

DOI:10.13296/j.1001-1609.hva.2024.03.012

## 基于轻量级卷积神经网络的复合绝缘子憎水性诊断方法研究

马子儒<sup>1</sup>, 刘云鹏<sup>1</sup>, 裴少通<sup>2</sup>, 张功浩<sup>3</sup>, 杨家骏<sup>1</sup>

(1. 华北电力大学河北省输变电设备安全防御重点实验室, 河北 保定 071003; 2. 华北电力大学河北省分布式储能与微网重点实验室, 河北 保定 071003; 3. 华北电力大学数理系, 河北 保定 071003)

**摘要:** 复合绝缘子因其良好的性能在电网中普遍使用,为提高复合绝缘子带电憎水性检测的智能化和自动化水平,文中提出一种基于轻量级卷积神经网络的复合绝缘子憎水性诊断方法。文中使用EfficientNet算法对复合绝缘子不同憎水性等级对应的水迹图像数据进行特征提取训练,通过对模型准确率和参数量等方面的比较,并结合模型在边缘计算设备上的正向推理速度,确定EfficientNet-b<sub>3</sub>模型为本应用场景下的最优模型。该模型分类准确率为96.43%,在Jetson Xavier NX上的正向推理速度为57.16 FPS,在精度和速度方面均优于其他经典卷积神经网络对比算法。后接触角的测量结果验证了该模型在实际应用中的分类有效性。该模型搭载无人机可进行现场运行复合绝缘子的憎水性测量,具有一定的创新价值和良好的应用前景。

**关键词:** 复合绝缘子; 憎水性; 卷积神经网络; EfficientNet; 边缘计算

### Study on Hydrophobicity Diagnosis Method of Composite Insulator Based on Lightweight Convolution Neural Network

MA Ziru<sup>1</sup>, LIU Yunpeng<sup>1</sup>, PEI Shaotong<sup>2</sup>, ZHANG Gonghao<sup>3</sup>, YANG Jiajun<sup>1</sup>

(1. Hebei Provincial Key Laboratory of Power Transmission Equipment Security Defense, North China Electric Power University, Hebei Baoding 071003, China; 2. Hebei Province Key Laboratory of Distributed Energy Storage and Microgrid, North China Electric Power University, Hebei Baoding 071003, China; 3. Department of Mathematics and Physics, North China Electric Power University, Hebei Baoding 071003, China)

**Abstract:** Composite insulator is used widely in power grid due to its good performance. For improving both intelligent and automated level of live hydrophobicity detection of composite insulator, a kind of hydrophobicity diagnosis method of composite insulator based on lightweight convolution neural network is proposed in this paper. The EfficientNet algorithms is used in this paper to perform feature extraction and training on the water trace image data corresponding to the different hydrophobicity levels of the composite insulator. It is defined through comparison in such aspects as accuracy of model and the amount of parameters and also in combination with the model's forward inference speed on the edge computing device that the EfficientNet-b<sub>3</sub> model is the optimal model in this application scenario. The classification accuracy rate of this model is 96.43%, and the forward inference speed on Jetson Xavier NX is 57.16 FPS, which is superior to other classic convolution neural network comparison algorithms in terms of accuracy and speed. The classification effectiveness of the model in practical applications is verified by the the measurement results of the back contact angle. This model equipped with an unmanned aerial vehicle can measure the hydrophobicity of composite insulator in operation, and has certain innovative value and good application prospects.

**Key words:** composite insulator; hydrophobicity; convolution neural network; EfficientNet; edge calculation

收稿日期:2023-10-16; 修回日期:2023-12-17

基金项目:河北省自然科学基金(E2019502150)。

Project Supported by Natural Science Foundation of Hebei Province(E2019502150).

## 0 引言

因为具有良好的憎水性和憎水迁移特性,以及抗污闪能力优异等优点,复合绝缘子被广泛用于电力系统中<sup>[1-6]</sup>。但是随着时间的推移,电晕放电和环境等因素都会使复合绝缘子伞裙发生老化<sup>[7]</sup>,对电网的安全造成潜在的威胁。为保障输电线路的安全可靠运行<sup>[8]</sup>,需对复合绝缘子的憎水性进行定期检测,根据憎水性检测结果将老化严重的绝缘子及时退出运行。

以往使用的传统绝缘子憎水性测量方法有:表面张力法、静态接触角法和喷水分级法<sup>[9]</sup>。喷水分级法可以对现场运行的绝缘子进行非破坏性的实验,因此应用最为广泛。然而目前在现场应用喷水分级法需要人工登塔对复合绝缘子进行喷水操作费时费力,对憎水性的诊断主要依靠运维人员的主观经验,诊断结果受人为因素影响较大<sup>[10]</sup>。

随着无人机<sup>[11-14]</sup>在线路巡检中的广泛应用,将无人机拍摄的复合绝缘子伞裙憎水性图像输入计算机来自动识别其憎水性等级成为复合绝缘子巡检的新思路。国内外一些专家学者将传统识别方法应用到复合绝缘子憎水性等级判别中,取得了一定的进展,如BP神经网络<sup>[15]</sup>、支持向量机<sup>[16]</sup>和决策树<sup>[17]</sup>等,通过人工设计环节提取图像特征来达到分类的目的,而模型的准确度直接受所选择的特征影响。绝缘子的表面状态和拍摄条件等差别都会对模型诊断结果造成很大影响<sup>[18-20]</sup>。

随着深度学习的发展,卷积神经网络在图像的分类准确率方面取得了飞速的发展<sup>[21-24]</sup>,它能自动建立图像特征与HC等级的关联性取代人工设计的环节,从而实现复合绝缘子憎水性的智能诊断。文[25]利用卷积神经网络将绝缘子憎水性等级初步分为较好和较差两类;文[26]实现了6个等级的憎水性的自主特征提取和判别,但分类准确率还有待进一步提升。

文中基于EfficientNet算法<sup>[27]</sup>,兼顾速度与精度,对现场退出运行的绝缘子和老化试验得到的样本进行喷水拍摄,构建复合绝缘子不同憎水性等级对应水迹图像数据集,进行有监督训练。该方法释放了人工设计环节,由算法网络自主学习图像特征,提升了复合绝缘子憎水性诊断的速度、精度和鲁棒性,可以部署在边缘计算设备上,并达到实时检测的效果。

## 1 复合绝缘子憎水性分级图像数据采集

### 1.1 复合绝缘子憎水性分类标准

《DL/T 1474—2015 标称电压高于1 000 V 交、直流系统用复合绝缘子憎水性测量方法》<sup>[28]</sup>将憎水性的状态分为7个等级,即HC<sub>1</sub>~HC<sub>7</sub>级,其中,HC<sub>1</sub>级表示完全憎水性的表面,HC<sub>7</sub>级表示完全亲水性的表面。

### 1.2 图像收集

通过收集现场退出运行的复合绝缘子硅胶片,进行喷水取样拍照,构建不同憎水性等级图像数据集,见图1。现场运行的绝缘子表面存在粉化龟裂或发黑等状况,增强了分类模型对现场运行绝缘子的诊断的鲁棒性。

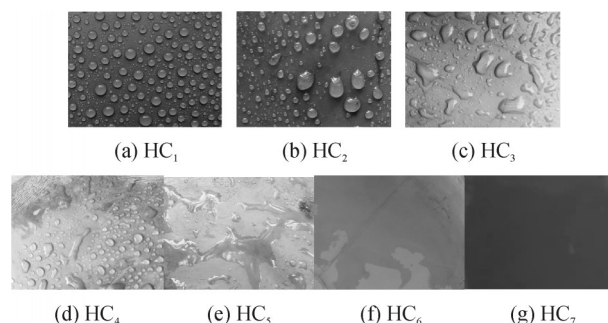


图1 7种憎水性等级对应的水迹图像

Fig. 1 Water trace images of seven hydrophobicity levels

进行喷水测试后发现现场退出运行的绝缘子的憎水性等级多为HC<sub>4</sub>、HC<sub>5</sub>、HC<sub>6</sub>,为增强样本的均衡性,通过硅胶片表面涂抹甘油和碱老化试验来构建不同憎水性等级的水珠图像数据集。

硅橡胶在碱性环境中会受到破坏<sup>[29]</sup>,利用这一化学现象,通过碱老化试验得到不同憎水性等级的硅胶片。所采用的NaOH溶液质量分数为3 mol/L。硅橡胶在碱性条件下的化学反应式见图2。

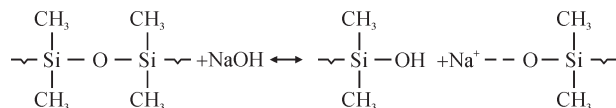


图2 硅橡胶在碱性条件下的化学反应式

Fig. 2 Chemical reaction formula of silicone rubber under alkaline condition

## 2 基于卷积神经网络的复合绝缘子憎水性诊断

### 2.1 EfficientNet 网络模型

在一定范围内增加模型的复杂程度可以提高模型的性能,因此通常情况下,基础模型会被进行适当地缩放来取得更好的分类结果。常见的缩放方法包括增大模型的宽度、增大模型的深度和增大输入图片的分辨率。在以往的工作中,单一维度的缩放对于精度虽然有所提升但有局限性,2个或

3个维度同时任意缩放需要复杂而繁琐的人工调节,且不一定达到最优效果。一般情况下,3个维度是相互关联影响的,当模型加深时,模型宽度和输入图片分辨率随之增加才会达到更好的效果。当硬件资源增加时,如果彻底地搜索3个维度变量的各种组合,搜索会非常低效。因此EfficientNet提出了一种组合缩放的方法

$$\begin{cases} \text{深度: } d = \alpha^\phi \\ \text{宽度: } w = \beta^\phi \\ \text{分辨率: } r = \gamma^\phi \\ \text{s.t. } \alpha \cdot \beta^2 \cdot \gamma^2 \approx 2 \\ \alpha \geq 1 \\ \beta \geq 1 \\ \gamma \geq 1 \end{cases} \quad (1)$$

式(1)中: $\phi$ 为组合缩放系数; $\alpha$ 、 $\beta$ 、 $\gamma$ 为深度、宽度和分辨率这3个维度的缩放基数。用一个组合

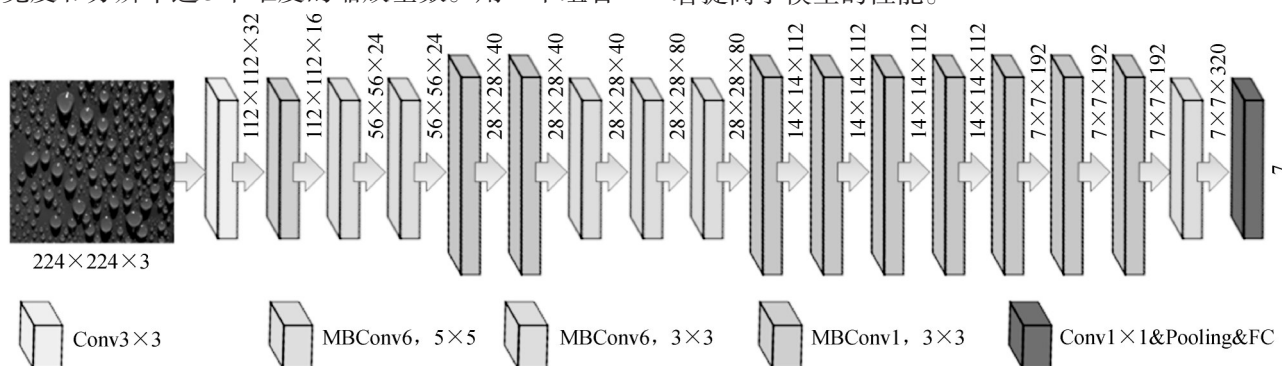


图3 EfficientNet 结构图

Fig. 3 Structure diagram of EfficientNet

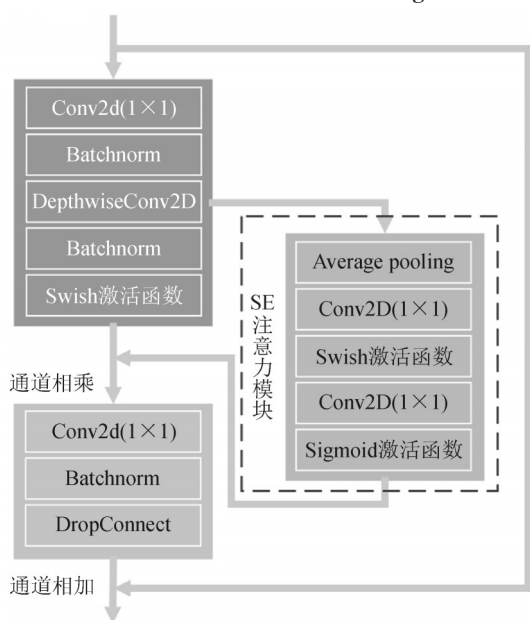


图4 MBConv 模块拓扑图

Fig. 4 MBConv module topology

## 2.2 经典卷积神经网络模型

### 2.2.1 AlexNet

AlexNet<sup>[30]</sup>是2012年ILSVRC比赛中获得冠军的

缩放系数 $\phi$ ,来同时对3个维度进行缩放,这3者的缩放基数 $\alpha$ 、 $\beta$ 、 $\gamma$ 是通过在基准模型上取 $\phi=1$ 参数搜索得到的,EfficientNet-b<sub>0</sub>对应的搜索结果是 $\alpha=1.2$ 、 $\beta=1.1$ 、 $\gamma=1.15$ 。因此EfficientNet能够有效平衡网络的深度、宽度和分辨率3个维度之间的关系,来达到更优的准确率和速度。

EfficientNet是基于移动翻转瓶颈卷积(mobile inverted bottleneck convolution, MBConv)模块建立的算法网络,结构见图3。MBConv模块拓扑图见图4。MBConv模块整体构成类似残差的结构,SE注意力模块被用在短连接部分,采用Dropconnect方法对隐层节点的输入进行随机丢弃,替代传统Dropout方法对输出的随机丢弃,以达到更好的防止过拟合的效果。MBConv模块的使用可以使模型具有深度,显著提高了模型的性能。

卷积神经网络。AlexNet网络由5层卷积层、3层池化层和3层全连接层组成,池化层位于卷积层之后,并使用ReLU(rectified linear unit)激活函数进行非线性运算,通过反向传播算法来更新网络参数。

### 2.2.2 VGG

VGG(visual geometry group)<sup>[31]</sup>卷积神经网络在2014年提出。VGG网络通过使用多层小尺寸卷积层来获得与大尺寸卷积层相同的感受野,同时多层小尺寸卷积层具有更多的非线性函数,判决函数更加具有判决性,此外还具有更少的参数。文中选取VGG16作为对比算法之一。

### 2.2.3 GoogLeNet

GoogLeNet<sup>[32]</sup>是在2014年推出的基于Inception模块的卷积神经网络模型。与AlexNet和VGG不同,GoogLeNet使用Inception网络结构,加深加宽模型的同时减少参数,既使网络结构能够保持稀疏性,又可以实现稠密矩阵的高效计算能力。

### 2.2.4 ResNet

ResNet(residual network)<sup>[33]</sup>是在2015年提出的卷积神经网络。ResNet包含了更多的隐藏层,网络

向更深的方向发展。短路连接的结构有效缓解了网络加深时梯度爆炸或消失的问题。文中选取ResNet50作为对比算法之一。

### 2.2.5 DenseNet

DenseNet(densely connected convolutional networks)<sup>[34]</sup>进一步加深了网络。它建立了跨层连接,比ResNet的短路连接更加激进,更有效地减轻了梯度消失的现象。另外,DenseNet利用瓶颈层等结构有效抑制过拟合和减少计算量。文中选取DenseNet169作为对比算法之一。

## 3 模型训练和部署

### 3.1 EfficientNet 模型的训练

为了加速学习,文中采用ImageNet数据集<sup>[35]</sup>上的预训练模型,结合复合绝缘子水迹数据集对预训练模型参数进行微调<sup>[36]</sup>。工作站配置见表1。

表1 训练所用工作站参数

Table 1 Workstation parameters used for training

| 参数     | 数值/类型                 |
|--------|-----------------------|
| CPU    | Intel E5-2680v4       |
| GPU    | NVIDA GeForce 1080 Ti |
| 运行内存   | 128G                  |
| 操作系统   | Ubuntu16.04           |
| 深度学习平台 | Pytorch               |

在训练中采用早停法来有效解决过拟合的问题,因此没有设定最大训练次数。训练过程的损失曲线和准确率曲线见图5、6。由图5、6可以看出,EfficientNet-b<sub>0</sub>~b<sub>6</sub>模型的训练均能迅速收敛,其中EfficientNet-b<sub>3</sub>的训练收敛最快,训练损失下降和准确率升高的过程最快。

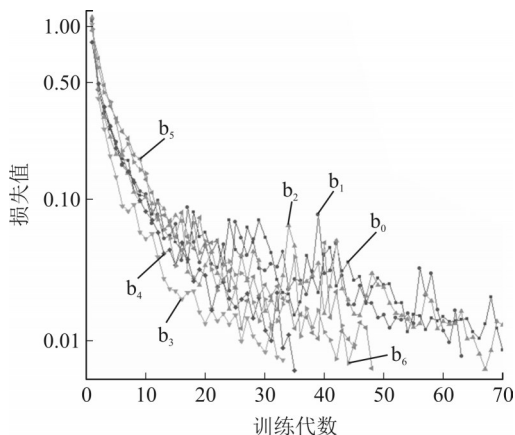


图5 训练过程的损失曲线

Fig. 5 The loss curve of training process

### 3.2 模型的训练结果分析

除了从准确率角度来评价模型外,为实现模型在边缘计算设备上的部署,文中还将从前向传播所

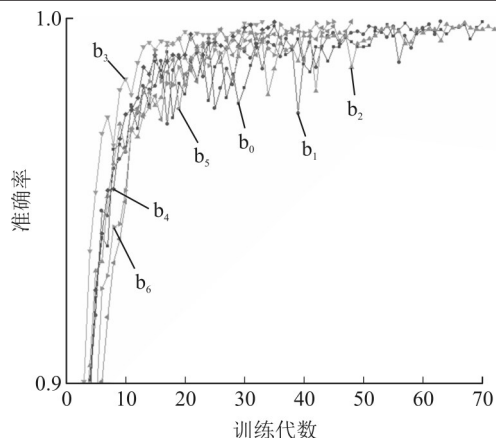


图6 训练过程的准确率曲线

Fig. 6 The accuracy curve of training process

需的计算力和参数量两个角度来对比EfficientNet模型。前向传播时所需的计算力反应了对硬件资源的需求,由浮点运算次数量化体现,来衡量算法模型的复杂程度。而参数量则反应了所占内存的大小。

EfficientNet模型损失值、准确率和参数对比见表2。如表2所示,EfficientNet-b<sub>0</sub>模型轻量化水平最高,模型大小仅为21.4 MB而准确率达到95.00%;EfficientNet-b<sub>1</sub>模型比b<sub>0</sub>更为复杂但是准确率不高;EfficientNet-b<sub>2</sub>的准确率和EfficientNet-b<sub>4</sub>的准确率相近,但是b<sub>2</sub>的参数量仅为b<sub>4</sub>的一半;EfficientNet-b<sub>3</sub>的模型准确率达到最高,在b<sub>3</sub>之后,随着特征提取网络复杂程度的加深,模型的准确率反而逐步下降。随着卷积神经网络的加深,网络提取的特征越抽象,实验结果表明,对于复合绝缘子憎水性数据集来说,EfficientNet-b<sub>3</sub>模型的网络复杂程度最为匹配,在测试集上的准确率最高。但是综合模型的轻量化程度来看,EfficientNet-b<sub>0</sub>、b<sub>2</sub>表现也较为出色。

EfficientNet-b<sub>3</sub>模型的混淆矩阵见图7,从图7可见EfficientNet-b<sub>3</sub>模型的误判等级基本为待测绝缘子实际憎水性等级的相邻等级,这与实际情况中人工判别采用相邻等级划分方式一致。

### 3.3 与其他算法的比较

基于EfficientNet的方法相比于其他卷积神经网络的突出之处在于其在模型速度和模型精度之间达到了很好的平衡。接下来就AlexNet、VGG16、ResNet50、DenseNet169和GoogLeNet这些经典模型,在文中所构建的复合绝缘子憎水性分级图像数据集测试集上进行对比,见图8。

表2 EfficientNet模型损失值、准确率和参数对比

Table 2 Comparison of loss value, accuracy and parameters of EfficientNet model

| 特征提取网络                      | HC <sub>1</sub> | HC <sub>2</sub> | HC <sub>3</sub> | HC <sub>4</sub> | HC <sub>5</sub> | HC <sub>6</sub> | HC <sub>7</sub> | 准确率     | 参数量                   | 模型大小/MB | 浮点运算次数               | 损失值     |
|-----------------------------|-----------------|-----------------|-----------------|-----------------|-----------------|-----------------|-----------------|---------|-----------------------|---------|----------------------|---------|
| EfficientNet-b <sub>0</sub> | 1.00            | 1.00            | 0.93            | 0.92            | 0.83            | 0.97            | 1               | 0.950 0 | 4.01×10 <sup>6</sup>  | 21.4    | 0.40×10 <sup>9</sup> | 0.144 4 |
| EfficientNet-b <sub>1</sub> | 0.65            | 1.00            | 0.97            | 0.83            | 0.87            | 0.93            | 1               | 0.892 9 | 6.51×10 <sup>6</sup>  | 31.5    | 0.59×10 <sup>9</sup> | 0.287 7 |
| EfficientNet-b <sub>2</sub> | 1.00            | 1.00            | 0.98            | 0.93            | 0.87            | 0.93            | 1               | 0.959 5 | 7.70×10 <sup>6</sup>  | 36.8    | 0.68×10 <sup>9</sup> | 0.185 0 |
| EfficientNet-b <sub>3</sub> | 1.00            | 1.00            | 0.98            | 0.90            | 0.92            | 0.95            | 1               | 0.964 3 | 10.70×10 <sup>6</sup> | 49.4    | 0.99×10 <sup>9</sup> | 0.164 3 |
| EfficientNet-b <sub>4</sub> | 0.90            | 1.00            | 1.00            | 0.93            | 0.92            | 0.97            | 1               | 0.959 5 | 17.55×10 <sup>6</sup> | 78.0    | 1.54×10 <sup>9</sup> | 0.174 9 |
| EfficientNet-b <sub>5</sub> | 1.00            | 0.98            | 1.00            | 0.83            | 0.92            | 0.93            | 1               | 0.952 4 | 28.34×10 <sup>6</sup> | 144.4   | 2.40×10 <sup>9</sup> | 0.181 2 |
| EfficientNet-b <sub>6</sub> | 1.00            | 0.98            | 0.95            | 0.88            | 0.85            | 0.93            | 1               | 0.942 9 | 40.74×10 <sup>6</sup> | 164.2   | 3.42×10 <sup>9</sup> | 0.213 8 |

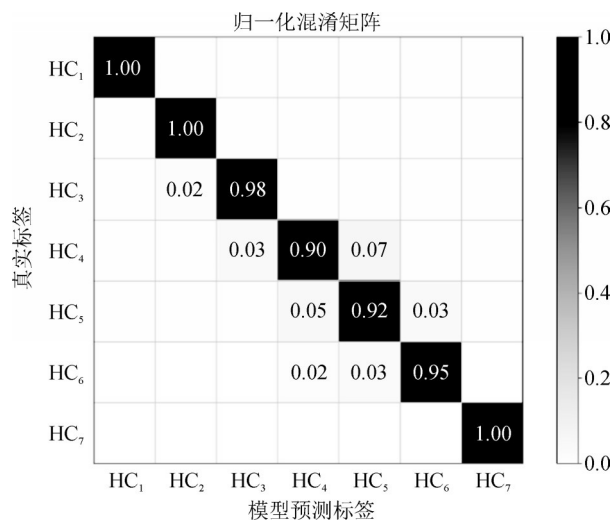
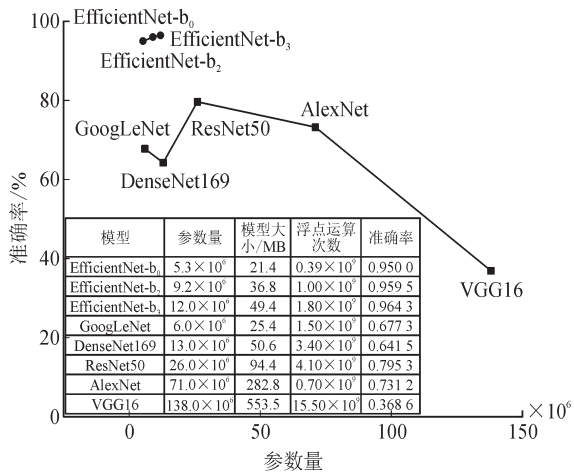
图7 EfficientNet-b<sub>3</sub>模型的混淆矩阵Fig. 7 Confusion matrix of EfficientNet-b<sub>3</sub> model

图8 与其他算法的比较

Fig. 8 Comparison with other algorithms

从图8中可以看出, EfficientNet-b<sub>0</sub>、b<sub>2</sub>、b<sub>3</sub>在模型的轻量化程度和准确率上的表现远远优于其他经典卷积神经网络。GoogLeNet和DenseNet169模型参数量较小,与EfficientNet-b<sub>3</sub>模型的参数量相当,但是GoogLeNet和DenseNet169在测试集上的准确率分别仅为67.73%和64.15%,远低于EfficientNet-b<sub>3</sub>的96.43%。ResNet50、AlexNet和VGG16这些经典卷

神经网络模型的参数量和模型尺寸均大于上述网络, ResNet50和AlexNet在测试集上的表现优于GoogLeNet和DenseNet169,但远低于EfficientNet系列算法模型。VGG模型最复杂,参数量最多,但却是在文中所构建的复合绝缘子憎水性分级图像数据测试集上准确率最低的算法模型。

### 3.4 模型部署与边缘计算

通过前文可以得出EfficientNet-b<sub>0</sub>、b<sub>2</sub>、b<sub>3</sub>模型轻量化且准确率较高的结论。它们的轻量化减少了对硬件设备算力的要求,使其具备了实现边缘计算的能力。

Jetson Xavier NX是目前主流的边缘计算设备,普遍用于边缘端。本节将比较EfficientNet-b<sub>0</sub>、b<sub>2</sub>、b<sub>3</sub>模型在边缘计算设备Jetson Xavier NX上的正向推理速度。Jetson Xavier NX下的正向推理速度对比见表3。

表3 Jetson Xavier NX下的正向推理速度对比

Table 3 Comparison of forward propagation speed in Jetson Xavier NX

| 模型                          | 正向推理速度/FPS(一次采样的样本数=8) |
|-----------------------------|------------------------|
| EfficientNet-b <sub>0</sub> | 92.25                  |
| EfficientNet-b <sub>2</sub> | 65.29                  |
| EfficientNet-b <sub>3</sub> | 57.16                  |

由此可见EfficientNet-b<sub>3</sub>的正向推理速度高达57.16 FPS,可以达到实时检测的效果。

边缘端与中心云示意图见图9。由图9可知,由无人机搭载部署有算法模型的边缘计算设备对运行的复合绝缘子进行巡检,无人机拍摄图像数据,输入到模型中进行诊断,当模型诊断出该复合绝缘子的憎水性已丧失,则生成缺陷报表传输给中心云,避免将所有图像数据传回,这样可以极大地缓解中心云的计算负荷。

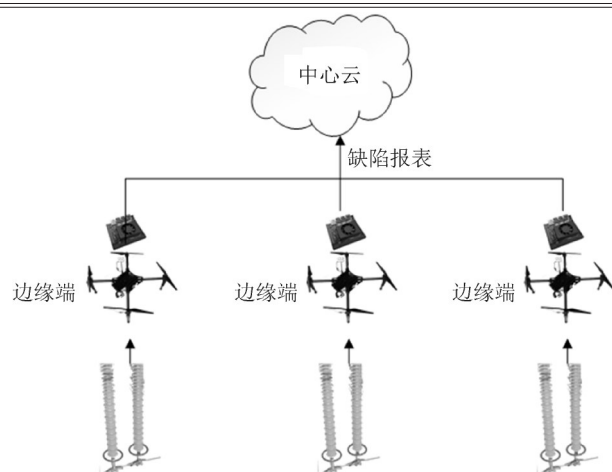


图9 边缘端与中心云示意图

Fig. 9 Schematic diagram of edge end and center cloud

## 4 模型验证

相比前接触角和静态接触角,后接触角更加能够反映出绝缘子的润湿特性情况。根据《绝缘子表面湿润性测量导则》<sup>[37]</sup>中描述的用接触角法(后接触角)和喷雾法获得的典型结果,有表4所示的对应关系。

表4 不同憎水性等级对应的后接触角

Table 4 Back contact angle of different hydrophobicity levels

| 后接触角/(°) | 憎水性等级                            |
|----------|----------------------------------|
| >80      | HC <sub>1</sub> /HC <sub>2</sub> |
| 10~80    | HC <sub>3</sub> ~HC <sub>5</sub> |
| <10      | HC <sub>6</sub> /HC <sub>7</sub> |

为验证文中训练的 EfficientNet 模型在实际应用中的分类有效性,对模型憎水性诊断结果为 HC<sub>1</sub>~HC<sub>7</sub> 的伞裙样本进行后接触角测量,结果见表5。

## 5 结语

通过训练 EfficientNet 系列算法模型,比较复合绝缘子憎水性分类准确率和在边缘计算设备 Jetson Xavier NX 上推理速度, EfficientNet-b<sub>3</sub> 在复合绝缘子憎水性分类上,速度和精度方面能够做到更好的平衡。该模型的准确率为 96.43%,在 Jetson Xavier NX 平台上的平均推理速度为 57.16 FPS。该模型与 AlexNet、VGG16、ResNet50、DenseNet169 和 GoogLeNet 这些经典卷积神经网络相比,分类准确率更高且轻量化程度更高。

该模型可部署在 Jetson Xavier NX 上,搭载无人机进行现场运行复合绝缘子的憎水性测量诊断,速度可达到实时检测的效果,减少了运维人员的工作量,显著提高了电力巡检的自动化和智能化水平。

表5 模型验证结果

Table 5 Model validation results

| 伞裙样本 | 接触角图像 | 后接触角<br>(左/右)/(°) | 诊断等级            |
|------|-------|-------------------|-----------------|
|      |       | 93/99             | HC <sub>1</sub> |
|      |       | 89/91             | HC <sub>2</sub> |
|      |       | 84/75             | HC <sub>3</sub> |
|      |       | 46/45             | HC <sub>4</sub> |
|      |       | 28/25             | HC <sub>5</sub> |
|      |       | 9/10              | HC <sub>6</sub> |
|      |       | 8/9               | HC <sub>7</sub> |

## 参考文献:

- [1] 王 刚,张鹏程,张 辉.伞裙破损对双串复合绝缘子电场分布影响研究[J].电瓷避雷器,2022(6):165-173.  
WANG Gang, ZHANG Pengcheng, ZHANG Hui. Influence of umbrella skirt damage on electric field distribution of double-string composite insulator[J]. Insulators and Surge Arresters, 2022(6): 165-173.
- [2] 夏彦卫,贾伯岩,刘 杰,等.复合绝缘子高温硅橡胶老化现象分析及评估方法研究[J].高压电器,2019,55(9):163-170.  
XIA Yanwei, JIA Boyan, LIU Jie, et al. Study on aging phenomena of HTV silicone rubber of composite insulator and its evaluation method[J]. High Voltage Apparatus, 2019, 55(9): 163-170.
- [3] 陶风波,毕晓甜,陈 杰,等.沿海工业地区复合绝缘子老化寿命预测研究[J].电瓷避雷器,2022(1):182-188.  
TAO Fengbo, BI Xiaotian, CHEN Jie, et al. Aging life-span prediction of composite insulators in coastal industry area [J]. Insulators and Surge Arresters, 2022(1): 182-188.
- [4] 董平平,田 毅,高丽娟,等.基于 FTIR 的不同运行条件对复合绝缘子老化特性的影响研究[J].高压电器,2019,55(2):110-117.

- DONG Pingping, TIAN Yi, GAO Lijuan, et al. Influence of different operating conditions on aging influence of different operating conditions on aging characteristics of composite insulators based on FTIR[J]. High Voltage Apparatus, 2019, 55(2): 110-117.
- [5] 李 婷, 银 樵. 空心复合绝缘子胶装结构与机械性能研究[J]. 电瓷避雷器, 2022(1): 204-210.  
LI Ting, YIN Qiao. Binding structure and mechanical properties of composite hollow insulator[J]. Insulators and Surge Arresters, 2022(1): 204-210.
- [6] 曾磊磊, 张 宇, 李唐兵, 等. 复合绝缘子芯棒发热的热传导特性研究[J]. 电瓷避雷器, 2022(1): 219-224.  
ZENG Leilei, ZHANG Yu, LI Tangbing, et al. Study on heat conduction characteristics of frp rod heating of composite insulators[J]. Insulators and Surge Arresters, 2022(1): 219-224.
- [7] 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.
- [8] 王胜辉, 牛雷雷, 李 浩, 等. 基于放电紫外成像特征的污秽线路盘形绝缘子绝缘状态评估[J]. 高压电器, 2019, 55(2): 201-207.  
WANG Shenghui, NIU Leilei, LI Hao, et al. Insulation condition evaluation of contaminated disc insulator for transmission lines based on the characteristic of discharge UV imaging characteristics[J]. High Voltage Apparatus, 2019, 55(2): 201-207.
- [9] 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.
- [10] 戴罕奇, 梅红伟, 王黎明, 等. 复合绝缘子弱憎水性状态描述方法 II——喷水分级法的不确定性[J]. 电工技术学报, 2015, 30(3): 240-249.  
DAI Hanqi, MEI Hongwei, WANG Liming, et al. Description method II for unobvious hydrophobic state of composite insulators—uncertainty of hydrophobic degree by spray grading method[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2015, 30(3): 240-249.
- [11] 邵瑰玮, 刘 壮, 付 晶, 等. 架空输电线路无人机巡检技术研究进展[J]. 高电压技术, 2020, 46(1): 14-22.  
SHAO Guiwei, LIU Zhuang, FU Jing, et al. Research progress in unmanned aerial vehicle inspection technology on overhead transmission lines[J]. High Voltage Engineering, 2020, 46(1): 14-22.
- [12] 邵校嘉, 屈 勇, 陈铸成, 等. 基于无人机云端控制的智慧输电业务巡检方法[J]. 电网与清洁能源, 2022, 38(4): 54-60.  
SHAO Xiaojia, QU Yong, CHEN Zhucheng, et al. An intelligent transmission service inspection method based on UAV cloud control[J]. Power System and Clean Energy, 2022, 38(4): 54-60.
- [13] 王红星, 陈玉权, 张 欣, 等. 基于离线高斯模型的输电线路无人机巡检缺陷智能识别方法研究[J]. 电测与仪表, 2022, 59(3): 92-99.  
WANG Hongxing, CHEN Yuquan, ZHANG Xin, et al. Research on intelligent recognition method of transmission line UAV inspection defects based on offline Gaussian model[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2022, 59(3): 92-99.
- [14] 沙伟燕, 何宁辉, 丁 培, 等. 基于无人机图像处理的输电线路提取技术研究[J]. 电测与仪表, 2022, 59(5): 158-165.  
SHA Weiyan, HE Ninghui, DING Pei, et al. Research on transmission line extraction technology based on UAV image processing[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2022, 59(5): 158-165.
- [15] 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.
- [16] 何 贵, 廖平军. 基于SVM复合绝缘子老化性能的判断方法[J]. 电瓷避雷器, 2015(4): 1-4.  
HE Gui, LIAO Pingjun. Judgment method for the aging performance of composite insulators based on SVM[J]. Insulators and Surge Arresters, 2015(4): 1-4.
- [17] 董政呈, 方彦军, 王先培, 等. 基于嵌入式的复合绝缘子憎水性检测方法研究[J]. 绝缘材料, 2015, 48(7): 67-72.  
DONG Zhengcheng, FANG Yanjun, WANG Xianpei, et al. Research of hydrophobicity measuring method for composite insulators based on embedded[J]. Insulating Materials, 2015, 48(7): 67-72.
- [18] 刘云鹏, 马子儒, 裴少通, 等. 一种基于深度学习的复合绝缘子老化程度智能检测方法: CN111855500A[P]. 2020-10-30.  
LIU Yunpeng, MA Ziru, PEI Shaotong, et al. An intelligent detection method of composite insulator aging degree based on deep learning: CN111855500A[P]. 2020-10-30.
- [19] 邸悦伦, 曹枚根, 周曙琛, 等. 法兰节点胶装损伤对复合绝缘子动力特性影响分析[J]. 浙江电力, 2022, 41(7): 63-69.  
DI Yuelun, CAO Meigen, ZHOU Shuchen, et al. Analysis of the influence of glued flange joint damage on dynamic

- properties of composite insulator[J]. Zhejiang Electric Power, 2022, 41(7): 63-69.
- [20] 张血琴, 张玉翠, 郭裕钧, 等. 基于高光谱技术的复合绝缘子表面老化程度评估[J]. 电工技术学报, 2021, 36(2): 388-396.
- ZHANG Xueqin, ZHANG Yucui, GUO Yujun, et al. Aging degree evaluation of composite insulator based on hyperspectral technology[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2021, 36(2): 388-396.
- [21] 徐凯, 梁志坚, 张懿议, 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.
- 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.
- [22] 黄景林, 彭显刚, 简胜超, 等. 基于深度学习与不平衡样本集的输电线路故障分类[J]. 智慧电力, 2021, 49(2): 114-119.
- HUANG Jinglin, PENG Xiangang, JIAN Shengchao, et al. Transmission line fault classification based on deep learning and imbalanced sample set[J]. Smart Power, 2021, 49(2): 114-119.
- [23] 裴少通. 基于红外紫外成像检测技术的绝缘子运行状态分析与评估[D]. 北京: 华北电力大学, 2019.
- PEI Shaotong. Analysis and evaluation of insulator operation status based on infrared and ultraviolet imaging detection technology[D]. Beijing: North China Electric Power University, 2019.
- [24] 吴君鹏, 唐少博, 李相磊, 等. 一种改进的基于卷积神经网络的绝缘子检测算法研究[J]. 电测与仪表, 2022, 59(5): 116-122.
- WU Junpeng, TANG Shaobo, LI Xianglei, et al. Research on an improved insulator detection algorithm based on convolutional neural network[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2022, 59(5): 116-122.
- [25] 阮海清. 基于图像识别与处理的绝缘子憎水性等级判定方法研究[D]. 广州: 华南理工大学, 2019.
- RUAN Haiqing. Research on the method of determining the hydrophobicity level of insulator based on image recognition and processing[D]. Guangzhou: South China University of Technology, 2019.
- [26] 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.
- ZHANG Deqin, LIU Xiaowei, LIU Yuan, et al. Hydrophobicity study of composite insulator based on Faster R-CNN[J]. Smart Power, 2019, 47(4): 104-109.
- [27] TAN M, LE Q V. EfficientNet: Rethinking model scaling for convolutional neural networks[C]//Proceedings of the 36th International Conference on Machine Learning. [S.l.]: PMLR, 2019: 6105-6114.
- [28] 标称电压高于1 000 V交、直流系统用复合绝缘子憎水性测量方法: DL/T 1474—2015[S]. 2015.
- Hydrophobicity measuring method of composite insulators for AC and DC overhead lines with a nominal voltage greater than 1 000 V: DL/T 1474—2015[S]. 2015.
- [29] 李欣, 桂德, 徐一伦, 等. 基于FTIR的复合绝缘子硅橡胶伞裙在不同酸碱环境下老化性能分析[J]. 绝缘材料, 2020, 53(4): 70-75.
- LI Xin, GUI De, XU Yilun, et al. Ageing characteristic analysis on Silicon rubber skirts of composite insulators in different acid and alkali environment based on FTIR[J]. Insulating Materials, 2020, 53(4): 70-75.
- [30] KRIZHEVSKY A, SUTSKEVER I, HINTON G E. ImageNet classification with deep convolutional neural networks[C]//Proceedings of the 25th International Conference on Neural Information Processing Systems - Volume 1. Red Hook, NY, USA: Curran Associates Inc., 2012: 1097-1105.
- [31] SIMONYAN K, ZISSERMAN A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition[C]//International Conference on Learning Representations. [S.l.]: ICLR, 2015: 1-14.
- [32] SZEGEDY C, WEI L, JIA Y, et al. Going deeper with convolutions[C]//2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Boston, USA: IEEE, 2015: 1-9.
- [33] HE K, ZHANG X, REN S, et al. Deep residual learning for image recognition[C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Las Vegas, USA: IEEE, 2016: 770-778.
- [34] HUANG G, LIU Z, LAURENS V, et al. Densely Connected Convolutional Networks[C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Honolulu, USA: IEEE, 2017: 2261-2269.
- [35] JIA D, WEI D, SOCHER R, et al. ImageNet: A large-scale hierarchical image database[C]//2009 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Miami, USA: IEEE, 2009: 248-255.
- [36] 武建华, 梁利辉, 张喆, 等. 基于深度学习的变电站设备油液渗漏检测识别[J]. 广东电力, 2020, 33(11): 9-15.
- WU Jianhua, LIANG Lihui, ZHANG Zhe, et al. Object detection of oil leakage in substation equipment based on deep learning[J]. Guangdong Electric Power, 2020, 33(11): 9-15.
- [37] 绝缘子表面湿润性测量导则: GB/T 24622—2009[S]. 2009.
- Guidance on the measurement of wettability of insulator surfaces: GB/T 24622—2009[S]. 2009.

马子儒(1997—), 女, 硕士研究生, 主要从事基于深度学习的输电线路可见光缺陷图像识别(E-mail: mzm0312@qq.com)。

裴少通(1990—), 男, 博士, 讲师, 主要从事电力设备多光谱人工智能评估检测的研究与应用(E-mail: peishaotong@ncepu.edu.cn)。