

基于目标检测算法的复合绝缘子表面憎水性智能判别方法

何 潇¹, 孙 剑², 邓治强¹, 王 羽¹, 付忠祥¹, 姜炯挺³, 文习山¹

(1. 武汉大学电气与自动化学院, 武汉 430072; 2. 国网老河口供电公司, 湖北 襄阳 420682; 3. 国网宁波供电公司, 浙江 宁波 315010)

摘要: 目前基于卷积神经网络将复合绝缘子喷水图像进行整体憎水性分类的方法对于图像局部的憎水性关注度不足, 因此本文提出了一种基于目标检测算法的复合绝缘子表面憎水性判别方法。首先取样不同形态的喷水图片共 5 800 张, 根据水珠形貌和接触角提出了单独针对水珠的分类标准。之后采用以 SE-Resnet 为骨架网络的 Faster R-CNN 对表面水珠进行分类, 并获得了基于目标检测算法的 21 个水珠局部特征参数。为了兼顾图片全局特性, 同时基于数字图像处理构建了 12 个与水珠亮斑面积和形态相关的全局参数。最后通过特征筛选, 建立了基于 BP 神经网络的 26 参数憎水性等级自动判别模型, 实现了检测过程的自动化。在±1 误差允许范围内, 模型判别准确率达到 99.13%。

关键词: BP 神经网络; 绝缘子憎水性; 目标检测算法; 图像处理

Intelligent Classification Method of Composite Insulator Surface Hydrophobicity Based on Target Detection Algorithm

HE Xiao¹, SUN Jian², DENG Yejiang¹, WANG Yu¹, FU Zhongxiang¹, JIANG Jiongting³, WEN Xishan¹

(1. School of Electrical Engineering and Automation, Wuhan University, Wuhan, 430072, China; 2. State Grid Laohekou Power Supply Company, Hubei Xiangyang 420682, China; 3. State Grid Ningbo Power Supply Company, Zhejiang Ningbo 315010, China)

Abstract: The current method of classifying the overall hydrophobicity of composite insulator spray images based on convolutional neural network does not pay enough attention to the local water repellency of the images, so this paper proposes a method to discriminate the water repellency of composite insulator surface based on target detection algorithm. Firstly, 5 800 water spray images with different morphologies are sampled, and the classification criteria for water droplets are proposed according to their morphology. After that, Faster R-CNN with SE-Resnet as the backbone network is used to classify the surface water droplets, and 21 local feature parameters of water droplets based on the target detection algorithm are obtained. In order to take into account the global characteristics of the image, 12 global parameters related to the bright spots and morphology of water droplets are also constructed based on digital image processing. Finally, a BP neural network-based 26-parameter hydrophobicity automatic classification model is constructed after feature screening, which realizes the automatic classification process. The accuracy of the model reached 99.13% with ±1 error tolerance.

Key words: BP neural network; insulator hydrophobicity; target detection algorithm; image processing

0 引言

复合绝缘子是构建中国电网骨架的关键设备, 在中国电力行业中被大量使用。但复合绝缘子随运行时间的增加, 其表面憎水性下降明显, 绝缘性能大幅下降, 给电力系统稳定性带来巨大挑战。若能有效且及时地对复合绝缘子憎水性进行检测以判断其老化情况, 便能让检修人员及时采取相应维护措施, 防范绝缘子闪络对系统造成的威胁。

传统的复合绝缘子憎水性检测方法主要包括接触角法、表面张力法和喷水分级法^[1]。传统喷水分级法将憎水性从优到劣分为 HC1~HC7 七个等级, 操作简便, 但其检测结果易受不同操作人员的主观因素影响, 测量精度较低。而随着计算机科学的发展, 算法

辅助评估的思想被带入憎水性检测中, 基于数字图像处理的憎水性评估算法也逐渐发展出来。这种方法的核心是找到特征指标, 如均焔法形成的 ANE 指标^[2]、形状因子法^[3-4]或最大面积比法^[5]等形成的 f_c 、 k 指标等, 再通过机器学习算法进行憎水性的分类。虽然各种机器学习算法对憎水性评价规则的适应度问题有了较好的解决方案, 但是仅用图像处理算法^[6-7]进行特征提取的效果极易受到图像污秽、光影的影响, 所提取的单一的全局性特征参数不足以囊括水迹图片的所有特征, 存在遗漏关键信息的风险。由多指标构成的特征参数集合是否拥有更好的覆盖力度, 仍需要被探索。

而在图像识别领域, 卷积神经网络被广泛应用, R-CNN 系列等^[8-10]基于卷积神经网络的目标检测算法被相继提出。该类算法因其优秀的自动特征提取能力被多位学者应用至复合绝缘子的憎水性检测。如杨秋

基金项目: 国家自然科学基金青年项目(52207168); 国家自然科学基金面上项目(51977162)。

Project Supported by National Natural Science Foundation Youth Project(52207168), National Natural Science Foundation of China(51977162).

玉等^[11]设计深度卷积神经网络对增强处理后的整张水迹图片进行憎水性分类；谢军等^[12]利用迁移学习和特征融合改善了光照条件下憎水性识别的精度。然而此类方法^[13]并没有顾及图片中各水珠个体的状态，见图 1，这使得视测区域不同水珠个体对憎水性的表征能力无法得到体现，且以上模型往往采取实验室的优质图片作为数据载体，其泛化能力仍有待提高。黄杰^[14]利用 Mask R-CNN 构建了绝缘子表面水珠的多目标检测模型，虽然关注了单体水珠的形态，但是却仍然仅选择面积最大的水滴等级作为图像的憎水性等级，与形状因子法一样忽略了视野内其余水珠对憎水性的表征力。当图片中存在不同憎水性状态的水珠时这些方法仅针对图片整体给出憎水性评价是不全面的。

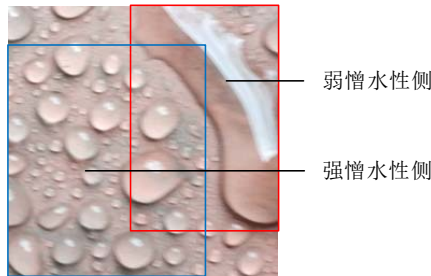


图 1 对整张图片直接判定憎水性时的不确定性

Fig. 1 Uncertainty in classification of hydrophobicity for the whole picture

针对上述问题，文中提出了基于水珠分布特征的复合绝缘子憎水性判别模型：将憎水性图片数据增强处理，基于改进后的 Faster R-CNN 算法对绝缘子上的水珠个体进行分类检测，获得局部的、单个水珠/迹的憎水性特征参数；再基于数字图像处理，获得全局性特征参数。结合局部特征与全局特征构建多维特征参数集，利用该特征集与对应的 HC 等级在 BP 网络中进行训练，得到的模型不仅能够对整张图片进行憎水性评判，也能依据水珠形态对图片中不同区域的憎水性提供参考。

1 复合绝缘子水迹数据集制备

1.1 水迹取样试验

水迹取样的试验对象为来自多个地区的退网复合绝缘子，挂网运行时间在 2~13 年之间，憎水等级分布在 HC1~HC7。憎水性取样流程按照 GB/T 24622—2022 绝缘子表面湿润性测量导则进行。拍照所遵循的主要规则如下：① 试验所用相机分辨率较高，而过高的分辨率对目标检测的收敛速度不利，为控制图片全部为水迹区域，所以拍照均开启九宫格，仅保证九宫格中间区域被水迹区域铺满；② 有细微变化的同一图片也对目标检测算法训练损失下降过程有相同作

用，因此对于同一水迹可采取不同角度，分成几个子区域进行拍照；③ 为提高算法的泛化能力，取样过程也将一些轻微模糊的图片、弱光照的图片、带有斑点或烧蚀痕迹等特殊痕迹的绝缘子图片包含在内。见图 2，最后获得喷水分级照片共 5 800 张。

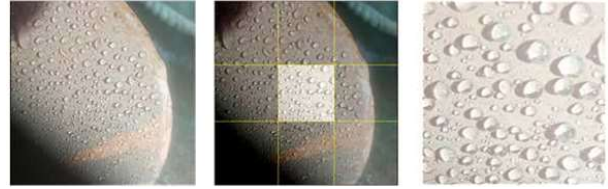


图 2 拍摄视野(左)、关注视野(中)和放大图片(右)

Fig. 2 Shooting view (left), focus view (center) and its enlarged image (right)

1.2 憎水性图像水珠分类数据集

取样的水迹图片经过缩放、剔除人眼无法分辨憎水性的图片后即可制备水珠分类数据集，便于目标检测算法对水珠分类的学习，为水珠分布特征参数集的构建做好准备。因此，文中根据 GB/T 24622—2022 提出一套针对单个水珠/水迹的分级指标，这套指标将水珠按照后退角和形状分为了 L1~L5 五个等级(class of water mark, L_{WM})，每个等级都代表共有一类憎水性范围的水珠合集，具体的分类标准见表 1。

表 1 水珠分类表

Table 1 Water droplet classification table

| 水珠等级 | 典型图片 | 特征描述 |
|------|------|---|
| L1 | | 水滴所在表面憎水性优良，憎水性检测结果为 HC1，视测憎水角度 $>100^\circ$ ，水滴体型较小，中央凸起，呈球状。 |
| L2 | | 水滴所在表面憎水性较好，憎水性检测结果为 HC2~HC3，水滴体型较 L1 大，视测憎水角度在 $60^\circ\sim 100^\circ$ 之间，中央微凸，水滴边界规则但偏离球形，呈不规则圆或椭圆形。 |
| L3 | | 水滴所在表面憎水性一般，憎水性检测结果为 HC2~HC3，水滴体型较 L2 大，边界相对圆形有残缺且残缺处憎水角在 $20^\circ\sim 60^\circ$ 之间，呈不规则圆形。 |
| L4 | | 水滴所在表面憎水性较差，憎水性检测结果为 HC3~HC4，水滴呈放射摊开状，边界不规则，体型偏大。水滴边界大部分位置憎水角 $<60^\circ$ ，部分位置憎水角 $<20^\circ$ 。 |
| L5 | | 水滴所在表面憎水性很差，憎水性检测结果为 HC5~HC6，水滴呈膜状，边界不规则，体型较大。水滴边界大部分位置憎水角 $<20^\circ$ 。 |

可从表 1 以看到，提出的 5 种水珠等级包含了 HC 法从 HC1~HC6 可见的所有水珠/水迹样貌。而关

于 HC7, HC7 等级的水迹图片是一张全覆盖的水膜, 虽然目标检测算法在 HC7 图片上识别到的水珠数目、面积等接近 0, 但这些特征反而使得憎水性较差的图片更容易被后续 BP 神经网络学习。因此, 本节所提出的 5 种等级水珠对于文中研究内容来说是满足的。

在划分好水珠类型后开始憎水性图片中的水珠标注工作, 一些太小的水珠可以忽略。标注完一张图片的水珠后将同样标注该图片的憎水性分类 HC1~HC7。受人力限制, 5 800 张图片中完成了 600 张图片的水珠类型标注和 5 800 张图片的图片整体憎水性标注。将 600 张标注了水珠类型的图片作为 Faster R-CNN 数据集, 5 800 张标注了整体憎水性的图片作为 BP 神经网络训练的数据集。其中, 人工标注出来的 L1 等级水珠有 1 139 个、L2 等级水珠有 9 088 个、L3 等级水珠有 4 156 个、L4 等级水迹有 1 754 个、L5 等级水迹有 398 个。

2 考虑水珠分布特征的憎水性特征参数集

2.1 复合绝缘子憎水性判别框架

目标检测算法是卷积神经网络的重要分支和应用领域, 它能够从图像中识别特定类别的物体, 将这一特性应用于憎水性工作中, 能够得到图片中每一类水珠的分布情况, 这样能够构建高维度的水珠空间分布特征参数。利用数字图像提取特征参数并结合智能评估算法进行憎水性评估也是近年来的主流方法, 因此本文在基于目标检测算法构建水珠分布的 21 个局部参数基础上还引入了通过数字图像处理得到的 12 个全局性参数以提高模型准确率。最终得到的复合绝缘子憎水性判别框架见图 3。

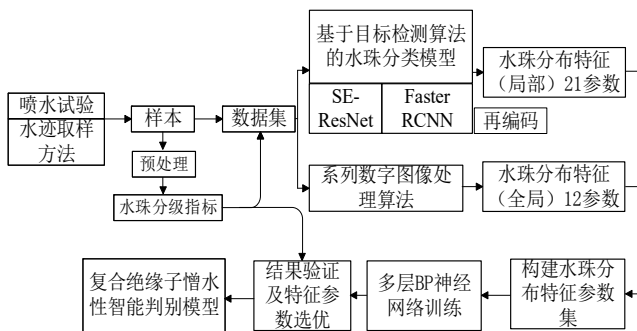


图 3 复合绝缘子憎水性判别框架

Fig. 3 Composite insulator hydrophobic classification process

2.2 基于目标检测算法的水珠分布特征局部参数

2.2.1 以 SE-ResNet 为骨架的 Faster R-CNN 目标检测网络

Faster R-CNN 是由 Kaiming He 等提出的目标检测算法, 在轻量化模型中可以实现较高的准确率和识

别速度。Faster R-CNN 对目标的识别检测过程主要分为 4 个步骤: ①首先使用一组基础的 CNN 网络提取输入图片的特征块(Feature map), 该特征块被后续的 RPN 网络和 Fast R-CNN 网络共享; ②RPN(region proposal network)网络用于生成提议区域, 通过分类函数判断提议区域属于目标区域还是背景, 然后利用边框回归(Regression)函数修正提议区域, 使其获得更加精确的提议区域; ③ROI(region of interest)层收集输入的特征块和修正后的提议区域, 综合这些信息提取出统一大小的提议特征块, 然后将提议特征块输入最后的全连接层; ④全连接层和分类函数利用输入进来的 ROI 特征向量计算提议区域的类别, 同时再次利用边框回归函数获得检测框最终的精确位置。Faster R-CNN 结构图见图 4。

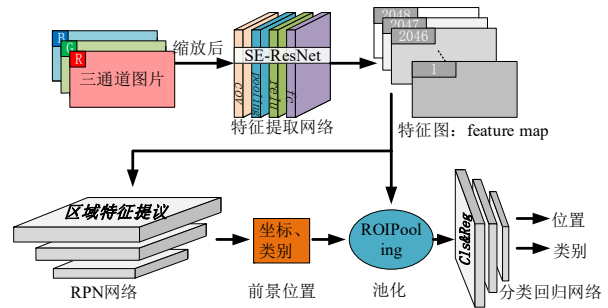


图 4 Faster R-CNN 结构图

Fig. 4 Faster R-CNN structure diagram

为了让 Faster R-CNN 网络适用于憎水性水珠检测工作, 文中对模型内部一些参数进行了调整, 包含以下内容。

1)数据增强: 针对 5 种等级的水珠样本数目能满足神经网络训练的要求, 但 L5 类水迹样本数目较少, 因此文中在训练中使用了水平翻转、竖直翻转和旋转 90°共 3 种数据增强方式, 将其数据容量扩充到原来的 3 倍。

2)骨架网络修改: 考虑到绝缘子水珠/水迹的分类难度较高, 所以本文使用 ResNet50 作为特征提取网络替代传统骨架网络 VGG16, ResNet 网络解决的是在深层网络中, 梯度可能因多次层间传播而产生梯度消失的问题。其核心思想是通过引入“恒等快捷映射”来为层与层之间提供恒等映射的路径, 其原理图见图 5。网络设计了 $H(X)=F(X)+X$ 让恒等映射作为网络的一部分, 来避免激活函数造成的信息衰减。

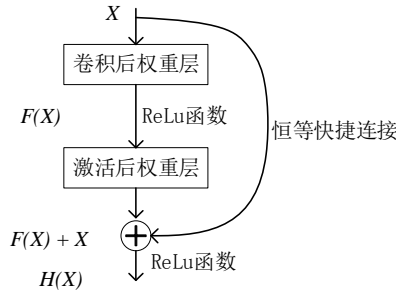


图 5 残差模块

Fig. 5 Residual block

同时文中使用了 SENet(Squeeze and Excitation network)结构^[14], 见图 6。该结构分为“Squeeze”压缩部分和“Excitation”激励部分。压缩部分将图像每个通道压缩为 1×1 大小, 即将原特征图压缩为 $1 \times 1 \times C$ 大小。激励部分则将激励后的特征图与 Faster RCNN 最后的全连接层相连接, 使得每个通道能获得对应得权值, 如此网络便能够自动获取图像不同通道特征之间的关系, 提升模型对通道特征的敏感度。

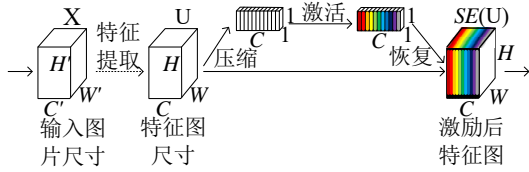


图 6 SENet 网络结构

Fig. 6 SENet structure diagram

3)锚定框参数修改: 在 RPN 网路中, 特征图中每一个锚点, 都代表着原图中 9 个大小、比例不同的锚点框, 用于固定位寻找与锚点框重叠度大于阈值的前景; 这批锚点框的面积有 3 种情况: 128^2 、 256^2 、 512^2 , 每种面积对应 3 个不同长宽比的矩形: 1:1、1:2、2:1。然而, 由于单个水珠/水迹图片的面积较小, 所以本文修改了锚点框的默认面积为 $(32^2, 64^2, 128^2)$, 更适合水珠的检测。

2.2.2 目标检测算法下的水珠识别效果

构建好网络模型并对其进行优化之后, 文中开始对数据集进行训练, 设置一次处理的 ROI 数量为 32, 该参数对 GPU 显存敏感, 由于硬件限制, 本文使用一块 RTX 2060 6GB 显卡进行训练。按照每种憎水性等级, 将获取到的水珠分布特征参数集划分为训练集 488 个样本和测试集 112 个样本。设置训练两轮共 4 000 个 epoch, 初始学习率为 $1e^{-5}$, 训练耗时 83 小时, 此时模型损失函数已不再下降。模型探测准确率在最后上升到了 97.5%; 模型第一轮 2 000 epochs 将网络损失函数值降到了 0.21, 第二轮 2 000 epochs 降到了 0.08, 下降的速度由快变慢, 后期接近了拟合的极限。

绝缘子上水珠识别效果示例见图 7, 从图 7 可以看到, 目标检测算法成功识别了图片上绝大多数水珠或水迹类别, 绝缘子表面的特殊痕迹、模糊图片等也能较好地识别。同时可以发现图片中较小的水珠往往难以被识别, 这是因为制备好的数据集对小水珠样本的覆盖力度不够。但这并不妨碍 BP 神经网络依据目标检测算法识别出的水珠或水迹自适应地学习它们与图片整体憎水性的关系。

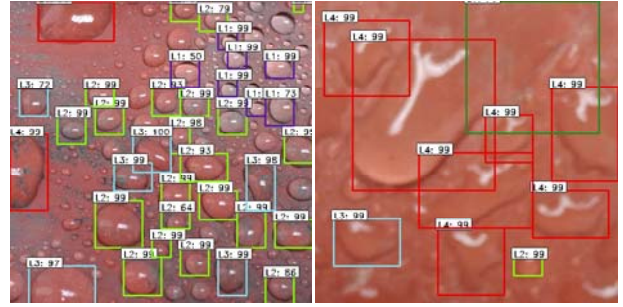


图 7 水珠识别效果

Fig. 7 Water droplet classification result

目标检测算法的性能用 mAP(mean average precision)指标来说明。mAP 即所有类(L1-L5)平均精度 (average precision, AP)的均值。在目标检测算法中, 用精度(Precision)和召回率(Recall)来描述某类水珠的检测效果。

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

首先定义包含水珠或水迹的样本框为正样本, 而只有背景的样本框为负样本。式(1)中, TP 代表识别正确的正样本数、FP 代表误识别为正的负样本数、FN 代表未进行识别的正样本数。目标能否被识别常以识别框与真值框的重合比例是否大于阈值来确定。将一类水珠的识别效果以置信度从高到低排序, 计算以每一个置信度作为检出门槛时的 Precision 和 Recall, 将所有的(R, P)绘制在二维坐标系中并连接成曲线, 计算曲线与坐标系围成的面积即为 AP, 计算分类器所有类别的 AP 平均值即为 mAP。

计算测试集中 112 张图片的 mAP, 见图 8。mAP 在每张图片上的表现力差别不大, 平均 mAP 为 0.758。观察 5 种水珠/水迹的 AP 曲线, 可以发现, 本文算法对 L5 水迹的检测能力最高, 这可能是由于 2.2.1 节对 L5 类型水迹进行的数据增强的效果; 而算法对 L3 水珠的检测能力最低的原因可能是 L3 与 L2 或 L4 类型水珠相似而导致其存在一些误判。

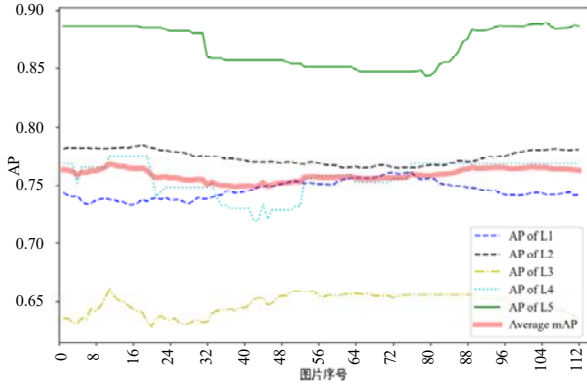


图 8 各类型水珠的 AP 值

Fig. 8 AP values for each type of water droplets

2.2.3 基于 Faster R-CNN 的水珠分布特征局部参数

基于以上内容，目标检测算法能够给出每颗水珠/水迹的类别和边界，根据这些信息，文中提出了一批反映水迹图像憎水性能的水珠分布特征参数。它们分别是每个等级水珠/水迹的：检出数量、检出最大面积、检出总面积、检出平均面积。面积均用检测框面积(像素)作为替代。

1)检出数量：每种等级水珠/水迹的数量，分别用 numL1~numL5 表示。

2)检出最大面积：每种水珠/水迹检测出来的面积最大值，分别用 maxAreaL1~maxAreaL5 表示。

3)检出总面积：每种等级水珠/水迹检测出来的所有面积之和，以及背景(非水珠/水迹)的总面积，分别用 areaL1~areaL5 以及 areaBg 表示。

4)检出平均面积：检测总面积/检出数量，分别用 avgAreaL1~avgAreaL5 表示。

背景面积 areaBg 是一个重要信息，它综合反映了未被探测出的水迹，例如比较小的水珠，式(2)为其计算方式，areaLi 代表 Ci 类水珠面积总和占图片面积的大小。

$$\text{areaBG} = \text{MAX}(0, 512 \times 512 - \sum_i \text{areaLi}) \quad (2)$$

用检测框像素大小表示水珠面积会有部分冗余，这将导致背景面积被压缩，因此式(2)利用 max 函数防止 areaBg 被计算为负值。

经过再编码过程，从 Faster R-CNN 模型中输出的图片探测结果被转码成一条反映水迹信息的向量，该向量包含上述 4 种共计 21 个水珠分布特征参数。值得一提的是，HC7 等级的图片对应的绝缘子表面应为一水膜，其对应的算法检测结果应为：①检测不出任何 L1~L5 类型的水珠/水迹，则各特征参数均为 0；②仅检测到部分 L5 类型的水迹，没有其他类型的水珠。以上两种情况对应的水珠分布特性与 HC7 等级的图片具有明显的对应关系，这对于后续 BP 神经网络对

于这种对应关系的学习是十分有利的。

2.3 基于数字图像处理的水珠分布特征全局参数

文中将目标检测算法形成的水珠分布特征局部参数与当下基于数字图像处理提取的全局性特征参数结合，以提升参数集对图像憎水性的表征能力。主流数字图像处理算法以 f_c 和 k 特征参数为主要手段进行评估，它们所覆盖的变量有以下两种：①水珠/水迹面积；②水珠/水迹形态。因此，本节希望通过数字图像处理找到关于水迹图像中面积和周长的分布特征参数。

2.3.1 面积相关的分布参数

寻找所有水珠/水迹的面积，实际上是寻找封闭边界所围成的连通域，但经过实际测试，因为文中在数据集集中加入了一定程度的弱质量图片以及各种角度拍摄下的样本，如果使用某种图像处理方法对一张图片有很好的效果，它并不能保证对其他数据样本有效。

因此，文中提出一套处理方法，它不能直接获得所有水珠的面积(同时，面积参数在目标检测算法中能够获得)，但能用图像边界来反映水珠/水迹的繁密程度，不同憎水性程度的图片在该方法下产生的结果有一定的差异。该方法的实现程序见图 9。

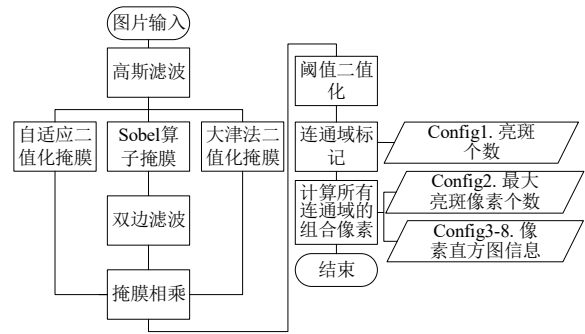


图 9 面积相关的分布参数获取流程

Fig. 9 Area-related distribution parameter acquisition process

该方法中，以 3 种二值化函数作为亮斑图片的分割算法，其中，自适应二值化掩膜提取大块亮斑图像，大津法掩膜^[15]在图片暗处将图片背景分割出来，Sobel 算子^[16]提供细节的边界分割，便于连通域标记。进行此操作之后，图片中的每一个水迹边界折点都会出现与润湿面积相关的一道连通域，每道连通域称为一个亮斑，对组成连通域的像素统计排序，此时可以产生亮斑个数(Config1)，最大亮斑面积(Config2)两种参数，经过反复试验发现，将不同像素数量构成亮斑的数目划分为 6 个区间时，不同憎水性等级的统计直方图会有明显区别。

不同憎水性等级下的水迹图片经由该方法计算后的结果见图 10，列举 HC1、HC4 和 HC7 为例，上

方为计算后的亮斑分布，下方为组成亮斑的像素个数的直方图，可以看到随着憎水性等级的上升，因为离散水珠的减少，小像素亮斑的数目降低，像素分布的

广度减小，到达 HC7 等级时，图中由于全部覆盖率水膜，几乎已经没有了亮斑。最后组成的面积相关的分布参数见表 2。

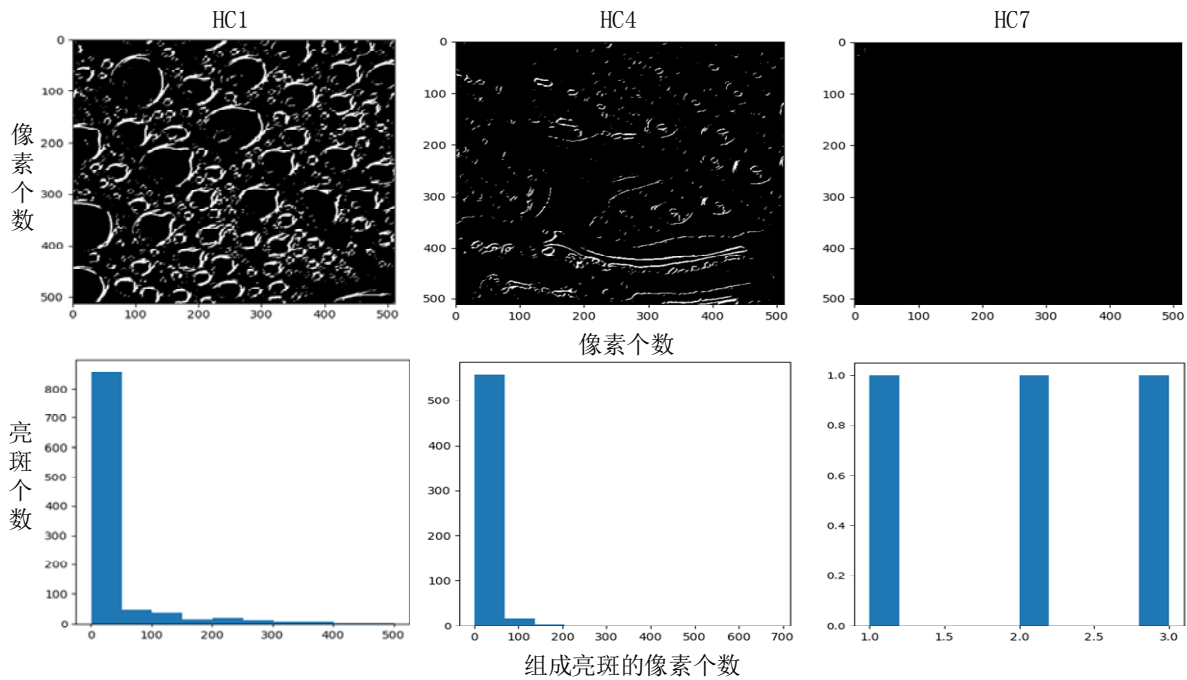


图 10 亮斑图片和亮斑像素分布直方图

Fig. 10 Bright spot image and histogram of bright spot pixel distribution

表 2 面积相关分布参数表

Table 2 Area-related distribution parameters table

| 分布参数 | 说明 |
|-------------------------|-----------------------|
| configBrightSpotNum | 亮斑总面积 |
| configBrightSpotMaxArea | 亮斑最大面积 |
| configBrightSpot25 | 由 [0, 25]像素组成的亮斑数目 |
| configBrightSpot50 | 由 [25, 50]像素组成的亮斑数目 |
| configBrightSpot100 | 由 [50, 100]像素组成的亮斑数目 |
| configBrightSpot200 | 由 [100, 200]像素组成的亮斑数目 |
| configBrightSpot400 | 由 [200, 400]像素组成的亮斑数目 |
| configBrightSpot400Plus | 由 [400, ∞]像素组成的亮斑数目 |

2.3.2 形态相关的分布参数

形态参数较面积参数更容易获取，文中通过以下流程获取 4 种形态相关的分布参数，见图 11。

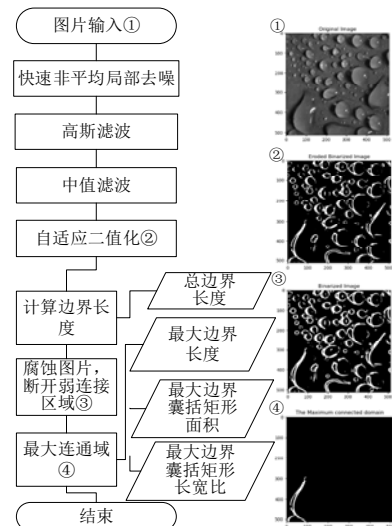


图 11 形态相关的分布参数获取流程

Fig. 11 Morphology-related distribution parameter acquisition process

总边界长度(allCircumference)与水珠繁集程度有关，最大边界长度(maxCircumference)与水珠的最大颗有关、最大边界囊括的矩形面积(coverRectArea)和长宽比(coverAspectRatio)与水珠的形态有关，经过此项处理流程后，以总边界长度参数为例，HC1、HC4、HC7 等级的水迹参数见图 12-14，总边界长度显示在每张图片上方。

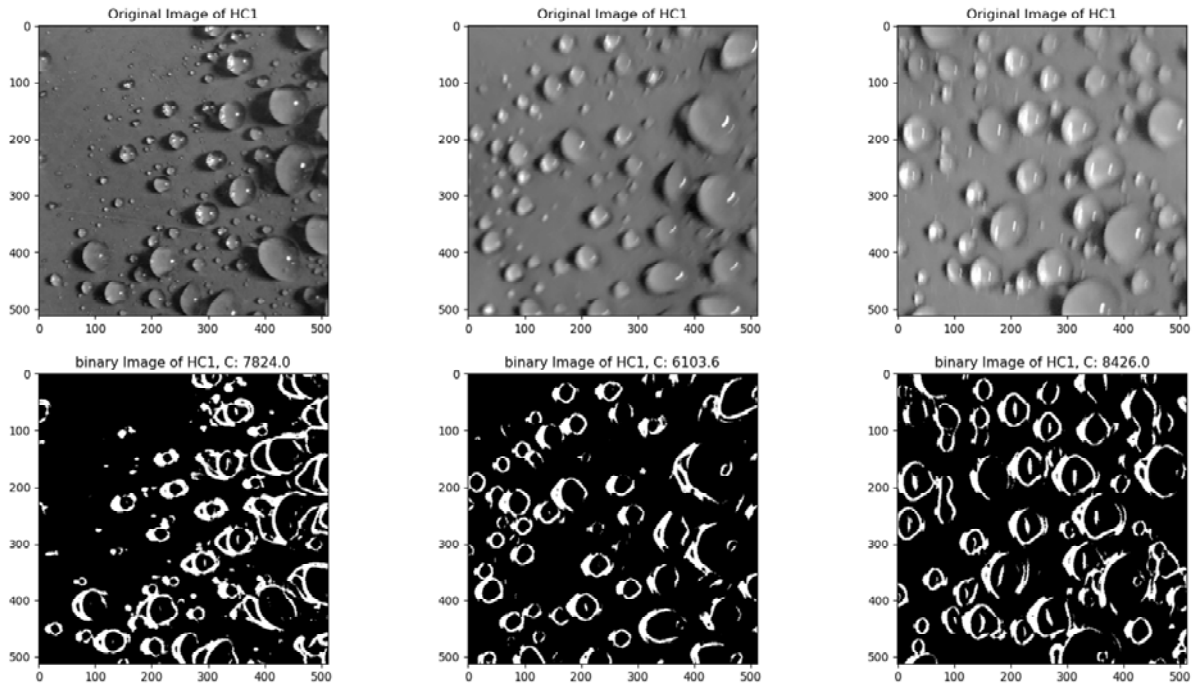


图 12 典型 HC1 图片的总边界长度

Fig. 12 Total boundary length of a typical HC1 picture

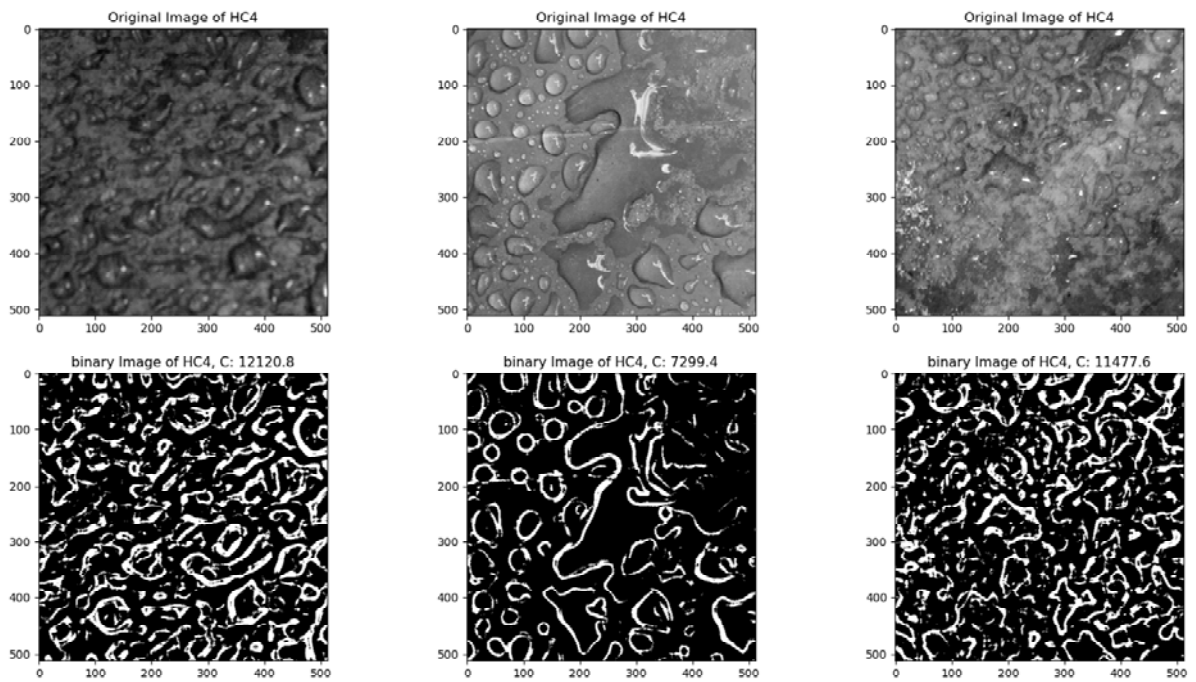


图 13 典型 HC4 图片的总边界长度

Fig. 13 Total boundary length of a typical HC4 image

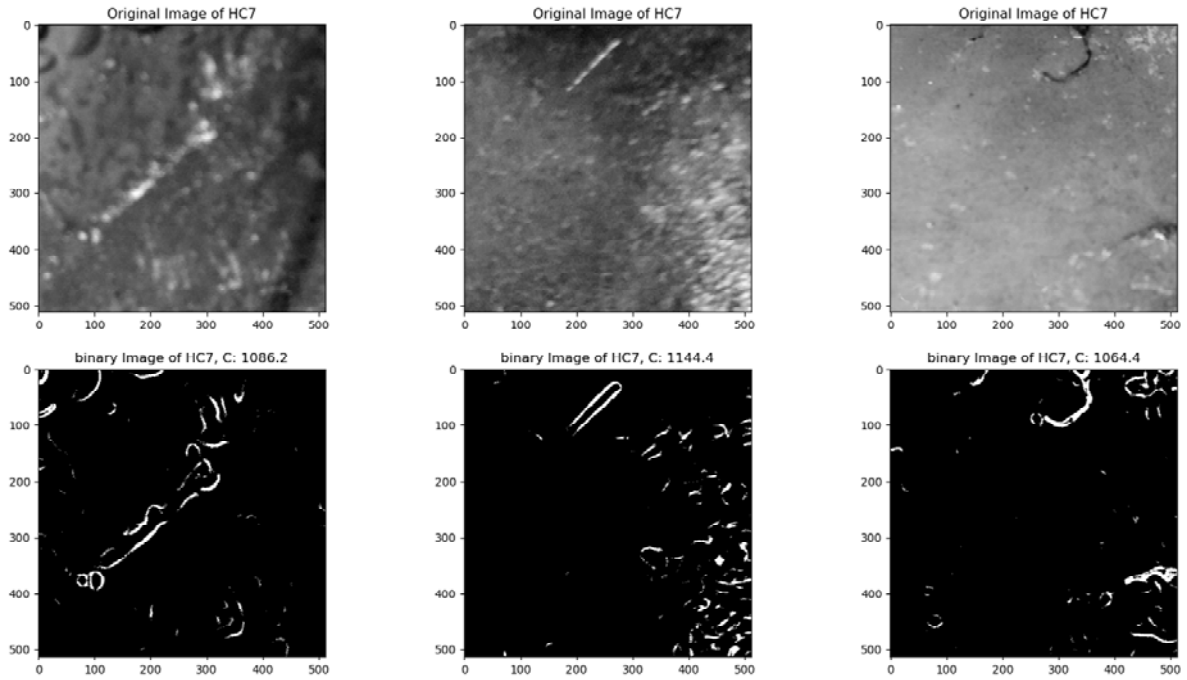


图 14 典型 HC7 图片的总边界长度

Fig. 14 Total boundary length of a typical HC7 picture

从图 12-14 中可以看出，不同的憎水性等级对应着不同的总边界长度区间，因此可以尝试将这 4 种参数放入多层 Dense(全连接层)中去学习，即用于憎水性判别的 BP 神经网络。

2.4 水珠特征分布参数集

经过目标检测算法和数字图像处理，文中共收集了 33 个水珠分布特征参数，其中来自目标检测算法的共 21 个参数，来自图像处理的共 12 个参数，它们一起构成了水珠分布特征参数集，每张图片的分布特征集都是一个特征向量，对所有 5 800 张图片进行上述两段程序，获得了用于 BP 网络训练和测试的数据集。

对提出的 33 个特征参数进行分析，采用柱状图形式以憎水性样张作为变量展示参数的分布情况，憎水性样张为 7 种等级每种各 50 张随机憎水性水迹图片，绘制每张图片就某一种特征参数的值。对这批图片采用的分析原则是：表现出对 HC 等级变化敏感的参数可能具有更强的表征能力，同一憎水性等级内部波动越小则参数越稳定。敏感性指在不同等级 HC 图片下，参数值的区别很大；稳定性指在同一等级 HC 图片下，参数值的波动很小。试对总检出面积相关的 6 个参数进行分析，结果见图 15-17。

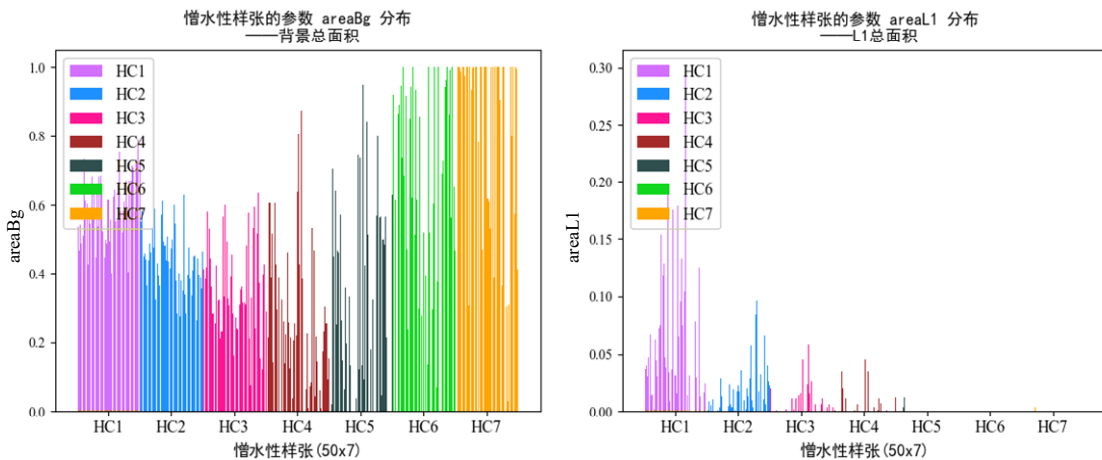


图 15 参数 areaBg 和 areaL1 在不同 HC 等级图片上的分布

Fig. 15 Distribution of areaBg and areaL1 on different HC level pictures

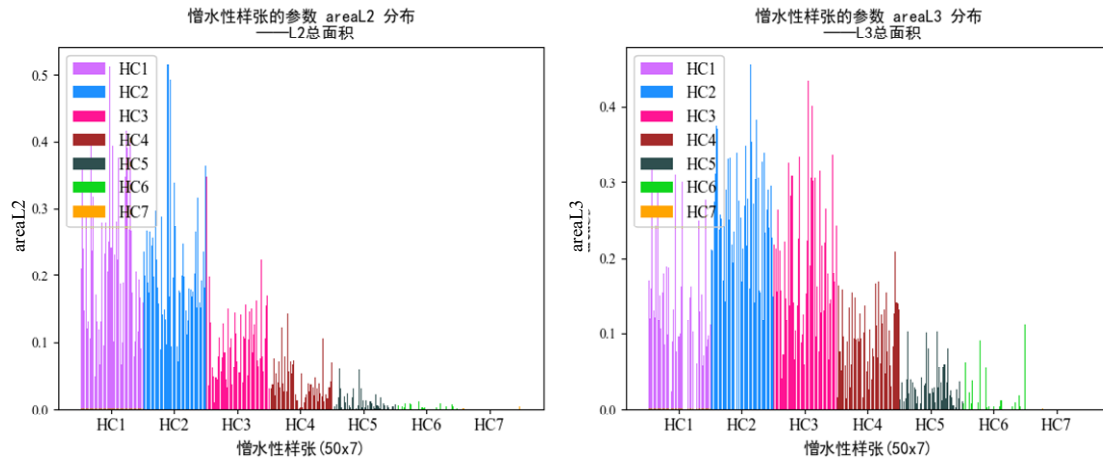


图 16 参数 areaL2 和 areaL3 在不同 HC 等级图片上的分布

Fig. 16 Distribution of areaL2 and areaL3 on different HC level pictures

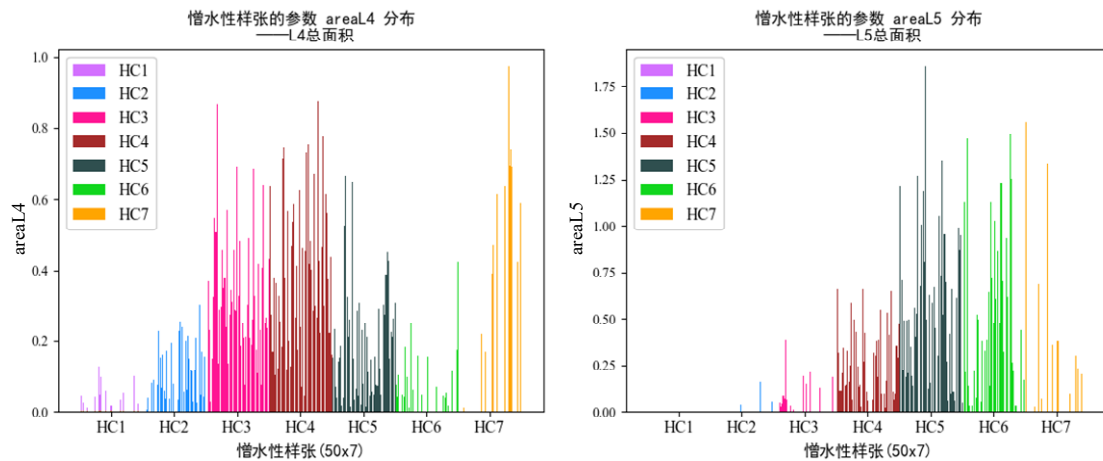


图 17 参数 areaL4 和 areaL5 在不同 HC 等级图片上的分布

Fig. 17 Distribution of parameters areaL4 and areaL5 on different HC level pictures

图 15-17 中为不同等级水珠(包括背景)的总检出面积对憎水性样张的分布情况。可以看到参数 areaBg 对除 HC4~HC6 以外的憎水性等级稳定且敏感、参数 areaC1 对 HC1~HC2、HC3~HC5、HC6~HC7 组外敏感但不稳定、组内较稳定、对 HC6~HC7 组稳定。参数 areaL2~areaL5 对水珠等级邻近的 HC 样本更敏感，因此可以用来区分邻近 HC 样本与差值较大的 HC 样本。以参数 areaL3 为例，L3 等级水珠所在区域附近为 HC2~HC3，因此它在 HC2~HC3 中的值较高，此参数可以用来区分 HC2 及 HC3 组、HC1 及 HC4 组、HC6 组、HC7 组。所以上述参数都有检出某几种憎水性分组等级的能力，因此在 BP 算法中推荐保留。按照相同的方法分析其余参数，能够发现以下规律：从目标检测算法提出的 21 项分布特征参数较由数字图像处理获得的 12 项分布参数普遍拥有更高的 HC 等级敏感性和更好的稳定性。这也说明基于目标检测算法获得的憎水性参数更能代表水迹的真实憎水性。因此在第

3 章中将从数字图像处理获得的 12 项全局参数中筛选出对模型有利的参数，将这些筛选参数与 21 项局部分布特征参数组合以达到最优的参数组合。

对所有 5 800 张图片进行上述水珠/水迹类型识别与数字图像处理，便可获得 5 800 张用于 BP 网络训练和测试的数据集。

3 基于 BP 神经网络的复合绝缘子憎水性判别模型及其应用

3.1 基于 BP 网络的憎水性判别模型

BP(back propagation)神经网络^[17]是一种具有很强自主学习能力的神经网络，常被用于回归、分类问题中。水珠分布特征参数集属于一维向量，对于一维数据集来说，3 层 BP 网络已经能满足拟合需求。通过学习图片水迹信息，BP 神经网络能够输出最终的憎水性等级。

文中经过尝试后选取两段隐含层节点均为 20，构

建的三层 BP 网络结构见图 18。每层网络添加的非线性激活函数为 ReLU(rectified linear units)函数, 损失函数采取均方根误差函数。

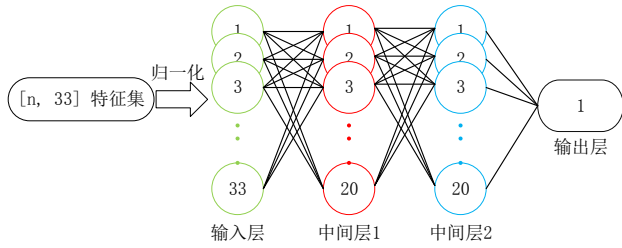


图 18 3 层 BP 网络结构

Fig. 18 Three-layer BP network structure

3.2 BP 神经网络训练结果

5 800 张憎水性图片中, HC1 有 233 张, HC2 有 1 136 张, HC3 有 1 738 张, HC4 有 1 498 张, HC5 有 727 张, HC6 有 374 张, HC7 有 94 张。采取随机抽取的方式, 按照每种憎水性等级, 将获取到的水珠分布特征参数集划分为训练集和测试集, 两者之比为 4:1, 一共获得 4 640 个训练样本。测试发现, 迭代次数为 200 个 epoch 时误差已进入稳定区域, 而到达 800 个 epoch 时误差已稳定不再下降, 因此设置训练次数为 800 epoch, 一次进检数据(Batch Size)设为 32 条, 并对进检数据随机打乱。采用测试集数据对训练结果进行评估, 定义以下两种评价指标:

1)全命中率(Full Hit Acc): 模型检出值和数据集中的标注值相同的图片占全部测试图片的比例。

2)带偏差的命中率(Tolerant Acc): 模型检出值和数据集中的标注值误差在 ± 1 以内的图片占全部测试图片的比例。

最新憎水性测量标准^[18]中允许喷水分级法人工判定憎水性过程有 ± 1 以内的误差, 并且因水珠标注数量多, 时间长, 导致标注过程中产生了误差, 这种误差往往是在一个憎水等级以内, 因此 Tolerant Acc 指标更能普遍的反映模型的预测能力。全部水珠分布特征参数集参与训练下, 模型评价指标的结果见表 3, 其中, Lower Hit Rate 代表预测等级低一级的比例, Higher Hit Rate 代表预测等级高一级的比例。Wrong Rate 表示预测偏差绝对值大于 1 的比例。

表 3 模型在测试集下的各项指标

Table 3 The metrics of the model under the test dataset

| Full Hit Acc/% | Tolerant Acc/% | Lower Hit Rate/% | Higher Hit Rate/% | Wrong Rate/% |
|----------------|----------------|------------------|-------------------|--------------|
| 74.07 | 98.19 | 11.11 | 13.01 | 1.81 |

从表 3 可以看到, 在考虑 ± 1 的宽容度下, 模型的识别准确率达到 98.19%, 能够满足工程检测的需

求。其中全命中率为 74.07%, 而 Lower Hit Rate=Higher Hit Rate, 说明数据集标注过程中的误差及过过渡图片憎水性误差的分布是平均的。考察不同憎水性等级下的全命中率, 结果见表 4。

表 4 不同憎水等级下模型的全命中率

Table 4 Full hit rate of the model with different water repellent levels

| 憎水性等级 | Full Hit Acc/% |
|-------|----------------|
| HC1 | 40.42 |
| HC2 | 75.33 |
| HC3 | 80.17 |
| HC4 | 71.66 |
| HC5 | 71.72 |
| HC6 | 72.00 |
| HC7 | 94.73 |
| ALL | 74.07 |

可以发现, 模型对 HC7 的全命中率最高, 对 HC1 的全命中率最低, 其余几个等级下, 模型的全命中率在 70%~80%间, HC7 的高命中率可能是因为 HC7 等级水迹图片全部是水膜, 几个特征参数对此非常敏感(例如几乎所有等级的水珠检出面积/数目都极小, 而背景面积大), 对 HC1 的低命中则可能是因为数据集中 HC1 等级的图片样本较少, 在标注时 HC1 和 HC2 等级易互相混淆。

3.3 分布特征参数的选择对模型的影响

由 2.4 节可知, 从统计分析看来, 并不是所有的分布特征参数都具备很好的分类效果, 尤其是来自于数字图像处理的 12 个参数, 这一点可以用参数的产生过程来解释, 试以 configBrightSpot50 参数为例, 图像处理算法具有主观性, 而确定以[50, 100]作为该参数的统计区间更是不断尝试的结果, 其表征能力较差也就不足为奇。而 BP 网络却在不断拟合所有的输入参数, 因此将一些缺少代表意义的参数纳入 BP 网络可能影响模型的判别能力。

为了对这一部分进行研究, 文中尝试选取 21 个目标检测算法下的特征参数{C₂₁}和单独携带每个数字图像处理产生的特征参数构建多种分布特征参数集。以相同网络结构下的 BP 算法在相同迭代次数后的测试集检出正确率为评价指标, 进行特征参数的选优工作。在这些新构建的 BP 模型中, 除了输入结点的数目随特征参数的数目变动以外, 其他结构全部相同。

仍旧以 3.2 节的 3 个指标来描述模型的判别能力, 对 12 组参数集进行 200 个 epoch 的快速训练, 此时网

络损失已进入稳定区间, 12 组参数集模型的命中率指标见表 5。从表 5 中可以看到, 在施加不同的参数组之后, 模型的全命中率会有一些的变化。

表 5 搭配不同特征参数时模型的命中率

Table 5 Hit rate of the model with different feature parameters

| 特征参数组: {C ₂₁ } + | Full Hit Acc/% | Tolerant Acc/% |
|-----------------------------|----------------|----------------|
| configBrightSpotNum | 74.16 | 99.14 |
| configBrightSpotMaxArea | 75.02 | 99.22 |
| configBrightSpot25 | 73.21 | 98.97 |
| configBrightSpot50 | 73.82 | 98.97 |
| configBrightSpot100 | 74.59 | 98.79 |
| configBrightSpot200 | 74.42 | 98.88 |
| configBrightSpot400 | 72.78 | 98.97 |
| configBrightSpot400Plus | 75.02 | 99.05 |
| allCircumference | 75.11 | 98.79 |
| maxCircumference | 73.13 | 99.40 |
| coverRectArea | 74.07 | 98.97 |

| | | |
|------------------|--------------|--------------|
| coverAspectRatio | 75.88 | 98.62 |
| NONE(不添加参数) | 74.50 | 99.14 |
| ALL | 74.07 | 98.19 |

其中, 不施加任何来自数字图像处理的特征参数时, 模型的 Full Hit Acc 为 74.50%, 表中高于此值的参数组有 5 个, 其中添加 coverAspectRatio 的增益最高; 低于此值的参数组有 7 个, 其中添加 configBrightSpot400 的损失最大。

将上述数据以图像的形式表示, 见图 19。基于此, 容易得到以下的推测, 将起到增益作用的参数纳入最终模型选择的特征参数组, 而将其它参数剔除, 能够对训练起到积极作用, 由此, 文中构建了最终 26 个参数组成的水珠分布特征参数集, 再次训练 BP 网络, 得到的结果见表 6, 网络带偏差的命中率达到 99.13%。与先前研究^[19]中仅采用目标检测得到的 21 参数相比, 26 参数特征集训练的全命中率提高了 2.59%。相比 33 个参数, 26 参数特征集训练的 BP 网络在全命中率上提升了 4.08%。

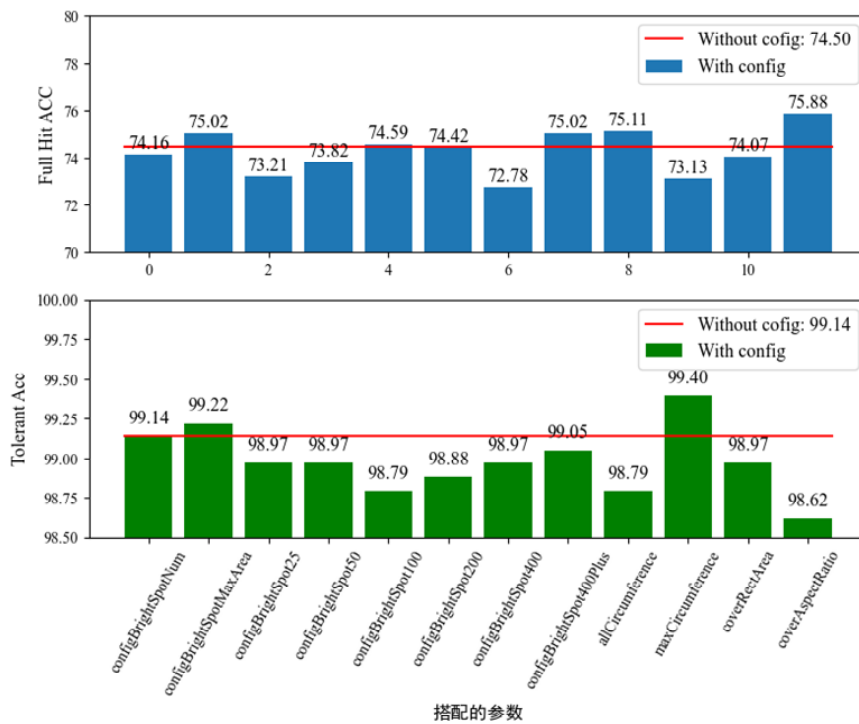


图 19 搭配的参数对模型命中率的影响

Fig. 19 Effect of different matching parameters on model hit rate

表 6 26 参数模型与 33 参数模型在测试集下的评价指标

Table 6 Evaluation metrics value of 26-parameter model and 33-parameter model under test dataset

| 参 数 | Full Hit Acc/% | Tolerant Acc/% | Lower Hit Rate/% | Higher Hit Rate/% | Wrong Rate/% |
|--------|-------------------|-------------------|---------------------|----------------------|-----------------|
|--------|-------------------|-------------------|---------------------|----------------------|-----------------|

| | | | | | |
|----|-------|-------|-------|-------|------|
| 集 | | | | | |
| 33 | | | | | |
| 参 | 74.07 | 98.19 | 11.11 | 13.01 | 1.81 |
| 数 | | | | | |

| | | | | | |
|--------|-------|-------|-------|------|------|
| 参 数 | 77.09 | 99.13 | 11.19 | 10.8 | 0.86 |
|--------|-------|-------|-------|------|------|

4 结论

文中运用了目标检测算法,通过对水迹图片上单个水珠等级的检测分级,构建了包含 21 个参数的水珠分布特征参数集;并联合运用数字图像处理方法,选取了全局性的特征参数共 12 项。通过对各特征的敏感性分析以及各参数组合对模型命中率的影响,最终保留了 21 个水珠分布特征参数集与 5 个基于数字图像处理的全局性特征参数。在该 26 特征参数集的基础上,使用 BP 神经网络对其 HC 等级进行学习训练。全文实现了从水迹图片到分布特征参数集再到憎水性等级的自动化检测,对各部分有以下结论。

1)传统基于图像处理算法提出的单一的特征参数不足以囊括水迹图片的所有特征,为了对水珠的分布特征进行提取,文中提出了复合绝缘子水珠的分级标准,将水珠分为了 L1~L5 五个等级,为目标检测算法

参考文献:

- [1] 绝缘子表面湿润性测量导则: GB/T 24622—2022[S].2022.
Guidance on the measurement of wettability of insulator surfaces: GB/T 24622—2022[S].2022.
- [2] BERG M, THOTTAPPILLIL R, SCUKA V. 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.
- [3] TOKORO T, OMOTO Y, KOSAKI M. Image analysis of hydrophobicity of polymer insulators using PVM[C]//2001 Annual Report Conference on Electrical Insulation and Dielectric Phenomena). Kitchener: IEEE, 2001: 581-584.
- [4] TOKORO T, NAGAO M, KOSAKI M. Image analysis of hydrophobicity of silicone rubber insulator[C]//1999 Annual Report Conference on Electrical Insulation and Dielectric Phenomena. [S.l.]: IEEE, 1999: 763-766.
- [5] 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

提供检测标准;

2)使用以 SE-ResNet 作为骨架网络的 Faster R-CNN 目标检测算法对分级水珠进行定位和分类。根据位置和类别信息,文中构建了与检出数量、检出面积相关的 21 种局部特征参数,并借助数字图像处理,提取全局性的与亮斑面积和形态相关的 12 种特征参数。通过憎水性等级对各参数的敏感性分析发现,和数字图像处理方法相比,基于目标检测算法获得的特征参数能更好地反映水迹图像的憎水性;

3)构建了 3 层 BP 神经网络学习水珠分布特征参数与憎水等级之间的关系,定义了全命中率和带偏差的命中率两种评价指标,分析了水珠特征参数搭配不同全局参数对模型评价指标的影响,最终确定了 21 个局部参数搭配 5 个全局性参数的 26 参数模型。相比带 33 参数模型,26 参数模型的全命中率提高了 4.08%,且其带偏差的命中率达 99.13%,完全符合实际工程应用的需求。

- based on improved edge connection canny algorithm[J]. High Voltage Apparatus, 2022, 58(1): 162-169.
- [6] 颜伟韬.基于图像处理的复合绝缘子憎水性判别方法研究[D].长沙:湖南大学,2018.
YAN Weitao. Research on the discrimination method for the hydrophobicity of composite insulators based on image processing[D]. Changsha: Hunan University, 2018.
- [7] 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.
- [8] GIRSHICK R, DONAHUE J, DARRELL T, et al. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation[C]//2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition.[S.l.]: IEEE, 2013: 580-587.
- [9] GIRSHICK R. Fast R-CNN[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision.[S.l.]: IEEE, 2015: 1440-1448.
- [10] 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.
- [11]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.
- [12]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.
- [13]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.
WANG Ranran , LOU Liantang. Hydrophobicity classification of composite insulators based on image analysis and deep learning[J]. Journal of Wuhan Institute of Technology, 2021, 43(5): 580-585.
- [14]黄 杰. 基于深度学习的绝缘子憎水性识别与故障检测方法研究[D]. 长沙: 湖南大学, 2021.
HUANG Jie. Research on hydrophobicity recognition and fault detection of insulators based on deep learning[D]. Changsha: Hunan University, 2021.
- [15]HU Jie , SHEN Li , ALBANIE S , et al. Squeeze-and-Excitation networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2020, 42(8): 2011-2023.
- [16]卜文斌, 游福成, 李 泉, 等. 一种基于大津法改进的图像分割方法[J]. 北京印刷学院学报, 2015, 23(4): 76-78.
BU Wenbin, YOU Fucheng, LI Quan, et al. An improved image segmentation method based on Otsu[J]. Journal of Beijing Institute of Graphic Communication, 2015, 23(4): 76-78.
- [17]宋 爽, 任洪娥, 官 俊. 基于 Sobel 梯度模板的多阈值实时边缘检测方法[J]. 计算机工程与应用, 2015, 51(23): 199-202.
SONG Shuang, REN Honge, GUAN Jun. Multi-threshold and read-time edge detection method based on Sobel gradient template[J]. Computer Engineering and Applications, 2015, 51(23): 199-202.
- [18]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 Chongyuan, 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.
- [19]XIAO He , YU Wang , YEQIANG Deng , et al. Hydrophobicity classification of composite insulators based on faster R-CNN object detection algorithm[C]//2022 IEEE International Conference on High Voltage Engineering and Applications. [S.l.]: IEEE, 2022: 1-4.
- 何 潇(1999—), 男, 硕士研究生, 研究方向为防雷与外绝缘(E-mail: He_xiao@whu.edu.cn).