

基于改进 ResNet18 和声纹 SDP 的干式 变压器局放故障状态检测

刘东阳¹, 赵海亮¹, 杨保成², 李琦¹, 张甲富²

(1. 中广核新能源安徽有限公司, 合肥 230041; 2. 中国广核新能源控股有限公司, 北京 100160)

摘要: 为了提升干式变压器局放故障状态的准确率, 对基于改进 ResNet18 和声纹 SDP 的干式变压器局放故障状态检测方法进行了研究; 通过声纹传感器实时采集声纹信号, 经过 SDP 处理 (谱分解处理) 生成声纹信号的时频图与空间谱图; 创新性改进 ResNet18 模型, 通过双通道融合模块解决通道维度与声纹信号特征不匹配问题; 采用叠加的残差块自适应提取声纹信号的时域特征, 改进 ResNet18 模型采用可变形卷积的自适应调整机制, 更准确地捕捉关键频域特征; 改进 ResNet18 模型在残差层引入可学习缩放因子, 优化梯度传播路径, 解决浅层特征梯度衰减问题; 添加注意力机制生成获取声纹信号的综合特征, 解决分类器与声纹特征不匹配问题; 基于提取的时频图与空间谱图特征判定局放故障状态, 实现干式变压器局放故障状态检测; 以状态检测准确率作为对比指标, 经实验测试, 应用设计方法后, 局放故障状态检测准确率提升至 99.5%, 提取的声纹信号时频图与实际声纹信号时频图趋于一致, 局放故障状态判定结果与实际标注结果相同。

关键词: 声纹信号; 干式变压器; SDP 处理; 状态检测; 改进 ResNet18 模型; 局放故障

Partial Discharge Fault State Detection of Dry-Type Transformers Based on Improved ResNet18 and Voiceprint SDP

LIU Dongyang¹, ZHAO Hailiang¹, YANG Baocheng², LI Qi¹, ZHANG Jiafu²

(1. New Energy Anhui Co., Ltd., CGN, Hefei 230041, China;

2. New Energy Holdings Co., Ltd., CGN, Beijing 100160, China)

Abstract: In order to improve the accuracy of partial discharge fault status in dry-type transformers, research was conducted on the detection method for partial discharge fault status in dry-type transformers based on improved ResNet18 and voiceprint SDP. Collect voiceprint signals in real time through voiceprint sensors, and generate time-frequency and spatial spectrograms of the voiceprint signals by spectral decomposition processing (SDP). Innovatively improve the ResNet18 model and solve the channel dimension mismatch with voiceprint signal features through a dual channel fusion module. The time-domain features of voiceprint signals are adaptively extracted using stacked residual blocks, and the ResNet18 model is improved by adopting a deformable convolution adaptive adjustment mechanism to more accurately capture key frequency-domain features. Improve the ResNet18 model by introducing a learnable scaling factor in the residual layer, optimize the gradient propagation path, and solve the shallow feature gradient attenuation. Add an attention mechanism to generate comprehensive features for obtaining voiceprint signals, solve the mismatch between the classifiers and the voiceprint features. Based on the extracted time-frequency and spatial spectral features, the partial discharge fault state of dry-type transformers is determined to achieve the partial discharge fault state detection. Using the accuracy of state detection as a comparative indicator, experimental testing shows that after applying the design method, the accuracy of the partial discharge fault state detection increases up to 99.5%. The extracted voiceprint signal time-frequency map tends to be consistent with the actual voiceprint signal time-frequency map, and the partial discharge fault state determination result is the same as the actual annotation result.

收稿日期:2025-03-13; 修回日期:2025-04-24。

作者简介:刘东阳(1983-),男,大学本科,高级工程师。

通讯作者:张甲富(1989-),男,大学本科,注册安全工程师。

引用格式:刘东阳,赵海亮,杨保成,等. 基于改进 ResNet18 和声纹 SDP 的干式变压器局放故障状态检测[J]. 计算机测量与控制, 2026, 34(3): 34-40, 49.

Keywords: voiceprint signal; dry transformer; SDP processing; state detection; improved ResNet18 model; partial discharge fault

0 引言

在电力系统的复杂运行环境中,干式变压器作为能量转换与传输的核心组件,其性能的稳定与可靠是确保电网高效、安全运行的关键所在^[1]。然而,在实际运行过程中,干式变压器绝缘材料的老化、电场分布的不均匀性、制造工艺中的微小缺陷以及运行环境中的污染物积累等,导致干式变压器产生局部放电,对绝缘材料造成持续的物理和化学损伤,引发严重的电气故障^[2]。因此,实现对干式变压器局放故障状态的精准检测,对预防事故的发生、延长设备的使用寿命等至关重要。

对此,文献[3]基于反卷积变换有效分离并增强异响信号,通过异响精准定位与声纹图谱特征识别的结合,实现了对干式变压器异响故障的精细识别;文献[4]对已有干式变压器故障诊断技术进行了深入研究。其中,频率响应法、小波变换法及堆叠自编码器等方法在特征提取上各具优势,而贝叶斯网络、支持向量机与BP神经网络则在故障诊断中展现不同效能。交叉熵组合预测法、灰色理论与层次分析法为状态评估与寿命预测提供了多样化途径。文献[5]通过LSTM网络预测绕组温度,结合GMM确定残差集的概率密度分布,实现故障预警。文献[6]研发了高频检测模块,结合同步信号降噪、聚类多源分离与小波滤波降噪技术,实现了对局放及温度的精准监测。同时,构建了放电信息指纹库,提高了局部放电缺陷类型的诊断精度。

为了解决上述研究对干式变压器局放故障状态的检测准确率较低问题,研究了改进ResNet18和声纹SDP的干式变压器局放故障状态检测方法。通过SDP处理生成声纹信号的时频图与空间谱图。改进ResNet18模型,更准确地捕捉关键时频和频域特征。基于提取的时频图与空间谱图特征实现干式变压器局放故障状态检测。

1 干式变压器局放故障声纹特性分析

干式变压器局放故障运行状态下,绕组、铁芯等的振动声纹会显著发生变化。因此,为了提升干式变压器局放故障状态的检测精度,对其局放故障声纹特性进行深入分析。

研究方法为了深入探究干式变压器局部放电声纹特性,设计了专项实验。在实验过程中,特意在干式变压器的高压侧出线端设置了金属尖刺作为模拟局部放电源,其能够人为地触发局部放电事件,便于观察与分析^[7]。随着施加电压的逐步升高,金属尖刺周围逐渐形成了强烈的电场集中,当电场强度超过绝缘介质的耐受

极限时,局部放电随即发生,并随着条件的恶化最终导致了击穿现象。与此同时,采用先进的声纹采集装置,对干式变压器从正常运行状态到局部放电发生,直至击穿的整个过程进行了全面的声纹信号记录,并对声纹信号进行频谱分析,如图1所示。

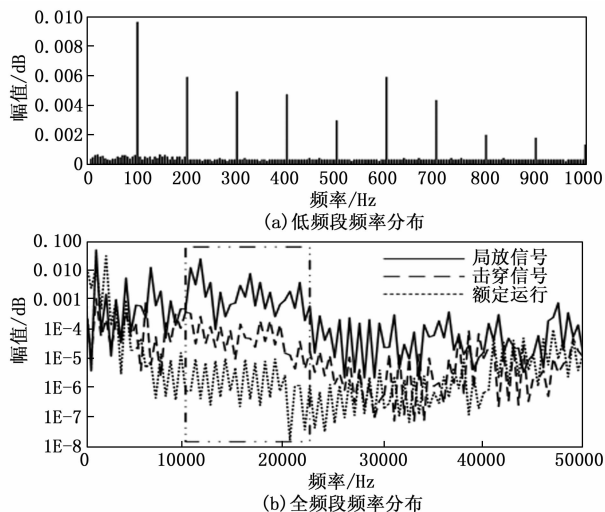


图1 局部放电声纹信号的频域分布示意图

如图1所示,在正常运行状态下,干式变压器的声纹信号主要集中于低频段,尤其是1 kHz以下的频率范围内,其大多源于设备内部机械振动、冷却风扇运转等正常操作声音。然而,当干式变压器内部出现局部放电时,情况发生了显著变化。局部放电产生的能量释放迅速且集中,能够在极短的时间内激发高频电磁波和声波,其远远超出了正常运行时的声纹特征范围。具体而言,当金属尖刺引发局部放电时,尽管1 kHz以下的频率分布与正常运行状态相比变化不大,但在10 kHz至25 kHz的高频段内,声纹信号的幅值出现了明显的增加。这一高频特征的凸显,为局部放电的识别提供了重要的线索。更为有趣的是,当局部放电进一步加剧,直至金属尖刺与金属夹件之间发生击穿放电时,虽然10 kHz至25 kHz频段内的声纹信号幅值相较于局部放电初期有所下降,这可能是由于击穿放电产生的更为复杂的电磁环境对声波传播造成了一定程度的干扰,但即便如此,该频段的信号幅值仍然显著高于正常运行时的水平,进一步证实高频分量在干式变压器局部放电故障诊断中的关键作用^[8]。

综上所述,干式变压器局部放电故障的声纹特性可以概括为:在正常运行状态下,声纹信号主要集中在低频段;而发生局部放电时,特别是在放电初期,声纹信号中会出现明显的高频分量增加,特别是在10 kHz至

25 kHz 的频段内；随着放电的加剧直至击穿，尽管高频信号的幅值可能受到一定干扰而有所波动，但整体上仍高于正常运行状态。这一特性为利用声纹分析技术实现对干式变压器局部放电故障的有效监测及其早期诊断提供了坚实的理论基础与实践依据。

2 干式变压器声纹信号 SDP 处理

根据干式变压器局放故障声纹特性分析结果，在干式变压器关键位置上部署声纹振动传感器，实时采集声纹信号 $I(t)$ ，对其进行预处理（去噪与归一化处理），提升声纹信号的整体质量，再联合短时傅里叶变换算法与加权 MUSIC 算法对其进行 SDP 处理（谱分解处理），生成声纹信号的时频图与空间谱图，为干式变压器局放故障状态检测提供精准的图像数据支撑。干式变压器声纹信号 $I(t)$ 预处理公式为：

$$\begin{cases} I'(t) = \mathbf{W}(t) \cdot I(t) \\ x(t) = \frac{I'(t) - \mu[I'(t)]}{\sigma[I'(t)]} \end{cases} \quad (1)$$

式中， $I'(t)$ 代表去噪后的声纹信号； $\mathbf{W}(t)$ 代表分离矩阵信息，由最大化非高斯线性函数估计而得； $x(t)$ 代表幅度归一化处理后的声纹信号； $\mu[I'(t)]$ 与 $\sigma[I'(t)]$ 代表声纹信号 $I'(t)$ 的均值与标准差。短时傅里叶变换算法主要是通过滑动时间窗截取声纹信号 $x(t)$ 片段，逐段对其进行傅里叶变换，从而生成时频矩阵^[9]，表达式为：

$$\mathbf{S}(t, f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(\tau) \omega(\tau - t) e^{-j2\pi f\tau} d\tau \quad (2)$$

式中， $\mathbf{S}(t, f)$ 代表声纹信号的时频矩阵，揭示声纹信号的时变频率特性，适用于局放声纹的瞬态脉冲分析。其中， t 代表时间， f 代表频率； τ 代表任意时间取值； $\omega(t)$ 代表窗函数； j 代表常数，取值范围为 $0 \sim 1$ 。基于加权 MUSIC 算法计算声纹信号 $x(t)$ 对应的声源空间谱，表达式为：

$$P(\theta, \varphi) = \frac{1}{[\alpha(\theta, \varphi)]^H \cdot U_n \cdot [U_n]^H \cdot \alpha(\theta, \varphi)} \quad (3)$$

式中， $P(\theta, \varphi)$ 代表声纹信号对应的声源空间谱信息，反映声源的空间能量分布，用于定位局放故障点。其中， θ 代表方位角， φ 代表俯仰角； $\alpha(\theta, \varphi)$ 代表方向向量； U_n 代表噪声子空间；上角标 \mathbf{H} 代表自共轭矩阵。依据公式 (2) 与公式 (3) 计算数据生成声纹信号 $x(t)$ 的时频图与空间谱图，表达式为：

$$\begin{cases} F(t, f) = \zeta[|\mathbf{S}(t, f)|] \\ G(\theta, \varphi) = \zeta[P(\theta, \varphi)] \end{cases} \quad (4)$$

式中， $F(t, f)$ 代表声纹信号的时频图； $\zeta[\cdot]$ 代表图像生成函数； $G(\theta, \varphi)$ 代表声纹信号的空间谱图。上述过程完成了干式变压器声纹信号的 SDP 处理，生成了时频图与空间谱图，为后续研究进行奠定坚实的基础。

3 改进 ResNet18 模型设计

ResNet18 是一种经典的深度残差网络模型，广泛应用于图像分类任务。然而，在干式变压器局部放电故障检测中，尤其是以声纹信号的时频图与空间谱图为基础的应用场景下，ResNet18 存在一定的缺陷。

1) 输入信号适配性不足：

ResNet18 的默认输入为三通道 RGB 图像（尺寸 224×224 ），而声纹信号的时频图与空间谱图通常表现为单通道灰度图或多传感器融合的伪彩色图^[10]。将 $F(t, f)$ 与 $G(\theta, \varphi)$ 直接输入至原始 ResNet18 模型中，会导致通道维度不匹配、空间分辨率冗余等问题，致使模型无法进行局放故障状态检测。

2) 时频与空间特征提取能力受限：

局放声纹信号具有非平稳性和多分量调制特性，传统 ResNet18 的固定尺度卷积核难以自适应捕捉关键特征——瞬态脉冲成分、共振频率分布、空间方向性等，从而影响局放故障状态检测的精度。

3) 梯度传播效率低下：

ResNet18 通过残差连接缓解梯度消失，但在声纹信号的长时依赖建模中仍存在不足，例如浅层梯度衰减、跨层特征耦合等，导致模型性能下降。

4) 分类器与声纹特征不匹配：

ResNet18 末端采用全局平均池化（GAP）与全连接层（FC）构成分类器，但声纹特征具有一定的特殊性，例如多模态分布、局部敏感性等，GAP 操作会稀释局部显著特征，从而降低分类精度^[11]。

为了改善原有 ResNet18 模型的缺陷，提高干式变压器局部放电故障状态检测的性能，对 ResNet18 模型进行改进与优化，如图 2 所示。

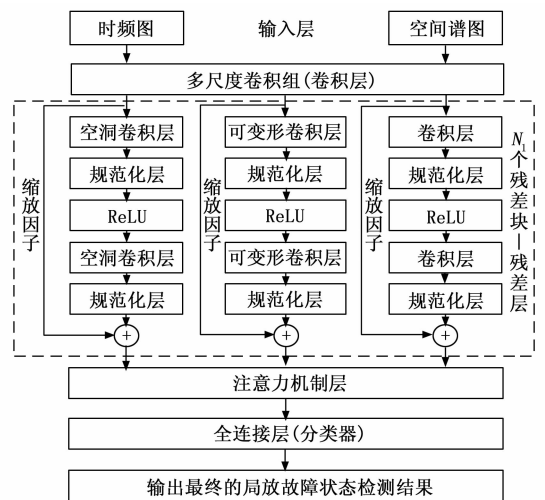


图 2 改进 ResNet18 模型示意图

如图 2 所示，改进 ResNet18 模型将输入层改进为双通道融合模块，适配声纹信号的时频图 $F(t, f)$ 与空

间谱图 $G(\theta, \varphi)$ 输入。卷积层将原 7×7 卷积替换为多尺度卷积组 (3×3 , 5×5 与 7×7), 并行提取时频图与空间谱图的不同粒度特征。多尺度卷积核尺寸的确定依据: 3×3 卷积组适配高频细节 (时频图的快速波动特征); 5×5 卷积组用于平衡感受野, 捕捉中频特征 (空间谱图的局部结构); 7×7 卷积组能够覆盖低频全局模式 (时频图的长时趋势、空间谱图的宽域分布)。尺寸取值范围固定为 $3/5/7$, 是基于 ResNet18 的原 7×7 层设计, 避免过大核导致计算量激增。卷积核数量取值范围: 每个尺度通道数应满足: 3×3 通道数 ($32 \sim 40$) $\geq 5 \times 5$ 通道数 ($16 \sim 24$) $\geq 7 \times 7$ 通道数 ($8 \sim 16$)。大尺寸卷积核 (7×7) 比例过高时, 特征图分辨率下降快, 易丢失高频语音细节信息, 但全局特征提取能力强; 小尺寸卷积核 (3×3) 比例过高时, 局部特征敏感性增强, 但对跨通道的空间相关性捕捉能力减弱; 某尺度通道数 $< 15\%$ 总通道, 该尺度特征难以有效传递到深层网络。按照 $3:2:1$ 等比分配参数组合多尺度卷积组 (3×3 , 5×5 与 7×7) 能够保证多尺度特征的均衡融合, 适用于语音信号中瞬态特征与稳态特征并存的场景。按照 $4:1:1$ 分配参数组合多尺度卷积组 (3×3 , 5×5 与 7×7) 可以增强对时频图细微语态特征的提取能力, 但对空间谱图的频谱包络特征敏感度降低。按照 $2:2:3$ 的比例分配参数组合多尺度卷积组, 强化了 7×7 核, 可以提升空间谱图方位特征的提取效果, 但会增加计算量。如果计算效率优先则减少 $5 \times 5/7 \times 7$ 核数量, 采用 $4:1:1$ 组合, 如果特征提取精度优先, 则保持各尺度核数量均衡, 采用 $3:2:1$ 比例并增加总通道数。

与此同时, 将时频图特征提取划分为两个路径: 第一条路径采用叠加的残差块 (空洞卷积层-规范化层-ReLU-空洞卷积层-规范化层) 提取声纹信号时域特征, 第二条路径采用同样方法提取声纹信号的频域特征^[12]。时域路径采用叠加的残差块, 包含空洞卷积层, 有助于捕捉长时依赖关系和瞬态脉冲成分。时域特征提取残差块核心结构: 双分支残差路径: 由两个 3×3 空洞卷积层构成主路径, 每个卷积层后接批量归一化与 ReLU 激活函数, 输入通过跳跃连接直接叠加至输出端。残差块空洞卷积参数设置: 核尺寸 3×3 (空洞卷积实际等效感受野为 7×7 和 15×15); 填充 2; 步长 1; 输出通道数 64。输入输出通道数固定为 $1:1$ (如 $64 \rightarrow 64$), 无需 1×1 卷积调整。归一化参数 0.1。

频域路径则使用可变形卷积层, 能够自适应地调整卷积核形状, 更好地捕捉频域特征, 如共振频率分布、空间方向性等。频域可变形卷积层的卷积核形状自适应调整机制: 在可变形卷积前插入 3×3 卷积层 (输出通道 = 18), 生成 9 组坐标偏移量, 对应 3×3 卷积核的 9 个

采样点。通过 tanh 激活函数限制偏移范围在 ± 1.5 单位内, 避免过度形变。共振频率分布特征自适应策略: 通过偏移量场学习共振频率分布频域的能量峰值分布, 使卷积核采样点向高能量频段集中。每组偏移量的学习率设为标准卷积层的 0.1 倍。空间方向性特征自适应策略: 通过多尺度偏移模式, 设置偏移量分组数为 3 组, 模拟空间方向性特征, 通过非均匀采样增强方向敏感性。

需要注意的是, 改进 ResNet18 模型在残差层中引入了可学习缩放因子 β_i , 主要目的是优化梯度传播路径, 提升浅层特征利用率。此外, 添加了注意力机制层, 对提取的声纹信号时域特征、频域特征与空间谱图特征注意力权重进行计算, 获取声纹信号的综合特征, 以此为基础, 通过全连接层嵌入的分类器计算局放故障状态概率, 从而判定干式变压器局放故障状态。

4 干式变压器局放故障状态诊断

以干式变压器声纹信号时频图 $F(t, f)$ 与空间谱图 $G(\theta, \varphi)$ 为依据, 以改进 ResNet18 模型为工具, 制定干式变压器局放故障状态诊断程序, 具体如下所示。

步骤一: 输入层接收到声纹信号时频图 $F(t, f)$ 与空间谱图 $G(\theta, \varphi)$ 后, 采用通道拼接 $+1 \times 1$ 卷积来实现跨模态特征对齐, 为后续特征提取操作提供一定的便利, 表达式为:

$$\begin{cases} F'(t, f) = C_{1 \times 1}[F(t, f)] \\ G'(\theta, \varphi) = C_{1 \times 1}[G(\theta, \varphi)] \end{cases} \quad (5)$$

式中, $F'(t, f)$ 与 $G'(\theta, \varphi)$ 代表跨模态特征对齐后的时频图与空间谱图; $C_{1 \times 1}[\cdot]$ 代表 1×1 卷积函数。

步骤二: 卷积层通过多尺度卷积组对时频图 $F'(t, f)$ 与空间谱图 $G'(\theta, \varphi)$ 进行特征图提取^[13], 表达式为:

$$\begin{cases} \hat{F}_l(t, f) = \sum_{t=1}^L \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N F'(t, f) \cdot v(m, n) + b_0 \\ \hat{G}_l(\theta, \varphi) = \sum_{l=1}^L \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N G'(\theta, \varphi) \cdot v(m, n) + b_0 \end{cases} \quad (6)$$

式中, $\hat{F}_l(t, f)$ 代表尺度 l 下时频图的特征图; L 代表特征图提取尺度总数; $v(m, n)$ 代表卷积核; $M \times N$ 代表时频图与空间谱图的标准尺寸大小; b_0 代表偏置项; $\hat{G}_l(\theta, \varphi)$ 代表尺度 l 下空间谱图的特征图。

步骤三: 残差层承担着声纹信号时域特征、频域特征与空间谱图特征提取的任务^[14]。其中, 声纹信号时域特征提取主要通过内嵌空洞卷积层的残差块实现, 表达式为:

$$E_1 = \sum_{i=1}^L \beta_i \text{ReLU}\{\chi_i \cdot \hat{F}_i(t, f) + \delta_i \cdot \Gamma[\hat{F}_i(t, f), \hat{\omega}_i]\} \quad (7)$$

式中, E_1 代表声纹信号的时域特征; β_i 代表可学习缩放因子; $\text{ReLU}[\cdot]$ 代表激活函数; χ_i 代表可选缩放因子, 用于调整特征图的维度; δ_i 代表空洞卷积层的权重;

$\Gamma[\hat{F}_l(t, f), \hat{\omega}_1]$ 代表特征图 $\hat{F}_l(t, f)$ 经过空洞卷积操作后的中间特征图; $\hat{\omega}_1$ 代表残差块 (内嵌空洞卷积层) 的权重集合。声纹信号频域特征提取主要通过内嵌可变形卷积层的残差块实现^[15], 表达式为:

$$E_2 = \sum_{l=1}^L \beta_l \text{ReLU}\{\chi_2 \cdot \hat{F}_l(t, f) + \delta_2 \cdot \Gamma[\hat{F}_l(t, f), \hat{\omega}_2]\} \quad (8)$$

式中, E_2 代表声纹信号的频域特征; χ_2 代表可选缩放因子, 用于调整特征图的维度; δ_2 代表可变形卷积层的权重; $\Gamma[\hat{F}_l(t, f), \hat{\omega}_2]$ 代表特征图 $\hat{F}_l(t, f)$ 经过可变形卷积操作后的中间特征图; $\hat{\omega}_2$ 代表残差块 (内嵌可变形卷积层) 的权重集合。声纹信号空间谱图特征提取主要通过原有 ResNet18 模型残差块实现, 表达式为:

$$E_3 = \sum_{l=1}^L \beta_l \text{ReLU}[\chi_0 \cdot \hat{G}_l(\theta, \varphi) + \delta_0 \cdot \Gamma\{\hat{G}_l(\theta, \varphi), \hat{\omega}_0\}] \quad (9)$$

式中, E_3 代表声纹信号的空间谱图特征; χ_0 代表可选缩放因子, 用于调整特征图的维度; δ_0 代表卷积层的权重; $\Gamma\{\hat{G}_l(\theta, \varphi), \hat{\omega}_0\}$ 代表特征图 $\hat{G}_l(\theta, \varphi)$ 经过卷积操作后的中间特征图; $\hat{\omega}_0$ 代表残差块 (内嵌卷积层) 的权重集合。

步骤四: 注意力机制层联合全局最大池化与 Sigmoid 激活函数计算声纹信号时域特征、频域特征与空间谱图特征的注意力权重^[16], 计算公式为:

$$\kappa_i = \xi\{\psi[\tilde{G}(E_i)] \cdot \gamma_i + b_i\}, i = 1, 2, 3 \quad (10)$$

式中, κ_i 代表声纹信号特征 E_i 的注意力权重; $\xi\{\cdot\}$ 代表 Softmax 函数, 用于将注意力权重归一化到 0~1 区间内; $\psi[\cdot]$ 代表 Sigmoid 激活函数; $\tilde{G}(E_i)$ 代表声纹信号特征 E_i 对应的全局最大池化操作结果; γ_i 与 b_i 代表可学习的权重矩阵与偏置向量。

以公式 (10) 计算的注意力权重 κ_i 为基础, 获取声纹信号的综合特征, 表达式为:

$$E_{\text{total}} = \sum_{i=1}^3 \kappa_i \times E_i \quad (11)$$

式中, E_{total} 代表声纹信号的综合特征。

步骤五: 全连接层应用嵌入的分类器计算局放故障状态概率, 表达式为:

$$P(t) = \Phi[\hat{W}_0 \times E_{\text{total}} + \hat{b}_0] \quad (12)$$

式中, $P(t)$ 代表当前时刻干式变压器局放故障状态概率; $\Phi[\cdot]$ 代表激活函数, 承担着将特征数据转换为概率数据的任务; \hat{W}_0 与 \hat{b}_0 代表全连接层的权重矩阵与偏置向量。以公式 (12) 计算结果 $P(t)$ 为依据, 制定干式变压器局放故障状态判定规则^[17], 具体如下式所示:

1) 当 $P(t)$ 处于 $[0, 0.3)$ 范围内时, 判定干式变压器局放故障状态为轻微, 其放电现象较弱, 对干式变压器的正常运行影响较小, 但仍需关注并及时处理;

2) 当 $P(t)$ 处于 $[0.3, 0.5)$ 范围内时, 判定干式变压器局放故障状态为一般, 其放电能量较低, 可能不会对干式变压器造成立即的严重损害, 但长期存在可能会加速干式变压器的老化过程;

3) 当 $P(t)$ 处于 $[0.5, 0.8)$ 范围内时, 判定干式变压器局放故障状态为较重程度, 其放电现象强烈, 对干式变压器的正常运行造成显著影响, 甚至可能导致干式变压器停机或损坏;

4) 当 $P(t)$ 处于 $[0.8, 1]$ 范围内, 判定干式变压器局放故障状态为严重程度, 其出现击穿现象, 破坏干式变压器的绝缘层, 致使其无法正常运行。

综上所述, 在 ResNet18 模型改进与声纹信号 DSP 处理的基础上, 实现了干式变压器局放故障状态的判定与检测, 为干式变压器的稳定运行提供有效的保障。

5 设计方法应用性能测试

5.1 实验场景搭建

选取 SCB10-1000/10 型号干式变压器作为实验对象, 依据干式变压器局放故障状态检测需求, 确定实验设备——声纹传感器、数据采集系统、局放模拟装置与环境噪声模拟器, 共同搭建实验场景, 为后续实验顺利进行提供一定的便利。

实验对象、实验设备相关参数配置情况如表 1 所示。

表 1 实验对象与实验设备参数配置表

实验对象/设备	参数名称	参数配置
干式变压器	型号	SCB10-1000/10
	额定容量	1000 kVA
	额定电压	10 kV
	绝缘等级	F 级
	冷却方式	AN/AF(自然冷却/强制风冷)
声纹传感器	型号	PCB Piezotronics 378B02
	频率范围	0.5 Hz~20 kHz
	灵敏度	10 mV/Pa
数据采集系统	型号	NI PXIe-4499
	采样率	16 kHz
	通道数	8
局放模拟装置	型号	Haefely PDBase
	可模拟局放类型	电晕放电、表面放电与内部放电
环境噪声模拟器	型号	B&K 4224
	可模拟背景噪声	机械振动、电磁干扰与环境风声

在干式变压器绕组、铁芯、外壳等关键位置部署声纹传感器 (PCB Piezotronics 378B02), 采用二维等距分布策略, 每个绕组配置 3 个声纹传感器。与此同时, 设置声纹传感器间距为 50 cm, 确保覆盖整个干式变压器

的声场分布。需要注意的是, 在声纹传感器布设过程中, 使用磁性底座固定声纹传感器, 避免对干式变压器结构造成干扰, 并通过屏蔽电缆连接声纹传感器与数据采集系统, 减少信号传输过程中的电磁干扰。局放模拟装置与环境噪声模拟器随机安装在干式变压器任意位置, 以此来增加实验的随机性, 最大限度提升实验结论的可靠性。基于上述选定的实验对象与实验设备, 结合实验的实际需求, 搭建实验场景, 如图 3 所示。

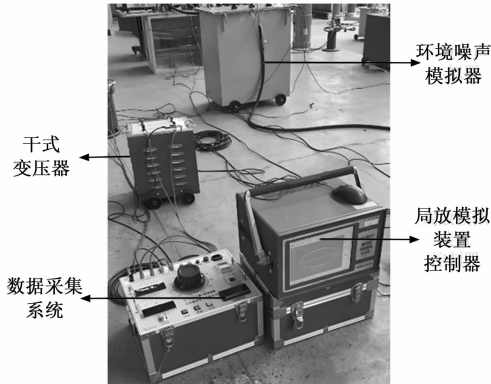


图 3 实验场景示意图

上述过程完成了实验对象、实验设备的适当选取, 并对其参数进行了合理配置, 搭建了支持设计方法应用性能测试的实验场景, 为后续实验进行奠定坚实的基础。

5.2 改进 ResNet18 模型训练

构建数据集训练改进 ResNet18 模型, 保障设计方法应用性能测试的准确性。从公开数据集中随机抽取 1 000 组干式变压器正常运行状态下的声纹信号, 500 组干式变压器局放故障状态下的声纹信号, 500 组含背景噪声的声纹信号, 将其按照 7 : 1 : 1 划分为 3 个集合——训练集、验证集与测试集, 如表 2 所示。

表 2 实验数据集划分表

数据集	正常声纹信号	故障声纹信号	含噪声声纹信号
训练集	700	350	350
验证集	150	75	75
测试集	150	75	75

改进 ResNet18 模型训练参数如下所示。

- 1) 学习率: 0.001;
- 2) 权重衰减: 0.01;
- 3) 训练轮数: 100;
- 4) 损失函数: 加权交叉熵损失。

依据第 4 个章节所示流程对改进 ResNet18 模型进行训练, 计算每个训练轮次对应的损失函数数值, 直至达到最大训练轮数为止。通过比较损失函数数值大小, 寻找最小损失函数数值, 其对应的训练轮次即为最佳训练轮次, 对应的改进 ResNet18 模型参数取值即为最佳取值, 从而完成了改进 ResNet18 模型的训练, 使其应

用性能达到最佳, 为后续实验顺利进行做好充足的准备工作。

5.3 消融实验

为了验证设计方法改进 ResNet18 模型的有效性, 设计消融实验, 参与实验的模型如下所示。

- 1) 模型 1: 传统 ResNet18 模型, 由输入层、卷积层、残差层与全连接层构成;
- 2) 模型 2: 改进 ResNet18 模型, 将输入层改进为双通道融合模式, 其余层级与传统 ResNet18 模型一致;
- 3) 模型 3: 改进 ResNet18 模型, 将卷积层改进为多尺度卷积组, 其余层级与传统 ResNet18 模型一致;
- 4) 模型 4: 改进 ResNet18 模型, 将残差层划分为三个路径, 并采用不同的卷积层, 分别提取声纹信号的时域特征、频域特征与空间谱图特征, 其余层级与传统 ResNet18 模型一致;
- 5) 模型 5: 改进 ResNet18 模型 (设计方法应用模型), 按照模型 2、3 与 4 对输入层、卷积层、残差层进行改进, 并在残差层与全连接层之间添加注意力机制层, 全连接层与传统 ResNet18 模型一致。

应用模型 1~5 进行干式变压器局放故障状态检测实验, 通过局放故障状态检测准确率来验证设计方法应用模型——模型 5 的有效性, 如图 4 所示。

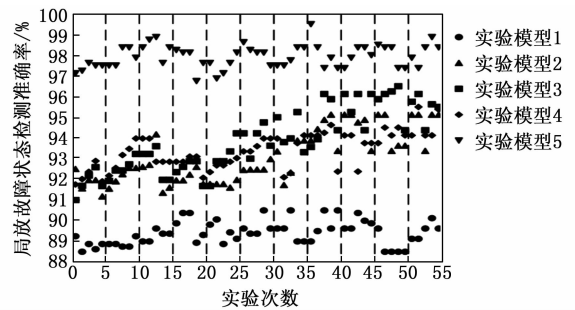


图 4 局放故障状态检测准确率示意图

模型 1 应用后局放故障状态检测准确率最低, 主要是因为传统 ResNet18 模型在局放故障状态检测任务中存在着较多的缺陷, 无法有效检测局放故障状态; 模型 2~模型 4 在传统 ResNet18 模型基础上进行部分改进, 使得其局放故障状态检测准确率得到了显著的提升, 但整体性能依旧无法满足干式变压器的运行安全需求; 而模型 5 (设计方法应用模型) 在传统 ResNet18 模型基础上进行了全方面的改进, 从而大幅度地提升了局放故障状态检测准确率, 最大值达到了 99.5%, 充分证实了模型 5 (设计方法应用模型) 的有效性。这是因为改进的 ResNet18 模型在模型结构添加双通道融合模块解决通道维度与声纹信号特征不匹配问题, 采用可变形卷积的自适应调整机制提升了特征提取能力, 从而更准确地捕捉关键频域特征, 通过添加注意力机制生成获取声

纹信号的综合特征，解决分类器的声纹特征提取能力，从而提升了检测准确性。

5.4 对比实验

选取基于反卷积波束形成算法的局放故障检测方法、基于 LSTM-GMM 的局放故障检测方法作为对比方法 1 与对比方法 2，通过声纹信号时频图与局放故障状态判定结果来显示应用方法的性能优劣。

进行不同频率类型的局放故障（如金属尖刺 ≤ 700 Hz、电晕放电 1 000~1 500 Hz、表面放电 $> 1 500$ Hz）的声纹特征提取对比实验，分析含噪环境下的声纹特征变化分析。同时考虑噪声干扰的影响，在 5 s 时加入噪声信号，降低信噪比为 20 dB 以下，验证噪声变化下，设计方法、对比方法 1 与对比方法 2 三种方法对不同频率类型局放故障声纹高频特征分量提取的影响。三种方法提取的声纹信号的时频图，如图 5 所示。

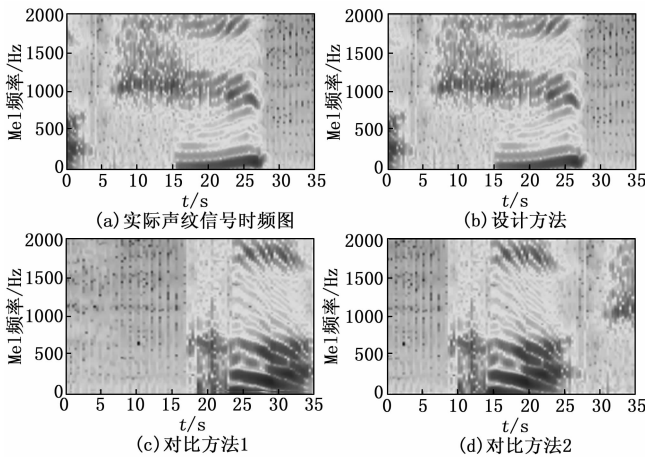


图 5 声纹信号时频图示意图

如图 5 所示，在噪声干扰下，设计方法提取的声纹信号时频图与实际声纹信号时频图仍趋于一致，能够准确捕捉金属尖刺、电晕放电、表面放电三种频率故障声纹信号中的细微特征，区分不同时间段的主要故障频率，能够通过残差块抑制噪声。而对比方法 1 与对比方法 2 受到背景噪声干扰，提取的声纹信号时频图与实际声纹信号时频图存在着较大的差异性。这主要是因为设计方法采用了 SDP 处理技术，其通过对声纹信号进行精细的频谱分析，能够高效捕捉并强化信号中的细微特征，这些特征往往是区分不同个体声纹的关键所在。SDP 处理技术不仅能有效抑制背景噪声，还能增强信号中的有用成分，从而在转换到时频域时，能够更忠实、更清晰地反映出原始声纹信号的本质结构。由此可见，SDP 技术不仅提升了声纹特征提取的准确性，还增强了时频图的可读性和区分度，使得最终得到的时频图与实际声纹信号的时频特性高度吻合。

应用设计方法、对比方法 1 与对比方法 2 获取局放

故障状态判定结果，如图 6 所示。

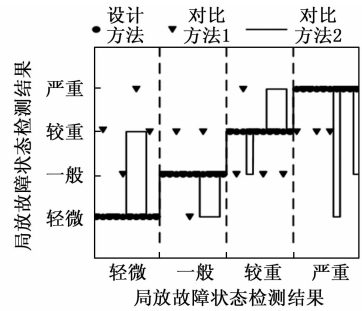


图 6 局放故障状态判定结果示意图

应用设计方法获得的局放故障状态判定结果与测试样本标注结果相同，而应用对比方法 1 与对比方法 2 获得的局放故障状态判定结果与测试样本标注结果存在着一定的偏差。这主要是因为设计方法对 ResNet18 模型进行了改进与应用，这一创新举措显著提升了模型在局放故障状态检测上的精确度和泛化能力。具体而言，设计方法引入了先进的注意力机制，增强了模型对关键局放故障特征的关注度，从而减少了无关信息的干扰，提高了特征提取的有效性。同时，通过对 ResNet18 的网络结构进行调整，例如将输入层改进为双通道融合模式，将残差层划分为三个特征提取路径，替换卷积层等，进一步优化了模型的特征学习能力，使其能够更好地捕捉局放信号中的细微差异。由此可见，改进 ResNet18 模型不仅提高了模型在局放故障检测任务中的准确性，还增强了其在实际应用场景中的稳定性和可靠性。

6 结束语

在电力系统中，干式变压器作为能量转换与传输的关键设备，其运行状态的稳定性与安全性直接关系到整个电网的可靠运行。然而，在实际应用中，干式变压器可能会因设备本体的制造缺陷、运行环境中的污染物沉积或是长期运行导致的绝缘老化等因素，而产生各种类型的绝缘缺陷。其中，毛刺、悬浮颗粒等绝缘缺陷尤为常见，它们能够在电场作用下引发局部放电现象，不仅会加速绝缘材料的劣化进程，还可能进一步导致设备故障，甚至引发更为严重的安全事故。因此，对干式变压器局部放电故障的监测与诊断显得尤为重要，故提出基于改进 ResNet18 和声纹 SDP 的干式变压器局放故障状态检测方法研究。实验结果显示：设计方法大幅提升了声纹信号时频图提取准确性与局放故障状态判定精度，为相关研究提供一定的借鉴与参考。

参考文献：

[1] 李 辉, 杨 杰, 王耀强, 等. 66 kV 干式变压器雷电冲击试验故障分析 [J]. 变压器, 2024, 61 (5): 65-70.

(下转第 49 页)

- 图像无人机小目标检测算法 [J]. 应用光学, 2025, 46 (3): 505-514.
- [3] 张世豪, 董 雷, 赵昀杰. 基于YOLOX的小麦穗旋转目标检测 [J]. 江苏农业科学, 2024, 52 (20): 157-164.
- [4] 宋志勇, 许云涛. 基于多普勒与微多普勒联合利用的弱小目标检测与估计方法 [J]. 电子与信息学报, 2023, 45 (11): 4083-4091.
- [5] 代少升, 刘科生, 黄 炼, 等. 基于视觉Transformer和双解码器的红外小目标检测方法 [J]. 红外技术, 2024, 46 (9): 1070-1080.
- [6] 肖进胜, 赵 陶, 周 剑, 等. 基于上下文增强和特征提纯的小目标检测网络 [J]. 计算机研究与发展, 2023, 60 (2): 465-474.
- [7] 张 鹏, 石丽芬, 陈子阳, 等. 基于多层卷积融合的红外小目标检测算法 [J]. 激光与光电子学进展, 2024, 61 (16): 204-213.
- [8] 刘 赏, 周煜炜, 代 尧, 等. 融合注意力和上下文信息的遥感图像小目标检测算法 [J]. 计算机应用, 2025, 45 (1): 292-300.
- [9] 马丽娟, 黄 勇, 李艳翠. 基于机器学习的低信噪比图像序列小目标检测 [J]. 计算机仿真, 2023, 40 (10): 219-223.
- [10] 赵 迪, 行鸿彦, 王海峰, 等. 基于SAE-GA-XGBoost算法的海面小目标检测 [J]. 雷达科学与技术, 2023, 21 (1): 88-96.
- [11] 苏雨蕾, 黄丹丹, 刘 智, 等. 无人机对地小目标检测方法研究 [J]. 电子测量与仪器学报, 2024, 38 (9): 144-154.
- [12] 童 康, 吴一全. 基于深度学习的小目标检测基准研究进展 [J]. 电子学报, 2024, 52 (3): 1016-1040.
- [13] 蒋心璐, 陈天恩, 王 聪, 等. 大田环境下的农业害虫图像小目标检测算法 [J]. 计算机工程, 2024, 50 (1): 232-241.
- [14] 谢家兴, 廖 飞, 王卫星, 等. 基于改进Faster R-CNN的荔枝病虫害检测 [J]. 华中农业大学学报, 2025, 44 (1): 62-73.
- [15] 王 阳, 张小宽, 马前阔, 等. 基于改进OMP算法的多目标高速机动检测方法 [J]. 北京航空航天大学学报, 2024, 50 (7): 2265-2271.
- [16] 谢凯亮, 张华君, 陈文鑫, 等. 轻量化高效AI目标检测平台的设计 [J]. 电子设计工程, 2024, 32 (15): 1-6.
- [17] 童小钟, 魏俊宇, 苏绍璟, 等. 融合注意力和多尺度特征的典型水面小目标检测 [J]. 仪器仪表学报, 2023, 44 (1): 212-222.
- [18] 吴一全, 童 康. 基于深度学习的无人机航拍图像小目标检测研究进展 [J]. 航空学报, 2025, 46 (3): 174-200.
- [19] 姜红花, 杨祥海, 丁睿柔, 等. 基于改进ResNet18的苹果叶部病害多分类算法研究 [J]. 农业机械学报, 2023, 54 (4): 295-303.
- [20] 刘芳军, 李 玥, 武 凌, 等. 基于改进ResNet18的胡麻干旱胁迫识别与分类研究 [J]. 江西农业大学学报, 2023, 45 (6): 1517-1527.
- [21] 袁思邈, 方 春, 孙福振. 基于改进残差网络的热轧带钢表面缺陷研究 [J]. 计算机仿真, 2022, 39 (7): 243-247.
- [22] 张 寒, 熊 云, 唐 信, 等. 声纹信号一图形差分场增强和多头自注意力机制的变压器工作状态辨识方法 [J]. 应用声学, 2024, 43 (1): 119-130.
- [23] 万可力, 马宏忠, 崔佳嘉, 等. 基于Mel-GADF与ConvNeXt-T的变压器铁心松动故障诊断方法 [J]. 电力自动化设备, 2024, 44 (3): 217-224.
- [24] 闫泽玉, 杨 洋, 刘云鹏, 等. 基于神经监督决策树算法的多感知GIS局部放电识别 [J]. 中国电机工程学报, 2024, 44 (14): 5821-5832.
- [25] 王琼苑, 褚继峰, 李秋霖, 等. 基于微型气体传感阵列的空气绝缘设备放电故障识别 [J]. 电工技术学报, 2023, 38 (23): 6494-6502.
- [26] 张晓新, 刘莹莹, 林 峰, 等. 基于特高频法的开关柜局放监测系统研究 [J]. 电力电子技术, 2023, 57 (6): 42-45.
- (上接第40页)
- [2] 邵宇鹰, 王 泉, 彭 鹏, 等. 基于波束形成算法的干式变压器异响定位装置研制及应用 [J]. 高压电器, 2022, 58 (5): 187-194.
- [3] 包海龙, 邵宇鹰, 王 泉, 等. 基于反卷积波束形成算法的干式变压器异响故障识别技术 [J]. 中国电力, 2022, 55 (2): 90-97.
- [4] 李红岩, 张豪杰, 荣 相, 等. 矿用干式变压器故障诊断和寿命预测技术现状及展望 [J]. 煤炭工程, 2024, 56 (2): 146-151.
- [5] 高煦轲, 秦 超, 高 讽, 等. 基于LSTM-GMM的配电干式变压器绕组故障双参数预警模型 [J]. 科学技术与工程, 2024, 24 (31): 13407-13414.
- [6] 秦剑华, 刘 洋, 杨景刚, 等. 电力电缆局放及温度的多维度检测方法研究 [J]. 电测与仪表, 2023, 60 (3): 92-96.
- [7] 钱庆林, 孙炜昊, 王 真, 等. 基于非线性尺度空间与极坐标分布熵的GIS局放特征提取方法 [J]. 电网技术, 2024, 48 (8): 3525-3533.
- [8] 张轩瑞, 王昊天, 胡一丹, 等. 电力变压器振荡型雷电冲击耐压试验及局部放电检测技术 [J]. 高电压技术, 2023, 49 (12): 5032-5041.
- [9] 罗传仙, 张 民, 程 林, 等. 基于声电联合传感阵列的变压器局部放电诊断技术研究 [J]. 电网与清洁能源,