

基于改进 Canny 算法与深度残差网络的车顶绝缘子憎水性识别方法

周利军¹, 李杰¹, 权圣威¹, 张祥宇¹, 张海彬¹, 俞剑飞²

(1. 西南交通大学电气工程学院, 成都 611756; 2. 杭州钱江电气集团股份有限公司, 杭州 311243)

摘要: 定期检测绝缘子憎水性等级(hydrophobicity class, HC)能及时避免污闪事故的发生, 为了解决目前车顶绝缘子憎水性检测方法识别效率低、人工判断主观性强的问题, 提出一种基于改进 Canny 算法与深度残差网络的车顶绝缘子憎水性识别方法。首先, 通过喷水试验获取 HC1—HC7 的车顶绝缘子伞裙表面喷水图像; 然后, 采用改进 Canny 算法提取绝缘子伞裙表面的水珠边缘轮廓图, 从而消除绝缘子伞裙色彩、光照阴影等因素对憎水性图像识别的影响; 最后, 采用 ResNet101 神经网络进行迁移学习, 针对憎水性图像水珠形态多变, 引入可形变卷积网络(deformable convolutional networks, DCN)加强了模型的鲁棒性。试验结果表明: 利用改进 Canny 算法对绝缘子憎水性图像作预处理, 结合 DCN-ResNet101 模型进行判断, 测试准确率达到 92.9%。

关键词: 车顶绝缘子; 憎水性等级; 改进 Canny 算法; 残差网络; 图像识别

Hydrophobicity Identification Method of Roof Insulator Based on Improved Canny Operator and Deep Residual Network

ZHOU Lijun¹, LI Jie¹, QUAN Shengwei¹, ZHANG Xiangyu¹, ZHANG Haibin¹, YU Jianfei²

(1. School of Electrical Engineering, Southwest Jiaotong University, Chengdu 611756, China;

2. Hangzhou Qiantang River Electric Group Co., Ltd., Hangzhou 311243, China)

Abstract: Regular detection of insulator hydrophobicity class (HC) can timely avoid the occurrence of pollution flashover accidents. In order to solve the problems of low identification efficiency and strong subjectivity of artificial judgment of current roof insulator hydrophobicity detection methods, a hydrophobicity identification method for roof insulator based on improved Canny algorithm and deep residual network was proposed. Firstly, water spraying images of HC1 to HC7 roof insulator umbrella skirt surface were obtained by water spraying tests. Then, the improved Canny algorithm was used to extract the water drop edge contour diagram on the surface of insulator umbrella skirt, so as to eliminate the influence of color, light and shadow on hydrophobic image recognition. Finally, transfer learning was applied after using the Res-Net101 neural network. Meanwhile, in accordance with variability in water droplet shapes in hydrophobicity images, deformable convolutional networks (DCN) were introduced to enhance the model's robustness. The experimental results show that applying the improved Canny algorithm for preprocessing hydrophobicity images of insulators and combining it with the DCN-ResNet101 model for evaluation can realize the test accuracy of 92.9%.

Key words: roof insulator; hydrophobicity class; improved Canny operator; ResNet; image recognition

0 引言

目前借助智能识别技术来提高运维检测的便捷性和安全性是轨道交通领域的重要研究内容^[1-3]。车顶绝缘子作为高速铁路牵引供电系统中的关键高压部件, 其服役状态直接影响列车的运行安全^[4]。憎水性是评价绝缘子防污闪性能的重要指标^[5], 列

车车顶绝缘子相比普通输电线路绝缘子积污过程更快^[6-7], 对其憎水性检测周期的要求更高。现有检测方法主要是在动车入库后采用喷水分级法^[8]进行人工检测, 基于水珠在绝缘子表面的分布形态将绝缘子憎水性划分为 7 个 HC 等级, 按 HC1—HC7 逐级下降, HC1 级对应憎水性很强的表面, HC7 级对应完全亲水性的表面。但由于现场环境复杂、人为判断主观性强等原因, 对试验者的经验要求较高, 通常由多名经验丰富的检修人员分别评判后进行结果

基金资助项目: 四川省科技计划项目 (2020JDTD0009)。
Project supported by Sichuan Science and Technology Program (2020JDTD0009).

汇总,效率极为低下,不符合当前轨道交通领域智能化的发展需求。因此,研究车顶绝缘子憎水性的智能识别技术,自动、高效、准确地检测进站列车车顶绝缘子的憎水性,对于保障动车组安全可靠运行具有重要意义。

近年来,图像识别算法在绝缘子憎水性等级判别领域的应用成为研究热点。文献[9-10]将喷水试验图灰度化,并提取水滴形状的纵横比、水覆盖率等特征实现复合绝缘子憎水性的分级;文献[11]基于图像分割和形态学重构优化了绝缘子憎水性图像的辨识度,提取水珠/水迹最大面积比,实现了复合绝缘子部分等级下的憎水性识别;文献[12-15]结合Canny算子与形态学方法提取水珠覆盖率、形状因子等特征量用于分类模型训练。以上方法通过人为选取图像特征并结合分类算法,克服了传统方法判别结果易受主观因素影响的缺点,但由于选取的特征存在片面性,训练模型的识别效果受具体选择特征的影响较大。为了解决该问题,文献[16]对憎水性图像采用卷积神经网络模型进行图像特征提取与分类,实现对乙醇喷洒老化的绝缘子憎水性识别;文献[17]融合憎水性局部二值图像深度特征,建立了绝缘子憎水性等级判别模型;文献[18]微调了4种卷积神经网络网络结构进行深度迁移学习,对比了不同网络在绝缘子憎水性识别的应用效果。上述研究采用卷积神经网络自主学习绝缘子憎水性图像特征,识别效果较人工选取特征的方式更优,但在图像采集时仅改变了光照强度,图像预处理也只停留于颜色、对比度与亮度的调整,未考虑光照分布不均导致的水珠阴影对绝缘子憎水性判断的影响,模型泛化能力有待提高。

针对上述现有绝缘子憎水性识别方法的不足,本文提出一种基于改进Canny算法与深度残差网络的车顶绝缘子憎水性识别方法。首先,搭建喷水试验平台构建车顶绝缘子憎水性HC1—HC7的图像数据集,采集图像时改变拍摄角度、光照强度及光源位置从而增强图像数据集的差异性和代表性。然后提出改进Canny算法对图像做预处理,去除光照造成的水珠阴影,提取了憎水性图像的水珠、水迹边缘轮廓以增强各HC图像的可区分性。接着将车顶绝缘子憎水性图像集输入到ResNet101模型,并引入可变形卷积网络(deformable convolutional networks, DCN)提高对不同拍摄角度下水珠形变的学习能力,增强算法模型的鲁棒性。最后对改进的

Canny算法及网络模型性能进行了讨论分析,测试识别准确率达到92%以上,验证了所提方法的准确性及可行性。

1 样本获取

本文以乌鲁木齐机务段和西宁机务段的车顶高压母线支撑绝缘子与受电弓支撑绝缘子作为试验样品,部分绝缘子已出现较明显的放电现象,如图1所示。所有试验绝缘子的运行里程从11万公里至87万公里不等,此外补充了1个全新绝缘子,9个绝缘子的基本概况如表1与图2所示。按DL/T 1474—2015、IEC TS 62073-2016标准^[19-20]开展绝缘子喷水分级试验和采集憎水性图像,具体试验步骤如下:

1) 测试开始前,按要求校核喷水壶的水流散开角,使其喷出的水雾符合标准要求,采用蒸馏水对车顶绝缘子所有伞裙表面进行清洗并擦拭干净。

2) 使用喷壶对处理过的绝缘子伞裙进行喷水,喷水保持喷头与绝缘子伞裙的距离为15~35 cm,喷洒时间为25 s左右,喷洒总水量约为10~30 mL。

3) 喷洒结束后,采用摄像机完成伞裙上下表面的静像拍摄,光源位置的选取如图3所示,依次固定光源于①至④,对于每一个光源位置,绕伞裙一周每隔30°进行一次拍摄。

通过多位专家研究人员按IEC TS 62073-2016标准中的HC分级判据^[9],如表2所示,对绝缘子的憎水性状态做出一致性判断,并剔除不明确HC的憎水性图像,最终筛选得到HC1—HC7的车顶绝缘子图像共1400张。试验过程及各HC的憎水性图像典型样本分别如图3、图4所示。

2 识别方法

2.1 Canny边缘检测算法

Canny算法是先进的图像多边缘检测算法,其

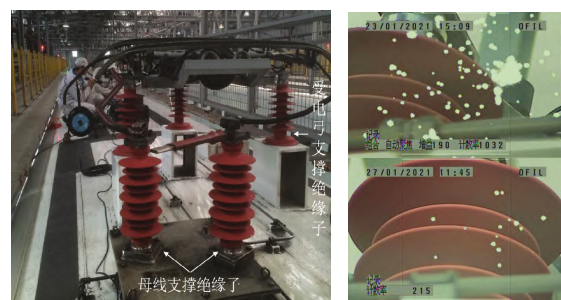


图1 车顶绝缘子及放电紫外图

Fig.1 Roof insulator and discharge UV diagram

表 1 试验绝缘子概况

Table 1 Overview of test insulators

编号	运行里程/(10 ⁴ km)	所属机务段	生产厂家
1	11	乌鲁木齐	株洲时代新材料
2	12	乌鲁木齐	温州益坤电气
3	32	乌鲁木齐	陕西铁路长龙
4	48	西宁	陕西铁路长龙
5	55	西宁	温州益坤电气
6	65	西宁	陕西铁路长龙
7	72	西宁	陕西铁路长龙
8	87	西宁	温州益坤电气
9	0	(全新)	兰州鸿利博雅

表 2 绝缘子 HC 分级判据

Table 2 Classification criteria for insulator HC

HC 值	试样表面水迹状态
HC1	只有分离的水珠, 水珠大小比较均匀, 呈规则的圆形
HC2	只有分离的水珠, 水珠大小不再均匀, 部分出现变形
HC3	只有分离的水珠, 部分水珠相对较大, 一般不再是圆形
HC4	同时存在分离的水珠和水带, 水带面积相对较小
HC5	湿润的水带面积较大, 但完全湿润面积占被测区域面积不到 90%
HC6	完全湿润面积占被测区域面积 90% 以上, 仅有少量干燥区域(点或带)
HC7	整个被测区域形成连续的水膜

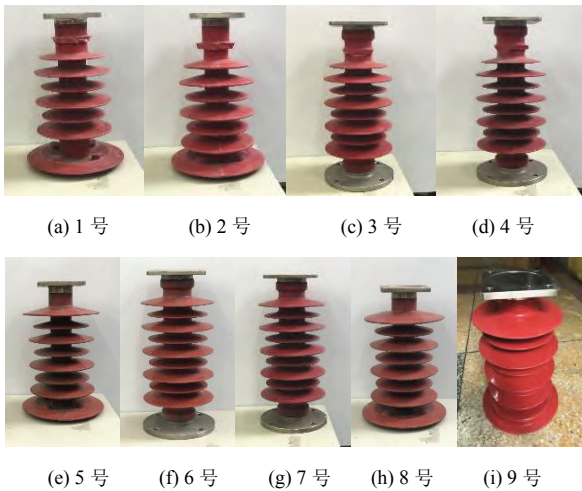


图 2 车顶绝缘子样品

Fig.2 Sample of roof insulator

主要思想是根据图像的梯度幅值与方向的极大值实现边缘检测, 具有低失误概率、高位置精度、对每个边缘有唯一响应的特点^[21]。具体实现步骤如下:

1) 将图像灰度化, 并采用高斯滤波平滑输入图像从而减少光晕等图像噪声干扰信息, 提升算法的抗噪性。

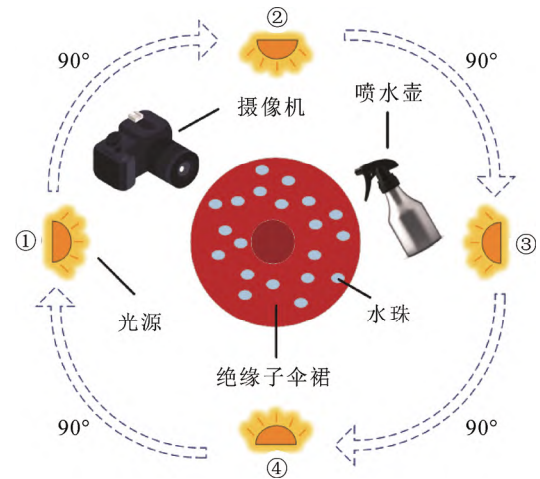


图 3 图像采集示意图

Fig.3 Schematic diagram of image acquisition

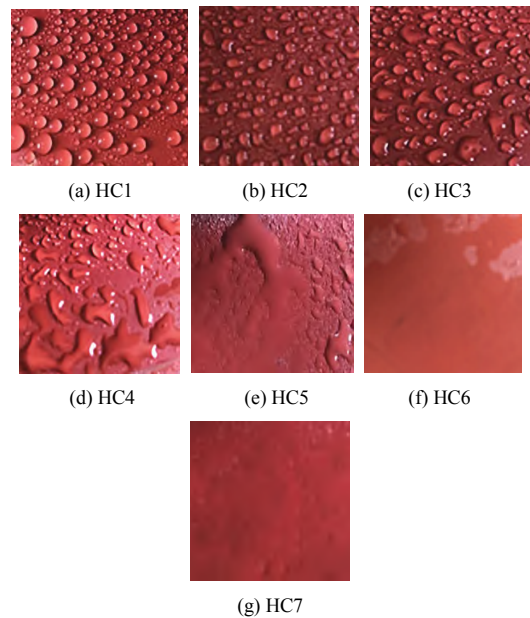


图 4 车顶绝缘子憎水性图像典型样本

Fig.4 Typical image of roof insulator hydrophobicity

2) 使用 2×2 域的一阶偏导数的有限差计算图像的梯度与强度, 据此表征图像每一个像素点的边缘强度与方向。

3) 根据计算的梯度方向进行梯度强度的非极大值抑制, 得到单像素边缘点。

4) 选定高低阈值, 低阈值设为高阈值的一半。将边缘强度大于高阈值的点作为边缘点, 同时剔除小于低阈值的点, 从而进一步消除虚假边缘和噪声。

若根据传统的 Canny 算法采取高斯函数对车顶绝缘子伞裙表面图像进行降噪, 容易导致憎水性图像的水珠、水迹轮廓边缘模糊不清, 特别是在拍摄

设备像素不高且图像水迹邻域对比度低的情况下，可能会丢失重要的轮廓细节；此外，计算梯度幅值和大小邻域范围(2×2)简单方便，但受噪声干扰较大，容易导致目标边缘信息丢失或者将噪点当成边缘点；传统算法中高、低阈值需要人为设置，采用此双阈值筛选边缘点时不具备分割图像的自适应性，阈值设定过高会丢失某些重要的边缘信息，过低则会存在虚假边缘等非真实图像信息。

2.2 改进 Canny 算法

针对上述传统 Canny 算法在憎水性图像边缘检测方面的不足，本文分别从滤波算法、梯度增强和双阈值连接 3 个方面进行改进，引入引导滤波算法改善去噪效果，添加了 45°与 135°梯度方向模板进行梯度增强，并采用迭代算法自适应获取图像的最佳阈值，改进 Canny 算法流程图如图 5 所示。

2.2.1 引导滤波降噪算法

对憎水性图像降噪滤波的同时保持水珠轮廓边缘特征，是后续对车顶绝缘子憎水性图像进行特征学习和 HC 识别的重要前提。目前常用的边缘保持滤波算法主要有引导滤波^[22]和双边滤波^[23]，其中引导滤波是一种基于局部线性模型的滤波技术，在图像去噪、增强等计算机视觉领域被证明为一种十分有效的滤波方法，具有实时、高效的特点。

1 张图片可看作图像基础层和图像细节层的叠加，引导滤波算法将期望输出图像的基础层与引导图像之间的线性关系定义为如下模型：

$$O_i = a_k I_i + b_k, \forall i \in \omega_k \quad (1)$$

式中： O_i 为输出图像； I_i 为引导图像； a_k 、 b_k 为引导图像在以像素点 k 为中心，半径为 r 的局部窗口 ω_k 内的线性系数。

采用最小二乘法来拟合式(1)中的线性关系，其代价函数 E 为：

$$E(a_k, b_k) = \sum_{i \in \omega_k} ((a_k I_i + b_k - P_i)^2 + \varepsilon a_k^2) \quad (2)$$

式中： P_i 为输入图像； ε 为控制滤波模糊程度的正则化参数。系数 a_k 、 b_k 由如下线性回归问题求得到：

$$a_k = \frac{\sum_{i \in \omega_k} I_i P_i - \mu_k \bar{P}_k}{\omega(\sigma_k^2 + \varepsilon)} \quad (3)$$

$$b_k = \bar{P}_k - a_k \mu_k \quad (4)$$

式中： ω 为半径为 r 、中心为 k 的局部窗口 ω_k 内的元素总数； μ_k 和 σ_k^2 分别为引导图像 I 在局部窗口 ω_k 内的均值与方差； \bar{P}_k 为输入图像 P 在局部窗口 ω_k 内的均值。

2.2.2 梯度增强

Canny 算法中梯度幅值是通过在 2×2 的邻域内计算 x 与 y 方向的梯度获得。考虑到大部分水迹为椭圆弧形边缘，在斜分量上的响应占比很多，同时为了方便选取中心像素点，本文采用窗口为 3×3 的 Sobel 算子来改进梯度计算方法，考虑水平方向、45°、垂直方向和 135°的梯度加权求和。本文所用梯度计算模板如图 6 所示。

使用图 5 中的梯度模板对滤波后的图像进行卷积，得到 4 个方向的梯度幅值。设像素点 (x, y) 处的灰度值为 $I(x, y)$ ， g_x 、 g_y 、 g_{45} 、 g_{135} 分别表示像素点处沿 x 、 y 、45°、135°方向边缘检测的灰度值，计算式如下：

$$g_x(x, y) = ((I(x-1, y+1) + 2I(x, y+1) + I(x+1, y+1)) - (I(x-1, y-1) + 2I(x, y-1) + I(x+1, y-1))) \quad (5)$$

$$g_y(x, y) = ((I(x+1, y-1) + 2I(x+1, y) + I(x+1, y+1)) - (I(x-1, y-1) + 2I(x-1, y) + I(x-1, y+1))) \quad (6)$$

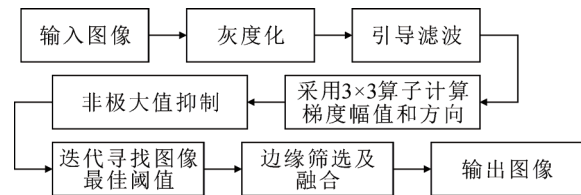


图 5 改进 Canny 算法流程图

Fig.5 Flow chart of improved Canny algorithm

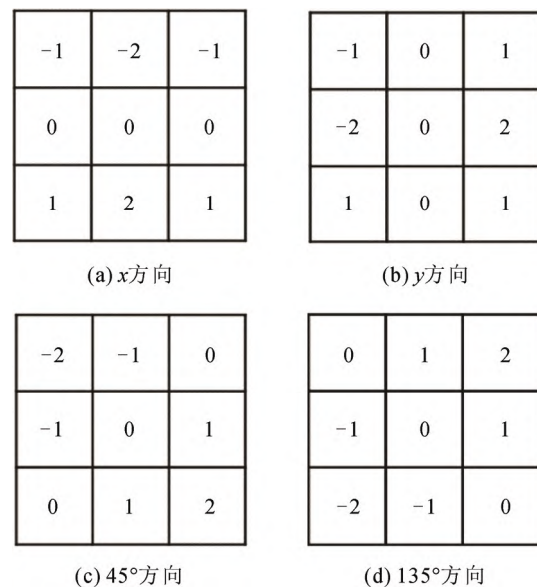


图 6 Sobel 算子梯度方向模板

Fig.6 Gradient direction template of Sobel operator

$$g_{45}(x, y) = ((I(x+1, y) + 2I(x+1, y+1) + I(x, y+1)) - (I(x, y-1) + 2I(x-1, y-1) + I(x-1, y))) \quad (7)$$

$$g_{135}(x, y) = ((I(x, y-1) + 2I(x+1, y-1) + I(x+1, y)) - (I(x-1, y) + 2I(x-1, y+1) + I(x, y+1))) \quad (8)$$

将 45° 和 135° 方向梯度值分别投影到 x 、 y 方向上, 叠加运算得到增强后的 x 、 y 轴梯度值 $G_x(x, y)$ 、 $G_y(x, y)$, 计算式如下:

$$G_x(x, y) = g_x(x, y) + \frac{\sqrt{2}}{2} g_{45}(x, y) + \frac{\sqrt{2}}{2} g_{135}(x, y) \quad (9)$$

$$G_y(x, y) = g_y(x, y) + \frac{\sqrt{2}}{2} g_{45}(x, y) + \frac{\sqrt{2}}{2} g_{135}(x, y) \quad (10)$$

设 $A(x, y)$ 为像素点 (x, y) 处的梯度幅值, $\theta(x, y)$ 为梯度方向, 则有

$$A(x, y) = \sqrt{G_x(x, y)^2 + G_y(x, y)^2} \quad (11)$$

$$\theta(x, y) = \arctan\left(\frac{G_y}{G_x}\right) \quad (12)$$

2.2.3 图像最佳阈值获取

Canny 算法采用人为设置高、低阈值的方式, 然而图像通常存在一定的复杂噪声, 若采用某一固定阈值会导致边缘筛选效果并不理想。本文利用迭代算法实现自适应确定图像的最佳阈值组(高低双阈值), 极大地减少噪声对图像分割的干扰, 优化边缘检测效果。具体的迭代过程如下:

1) 初始化图像阈值 T

$$T_0 = \frac{I_{\max} + I_{\min}}{2} \quad (13)$$

$$T = T_0 \quad (14)$$

式中: T_0 为图像的初始计算阈值; I_{\max} 为最大灰度值; I_{\min} 为最小灰度值。

2) 根据当前图像阈值将图像分割为两部分, 高于阈值的部分记为 H_1 , 低于阈值的记为 H_2 , 即:

$$H_1 = \{(x, y) | I(x, y) \geq T\} \quad (15)$$

$$H_2 = \{(x, y) | I(x, y) < T\} \quad (16)$$

3) 分别计算 H_1 与 H_2 的灰度平均值 T_H 、 T_L :

$$T_H = \frac{\sum_{I(x, y) \geq T} I(x, y)}{\sum_{I(x, y) \geq T} N_1(x, y)} \quad (17)$$

$$T_L = \frac{\sum_{I(x, y) < T} I(x, y)}{\sum_{I(x, y) < T} N_2(x, y)} \quad (18)$$

其中, N_1 、 N_2 分别满足:

$$N_1(x, y) = \begin{cases} 1, & I(x, y) \geq T \\ 0, & I(x, y) < T \end{cases} \quad (19)$$

$$N_2(x, y) = \begin{cases} 1, & I(x, y) < T \\ 0, & I(x, y) \geq T \end{cases} \quad (20)$$

4) 计算图像自适应阈值 T_{ad}

$$T_{ad} = \frac{T_H + T_L}{2} \quad (21)$$

5) 判断自适应阈值 T_{ad} 与初始阈值 T 是否满足误差范围, 若满足则迭代停止, 否则返回步骤 2) 继续运行。本文设置误差条件为:

$$|T_{ad} - T| \leq 0.01 \quad (22)$$

6) 最终迭代阈值所对应的 T_H 、 T_L 即为图像边缘二值化的最佳阈值组。

2.3 网络模型及优化

2.3.1 ResNet101 模型

ResNet^[24]使网络尽可能地加深, 并解决了深层网络存在的梯度弥散和精度下降等问题, 其核心是引入残差模块, 解决了网络深度增加引起的性能退化问题。

综合考虑网络复杂度、计算量及特征提取能力, 本文基础模型选择 ResNet101, 其网络结构见图 7, 输入图像经过预处理后尺寸为 $224 \times 224 \times 3$, 首先通过卷积、池化层使输入通道数适应 Bottleneck 块的规格, 用 33 个 Bottleneck 块完成特征提取, 再经过 relu 激活函数和平均池化层, 最后用全连接层实现分类。其中, Bottleneck 块首先用 1×1 的卷积

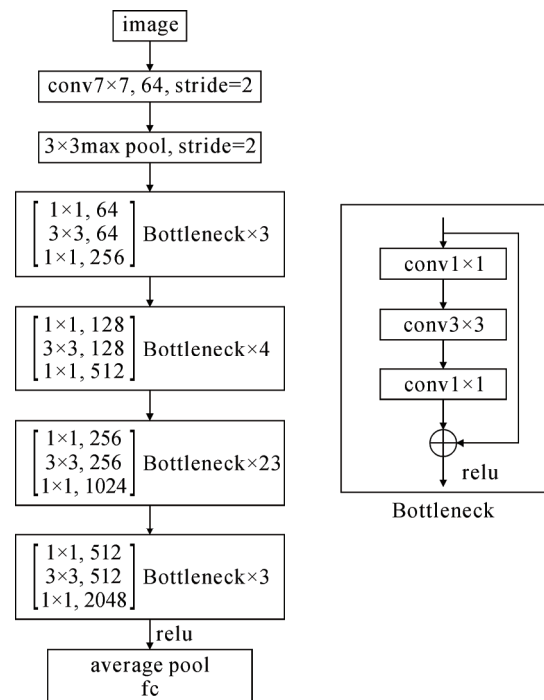


图 7 ResNet101 结构

Fig.7 ResNet101 structure

核进行下采样,然后用 3×3 的卷积核进行特征提取,再用 1×1 的卷积核恢复通道维度,最后将原始输入与特征提取结果相加得到最终输出。

2.3.2 可形变卷积网络

实际拍摄的憎水性图像中水珠、水迹存在不同大小、形态与视角的变化。为了提升模型的鲁棒性,更有效地完成图像特征的提取,将 ResNet101 处理输入的卷积层替换为可形变卷积网络(deformable convolutional networks, DCN)^[25]层。DCN 结构示意图如图 8 所示,其在原来的卷积基础上,用一个具有与当前可形变卷积层相同空间分辨率和扩张率的卷积来学习采样点的偏移量,对于原始卷积的每一个卷积窗口,都不再是原来规整的滑动采样窗口,而是经过平移调整后的新窗口,完成采样点偏移修正之后再行卷积运算。

2.4 识别与训练方法

基于改进 Canny 算法与 DCN-ResNet101 的车顶绝缘子憎水性识别方法总体框架如图 9 所示。为了节省模型训练时间,减少计算量,本文采用迁移学习来进行车载绝缘子的 HC 分类。训练使用经典数据集 ImageNet 作为 ResNet101 模型的源域,考虑到本文数据集与基础数据集相比数据量小且图像内容差异较大,本文采取冻结与训练策略,即冻结部分层的权重,对其余层进行微调。模型最初几层网络用于捕获图像线条、边缘等基本特征,这种泛性特征适用于改进 Canny 算法预处理后的图像,因此本文保留预训练模型的前 10 层网络参数,仅对剩余网络层进行微调,去掉原 ResNet101 最后的全局平均池化和全连接层,代替以 2 个节点数分别为 1024 和 7 的全连接层,实现车顶绝缘子 HC 分类。模型装配时采用 Adam 优化器、Accuracy 精确度及 Categorical_crossentropy 损失函数。

3 试验与结果分析

3.1 数据集预处理

基于上述改进 Canny 算法提取车顶绝缘子憎水性图像集的水珠、水迹边缘轮廓图作为憎水性图像识别模型的训练样本,其中引导滤波参数局部窗口半径 r 设置为 13,滤波正则化参数 ϵ 设置为 0.01,各 HC 憎水性图像边缘提取结果如图 10 所示。数据集图像经过模型预处理后尺寸统一为 $224\times 224\times 3$,以 8:1:1 的比例将 1400 张预处理后的样本图像划分训练集、验证集与测试集进行下一步网络训练。

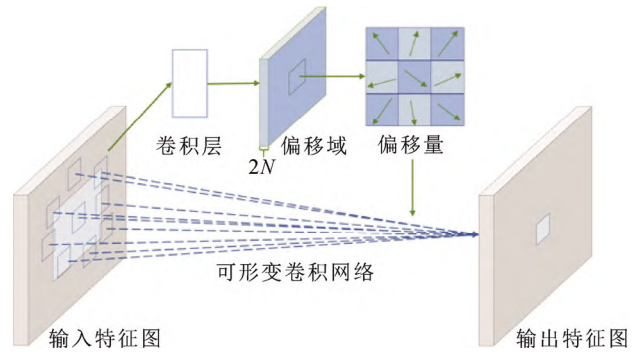


图 8 可形变卷积网络示意图

Fig.8 Structure diagram of DCN

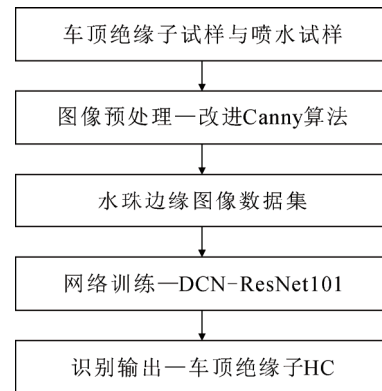


图 9 本文方法总体框架

Fig.9 The overall framework in this paper

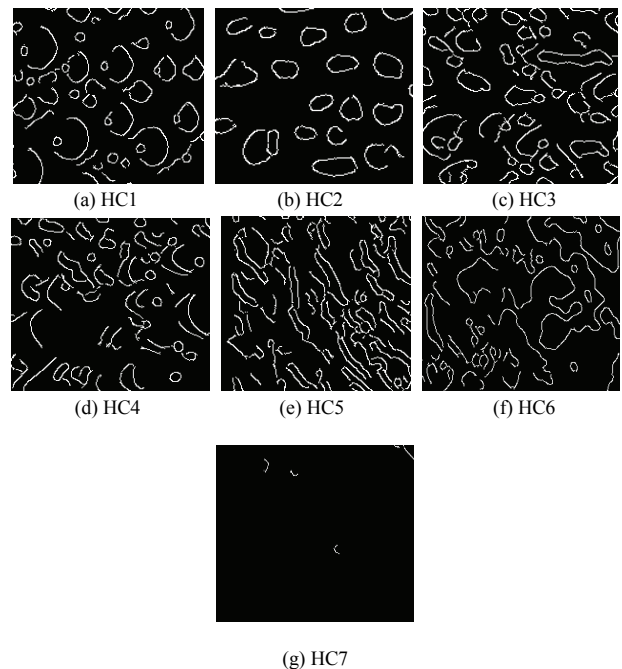


图 10 绝缘子憎水性图像边缘轮廓

Fig.10 Edge of insulator hydrophobicity image

3.2 改进 Canny 算法效果对比分析

传统 Canny 算法采用高斯滤波算法,本文则采

用引导滤波算法进行改进, 此外, 常用的边缘保持滤波算法还有双边滤波。为探究上述 3 种滤波算法的作用效果, 验证引导滤波在 Canny 算法中的优越性, 分别采用高斯滤波、双边滤波与引导滤波对某一车载绝缘子憎水性图像进行去噪, 滤波结果如图 11 所示。由滤波效果对比可知, 高斯滤波的去噪效果不明显, 图像仍存在大量水颗粒噪点; 双边滤波对伞裙表面水颗粒噪点有一定滤除效果, 同时水珠边缘保持较好; 引导滤波的处理结果则比其他两种方法的效果更细腻和平滑, 水珠边缘轮廓也更清晰; 此外, 引导滤波的时间复杂度比双边滤波更低, 因此引导滤波不仅在细节保持上要优于双边滤波, 而且计算速度也更快。

为表现改进梯度计算方法的具体效果, 随机截取局部憎水性图像, 分别给出 x 、 y 、 45° 和 135° 方向的梯度幅值图像, 以及传统 Canny 算法与改进算法的梯度计算结果, 如图 12 所示。由图 12 可知, 45° 和 135° 方向的梯度图能更好地提取水珠轮廓的斜分量, 改进 Canny 算法增加了 45° 和 135° 方向进行梯度加权求和, 相比于传统梯度计算方法, 能更好地反应真实的水珠轮廓, 有利于后续的水珠、水迹边缘提取。

为验证本文改进 Canny 算法在对绝缘子憎水性图像进行阴影滤除时的有效性, 随机选取部分憎水性图像的边缘检测结果进行对比, 结果如图 13 所示。由图 13 对比与分析可知, 本文方法在处理憎水性图像时, 由于具有更优的滤波效果及分割阈值组, 同时采取了梯度增强寻找更精确的梯度及方向, 有效去除了光照分布不均导致的水珠阴影这一虚假边缘, 边缘分割也更加完整, 其不仅会给模型训练带来多余的计算量, 而且对分类结果存在误导性, 因此去除这些信息对提高模型训练和测试准确率十分有利。此外, 本文方法相比于传统 Canny 算法, 得到的水珠边缘轮廓的平滑性与完整度均更优, 更好地保留了水珠、水迹的边缘细节特征。

3.3 模型训练效果分析及验证

模型在憎水性图像数据集上的训练可视化结果如图 14 所示, 其中横轴代表迭代训练步数 epochs, 纵轴分别代表训练损失值 Loss 和准确率 Accuracy。

由图 14(a)可知, 随着迭代步数的增加, 测试 Loss 值呈波动性下降, 最终在第 43 个 epochs 处开始趋于稳定, 整个下降过程较为平滑; 训练 Loss

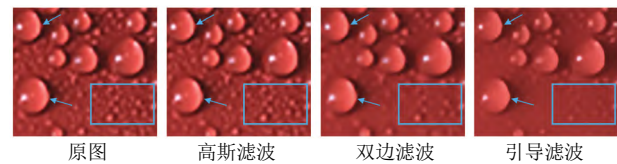


图 11 滤波效果对比

Fig. 11 Comparison of filtering effects

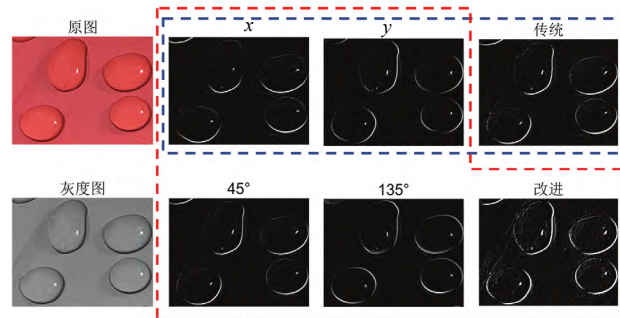


图 12 各梯度分量及合成图

Fig. 12 Each gradient component and synthesis diagram

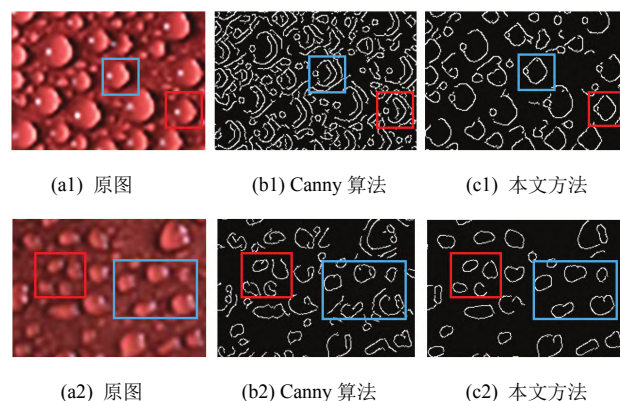


图 13 边缘检测结果对比

Fig. 13 Comparison of edge detection results

值则在第 37 个 epochs 处开始收敛。由图 14(b)可知, 随着迭代步数的增加, 模型训练准确率上升时间较短, 在第 16 个 epochs 处便开始趋于稳定, 之后略微增加并最终收敛于 93% 左右; 而测试准确率整体存在轻微波动, 但收敛速度较快, 在第 14 个 epochs 处开始稳定在 91% 左右。可见本文模型能够很好地提取绝缘子憎水性图像高阶特征, 模型训练收敛速度较快, 识别精度较高。虽然本文数据集相对于基础数据集来说样本量较小, 但由于 ResNet101 模型中 Batch Normalization 层的作用, 整个训练过程未出现过拟合情况。

图 15 为本文方法对车顶绝缘子憎水性图像测试集识别结果, 以混淆矩阵表示。矩阵每 1 行代表

图像的实际憎水性等级，每 1 列代表模型给出的判别等级。黑色和灰色块分别代表识别正确与错误的个数。由图 15 可知，对于未参与模型训练的其余憎水性图像，只有少量样本存在误判且模型的分类结果误差均不超过 1 个 HC，识别准确率达到 92.9%。

3.4 与传统方法预测对比分析

3.2 节与 3.3 节分别阐述了改进 Canny 算法的边缘检测效果及本文模型的训练情况，为了进一步证明本文所提算法的先进性，针对本文在第 1 章获取的车载绝缘子憎水性图像集，选取了不同的处理方法与网络模型进行对比研究，具体设置方案如下：

1) ResNet101—彩色原图。未进行任何改进，直接将喷水试验所得的绝缘子憎水性图像做裁剪、翻转等简单预处理，再利用 ResNet101 模型进行训练和测试。

2) 本文模型—彩色原图。图像数据集与方案 1 相同，网络训练与测试采用本文模型。

3) ResNet101—Canny。采用所提的改进 Canny 算法获取各 HC 绝缘子憎水性图像的边缘轮廓，再利用 ResNet101 模型进行训练和测试。

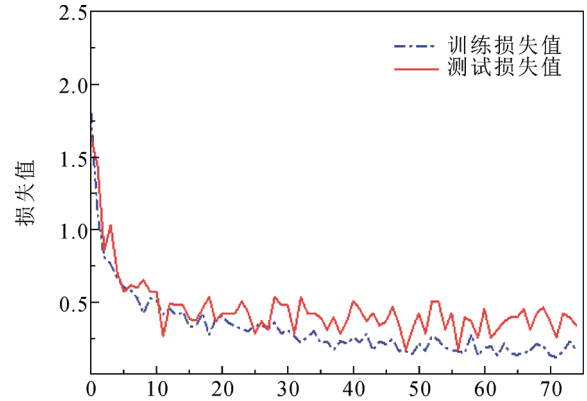
4) 本文模型—Canny。图像预处理同方案 3)，之后再采用本文模型进行训练和测试。

测试图像共 140 张，识别准确率的对比结果如表 3 所示。

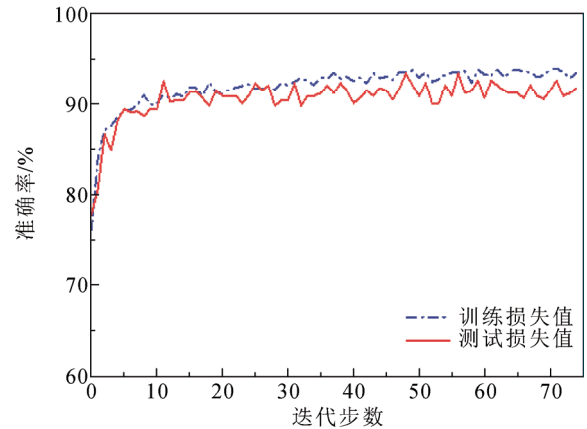
由表 3 可知，方案 4(改进 Canny 算法结合本文网络模型)识别精度最高，明显优于其他组。对比方案 2 与方案 4 可知，采用改进 Canny 算法对图像做预处理获取水珠边缘轮廓，能够增加绝缘子憎水性图像的可区分能力，更有利于网络模型提取用于分级判断的特征，准确率提高了 9.2%。对比方案 3 与方案 4 可知，将 ResNet101 网络模型的卷积层替换为 DCN 能够提升模型的准确率，DCN 对学习水珠水迹轮廓图像中采样点偏移量进行学习，有效提升了模型在处理不同拍摄角度图像时的识别能力，模型泛化能力更强，准确率提高了 4.9%。

3.5 二次验证

为了进一步验证算法的实际应用效果，基于海南环岛高铁线的 2 个车顶高压母线支撑绝缘子进行测试与分析，分别编号为 1、2。图像采集时先固定光源位置，绕伞裙每 60°拍摄一次，然后取对称的光源位置再次进行拍摄操作，从而得到 12 张不同阴影状态及图像亮度的绝缘子憎水性图像。图 16 为本文算法的部分预处理结果，由图 16 可知，改进 Canny



(a) 损失值曲线



(b) 准确率曲线

图 14 本文模型训练情况

Fig.14 Training results of the model in this paper

		判断憎水性等级						
		HC1	HC2	HC3	HC4	HC5	HC6	HC7
实际憎水性等级	HC1	19	1	0	0	0	0	0
	HC2	2	18	0	0	0	0	0
	HC3	0	0	18	2	0	0	0
	HC4	0	0	2	17	1	0	0
	HC5	0	0	0	1	19	0	0
	HC6	0	0	0	0	1	19	0
	HC7	0	0	0	0	0	0	20

图 15 本文模型实际测试情况

Fig.15 Test result of the model in this paper

表 3 识别精度对比

Table 3 Recognition accuracy comparison

方案编号	识别方法	识别率/%
1	ResNet101—彩色原图	82.3
2	本文模型—彩色原图	83.7
3	ResNet101—Canny	88.0
4	本文模型—Canny	92.9

算法对于不同阴影角度的憎水性图像具有一致性的水珠、水迹边缘提取轮廓，有效避免了光照导致的

虚假边缘,进一步验证了图 13 中与传统算法边缘分割效果对比。

采用本文神经网络算法进行憎水性识别,判定绝缘子 1 中 4 张图像为 HC2、2 张为 HC3,绝缘子 2 全部图像为 HC5,部分图像如图 17 所示。检测结果与多位研究人员综合判断结果一致。试验发现同一绝缘子伞裙出现了两种不同的憎水性等级,结合引言中对于车顶绝缘子与普通线路绝缘子的区别分析,是因为运行列车车顶的气流大,海南线的高盐密运行环境使得伞裙迎风侧与背风侧积污量和杂质颗粒碰撞概率的区别更大,绝缘子同一伞裙的憎水性出现了不同程度下降。因此在实际运维中,应分区域采集喷水图像,着重关注绝缘子背风侧等积污相对严重的部分,从而更加全面和准确地判断绝缘子憎水性能。

4 结论

1) 本文提出了改进型的 Canny 算法用于憎水性图像边缘轮廓分割,较传统算法去除了光照导致的阴影边缘,同时提高了水珠边缘细节提取能力,保障了水珠边缘轮廓的平滑性与完整性,更有利于绝缘子憎水性图像分类。

2) 本文提出了 DCN-ResNet101 网络模型并采用迁移学习进行模型训练。经实验验证,本文方法在车顶绝缘子测试集上的识别正确率达到 92.9%。与传统绝缘子憎水性等级识别方法相比,采用改进 Canny 算法做图像预处理使准确率提高了 9.2%,在 ResNet101 模型加入 DCN 则使准确率提高了 4.9%。

参考文献 References

- [1] 周利军, 邢立勳, 杨 涵, 等. EPR 电缆终端不同位置下环切缺陷的电场及放电 PSA 谱图特性[J]. 高电压技术, 2021, 47(6): 2051-2061.
ZHOU Lijun, XING Limeng, YANG Han, et al. Electric field and discharge PSA spectroscopy characteristics of circular cut defects at different positions of EPR cable terminal[J]. High Voltage Engineering, 2021, 47(6): 2051-2061.
- [2] 郭 蕾, 曹伟东, 白龙雷, 等. 融合注意力机制与多尺度网络的 EPR 电缆终端故障诊断方法[J]. 高电压技术, 2021, 47(11): 3872-3880.
GUO Lei, CAO Weidong, BAI Longlei, et al. Fault diagnosis method for EPR cable terminals based on attention mechanism and multiscale network[J]. High Voltage Engineering, 2021, 47(11): 3872-3880.
- [3] 吴广宁, 李晓楠, 杨 雁, 等. 车载变压器故障预测与健康研究进展[J]. 高电压技术, 2020, 46(3): 876-889.
WU Guangning, LI Xiaonan, YANG Yan, et al. Research progress of fault prediction and health management for on-board traction transformers[J]. High Voltage Engineering, 2020, 46(3): 876-889.

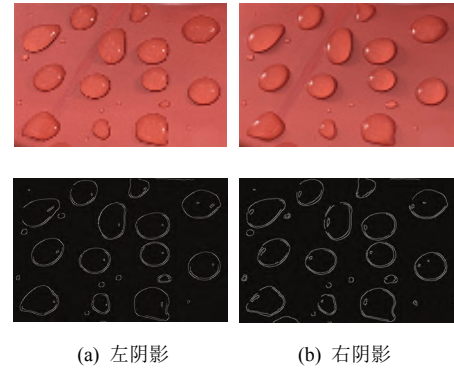


图 16 不同阴影角度的预处理图像

Fig.16 Preprocessed images of different shades

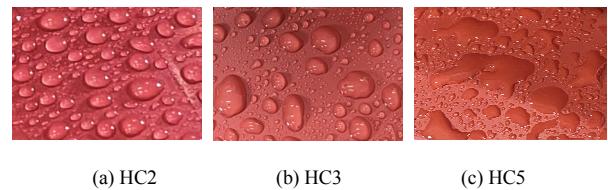


图 17 海南环岛高铁绝缘子憎水性图像

Fig.17 Image of hydrophobicity of insulators of Hainan Island high-speed railway

- [4] 王耀振, 张血琴, 郭裕钧, 等. 高速气流环境下的车顶绝缘子表面沙粒沉积特性[J]. 高电压技术, 2019, 45(8): 2644-2651.
WANG Yaozhen, ZHANG Xueqin, GUO Yujun, et al. Deposition characteristics of sand on roof insulator surface under high speed airflow environment[J]. High Voltage Engineering, 2019, 45(8): 2644-2651.
- [5] 律方成, 马建桥, 汪佛池, 等. 雾霾天气下动车组支柱绝缘子表面污秽分布规律[J]. 高电压技术, 2014, 40(11): 3305-3310.
LÜ Fangcheng, MA Jianqiao, WANG Fochi, et al. Pollution distribution rule of insulator surface of locomotives under fog-haze condition[J]. High Voltage Engineering, 2014, 40(11): 3305-3310.
- [6] 黄志成, 刘云鹏, 耿江海, 等. 复合绝缘子表面颗粒碰撞捕集模型与试验验证[J]. 高电压技术, 2022, 48(3): 902-913.
HUANG Zhicheng, LIU Yunpeng, GENG Jianghai, et al. Model and experimental verification of particle collision capture on composite insulator surface[J]. High Voltage Engineering, 2022, 48(3): 902-913.
- [7] 刘云鹏, 黄志成, 耿江海, 等. 颗粒与复合绝缘子的碰撞粘附模型[J]. 中国电机工程学报, 2021, 41(21): 7540-7550.
LIU Yunpeng, HUANG Zhicheng, GENG Jianghai, et al. Collision and adhesion model of particle and composite insulator[J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(21): 7540-7550.
- [8] Swedish Transmission Research Institute. Hydrophobicity classification guide: Guide 92-1[S], 1992.
- [9] HUANG X B, NIE T T, ZHANG Y, et al. Study on hydrophobicity detection of composite insulators of transmission lines by image analysis[J]. IEEE Access, 2019, 7: 84516-84523.
- [10] JAYABAL R, KARUPPIYAN V, SIDHARTHAN R K. Naive Bayesian classifier for hydrophobicity classification of overhead polymeric insulators using binary image features with ambient light compensation[J]. High Voltage, 2019, 4(4): 324-332.
- [11] 梅 欣, 陈 江, 王书友. 基于形态学的复合绝缘子憎水性图像检测技术[J]. 高电压技术, 2013, 39(12): 3088-3094.

- MEI Xin, CHEN Jiang, WANG Shuyou. Composite insulator hydrophobicity image detection method based on morphology[J]. High Voltage Engineering, 2013, 39(12): 3088-3094.
- [12] 张重远, 闫康, 汪佛池, 等. 基于图像特征提取与BP神经网络的绝缘子憎水性识别方法[J]. 高电压技术, 2014, 40(5): 1446-1452. ZHANG Zhongyuan, YAN Kang, WANG Fochi, et al. Insulator hydrophobic identification based on image feature extraction and BP neural network[J]. High Voltage Engineering, 2014, 40(5): 1446-1452.
- [13] 于小彬. 基于图像处理与机器学习的复合绝缘子憎水性等级智能识别[D]. 南昌: 南昌大学, 2021. YU Xiaobin. Intelligent recognition of composite insulators hydrophobicity grades based on image processing and machine learning[D]. Nanchang, China: Nanchang University, 2021.
- [14] 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. LIU Biao, YUAN Wenhai, DONG Xiaoshun, et al. Research on hydrophobic image segmentation of insulator based on improved edge connection canny algorithm[J]. High Voltage Apparatus, 2022, 58(1): 162-169.
- [15] 邱志斌, 于小彬, 霍锋, 等. 基于一致性测度区间分类的复合绝缘子喷水图像处理与憎水性智能识别[J]. 高电压技术, 2020, 46(9): 3008-3017. QIU Zhibin, YU Xiaobin, HUO Feng, et al. Spray image processing of composite insulators based on interval classification of uniformity measure and intelligent identification of hydrophobicity[J]. High Voltage Engineering, 2020, 46(9): 3008-3017.
- [16] 杨秋玉, 王栋. 卷积神经网络在复合绝缘子憎水性智能识别中的应用[J]. 高电压技术, 2022, 48(2): 603-611. YANG Qiuyu, WANG Dong. Application of convolutional neural network in intelligent classification of hydrophobicity of composite insulators[J]. High Voltage Engineering, 2022, 48(2): 603-611.
- [17] 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. XIE Jun, XIAO Chaoxuan, ZHANG Sigang, et al. A determination method for hydrophobicity class of composite insulator based on transfer learning and feature fusion[J]. Power System Technology, 2021, 45(10): 3964-3971.
- [18] 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, 48(7): 2706-2715. QIU Zhibin, LIU Zhou, LIAO Caibo, et al. Hydrophobicity recognition of composite insulators based on deep transfer learning[J]. High Voltage Engineering, 2022, 48(7): 2706-2715.
- [19] Guidance on the measurement of hydrophobicity of insulator surfaces: IEC TS 62073: 2016[S], 2016.
- [20] 国家能源局. 标称电压高于1000 V交、直流系统用复合绝缘子憎水性测量方法: DL/T 1474—2015[S]. 北京: 中国电力出版社, 2015. National Energy Administration. Hydrophobicity measuring method of composite insulators for AC and DC overhead lines with a nominal voltage greater than 1000 V: DL/T 1474—2015[S]. Beijing, China: Electric Power Press, 2015.
- [21] CANNY J. A computational approach to edge detection[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1986, 8(6): 679-698.
- [22] KANG X D, ZHANG X P, LI S T, et al. Hyperspectral anomaly detection with attribute and edge-preserving filters[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2017, 55(10): 5600-5611.
- [23] HE K M, SUN J, TANG X O. Guided image filtering[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2013, 35(6): 1397-1409.
- [24] HE K M, ZHANG X Y, REN S Q, et al. Deep residual learning for image recognition[C]// Proceedings of 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Las Vegas, USA: IEEE, 2016: 770-778.
- [25] DAI J F, QI H Z, XIONG Y W, et al. Deformable convolutional networks[C]// Proceedings of 2017 IEEE International Conference on Computer Vision. Venice, Italy: IEEE, 2017: 764-773.



ZHOU Lijun

Ph.D., Professor

Corresponding author

周利军(通信作者)

1978—, 男, 博士, 教授, 博导

主要从事电气设备状态检测与故障诊断研究工作

E-mail: ljzhou10@163.com



LI Jie

李杰

1999—, 男, 硕士生

主要从事电气设备智能诊断的研究工作

E-mail: 1281101157@qq.com

收稿日期 2022-04-24 修回日期 2022-09-19 编辑 卫李静