

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.231410

基于信息熵理论对变压器光纤传感器声探测信号的特征提取及识别研究

郑海龙¹, 吕桂贤², 江覃晴², 赵文彬¹, 王斌³, 楚彭浩³, 赵慧光³

(1. 上海电力大学电气工程学院, 上海 200020; 2. 上海电力大学电子与信息工程学院, 上海 201306;
3. 国网河南省电力有限公司新乡供电公司, 河南 新乡 453000)

摘要: 光纤传感器以其灵敏度高、不受电磁干扰等特点得到了广泛的研究应用, 但在对变压器故障声信号的采集过程中也存在噪声成分含量较高、信号特征提取不易或无法提取的缺点。为此, 提出利用信息熵理论对变压器故障声信号进行特征提取分析, 并基于支持向量数据描述(support vector data description, SVDD)对求取的特征量进行识别研究。在实验室搭建了变压器故障声信号实验与探测平台, 采集3种典型放电模型的声信号, 基于信息熵理论, 选取模糊熵、能量熵、奇异谱熵和功率谱熵等对滤波后的声信号进行特征提取, 形成识别特征向量。最后, 利用SVDD算法对求取的特征量进行识别研究。实验结果显示, 基于信息熵理论提取的故障声信号特征量识别正确率均达到90%以上, 优于传统时频域特征提取和基于小波变换的特征提取方法, 证明了所提出方法的可行性。

关键词: 变压器; 光纤传感器; 信息熵理论; 特征提取

Feature extraction and recognition of transformer fiber optic sensor acoustic detection signals based on information entropy theory

ZHENG Hailong¹, LÜ Guixian², JIANG Tanqing², ZHAO Wenbin¹, WANG Bin³, CHU Penghao³, ZHAO Huiguang³

(1. College of Electrical Engineering, Shanghai University of Electric Power, Shanghai 200020, China; 2. College of Electronics and Information Engineering, Shanghai University of Electric Power, Shanghai 201306, China;
3. Xinxiang Power Supply Company, State Grid Henan Electric Power Co., Ltd., Xinxiang 453000, China)

Abstract: Fiber optic sensors have been extensively researched and widely applied because of their high sensitivity and immunity to electromagnetic interference. However, in the process of collecting fault acoustic signals from transformers, there is a drawback of relatively high noise content, making signal feature extraction difficult or sometimes impossible. To address this issue, this paper proposes to use information entropy theory for feature extraction analysis of transformer fault acoustic signals and conduct recognition research on the extracted features based on support vector data description (SVDD). An experimental platform for collecting transformer fault acoustic signals is built in the laboratory, and signals from three typical discharge models are acquired. Based on information entropy theory, four types of entropy values, including fuzzy, energy, singular spectrum and power spectrum entropy, are selected to extract features from the filtered acoustic signals, forming recognition feature vectors. Finally, the SVDD algorithm is employed to study the recognition of the extracted features. The results demonstrate that the recognition accuracy of the extracted fault acoustic signal features exceeds 90%, surpassing traditional time-frequency domain feature extraction and wavelet transform-based feature extraction methods. This confirms the feasibility of the proposed approach.

This work is supported by the National Key Research and Development Program of China (No. 2021YFB2401100).

Key words: transformer; optical fiber sensor; information entropy theory; feature extraction

基金项目: 国家重点研发计划项目资助(2021YFB2401100); 河南省电力公司科技项目资助(521740220001)

0 引言

电力变压器是电力系统的核心设备之一, 运行状态的好坏将直接影响电力系统的稳定性^[1-4]。由于其电压高、运行时间长、故障影响范围大, 因此对变压器进行监测和诊断, 提前发现并消除故障隐患对保证电力系统的安全稳定运行具有重要意义^[5-7]。

一般而言, 有经验的工作人员通过人耳对变压器运行声音进行判断, 就可以发现一部分严重的缺陷。为了总结类似经验, 研究者们利用声纹检测技术对电气故障的声音特征进行了描述和归纳, 取得了一定的成果^[8-14]。

电气设备工作环境复杂, 高场强、高电磁干扰等因素极易引起收音设备的灵敏度和绝缘受损等^[15], 课题组基于无源光纤传感器技术对变压器内部声纹和振动开展了研究^[16-18]。在利用无源光纤传感器对变压器内部声纹进行探测研究时, 发现光纤传感技术具有灵敏度高、寿命长和抗电磁干扰能力强等优点, 但是由于光纤受环境因素影响较大, 因此测得的声信号中包含很大的噪声分量, 当放电信号较弱时, 可能被淹没在背景噪声中, 使信号的特征量难以或无法提取, 对故障的识别诊断造成影响, 所以从光纤传感器的复杂信号中提取关键的数据特征对保证故障诊断的正确性十分重要。

信息熵理论是对信源信息进行定量描述的一种方法^[19-20], 最初主要用于解决通信问题, 经过不断发展已经广泛应用于各个科学研究领域^[21-27]。文献[28]利用过程功率谱熵对转子的振动故障进行诊断, 得到了不错的结果; 文献[29]基于信息熵理论对实时测量信号进行研究, 在提高信号时域测量的精度和速度方面作出了一定贡献; 文献[30]提出利用多分辨高阶奇异谱熵分析方法对局部放电进行分析, 求取了3种典型缺陷特高频信号的熵特征, 获得了较高的识别率。变压器在运行时其声信号既具有外在的确定性, 表现为重复的工频和其倍频振动, 又具有内在的不确定性, 表现为突发性的放电故障, 是一种非线性和非平稳的信号, 故障和非故障情况下其声信号所包含的信息量具有明显的差异性。针对光纤传感器信号测量中噪声含量较大导致特征提取不易和识别率低的问题, 提出利用信息熵理论对变压器的声信号进行多熵特征提取, 构成识别特征向量, 对故障进行识别研究。在实验室搭建了光纤传感器声探测系统和3种典型变压器放电模型的实验平台对所提出方法进行验证, 结果表明所提方法的识别正确率要优于传统时频域特征提取和基于小波变换的特征提取方法, 具有可行性和优越性, 为

变压器非电量保护进一步研究提供参考。

1 理论模型与实验平台

1.1 信息熵理论及其应用

根据信息熵理论, 假设 S 是一个可测集合类 X 生成的 σ 代数和具有 μ 测度、 $\mu(S)=1$ 的勒贝空间, 且该空间可以表示为其有限划分 $(P = \{P_i\})$ 中互不相容集合的形式, 即 $S = \sum_{i=1}^n P_i$, 且 $P_i \cap P_j = \emptyset, \forall i \neq j$ 。则该有限划分 P 的信息熵可以表示为

$$H(P) = -\sum_{i=1}^n \mu(P_i) \log \mu(P_i) \quad (1)$$

式中, $\mu(P_i)$ 是集合 P_i 的测度。对数函数底数是根据测量信息的单位进行确定的。为了便于对信息量进行描述, 选择以自然对数来进行计算, 所得计算单位为奈特。

由此可知, 信息熵是用来描述信源输出信息不确定程度和事件发生随机性的量度指标, 信息熵越大表示系统的不确定性越高, 包含的信息量越多。对系统信息进行分析时, 可以从信息熵理论的角度对信源信息进行量化计算, 能够避免系统中其他不确定因素的影响。例如, 为了对信号中所包含的信息进行量化对比, 选取4种信息量不同、复杂度不同的信号, 将信号中每种取值所占比重作为划分测度 $\mu(P_i)$, 根据信息熵的定义进行计算, 可得

$$\begin{cases} y_1 = \cos(2\pi f_i t) + \cos(\pi f_i t + \frac{\pi}{3}) \\ y_2 = y_1 + \frac{N}{2} \\ y_3 = y_1 + 0.1 \cos(3\pi f_i t) + 0.3 \cos(4\pi f_i t) \\ y_4 = 0.3 y_1 \end{cases} \quad (2)$$

式中: y_1 表示原始信号; y_2 表示在原始信号中添加噪声; y_3 表示信号的频率组成成分发生变化; y_4 表示信号的幅值发生改变; N 为随机数构成的噪声信号。当 f_i 取 10, 采样频率取 1 kHz 时, 计算各信号的信息熵值得到如表 1 所示结果。

表 1 仿真信号的信息熵计算值

Table 1 Values of information entropy for simulated signals

信号序号	y_1	y_2	y_3	y_4
信息熵值	3.79	4.89	4.13	4.37

由表 1 可知, 当信号在包含有噪声、频率组成成分发生变化、信号幅值改变时, 所计算出的信息熵值都会发生相应变化, 能够明显地从整体上区分不同类型的信号。

变压器在运行过程中不断向外界辐射声信号,

正常运行时受电磁力的作用铁芯和箱体会呈现出有规律的振动，声信号主要集中在 100 Hz 及其倍频分量，而发生放电故障时将导致某些特定频段的信号发生较大变化，使信号的复杂程度改变，声信号在故障前后所包含的信息量也发生变化，基于信息熵理论所计算出的熵值将分布在不同的区间。因此本文基于信息熵理论并通过选取表征信号不同特性的熵值来对变压器故障声信号进行特征提取，用于判断其是否故障及故障类型。

1.2 放电故障模拟实验平台

针对电力变压器中存在的金属部件缺陷放电、

绝缘介质间的气隙放电以及内部高场强部分的滑闪放电等典型局部放电故障，在实验室环境下构建了 3 种相应的放电模型来进行故障模拟，具体的放电模型装置如图 1 所示。图 1(a)是尖-板放电模型，其中针形电极直径为 0.4 mm，尾部呈 30°的尖端，上极板为绝缘板，下极板为边长 80 mm 的黄铜板，针形电极和极板间距离为 2 mm；图 1(b)为气隙放电模型，尖-板电极之间夹有一个含气隙的绝缘块，绝缘块直径为 20 mm；图 1(c)为沿面放电模型，电极之间为直径 20 mm 的实心绝缘块，边缘光滑。

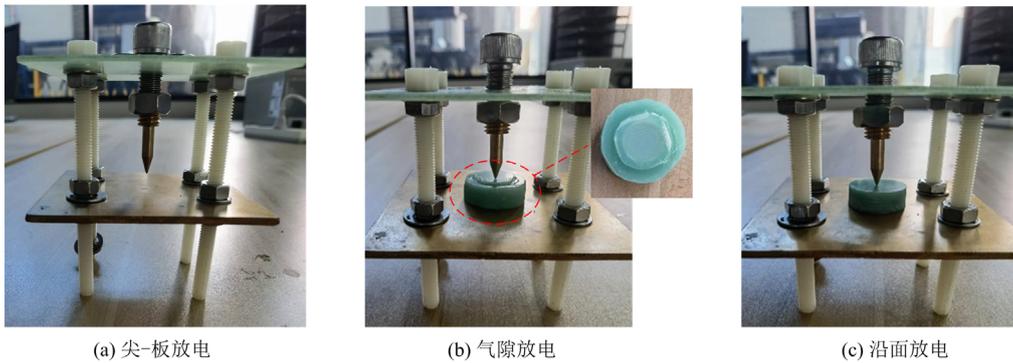


图 1 变压器故障实验模型

Fig. 1 Transformer fault test model

为了便于实验测量，针对 500 kV 及以上大型变压器，在实验室搭建了 116 cm×110 cm×96 cm 的单绕组实验变压器，其内部主要为铁芯、夹具和绕组等部件，具体如图 2 所示。



图 2 实验变压器内部结构图

Fig. 2 Internal structure of experimental transformer

整个放电回路采用并联连接进行测试，将放电模型置于变压器油箱中，利用光纤传感器系统进行变压器放电声信号的采集工作。为确保放电信号来自于系统放电模型，利用局部放电检测仪对整个系统进行局部放电量的测量，检测仪器型号为 JF-A01D，检测带宽为 20~200 kHz，采用标准为 IEC60270:2000。

未接试品前，利用间接校准法进行局部放电量校准，将校准脉冲发生器调至 50 pC 接入检测回路，测得实验回路的背景局放量在 5 pC 左右。取走脉冲发生器，将试品接入回路，加电压后局部放电检测仪上测得超过 5 pC 的数据即放电模型的局部放电量。整体实验回路如图 3 所示。

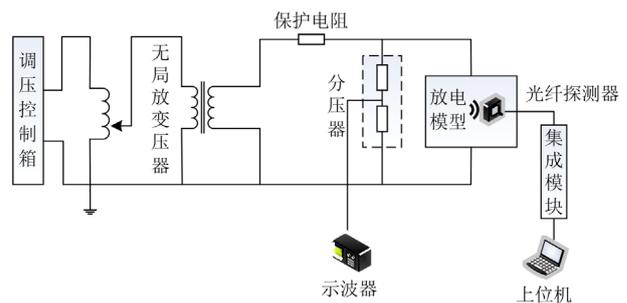


图 3 变压器放电模型实验回路

Fig. 3 Test circuit of transformer discharge model

1.3 光纤传感器声探测平台

为了对变压器放电模型产生的声信号进行分析，本文基于分布式反馈光纤传感技术，搭建了基于光纤传感的变压器声信号采集平台，采集系统原理及实物如图 4 所示。

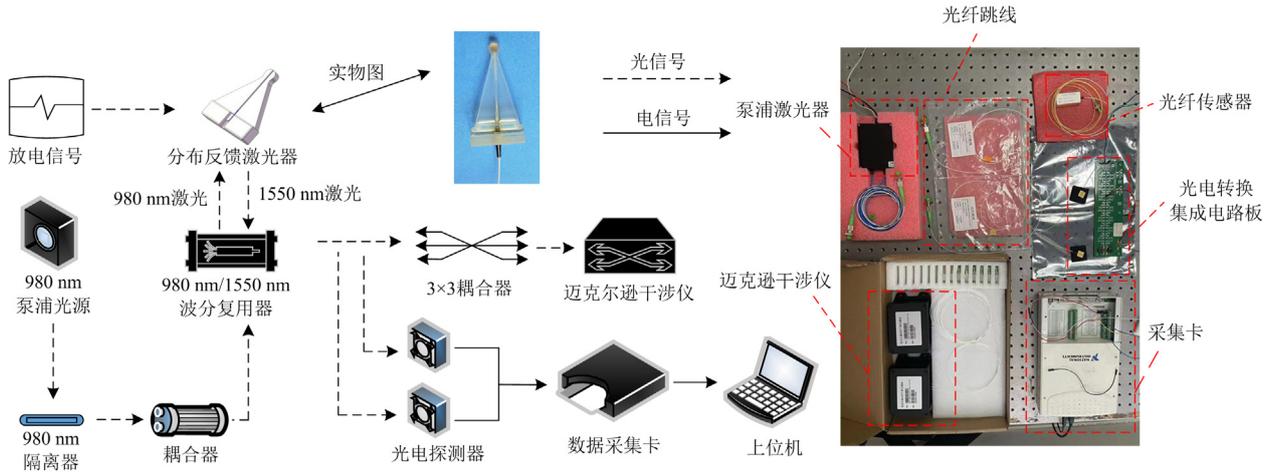


图4 基于光纤传感技术的放电声信号采集系统

Fig. 4 A discharge acoustic signal acquisition system based on fiber optic sensing technology

整个声采集系统主要由分布反馈激光器、泵浦光源、波分复用器、迈克尔逊干涉仪、光电探测器以及其他辅助模块构成。其中泵浦光源为 980 nm 泵浦激光器, 采用低压电源进行供电, 输出光功率最大为 20.10 dBm; 迈克尔逊干涉仪使用中心波长为 1550 nm 的单模光纤, 以减少外界环境光的干扰; 采集卡采用 NI 公司的 USB6251 型号采集卡, 迈克尔逊干涉仪两臂臂长差值为 1 m。

泵浦光源发出 980 nm 的激光, 经处理后注入分布反馈激光器产生 1550 nm 的激光, 在外界信号作用下分布反馈激光器内部的光纤光栅长度和折射率发生变化, 使输出光信号的中心波长产生漂移。携带信号的光经波分复用器分光后引入迈克尔逊干涉仪, 从而抵消耦合器输出光偏振态的随机变化, 稳定了信号的可见度。最后利用光电探测器引出 3×3 耦合器的两路输出信号, 通过数据采集卡采集信号传输到上位机, 在上位机中对采集到的信号进行解调分析, 就可以得知放电声信号的变化过程。

2 信号的预处理与熵特征提取

2.1 预处理去噪

变压器复杂的运行环境导致声信号在采集时不可避免地受到噪声的影响, 而光纤传感器较高的灵敏度使噪声的含量更高, 因此必须对原有信号进行预处理去噪。本文基于自适应白噪声完备集经验模态分解(complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise, CEEMDAN)方法对信号进行去噪处理。

CEEMDAN 是基于经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)的一种改进方法, 通过在

模态分解的各个阶段自适应添加白噪声信号, 避免了 EMD 方法存在的模态混叠缺陷, 其具体分解步骤如下^[31]。

1) 向原始信号 $X(t)$ 中加入标准差为 ε 且满足标准正态分布的高斯白噪声 $n(t)$, 第 i 次添加高斯白噪声后得到的信号为: $x_0^i(t) = x(t) + \varepsilon_0 n^i(t)$, 对该信号进行 EMD, 得到每个信号的固有模态分量(intrinsic mode function, IMF)和其残余分量。

2) 对分解得到的 N 个模态分量进行加总平均, 得到最终的 $IMF_1(t)$ 。

$$IMF_1(t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N IMF_1^i(t) \quad (3)$$

3) 计算第一个残余分量 $C_1(t)$ 。

$$C_1(t) = x(t) - IMF_1(t) \quad (4)$$

4) 在 $C_1(t)$ 中加入正负成对的高斯白噪声得到新的信号, 并以新信号为载体进行 EMD, 得到 $IMF_2(t)$ 。

$$IMF_2(t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N E_1[C_1(t) + \varepsilon_1 E_1(n^i(t))] \quad (5)$$

文中, $E(\cdot)$ 表示对内容进行 EMD。

5) 计算第二个残余分量 $C_2(t)$, 并重复上述步骤, 直至残余分量为不可再分解的单调函数。若经 f 次分解后不可再进行分解, 则此时原信号被分解为

$$x(t) = \sum_{f=1}^F IMF_f(t) + C_f(t) \quad (6)$$

由于迭代误差的累计和信号本身噪声的影响, 经 CEEMDAN 后得到的固有模态分量通常只有几

个与原始信号的相关性较高,其余为产生的虚假分量和噪声分量,因此本文利用相关系数对分解出的IMF分量进行筛选。首先,对原始信号进行CEEMDAN,得到各阶IMF分量;然后计算各阶分量与原始信号之间的相关系数,采用阈值筛选的方法对固有模态分量进行筛选;剔除相关性较差的分量后对信号进行相加重构,得到去噪后的信号。

2.2 熵特征提取

基于信息熵理论,本文选用衡量时间序列复杂程度的模糊熵、反映信号在频域上能量分布情况的能量熵、反映时域信号序列在奇异谱划分下各个模式不确定程度的奇异谱熵以及对信号在频域上各个频段能量分布复杂程度进行定量描述的功率谱熵作为特征量,从声信号的复杂性、能量分布情况以及能量分布复杂程度等方面反映变压器声信号的特征。

1) 模糊熵

对于时间序列 $x(n) = x(1), x(2), \dots, x(N)$, 按序号分割成一组 m 维的向量序列 \mathbf{X}_i^m , 如式(7)所示。

$$\mathbf{X}_i^m = \{x(i), x(i+1), \dots, x(i+m-1)\} - \frac{1}{m} \sum_{k=0}^{m-1} x(i+k) \quad (7)$$

式中, $i = 1, 2, \dots, N - m + 1$ 。

记 $d_{i,j}^m$ 为 \mathbf{X}_i^m 和 \mathbf{X}_j^m 之间的切比雪夫距离, 通过指数模糊函数 $\mu(d_{i,j}^m, n, r)$ 来衡量两者之间的相似度

$D_{i,j}^m$, 则 $D_{i,j}^{m,n,r} = e^{-\frac{(d_{i,j}^m)^n}{r}}$, 其中 n 为边界梯度, r 为相似容限, 定义:

$$\phi^{m,r,n} = \frac{1}{N-m} \sum_{i=1}^{N-m} \left[\frac{1}{N-m-1} \sum_{j=1, j \neq i}^{N-m} D_{i,j}^{m,n,r} \right] \quad (8)$$

则对于有限长时间序列, 其模糊熵 M 的计算如式(9)所示。

$$M = \ln \phi^{m,r,n} - \ln \phi^{m+1,r,n} \quad (9)$$

2) 能量熵

对信号 $x(n)$ 进行 CEEMDAN, 得到多阶 IMF 分量, 计算各阶 IMF 分量在总能量中占的比重, 得到相应的概率密度分布函数, 根据信息熵的定义计算信号的能量熵 E 。

$$E = - \sum_{k=1}^l \mu(E_k) \log \mu(E_k) \quad (10)$$

式中: $\mu(E_k)$ 为能量熵的划分测度, 表示第 k 阶 IMF 分量占总能量的比重; l 为分解得到的 IMF 阶数。

3) 奇异谱熵

对系统的时域信号序列进行相空间重构, 设定

窗口长度 o , 将原始时间序列数据 $x(n)$ 处理成轨迹矩阵 \mathbf{J} 。

$$\mathbf{J} = \begin{bmatrix} x_1 & x_2 & \cdots & x_{N-o+1} \\ x_2 & x_3 & \cdots & x_{N-o+2} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x_o & x_{o+1} & \cdots & x_N \end{bmatrix} \quad (11)$$

对矩阵 \mathbf{J} 进行奇异值分解得到矩阵的奇异值谱 $\{\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, \dots, \lambda_q\}$, 计算各奇异值在奇异值谱中的占比, 得到相应的概率密度分布函数, 并代入信息熵的公式计算其奇异谱熵 Q 。

$$Q = - \sum_{p=1}^q \mu(Q_p) \log \mu(Q_p) \quad (12)$$

式中: $\mu(Q_p)$ 为奇异谱熵的划分测度, 表示第 p 个奇异值占总奇异值谱的比重; q 为奇异值谱中非 0 奇异值的个数。

4) 功率谱熵

对于时间序列 $x(n)$ 进行离散傅里叶变换, 计算信号的功率谱, 求出各个频段能量在总能量中的占比, 得到相应的概率密度分布函数, 通过信息熵的公式可计算信号功率谱熵 W 。

$$W = - \sum_{u=1}^v \mu(W_u) \log \mu(W_u) \quad (13)$$

式中: $\mu(W_u)$ 为功率谱熵的划分测度, 表示第 u 个频段的能量占总能量的比重; v 为划分的频段阶数。

在计算模糊熵时, 设定嵌入维度 m 为 2, 相似容限 r 为 0.15, 边界梯度 n 为 2, 根据数据处理结果对相关参数进行优化^[32]; 在计算奇异谱熵时, 占比较大的奇异值主要分布在奇异值谱的前几位, 因此选取前 11 位占比较大的奇异值进行分析; 在计算功率谱熵时, 由于高频段信号十分微弱, 因此对信号按照 100 Hz 为一个频段间隔进行划分, 主要分析 1000 Hz 以下各频段能量的分布情况。将得到的各熵值构成特征向量 $\mathbf{S} = [M, E, Q, W]$, 并作为变压器声信号的特征量进行故障识别研究。

3 实验结果分析

3.1 数据分析

基于上述实验平台对变压器故障声信号进行采集, 得到不同类型的变压器故障数据。以尖-板放电声信号为例对数据进行处理分析, 选取 100 000 个采样点, 典型的尖-板放电声信号如图 5 所示。

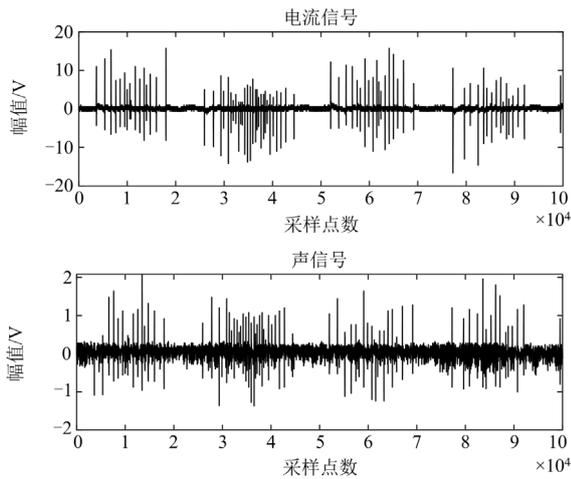
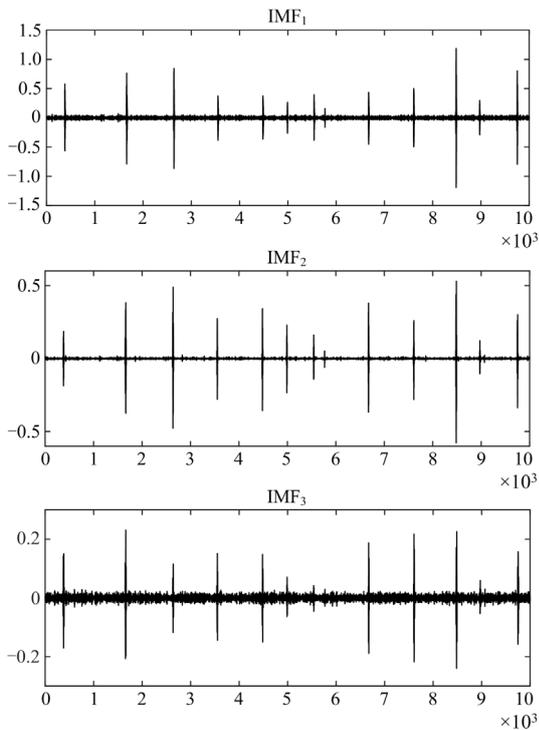
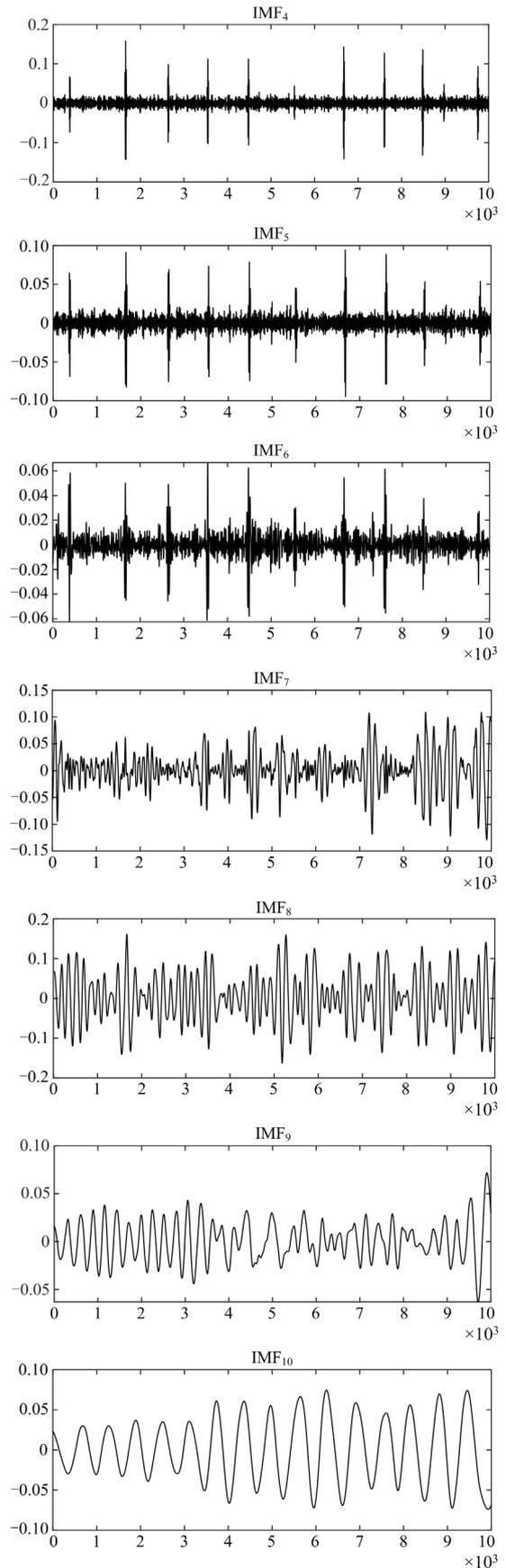


图 5 尖-板放电信号图

Fig. 5 Tip-plate discharge signal diagram

为了兼顾响应速度和处理时间, 将测得的长信号进行分段, 截取 10 000 个数据点进行分析。对含有噪声的原始信号进行滤波处理, 设置附加噪声标准差和信号标准差之比为 0.2, 信号的平均次数为 70, 最大迭代次数为 500, 经 CEEMDAN 后得到 13 个 IMF 分量和 1 个分解余量, 如图 6 所示。

通过 CEEMDAN 把非平稳信号分解为多个平稳信号分量之和, 每个分量反映原始信号中存在的一种固有模态分量, 得到信号在不同频段上的分布特点。为了筛选出与原始信号相关性较高的分量, 对数据样本进行计算分析, 发现将阈值设定在 0.28



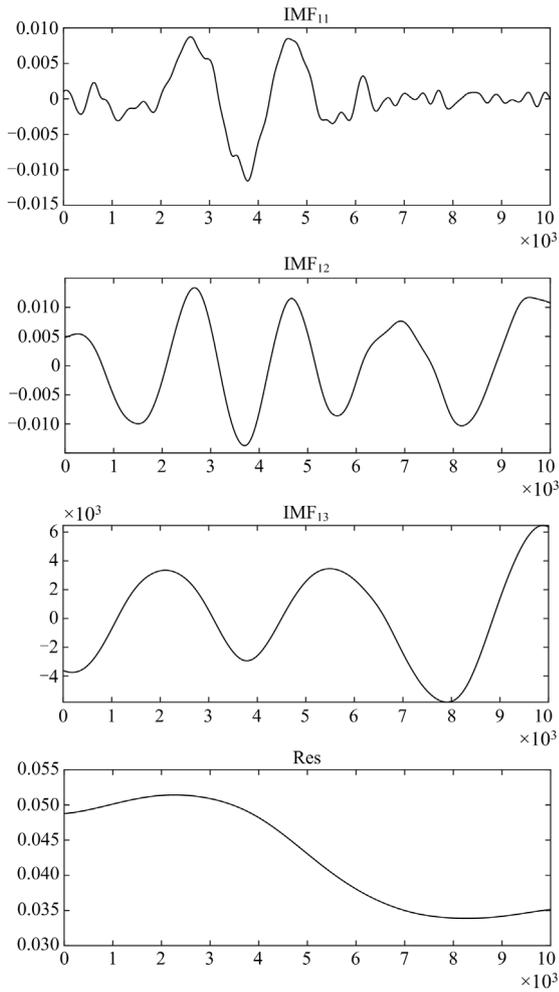


图6 尖-板放电信号 CEEMDAN 图

Fig. 6 CEEMDAN diagram of tip-plate discharge signal

时可以较好地筛选出与原始信号相关性较高的分量。对各阶 IMF 分量进行相关系数计算，得到如表 2 所示的结果。

筛选后的 IMF 分量分别为 IMF₁、IMF₇、IMF₈、IMF₁₀。将筛选后的 IMF 分量进行相加重构得到滤波后的信号，滤波后信号与原始信号的对比如图 7 所示，可以明显看出原始信号中的噪点被消除以及信号中的噪声冲击量减小。

表 2 各阶 IMF 分量相关系数计算值

Table 2 Values of correlation coefficients for IMF components

IMF 阶数	相关系数值	IMF 阶数	相关系数值
1	0.385	8	0.708
2	0.180	9	0.278
3	0.166	10	0.341
4	0.143	11	0.103
5	0.116	12	0.089
6	0.120	13	0.042
7	0.605	Res	0.036

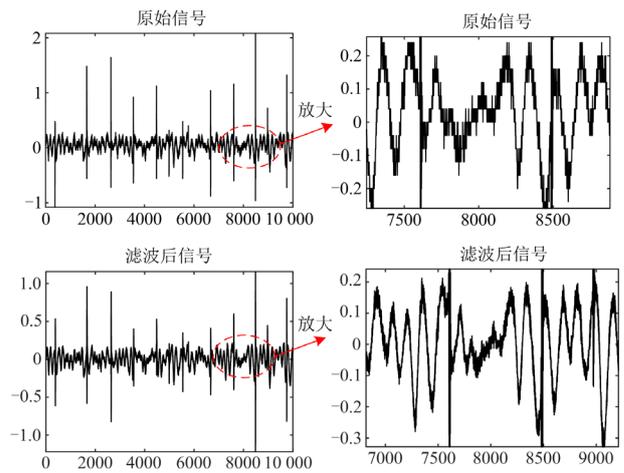
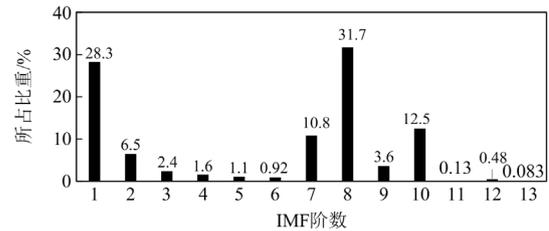


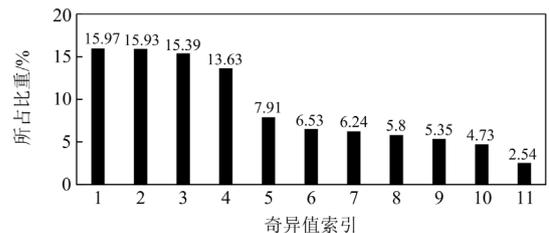
图7 滤波前后信号对比图

Fig. 7 Comparison of signals before and after filtering

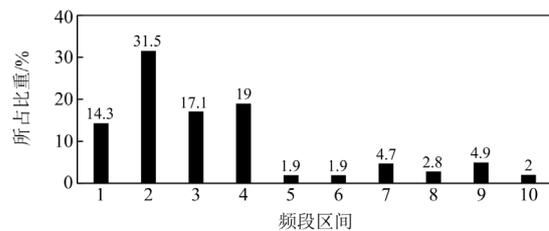
按照第 2.2 节所描述的特征提取方法对放电声信号进行计算。计算能量熵、奇异谱熵和功率谱熵时所对应的各阶 IMF 分量占总能量的比重分布、各奇异值占总奇异值谱的比重分布、各频段能量占总能量的比重分布如图 8 所示。



(a) 各阶IMF分量占总能量比重分布



(b) 各奇异值占总奇异值谱比重分布



(c) 各频段能量占总能量比重分布

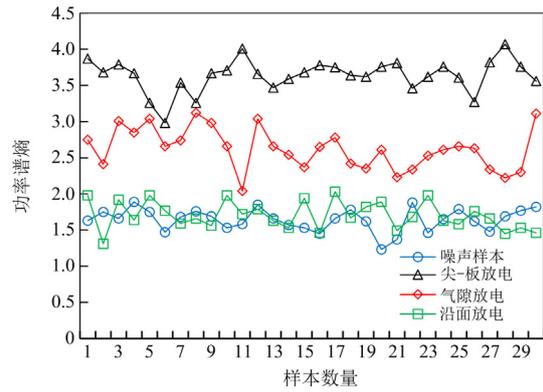
图8 不同熵值划分测度比重分布图

Fig. 8 Distribution of weights for entropy value partition measures

由图 8(a)可以看出, IMF₁、IMF₇、IMF₈、IMF₁₀ 在总能量中所占比重较大, 与阈值筛选的结果相同, 符合预期结果; 由图 8(b)可知, 所选定的奇异值在整个奇异值谱中都占有一定分布, 其中前几位奇异值所代表的模式数在模式总数中占主要地位; 由图 8(c)可知, 信号能量分布主要集中在低频段区域, 高频段部分总体占比较少。

对变压器不同类型的故障进行上述分析, 选定 30 个样本数据, 计算得到不同样本的部分特征值, 如图 9 所示。

分析图 9(a)可知, 不同放电形式和噪声样本的模糊熵存在明显差异性, 噪声样本的时间序列复杂,



(d) 各类型样本功率谱熵分布

图 9 部分样本特征值计算结果图

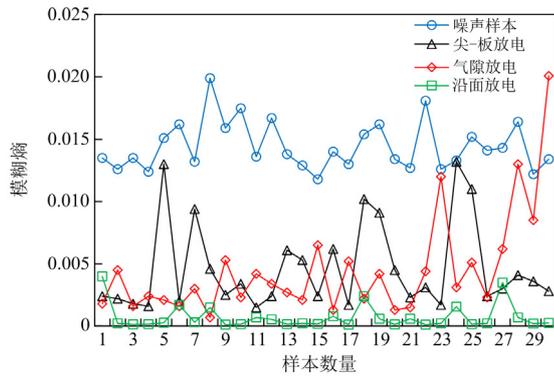
Fig. 9 Partial sample feature value calculation result graph

计算得到的模糊熵值更大, 可以很好地与放电类型信号区分开; 由图 9(b)可知, 不同类型样本的能量熵值存在交叉现象, 这是因为信号时频域上子频带的能量分布具有一定相似性, 因此计算结果出现部分重叠, 但对比图 9(c)和图 9(d)可以看出, 除少数极值外, 尖-板放电信号的奇异谱熵和功率谱熵要高于气隙放电和沿面放电, 而气隙放电的奇异谱熵和功率谱熵高于沿面放电, 不同放电类型之间的特征熵值存在不同分布, 能够进行较好地地区分, 因此可以通过所提出的熵特征值之间的差异性对变压器放电声信号的类型进行识别。

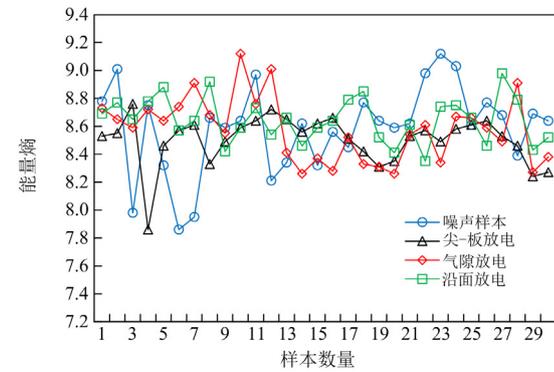
3.2 放电故障识别

支持向量数据描述(support vector data description, SVDD)是一种基于支持向量的单分类算法, 其主要思想是通过非线性映射, 将原始训练样本映射到高维特征空间, 在高维空间中建立一个半径最小的超球体来尽量多地将样本数据包括在内, 形成一个数据筛选的边界条件, 当识别一个新数据的类别时, 通过判断其是否处于超球体内部即可进行分类。本文基于 SVDD 算法来实现对变压器局部放电故障类型的分类识别。

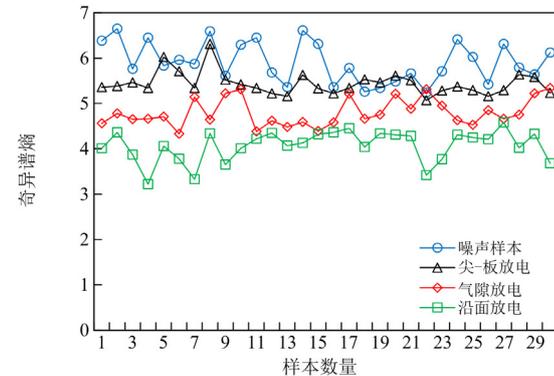
选取 240 个不同放电故障样本作为 SVDD 的训练集数据, 设置 SVDD 核函数为高斯核函数, 核参数 gamma 为 1.64, cost 为 0.9, 采用 PSO 算法对模型计算进行优化, 最大迭代次数为 50。选取测试样本 120 个, 正常噪声信号、尖-板放电信号、气隙放电信号、沿面放电信号各 30 个, 编号为 1—30、31—60、61—90、91—120, 在训练好的 SVDD 模型中进行测试, 得到的分类识别结果如图 10 所示。



(a) 各类型样本模糊熵分布



(b) 各类型样本能量熵分布



(c) 各类型样本奇异谱熵分布

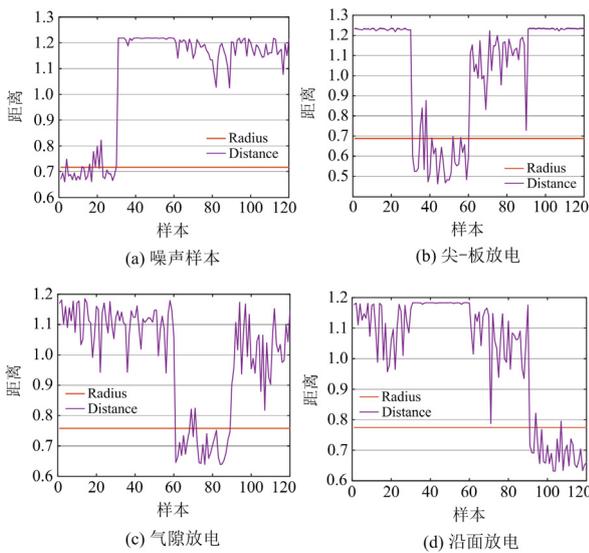


图 10 SVDD 分类识别结果

Fig. 10 Results of SVDD classification and recognition

图 10 中直线表示 SVDD 模型根据样本数据所计算的数据筛选边界条件, 即超球体的半径, 分别为 0.72、0.69、0.76、0.77, 横轴为测试样本个数, 纵轴表示样本点与 SVDD 模型所划分的超球体球心之间的距离, 当距离计算值在直线以下时, 则表示该样本点被归类为目标类别, 当距离计算值在直线以上时, 则表示该样本点为非目标类别样本。由图 10 可以看出, 对编号样本进行识别分析时, 除个别目标样本识别有误外, 非目标样本都进行了正确的归类, 这表明所选择的特征向量可以对目标样本和非目标样本进行有效区分。计算结果显示, 噪声样本、尖-板放电、气隙放电、沿面放电的识别正确率分别为 98.3%、93.3%、95.0%、97.5%, 均达到了较高水准, 当样本数量更大时, 将可以得到更加准确的分析识别结果。

本文基于传统时频域特征提取和小波变换特征提取方法对所测得的声信号进行了识别验证, 3 种特征提取方法的识别正确率如表 3 所示。

表 3 3 种特征提取方法对各类样本的识别正确率

Table 3 Recognition accuracy of three feature extraction methods for different types of samples

特征提取方法	不同声信号样本的识别正确率/%			
	噪声样本	尖-板放电	气隙放电	沿面放电
基于信息熵理论的特征提取	98.30	93.33	95.00	97.50
传统时频域特征提取	93.20	89.60	85.58	90.50
基于小波变换特征提取	91.30	90.70	92.60	94.10

分析表 3 中数据可知, 基于信息熵理论的特征提取方法对不同声信号的识别正确率均在 90% 以上, 明显优于其他两种方法, 平均识别正确率比小波变换方法提高了约 4%, 比传统时频域特征提取方法提高了约 6%, 证明了本文所提出方法的优越性。

4 结论

本文通过试验研究得到如下几点结论。

1) 针对变压器光纤传感器探测的声信号特征提取不易的缺点, 提出了基于信息熵理论的特征提取方法, 并通过实验研究验证了所提方法的可行性。

2) 利用 CEEMDAN 可以对非平稳信号进行自适应处理, 通过设定相关系数阈值, 筛选分解得到的各阶 IMF 分量, 剔除与原始信号相关性较低的分量, 对满足条件的 IMF 分量进行相加重构, 可以实现对原始信号的预处理去噪。

3) 基于信息熵理论对故障声信号进行特征提取, 从时域、频域以及能量分布特性等角度反映信号的特点, 特征提取方法具有数据维度少和抗噪能力强的优点; 利用 SVDD 算法对变压器故障声信号进行识别诊断, 基于信息熵理论的特征提取方法比传统时频域特征提取和基于小波变换特征提取方法的识别正确率有了明显提高。

参考文献

[1] 马波, 李林, 李奇超. 变压器典型局部放电信号辨识研究[J]. 信阳师范学院学报(自然科学版), 2023, 36(2): 280-286.
 MA Bo, LI Lin, LI Qichao. Recognition research of typical partial discharge signal of transformer[J]. Journal of Xinyang Normal University (Natural Science Edition), 2023, 36(2): 280-286.

[2] 范慧芳, 咸日常, 王涛, 等. 改进朴素贝叶斯模型在电力变压器故障定位中的应用[J]. 高压电器, 2023, 59(2): 190-197.
 FAN Huifang, XIAN Richang, WANG Tao, et al. Application of improved naive bayes model in fault location of power transformer[J]. High Voltage Apparatus, 2023, 59(2): 190-197.

[3] 龚泽威一, 饶桐, 王钢, 等. 基于改进粒子群优化 XGBoost 的变压器故障诊断方法[J]. 高压电器, 2023, 59(8): 61-69.
 GONG Zewei, RAO Tong, WANG Gang, et al. Fault diagnosis method of transformer based on improved particle swarm optimization XGBoost[J]. High Voltage Apparatus, 2023, 59(8): 61-69.

[4] 李熙宁, 汲胜昌, 崔彦捷, 等. 交直流复合电压中直流

- 分量对油纸绝缘针板缺陷局部放电特性的影响[J]. 高压技术, 2019, 45(12): 3869-3878.
- LI Xining, JI Shengchang, CUI Yanjie, et al. Influence of DC component on partial discharge characteristics of needle-plane defect in oil-paper insulation under AC-DC combined voltage[J]. High Voltage Engineering, 2019, 45(12): 3869-3878.
- [5] 薛健侗, 马宏忠, 杨洪苏, 等. 基于格拉姆角场与迁移学习-AlexNet 的变压器绕组松动故障诊断方法[J]. 电力系统保护与控制, 2023, 51(24): 154-163.
- XUE Jiantong, MA Hongzhong, YANG Hongsu, et al. A fault diagnosis method for transformer winding looseness based on Gramianangular field and transfer learning-AlexNet[J]. Power System Protection and Control, 2023, 51(24): 154-163.
- [6] 周家玉, 侯慧娟, 盛戈峰, 等. 状态参量关联规则挖掘及深度学习融合的变压器故障诊断算法[J]. 高压电器, 2023, 59(3): 108-115.
- ZHOU Jiayu, HOU Huijuan, SHENG Gehao, et al. Transformer fault diagnosis algorithm based on association rules mining of state parameters and deep learning[J]. High Voltage Apparatus, 2023, 59(3): 108-115.
- [7] 欧阳鑫, 李志斌. 基于样本扩充和特征优选的 IGWO 优化 SVM 的变压器故障诊断技术[J]. 电力系统保护与控制, 2023, 51(18): 11-20.
- OUYANG Xin, LI Zhibin. Transformer fault diagnosis technology based on sample expansion and feature selection and SVM optimized by IGWO[J]. Power System Protection and Control, 2023, 51(18): 11-20.
- [8] 符劲松. 基于可听声的变压器内部火花放电故障诊断研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2013.
- FU Jinsong. Diagnosis research on internal spark discharge fault of transformer based on audio signal[D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2013.
- [9] 吴国鑫. 变压器故障声纹检测与诊断方法研究[D]. 北京: 华北电力大学, 2021.
- WU Guoxin. Research on voiceprint detection and diagnosis method of transformer fault[D]. Beijing: North China Electric Power University, 2021.
- [10] 陆云才, 廖才波, 李群, 等. 基于声纹特征和集成学习的变压器缺陷诊断方法[J]. 电力工程技术, 2023, 42(5): 46-55.
- LU Yuncai, LIAO Caibo, LI Qun, et al. Transformer fault diagnosis method based on voiceprint feature and ensemble learning[J]. Electric Power Engineering Technology, 2023, 42(5): 46-55.
- [11] 张航, 张广东, 刘康, 等. 声纹检测技术在变压器故障诊断中的应用及展望[J]. 机械研究与应用, 2022, 35(5): 243-246.
- ZHANG Hang, ZHANG Guangdong, LIU Kang, et al. Application and prospect of voiceprint detection technology in fault diagnosis of transformers[J]. Mechanical Research & Application, 2022, 35(5): 243-246.
- [12] 刘建华, 王钢, 骆钊, 等. 换流站变压器端到端偏磁声纹识别研究[J]. 高压电器, 2022, 58(11): 53-60.
- LIU Jianhua, WANG Gang, LUO Zhao, et al. Study on identification of end-to-end biased voice print of transformer in converter station[J]. High Voltage Apparatus, 2022, 58(11): 53-60.
- [13] 于达, 张玮, 王辉. 基于 LSTM 神经网络的油浸式变压器异常声纹诊断方法研究[J]. 智慧电力, 2023, 51(2): 45-52.
- YU Da, ZHANG Wei, WANG Hui. Abnormal voiceprint diagnosis method of oil-immersed transformer based on LSTM neural network[J]. Smart Power, 2023, 51(2): 45-52.
- [14] SHI Y, JI S, ZHANG F, et al. Multi-frequency acoustic signal under short-circuit transient and its application on the condition monitoring of transformer winding[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2019, 34(4): 1666-1673.
- [15] 欧阳毅, 朱桐华, 解希顺, 等. 论室温下驻极体等温放电的行为方程及驻极体传声器使用寿命估算[J]. 电声技术, 2004(10): 4-7.
- OUYANG Yi, ZHU Tonghua, XIE Xishun, et al. On isothermal discharge equation of crystalline polymer electret at room temperature[J]. Audio Engineering, 2004(10): 4-7.
- [16] 初凤红, 张政, 卞正兰, 等. 基于分布反馈激光器的局部放电监测系统研究[J]. 半导体光电, 2023, 44(2): 299-306.
- CHU Fenghong, ZHANG Zheng, BIAN Zhenglan, et al. Research on partial discharge monitoring system based on distributed feedback laser[J]. Semiconductor Optoelectronics, 2023, 44(2): 299-306.
- [17] 张健, 胡玉耀, 宋士瞻, 等. 基于数值求解的油浸式变压器瞬态热点温度计算[J]. 高压电器, 2023, 59(6): 103-110.
- ZHANG Jian, HU Yuyao, SONG Shizhan, et al. Transient hot spot temperature calculation of oil immersed transformer based on numerical calculation[J]. High Voltage Apparatus, 2023, 59(6): 103-110.
- [18] 孔明阳, 樊融, 初凤红, 等. 基于 3×3 耦合器的分布反馈激光器振动传感解调算法[J]. 科学技术与工程, 2023, 23(21): 9113-9121.
- KONG Mingyang, FAN Rong, CHU Fenghong, et al. Demodulation algorithm of distributed feedback laser vibration sensor based on 3×3 coupler[J]. Science Technology and Engineering, 2023, 23(21): 9113-9121.
- [19] SHANNON C E. A mathematical theory of

communication[J]. The Bell System Technical Journal, 1948, 27(3): 379-423.

[20] 谢平. 故障诊断中信息熵特征提取及融合方法研究[D]. 秦皇岛: 燕山大学, 2006.
XIE Ping. Study on information entropy feature extraction and fusion methods in fault diagnosis[D]. Qinhuangdao: Yanshan University, 2006.

[21] TREBICKI J, SOBCZYK K. Maximum entropy principle and non-stationary distributions of stochastic systems[J]. Probabilistic Engineering Mechanics, 1996, 11(3): 169-178.

[22] 程亮, 童玲. 最大熵原理在测量数据处理中的应用[J]. 电子测量与仪器学报, 2009, 23(1): 47-51.
CHENG Liang, TONG Ling. Measurement data processing based on maximum entropy method[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2009, 23(1): 47-51.

[23] AVIYENTE S, WILLIAMS W J. Minimum entropy time-frequency distributions[J]. Signal Processing Letters, 2005, 12(1): 37-40.

[24] 尚海昆, 李宇才, 林伟. 基于EWT-MQE的变压器局部放电特征提取[J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50(14): 161-171.
SHANG Haikun, LI Yucai, LIN Wei. Partial discharge feature extraction of a transformer based on EWT-MQE[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(14): 161-171.

[25] HAGENAUER J, DAWY Z, GOBEL B, et al. Genomic analysis using methods from information theory[C]// Information Theory Workshop, October 24-29, 2004, San Antonio, TX, USA: 55-59.

[26] 万树平, 潘鹏. 基于信息熵的多传感器数据的融合方法[J]. 传感器与微系统, 2008, 27(5): 64-66.
WAN Shuping, PAN Peng. Method of fusion for multi-sensor data based on entropy[J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2008, 27(5): 64-66.

[27] 张广伦, 钟海旺. 信息熵在电力系统中的应用综述及展望[J]. 中国电机工程学报, 2023, 43(16): 6155-6181.
ZHANG Guanglun, ZHONG Haiwang. Review and prospect of information entropy and its applications in power systems[J]. Proceedings of the CSEE, 2023, 43(16): 6155-6181.

[28] 费成巍, 白广忱, 李晓颖. 基于过程功率谱熵 SVM 的转子振动故障诊断方法[J]. 推进技术, 2012, 33(2): 293-298.
FEI Chengwei, BAI Guangchen, LI Xiaoying. Method of rotor vibration fault diagnosis from process power spectrum entropy and SVM[J]. Journal of Propulsion Technology, 2012, 33(2): 293-298.

[29] 蒋俊. 基于信息熵的实时信号测量技术及其应用研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2017
JIANG Jun. Research on real-time signal measurement technology based on information entropy and its application[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2017.

[30] 杨丰源, 宋辉, 程序, 等. 基于多分辨高阶奇异谱熵分析的局部放电信号特征提取[J]. 电网技术, 2016, 40(10): 3265-3271.
YANG Fengyuan, SONG Hui, CHENG Xu, et al. Partial discharge feature extraction based on multi-resolution analysis of higher-order singular spectrum entropy[J]. Power System Technology, 2016, 40(10): 3265-3271.

[31] 韩雪飞, 施展, 华云松. 基于参数优化 MOMEDA 与 CEEMDAN 的滚动轴承微弱故障特征提取研究[J]. 机械强度, 2021, 43(5): 1041-1049.
HAN Xuefei, SHI Zhan, HUA Yunsong. Weak fault feature extraction of rolling bearing based on parameter optimized MOMEDA and CEEMDAN[J]. Journal of Mechanical Strength, 2021, 43(5): 1041-1049.

[32] 杜福嘉, 黄康, 郭跃楠. 小波包和模糊熵特征融合的轴承故障诊断[J]. 机械设计与制造, 2023(10): 285-290.
DU Fujia, HUANG Kang, GUO Yuenan. Bearing fault diagnosis based on feature fusion of wavelet packet and fuzzy entropy[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2023(10): 285-290.

收稿日期: 2023-11-03; 修回日期: 2024-01-26

作者简介:

郑海龙(1999—), 男, 硕士, 研究方向为变压器故障监测与诊断; E-mail: zhenghailong72@163.com

吕桂贤(2000—), 女, 硕士, 研究方向为光纤振动传感; E-mail: lvguixian2@163.com

赵文彬(1977—), 男, 通信作者, 博士, 博士生导师, 高级工程师, 研究方向为变压器故障监测与诊断。E-mail: wenbinmax@163.com

(编辑 姜新丽)