

DOI: 10.13382/j.jemi.B2407661

基于 MSG-SSD 的复合绝缘子憎水性等级智能识别方法*

陈伟华 马士博 闫孝姮 李健华

(辽宁工程技术大学电气与控制工程学院 葫芦岛 125105)

摘要:复合绝缘子憎水性等级的检测是电力系统巡检中的重要环节,针对现有方法存在检测效率低、实时性差及模型结构复杂的问题,提出一种基于 MSG-SSD 的复合绝缘子憎水性等级智能识别方法。首先,检测模型以 SSD 算法为基准,采用轻量级 MobileNetV2 作为主干网络,在提升模型检测速度的同时实现网络的轻量化;其次,为增强对水迹特征的提取能力,构建高分辨率特征融合模块 Sim-HRFPN,在特征融合的同时保留高分辨率的特征,以弥补因轻量化造成的精度损失;最后,为进一步提高模型的计算效率,将 GhostConv 替换额外预测特征层的传统卷积,在保持模型高性能的同时,减轻了计算负担。实验结果表明,相较于 SSD,MSG-SSD 的检测速度和检测精度分别提高 48.17% 和 4.89%,计算量和参数量分别减少 97.63% 和 82.99%。由此可知,改进模型不仅能精准识别和快速定位复合绝缘子的憎水性等级,而且满足边缘巡检设备轻量化部署的需求,为电力系统中复合绝缘子运行状态的智能检测提供了一种行之有效的方法。

关键词: 复合绝缘子;憎水性检测;智能识别;SSD 算法;轻量化;特征融合

中图分类号: TN911.73;TM216

文献标识码: A

国家标准学科分类代码: 470.4017

Intelligent recognition method for hydrophobicity class of composite insulators based on MSG-SSD

Chen Weihua Ma Shibo Yan Xiaoheng Li Jianhua

(Faculty of Electrical and Control Engineering, Liaoning Technical University, Huludao 125105, China)

Abstract: Detecting composite insulator hydrophobicity class is critical in power system inspections. This study proposes an intelligent recognition method for the hydrophobicity class of composite insulators based on MSG-SSD to address the challenges of low detection efficiency, poor real-time performance, and complex model structures in existing methods. Firstly, the detection model is based on the SSD algorithm, employing the lightweight MobileNetV2 as the backbone network to simplify the network and significantly enhance detection speed. Secondly, to improve the extraction capability of watermark features, a high-resolution feature fusion module, Sim-HRFPN, is constructed, which retains high-resolution features during the fusion process to compensate for the accuracy loss caused by the lightweight design. Finally, to further enhance the computational efficiency of the model, traditional convolution is replaced with GhostConv in the additional prediction feature layers, thereby significantly reducing the computational burden while maintaining the high performance of the model. The results indicate that, compared to SSD, MSG-SSD achieves a 48.17% improvement in detection speed and a 4.89% improvement in accuracy, while reducing computational cost and parameter count by 97.63% and 82.99%, respectively. From this, it can be concluded that the improved model accurately identifies and rapidly locates the hydrophobicity class of composite insulators and meets the lightweight deployment requirements of edge inspection devices. This provides an effective method for the intelligent detection of the operational status of composite insulators in power systems.

Keywords: composite insulators; hydrophobicity test; intelligent recognition; SSD algorithm; lightweight; feature fusion

0 引言

复合绝缘子因其具有重量轻、强度高、抗破碎性好、耐污闪性能强等优点,被广泛应用于电力系统。憎水性和憎水迁移性是评价复合绝缘子耐污闪性能的重要指标^[1-3]。由于受到紫外线辐射、酸雨侵蚀、雪晶积沉和强电场等因素的影响复合绝缘子伞裙表面憎水性会下降,从而增加输电线路闪烁短路事故发生的概率^[4-6]。为确保电力系统的安全稳定运行,需要通过智能化的方法判定复合绝缘子憎水性等级(hydrophobicity class, HC),以预防危险事故的发生。

目前,评估复合绝缘子憎水性的方法主要包括表面张力法、静态接触角法和喷水分级法^[7-8]。前两种方法对检测环境的要求较为严格,实际应用难度较大,因此工程实际中更侧重于采用喷水分级法进行人工检测^[9]。喷水分级法将复合绝缘子的憎水性分为7个等级,憎水性从HC1到HC7逐渐减弱。该方法的核心思想是使用蒸馏水喷洒复合绝缘子的表面,并拍照记录喷洒后的伞裙表面。巡检人员会参考GB/T 24622-2022标准对比判定憎水性等级,进而评估复合绝缘子的老化程度。但该过程依赖巡检人员的主观判断,判定的结果受人为因素影响较大^[10]。为克服上述问题,数字图像处理技术逐渐应用于复合绝缘子的憎水性等级评估。文献[11]提出了一种自适应阈值技术来补偿环境光对二值图像特征的影响,通过提取水滴数、最大水滴覆盖率等8个特征,基于朴素贝叶斯模型实现了憎水性等级判定。文献[12]在图像分割和形态学处理的基础上,提取水滴离心率、形状因子等4个特征,基于改进的支持向量机(support vector machine, SVM)实现了憎水性等级判定。文献[13]根据图像增强处理后的纹理一致性测度值,通过Canny算子边缘检测、自适应阈值分割等方法提取水滴的二值图像特征,基于支持向量机实现了憎水性等级判定。文献[14]为有效捕捉水滴特征,利用限制对比度的直方图均衡化增强图像,在Canny算法中引入二维OTSU和边缘连接算法实现图像分割,基于最大面积比法实现了憎水性等级判定。尽管上述方法在一定程度上改善了传统方法易受主观因素干扰的问题,但特征表述的局限性依然影响了憎水性等级的判定。

在图像识别领域,少数学者将卷积神经网络应用于复合绝缘子的憎水性检测中。文献[15]通过比较7种卷积神经网络的预训练模型和再训练模型对憎水性图像的检测效果,发现当输入图像的尺寸较大时,检测效果更好。文献[16]使用多尺度形态学方法,将结构元素进行图像腐蚀和膨胀操作,提取残差特征图,并基于残差形态神经网络Res-Morph-NN实现憎水性等级判定。文

献[17]采用Faster R-CNN定位无人机航拍图片中复合绝缘子的伞裙区域,通过坐标修正提取水迹区域位置,基于卷积神经网络实现了憎水性等级判定。文献[18]将AlexNet、Inception-ResNetV2、ResNet101、ShuffleNet这4种模型通过ImageNet数据集进行预训练,微调其结构进行模型迁移,基于4种迁移学习模型实现了憎水性等级判别。虽然上述学者利用卷积神经网络对复合绝缘子憎水性等级进行检测,避免了特征表述的局限性,但模型运算较为复杂,难以部署在存储和计算资源有限的边缘设备上,因此检测不具备实时性。

针对以上问题,提出了一种融合特征增强与轻量化SSD(MobileNetV2_Sim-HRFPN_GhostConv-SSD, MSG-SSD)的复合绝缘子憎水等级智能识别方法,该方法以轻量型的MobileNetV2^[19]作为模型的主干网络,将模型的输入尺寸由300 pixel×300 pixel改为512 pixel×512 pixel;将无参数注意力机制SimAM^[20]与高分辨率特征金字塔网络^[21](high resolution feature pyramid network, HRFPN)相结合,构建高分辨率特征融合模块Sim-HRFPN,以保留高分辨率水迹特征实现不同尺度的特征融合;将GhostConv^[22]作为额外预测特征层的卷积块,进一步对模型进行轻量化处理。旨在高精度、高效率地完成输电线路中复合绝缘子憎水性等级的检测任务。

1 基于 MSG-SSD 的复合绝缘子憎水等级智能识别模型构建

1.1 复合绝缘子憎水性等级智能识别框架设计

本研究提出的基于MSG-SSD的复合绝缘子憎水性等级智能识别框架如图1所示,主要包括以下3个方面:

1) 通过使用不同浓度的乙醇溶液进行喷水试验,采集复合绝缘子伞裙表面的喷水图像,并选取清晰、合适的图片作为憎水性样本,完成样本图像的标注,通过数据增强技术对憎水性数据集进行扩充,构建复合绝缘子憎水性数据集。

2) 对SSD算法进行改进,提出基于MSG-SSD的复合绝缘子憎水性等级检测模型。用基于MobileNetV2的主干网络替换了原本的VGG-16网络,该重构网络将部分传统卷积模块替换为Bottleneck模块,实现了网络结构的轻量化设计;结合无参数注意力机制SimAM和高分辨率特征融合网络HRFPN,构建Sim-HRFPN高分辨率特征融合模块,减少因下采样操作导致的细节信息丢失;引入GhostConv卷积模块对额外预测特征层进行优化,进一步提高模型的计算效率,使得模型快速精确地识别憎水性等级。

3) 采用MSG-SSD进行复合绝缘子憎水性等级检测,并选取评价指标对改进后的模型进行评价,以验证模型

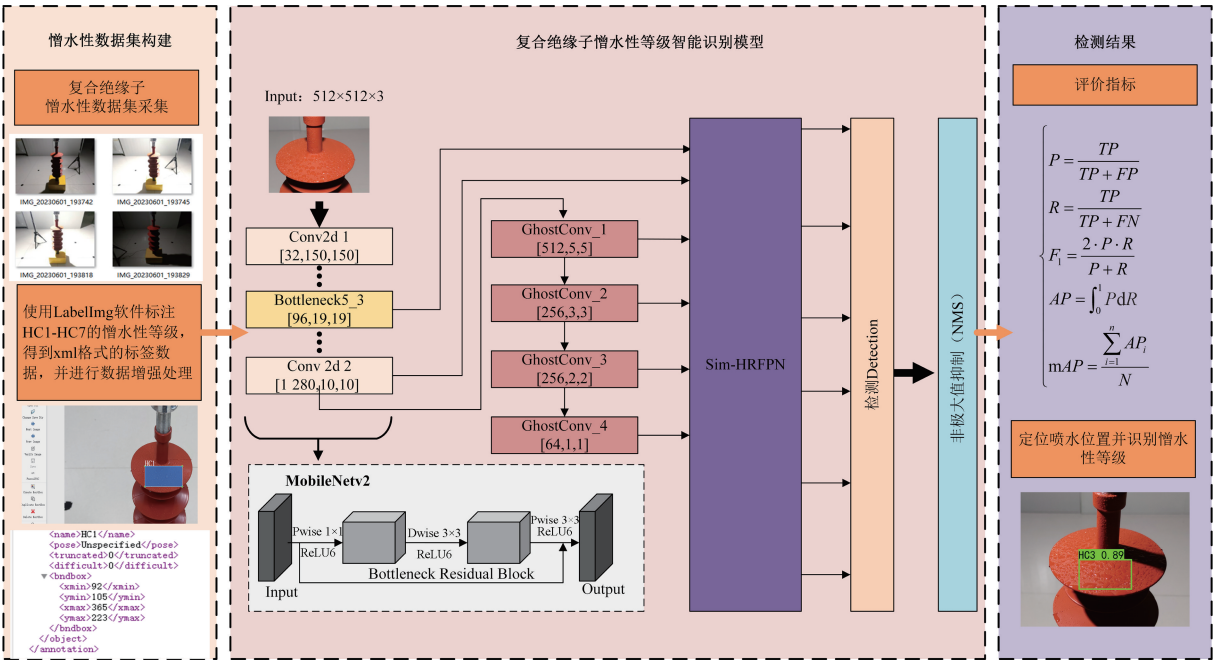


图 1 复合绝缘子憎水性等级智能识别框架

Fig. 1 Intelligent recognition framework of hydrophobicity class in composite insulators

的性能和有效性。

在复合绝缘子憎水性等级识别过程中,检测流程如图 2 所示。主要分为以下步骤:

步骤 1) 数据集采集与构建:通过喷水试验采集憎水性图像数据,对图像进行筛选、标注和数据增强预处理,构建完整的数据集;

步骤 2) 模型搭建与训练:搭建改进后的 MSG-SSD 模型,设置合理的训练次数和参数,将训练集和验证集输入 MSG-SSD 网络模型中进行训练,在训练过程中通过调整模型的超参数,使其达到最优状态,并获得最优训练权重;

步骤 3) 模型检测与验证:将测试集样本输入含有最优权重的 MSG-SSD 模型中,评估模型的识别精度和泛化能力,定位图像中的喷水区域并识别憎水性等级,以验证改进模型的有效性。

1.2 引入倒残差模块的 MobileNetV2

为解决在复合绝缘子憎水性等级检测中,因 SSD 网络结构复杂,难以部署到计算资源有限的边缘巡检设备的问题。本研究引入轻量型的 MobileNetV2 作为改进模型的主干特征提取网络。MobileNetV2 在 MobileNetV1^[23] 的基础上进行改进,并引入倒残差结构 (Inverted Residuals)。MobileNetV2 的倒残差块如图 3 所示,通过构建深度可分离卷积 (depthwise separable convolution) 和线性瓶颈 (linear bottleneck) 结构,压缩模型的计算量和参数量实现轻量化处理。深度可分离卷积由深度卷

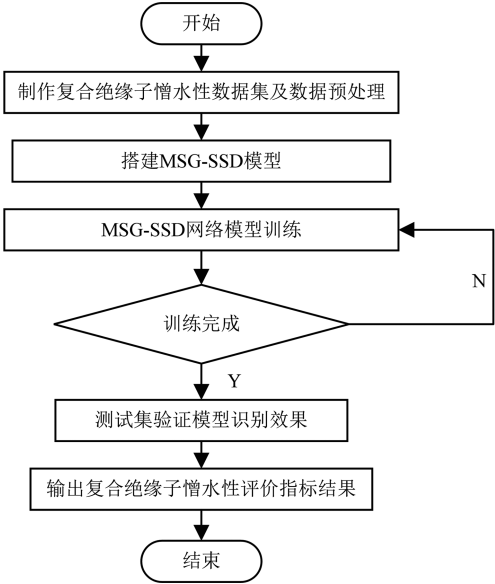


图 2 检测流程图

Fig. 2 Detection flow chart

积 (depthwise convolution, DW) 和逐点卷积 (pointwise convolution, PW) 组成。倒残差块先通过一个 1x1 的 PW 卷积升维,然后使用一个 3x3 的 DW 卷积进行特征提取,再通过一个 1x1 的 PW 卷积降维。为解决梯度爆炸问题,卷积后需进行批归一化 (batchnormalization, BN) 处理与 ReLU6 函数激活。但在高维空间信息映射至低维空间过程中,由于倒残差块“两头大、中间小”的瓶颈式结

构,ReLU6 激活函数会造成高位特征信息丢失,因此模块最后一层采用了 Linear 线性激活函数。

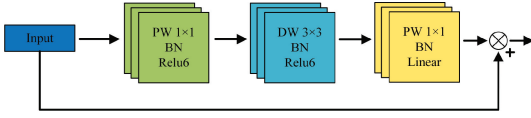


图3 倒残差块结构

Fig. 3 Inverted residual block structure

MobileNetV2 的网络结构简化图如图4所示,输入经过一个卷积层后,连接到由多个 bottleneck 单元堆叠而成的 Bottlenecks 结构中,每个 bottleneck 单元包含一个或多个倒残差块。随后输入经过另一个卷积层,连接到 Avgpool 层得到一个特征向量,特征向量经过另一个卷积层进行通道调整,输出最终的分类结果。

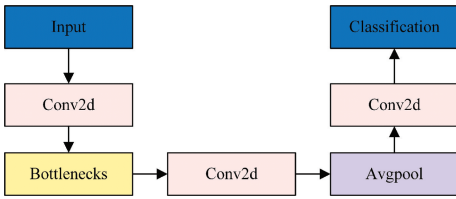


图4 MobileNetV2 网络结构

Fig. 4 MobileNetV2 network structure

1.3 结合无参数注意力机制的高分辨率特征融合模块

SSD 算法因主干网络的下采样操作,使得在深层特征图中,丢失了大量来自原始图像的细节信息,不利于绝缘子伞裙喷水区域的定位与憎水性等级的识别。本研究结合无参数注意力机制 SimAM 和 HRFPN 的优点,构建高分辨率特征融合模块 Sim-HRFPN。SimAM 能够自适应地增强重要区域的特征表示,HRFPN 保留高分辨率特征图的细节特征,进一步增强细节特征的表示能力。SimAM 结合通道和空间两个维度的信息,为特征图生成三维注意力权重,通过最小能量函数衡量目标神经元的重要性,找到关键特征, e_i^* 表达式如式(1)所示。

$$e_i^* = \frac{4(\hat{\sigma}^2 + \lambda)}{(t - \hat{\mu})^2 + 2\hat{\sigma}^2 + 2\lambda} \quad (1)$$

其中, λ 表示超参数, t 是输入特征 $X \in R^{C \times W \times H}$ 在每个通道上的目标神经元, $\hat{\mu}$ 和 $\hat{\sigma}^2$ 表示相邻神经元 x_i 在每个通道上的均值和方差,其表达式如式(2)和(3)所示。

$$\mu = \frac{1}{M} \left(\sum_{i=1}^M x_i \right) \quad (2)$$

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M (x_i - \hat{\mu})^2 \quad (3)$$

神经元的重要性可以通过 $1/e_i^*$ 进行量化,最后通过式(4)所示的方式使用 *sigmoid* 函数将能量函数转换为

像素权重,输出特征 $\tilde{X}$ 最终结果。

$$\tilde{X} = \text{sigmoid}\left(\frac{1}{E}\right) \odot X \quad (4)$$

Sim-HRFPN 将 HRFPN 原有的四通道输入改为六通道输入,融合不同分辨率的特征图并保持其高分辨率特征,以更好地捕捉伞裙表面微小的水迹特征。Sim-HRFPN 的结构如图5所示,将6种不同分辨率的特征图表示为 $\{X_1, X_2, X_3, X_4, X_5, X_6\}$,并将 $\{P_1, P_2, P_3, P_4, P_5, P_6\}$ 表示 $\{X_1, X_2, X_3, X_4, X_5, X_6\}$ 经过如式(5)、(6)特征融合后生成新的特征图。

$$P_1 = \text{Conv}_{1 \times 1}(X_1) \oplus \text{UP}(X_2) \oplus \text{UP}(X_3) \oplus \text{UP}(X_4) \oplus \text{UP}(X_5) \oplus \text{UP}(X_6) \quad (5)$$

$$P_{i+1} = \text{Sim}\{\text{Conv}_{3 \times 3}[\text{Conv}_{1 \times 1}(X_{i+1}) \oplus \text{Down}(P_i)]\}, i = 1, 2, 3, 4, 5 \quad (6)$$

其中, $\text{Conv}_{1 \times 1}$ 和 $\text{Conv}_{3 \times 3}$ 表示 1×1 卷积操作和 3×3 卷积操作; UP 表示先进行双线性上采样操作将低分辨率特征图转换为高分辨率特征图,再进行 1×1 卷积操作调整上采样后特征图的通道数,以便与后续的网络层兼容; Down 表示 3×3 卷积操作,且 $\text{stride} = 2$,以增大感受野,使模型捕捉和融合更大范围的水迹特征信息; $\oplus$ 表示融合操作; Sim 表示注意力操作,进一步增强水迹特征的代表能力。特征图 P_1 是 X_1 通过 1×1 的卷积与经过 UP 后的 X_2, X_3, X_4, X_5 和 X_6 融合生成的。如图5中的黑虚框所示,每个执行块将高分辨率的特征图 P_i 与低分辨率的特征图 X_{i+1} 经一系列操作后生成新的特征图 P_{i+1} 。

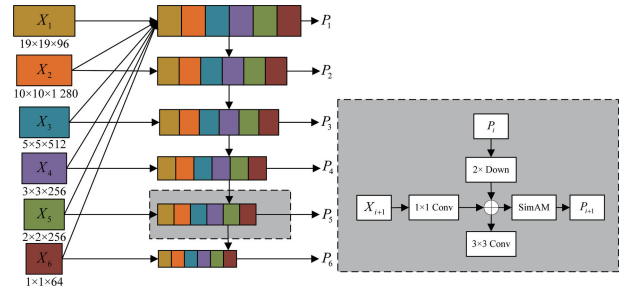


图5 Sim-HRFPN 结构

Fig. 5 Sim-HRFPN structure

1.4 融入轻量卷积的额外预测特征层

改进模型的主干特征提取网络选取 MobileNetV2 显著降低了模型的复杂度,但剩余的 1×1 卷积和特征融合操作仍会占用大量的计算资源,因此本研究将额外预测特征层的传统卷积块替换为 GhostConv 进行优化。传统卷积与 GhostConv 的结构对比如图6所示。传统卷积运算的计算量为 $n \cdot h' \cdot w' \cdot c \cdot k \cdot k$,其中 c 为通道数, h' 和 w' 分别表示输出特征图的高度和宽度, n 为卷积核数量, $k \times k$ 为卷积核的大小。

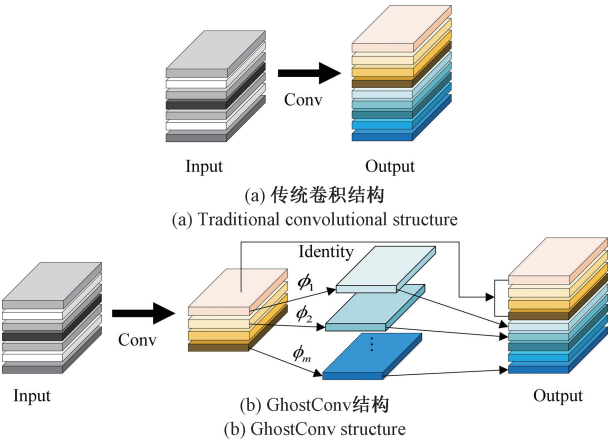


图 6 卷积结构对比

Fig. 6 Comparison of convolution structures

GhostConv 引入了一种轻量级的操作来减少计算量。首先,该模块利用卷积核大小为 1×1 的传统卷积生成较少数量的内在特征图 (intrinsic feature maps)。然后,通过一系列的线性操作,对每个内在特征图生成更多的幽灵特征图 (ghost feature maps)。GhostConv 通过传统卷积方式获得 m 张特征图,每个线性操作的卷积核大小为 $d\times d$,其中 $d\times d\approx k\times k$,每个线性操作会生成 s 张幽灵特征图,且 $1< s\ll c$,则传统卷积与 GhostConv 的计算量之比 $r_s=s$ 。

由此可知,GhostConv 的计算量比传统卷积更小,在额外预测特征层引入 GhostConv 替代的传统卷积操作,有效地提升了模型的计算效率,能够在有限的资源条件下实现高效的计算和快速的响应,满足实际应用的需求。

2 实验结果与分析

2.1 实验环境与参数配置

本研究实验在 64 位 Windows11 操作系统下进行。使用的 CPU 为 Intel (R) Core (TM) i7-13650HX 2.60 GHz、运行内存为 16 GB、GPU 为 NVIDIA RTX 4060、深度学习框架为 Pytorch2.2.1、GPU 加速库为 CUDA12.1 的笔记本电脑。本研究模型训练的参数配置如表 1 所示。

表 1 训练参数配置

Table 1 Training parameter configuration

名称	具体配置	名称	具体配置
Epoch	400	Lr_decay_type	cos
Batch_size	16	Init_lr	2×10^{-3}
Optimizer_type	SGD	Min_lr	Init_lr $\times 0.01$
Momentum	0.93	Weight_decay	5×10^{-4}

2.2 复合绝缘子憎水性数据集构建

采用新出厂的 FXBW4-35/100 和 FZSW-10/5 两种型号的复合绝缘子为试品,根据 DL/T 1474-2015、GB/T 24622-2022 的标准对复合绝缘子开展试验。为模拟不同的憎水性等级,采用乙醇浓度分别为 0%、15%、35%、55%、75%、90% 和 100% 的溶液喷洒在复合绝缘子伞裙表面,以形成不同形态水珠分布。通过固定光源强度、调节相机曝光值 (exposure value, EV) 模拟不同光照强度条件下憎水性图像的拍摄环境。其中,0 EV 模拟标准光照条件,2 EV 模拟强光照条件,-2 EV 模拟弱光照条件^[24]。试验分别在不同光照强度、不同距离、不同角度进行憎水性图像采集。具体步骤如下:

步骤 1) 试验开始前,采用蒸馏水清洗复合绝缘子的伞裙表面并擦拭干净,校核喷壶喷嘴的喷射水流散开角,确保其为 60° ;

步骤 2) 保持喷壶喷嘴到绝缘子伞裙的距离为 25 cm,喷洒方向垂直于复合绝缘子,每秒喷洒 1 次,每次喷水量为 0.9 mL,共喷洒 25 次;

步骤 3) 喷洒结束后,30 s 内从不同光照强度、不同距离、不同角度使用数码相机对伞裙表面进行拍摄。

通过更换不同浓度的乙醇溶液和绝缘子试品获得喷水图像,根据 GB/T 24622-2022 标准中的 HC 分级判据,剔除不明确 HC 等级的图像,最终筛选得到图像样本共 1 000 张,不同 HC 等级的图像样本如图 7 所示。

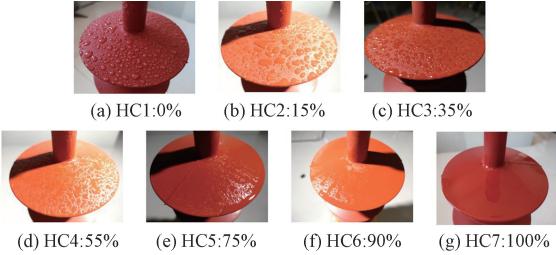


图 7 不同等级的喷水图像样本

Fig. 7 Samples of water spray images at different classes

利用标记工具 labeling 对喷水图像进行标注,并生成 VOC 格式的训练文件。为增强检测模型的稳定性,避免因数据集过少导致模型发生过拟合现象,选用随机缩小放大、高斯噪声、直方图均衡化的方法对已标注的样本集进行数据增强操作。最终得到图像样本共 2 700 张,其中训练集为 1 890 张,验证集为 540 张,测试集为 270 张,即训练集、验证集、测试集的比例为 7 : 2 : 1。

2.3 评价指标

本研究实验涉及多个检测指标,选取精确率 (precision, P)、召回率 (recall, R)、 F_1 分数、平均精确率 (average precision, AP)、平均精确率均值 (mean average precision, mAP)、模型计算量 (giga floating-point of

operations, GFLOPs)、参数量 (parameters, Params) 作为评价指标,如式(7)~(11)所示。

$$P = \frac{TP}{TP + FP}$$

(7)

$$R = \frac{TP}{TP + FN}$$

(8)

$$F_1 = \frac{2 \cdot P \cdot R}{P + R}$$

(9)

$$AP = \int_0^1 PdR$$

(10)

$$mAP = \frac{\sum_{i=1}^n AP_i}{N}$$

(11)

其中, TP 表示实际为正类且被模型正确预测为正类的样本数量, FP 表示实际为负类但被模型错误预测为正类的样本数量, FN 表示实际为正类但被模型错误预测为负类的样本数量, N 表示检测模型的类别数量(本研究共检测 7 个类别的憎水性图像, $N=7$)。

2.4 评价指标

1) 数据增强分析

为验证数据增强的有效性,分别采用数据增强前和数据增强后的憎水性数据集对原始 SSD 模型进行训练和测试。在未进行数据增强的情况下,该模型的检测结果如表 2 所示,模型最低精度 P 达到 71.43%, HC5 等级的召回率 R 低于其他等级,为 72.10%,每种憎水性等级的 F_1 分数均大于或等于 0.72, HC7 的 AP 最低,为 76.83%,模型的 mAP 为 86.83%。

表 2 数据增强前检测指标分析

Table 2 Analysis of detection metrics before data augmentation

类别	$P/\%$	$R/\%$	F_1	$AP/\%$	$mAP/\%$
HC1	92.00	80.42	0.86	95.19	86.83
HC2	86.67	78.67	0.82	96.62	
HC3	88.00	79.62	0.84	84.32	
HC4	91.67	75.41	0.83	89.10	
HC5	84.24	72.10	0.78	84.03	
HC6	76.43	72.67	0.75	81.72	
HC7	74.23	73.33	0.74	76.83	

数据增强后的检测结果如表 3 所示。对比表 2 和 3 的数据,经过数据增强处理后,精确率 P 、召回率 R 、 F_1 分数都有显著提高,而且 HC3 的 AP 由 84.32% 提升至 92.27%, HC7 的 AP 由 76.83% 提升至 80.04%,模型的 mAP 达到 90.42%,比增强前提高 4.13%,由此可知,数据增强可以有效提高模型的检测精度。

2) 消融实验

(1) 主干网络的选择

在相同的训练周期 (Epoch) 和批量大小 (Batch_size)

下,不同主干网络的 SSD 模型在憎水性数据集上的性能如表 4 所示。结果显示, MobileNetV2 的 mAP 为 89.62%, 高于 VGG16 和 ResNet50, 且模型计算量为 4.21 G, 参数量为 4.47 M, 远小于 VGG16, 在所比较主干网络中最小, 表现出良好的轻量化特性。虽然 MobileNetV3 的检测精度略高于 MobileNetV2, 但其计算量和参数量却高于 MobileNetV2。综合考虑模型的复杂程度和检测效果, 本研究选择 MobileNetV2 作为改进模型的主干网络。

表 3 数据增强后检测指标分析

Table 3 Analysis of detection metrics after data augmentation

类别	$P/\%$	$R/\%$	F_1	$AP/\%$	$mAP/\%$
HC1	95.88	84.91	0.90	91.33	90.42
HC2	93.10	81.24	0.87	98.26	
HC3	93.75	84.74	0.89	92.27	
HC4	94.74	78.9	0.86	95.11	
HC5	85.71	73.17	0.79	88.12	
HC6	82.76	75.05	0.79	87.78	
HC7	81.58	75.61	0.78	80.04	

表 4 主干网络的性能对比

Table 4 Comparison of backbone network performance

Algorithm	Backbone	$mAP/\%$	GFLOPs/G	Params/M
SSD	VGG16	90.42	176.51	24.41
	ResNet50	85.24	39.31	12.61
	MobileNetV2	89.62	4.21	4.47
	MobileNetV3	89.86	5.69	6.45

(2) 模块的有效性验证

为探究改进部分对原始 SSD 模型性能影响,在表 1 的条件下进行消融实验。在 SSD 模型的基础上,依次加入 MobileNetV2、Sim-HRFPN 及 GhostConv 这 3 种改进策略,在绝缘子憎水性数据集上进行 5 组实验以评估改进效果。实验结果如表 5 所示。实验 1 是使用 SSD 作为基准模型的检测结果;实验 2 中,采用 MobileNetV2 替换主干网络,其深度可分离卷积的引入有效降低了计算负担,计算量和参数量分别减少了 172.3 G 和 19.94 M,模型的检测速度由 53.08 帧/s 提升至 76.21 帧/s,但由于其特征提取能力略逊于 VGG,导致模型的检测精度降低了 0.88%;实验 3 添加了 Sim-HRFPN 特征融合模块,由于 Sim-HRFPN 额外的上采样操作,虽然较实验 2 的检测速度降低了 7.77 帧/s,计算量和参数量也分别增加了 2.75 G 和 3.57 M,但检测精度提高了 6.69%,弥补了 MobileNetV2 在细节提取上的不足,增强了模型的特征表达能力;实验 4 在实验 3 的基础上将 4 个额外预测特征层的卷积替换为 GhostConv。GhostConv 通过生成幽灵特

征图降低了卷积计算量,使模型的检测速度提升了 10.21 帧/s,计算量和参数量分别减少了 2.77 G 和 3.89 M。尽管检测精度降低 0.78%,但 GhostConv 的轻量化设计使得模型更适合实时检测任务。

表 5 消融实验结果
Table 5 Ablation experiment results

实验	MobileNetV2	Sim-HRFPN	GhostConv	mAP/%	FPS/(帧·s ⁻¹)	GFLOPs/G	Params/M
1	-	-	-	90.42	53.08	176.51	24.41
2	√	-	-	89.62	76.21	4.21	4.47
3	√	√	-	95.62	68.44	6.96	8.04
4	√	√	√	94.84	78.65	4.19	4.15

为了进一步验证所改进部分的有效性,在测试集中随机选取 4 张图片对各个实验模型进行测试。测试结果如图 8 所示。从图中可以看出,实验 3 的检测效果最好。尽管实验 4 的检测效果略低于实验 3,但根据表 5 的数据,实验 4 的模型参数量和计算量分别仅为实验 3 的 60.2%和 51.62%。综合考虑边缘部署的轻量化需求,选择实验 4 作为最终的检测模型。

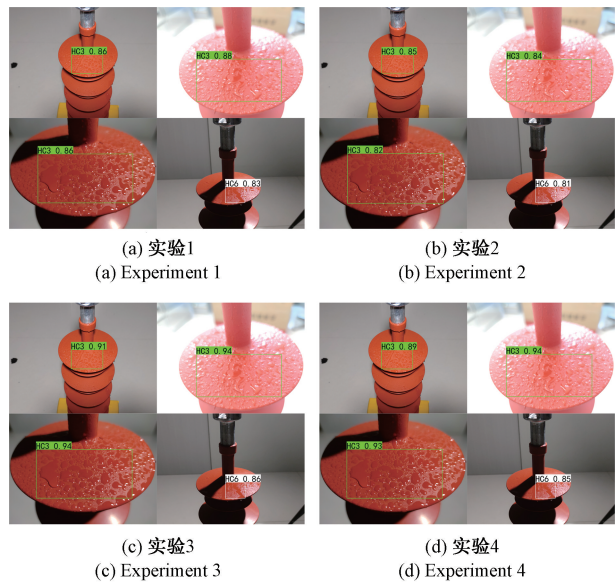


图 8 各个实验模型的检测效果图
Fig. 8 Detection effects of each experimental model

进一步对比实验 1 和 4,根据表 5 的消融实验结果可知,实验 4 的检测精度和检测速度分别提升了 4.89%和 48.17%,模型计算量和参数量分别减少了 97.63%和 82.99%。以上数据充分证明了本研究改进的算法不仅在检测精度和速度方面有显著提升,还显著降低了模型的复杂程度。

3) 不同模型的检测结果对比
为进一步验证改进模型的优越性,将 MSG-SSD 与其他目标检测模型进行对比,其中包括 Fatter R-CNN、

YOLOv3、YOLOv5s、SSD、FSSD 和 FESSD,用本研究的增强数据集进行测试。实验结果如表 6 所示,MSG-SSD 的检测精度在憎水性数据集上达到 94.84%,检测速度为 78.65 帧/s,计算量和参数量分别为 4.19 G 和 4.15 M,优于所有对比模型。这表明,MSG-SSD 能更好地适应绝缘子表面水迹特征复杂的场景,满足高精度、高速率的边缘检测需求。

表 6 不同模型检测结果对比
Table 6 Comparison of detection results of different models

模型	Input	mAP/%	FPS/(帧·s ⁻¹)	GFLOPs/G	Params/M
Fatter R-CNN600×1 000		80.77	16.96	308.91	136.83
YOLOv3	416×416	83.70	48.86	99.44	61.56
YOLOv5s	544×544	90.11	59.95	10.58	7.08
SSD	512×512	90.42	53.08	176.51	24.41
FSSD	300×300	87.48	58.45	38.12	34.13
FESSD	300×300	89.25	48.37	47.92	42.37
MSG-SSD	512×512	94.84	78.65	4.19	4.15

为全面评估改进模型的检测效果,在测试集中随机抽取 HC1 至 HC7 不同等级的憎水图像进行测试。各类算法在 7 个等级的憎水性图像测试结果如图 9 所示。Faster R-CNN 的整体检测准确率较低,尤其在处理 HC7 等级的图片时出现漏检;YOLOv3 在实际为 HC4 等级的图片上检测出 HC3 和 HC4 等级,存在检测类别混淆的情况,且 HC7 等级检测准确率偏低,仅为 63%;YOLOv5s、SSD、FSSD 和 FESSD 虽然能够识别出所有级别的图片,但 YOLOv5s 对于 HC1 等级的检测准确率仅有 74%,而 FSSD 对于 HC7 等级的检测准确率仅有 67%。相比以上模型,本研究提出的 MSG-SSD 模型能够识别所有类别,未出现漏检和类别混淆的情况,整体的检测准确率较高,除 HC2 外,其他等级的检测准确率均高于 85%,且 HC7 的检测准确率高达 86%,显著超越其他模型,充分验证了其在憎水等级识别的优越性。

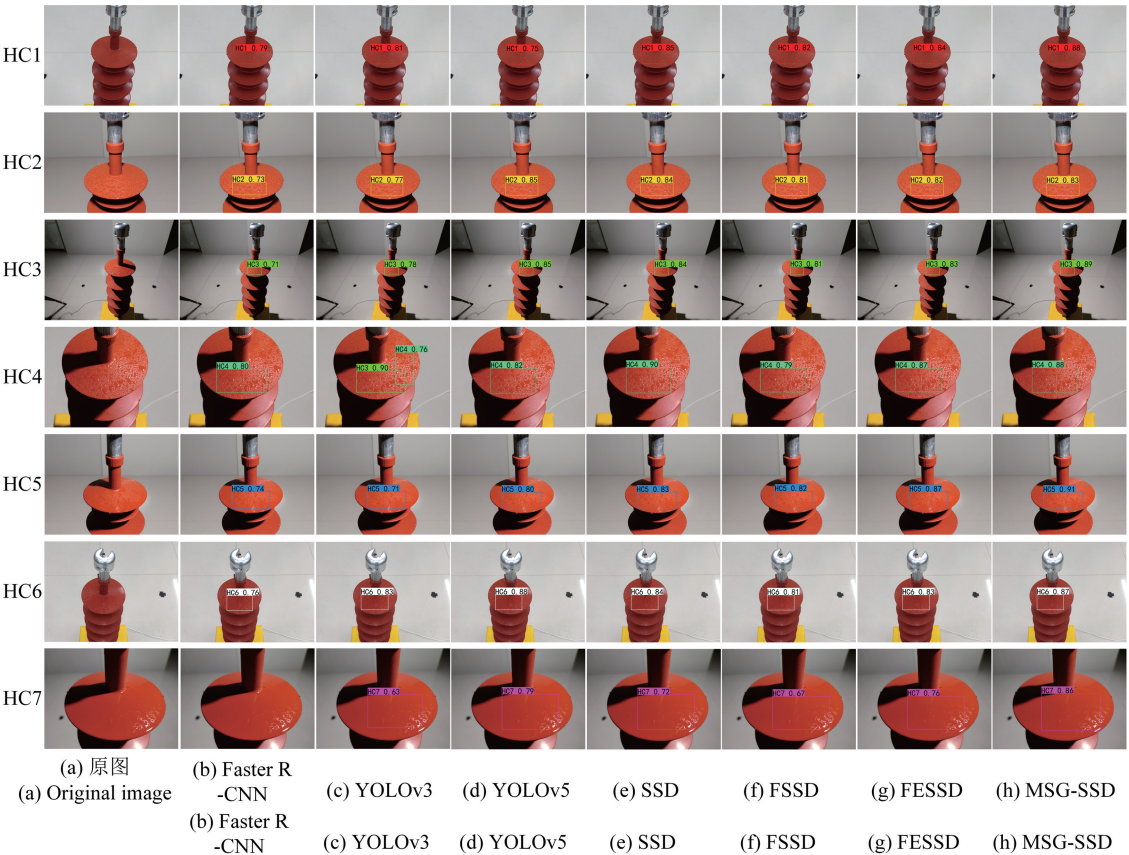


图 9 检测效果对比

Fig. 9 Comparison of detection effects

3 结 论

针对现有复合绝缘子憎水性等级检测方法效率低、实时性差、网络结构复杂等问题,提出了一种基于 MSG-SSD 的复合绝缘子憎水等级智能识别方法,通过将 SSD 的主干网络替换为 MobileNetV2 特征提取网络,有效地简化了模型结构。构建 Sim-HRFPN 特征融合模块,显著增强了模型对水迹特征的提取能力。在额外预测特征层中采用 GhostConv 卷积替代传统卷积,优化了模型的运算效率,在确保高性能的同时,显著降低了计算资源的需求。在憎水性数据集上的实验验证中,MSG-SSD 表现出了卓越的性能,检测精度达到 94.84%,检测速度提升至 78.65 帧/s,计算量和参数量分别降低至 4.19 G、4.15 M,满足了边缘巡检设备高精度实时检测的需求。后续研究将聚焦于复合绝缘子状态识别的多任务学习,结合憎水性等级识别、绝缘性能识别和物理损伤识别,实现对复合绝缘子多种状态指标的综合识别和评估,为电力系统的维护提供更加全面和智能的识别方案。

参考文献

[1] 赵云鹏, 胡玉耀, 蒋兴良, 等. 绝缘子不均匀积污成因及其对交流闪络特性的影响[J]. 电子测量与仪器学报, 2023, 37(12): 186-195.
ZHAO Y P, HU Y Y, JIANG X L, et al. Causes of uneven pollution on insulators and its impact on AC flashover characteristics [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37 (12): 186-195.

[2] 张志劲, 张翼, 蒋兴良, 等. 自然环境不同年限复合绝缘子硅橡胶材料老化特性表征方法研究[J]. 电工技术学报, 2020, 35(6): 1368-1376.
ZHANG ZH J, ZHANG Y, JIANG X L, et al. Research on characterization methods for aging properties of silicone rubber materials of composite insulators in different years in natural environment[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2020, 35(6): 1368-1376.

[3] 王伯涛, 周福强, 吴国新, 等. 基于改进 YOLOv7 的输电线路绝缘子识别检测研究[J]. 电子测量技术,

- 2023, 46(23): 127-134.
- WANG B T, ZHOU F Q, WU G X, et al. Research on transmission line insulator recognition and detection based on improved YOLOv7 [J]. *Electronic Measurement Technology*, 2023, 46(23): 127-134.
- [4] 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 Y W, JIA B Y, LIU J, 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.
- [5] 刘传洋, 吴一全, 刘景景. 基于视觉的输电线路金具锈蚀缺陷检测方法研究进展[J]. *仪器仪表学报*, 2024, 45(3): 286-305.
- LIU CH Y, WU Y Q, LIU J J. Research progress on detection methods for corrosion defects of transmission line fittings based on vision [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2024, 45(3): 286-305.
- [6] 李彦哲, 李刚, 李宝学, 等. 强风环境下腕臂绝缘子雪晶沉积特性仿真分析[J]. *电子测量与仪器学报*, 2021, 35(7): 217-223.
- LI Y ZH, LI G, LI B X, et al. Simulation analysis of snow crystal deposition characteristics on strain insulators in strong wind environments [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2021, 35(7): 217-223.
- [7] 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, 2016.
- 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: China Electric Power Press, 2016.
- [8] 国家市场监督管理总局, 中国国家标准化管理委员会. 绝缘子表面湿润性测量导则: GB/T 24622—2022[S]. 北京: 中国标准出版社, 2022.
- General Administration of Market Supervision, Standardization Administration of China. Guideline for measuring surface wettability of insulators: GB/T 24622—2022 [S]. Beijing: China Standards Press, 2022.
- [9] 许竞, 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.
- XU J, GAO B, SONG ZH J, et al. Study on the influence of different environmental factors on the hydrophobicity of composite insulators[J]. *High Voltage Apparatus*, 2018, 54(2): 103-109.
- [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 H Q, MEI H W, WANG L M, et al. Description method of weak hydrophobicity state for composite insulators II—Uncertainty of the spray classification method [J]. *Transactions of China Electrotechnical Society*, 2015, 30(3): 240-249.
- [11] 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.
- [12] HUANG X, NIE 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.
- [13] 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 ZH B, YU X B, HUO F, 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.
- [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 B, YUAN W H, DONG X SH, et al. Research on hydrophobic image segmentation of insulators based on improved edge connection canny algorithm [J]. *High Voltage Apparatus*, 2022, 58(1): 162-169.
- [15] 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: 103613.
- [16] CHATTERJEE S, ROY S S, CHATTERJEE A, et al. Recognition of hydrophobicity class of polymeric insulators employing residual morphological neural network and granulometry-based image analysis [J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2022, 71: 1-9.
- [17] 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.

ZHANG D Q, LIU X W, LIU Y, et al. Research on hydrophobicity analysis of composite insulators based on faster R-CNN [J]. Smart Power, 2019, 47(4): 104-109, 117.

- [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 ZH B, LIU ZH, LIAO C B, et al. Hydrophobicity identification of composite insulators based on deep transfer learning [J]. High Voltage Engineering, 2022, 48(7): 2706-2715.

- [19] SANDLER M, HOWARD A, ZHU M, et al. MobileNetV2: Inverted residuals and linear bottlenecks [C]. 2018 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2018: 4510-4520.

- [20] YANG L, ZHANG R Y, LI L, et al. Simam: A simple, parameter-free attention module for convolutional neural networks [C]. 2021 International Conference on Machine Learning (ICML), 2021: 11863-11874.

- [21] WANG J, SUN K, CHENG T, et al. Deep high-resolution representation learning for visual recognition [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2020, 43(10): 3349-3364.

- [22] HAN K, WANG Y, TIAN Q, et al. GhostNet: More features from cheap operations [C]. 2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2020: 1580-1589.

- [23] HOWARD A G, ZHU M, CHEN B, et al. MobileNets: Efficient convolutional neural networks for mobile vision applications [J]. ArXiv preprint arXiv: 1704.04861, 2017.

- [24] 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, 5(10): 3964-3971.

XIE J, XIAO CH X, ZHANG S G, et al. Method for hydrophobicity grade discrimination of composite insulators based on transfer learning and feature fusion [J]. Power System Technology, 2021, 45(10): 3964-3971.

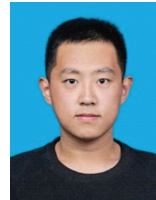
作者简介



陈伟华, 2002 年于辽宁工程技术大学获得学士学位, 2006 年于辽宁工程技术大学获得硕士学位, 2016 年于辽宁工程技术大学获得博士学位, 现为辽宁工程技术大学副教授, 主要研究方向为工业过程综合自动化。

E-mail: fxlgd@163.com

Chen Weihua received his B. Sc. degree from Liaoning Technical University in 2002, M. Sc. degree from Liaoning Technical University in 2006, and Ph. D. degree from Liaoning Technical University in 2016, respectively. Now he is an associate professor at Liaoning Technology University. His main research interests include the comprehensive automation of industrial processes.



马士博(通信作者), 2022 年于辽宁工程技术大学获得学士学位, 现为辽宁工程技术大学硕士研究生, 主要研究方向为信息处理与模式识别。

E-mail: 2439323185@qq.com

Ma Shibao (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Liaoning Technical University in 2022. Now he is an M. Sc. candidate in Liaoning Technical University. His main research interests include information processing and pattern recognition.



闫孝恒, 2005 年于辽宁工程技术大学获得学士学位, 2008 年于辽宁工程技术大学获得硕士学位, 2016 年于辽宁工程技术大学获得博士学位, 现为辽宁工程技术大学副教授, 主要研究方向为电磁探测与成像、智能检测与故障诊断。

E-mail: xiaohengyan@163.com

Yan Xiaoheng received her B. Sc. degree from Liaoning Technical University in 2005, M. Sc. degree from Liaoning Technical University in 2008, and Ph. D. degree from Liaoning Technical University in 2016, respectively. Now she is an associate professor at Liaoning Technology University. Her main research interests include electromagnetic exploration and imaging, and intelligent detection and fault diagnosis.