第 52 卷 第 5 期：2326-2338 高电压技术 Vol.52, No.5: 2326-2338
2026 年 5 月 31 日 High Voltage Engineering May 31, 2026
DOI: 10.13336/j.1003-6520.hve.20250692

基于格拉姆角场图像融合与深度学习算法的大型变压器绕组故障诊断方法

郭 蕾[1]，王泓博[1]，符安志[1]，卢卓文[1]，钱国超[2]，王东阳[1]
（1. 西南交通大学电气工程学院，成都 610097；2. 云南电网有限责任公司电力科学研究院，昆明 650106）

摘 要：绕组故障检测对保障变压器安全可靠运行至关重要。为了突破传统频响信息表征的局限性并提升故障诊断精度，提出一种基于 GAF-VSM-WLSO 的图像融合框架，并结合新型 HDC-CBAM-ResNet34 分类模型，实现对变压器绕组故障的精准诊断。首先，通过格拉姆角场(Gramian angular field, GAF)将频响信息转化为二维格拉姆角合场(Gramian angular summation field, GASF)和格拉姆角分场(Gramian angular difference field, GADF)图像，进而利用视觉显著性图(visual saliency map, VSM)与加权最小二乘优化(weighted least squares optimization, WLSO)算法对两类图像进行融合，生成保留全局结构与局部细节的 VSM-WLSO 融合图像，解决了单一特征表现冗余度低的问题。其次，构建了融合混合扩张卷积与注意力机制的 HDC-CBAM-ResNet34 分类模型，该模型以 ResNet34 为基准，引入混合扩张卷积(hybrid dilation convolution，HDC)扩大感受野以捕捉多尺度特征，结合通道-空间注意力机制(channel-space attention mechanism，CBAM)模块增强关键特征信息，实现了对变压器绕组故障类型、程度和位置的高精度识别。最后，通过消融实验与当前主流模型对比，对该文提出的模型性能进行验证和对比分析。实验结果表明，该文所提方法在故障类型、故障位置、故障程度分类上均表现出色，其识别准确率、F_1 参数均在 96%以上。

关键词：频率响应分析；变压器；图像融合；绕组故障；深度学习

Large Power Transformer Winding Fault Diagnosis Method Based on Gramian Angular Field Image Fusion and Deep Learning Algorithms

GUO Lei[1], WANG Hongbo[1], FU Anzhi[1], LU Zhuowen[1], QIAN Guochao[2], WANG Dongyang[1]
(1. School of Electrical Engineering, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610097, China;
2. Electric Power Research Institute, Yunnan Power Grid Co., Ltd., Kunming 650106, China)

Abstract：Winding fault detection is crucial to ensure the safe and reliable operation of transformers. In order to break through the limitations of the traditional frequency response information characterization and to improve the fault diagnosis accuracy, this paper proposes an image fusion framework based on GAF-VSM-WLSO and combined with a novel HDC-CBAM-ResNet34 classification model to realize the accurate diagnosis of transformer winding faults. First, the frequency response information is transformed into two-dimensional GASF and GADF images by Gram angle field, and then the two types of images are fused using visual saliency map with weighted least squares optimization algorithm to generate VSM-WLSO fused images that retain global structure and local details, which solves the problem of low redundancy in the representation of a single feature. Second, the HDC-CBAM-ResNet34 classification model fusing hybrid dilation convolution and attention mechanism is constructed, which takes ResNet34 as the benchmark, introduces hybrid dilation convolution (HDC) so as to expand the receptive field for capturing multi-scale features, and incorporates a convolutional block attention mechanism (CBAM) module to enhance key feature information. Consequently, high-accuracy recognition of the type, degree, and location of transformer winding faults is achieved. Finally, the performance of the model proposed in this paper is verified and comparatively analyzed through ablation experiments and comparisons with current mainstream models. The experiment results show that the method proposed in this paper performs well in the classification of fault type, fault location, and fault degree, and its recognition accuracy and F1 parameter are above 96%.

Key words：frequency response analysis; transformer; image fusion; winding fault; deep learning

0　引言

110 kV 及以上大型变压器是电力系统中的重要设备，根据国际大电网工作组统计，大型变压器事故原因中绕组变形约占 1/3[1-3]。因此，开展变压器绕组状态检测工作十分必要。

目前，针对变压器绕组故障检测，国内外学者提出了多种方法，例如振动法[4-5]、短路阻抗法[6]、超声波法[7]和频率响应法(frequency response analysis，FRA)[8-10]。其中，频率响应法因具有检测灵敏度高、现场使用方便等优点，在电力行业得到广泛应用[11-13]。但现有 FRA 采用的相关系数特征信息较单一，难以全面表征绕组故障特性，且诊断过程高度依赖专家经验。为此，众多学者从故障特征提取和智能诊断两方面开展了深入研究。文献[14]通过将频响曲线转化为极坐标图，并应用数字图像处理技术(digital image processing，DIP)提取几何、纹理和不变矩特征，解决了传统 FRA 特征提取信息较为单一的问题。文献[15]通过将 FRA 幅频和相频数据转换为二值图像，结合灰度共生矩阵提取纹理特征并计算特征关联度，解决了传统 FRA 对微小绕组变形灵敏度不足的问题。文献[16]通过多级小波分解对频响曲线进行平滑处理，并结合极坐标图转换与灰度梯度共生矩阵提取 12 种图像特征，有效区分了不同绕组、位置及程度的并联电容故障。已有研究表明，将频响曲线转化为二维图像，进而对图像进行特征提取是目前较好的一种方法，但上述方法对二维图像的特征提取仍采用定义指标的方式，导致“单一特征表现冗余度低”的问题，即转换后的图像模态单一，信息密度和互补性不足，无法全面表征绕组故障的多样性与复杂性。针对传统图像转换的局限性，格拉姆角场(Gramian angular field，GAF)编码生成格拉姆角分场(Gramian angular difference field，GADF)图和格拉姆角合场(Gramian angular summation field，GASF)图，具有全局与局部协同表达显著优势：GASF 聚焦于捕获序列点间角度和的余弦，对信号的全局相位一致性敏感，GADF 聚焦于捕获序列点间角度差的余弦，对信号的局部动态变化敏感。然而，已有报道表明对 GADF 与 GASF 互补特性的融合方法仍需进一步研究[17-18]，以实现故障特征的完整表达。此外，针对智能诊断模型，由于深度学习得益于其深层结构及逐层训练的稳定性，且表现出优秀的特征提取与模式识别能力，所以得到广泛研究[19-20]。其中，卷积神经网络(convolutional neural networks，CNN)在二维图像识别领域应用最为广泛，但其网络中的标准卷积采用固定尺寸的卷积核，局部感受野大小受限于卷积核的尺寸，难以捕捉多尺度上下文信息的特征，同时由于缺乏动态特征优化机制，模型无法通过自适应权重分配抑制噪声干扰并强化关键特征表达，从而在复杂场景下面临特征判别精度下降的问题。

针对上述问题，本文提出了一种基于 GAF-VSM-WLSO 图像融合与 HDC-CBAM-ResNet34 分类模型的变压器绕组故障诊断方法。首先，构建 GAF-VSM-WLSO 图像融合框架，通过格拉姆角场(GAF)编码方法将频响信号转换为二维 GASF 和 GADF 图像，以增强信号特征的表达能力，并利用视觉显著性图与加权最小二乘优化(VSM-WLSO)技术对两类图像进行融合，VSM-WLSO 的核心优势在于其自适应动态协调机制，利用视觉显著性图(visual saliency map，VSM)自动识别 GASF 和 GADF 图像中对故障最显著、信息最丰富的区域，并采用加权最小二乘优化(weighted least squares optimization，WLSO)算法使其在平滑区域保持结构一致性的同时，精确地保留甚至强化源图像在显著区域。这种基于显著性加权的优化融合，能够自适应地协调 GASF(全局结构)与 GADF(局部细节)的贡献，动态抑制冗余信息，强化互补特征，最终生成 VSM-WLSO 融合图像，有效解决了单一特征表现冗余度低的问题，实现了全局特征与局部细节的有效互补与增强。其次，提出了一种新型的分类模型，即 HDC-CBAM-ResNet34，该模型以 ResNet34 为基础，结合混合扩张卷积(hybrid dilation convolution，HDC)模块扩大感受野，捕捉多尺度故障特征，引入通道-空间注意力机制(channel-space attention mechanism，CBAM)增强关键特征并抑制冗余信息。最后，通过消融实验进行对比分析，以验证本文所提出方法的有效性。

1　实验与故障模拟

1.1　实验平台搭建

本文搭建了变压器绕组实验平台，基本参数见表 1。本实验采用的频响分析仪为 Megger FRAX99，其频率测量范围设置为 1 kHz~1 MHz，输入和输出阻抗均为 50 Ω，测量电压为±10 V。考虑到低压(LV)与中压(MV)绕组设置故障容易破坏外层绕组结构，

影响测试重复性，因此测试接线与故障模拟均在高压(HV)绕组进行。测试示意图如图 1 所示。U_{in} 表示为输入，U_{out} 表示为输出。

1.2 故障模拟

本文故障类型、故障程度和位置定义如表 2 所示，故障模拟如图 2 所示，测试结果如图 3 所示。

表 1 变压器的基本参数

Table 1 Basic transformer parameters

参数	数值	参数	数值
铁芯高度/mm	530	高压绕组单饼匝数	24
铁芯半径/mm	53	中压绕组单饼匝数	16
绕组高度/mm	450	低压绕组单饼匝数	8

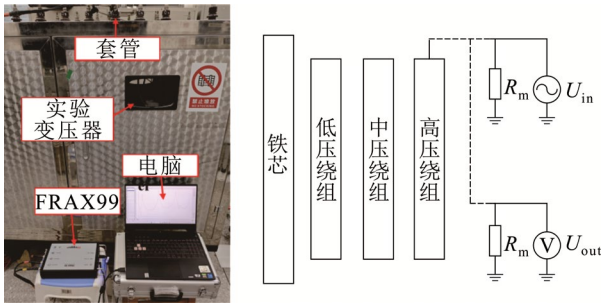


图 1 测试示意图

Fig.1 Test schematic

表 2 故障类型以及故障程度和位置的定义

Table 2 Definition of the type of fault as well as the degree and location of the fault

类型	程度	位置(定义)
轴向移位	轻度(1%)	顶部(D1-2)
	中度(3%)	中部(D8-9)
	重度(5%)	底部(D15-16)
鼓包翘曲	轻度(100~220 pF)	顶部(D1-4)
	中度(330~440 pF)	中部(D7-10)
	重度(550~770 pF)	底部(D13-16)
饼间短路	轻度(一饼)	顶部(D1-4)
	中度(二饼)	中部(D7-10)
	重度(三饼)	底部(D13-16)



(a) 轴向移位 (b) 鼓包翘曲 (c) 饼间短路

图 2 故障模拟

Fig.2 Fault simulation

1）轴向移位(axial displacement，AD)

如图 2(a)所示，通过在绕组间添加一定厚度的垫片来模拟 AD 故障，分别在 HV 绕组顶部、中部和底部模拟 1%、3%、5%共 3 个等级的 AD 故障，每种故障测试 15 次，共进行 135 组实验。图 3(a)中标签“AD-H 1%”是指顶部 1%AD 故障，其他数字的图例可据此类推。故障程度 D 用式(1)计算。

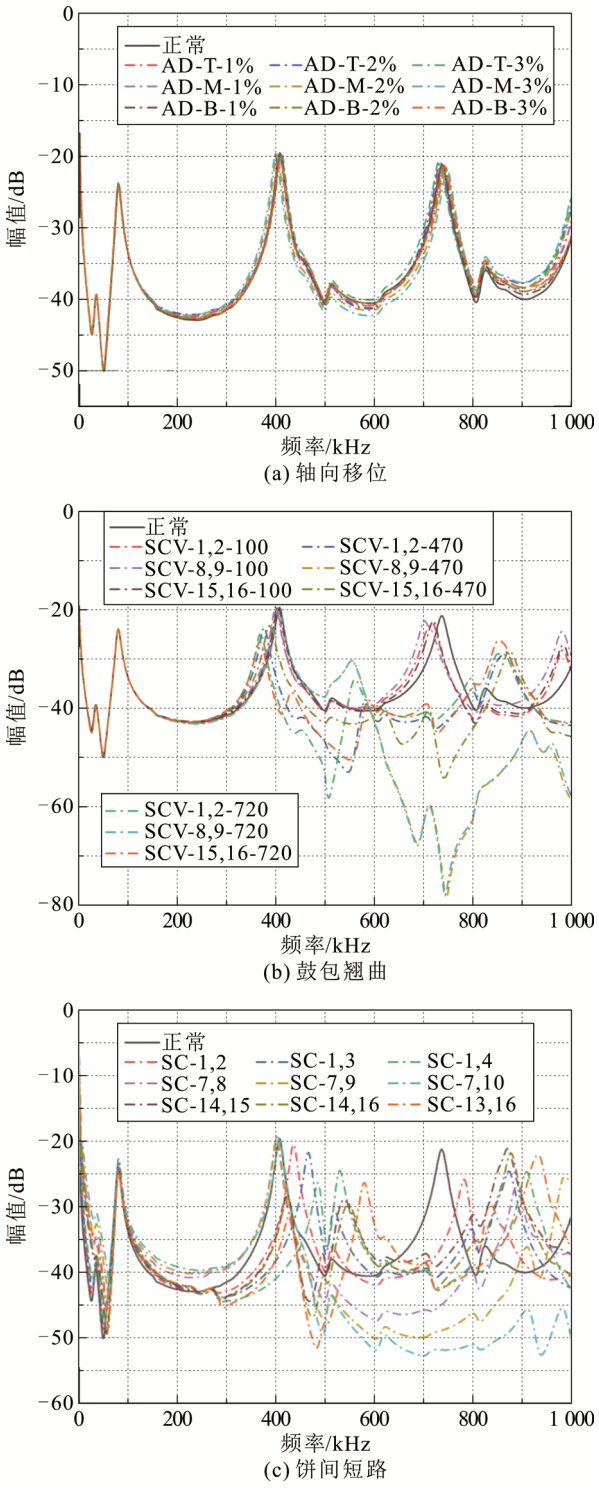


图 3 故障模拟频响曲线

Fig.3 Fault simulation frequency response curves

$$D=\frac{\Delta h}{h}\times 100\% \tag{1}$$

式中：Δh 为轴向移位高度；h 为绕组总高度。

2）鼓包翘曲(spatially correlated variation，SCV)

为模拟实际变压器运行中因绝缘劣化引发的绕组局部鼓包翘曲现象，通过等效纵向电容参数扰动法构建 SCV 故障模型。在相邻绕组饼间并联不同容值的电容元件，以表征绝缘劣化导致的纵向电容非线性变化。基于文献[21]，计算正常工况下饼间等效电容理论值约为 100 pF。因此选择 100、220、330、440、550、660 和 770 pF 的电容，分别在绕组顶部、中部与底部模拟测试 SCV 故障，每种情况重复测试 10 次，共进行 210 组实验。图 3(b)中标签“SCV-8, 9-440”表示模拟的第 8 盘和第 9 盘之间连接 440 pF 的等效电容，图例中其他符号含义可据此类推。

3）饼间短路(short circuit，SC)

分别在 HV 绕组顶部、中部和底部通过短接线连接对应饼的铜鼻子接头实现 SC 故障，每种情况重复测试 15 次，共进行 135 次测试。在图 3(c)中，标签“SC-1, 3”指 HV 绕组的第一饼和第三饼短路，图例中其他符号含义也可以类似推断。

2　基于 GAF-VSM-WLSO 的图像融合算法

2.1　基于 GAF 的频响数据转换

GAF 是一种用于分析时间序列数据并提取基本序列模式的方法，通过极坐标编码和 Gram 矩阵将一维序列转换为二维图像，已成功应用于医疗信号处理和轴承故障诊断领域。该方法详细说明如下所述。

1）数值缩放

对于给定 N 个点的一维频率响应数据序列 $S=\{x_1, x_2, \cdots, x_N\}$，采用最小-最大归一化方法将 S 重新缩放至区间[–1,1](式(2))或[0,1](式(3))，得到归一化后的一维结构化数据 $\tilde{x}$。

$$\tilde{x}_{-1}^{i}=\frac{(x_i-\max(S)+x_i-\min(S))}{\max(S)-\min(S)} \tag{2}$$

$$\tilde{x}_{0}^{i}=\frac{x_i-\min(S)}{\max(S)-\min(S)} \tag{3}$$

式中：$x_i(i=1, 2, \cdots, N)$为一维数据序列中的数值。极坐标角度计算需满足 arccos 的输入范围要求，若采用式(3)的[0,1]归一化，需额外将其转换为[–1,1]，否则 arccos 将因其输入超额而失效，而[–1,1]归一化即无需额外转换，保留了数据中心的对称性，使极坐标角度均匀分布在[0,π]范围内。[0,1]归一化可能导致角度偏向[0,π/2]，影响时间序列的全局模式捕捉，且归一化区间通过角度分布间接影响特征表达，[–1,1]角度覆盖更广，更能捕捉丰富的全局信息。因此，本文选用[–1,1]归一化，以协同优化全局结构保持与局部细节增强能力。

2）极坐标转换

将 $\tilde{x}$ 转换到极坐标系中，其值编码为余弦角 σ 并将时间戳 t_i 作为半径 r_i，重新表示在极坐标中如式(4)所示：

$$\begin{cases}\sigma=\arccos(\tilde{x}_i), -1\le\tilde{x}_i\le 1, \tilde{x}_i\in\tilde{S}_{-1}^{i}\\ r_i=\dfrac{t_i}{N}, t_i\in N\end{cases} \tag{4}$$

式中：t_i 为设置的时间戳；r_i 为半径；N 为规范在极坐标系下跨度的常数。

3）角度和/差的三角函数变换

GAF 利用三角函数来捕获采样点间的时间相关性并表示为角度 θ，有两种变体：GASF 与 GADF。GASF 计算 θ 和的余弦值，而 GADF 计算 θ 差的余弦值，定义 GASF 和 GADF 分别为式(5)和式(6)：

$$\boldsymbol{C}_{\mathrm{GASF}}=[\cos(\sigma_i+\sigma_j)]=\begin{bmatrix}\cos(\sigma_1+\sigma_1) & \cdots & \cos(\sigma_1+\sigma_n)\\ \vdots & & \vdots\\ \cos(\sigma_n+\sigma_1) & \cdots & \cos(\sigma_n+\sigma_n)\end{bmatrix} \tag{5}$$

$$\boldsymbol{C}_{\mathrm{GADF}}=[\cos(\sigma_i-\sigma_j)]=\begin{bmatrix}\cos(\sigma_1-\sigma_1) & \cdots & \cos(\sigma_1-\sigma_n)\\ \vdots & & \vdots\\ \cos(\sigma_n-\sigma_1) & \cdots & \cos(\sigma_n-\sigma_n)\end{bmatrix} \tag{6}$$

式中：σ_i 表示为序列中第 i 个点对应的极角；n 为所选取的序列点数。

2.2　基于 VSM-WLSO 的图像融合框架

VSM-WLSO 是一种基于迭代制导算法和高斯滤波分层迭代计算的图像融合算法，其通过显著性加权和最小二乘加权优化框架，有效增强了图像显著结构和细节特征的融合[22-24]，流程如图 4 所示。该方法在融合过程中能够保持图像边缘的清晰度，同时优化整合低频与高频信息，突出不同模态图像中的关键信息，确保融合图像的视觉自然性和信息完整性，融合结果如图 5 所示。

GASF 和 GADF 在故障特征表达上具有差异性。GASF 图像对低频分量敏感，擅长表征周期性振动模式，如图 5 所示，其图像呈现深蓝色背景叠

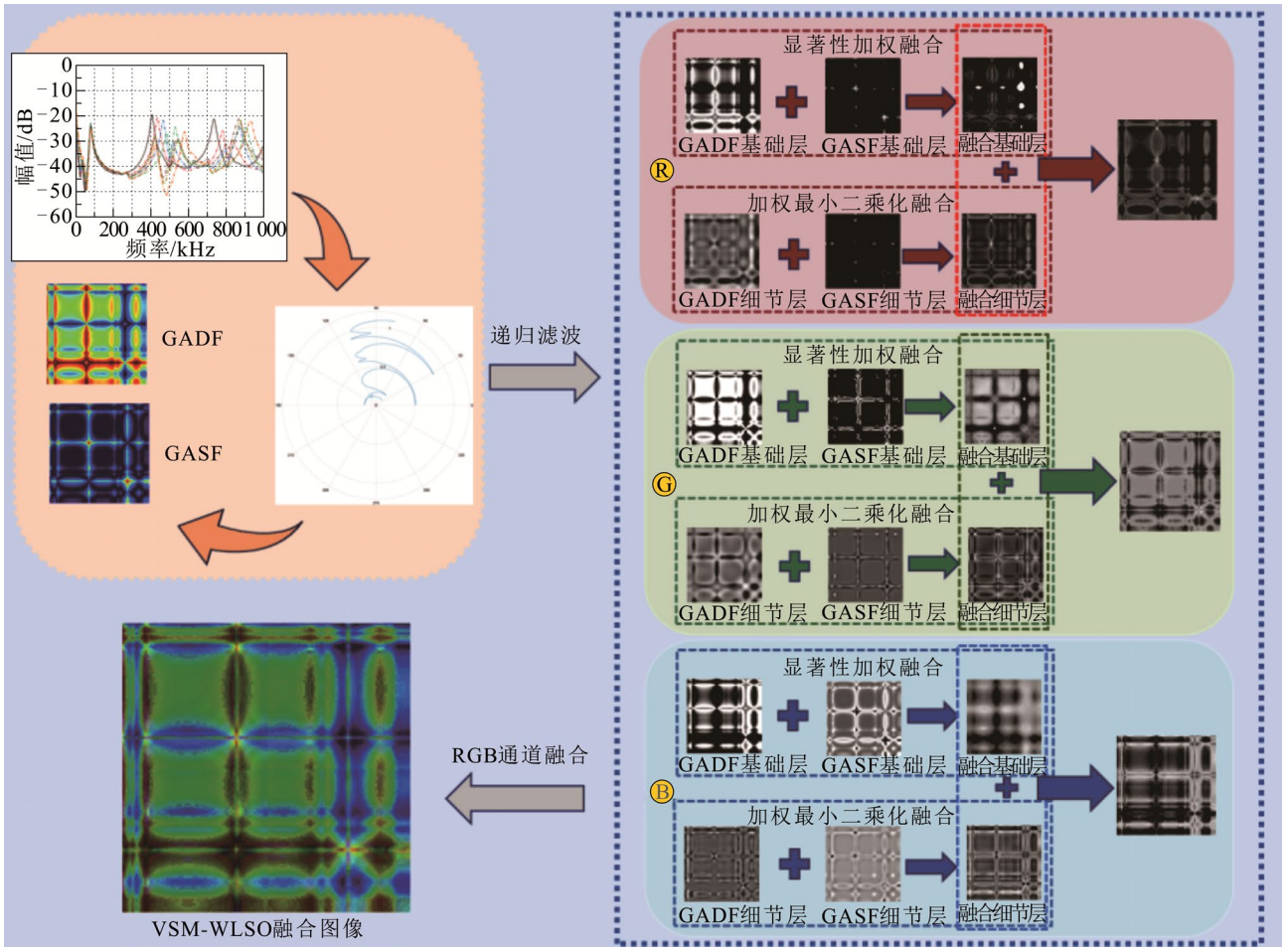


图 4 VSM-WLSO 的图像融合流程

Fig.4 Image fusion process of VSM-WLSO

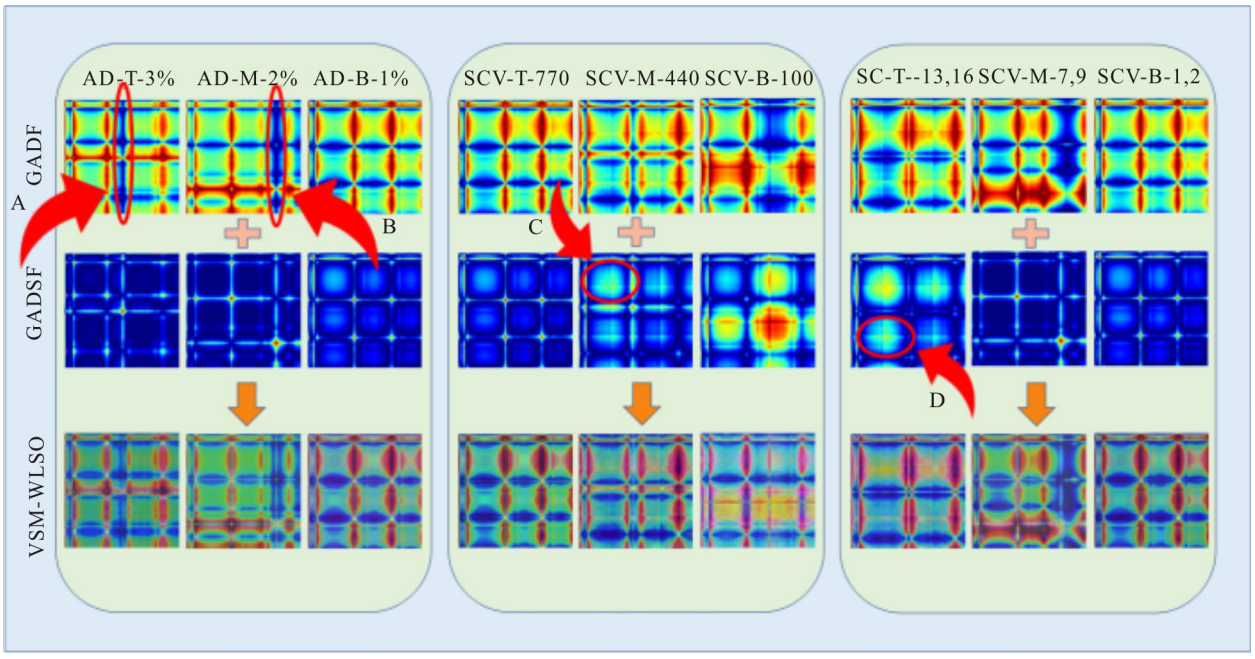


图 5 基于 GAF-VSM-WLSO 融合结果

Fig.5 Fusion results based on GAF-VSM-WLSO

加亮暗条纹，反映系统整体结构稳定性，对对称性故障具有显著响应；而 GADF 对高频分量敏感，适用于捕捉瞬态异常，如图 5 所示，其图像特征为局部不规则高亮区域，能有效表征突发性故障的瞬态能量释放。

现有研究在格拉姆角场特征利用方面存在显著局限性。单一图像难以实现全局结构保持与局部细节增强的协同优化，严重制约了故障特征的完整性表达[17-18]。如图 5 所示在轴向移位故障中，GADF 图像虽凸显高亮冲击，但 AD-T-3％和 AD-M-2％存在中部和右侧条纹断裂(如箭头 A、B)，可能导致故障类型判断模糊。在鼓包翘曲(如 SCV-M-440)和饼间短路(SCV-M-440)故障中，GASF 图像出现条纹模糊与底部亮区域退化(如箭头 C、D)，可能引发表征信息丢失与漏检风险。

综上所述，本文采用基于视觉显著性图引导的加权最小二乘优化(VSM-WLSO)融合方法，通过建立自适应权重分配模型，在频响图像融合过程中实现全局特征与局部细节的有效互补与增强。

基于 VSM-WLSO 实现 GAF 图像融合的过程如下所述。

1）针对 GASF 和 GADF 两类编码图像，采用 RGB 三通道映射技术，将原始单通道灰度矩阵分别解耦至红(R)、绿(G)、蓝(B)共 3 种色彩空间。

2）在每条通道中进行引导滤波，使用局部统计量平滑图像，同时保留边缘细节，利用输入图像的统计信息来调整输出图像，给定输入图像 Z_1 和引导图像 Z_2，在半径为 r 的窗口内，计算出引导滤波结果 q，计算式如下：

$$\begin{cases} \mu_{Z_1} = \text{boxFilter}(Z_1) \\ \mu_{Z_2} = \text{boxFilter}(Z_2) \\ \text{var}_{Z_1} = \text{boxFilter}(Z_1^2) - \mu_{Z_1}^2 \\ \text{cov}_{Z_1Z_2} = \text{boxFilter}(Z_1Z_2) - \mu_{Z_1}\mu_{Z_2} \\ q = \dfrac{(r-\mu_{Z_1})\text{cov}_{Z_1Z_2}}{\text{var}_{Z_1}+c_1} + \mu_{Z_2} \end{cases} \tag{7}$$

式中：μ 表示均值；var 表示局部方差；cov 表示协方差；boxFilter 为一种平均滤波器处理技术；c_1 为引导滤波正则化参数，取值与强度平滑参数(SIGMA_R)有关，目的是为了防止除以 0 的情况出现；窗口半径 r 取值也与 SIGMA_R 有关。

3）对每个颜色通道下的图像进行递归滤波。在代码中，递归滤波通过反复应用引导滤波来逐步平滑图像，从而实现图像的基础层与细节层的分离。设置初始状态后进行迭代更新，计算式如下：

$$\begin{cases} Z_{1,0} = Z_1, Z_{2,0} = Z_2 \\ Z_{1,i+1} = \text{GuidedFilter}(Z_{1,i+1}, Z_1, w, \sigma^2) \\ Z_{2,i+1} = \text{GuidedFilter}(Z_{2,i+1i}, Z_2, w, \sigma^2) \end{cases} \tag{8}$$

式中：$Z_{1,i}$ 和 $Z_{2,i}$ 表示当前迭代下的输入引导和目标图像；w 表示滤波器的窗口大小，由空间平滑参数(SIGMA_S)决定；σ^2 表示图像在范围域中的方差，在引导滤波中，范围域的方差由 SIGMA_R 控制，GuidedFilter 表示引导滤波运算函数，该函数封装了基于局部线性模型的边缘保持平滑机制。

4）通过计算显著性权重对同色通道下的基础层进行融合。先要计算图像的直方图，根据直方图生成灰度级的权重表，生成加权图像，再根据显著性权重来融合两幅图像的基础部分，计算式如下：

$$img_{fb} = img_{rb}(0.5 + \frac{M_r - M_v}{2}) + img_{vb}(0.5 + \frac{M_v - M_r}{2}) \tag{9}$$

式中：img_{fb}、img_{rb}、img_{vb} 分别表示最终的融合图像、r 频道下的基础图像、v 频道下的基础图像；M_r 和 M_v 分别表示 r 频道下的基础图像和 v 频道下的基础图像的加权系数，由显著性直方图差异计算，反映图像全局统计特征，无需手动设定参数。

5）进行比较，使同色通道下的细节层进行初始融合，再通过加权最小二乘优化融合质量，最终实现对两类图像的 R、G、B 这 3 条颜色通道各个细节层的融合。给定目标图像的细节 D_r 和 D_v，以及加权权重 Q，加权最小二乘优化计算式如下：

$$\begin{cases} img_{rd} = \dfrac{1}{\text{blur}(D_r) + c_2} \\ D = \dfrac{Q + \lambda img_{rd} D_v}{1 + \lambda img_{rd}} \end{cases} \tag{10}$$

式中：img_{rd} 表示经过模糊处理的图像；blur 是模糊操作的函数；D_r 和 D_v 分别表示为 r 频道下和 v 频道下输入图像在不同尺度下的纹理细节分量，由原始图像通过多尺度递归滤波逐层分解得到，为算法自动分离，无需手动计算；λ 是调节参数，即 WLS_LAMBDA，用于控制权重的平衡；Q 表示边缘敏感权重，由输入细节图中高频细节分量的绝对值进行高斯模糊平滑处理，再取其数值倒数而来，无需手动计算；常数 c_2 是极小值，用于避免除零错误，由算法预设固定值，无需手动计算。

6）将各颜色通道下的基础层图像与细节层图

像融合，得到 R、G、B 颜色通道下的灰度图，对这 3 个灰度图再次融合，得到最终彩色融合图像。

2.3 基于 VSM-WLSO 融合算法的超参数寻优

本文中，优化图像融合算法性能的核心为超参数优化，具体涉及以下参数：迭代次数 ITERATION、空间平滑参数 SIGMA_S、强度平滑参数 SIGMA_R 和正则化权重 WLS_LAMBDA。通过引入结构相似性指数(structural similarity, SSIM)指标指标，用于参数优化选择，并采用 Optuna 框架实现超参数的自动寻优。其中，ITERATION 控制递归引导滤波的迭代次数；SIGMA_S 决定高斯平滑核的空间尺度；SIGMA_R 用于调节强度信息的平滑程度；WLS_LAMBDA 则是最小二乘优化中的正则化权重。参数的取值范围设定为：ITERATION∈[4, 10]，SIGMA_S∈[1.0, 3.0]，SIGMA_R∈[0.01, 0.1]，WLS_LAMBDA∈[0.005, 0.1]，以保证涵盖最优解区间。

每次迭代中，Optuna 基于贝叶斯优化策略选择下一组参数组合，随后计算融合图像的 SSIM 值，并将其作为优化目标反馈指导下一轮的参数选择。实验共进行了 100 次，自动生成并评估了多组参数组合的 SSIM 值，实验过程如图 6、图 7 所示。

由图 6、图 7 可知，Optuna 最优参数组合为：ITERATION=4，SIGMA_S=1.897 0，SIGMA_R=0.038 7，WLS_LAMBDA=0.099 6。此时，SSIM=0.854 4，结果表明该参数组合较理想。

2.4 基于 GAF-VSM-WLSO 融合图像质量评估

为了评估本文提出的GAF-VSM-WLSO 图像融合方法性能，将融合图像的质量与通过视觉显著性图的融合(visual saliency map, VSM)、利用卷积神经网络的融合(image fusion via convolutional neural Network, IFCNN)和联合梯度能量与特征增强融合(gradient and feature co-occurrence enhancement, GFCE)获得的图像进行比较。表 3 为比较了基于 VSM、IFCNN 和 GFCE 融合方法图像的 SSIM、边缘保持指数(edge preservation index, EPI)、互信息(mutual information, MI)和空间频率(spatial frequency, SF)这 4 个指标。

由表 3 结果可得如下结论：

1）结构保持性。VSM-WLSO 的 SSIM 值最高(SSIM=0.854 4)，且较 VSM(0.729 6)提升 12.48%，表明其更完整保留了 GASF/GADF 的拓扑结构，这与图 5 中融合图像轮廓清晰度直观符合。

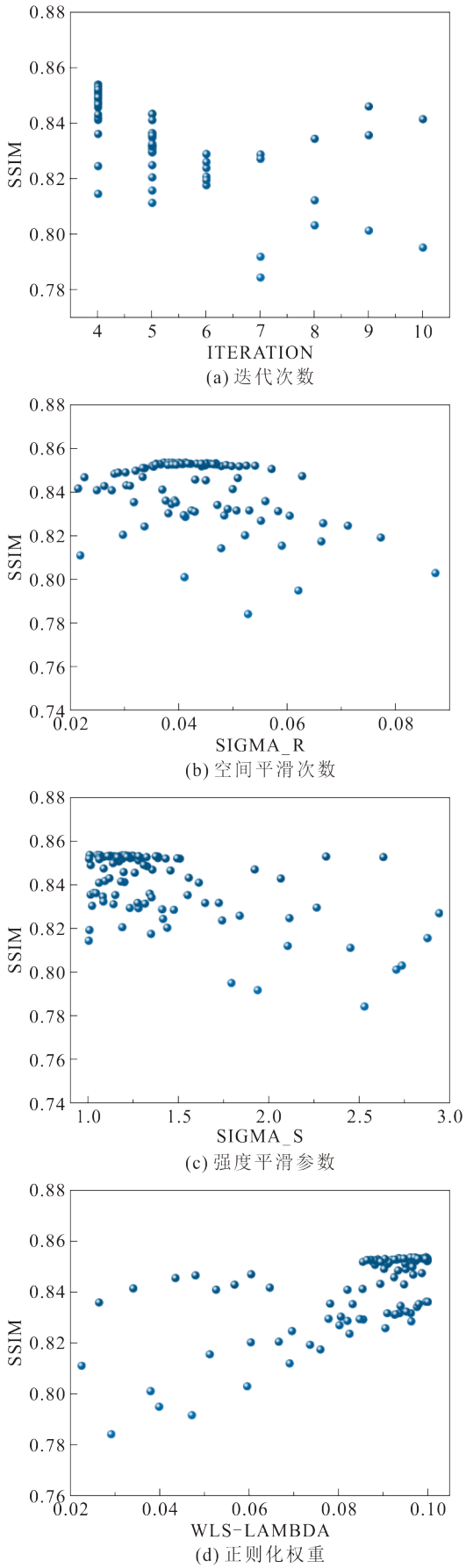


图 6 超参数优化切片图

Fig.6 Slice diagram of hyperparameter optimization

2）边缘细节。VSM-WLSO 的 EPI 值(EPI=0.829 0)显著优于其他方法(VSM 的 0.606 3、IFCNN 的 0.736 9、GFCE 的 0.624 3)，证明加权最小二乘优化有效强化了故障敏感区域的纹理突变。

3）信息丰富度。VSM-WLSO 的 SF 值(SF=13.707 2)较次优方法 VSM(12.703 7)提升 7.9%，说明多尺度递归滤波(式(8))显著提升了高频细节的表达能力。

4）虽然 VSM-WLSO 互信息指标(MI=1.378 5)略低于 GFCE(1.387 8)，但结合 SSIM、EPI 与 SF 的显著优势可知，VSM-WLSO 通过自适应权重分配模型实现了保留全局结构与局部细节的优势。

3　基于 HDC-CBAM-ResNet34 的分类模型

本研究提出了一种新的分类模型，即 HDC-CBAM-ResNet34 方法，以实现对变压器绕组故障的准确识别。

3.1　ResNet34

ResNet34 是一种深度残差网络，主要由 16 个残差块，1 个 7×7 卷积层与 1 个全连接层构成，共计 34 层，它通过引入残差连接有效解决了深层网络中的梯度消失问题，使得网络能够更轻松地训练到 34 层深度，同时保持较高的收敛速度和稳定性。其次，ResNet34 在深度和参数量之间取得了良好的平衡，相比更浅的网络(如 ResNet18)，其能够学习到更复杂的特征表示；而相比更深的网络(如 ResNet50 或更深的变体)，其参数量和计算复杂度较低，适合在计算资源有限的情况下使用。因此，本文选择用 ResNet34 作为主干网络进行改进。

3.2　混合扩张卷积(HDC)

为了解决传统神经网络中标准卷积采用固定尺寸的卷积核导致局部感受野受限的问题，本文引入了混合扩张卷积(HDC)。混合扩张卷积采用锯齿波形结构的空洞率排列方式，将许多层组合在一起，形成空洞率增加的波的“上升沿”，下一组重复相同的模式。假设对于 L 个卷积核大小为 $K\times K$ 的扩张卷积，其空洞率为[h_1, …, h_i, …, h_n]定义 2 个非零点之间的最大距离，如式(11)所示。

$$H=\max\left(H_{i+1}-2h_i,H_{i+1}-2\left(H_{i+1}-h_i\right),h_i\right) \tag{11}$$

式中：$H_n=h_n$，需满足 $H_2\leq K$，例如，对于空洞 h=2 的所有层，形成 3 个后续层作为 1 个组，并将它们的空洞率分别更改为 1、2 和 3。本文采用空洞率 h=[1,2,3]的锯齿波形结构，满足 $H_2\leq 3$ 的约束。通过锯齿波形策略递增空洞率，可以使顶层在与原始配置相同的区域中访问来自更广泛像素范围的信息(见图 8)，同时空洞率递增有效避免了连续层采样位置重叠，抑制了特征冗余，使得网络可以从全局角度出发提取更多的特征信息。

3.3　通道-空间注意力模块(CBAM)

通道-空间注意力模块(CBAM)由通道注意力和空间注意力级联构成，通过自适应校准特征图的通道与空间维度权重，能够抑制无关噪声主导的特征通道，强化与故障相关的频段响应，同时能够聚焦图像中故障敏感区域，弱化背景干扰，显著提升模型对关键特征的感知能力。首先对输入特征图并行应用全局平均池化和全局最大池化得到两个特征图 F_{avg}^c 和 $F_{\max}^c$，再通过共享权重的多层感知机器(multilayer perceptron, MLP)生成通道权重为：

$$M_c=\sigma\left(\text{MLP}\left(F_{\text{avg}}^c\right)+\text{MLP}\left(F_{\max}^c\right)\right) \tag{12}$$

式中：MLP 由 2 个全连接层构成；σ 为 Sigmoid 函数；c 表示通道维度。

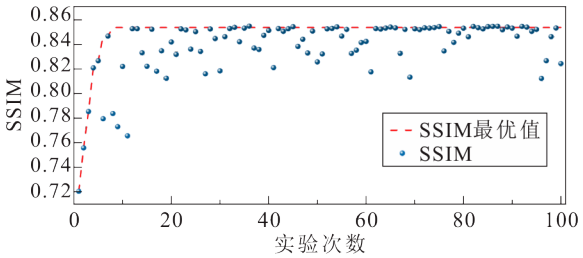


图 7　超参数优化历史图

Fig.7　History graph of hyperparameter optimization

表 3　图像融合指标

Table 3　Image fusion metrics

评价指标	VSM-WLSO	VSM	IFCNN	GFCE
SSIM	0.854 4	0.729 6	0.689 1	0.624 3
EPI	0.829 0	0.606 3	0.736 9	0.609 7
MI	1.378 5	1.305 5	1.383 8	1.387 8
SF	13.707 2	12.703 7	11.151 6	9.949 3

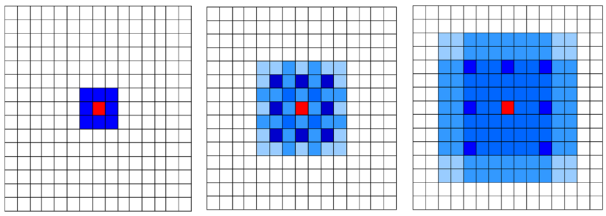


图 8　混合扩张卷积

Fig.8　Hybrid expansion convolution

通过通道维度的权重系数对输入特征图进行自适应校准，从而得到优化后的特征图。随后，沿通道维度对每个空间位置进行通道最大池化和平均池化，将最大池化和平均池化结果拼接后，通过 1 个卷积层来学习空间特征的依赖关系得到空间权重：

$$M_S=\sigma\left(\mathrm{Conv}\left(\left[F^s_{\mathrm{avg}};F^s_{\max}\right]\right)\right) \tag{12}$$

式中：Conv 表示卷积操作；F^s_{avg} 和 $F^s_{\max}$ 表示平均池化和最大池化后得到的特征图。

3.4 HDC-CBAM-ResNet34 分类模型

本研究提出了一种新的分类模型，即 HDC-CBAM-ResNet34 方法，模型结构见图 9，该模型在 ResNet34 基础上，引入混合扩张卷积(HDC)替换输入层的标准卷积，通过多尺度特征提取能力捕捉变压器绕组故障信号的不同尺度信息，并利用空洞卷积的间隔采样特性增强模型对噪声干扰的鲁棒性；还结合 CBAM 注意力机制，旨在通过通道-空间双维度自适应校准，动态强化故障敏感频段的响应权重，并聚焦图像中表征故障的局部特征突变的敏感区域，从而提升复杂故障模式的分类精度。

4 结果分析

本章通过第 2 章获取的变压器各状态数据来验证所提方法。这项工作基于 python3.11，程序开发环境为 Pycharm，深度学习框架为 Pytorch，计算机配置 AMD Ryzen 9 7945HX with Radeon Graphics，16GB 内存，NVIDIA GeForce RTX 4060 Laptop GPU。

实验的数据集设置如表 4 所示。数据集中每个任务有效样本数为 540 个，模型训练集与测试集的比率设置为 8:2，模型训练的批次大小(batch size)设置为 8，训练轮次(epoch)为 100，选择 Adam 作为优化器，学习率设置为 0.01。训练集数据经过随机翻转、归一化等图像增强预处理技术来提高质量，降低过拟合[25]。这些增强操作在每个训练周期(epoch)动态生成新样本，且每个训练样本在每个 epoch 中生成唯一随机变体，使原始训练集在 100 个 epoch 中实际等效样本量增加 3 个数量级，确保了训练时样本的充足性。

4.1 分类模型结构对比

为验证本文分类模型结构在识别变压器绕组

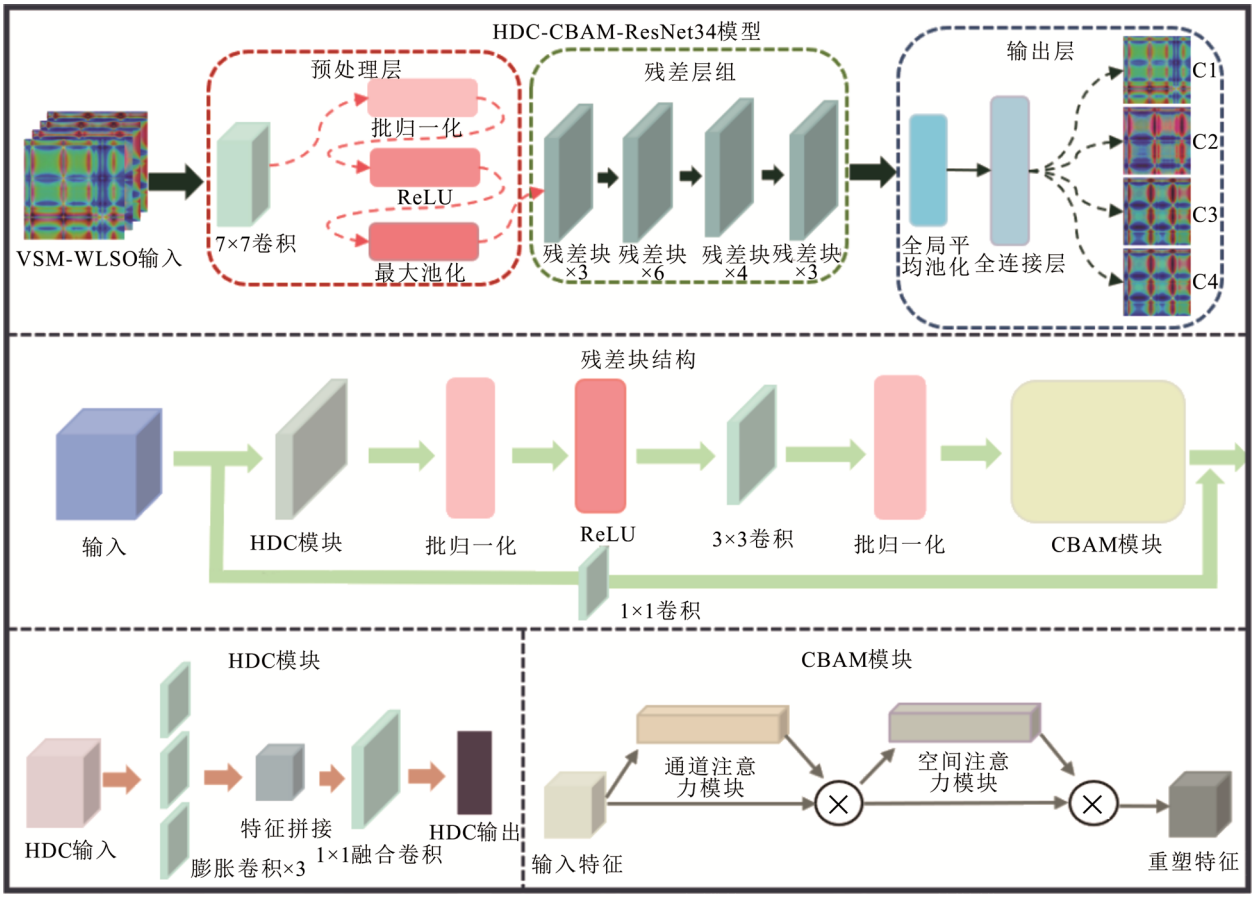


图 9 HDC-CBAM-ResNet34 模型结构

Fig.9 Structure of HDC-CBAM-ResNet34 model

表 4　数据集设置

Table 4　Dataset settings

任务	样本数量			
类型	60 (正常)	135 (轴向移位)	210 (鼓包翘曲)	135 (饼间短路)
程度	60 (正常)	150 (轻度)	150 (中度)	180 (重度)
位置	60 (正常)	160 (顶部)	160 (中部)	160 (底部)

故障类别、程度与位置方面的优势。本节在相同环境下进行了标准卷积-HDC-CBAM 和标准卷积-CBAM -HDC 的对比实验，对比结果如表 5 所示。

由表 5 结果可知，当模型结构为标准卷积-HDC-CBAM 时，三任务下的准确率均低于本文分类模型结构。其原因在于，标准卷积前置会先进行一次特征提取，这可能会丢失一些原始输入中的细节信息，而 HDC 模块需要多尺度的信息，如果输入的特征图已经过一次标准卷积的“过滤”，那么 HDC 可能无法充分发挥其多尺度特征提取的能力；当 CBAM 模块前置时，三任务下准确率较标准卷积-HDC-CBAM 结构进一步降低，这是因为将 CBAM 前置时，会过早过滤底层特征，导致多尺度信息丢失，并且空洞卷积的网格效应会放大 CBAM 筛选后的特征间隙，加剧边缘失真。

4.2　编码方法对比

为了验证本文所采用的 GAF 编码方法在识别变压器绕组故障类别、程度与位置方面的优势。本节在相同环境下进行了基于希尔伯特变换(Markov transition field, MIT)、连续小波变换(continuous wavelet transform, CWT)、短时傅里叶变换(short-time Fourier transform, SFTF)编码方法的对比实验，对比结果如表 6 所示。

由表 6 内容可知：GAF 编码方法在变压器绕组故障类型、程度及位置识别任务中均展现出显著优势。具体而言，GAF 在故障类型分类中准确率达 98.08% (F_1=98.11%)，较 MIT(97.12%)、CWT(92.50%)和 STFT（92.31%）分别提升 0.96%、5.58%和 5.77%；在故障位置识别中，GAF 准确率(98.08%)较表现次优的 STFT(96.15%)提升 1.93%；、在故障程度分类任务中，GAF(96.15%)较 MIT(92.31%)的精度优势达 3.84%。

4.3　融合图像与单一图像对比

为了验证本文所采用的融合后图像较单一图像(GADF/GASF)在识别变压器绕组故障类别、程度与位置方面的优势。对比结果如表 7 所示。

表 5　模型结构对比

Table 5　Comparison of model structure

模型	任务	VSM-WLSO	
		准确率/%	F_1/%
标准卷积-HDC-CBAM	故障类型	97.12	97.14
	故障程度	90.38	90.46
	故障位置	95.19	95.21
标准卷积-CBAM-HDC	故障类型	96.15	96.22
	故障程度	88.46	88.41
	故障位置	95.19	95.18
HDC-标准卷积-CBAM (本文结构)	故障类型	98.08	98.11
	故障程度	96.15	96.15
	故障位置	98.08	98.08

表 6　编码方法对比

Table 6　Comparison of coding methods

编码方法	任务	准确率/%	F_1/%
GAF	故障类型	98.08	98.11
	故障程度	96.15	96.15
	故障位置	98.08	98.08
MIT	故障类型	97.12	97.16
	故障程度	92.31	92.37
	故障位置	93.27	93.22
CWT	故障类型	92.50	92.91
	故障程度	94.23	94.28
	故障位置	95.19	95.22
STFT	故障类型	92.31	92.35
	故障程度	94.23	94.11
	故障位置	96.15	96.13

表 7　融合前后对比

Table 7　Comparison before and after fusion

模型	任务	VSM+WLSO		GADF		GASF	
		准确率/%	F_1/%	准确率/%	F_1/%	准确率/%	F_1/%
HDC-CBAM-ResNet34	故障类型	98.08	98.11	90.38	90.44	93.27	92.89
	故障程度	96.15	96.15	89.42	89.29	92.31	92.21
	故障位置	98.08	98.08	92.31	92.38	95.19	95.12

由表 7 结果可得，基于 VSM+WLSO 融合后图像在故障类型、故障程度、故障位置下准确率和 F_1 参数均显著优于单一图像。其中，故障类型分类下，融合后图像准确率分别提升 7.7%和 4.81%；在故障程度和故障位置分类下，融合后图像准确率均提升 2.89%以上。

4.4　分类方法对比

为了证明所提分类方法在变压器绕组类别、程度与位置方面的有效性，本文在相同环境下进行了基于 ResNet34、HDC-ResNet34、CBAM-ResNet34 模型的消融实验，并将这 3 种模型和本文所提出的

模型对图像数据集进行训练，训练结果如图 10 所示。HDC-CBAM-ResNet34 分类模型在故障类型、程度与位置的混淆矩阵如图 11 所示。

由图 10(a)可知，在故障类型的分类中，HDC-CBAM-ResNet34 在训练初期准确率迅速上升至 97%，显著优于其他模型，在第 70 个 epoch 后趋于稳定，并最终收敛于 97%，且损失值在第 30 轮后稳定下降至 0.05 以下。这得益于 HDC 高密度连接增强了特征的复用效率，而 CBAM 模块通过通道与空间注意力机制，精准聚焦了故障区域的纹理与形状差异。

由图 10(b)可知，在故障程度分类中，在整个训练过程，HDC-CBAM-ResNet34 准确率高于其他模型，在第 65 个 epoch 后趋于稳定，最终收敛至 98%，同期损失值降至 0.06 左右，显著优于其他模型。这一阶段模型通过 CBAM 的通道加权机制和 HDC 的跨层特征复用，强化了故障程度的分布特征。

由图 10(c)可知，在故障位置的分类中，HDC-CBAM-ResNet34 模型上升速度最快，在第 70 个 epoch 后趋于稳定并收敛至 99%，而 ResNet34 模型的上升速度最慢。具体地，在第 40 个 epoch 时，HDC-ResNet34 模型的损失值突然下降 0.11%，这是源于密集连接将底层定位特征与高层语义信息深度融合，缓解了特征稀疏问题。而 CBAM-ResNet34 模型在第 40 个 epoch 后出现损失震荡，表明其对故障位置细微变化的敏感度不足。

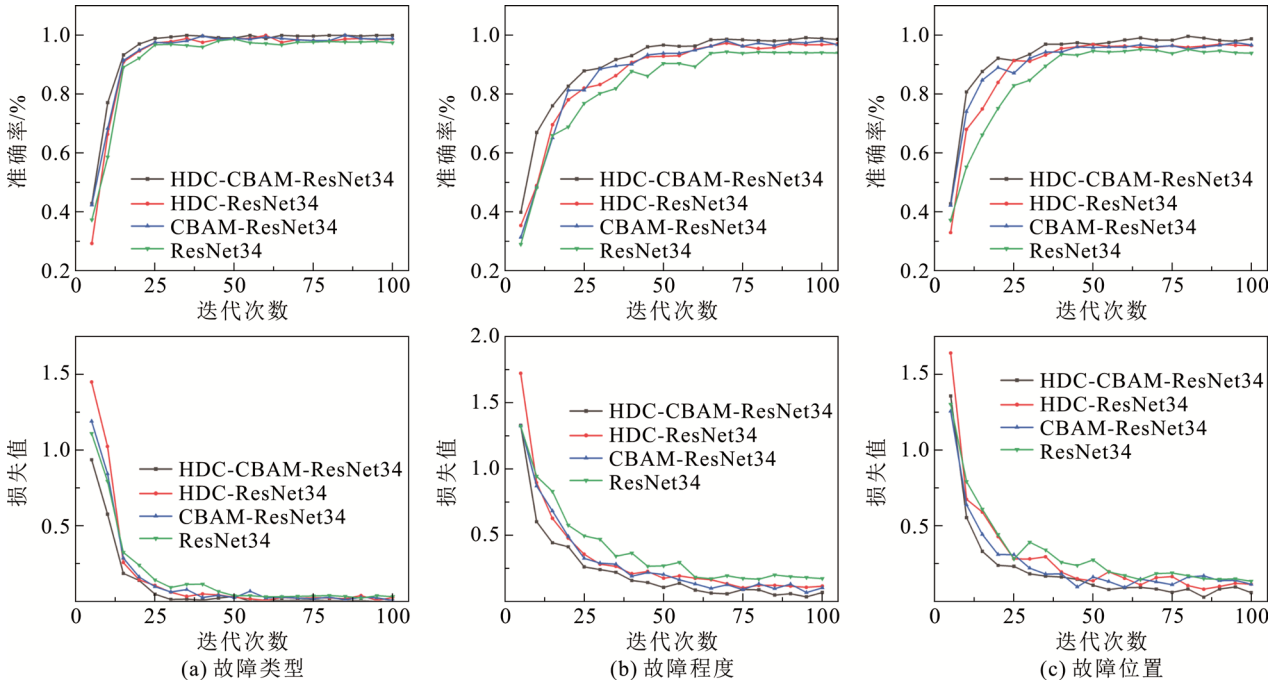


图 10 模型训练结果

Fig.10 Model training results

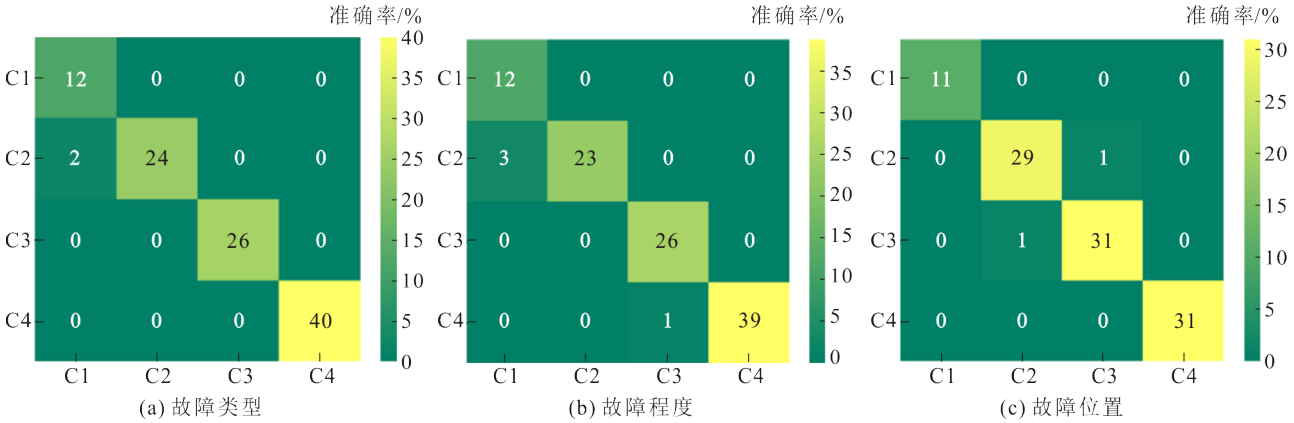


图 11 混淆矩阵

Fig.11 Confusion matrix

由图 11 可知，在故障类型分类中(C1：正常，C2：轴向移位，C3：饼间短路，C4：鼓包翘曲)，仅出现 2 例轴向移位故障被误判为正常的情况，其余类别判别准确率达 100%。在故障程度分类中(C1：正常，C2：中度，C3：轻度，C4：重度)，存在 2 例中度故障误判为正常以及 1 例重度故障误判为轻度的情况，正常与轻度故障判别完全准确。在故障位置分类中(C1：正常，C2：顶部，C3：底部，C4：中部)，仅发生 1 例顶部与底部故障相互误判，中部故障判别准确率保持 100%，且所有正常样本均无任何误判。

为进一步验证本文模型的优越性，本文进一步补充 3 种当前主流模型 DenseNet、Conformer、Swin-Transformer，并通过准确率、F_1 分数 2 个指标对模型性能进行评估，结果如表 8 所示。

1）故障类型分类。根据表 8 的结果可以看出，HDC+CBAM+ResNet34 模型和 CBAM +ResNet34 模型在故障类型检测准确率最高，达到 98.08%，显著优于 HDC+ResNet34(97.12%)、基础 ResNet34 (96.15%)、DenseNet(93.52%)、Conformer(93.52%)及 Swin-Transformer(95.19%)对比模型。而 F_1 参数 HDC+CBAM+ResNet34 模型达到最高，为 98.11%。

2）故障程度分类。在故障程度检测方面，HDC+CBAM+ResNet34 模型的准确率和 F_1 参数依然最高，达到 96.15%和 96.15%，明显高于其他 6 种对比模型，表明该方法可以在不考虑故障类型与位置因素的情况下高性能地实现变压器绕组故障程度检测。

3）故障位置分类。本文所提出的 HDC+CBAM+ResNet34 模型在故障位置检测中的准确率为 98.08%，该结果显著优于 CBAM+ResNet34(95.19%)、HDC+ResNet34(92.31%)和基础 ResNet34(91.35%)，同时也优于 DenseNet(95.37%)、Conformer(94.44%)和 Swin-Transformer(95.19%)，且 F_1 参数也达到最高，为 98.08%。

表 8　不同模型对比结果

Table 8　Comparison of different models

模型	任务	VSMWLS+WLSO	
		准确率/%	F_1/%
ResNet34	故障类型	96.15	96.23
	故障程度	85.58	85.14
	故障位置	91.35	91.26
HDC+ResNet34	故障类型	97.12	97.23
	故障程度	89.42	89.19
	故障位置	92.31	92.08
CBAM +ResNet34	故障类型	98.08	98.09
	故障程度	88.46	88.26
	故障位置	95.19	95.19
HDC+CBAM+ResNet34	故障类型	98.08	98.11
	故障程度	96.15	96.15
	故障位置	98.08	98.08
DenseNet	故障类型	93.52	92.79
	故障程度	87.96	87.31
	故障位置	95.37	96.15
Conformer	故障类型	93.52	92.23
	故障程度	91.67	89.09
	故障位置	94.44	95.27
Swin-Transformer	故障类型	95.19	95.31
	故障程度	89.42	89.18
	故障位置	95.19	95.19

5　结论

本文研究了变压器绕组状态检测方法，并基于模拟测试平台构建了包含典型故障类型、多级故障程度、关键故障位置的故障样本集，通过实验进行对比分析，结论如下：

1）针对单一图像模态特征表现冗余度低的问题，本文提出了一种基于 GAF-VSM-WLSO 的图像融合框架，显著提升了故障信息的可视化表征能力。不同于现有研究，本框架将视觉显著性图引导的加权最小二乘优化算法引入变压器频响图像的融合领域。该框架通过对 GASF(侧重全局结构)和 GADF(侧重局部细节)两类互补图像进行基于显著性权重的自适应融合，有效解决了单一图像模态特征表现冗余度低的问题。通过实验对比分析，融合后的图像在三任务下准确率均高于单一图像，验证了生成的 VSM-WLSO 融合图像不仅保留了频响曲线的整体形态特征，更显著增强了表征故障的关键局部纹理与细节信息。

2）本文提出了一种新型 HDC-CBAM-ResNet34 网络架构，通过协同优化显著增强了模型的故障特征提取与识别能力。区别于常规仅应用基础 CNN 或单一改进模块的方法，本模型以 ResNet34 为骨干，集成了混合扩张卷积(HDC)模块和通道-空间注意力机制(CBAM)模块。前者提供丰富的多尺度特征基础，后者则从中智能筛选并强化最具判别力的关键信息，共同克服了深层网络中特征稀释、噪声干扰以及对故障细微变化敏感度不足的难题。实验验证表明，该协同设计在故障类型、程度及位置识别任务上均实现了 96%以上的高精度与 F_1 分数，性能显著优于对比模型，验证了其在变压器绕组故障

检测中的优越性。

参考文献 References

[1] 荆澜涛，张 野，张 彬，等. 基于改进 LightGBM 混合集成模型的变压器故障识别方法[J]. 高电压技术，2024，50(12)：5289-5300.
JING Lantao, ZHANG Ye, ZHANG Bin, et al. Transformer fault identification method based on improved LightGBM hybrid integration model[J]. High Voltage Engineering, 2024, 50(12): 5289-5300.

[2] KUMAR A, BHALJA B R, KUMBHAR G B. Novel technique for location identification and estimation of extent of turn-to-turn fault in transformer winding[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2023, 70(7): 7382-7392.

[3] REN F Q, KANG Z Y, JI S C, et al. High-frequency ladder network synthesis of transformer winding for its mechanical condition assessment[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2023, 70(6): 6261-6271.

[4] 汲胜昌，王世山，李清泉，等. 用振动信号分析法监测变压器绕组状况[J]. 高电压技术，2002，28(4)：12-13，15.
JI Shengchang, WANG Shishan, LI Qingquan, et al. The application of vibration method in monitoring the condition of transformer winding[J]. High Voltage Engineering, 2002, 28(4): 12-13, 15.

[5] 张 彬，徐建源，陈江波，等. 基于电力变压器振动信息的绕组形变诊断方法[J]. 高电压技术，2015，41(7)：2341-2349.
ZHANG Bin, XU Jianyuan, CHEN Jiangbo, et al. Diagnosis method of winding deformation based on power transformer vibration information[J]. High Voltage Engineering, 2015, 41(7): 2341-2349.

[6] 黄 华，周建国，姜益民，等. 阻抗法和频响法诊断电力变压器绕组变形[J]. 高电压技术，1999，25(2)：70-73.
HUANG Hua, ZHOU Jianguo, JIANG Yimin, et al. Diagnosis of winding deformation of transformer by impedance method and FRA[J]. High Voltage Engineering, 1999, 25(2): 70-73.

[7] 冯 翼，杜好阳，李一木，等. 基于脉冲编码激励超声扩频测距的变压器绕组变形检测技术[J]. 高电压技术，2020，46(11)：3960-3969.
FENG Yi, DU Haoyang, LI Yimu, et al. Transformer winding deformation detection technology based on pulse coded excitation ultrasonic spread spectrum measuring distance[J]. High Voltage Engineering, 2020, 46(11): 3960-3969.

[8] RYDER S A. Diagnosing transformer faults using frequency response analysis[J]. IEEE Electrical Insulation Magazine, 2003, 19(2): 16-22.

[9] 郭 蕾，蔡育宏，张 俊，等. 基于频率响应与图像特征提取的动车组变压器绕组状态诊断方法研究[J]. 铁道学报，2024，46(4)：47-56.
GUO Lei, CAI Yuhong, ZHANG Jun, et al. Research on diagnosis method for state of transformer winding of trainset based on frequency response and image feature extraction[J]. Journal of the China Railway Society, 2024, 46(4): 47-56.

[10] LUDWIKOWSKI K, SIODLA K, ZIOMEK W. Investigation of transformer model winding deformation using sweep frequency response analysis[J]. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, 2012, 19(6): 1957-1961.

[11] 何 平，文习山. 变压器绕组变形的频率响应分析法综述[J]. 高电压技术，2006，32(5)：37-41.
HE Ping, WEN Xishan. Survey of frequency response analysis on winding deformation of transformers[J]. High Voltage Engineering, 2006, 32(5): 37-41.

[12] IEC. Power transformers-part 18: measurement of frequency response: IEC 60076-18: 2012[S]. Geneva, Switzerland: IEC, 2012.

[13] 国家能源局. 电力变压器绕组变形的频率响应分析法：DL/T 911—2016[S]. 北京：中国电力出版社，2016.
National Energy Administration. Frequency response analysis on winding deformation of power transformers: DL/T 911—2016[S]. Beijing, China: China Electric Power Press, 2016.

[14] ALJOHANI O, ABU-SIADA A. Application of digital image processing to detect transformer bushing faults and oil degradation using FRA polar plot signature[J]. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, 2017, 24(1): 428-436.

[15] ZHAO Z Y, YAO C G, TANG C, et al. Diagnosing transformer winding deformation faults based on the analysis of binary image obtained from FRA signature[J]. IEEE Access, 2019, 7: 40463-40474.

[16] 周利军，林 桐，江飞明，等. 频响多级分解与图像特征在自耦变压器绕组故障的应用研究[J]. 高电压技术，2021，47(10)：3617-3625.
ZHOU Lijun, LIN Tong, JIANG Feiming, et al. Application research of autotransformer winding fault by using FRA multi-decomposition and image features[J]. High Voltage Engineering, 2021, 47(10): 3617-3625.

[17] SONG J C, WU X H, QIAN L, et al. PMSLM eccentricity fault diagnosis based on deep feature fusion of stray magnetic field signals[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2024, 73: 3506012.

[18] SHI J C, REN Y, YI J Y, et al. A new multisensor information fusion technique using processed images: algorithms and application on hydraulic components[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2022, 71: 3512712.

[19] 张玉振，吉兴全，彭立岩，等. 基于栈式自编码器和 Softmax 分类器的电力变压器故障诊断[J]. 中国科技论文，2018，13(23)：2694-2699.
ZHANG Yuzhen, JI Xingquan, PENG Liyan, et al. Fault diagnosis for power transformer using stacked auto-encoders and Softmax regression[J]. China Sciencepaper, 2018, 13(23): 2694-2699.

[20] 石 鑫. 基于深度学习的变压器故障诊断技术研究[D]. 北京：华北电力大学，2016.
SHI Xin. Research on transformer fault diagnosis technology based on deep learning[D]. Beijing, China: North China Electric Power University, 2016.

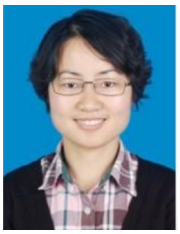
[21] ABEYWICKRAMA N, SERDYUK Y V, GUBANSKI S M. High-frequency modeling of power transformers for use in frequency response analysis (FRA)[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2008, 23(4): 2042-2049.

[22] XIAO R, ZHANG Z L, DAN Y H, et al. Multifeature extraction and semi-supervised deep learning scheme for state diagnosis of converter transformer[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2022, 71: 2508512.

[23] KUMAR P S, FREDO AGASTINOSE RONICKOM J. Emotion classification through optimal segments of EDA and texture analysis of time-encoded images with artificial intelligence[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2025, 74: 2501615.

[24] LIANG H P, CAO J, ZHAO X Q. Average descent rate singular value decomposition and two-dimensional residual neural network for fault diagnosis of rotating machinery[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2022, 71: 3512616.

[25] ZHANG C Y, BENGIO S, HARDT M, et al. Understanding deep learning (still) requires rethinking generalization[J]. Communications of the ACM, 2021, 64(3): 107-115.



郭 蕾(通信作者)
1981—，女，博士，副教授，硕导
主要从事电气设备状态检测与故障诊断的研究
E-mail: guolei_mail@swjtu.cn

GUO Lei
Ph.D.
Associate professor
Corresponding author

收稿日期 2025-05-08 在线出版日期 2025-08-21 编辑 卫李静