sup>[15-18]</sup>。(简称为憎水性分类问题)。

常规的绝缘子憎水性方法,可以对理想的环境下采集的绝缘子数据进行有效分析。但是在实际应用中,受绝缘子所处环境的影响,传统方法无法有效地甄别绝缘子的类别。一方面,它们把绝缘子图像当作一个整体进行分析,但同一绝缘子的不同区域老化程度有所不同,不能给出不同区域的憎水性差异。另一方面,它们在处理高分辨率的图像时,简单地通过缩小分辨率以提高性能,但丢失了细节信息,导致准确率下降。本文针对传统方法的以上不足,提出了一个新的绝缘子憎水性分类模型 HYNet。它首先使用 U-Net 对图片数据进行分割识别以检测出绝缘子区域,分离绝缘子和背景,有效降低背景带来的干扰,再用 ResNet 对绝缘子区域进行分类,能有效甄别同一绝缘子不同区域的憎水性差异。通过实验用实际采集的图像进行验证,并与普通方法进行比较,验证了模型的有效性。

## 1 HYNet 模型

HYNet 模型把绝缘子性能检测问题,分为两部分:绝

缘子分割和憎水性分类。绝缘子分割有助于绝缘子与背景分离,排除非绝缘子区域,能提高分析性能。憎水性分类则是利用绝缘子分割得到的绝缘子的位置信息,将整张图片中的绝缘子划分成多个小区域进行分析,一方面在保留了细节信息的前提下减小了图片的分辨率,降低了分析数据的难度,另外一方面,分块分析可以更灵活对绝缘子进行分析,体现同一绝缘子不同区域的憎水性差异。HYNet 模型的整体结构如图 1 所示。

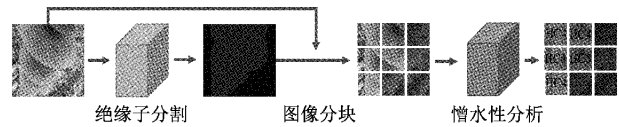


图 1 HYNet 模型结构

### 1.1 绝缘子分割

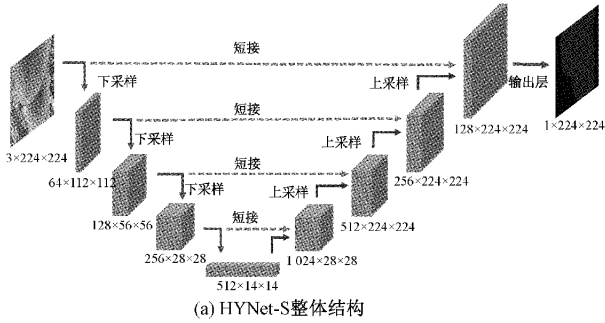
实际环境中,高清相机拍摄的绝缘子的位置和大小并不确定,绝缘子分割可以划分背景和绝缘子,有助于分区域分析绝缘子憎水性。此外,把绝缘子从背景中分离出来可以排除背景干扰而且也可以提高速度。

HYNet 用 UNet<sup>[19]</sup> 把绝缘子区域从背景中分离出来,此部分称为 HYNet-S 模块。HYNet-S 主要由下采样、上采样和输出 3 个部分构成,其结构如图 2(a) 所示。下采样阶段由多个下采样模块叠加,下采样模块结构如图 2(b) 所示,每个模块由两层卷积层和一层池化层构成。经过两层卷积运算后的数据通道数由  $C_1$  增加为  $C_2$ ,再经过一层最大值池化,将特征的宽度由  $W_1$  缩小为  $W_2$ 。下采样模块中池化操作前的数据需暂时保存以用于上采样阶段。上采样阶段由多个上采样模块叠加构成,上采样模块结构如图 2(c) 所示,与下采样模块结构类似,池化层替换为转置卷积。经过两层卷积运算后将数据的通道数由  $C_1$  减少到  $C_2$ ,再经过一层转置卷积,将数据的宽度由  $W_1$  增加到  $W_2$ 。上一层上采样模块运算得到的数据与下采样的中间数据通过通道叠加的方式融合,输出由下一层上采样模块处理。输出层将 4 层上采样后的特征整合后输出掩码,结构如图 2(d) 所示。经过两层卷积提取叠加后的特征,再经过一个卷积核尺寸为 1 的卷积运算,沿通道方向合并特征,得到最终绝缘子分割结果。

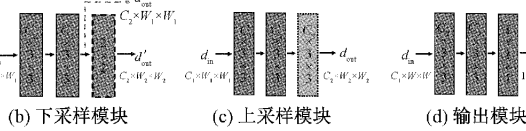
### 1.2 憎水性分类

绝缘子受环境中复杂的因素影响,同一绝缘子的不同区域,所处环境不同,导致其憎水性具有较大差异。例如,受光照、酸雨和电场等环境因素影响,同一绝缘子不同区域的老化速度不同。因此,划分区域后再分析更能准确判断绝缘子的区域憎水性。

如图 3 所示,同一绝缘子不同区域憎水性有所差异,图 3(a) 中绝缘子表面憎水性可以分为 2 个憎水性等级,图 3(b) 中的憎水性等级差异则更大,可以分为 5 个憎水等级。因此仅仅整体上分析绝缘子表面憎水性无法体现这种差异,划分为多个区域分析憎水性更加合理。HYNet 将绝



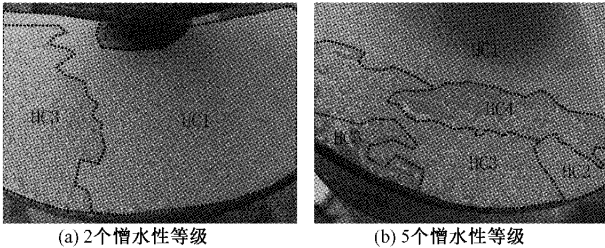
(a) HYNets-S整体结构



卷积 池化 转置卷积

图 2 HYNets-S 模块结构

绝缘子分类分为两个步骤:首先根据绝缘子分割的信息将绝缘子区域进行分块;然后再对分块分析憎水性。



(a) 2个憎水性等级 (b) 5个憎水性等级

图 3 绝缘子憎水性区域差异

绝缘子分块是将高分辨率绝缘子图片划分为固定大小的图像块,结合绝缘子分割结果,计算分块中绝缘子的面积占比,当占比大于阈值  $\alpha$  时,图像块再进行后续的憎水性分析。通过阈值筛选不仅可以去掉图片中的背景部分,避免对背景的分析,减少运算量,可以自适应完成绝缘子区域划分,提高了分析效率。

相较于使用其他网络,ResNet101 不仅在 ImageNet 数据集上能准确分类图片,而且预训练模型在数据量较小的条件下,也能较快收敛并获得较好的效果。因此,HYNet 中使用 ResNet101<sup>[20]</sup> 作为主干网络对图像块区域内的憎水性进行判断,憎水性分类模块称为 HYNets-C。其结构如图 4 所示,前部分结构是预训练模型结构,输出 1 000 个逻辑值,由于预训练模型的输出与绝缘子分类类别数不同,逻辑值通过额外的分类器运算后得到最终的分类结果。

从前面的分析可以看出,HYNet 模型有以下 3 个优点:

1) 有效避免背景影响绝缘子憎水性判断的准确性。现实世界中采集的图片相比在实验室环境下采集的数据具有更多的干扰因素,其中很大一部分来自于复杂的背景干扰。HYNet 模型先对绝缘子进行分割,然后对绝缘子区域再做针对性的憎水性分析,有效降低图片中背景带来的影响。

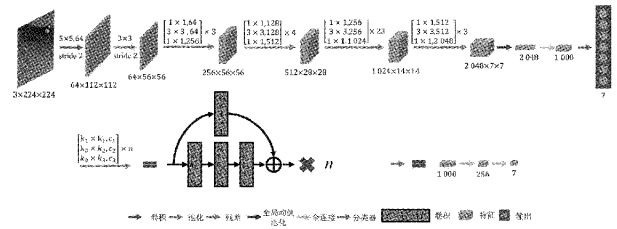


图 4 HYNets-C 模块结构

2) 只分析绝缘子区域憎水性,提高了性能。HYNet 首先识别出绝缘子区域,有针对性地分析憎水性,可以减少对背景区域的分析,减少了运算量。此外,由于剔除了背景,使得憎水性等级更易于判断,使用结构简单的模型就可以有效识别绝缘子的憎水性,降低了系统的复杂度,提升憎水性分析效率。

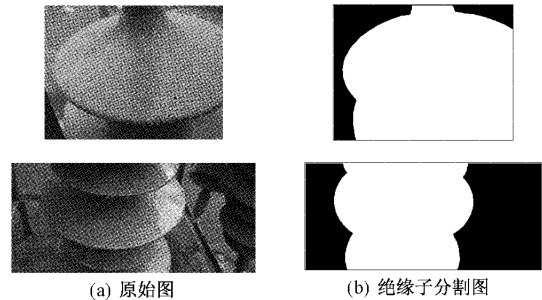
3) 分块判断,而不是整个图像,更好地反映了绝缘子区域憎水性差异。HYNet 不同于仅仅只是对整体的性能做出判断的端对端模型,HYNet 更能体现绝缘子不同区域憎水性的差异,便于用户直观观察绝缘子问题区域,提高绝缘子性能判断的准确度。

## 2 实验数据

### 2.1 数据来源

本文的数据集的数据都来自于线路检查和维护时采集的绝缘子图片,共 116 张,示例图片如图 5(a)所示。所有图片均为高分辨率图片,经过不同的方法处理后形成两个不同的集,其中分割集用于绝缘子分割任务,分类集用于憎水性分类任务。

分割集是在实际采集数据的基础上,包含人工标注出对应的绝缘子区域信息,如图 5(b)所示。利用标注的数据可以训练模型分割绝缘子,有效分离绝缘子和背景。



(a) 原始图 (b) 绝缘子分割图

图 5 绝缘子分割集

为了对图像块的憎水性进行分析,将原图像按照固定大小分成图像块,剔除只包含背景的图像块。然后将包含绝缘子的图像块按照标准<sup>[21]</sup>进行憎水性分类构成了绝缘子分割集,示例如图 6 所示。

### 2.2 数据预处理

在采集数据过程中,自然环境中复杂的光照情况会给憎水性分析引入干扰的因素,不同的时间,不同的天气状况

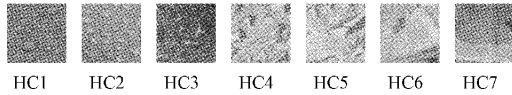


图 6 绝缘子分类集

导致图片的明暗程度不一致。而且不同的绝缘子,不同设备采集的图片会有色差的影响。此外,实际使用的绝缘子大多数都属于憎水性能较好的,憎水性较差的样本比较少,且数据采集的难度大,所以存在样本不足、类别不均衡的问题。因此预处理操作包括:

1) 图片灰度化。图片均转换为灰度图片再进行分析可以有效减少绝缘子自身的颜色差异带来的干扰。

2) 直方图均衡化。为了减少明暗的影响,对全局亮度过亮或过暗的图片采用直方图均衡化(Histogram Equalization)<sup>[22]</sup>处理。

3) 数据集扩充。深度学习方法对于训练的数据量具有较高的要求,因此在模型训练过程中使用数据增强的方法扩充现有数据集,包括图片垂直水平随机翻转、随机角度旋转和对比度随机调整。

### 3 评价指标

#### 3.1 绝缘子分割评价指标

绝缘子分割结果通过平均像素准确率(mean pixel accuracy, MPA)、平均交并比(mean intersection over union, MIoU)和频权交并比(frequency weighted intersection over union, FWIoU)评估。

绝缘子分割中有两类物体,绝缘子和背景,分别标记为 0、1。 $P_{ij}$  表示类别为  $i$  的像素被预测为类别  $j$  的数目。

MPA 基于每个类别正确的像素总数与每个类别总数的比例的算数平均值,其表达式如式(1)所示。MIoU 基于每个类别预测值和真实值的交并比的算数平均值,其表达式如式(2)所示。FWIoU 根据每个类别出现的频率,对每个类别给予不同权重,计算类别的加权平均值,其表达式如式(3)所示。

$$MPA = \frac{1}{k+1} \sum_{i=0}^k \frac{P_{ii}}{\sum_{j=0}^k P_{ij}} \quad (1)$$

$$MIoU = \frac{1}{k+1} \sum_{i=0}^k \frac{P_{ii}}{\sum_{j=0}^k P_{ij} + \sum_{j=0}^k P_{ji} - P_{ii}} \quad (2)$$

$$FWIoU = \frac{1}{\sum_{i=0}^k \sum_{j=0}^k P_{ij}} \sum_{i=0}^k \frac{\sum_{j=0}^k P_{ij} P_{ii}}{\sum_{j=0}^k P_{ij} + \sum_{j=0}^k P_{ji} - P_{ii}} \quad (3)$$

$k$  为除背景外的类别数,为 1。

#### 3.2 憎水性分类评价指标

分类常用的评价指标包含准确率(accuracy)、查准率(precise)、查全率(recall)和 F1 值。

在憎水性分类任务中包含 7 个憎水性类别,用 0、1、...、6 标记。 $TP_i$  表示真实类别为  $i$  并且预测类别为  $i$  的样本数目; $FP_i$  表示真实类别为非  $i$  但预测类别为  $i$  的样本数目; $TN_i$  表示真实类别为非  $i$  并且预测类别也为非  $i$  的样本的数目; $FN_i$  表示真实类别为  $i$  但是预测类别为非  $i$  的样本数目。

准确率用于表示模型预测结果正确的概率,其表达式如式(4)所示;查准率表示对预测正例的预测准确性的度量,其表达式如式(5)所示;查全率是对真实正例的预测覆盖面的度量,其表达式如式(6)所示;F1 值同时考虑查准率和查全率,其表达式如式(7)所示。

$$Accuracy_i = \frac{TP_i + TN_i}{TP_i + FP_i + TN_i + FN_i} \quad (4)$$

$$Precise_i = \frac{TP_i}{TP_i + FP_i} \quad (5)$$

$$Recall_i = \frac{TP_i}{TP_i + FN_i} \quad (6)$$

$$F1_i = \frac{2 \times Precise_i \times Recall_i}{Precise_i + Recall_i} \quad (7)$$

### 4 实验及其结果分析

#### 4.1 实验参数设置

训练 HYNet-S 和 HYNet-C 都使用自适应矩阵估计(Adam)优化算法,采用相同的自适应学习率衰减策略,即连续 3 个训练周期损失值不下降就衰减 10% 的学习率。

在训练 HYNet-S 的实验中,进行数据预处理之前将所有的数据都调整为固定的分辨率(224×224),用二进制交叉熵(binary cross entropy)评估模型准确率,初始的学习率设置为 0.01,为避免模型过拟合,最大训练轮次为 500 轮。

训练 HYNet-C 中,首先将图片划分为固定大小(224×224)的图像块,筛选图像块的阈值  $\alpha=0.7$ ,用交叉熵(Cross Entropy)评估模型准确率,对预训练模型进行微调的初始学习率设置为 0.001,最大训练轮次为 300 轮。

#### 4.2 绝缘子分割与憎水性分类性能

通过对实际采得的绝缘子数据进行实验验证,HYNet-S 能较为准确的分割绝缘子。实际采集到的图片数据,通过标注软件标注了绝缘子和背景区域。由于数据总量较少,因此用交叉验证的方式充分验证模型性能。为了便于划分数据,采用了 8 折交叉验证,其中 4 份数据每份包含 15 张图片,另外 4 份数据各包含 14 个数据。进行多次训练,每次训练使用 1 份数据作为测试集,其余都作为训练集,以相同的参数训练,一共得到 8 个模型。实验结果如表 1 所示,所有模型的 MPA 均大于 97.21%,MIoU 均大于 94.98%。

交叉验证说明 HYNet 的绝缘子分割可以有效学习数据集,能准确识别绝缘子区域,分割效果如图 7(b)所示。

HYNet-C 是 HYNet 中的重要部分,为了探究绝缘子分类性能,将绝缘子图像块按照标准分为 7 类,其中训练集

表 1 绝缘子分割模块准确性交叉验证结果

参数	1	2	3	4	5	6	7	8
MPA/%	98.88	98.23	99.47	98.91	98.74	98.17	97.71	97.21
MIoU/%	97.79	96.58	98.75	97.89	97.17	96.70	95.81	94.98
FWIoU/%	98.17	97.40	98.95	98.31	97.82	97.40	96.48	95.49

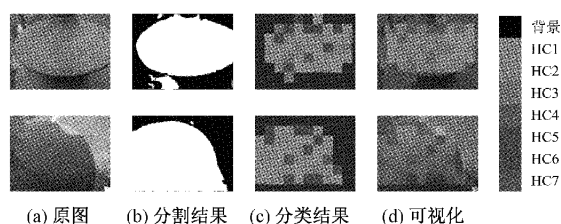


图 7 HYNets 可视化结果

每类包含 200 个图像块,测试集每类包含 20 个图像块。由于使用预训练模型进行微调训练,因此训练初始学习率设置较小,并且最大训练轮次设置为 300 轮,训练结果如表 2 所示,憎水性分类的准确率为 98.65%,较之前的研究<sup>[16]</sup>提高了约 1%的准确率,精准率和召回率均大于 95.24%,F1 值大于 97.44%,能够准确甄别绝缘子憎水性,分类可视化效果如图 7(c)所示。

表 2 憎水性分类准确性

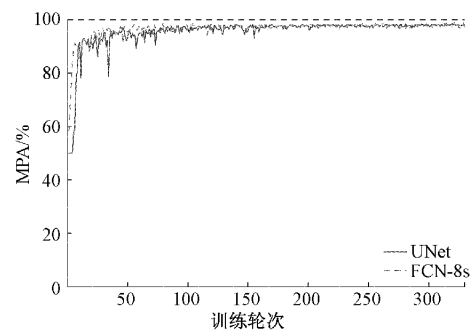
参数	HC1	HC2	HC3	HC4	HC5	HC6	HC7	%
Precise	100	100	100	95.24	100	100	100	
Recall	95.24	95.24	95.24	100	95.24	95.00	95.24	
F1	97.56	97.56	97.56	97.56	97.56	97.44	97.56	
Accuracy								98.65

综合 HYNets 模型的综合分析可视化效果如图 7(d)所示。从叠加图中可以看出,HYNets-S 产生的绝缘子分割信息使得 HYNets-C 分析憎水性集中于绝缘子区域,从而减少了背景带来的干扰,提高了绝缘子憎水性分析的效率。

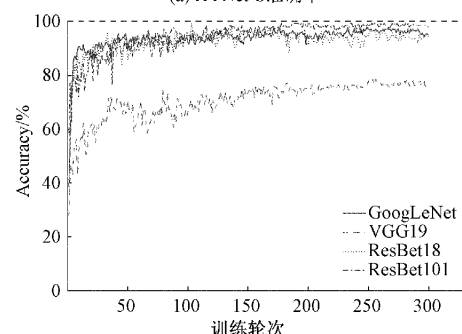
#### 4.3 HYNets 参数讨论

HYNets 分别采用 UNet 和 ResNet 进行分割和分类。但是,为了验证不同网络结构对分析性能的影响,分割阶段对比了 UNet 和 FCN-8s<sup>[23]</sup>模型,分类阶段对比了 GoogLeNet<sup>[24]</sup>、VGG<sup>[25]</sup>和 ResNet。

对比实验结果如图 8 所示,图 8(a)显示 FCN-8s 和 UNet 均能在绝缘子分割任务中拥有较好的表现,因此 HYNets-S 选用 UNet 或者 FCN-8s 均可。图 8(b)显示在憎水性分类任务中 ResNet 表现最佳,因此 HYNets-C 选用 ResNet 分类绝缘子憎水性。在诸多同结构不同深度的网络中,ResNet18 作为深度较浅的模型,虽然分类准确性不是最高的,但是在计算量敏感的环境中具有重要的应用意义。ResNet101 在憎水性分类准确性上有最佳表现,在对准确率要求较高的条件下,选择 ResNet101 最佳。



(a) HYNets-S 准确率



(b) HYNets-C 准确率

图 8 HYNets 对比实验结果

## 5 结 论

本文收集了实际线路巡检过程中绝缘子喷水后的照片数据,经过分析发现绝缘子在实际使用过程中会存在伞裙表面憎水性具有局部差异的现象,提出了局部自适应的复合绝缘子绝缘子检测与憎水性分类模型。通过实验证明了绝缘子分割阶段能有效分离绝缘子和背景,为绝缘子憎水性分析提供了数据聚焦区域;图像块划分阶段利用到聚焦信息,缩小分辨率,保存绝缘子表面的细节信息;憎水性分类阶段能甄别绝缘子表面憎水性的性能。相比于一般深度学习方法,本文提出的方法聚焦于绝缘子区域,减少了背景等因素带来的影响,提高了分析的准确性和鲁棒性。

### 参考文献

- [1] 许竟,高波,宋臻杰,等.不同环境因素对复合绝缘子憎水性影响的研究[J].高压电器,2018,54(2):103-109.
- [2] 梁崇亮.多种老化因素对接触网复合绝缘子憎水性及憎水恢复性的影响研究[J].电工技术,2021(9):170-173.

- [3] 刘彪, 袁文海, 董小顺, 等. 基于改进边缘连接 Canny 算法的绝缘子憎水性图像分割研究[J]. 高压电器, 2022, 58(1): 162-169.
- [4] 汪然然, 娄联堂. 基于图像分析和深度学习的复合绝缘子憎水性分级[J]. 武汉工程大学学报, 2021, 43(5): 580-585.
- [5] 谢军, 肖朝轩, 张思刚, 等. 基于迁移学习和特征融合的复合绝缘子憎水性等级判别方法[J]. 电网技术, 2021, 45(10): 3964-3971.
- [6] 张德钦, 刘晓伟, 刘源, 等. 基于 Faster R-CNN 的复合绝缘子憎水性分析研究[J]. 智慧电力, 2019, 47(4): 104-109, 117.
- [7] MARCUS B, RAJEEV T, VIKTOR S. Hydrophobicity estimation of HV polymeric insulating materials. Development of a digital image processing method[J]. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, 2001, 8(6): 1098-1107.
- [8] RAJAMOCHAN J, VIJAYAREKHA K, KUMAR S R. Design of ANFIS for hydrophobicity classification of polymeric insulators with two-stage feature reduction technique and its field deployment [J]. Energies, 2018, 11(12), DOI:10.3390/en1123391.
- [9] BO W, HE N, SHI T L, et al. Hydrophobic detection study of composite insulator based on BP neural network grading[J]. The Open Automation and Control Systems Journal, 2015, 7(1), DOI: 10.2174/1874444301507010960.
- [10] DONG Z C, FANG Y J, WANG X P, et al. Hydrophobicity classification of polymeric insulators based on embedded methods[J]. Materials Research, 2015, 18: 127-137.
- [11] IBRAHIM J, KHALED A, AYMAN H. Using a pattern recognition-based technique to assess the hydrophobicity class of silicone rubber materials [J]. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, 2014, 21(6): 2611-2618.
- [12] 黄新波, 杨璐雅, 张焯, 等. 基于图像增强的瓷质绝缘子灰密程度检测方法[J]. 电力系统自动化, 2018, 42(14): 151-157.
- [13] 颜伟韬, 汪飒, 宾峰, 等. 基于改进 Canny 算法的复合绝缘子憎水性检测[J]. 电力系统及其自动化学报, 2018, 30(12): 27-32.
- [14] 隆重, 朱则祥, 胡冬梅, 等. 基于改进支持向量机的绝缘子污秽度在线监测[J]. 电子测量技术, 2017, 40(11): 208-212.
- [15] 邱志斌, 刘洲, 廖才波, 等. 基于深度迁移学习的复合绝缘子憎水性识别[J]. 高电压技术, 2022, (7): 2706-2715.
- [16] 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): 101-106.
- [17] Kokalis C C A, TASAKOS T, KONTARGYRI V T, et al. Hydrophobicity classification of composite insulators based on convolutional neural networks[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2020, 91, DOI:10.1016/j.engappai.2020.103613.
- [18] KRIZHEVSKY A, SUTSKEVER I, HINTON G E. Imagenet classification with deep convolutional neural networks [J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2012, 25:84-90.
- [19] RONNEBERGER O, FISCHER P, BROX T. U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation[C]. International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention. Springer, Cham, 2015: 234-241.
- [20] 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.
- [21] IEC/TS 62073-2003, 绝缘子表面润湿度的测量指南[S]. 全国绝缘子标准化技术委员会, 2009.
- [22] 杨卫中, 徐银丽, 乔曦, 等. 基于对比度受限直方图均衡化的水下海参图像增强方法[J]. 农业工程学报, 2016, 32(6): 197-203.
- [23] LONG J, SHELHAMER E, DARRELL T. Fully convolutional networks for semantic segmentation[C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2015: 3431-3440.
- [24] SZEGEDY C, LIU W, JIA Y, et al. Going deeper with convolutions [C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2015: 1-9.
- [25] SIMONYAN K, ZISSERMAN A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition [J]. Arxiv Preprint, 2014, ArXiv:1409.1556.

### 作者简介

秦中涛, 硕士, 主要研究方向为算法设计、计算机视觉等。

洪明坚, 博士, 副教授, 主要研究方向为算法设计、软件开发。

E-mail: hmj@cqu.edu.cn

徐征, 博士, 教授, 主要研究方向为核磁共振技术和电气设备绝缘状态检测方法。