

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.230382

改进 EEMD 算法在高压并联电抗器声信号去噪中的应用

王果^{1,2}, 雷武², 闵永智², 万保权¹, 李宝鹏², 王毅斌²

(1. 中国电力科学研究院有限公司电网环境保护国家重点实验室, 湖北 武汉 430074;

2. 兰州交通大学自动化与电气工程学院, 甘肃 兰州 730070)

摘要: 高压并联电抗器运行过程中产生的声信号是准确判定电抗器运行状态的重要依据, 在对电抗器声信号现场采集时易受到多种外界噪声的干扰, 测量仪器无法有效进行预处理, 导致对电抗器运行状态的评估发生误判。提出了一种基于多传感器融合及最小下限频率截止的改进集合经验模态分解(ensemble empirical mode decomposition, EEMD)高压并联电抗器声信号去噪方法。首先, 利用一致性数据融合算法对各声纹传感器进行关联和甄别, 剔除失效传感器, 确定有效传感器组。其次, 选取有效传感器组中的最小下限频率作为固有模态函数(intrinsic mode function, IMF)的筛选截止条件并进行集合经验模态分解。然后利用相关系数法提取有效的 IMF 分量。最后对有效 IMF 分量叠加重构, 得到去噪声信号。模拟实验和实测结果表明, 该方法具有较好的去噪效果。通过与传统经验模态分解法(empirical mode decomposition, EMD)、标准 EEMD 去噪技术的比较, 验证了该方法在实际应用过程中的有效性和实用性。

关键词: 高压并联电抗器; 声信号去噪; 集合经验模态分解; 频率截止; 多传感器融合

Application of an improved EEMD algorithm in high voltage shunt reactor sound signal denoising

WANG Guo^{1,2}, LEI Wu², MIN Yongzhi², WAN Baoquan¹, LI Baopeng², WANG Yibin²

(1. State Key Laboratory of Power Grid Environmental Protection, China Electric Power Research Institute, Wuhan 430074,

China; 2. School of Automation and Electrical Engineering, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou 730070, China)

Abstract: The acoustic signals generated during the operation of high-voltage shunt reactors are a critical basis for accurately determining the reactor's operational status. However, collecting these acoustic signals on-site can be subject to interference from various external noises. The measuring instruments often fail to effectively pre-process these signals, resulting in an inaccurate assessment of the reactor's operating condition. This paper presents an enhanced ensemble empirical mode decomposition (EEMD) acoustic signal denoising approach for high-voltage shunt reactors, one which relies on multi-sensor data fusion and the selection of a minimum lower frequency limit for termination. Initially, a consistent data fusion algorithm is used to correlate and filter the fault sensors, discarding any invalid sensors and determining the active sensor group. Subsequently, the minimum lower limit frequency for each sensor signal is chosen as the screening termination criterion for the intrinsic mode function (IMF) through spectral analysis, and the EEMD decomposition is conducted. The correlation coefficient method is then employed to extract the effective IMF components. Finally, the extracted IMF components are superimposed and reconstructed to obtain the denoised signal. Experimental and measured signals demonstrate that the method can achieve signal denoising accurately. A comparison with the traditional empirical mode decomposition (EMD) method and the standard EEMD denoising technique verifies the practical application effectiveness and practicability of the proposed algorithm.

This work is supported by the Open Fund of State Key Laboratory of Power Grid Environmental Protection (No. GYW51202201459).

Key words: high-voltage shunt reactor; acoustic signal denoising; EEMD; frequency cutoff; multi-sensor fusion

0 引言

高压并联电抗器作为高电压远距离输电系统中

的关键设备, 在调节输电线路无功功率、抑制短路电流、维持电压稳定等方面具有重要的作用^[1-2]。同时, 它也是变电站的主要噪声源之一。高压并联电抗器在运行过程中, 铁芯和绕组等机械结构振动产生的声信号包含丰富的运行状况信息, 设计声纹传感器阵列采集高压并联电抗器声信号, 通过对声信

基金项目: 2022年度电网环境保护国家重点实验室开放基金项目资助(GYW51202201459)

号的分析可实现高压并联电抗器的工况检测与诊断^[3-4]。然而,电力设备的声学状态监测往往存在大量的干扰信号,导致无法快速高效地得到纯净的设备声信号,监测高压并联电抗器声信号时也易受周围环境噪声、电晕放电、鸟鸣声等干扰噪声的影响,致使声学状态监测系统时常发生误判。因此,借助高精度的传感测量技术研究高压并联电抗器声信号去噪方法,准确提取纯净的高压并联电抗器声信号,可提升高压并联电抗器工况声学诊断的准确性。

目前常用电气设备的去噪方法有很多种,其中小波法、经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)法具有较好的时频分辨特性,在电力设备的噪声抑制方面得到了广泛的应用^[5-6]。文献[7-8]通过小波变换(discrete wavelet transform, DWT)对 GIS 局部放电中的噪声进行了去除,能较好地去除白噪声,但小波法分解层数和阈值选择困难,分解效果主要依赖于其单一的基函数,难以取得较好的结果;文献[9-10]将自适应对消算法与 EMD 法相结合,将窄带干扰成份分解到多个频带,自适应地达到较好的滤波性能,但容易产生模态混叠现象,易丢失部分时间或频率尺度,从而无法还原原始信号的特征。为解决此类问题,文献[11]提出了基于噪声辅助分析的集合经验模态分解,通过叠加高斯白噪声多次 EMD 分解,使得分解精度大大提高。文献[12-14]将集合经验模态分解(ensemble empirical mode decomposition, EEMD)算法应用于变压器局部放电、振动信号的去噪,该方法较好地抑制了模态混叠现象,最大限度地保留了固有模态函数(intrinsic mode function, IMF)中的有用信号。由于电抗器与变压器结构相似,且高压并联电抗器声学监测时混有的干扰噪声往往难以避免。因此,可使用 EEMD 对电抗器声信号进行去噪处理,但使用时应当避免算法本身缺陷,改善运算效率同时还要保证声学监测的准确性和抗干扰性。

高压并联电抗器的声学状态监测在实际应用时需要在不同位置放置声纹传感器以获取完整的电抗器声信号,但在后期信号处理时却易忽略传感器之间的内在关联,致使实际检测数据仍缺乏完整性,存有一定的误差。针对上述问题,本文首先采用声阵列对电抗器声信号进行采集,通过一致性数据融合算法对数据进行预处理,筛选剔除存在异常的声纹传感器,确定声阵列中的有效传感器组。同时,以有效传感器组中最小下限频率作为 IMF 筛选截止条件并进行集合经验模态分解,通过相关系数阈值比较自适应地选取参与重构信号的 IMF 分量,不仅提高了计算效率,还保证了去噪后信号的完备性。

通过对模拟实验与现场采集的电抗器声信号进行去噪处理,验证了该方法的有效性。

1 高压并联电抗器噪声特性分析

高压并联电抗器运行产生的声音主要由铁芯振动、油箱、冷却装置噪声、紧固件动作、螺丝松动等混合而成,在这些声音传播过程中,难免会与两侧防火墙发生折射、反射等。同时,距电抗器较近的变电架构中输电线路产生的电晕放电、变压器等电力设备运行时也会产生噪声。此外,电抗器运行时周围还会存在语音声、鸟鸣、鸣笛声、脚步声等环境噪声。上述噪声源均有可能与电抗器本体噪声(铁芯振动产生)相互混叠,对电抗器声信号造成干扰。本文对主要的干扰噪声来源进行归纳总结,在此基础上,根据干扰信号的时频特征对电抗器声信号干扰噪声源进行了分类,如表 1 所示。

表 1 高压并联电抗器声信号中干扰信号的分类和特征
Table 1 Classification and characteristics of interference signals in high-voltage shunt reactor acoustic signal

| 干扰来源 | 干扰因素 | 时长/s | 可听声范围内 |
|-------|--------|------|-------------|
| | | | 干扰信号频带/Hz |
| 电抗器结构 | 冷却风机声 | 持续 | 0~1000 |
| | 紧固件动作声 | 0.1 | 0~20 000 |
| | 变压器声 | 持续 | 0~2000 |
| 电力设备 | 电容器声 | 持续 | 0~2000 |
| | 电晕放电声 | 持续 | 5000~20 000 |
| | 讲话声 | 0.4 | 100~5000 |
| 环境干扰 | 音乐声 | 持续 | 0~20 000 |
| | 汽笛声 | 0.5 | 2000~8000 |
| | 鸟鸣声 | 0.2 | 3000~8000 |

由表 1 可以看出,高压并联电抗器声信号中干扰信号类型各不相同,成分各异,而其本体噪声主要集中于 100~500 Hz 中低频段^[15-16]。由于变压器、电容器等电力设备距电抗器较远,其产生的噪声可使用单指向型声纹传感器滤除,因此可以不用考虑;环境中电晕放电、鸟鸣声、汽笛声、风机运转声等随机性和非平稳性较强,小波法、EMD 法等传统去噪方法效果并不理想,因此需采用基于多传感器融合及最小下限频率截止的 EEMD 算法进行滤除。

2 基于多传感器融合的改进 EEMD 算法

数据融合是指对若干个传感器获得的源信号使用数学方法和技术工具加以综合分析,生成得到品质和可信度较高的有用信息^[18,20-21]。利用多传感器融合算法既可消除多传感器信息之间可能存在的冗余和矛盾,又可提高检测方法的可靠性和健壮性。

2.1 多传感器融合：一致性融合算法

一致性融合算法是一种常见的数据融合算法，它能够在缺少源信号及信道参数先验信息的情况下，仅依靠传感器接收的观测信号，利用概率密度函数及置信区间构造距离测度来消除传感器之间的输出量差异，通过距离测度确定传感器融合矩阵，给定门限可获得相融矩阵，剔除支持度不高的传感器，保留有效传感器组^[19]。

假设传感器数量为 $M(M \geq 2)$ ，传感器间相互独立，传感器观测结果为 $x_i(i=1,2,\dots,M)$ ，观测方差为 σ_i ，观测均值为 μ ，传感器观测值 x 服从高斯正态分布，信号模型可用式(1)表示。

$$P(x_i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi_i}\sigma_i} \exp\left(-\frac{(x_i - \mu)^2}{2\sigma_i^2}\right) \quad (1)$$

以任意 2 个传感器 m 和 n 为例，采用 d_{mn} 作为传感器 m 与 n 之间的距离测度，距离测度越小，则传感器间测量偏差越小，表明传感器间观测值越接近。根据置信距离对称性要求，因此 m 、 n 传感器间的距离测度应满足 $d_{mn} = d_{nm}$ ，表达式为

$$d_{mn} = d_{nm} = \int_{x_n}^{x_m} P(x_m) dx + \int_{x_n}^{x_m} P(x_n) dx \quad (2)$$

根据所有传感器间的相融距离测度可得多传感器融合矩阵 \mathbf{d}_M 为

$$\mathbf{d}_M = \begin{bmatrix} d_{11} & d_{12} & \cdots & d_{1M} \\ d_{21} & d_{22} & \cdots & d_{2M} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ d_{M1} & d_{M2} & \cdots & d_{MM} \end{bmatrix} \quad (3)$$

此时，一般融合方法是人为的设立门限求出传感器间的相融矩阵，但该方法存在主观性，数据的有效选择受人为因素影响较大，不利于客观判断实际情况。对此，本文根据模糊理论中相关性函数定义，设定 s_{mn} 表示传感器 m 对传感器 n 的支持程度， s_{mn} 越大，则说明传感器 m 对传感器 n 强支持，反之，弱支持。若 $s_{mn} = 0$ ，则说明传感器 m 与传感器 n 互不相关。其中

$$s_{mn} = \log_2(d_{mn} + 1) + 1 \quad (4)$$

此时，可得多传感器相融矩阵 \mathbf{S}_M ，其中 $0 \leq s_{mn} \leq 1$ ，表达式为

$$\mathbf{S}_M = \begin{bmatrix} s_{11} & s_{12} & \cdots & s_{1M} \\ s_{21} & s_{22} & \cdots & s_{2M} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ s_{M1} & s_{M2} & \cdots & s_{MM} \end{bmatrix} \quad (5)$$

由以上可知，各传感器的支持度 s_m 为

$$s_m = \sum_{n=1}^M s_{mn}, m=1,2,\dots,M \quad (6)$$

根据相融矩阵 \mathbf{S}_M 和支持度 s_m ，剔除弱支持与互不相关的传感器，选取强支持的传感器构成有效传感器组。

2.2 基于多传感器融合的改进 EEMD 去噪算法

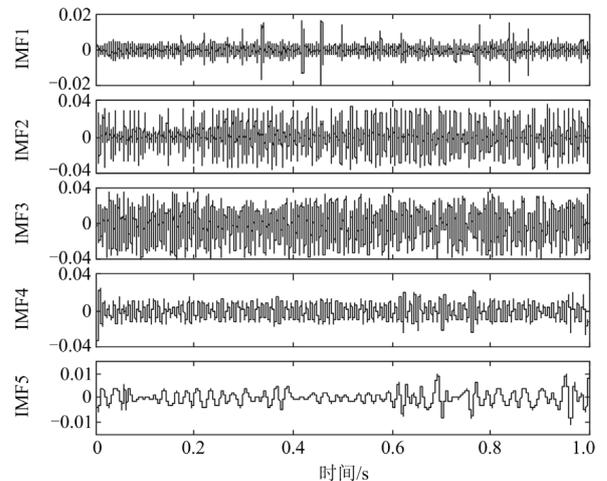
2.2.1 EEMD 理论

EMD 是由美国学者 Huang Norden E 提出的一种新型自适应时频处理方法，可以将复杂的非线性非平稳信号分解为一系列具有不同特征时间尺度的固有模态函数和一个余项之和^[23]，其中 IMF 有两个约束条件：1) 在整个数据段内，极值点的个数和过零点的个数必须相等或相差最多不能超过一个；2) 在任意时刻，由局部极大值点形成的上包络线和由局部极小值点形成的下包络线的均值为零。设原始信号为 $X(t)$ ，则 EMD 分解过程可表示为

$$X(t) = \sum_{m=1}^k C_m(t) + r_m(t) \quad (7)$$

式中： $C_m(t)$ 表示第 m 阶 IMF 分量； $r_m(t)$ 为余项； k 表示分解次数。

EMD 方法时常存在模态混叠现象，即 1 个 IMF 中包含差异极大的特征时间尺度，或者相近的特征时间尺度分布在不同的 IMF 中^[14]，而电抗器声信号的频率分布具有间歇性，并且易与噪声信号耦合，因此易导致 EMD 求取的包络既保留了真实信号的特征，也保留了干扰信号的局部特征，使得不同频率的特征信号混叠在一起。因变压器与电抗器频带分布相似，以文献[24]的变压器声信号为例，采用传统 EMD 分解变压器声信号时域波形如图 1 所示，各 IMF 分量对应归一化功率谱如图 2 所示。由图 2 可以看出，源信号主频成分已被分解出，但分量 IMF2、IMF3 中均含有 200.19 Hz 成分，分量 IMF3、



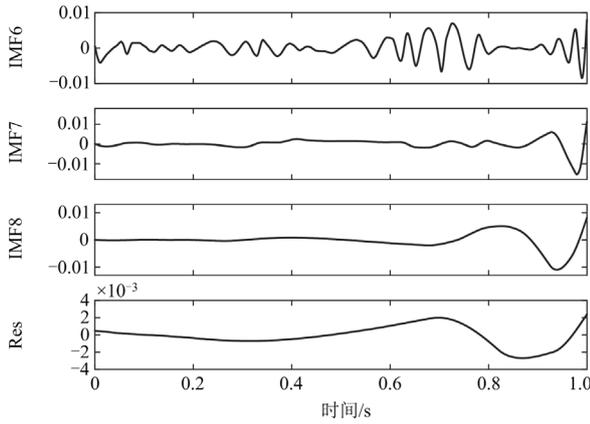


图 1 文献[24]的声信号 EMD 分解结果

Fig. 1 Decomposition results of reference [24] acoustic signal by EMD

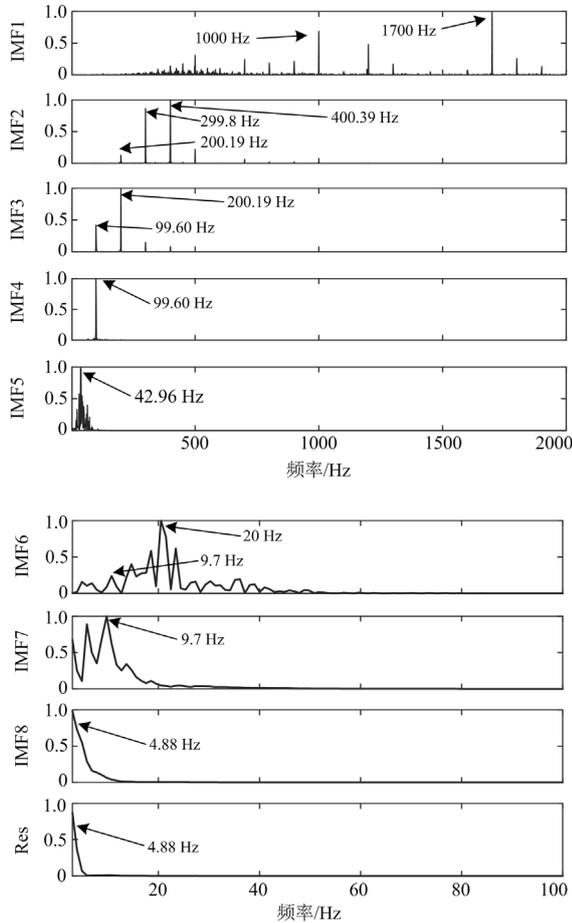


图 2 各分量所对应的归一化频谱

Fig. 2 Normalization frequency spectrum of IMFs

IMF4 中均含有 99.60 Hz 成分, 9.7 Hz、4.88 Hz 等低频成分也在其他分量中多次出现, 因此可认为此次 EMD 分解时出现模态混叠效应, 容易使后续的信号分析出现错误, 应当避免此现象。

文献[11]提出了集合经验模态分解, 在 EMD 分解信号之前加入频率均匀分布的高斯白噪声, 使得含噪信号中不同尺度的信号分布于与之相匹配的参考尺度上, 并利用白噪声的零均值特性, 在多次平均后将噪声相互抵消, 从而有效抑制了模态混叠现象并且保证了 EMD 分解后各 IMF 分量在时域上的连续性, 将各组 IMF 分量的平均值作为最终分解结果。EEMD 算法结构步骤如下:

1) 在初始信号 $x(t)$ 中加入一组叠加均值为 0、标准差为常数的随机高斯白噪声序列 $n(t)$, 获得新信号 $X(t)$, 即

$$X(t) = x(t) + n(t) \quad (8)$$

2) 对 $X(t)$ 进行 EMD 分解, 得到 N 阶 IMF 分量记为 $C_j(t)$, $j=1, 2, \dots, N$, 余项记为 $r_N(t)$, 即

$$X(t) = \sum_{j=1}^N C_j(t) + r_N(t) \quad (9)$$

3) 分别将不同高斯白噪声 $n_i(t)$ 加入原始信号 $x(t)$, 重复步骤 1)、2) K 次, 即

$$X_i(t) = \sum_{j=1}^N C_{ij}(t) + r_{Ni}(t), i=1, 2, \dots, K \quad (10)$$

式中, $C_{ij}(t)$ 表示第 i 次叠加白噪声后分解得到的第 j 个 IMF 分量。

4) 由于高斯白噪声频谱的统计均值为 0, 对步骤 2) 得到的 IMF 进行平均运算, 即可减弱多次叠加白噪声产生的影响, 平均后的各阶 IMF 分量可表示为

$$C_{j'}(t) = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K C_{ij}(t) \quad (11)$$

式中, $C_{j'}(t)$ 表示 EEMD 分解后第 j 个 IMF 分量。

5) 原始声信号 $x(t)$ 分解为

$$x(t) = \sum_{i=1}^N C_{j'}(t) + r_N(t) \quad (12)$$

EEMD 算法流程如图 3 所示。

2.2.2 基于最小下限频率截止的改进 EEMD 去噪算法

由于 EEMD 重复加入高斯白噪声并多次经验模式分解, 虽解决了模态混叠的问题, 但易引入 IMF 虚假分量且“过分解”使得计算负荷有所增加, 因此, 必须提高 EEMD 方法的计算效率, 即: IMF 的筛分停止条件问题。文献[17]通过低通滤波白噪声信号来获取带限噪声信号, 同时将所需信号的截止频率作为上限, 有效地消除了低频范围内的模态混叠, 也比原 EEMD 方法更高效。基于截止频率的思想, 本文提出一种最小下限频率截止的改进 EEMD 去噪算法。

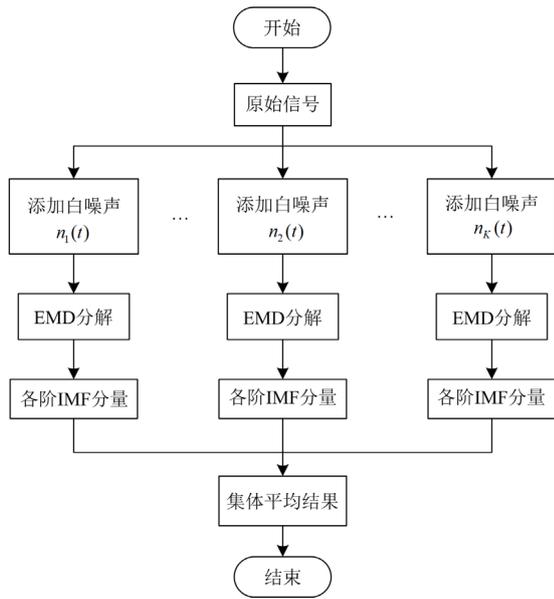


图3 EEMD 算法
Fig. 3 EEMD algorithm

1) 假设各声纹传感器采集的原始声信号为 $x_i(t)$, $i=1,2,\dots,M$, M 为传感器数量。对 $x_i(t)$ 进行短时傅里叶变换功率谱分析, 找出各传感器原始声信号频谱中最小的频率作为其对应传感器信号分解的截止频率, 并以其作为信号分解的下限, 记为 f_L 。

2) 对各 $x_i(t)$ 加入均值为 0、标准差为原信号标准差的 0.05~0.1 倍的高斯白噪声序列 $h_k(t)$, 得到新信号 $X_{i,k}(t)$, 即

$$X_{i,k}(t) = x_i(t) + h_k(t) \quad (13)$$

3) 对 $X_{i,k}(t)$ 进行 EMD 分解, 取 $X_{1,1}(t)$ 为例, 对其分解出的每一阶 IMF 分量 $C_{1,j}(t)$ 再次进行功率谱分析, 得其主要频率 f_{max} , 将 f_{max} 与 f_L 作比较, 若 f_{max} 小于 f_L , 分解终止, 反之, 分解继续。最终得到 $X_{1,1}(t)$ 的 EMD 分解后的 N 阶 IMF 分量 $C_{1,1}, C_{1,2}, \dots, C_{1,N}$ 。对各 $X_{i,1}(t)$ 进行与 $X_{1,1}(t)$ 相同的操作得到一次加噪后的 IMF 分量组。

4) 重复步骤 2)、3) K 次, 则得到 K 组 IMF 分量, 计算 K 次分解的 IMF 的整体平均 $C_{k'}$, 便得到各声纹传感器信号 $X_i(t)$ 最终 EEMD 分解的 IMF 分量, 即

$$C_{k'} = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K C_{i,j}, i=1,2,\dots,M; j=1,2,\dots,N \quad (14)$$

5) 分别计算最终各阶 IMF 分量与源信号的相关系数^[25]。若某 IMF 相关系数值较小, 则说明该分量噪声成分较多, 应该舍弃, 反之则应保留。

$$\rho_k = \frac{\sum_{k=1}^K (r_k(t) - \bar{r})(x_k(t) - \bar{x})}{\sqrt{\sum_{k=1}^K (r_k(t) - \bar{r})^2} \sqrt{\sum_{k=1}^K (x_k(t) - \bar{x})^2}} \quad (15)$$

式中: ρ_k 是所得各阶 IMF 相关系数值, $k=1,2,\dots,K$; $r(t)$ 表示 IMF 分量; \bar{r} 为 $r(t)$ 的平均值; $x(t)$ 表示电抗器声信号; \bar{x} 为 $x(t)$ 的平均值; K 表示 IMF 分量的阶数。

6) 通过设置合理的阈值 μ , 保留相关系数值大于阈值的 IMF 分量, 反之则舍弃。

$$\mu = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^K (\rho_k - \bar{\rho})^2}{K}} \quad (16)$$

式中, $\bar{\rho}$ 为 ρ 的平均值。

2.3 基于多传感器融合的改进 EEMD 去噪算法

由于高压并联电抗器体积较大, 单监测点采集存在不确定性和局限性, 因此采集电抗器声信号需要多点分布式采集。声阵列则是以单个声纹传感器为阵元, 多个声纹传感器通过特定方式排布接收声场信号, 可以较为全面完整地实现电抗器声信号采集。基于此, 本文将多传感器数据融合应用于声阵列, 使用一致性数据融合算法对各传感器进行鉴别, 舍弃失效传感器, 确定有效传感器组, 完成数据的预处理; 使用基于最小下限频率截止的改进 EEMD 对有效传感器组的采集数据进行去噪处理, 利用相关系数法选取有效 IMF 分量, 将有效 IMF 分量叠加重构得到去噪声信号。

本文提出的基于多传感器融合的改进 EEMD 电抗器声信号去噪流程如图 4 所示。

3 实验分析

3.1 实验室实验

为了验证算法的准确性, 本文在背景噪声为 9 dB 的实验室内开展电抗器声信号模拟及采集试验, 如图 5 所示。

1) 实验依据 GB/T 3785.1-2010 标准和要求。

2) 小型干式并联电抗器为研究对象, 电抗器处于正常运行状态, 选用小型风扇放置于电抗器后侧, 模拟现场高压并联电抗器的冷却装置。

3) 从环境声音数据库中下载鸣笛、鸟鸣、虫鸣的音频文件分别作为干扰噪声 1~3 并导入扬声器播放, 以模拟现场声环境。

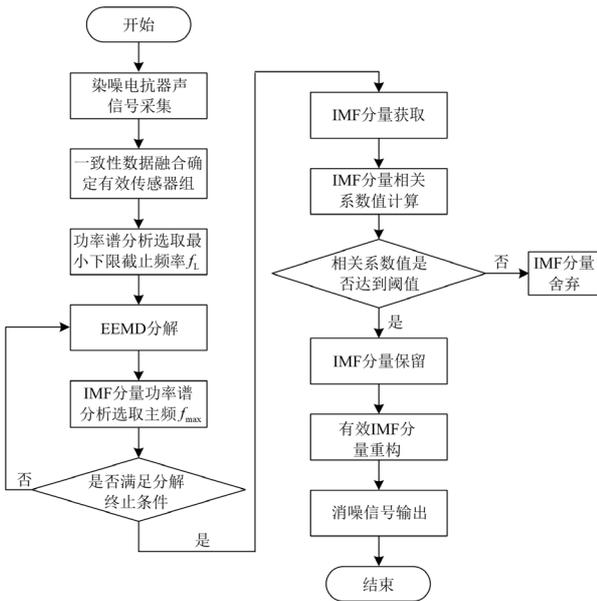


图 4 改进的 EEMD 电抗器声信号去噪流程图
Fig. 4 Flow chart of reactor acoustic signal de-noising based on improved EEMD

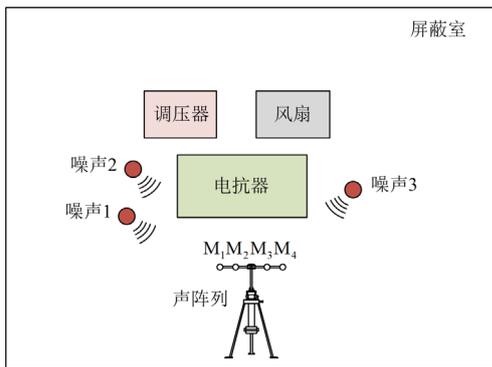


图 5 电抗器声信号模拟及采集试验

Fig. 5 Acoustic signals simulation and acquisition test of reactor

4) 选用同类同介质指向型声纹传感器 M_1 、 M_2 、 M_3 、 M_4 从左至右依次等间距固定于水平支架, 传感器间距为 25 cm, 电容极头端面正对电抗器(非风扇侧), 高度距地 1 m, 水平距电抗器 0.3 m, 形成线型声阵列对噪声进行采集, 该型号声纹传感器具有宽且平滑的频率响应(20 Hz 至 20 kHz)、高达 -26 dB 的出色灵敏度(0 dB = 1 V/Pa)和低于 17 dB SPL 的本底噪声级别, 可以较好地模拟声信号进行采集。

5) 采用 24 位高精度 PCI 数据采集仪对采集信号进行转换和存储, 采样频率为 48 kHz, 采用时间为 4 s。

所有扬声器关闭时可测得纯净的实验电抗器声信号, 所有扬声器开启时测得染噪声信号, 通过对

干扰声源音频文件功率谱分析可获得其时域与频域特征。纯净电抗器声及干扰噪声(噪声 1~噪声 3)的时域波形和归一化频谱如图 6 所示。

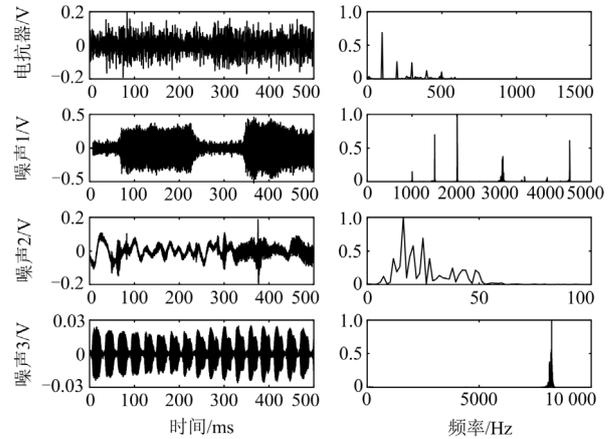


图 6 各声信号波形及其归一化频谱

Fig. 6 Waveform of each acoustic signal and normalization spectrum

由图 6 可以看出, 电抗器声信号频谱主要分布于在 100~500 Hz, 其中 100 Hz 分量最为突出, 与相关研究结果一致^[11-12]。鸣笛(噪声 1)信号频谱主要分布于 1000~2000 Hz 及 3000~5000 Hz 内, 鸟鸣(噪声 2)处于低频 100 Hz 以内, 虫鸣(噪声 3)则主要分布于高频 7000~8000 Hz 以内。

3.2 电抗器声信号去噪

利用一致性数据融合算法对声阵列采集信号进行预处理, 可求出由改进的置信距离测度 d_{mn} 构成的多传感器融合矩阵 D_4 , 可知 D_4 中的距离测度符合置信距离对称性的要求, 再由式(4)可计算得到支持度相融矩阵 S_4 。

$$D_4 = \begin{bmatrix} 0 & 0.7513 & 0.0162 & 0.1137 \\ 0.0713 & 0 & 0.7782 & 0.8136 \\ 0.0162 & 0.7782 & 0 & 0.0876 \\ 0.1137 & 0.8136 & 0.0876 & 0 \end{bmatrix}$$

$$S_4 = \begin{bmatrix} 1 & 0.1766 & 0.9669 & 0.7632 \\ 0.1766 & 1 & 0.1512 & 0.1202 \\ 0.9669 & 0.1512 & 1 & 0.8658 \\ 0.7632 & 0.1202 & 0.8658 & 1 \end{bmatrix}$$

图 7 中, ch1~ch4 分别由传感器 $M_1 \sim M_4$ 测量, 可见, M_2 采集信号时域及频谱明显与其他通道不同, 通过计算, 由式(6)可得各传感器支持度 s^* , 可知 M_3 支持度最高, 其次为 M_1 、 M_4 , 传感器 M_2 支持度最低, 初步判断为声纹传感器 M_2 发生故障导致失效, 可确定有效传感器组由 M_1 、 M_3 、 M_4 组成。

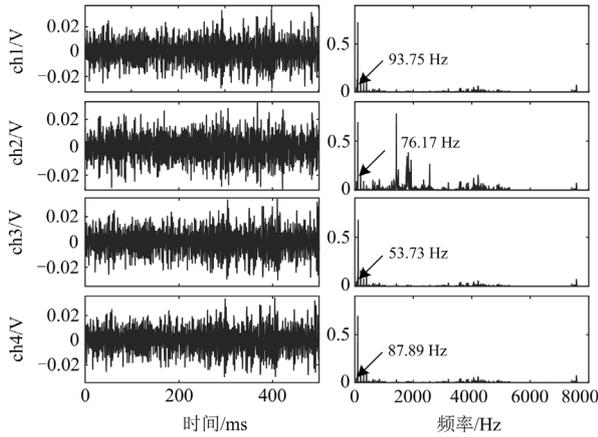


图7 声阵列声信号波形及其归一化频谱

Fig. 7 Array acoustic signal waveform and normalized spectrum

因此, 结合电抗器本体噪声信号特征, 根据图7采集结果, 各传感器($M_1 \sim M_4$)信号的最小下限频率分别为 93.75 Hz、76.17 Hz、53.73 Hz、87.89 Hz, 选择 M_3 所在通道的 53.73 Hz 作为有效传感器组中各传感器采集信号的 IMF 筛选截止条件, 对 M_1 、 M_3 、 M_4 的采集信号进行 EEMD 分解, 有效传感器组(M_1 、 M_3 、 M_4)经最小下限频率截止的 EEMD 分解结果的时域波形和归一化频谱如图8—图10所示。

由图8—图10可知, 改进的 EEMD 算法分解分量均为8阶, 较 EMD 分解 IMF 阶数有所减少, 各传感器采集信号的分解余项 Res 的频率均为 53.73 Hz, 分解分量 IMF7₁、IMF7₄ 所对应的最小频率分量分别为 93.75 Hz、87.89 Hz, 所得结果与有效传感器组采集的原始染噪声信号频谱分析结果一致。

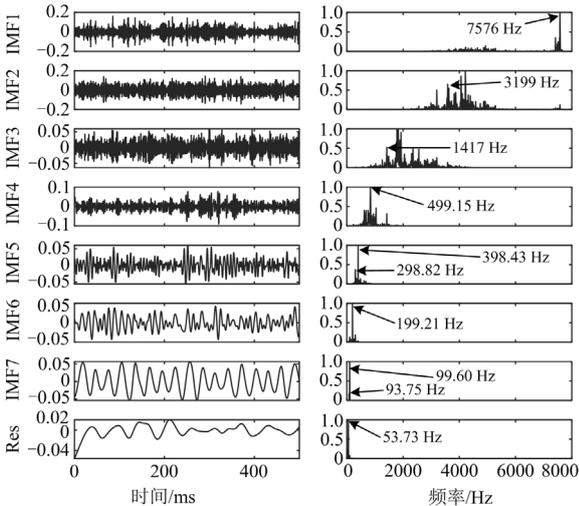


图8 阵元 M_1 最小下限频率截止的 EEMD 分解结果

Fig. 8 Decomposition results of M_1 signal by minimum lower limit frequency cut-off EEMD

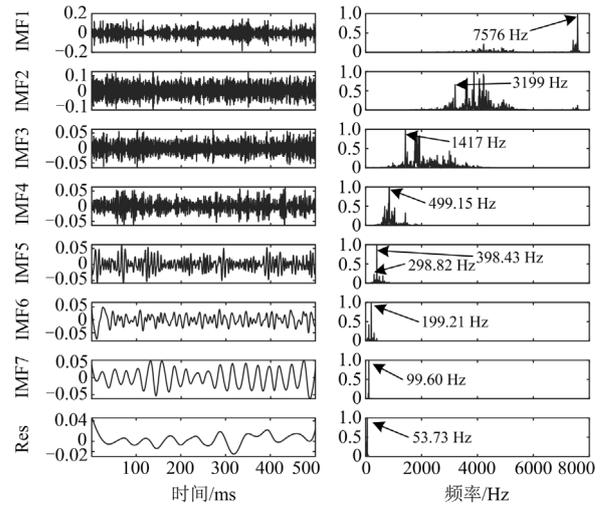


图9 阵元 M_3 最小下限频率截止的 EEMD 分解结果

Fig. 9 Decomposition results of M_3 signal by minimum lower limit frequency cut-off EEMD

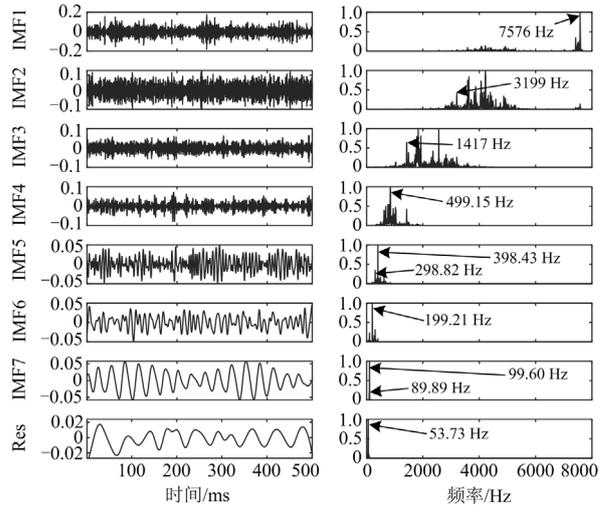


图10 阵元 M_4 最小下限频率截止的 EEMD 分解结果

Fig. 10 Decomposition results of M_4 signal by minimum lower limit frequency cut-off EEMD

根据式(15)、式(16)计算各阶 IMF 分量的相关性并设置阈值, 然后选取有效的 IMF 分量, 计算结果如表2所示。最终舍弃 IMF1~IMF3 及 Res 分量, 采用 IMF4、IMF5、IMF6、IMF7 分量重构信号。

表2 阈值及选取结果

Table 2 Threshold and selection results

| 方法 | 阈值 μ | 有效 IMF 分量 |
|------|----------|---------------------|
| EMD | 0.202 | IMF4、IMF5、IMF6、IMF7 |
| EEMD | 0.362 | IMF4、IMF5、IMF6、IMF7 |
| 所提方法 | 0.357 | IMF4、IMF5、IMF6、IMF7 |

3.3 不同方法去噪效果分析

为了验证本文方法的有效性, 下文给出了传统 EMD、标准 EEMD 算法及本文方法的降噪结果, 如图 11 所示。由于有效传感器组中的传感器均得到一致性解释且为同材质同型号传感器, 此仅展示传感器 M_3 降噪结果。

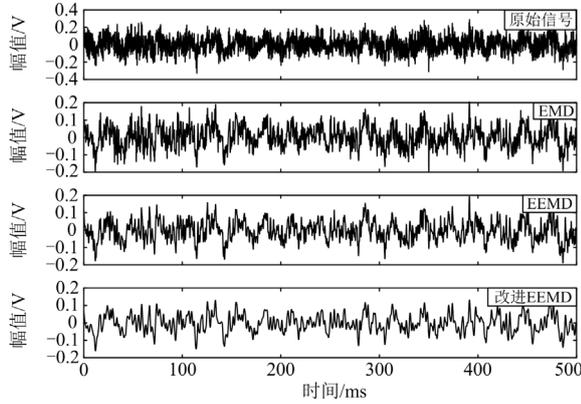


图 11 阵元 M_3 原始声信号及各算法降噪后信号

Fig. 11 Original signal of element M_3 and signal after denoising by each algorithm

为了量化消噪结果, 本文采用信号的信噪比 (signal to noise ratio, SNR)^[26]、均方根误差 (root mean square error, RMSE)、波形相似系数 (normalized cross correlation, NCC)^[27-28]、有效 IMF 数量消噪质量进行量化分析, 指标的定义分别如式(17)—式(19)所示。

$$V_{\text{SNR}} = 10 \lg \frac{\sum_{n=1}^{n=N} X^2(n)}{\sum_{n=1}^{n=N} (X(n) - Y(n))^2} \quad (17)$$

$$V_{\text{NCC}} = \frac{\sum_{n=1}^{n=N} X(n)Y(n)}{\sqrt{\left(\sum_{n=1}^{n=N} (X^2(n))\right)\left(\sum_{n=1}^{n=N} (Y^2(n))\right)}} \quad (18)$$

$$V_{\text{RMSE}} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{n=1}^N (X(n) - Y(n))^2} \quad (19)$$

式中: $X(n)$ 代表原始信号; $Y(n)$ 代表降噪后的电抗器声信号。

评价指标: 信噪比越高则表明降噪后的信号与原始信号越相似; 从曲线拟合的角度, 均方根误差越趋向 0, 拟合效果越好, 畸变越小; 从信号图形角度, 波形相似系数越接近 1, 表明信号降噪效果越好, 源信号特征保留越完整。

应用式(17)—式(19)分别计算降噪后的电抗器声信号与原始混合声信号的 SNR、NCC、RMSE, 计算结果如表 3 所示。

由图 11 可知, 改进的 EEMD 算法重构后的信号较好地保留了原始电抗器声信号的所有局部特

征, 且有效剔除了信号中的部分杂散噪声和低频噪声。由表 3 可知, 相较于传统 EMD、标准 EEMD 算法, 本文采用的降噪方法 SNR 为 3.6612, NCC 为 0.7202, RMSE 仅为 0.0047, 去噪后信号失真和畸变更小, 源信号特征保留较完整且计算效率更高。

表 3 各方法去噪效果评价指标

| Table 3 Evaluation index of denoising effect of each method | | | |
|---|--------|---------|--------|
| 评价指标 | 传统 EMD | 标准 EEMD | 所提方法 |
| V_{SNR} | 2.0823 | 2.3117 | 3.6612 |
| V_{NCC} | 0.6172 | 0.6427 | 0.7202 |
| V_{RMSE} | 0.0058 | 0.0056 | 0.0047 |
| IMF 阶数 | 9 | 12 | 7 |
| 运算时间/s | 3.45 | 2.4 | 2.1 |

4 现场实测验证

4.1 现场实验设置

为了验证算法在处理实测电抗器声信号时的有效性, 设置试验对象为某 750 kV 变电站内 7 号 B 相电抗器, 电抗器处于正常运行状态, 图 12 为电抗器现场测试示意图。按照 GB/T 3785.1-2010 标准, 选用 COINV INV9206 型单指向电容式声传感器和 PCI8815 高精度数据采集仪组合作为现场试验的声音采集系统。声纹传感器的参数为: 标称灵敏度 50 mV/Pa, 频率响应范围 20 Hz~20 kHz。数据采集仪的参数为: 最大模拟输入通道为 8 通道, 最大采样率可达 102.4 kHz。声音采集系统各通道的采样频率统一设置为 48 kHz。参照 GB/T 1094.10-2003 对电抗器噪声测点位置进行设置: 选取电抗器无防火墙一侧布置声阵列, 声阵列距离电抗器 2 m, 距离地面 2.5 m, 传感器之间相距 1 m, 所有传感器电容式极头正对电抗器。



图 12 750 kV 变电站电抗器声音信号采集图

Fig. 12 Acquisition of acoustic signals of 750 kV substation reactors

4.2 实测结果及分析

为了体现本文算法的降噪效果, 采用文中方法对现场传感器进行筛选后, 确定有效传感器组, 通过短时傅里叶频谱分析, 选择有效传感器组中的最小下限频率作为 EEMD 分解的 IMF 筛选条件, 限于

篇幅, 选取有效传感器组中支持度最高的传感器采集的声信号结果进行分析。由于采用的电容式声传感器为单指向型, 只对面向端面的声信号较为灵敏, 所以现场监测信号中虽存有一定噪声, 但主要为部分低频杂散噪声, 其他噪声干扰并不明显, 因此本文采用随机混合矩阵的方式在现场声信号中加入第3节干扰噪声作为染噪声信号, 现场声信号及染噪声信号时域波形如图13所示, 对应归一化频谱如图14所示。

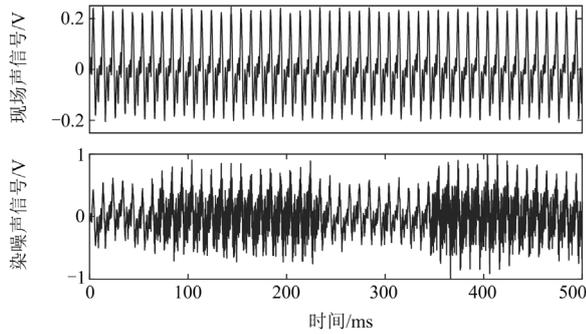


图 13 各声信号时域图

Fig. 13 Time domain diagram of each acoustic signal

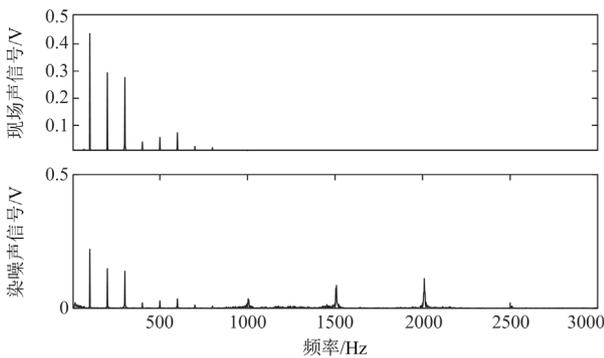


图 14 各声信号归一化频域图

Fig. 14 Normalization spectrum of each acoustic signal

经本文所提方法去噪前后声信号时域波形如图15所示。

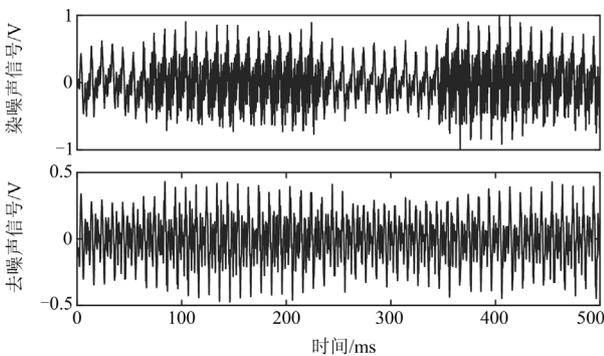


图 15 去噪前后信号对比

Fig. 15 Comparison of signal before and after denoising

由于现场声信号与实验仿真信号不同, 其本身存有较强的不可知性, 因此无法使用第3节使用的SNR、RMSE和NCC作为去噪评价指标, 为此, 本文引入噪声抑制比(noise rejection ratio, NRR)来量化去噪效果^[29], 如式(20)所示。

$$V_{NRR} = 10(\lg \sigma_1^2 - \lg \sigma_2^2) \quad (20)$$

式中, σ_1 和 σ_2 分别为降噪前和降噪后的噪声标准差。NRR值的大小表明有效信号突出程度的高低, 其值越大表明降噪效果越好。3种方法去噪后的NRR如表4所示, 从表中可以看出本文所提去噪算法NRR值为2.2496, 去噪效果优于传统EMD与标准EEMD。

表 4 不同方法的 NRR

Table 4 NRR of different methods

| 不同去噪方法 | V_{NRR} |
|---------|-----------|
| 传统 EMD | 1.0540 |
| 标准 EEMD | 1.7864 |
| 所提方法 | 2.2496 |

5 结论

本文针对多声纹传感器的电抗器状态监测噪声抑制问题, 提出了一种改进EEMD高压并联电抗器声信号去噪方法, 通过实验室模拟与现场试验实现了对电抗器声信号的降噪, 得到以下结论:

1) 提出了基于多传感器融合和最小下限频率截止的改进EEMD去噪算法。利用一致性数据融合算法将各个声纹传感器采集信息加以关联, 使得传感器之间性能互补, 克服了单个声纹传感器的局限性; 选取有效传感器组中的最小下限频率作为EEMD分解的截止条件, 在保证EEMD分解过程完备性的同时, 有效抑制了分解时引入的虚假IMF分量, 且计算效率有所提升。

2) 实验模拟声信号分析表明, 本文所提去噪算法相比传统EMD、标准EEMD算法, SNR提高1.58倍, RMSE降低17%, NCC提高1.12倍。

3) 现场实测声信号分析表明, 本文所提去噪算法相比传统EMD、标准EEMD算法, NRR指标提高1.26倍, 表明本文方法具有较好的去噪效果, 适用于高压并联电抗器的声信号去噪。

参考文献

[1] 郭冰, 祝磊, 陈一棕, 等. 适用于带中段并联电抗器的电缆线路的参数识别联锁保护新原理[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(6): 124-130.
GUO Bing, ZHU Lei, CHEN Yicong, et al. Novel pilot protection principle based on parameter identification for a transmission line with a shunt reactor in the middle[J].

- Power System Protection and Control, 2021, 49(6): 124-130.
- [2] 张文君, 王爽, 陈小月, 等. 海上风电场经海底电缆送出系统的并联电抗器配置方案[J]. 高压电器, 2022, 58(1): 38-45.
ZHANG Wenjun, WANG Shuang, CHEN Xiaoyue, et al. Shunt reactor configuration of offshore wind farm transmission system with submarine cable[J]. High Voltage Apparatus, 2022, 58(1): 38-45.
- [3] 刘云鹏, 来庭煜, 刘嘉硕, 等. 特高压直流换流阀饱和和电抗器振动声纹特性与松动程度声纹检测方法[J]. 电工技术学报, 2023, 38(5): 1375-1389.
LIU Yunpeng, LAI Tingyu, LIU Jiashuo, et al. Vibration voiceprint characteristics and looseness detection method of UHVDC converter valve saturable reactor[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2023, 38(5): 1375-1389.
- [4] 高树国, 汲胜昌, 孟令明, 等. 基于在线监测系统与声振特征预测模型的高压并联电抗器运行状态评估方法[J]. 电工技术学报, 2022, 37(9): 2179-2189.
GAO Shuguo, JI Shengchang, MENG Lingming, et al. Operation state evaluation method of high-voltage shunt reactor based on on-line monitoring system and vibro-acoustic characteristic prediction model[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2022, 37(9): 2179-2189.
- [5] 唐志国, 李阳. 改进自适应无参经验小波变换在变压器高频局放电流噪声抑制中的研究[J/OL]. 电网技术: 1-12[2023-03-27].DOI:10.13335/j.1000-3673.pst.2022.0929.
TANG Zhiguo, LI Yang. Research on improved adaptive parameterless empirical wavelet transform in transformer high frequency partial discharge current noise suppression[J/OL]. Power System Technology: 1-12[2023-03-27].DOI:10.13335/j.1000-3673.pst.2022.0929.
- [6] 张明龙, 张振宇, 高源, 等. 基于变分模态分解的暂态扰动波形去噪算法[J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50(8): 43-49.
ZHANG Minglong, ZHANG Zhenyu, GAO Yuan, et al. Transient disturbance waveform denoising algorithm based on variational mode decomposition[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(8): 43-49.
- [7] 高淑萍, 徐振曦, 宋国兵, 等. 基于小波阈值去噪和 CEEMD 的混合三端直流输电线路故障测距[J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50(3): 29-40.
GAO Shuping, XU Zhenxi, SONG Guobing, et al. Fault location of hybrid three-terminal HVDC transmission lines based on wavelet threshold denoising and CEEMD[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(3): 29-40.
- [8] 周建, 向北平, 倪磊, 等. 基于 Shannon 熵的自适应小波包阈值函数去噪算法研究[J]. 振动与冲击, 2018, 37(16): 206-211, 240.
ZHOU Jian, XIANG Beiping, NI Lei, et al. A study on adaptive wavelet packet threshold function de-noising algorithm based on Shannon entropy[J]. Journal of Vibration and Shock, 2018, 37(16): 206-211, 240.
- [9] 王永强, 李长元, 胡芳芳, 等. 基于改进 EMD 的 GIS 局部放电特高频信号降噪方法研究[J]. 电测与仪表, 2017, 54(9): 1-5, 29.
WANG Yongqiang, LI Changyuan, HU Fangfang, et al. Study on noise reduction method for PD ultra-high frequency signal based on the improved EMD[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2017, 54(9): 1-5, 29.
- [10] 陈铁, 陈卫东, 李咸善, 等. 基于 EMD 和 GCT 的变压器油中溶解气体预测[J]. 高压电器, 2022, 58(4): 70-79.
CHEN Tie, CHEN Weidong, LI Xianshan, et al. Dissolved gas prediction in transformer oil based on EMD and GCT[J]. High Voltage Apparatus, 2022, 58(4): 70-79.
- [11] WU Z H, HUANG N E. Ensemble empirical mode decomposition: a noise assisted data analysis method[J]. Advances in Adaptive Data Analysis, 2009, 1(1): 1-11.
- [12] 彭炜文, 刘伟杰, 许家浩, 等. 一种基于相关系数的 EEMD 局部放电去噪方法[J]. 高压电器, 2021, 57(6): 203-209.
PENG Weiwen, LIU Weijie, XU Jiahao, et al. EEMD partial discharge de-noising method based on correlation coefficients[J]. High Voltage Apparatus, 2021, 57(6): 203-209.
- [13] 李敏, 陈果, 沈大千, 等. 基于改进凝聚层次聚类算法的变压器绕组及铁心故障诊断研究[J]. 高压电器, 2018, 54(1): 236-242.
LI Min, CHEN Guo, SHEN Daqian, et al. Research on fault diagnosis of transformer winding and core based on the improved agglomerative hierarchical clustering algorithm[J]. High Voltage Apparatus, 2018, 54(1): 236-242.
- [14] 周东旭, 王丰华, 党晓婧, 等. 基于稀疏表示理论的特高压交流变压器声信号盲分离研究[J]. 电网技术, 2020, 44(8): 3139-3148.
ZHOU Dongxu, WANG Fenghua, DANG Xiaojing, et al. Blind separation of UHV power transformer acoustic signal preprocessing based on sparse representation theory[J]. Power System Technology, 2020, 44(8): 3139-3148.
- [15] 周兵, 王延召, 胡静竹, 等. 并联电抗器振动特性及声功率级计算[J]. 高电压技术, 2019, 45(11): 3685-3692.
ZHOU Bing, WANG Yanzhao, HU Jingzhu, et al. Vibration characteristics and acoustic power level calculation of shunt reactors[J]. High Voltage Engineering, 2019, 45(11): 3685-3692.

[16] 王平, 于琨, 郭佳熠, 等. 基于麦克风阵列的目标电抗器噪声提取与分离技术研究[J/OL]. 华北电力大学学报(自然科学版): 1-13[2023-02-21].DOI:10.3969/j.issn.1007-2691.2023.04.05.
WANG Ping, YU Kun, GUO Jiayi, et al. Study on noise extraction and separation technology of target UHV shunt reactor based on microphone array[J/OL]. Journal of North China Electric Power University (Natural Science Edition): 1-13[2023-02-21]. DOI:10.3969/j.issn.1007-2691.2023.04.05.

[17] JIAN Z A, RY B, RXG A, et al. Performance enhancement of ensemble empirical mode decomposition[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2010, 24(7): 2104-2123.

[18] 代彤彤, 贾子光, 任亮, 等. 含裂纹损伤结构强度的多源数据融合方法研究[J/OL]. 工程力学: 1-9[2022-12-04]. DOI:10.6052/j.issn.1000-4750.2022.01.0022.
DAI Tongtong, JIA Ziguang, REN Liang, et al. Research on multi-type measurement data fusion method for stress intensity factor evaluation[J/OL]. Engineering Mechanics: 1-9[2022-12-04].DOI:10.6052/j.issn.1000-4750.2022.01.0022.

[19] 刘苗苗, 谢军, 耿攀, 等. 改进自适应加权融合的综合管廊环境温度监测[J]. 地下空间与工程学报, 2022, 18(增刊 1): 497-505.
LIU Miaomiao, XIE Jun, GENG Pan, et al. Environmental temperature monitoring of pipe gallery based on improved self-adaptive weighted fusion[J]. Chinese Journal of Underground Space and Engineering, 2022, 18(S1): 497-505.

[20] 刘康, 何明浩, 韩俊, 等. 基于多传感器的雷达对抗侦察数据融合算法[J]. 系统工程与电子技术, 2023, 45(1): 101-107.
LIU Kang, HE Minghao, HAN Jun, et al. Data fusion algorithm for radar countermeasures and reconnaissance based on multi-sensor[J]. Systems Engineering and Electronics, 2023, 45(1): 101-107.

[21] 吕艳新, 顾晓辉. 多传声器小波多尺度信息融合滤波算法[J]. 仪器仪表学报, 2012, 33(4): 788-794.
LÜ Yanxin, GU Xiaohui. Filtering algorithm for multi-microphones based on wavelet multi-scale information fusion[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2012, 33(4): 788-794.

[22] RAJU G V S, WANG Husheng. Sensor data fusion using Pitman's closeness technique and complete linkage algorithm[C]// Proceedings of the 1994 IEEE International Conference on Multisensor Fusion and Integration for Intelligent Systems, 1994, Las Vegas, USA: 72-76.

[23] 邸忆, 顾晓辉, 龙飞. 一种基于声阵列信息融合及改进 EEMD 的信号降噪方法[J]. 振动与冲击, 2017, 36(15): 133-141.
DI Yi, GU Xiaohui, LONG Fei. A signal de-noising method for multi-microphone array based on information fusion and improved EEMD[J]. Journal of Vibration and Shock, 2017, 36(15): 133-141.

[24] WANG Guo, WANG Yibin, MIN Yongzhi, et al. Blind source separation of transformer acoustic signal based on sparse component analysis[J]. Energies, 2022, 15(16): 6017.

[25] SHEN Y, ZHENG W, YIN W, et al. Feature extraction algorithm using a correlation coefficient combined with the VMD and its application to the GPS and GRACE[J]. IEEE Access, 2021, 9: 17507-17519.

[26] 唐炬, 高丽, 彭莉, 等. 非平稳振荡局放信号去噪效果评价参数研究[J]. 高电压技术, 2007, 33(12): 66-70.
TANG Ju, GAO Li, PENG Li, et al. Study on new evaluation parameters for de-noising performance of non-stationary oscillating partial discharge signals[J]. High Voltage Engineering, 2007, 33(12): 66-70.

[27] 马星河, 孔卫东, 李自强, 等. 一种基于 S_VMD 与 Sdr_SampEn 的局部放电信号去噪方法[J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50(18): 29-38.
MA Xinghe, KONG Weidong, LI Ziqiang, et al. A denoising method for a partial discharge signal based on S_VMD and Sdr_SampEn[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(18): 29-38.

[28] HUSSEIN R, SHABAN K B, EL-HAG A H. Denoising different types of acoustic partial discharge signals using power spectral subtraction[J]. High Voltage, 2018, 3(1): 44-50.

[29] SHANG H, LO K, LI F. Partial discharge feature extraction based on ensemble empirical mode decomposition and sample entropy[J]. Entropy, 2017, 19(9): 439.

收稿日期: 2023-04-09; 修回日期: 2023-05-15

作者简介:

王 果(1977—), 女, 通信作者, 博士, 教授, 研究方向为电能质量分析与控制、电力电子技术及其应用、电力设备在线监测技术; E-mail: wangguo@lztu.edu.cn

雷 武(1996—), 男, 硕士研究生, 研究方向为电抗器在线监测技术。E-mail: 1018279692@qq.com

(编辑 魏小丽)