

引用格式:尚海昆,张冉喆,黄涛,等.基于 CEEMDAN-TQWT 方法的变压器局部放电信号降噪[J].电力科学与技术学报,2024,39(1):272-284.

Citation: SHANG Haikun, ZHANG Ranzhe, HUANG Tao, et al. Partial discharge signal denoising based on CEEMDAN-TQWT method for power transformers[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2024, 39(1): 272-284.

基于 CEEMDAN-TQWT 方法的变压器 局部放电信号降噪

尚海昆, 张冉喆, 黄涛, 林伟, 赵子璇

(东北电力大学现代电力系统仿真控制与绿色电能新技术教育部重点实验室, 吉林 吉林 132012)

摘要:针对传统方法处理局部放电信号时存在振荡明显、消噪不彻底等问题,采用基于自适应白噪声完备集成经验模态分解(complete ensemble empirical model decomposition with adaptive noise, CEEMDAN)与可调品质因子小波变换(tunable Q-factor wavelet transform, TQWT)相结合的方法对局部放电信号进行消噪处理。采用 CEEMDAN 将含噪变压器局部放电信号分解成多个固有模态函数(intrinsic mode function, IMF)分量,并利用相关系数判断 IMF 分量与原始信号的相关度。将弱相关者视为劣质 IMF,对其进行 TQWT 分解,利用能量占比与峭度指标来筛选小波子带,提取 IMF 的有效细节信息,进行 TQWT 逆变换,从而得到新的 IMF 分量;将强相关者视为优质 IMF,与变换后的新 IMF 分量共同进行信号重构,得到消噪结果。仿真及实测信号分析验证了该方法的有效性和实用性,相比传统的经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)方法,仿真信号经所提方法去噪后的波形失真百分比下降了 44.94%;相较于仅使用 CEEMDAN,现场信号经所提方法去噪后的噪声抑制比提高了 26.64%。

关键词:变压器;局部放电;自适应白噪声完备集成经验模态分解;可调品质因子小波变换;消噪

DOI: 10.19781/j.issn.1673-9140.2024.01.028 中图分类号:TM832 文章编号:1673-9140(2024)01-0272-13

Partial discharge signal denoising based on CEEMDAN-TQWT method for power transformers

SHANG Haikun, ZHANG Ranzhe, HUANG Tao, LIN Wei, ZHAO Zixuan

(Key Laboratory of Modern Power System Simulation & Control and Renewable Energy Technology, Ministry of Education, Northeast Electric Power University, Jilin 132012, China)

Abstract: In response to the phenomena of significant oscillations and incomplete noise reduction when dealing with partial discharge signals using traditional methods, a combined approach based on complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise (CEEMDAN) and tunable Q-factor wavelet transform (TQWT) is adopted to denoise the PD signals. Firstly, the CEEMDAN is employed to decompose the noisy transformer PD signals into multiple intrinsic mode functions (IMF), and the correlation coefficient is utilized to assess the correlation between the IMF components and the original signal. Those with weak correlations are considered inferior IMFs. They are decomposed using TQWT. Energy proportion and kurtosis indicators are utilized to select wavelet sub-bands, extracting effective detailed information from the IMF. Subsequently, inverse transformation of the TQWT is applied to obtain new

收稿日期:2023-04-08;修回日期:2023-08-30

基金项目:国家自然科学基金(51877031)

通信作者:张冉喆(1999—),女,硕士研究生,主要从事电气设备故障诊断、智能信息处理等研究;E-mail:601972495@qq.com

IMF components. The IMFs with strong correlations are considered high-quality. They are reconstructed together with the transformed new IMF components to obtain the denoising result. Simulation and field signal analysis verify the effectiveness and practicability of the proposed method. Compared to the traditional empirical mode decomposition (EMD) method, the percentage of waveform distortion decreased by 44.94% after denoising simulated signals using the proposed method. Compared to using only CEEMDAN, the noise suppression ratio increases by 26.64% after denoising on-site signals using the proposed method.

Key words: transformer; partial discharge; CEEMDAN; TQWT; denoising

变压器是电力系统中的重要枢纽设备,一旦发生故障会导致大范围停电,甚至引发火灾等安全事故,并由此造成重大的经济损失。为了提高运行维护水平、保证电网的安全可靠运行,有必要对变压器进行状态监测。据统计,局部放电(partial discharge, PD)是绝缘劣化的重要征兆,会导致变压器渐进式损伤,甚至造成变压器绝缘击穿,是一个巨大的安全隐患。在实际运行中PD信号往往裹挟噪声干扰,使得变压器局部放电的故障识别工作较为困难,需要对其进行去噪处理^[1-6]。

近年来多种信号分析方法广泛应用于变压器PD信号降噪。文献[7]提出了一种融合交叉突变和混沌的混合粒子群优化算法,解决小波阈值法在降噪过程中阈值选择方法过早收敛的问题,可快速获得全局最优阈值。小波分析法能对信号时频特征进行局部化分析,但需要预设小波基函数,而不合理的小波基会导致过包络、欠包络及模态混叠现象^[8]。文献[9]将检测到的含噪PD信号进行经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD),筛选出合适固有模态函数(intrinsic mode function, IMF)构造虚拟噪声通道,将其与含噪PD信号作为输入,利用成分独立分析算法将PD信号与噪声分离。EMD无需选择基函数,可将原始信号分解为不同的IMF,但存在模态混叠现象^[10]。文献[11]应用集合经验模态分解(ensemble empirical mode decomposition, EEMD)PD信号,自适应选择IMF重构信号实现降噪。EEMD添加的每个白噪声信号都被独立地分解,可改善模态混叠,但分解后产生的IMF数量不同,导致集合平均时IMF分量对齐困难。为解决该问题,自适应白噪声完备集成经验模态分解(complete ensemble empirical model decomposition with adaptive noise, CEEMDAN)在EEMD基础上,加入白噪声经EMD得到的IMF分量,从而降低重构信号中的噪声残余,其分解过程具有完备性^[12]。但CEEMDAN

含噪信号会产生个别含噪较多的虚假IMF分量,直接舍弃将造成有效信息的缺失,故近年来PD去噪研究多采用CEEMDAN联合其他算法的方式来降低虚假分量中的噪声,结合多方优点,提取细节信息。如文献[13]将基于Sigmoid函数的改进阈值应用于CEEMDAN去噪,可以有效抑制PD信号中白噪声干扰。文献[14]提出一种基于CEEMDAN和改进小波包结合的复杂染噪PD信号提取方法,通过CEEMDAN分解染噪信号,利用奇异值分解(singular value decomposition, SVD)抑制分量中频率混叠,根据相关系数重构有效分量后,采用改进的小波包阈值法对重构信号中的白噪声进行滤除,结果表明该方法提取的PD信号波形畸变小、能量损失小。

为消除CEEMDAN早期的虚假模式,提取更加精确的放电信息,本文基于可调品质因子小波变换(tunable Q-factor wavelet transform, TQWT)方法来进一步提取IMF中的细节信息。TQWT是一种新型离散小波变换方法,可以根据待处理信号的波形特征,通过调节参数来自由灵活、有针对性地构造基函数,解决传统小波变换品质因子固定的局限性^[15],在非线性、非平稳信号分析中具有较好的时频分辨率性能,在滚动轴承、目标检测、故障诊断等领域得到了广泛应用^[16-17]。文献[18]提出一种TQWT与小波包奇异谱熵相结合的特征提取方法,为滚动轴承早期故障诊断提供了新思路。文献[19]提出了一种基于改进TQWT的海洋目标检测算法,对回波信号中运动目标的加速度进行补偿,利用TQWT分离不同的振荡分量,实现了目标与海杂波的分离。

在上述研究基础上,本文提出一种基于CEEMDAN和TQWT方法的PD信号降噪。首先,建立融合噪声的模拟PD信号,对其进行CEEMDAN分解,并通过相关系数划分优劣IMF分量。进而,对劣质IMF进行TQWT分解,使用能量占比和峭

度值判断PD信息所在位置,消除CEEMDAN分解时所产生的误差,提取信号细节。最后,对220 kV变电站现场获取的变压器PD信号进行上述步骤,对本文所提降噪方法的有效性进行验证。

1 算法及原理介绍

1.1 CEEMDAN

CEEMDAN以EEMD为基础,通过加入自适应白噪声,计算其残余信号来获取IMF分量,削弱模态混叠,分解过程具有完整性、重构误差低的特点,原理^[21]如下。

设算子 $E_k(\cdot)$ 为目标信号通过经过EMD后产生第 k 个IMF分量,CEEMDAN分解得到的第 k 个IMF分量为 $I_{IMFk}(t)$, g^i 为满足标准正态分布的高斯白噪声信号, ϵ_p 为噪声的标准差, p 为迭代次数, $x(t)$ 为原始信号, v^i 为每次迭代出的剩余分量。CEEMDAN分解的步骤如下。

1) 将正负成对高斯白噪声加入到原始信号中得到新信号 $x(t) + \epsilon_0 g^i(t)$,对新信号进行EMD分解:

$$E(x(t) + \epsilon_0 g^i(t)) = I_{IMF1}^i(t) + v^i \quad (1)$$

2) 对产生的 M 个模态分量进行加总平均得到 $I_{IMF1}(t)$:

$$I_{IMF1}(t) = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M I_{IMF1}^i(t) \quad (2)$$

3) 进行第 i 次实验,计算第1个残余分量 v_1 为

$$v_1(t) = x(t) - I_{IMF1}(t) \quad (3)$$

4) 将正负成对高斯白噪声加入 $v_1(t)$ 中得到新信号,再对新信号进行EMD,得到:

$$I_{IMF2}(t) = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M E_1(v_1(t) + \epsilon_1 E_1(g^i(t))) \quad (4)$$

5) 计算第2个残余分量 v_2 :

$$v_2(t) = v_1(t) - I_{IMF2}(t) \quad (5)$$

6) 重复上述步骤,直到获得的残余分量 $v_a(t) = v_{a-1}(t) - I_{IMFa}(t)$ 为单调函数,算法结束。此时得到的IMF分量数量为 a ,则原始信号 $x(t)$ 被分解为

$$x(t) = \sum_{i=1}^a I_{IMFi}(t) + v_i(t) \quad (6)$$

残差为

$$V(t) = x(t) - \sum_{i=1}^a I_{IMFi} \quad (7)$$

1.2 TQWT

1.2.1 原理

TQWT通过一组双通道滤波器迭代运算和快速傅里叶变换,实现非平稳信号在不同品质因子小

波基下进行分解与重构,是一种灵活的全离散小波变换^[15]。TQWT的主要参数有3个:品质因子 Q 、冗余参数 r 、分解级数 J 。

Q 为滤波器中心频率与带宽的比值,影响小波的振荡行为。滤波器的性能取决于低通尺度 α 与高通尺度 β ,这2个参数由输入的 Q 和 r 决定,从而获得契合信号特性的小波基,如下:

$$\begin{cases} \beta = \frac{2}{Q+1} \\ \alpha = 1 - \frac{\beta}{r} \end{cases} \quad (8)$$

r 为TQWT变换信号的过采样率,由分解后的小波系数总和与信号长度相除计算得到。当 r 接近1.0时,小波在时间上不能很好地局部化,因此指定的 r 值必须大于1.0^[15]。 r 对TQWT的冗余度有影响, r 值增大会导致相邻频率响应(简称“频响”)之间的重叠增加。

J 为TQWT的级数。TQWT的每个滤波器组的低通输出作为连续滤波器组的输入,滤波器组的数量为 J 。每个输出信号构成小波变换的1个子带,则共计 $J+1$ 个子带,包括 J 个滤波器组的高通滤波器输出信号,1个最终滤波器组的低通滤波器输出信号。最大分解层数 J_{\max} 由 Q 和 r 决定,如下:

$$J_{\max} = \left\lfloor \frac{\lg \frac{N}{4(Q+1)}}{\lg \frac{Q+1}{Q+1-2/r}} \right\rfloor \quad (9)$$

式中, N 为解析信号长度; $\lfloor \cdot \rfloor$ 为向下取整。

图1为TQWT分解过程,其中 $H_0(\omega)$ 与 $H_1(\omega)$ 分别为低、高通滤波器频响函数; $\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_{J+1}$ 为第1至 $J+1$ 层小波系数,如下:

$$H_0(\omega) = \begin{cases} 1, & |\omega| \leq (1-\beta)\pi \\ \theta \left(\frac{\omega + (\beta-1)\pi}{\alpha + \beta - 1} \right), & (1-\beta)\pi < |\omega| < \alpha\pi \\ 0, & \alpha\pi \leq |\omega| \leq \pi \end{cases} \quad (10)$$

$$H_1(\omega) = \begin{cases} 0, & |\omega| \leq (1-\beta)\pi \\ \theta \left(\frac{\alpha\pi - \omega}{\alpha + \beta - 1} \right), & (1-\beta)\pi < |\omega| < \alpha\pi \\ 1, & \alpha\pi \leq |\omega| \leq \pi \end{cases} \quad (11)$$

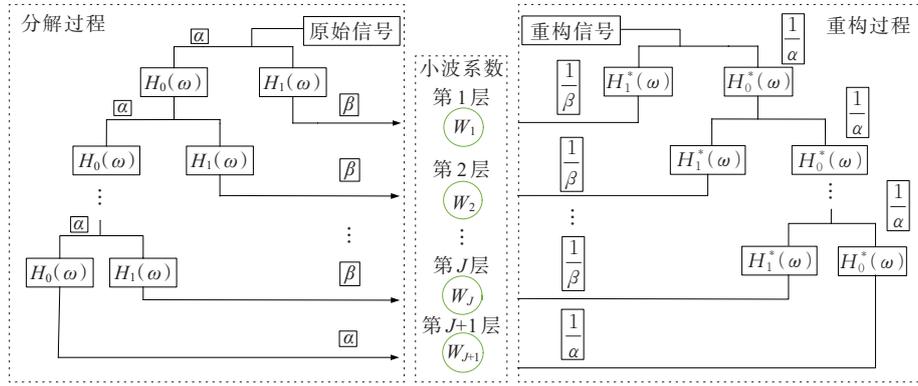


图 1 TQWT 算法流程

Figure 1 Flowchart of TQWT algorithm

式中, $\theta(\omega)$ 为功能函数, 用于构建频响函数 $H_0(\omega)$ 和 $H_1(\omega)$, 使算法有完美重构性:

$$\theta(\omega) = \frac{1}{2(1 + \cos \omega) \sqrt{2 - \cos \omega}} \quad (12)$$

1.2.2 参数的影响

本文建立包括高、低频振荡信号的信号 D 来测试 Q 和 r 对 TQWT 的影响, D 的时域波形如图 2 所示。

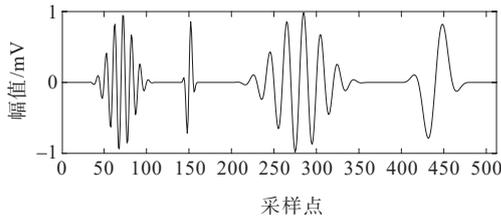
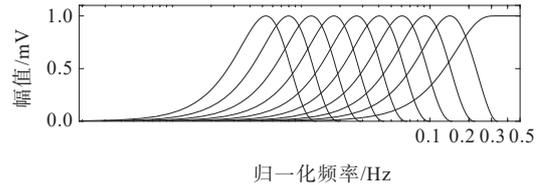


图 2 测试信号 D

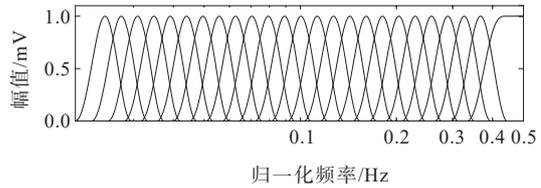
Figure 2 Test signal D

令 $r=3$ 保持不变, 设置高、低品质因子分别为 $Q=5$ 和 $Q=1$, 在对数轴上观察 Q 对 TQWT 的影响。仿真得到二者的频响, 如图 3 所示, 可见高 Q 值分解比低 Q 值分解得到的频响范围更紧凑。图 4 为高、低 Q 值下的各层小波函数, 可见 Q 值越大, 小波函数越振荡。

令 $Q=1$ 保持不变, 冗余参数设为 $r=6$, 频响和小波函数如图 5 所示。图 5(a) 表明 Q 值不变的情况下, 冗余参数不影响小波函数的振荡形状; 图 5(b) 说明相同 Q 值下, 为覆盖相同的频率范围, r 扩大一倍, 频带数也需扩大一倍。 r 越大相邻频响应波段重叠越多, 则滤波器的数量也要增加, J 会增大。故应用 TQWT 处理信号时应妥善设置参数, 并避免计算量过大的问题。



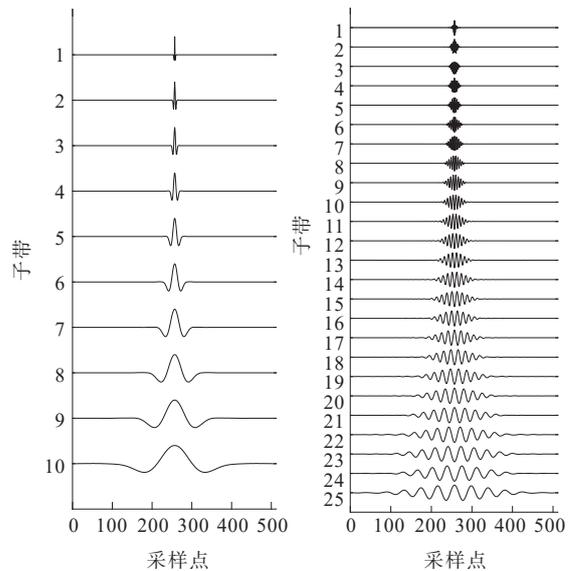
(a) $Q=5, r=3$



(b) $Q=1, r=3$

图 3 高、低品质因子的频响

Figure 3 Frequency responses of high and low quality factors



(a) $Q=5, r=3$

(b) $Q=1, r=3$

图 4 高、低品质因子小波函数

Figure 4 Wavelet functions for high and low quality factors

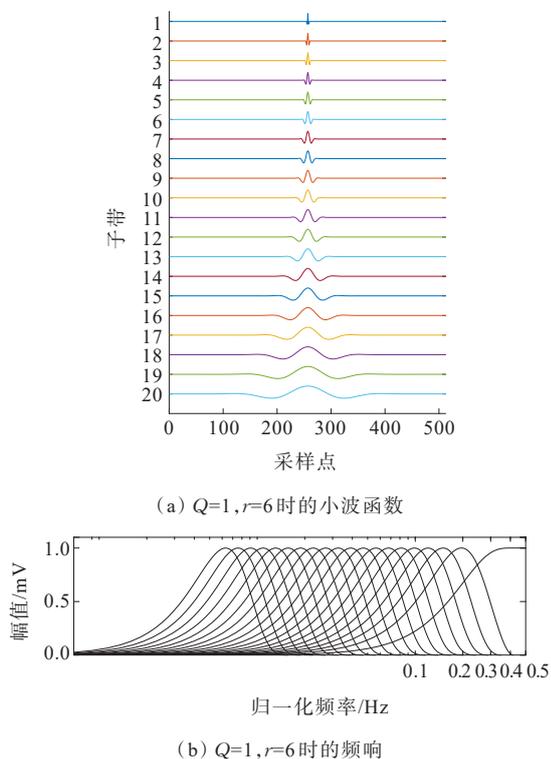


图5 高冗余参数的小波函数与频响

Figure 5 Wavelet functions and frequency responses of parameters with high redundancy

1.3 基于 CEEMDAN-TQWT 方法的局部放电消噪方法

变压器 PD 信号受到的噪声干扰主要为白噪声干扰, 概率密度分布一般呈现高斯分布或亚高斯分布, 频率较低。PD 信号为冲击性信号, 概率密度分布呈现超高斯分布。本文基于 CEEMDAN 和 TQWT 将噪声与 PD 信号的主要成分分离, 可根据相关系数与峭度区分。噪声主要成分位于低频带且峭度值较小, PD 主要成分位于高频带且峭度值较大。因此通过 CEEMDAN 把含噪 PD 信号分解成若干个 IMF, 利用相关系数判断 IMF 分量与原始信号的相关度, 弱相关者进行 TQWT 分解, 利用能量占比与峭度指标来筛选小波子带, 提取 IMF 的有效细节信息, 与强相关者共同进行信号重构, 实现消噪。CEEMDAN-TQWT 消噪的基本步骤如下。

- 1) 获取 PD 信号。
- 2) 对 PD 信号进行 CEEMDAN 分解, 得到 IMF 分量。
- 3) 计算每条 IMF 与 PD 信号的相关系数 $\rho^{[21]}$:

$$\rho = \frac{\sum_{i=1}^a (I_{\text{IMF}i} - \bar{I}_{\text{IMF}})(x - \bar{x})}{\sqrt{\sum_{i=1}^a (I_{\text{IMF}i} - \bar{I}_{\text{IMF}})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^M (x - \bar{x})^2}} \quad (13)$$

相关系数越大代表 IMF 与原始信号相关性越强。

- 4) 设置阈值 $\delta^{[21]}$:

$$\delta = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^a (\rho - \bar{\rho})^2}{a}} \quad (14)$$

相关系数高于阈值的 IMF 视为与所处理的信号强相关的优质分量, 等待重构; 相关系数低于阈值的 IMF 视为与所处理的信号弱相关的劣质分量, 需要进行 TQWT 分解。

- 5) 设置 $[Q, r, J]$ 参数, 对劣质分量进行 TQWT 分解, 得到小波子带。

- 6) 计算各层小波子带能量占比, 能量占比越高代表包含信息越多, 视该子带范围为优质子带。

- 7) 对优质子带进行 TQWT 重构, 并结合优质 IMF 实现去噪。

基于 CEEMDAN-TQWT 算法的消噪功能实现如图 6 所示。

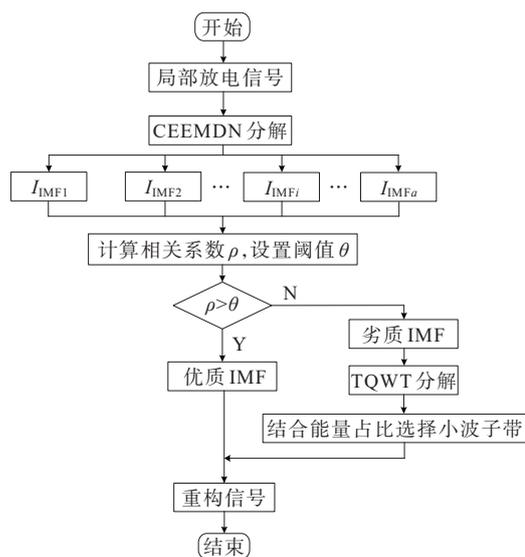


图6 CEEMDAN-TQWT 消噪

Figure 6 Denoising based on the CEEMDAN-TQWT

2 仿真分析

2.1 PD 信号的构建

局部放电物理过程短暂, 通常为振荡信号, 可用指数衰减模型或指数振荡衰减模型来表示^[22], 4 种类型如下。

- 1) 单指数衰减形式:

$$P_1(t) = Ae^{-a_i t / \tau} \quad (15)$$

- 2) 双指数衰减形式:

$$P_2(t) = A(e^{-a_i t / \tau} - e^{-a_i t / \tau'}) \quad (16)$$

3) 单指数衰减振荡形式:

$$P_3(t) = Ae^{-\alpha_1 t/\tau} \cdot \sin(f_c t) \quad (17)$$

4) 双指数衰减振荡形式:

$$P_4(t) = A(e^{-\alpha_1 t/\tau} - e^{-\alpha_2 t/\tau}) \cdot \sin(f_c t) \quad (18)$$

式(15)~(18)中, A 为信号幅值, mV; α_1 、 α_2 为衰减参数, 无量纲; τ 为衰减周期, μ s; f_c 为振荡衰减频率, MHz。

如表 1 所示, 设置 5 个 PD 脉冲构成原始仿真信号 $S(t)$, 波形如图 7(a) 所示。为模拟实测变压器 PD 信号, 向 $S(t)$ 中添加满足高斯分布 $N(0, 0.2^2)$ 的白噪声, 模拟现场 PD 信号 $Y(t)$ 如图 7(b) 所示。

表 1 PD 脉冲参数

Table 1 PD pulse parameters

脉冲编号	脉冲类型	A	α_1	α_2	τ	f_c
1	1)	1.5	-1.3		0.5	
2	4)	5.0	-1.5	-2.2	2.2	4.5
3	3)	2.0	-1.3		1.8	4.0
4	4)	3.0	-1.2	-2.7	2.2	3.5
5	2)	3.5	-1.7	-2.5	1.5	

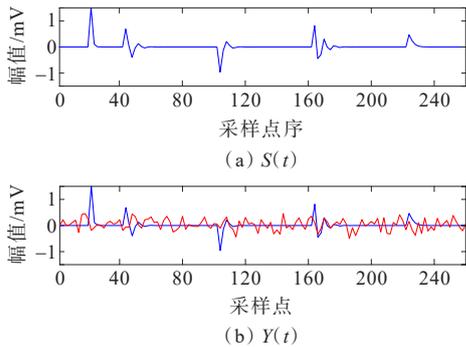


图 7 仿真信号

Figure 7 Simulation signals

图 7(a) 表明 $S(t)$ 有 5 个不同特征的放电脉冲, 满足各类 PD 信号形式。添加白噪声后, PD 仿真信号被淹没, 如图 7(b) 所示。

2.2 TQWT 参数选取

$[Q, r, J]$ 参数直接影响去噪结果^[23]。依照经验取 $r=3$ ^[18], 设置 Q 范围为 2~5, 步长 0.2, 按式(9)设置 J 。实际常使用长度为 2 的整数次幂的快速傅里叶变换来提高计算效率, TQWT 分解公式如下:

$$w = \text{tqwt_radix2}(S, Q, r, J) \quad (19)$$

TQWT 重构公式如下:

$$y = \text{itqwt_radix2}(w, Q, r, L) \quad (20)$$

式(19)、(20)中, tqwt_radix2 、 itqwt_radix2 为按 TQWT 变换与逆变换规律编写的函数; w 为分解后

的小波系数; L 为信号长度; y 为重构信号。求各 $[Q, r, J]$ 组合下的重构信号与原始信号之间的平均绝对误差, 比较得到最小值 e_{\min} :

$$e_{\min} = \min \left[\frac{1}{L} \sum_{i=1}^L (|S - y|) \right] \quad (21)$$

e_{\min} 对应的 $[Q, r, J]$ 组合即为应用参数。仿真信号在各 $[Q, r, J]$ 参数下重构信号与原始信号之间的平均绝对误差如图 8 所示。仿真信号长度 $L=256$, 图 8 显示取 $Q=2.6$ 时平均绝对误差最小, 根据式(9)计算得 $J=14$, 此时 $e_{\min} = 1.5903 \times 10^{-18}$ 。

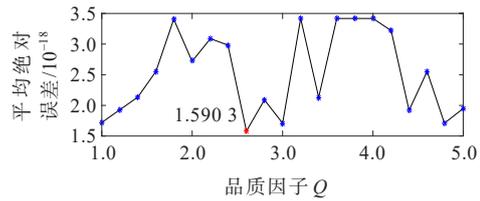


图 8 平均绝对误差

Figure 8 Average absolute error

2.3 CEEMDAN-TQWT 性能分析

CEEMDAN 分解具有完备性且重构误差小, 本文应用 CEEMDAN 对 PD 信号进行分解, 并对分解出的 IMF 进行 TQWT 二次解析以消除虚假分量。为了验证本文所提算法的优越性, 引入 EMD、EEMD 进行对比分析。

2.3.1 分解性能分析

分解信号 $Y(t)$, EMD、EEMD 和 CEEMDAN 方法参数如表 2 所示, 结果如图 9 所示。

表 2 对比算法参数配置

Table 2 Comparative algorithm parameters setting

参数名称	EMD	EEMD	CEEMDAN
高斯分布标准差参数		0.2	0.2
添加噪声次数	0	150	150
最大迭代次数	1	200	200

由图 9(a) 可见, EMD 分解虽然可以将信号的高、低频分量分开, 但存在端点效应和模态混叠现象, 造成分量末端波形扭曲。由图 9(b) 可见, EEMD 一定程度上减轻了模态混叠, 但不能完全消除。图 9(c) 显示 PD 信号经 CEEMDAN 分解出 8 条 IMF 分量, 比 EMD、EEMD 方法得到的信息更为细致; 有效抑制了 IMF 模态混叠, 信号的高、低频分量划分清晰, 分解过程中振荡最小, 有利于细节信息提取及后续分析。

图 10 为 IMF 迭代次数的箱式图, 以此检测

CEEMDAN分解的速度。结果表明,EEMD方法最大迭代次数为164,CEEMDAN方法最大迭代次

数为121,说明CEEMDAN方法计算量低于EEMD,可提高信号分解效率。

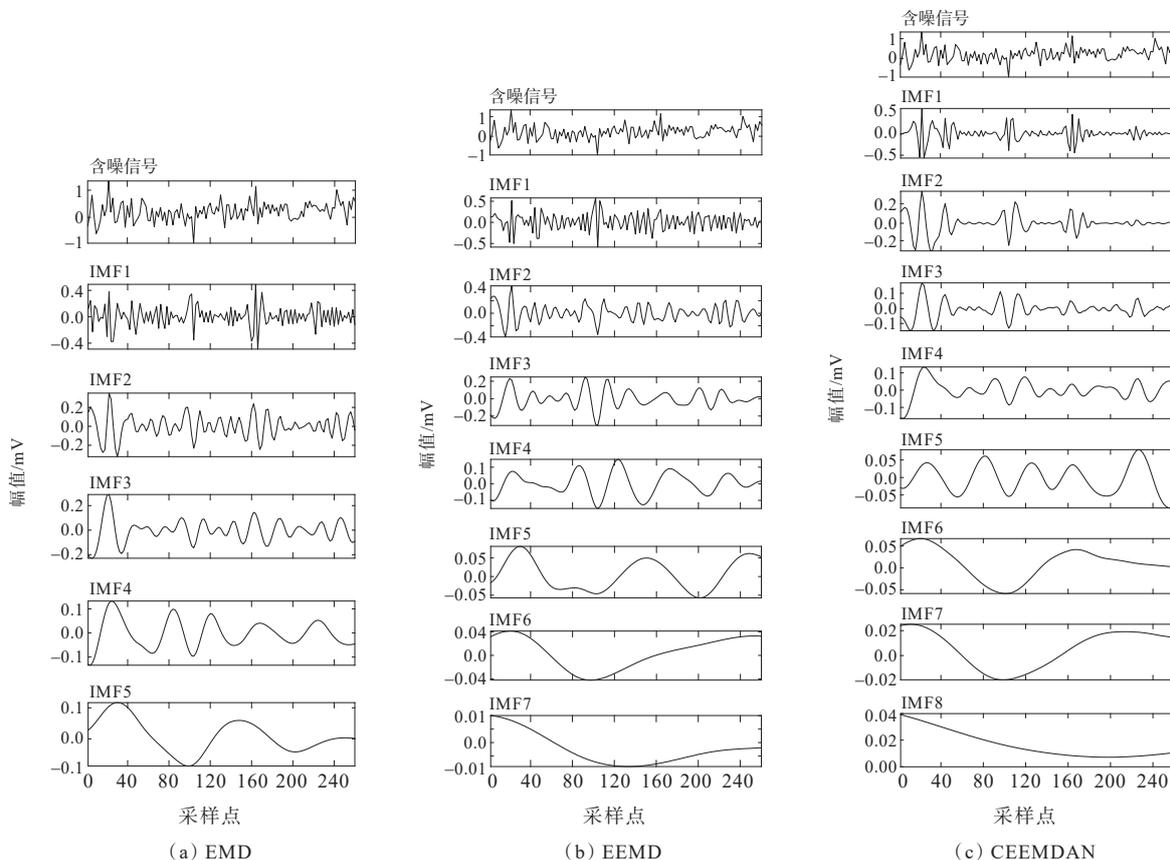


图9 IMF

Figure 9 IMF

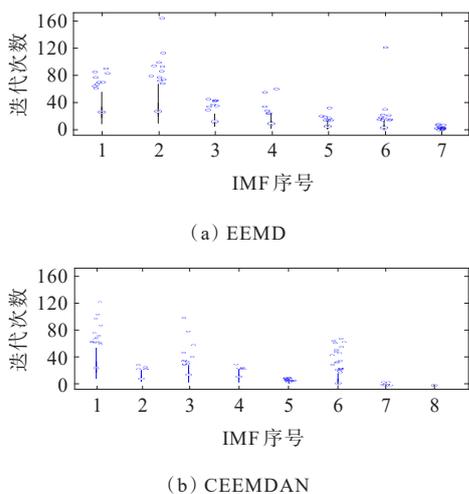


图10 IMF迭代次数

Figure 10 The iterations number of the IMF

2.3.2 重构分量选取

$Y(t)$ 经3种算法分解后,计算每个IMF分量与 $S(t)$ 的相关系数,并按公式(14)设定阈值,超过阈值的IMF视为优质分量。3种方法的相关系数阈值及优质分量如表3所示。

表3 优质IMF分量

Table 3 The IMF component with high-quality

方法	阈值	优质IMF分量
EEMD	0.212 5	IMF1、IMF2、IMF5
EEMD	0.245 1	IMF1、IMF2、IMF3、IMF4、IMF5、IMF6
CEEMDAN	0.232 6	IMF1、IMF2、IMF3、IMF4、IMF5、IMF6

由表3可见,通过阈值设置,3种方法得到各自的优质IMF分量。IMF7、IMF8相关系数小于阈值,二者与原始信号弱相关,经TQWT分解得到15层小波子带,用柱状图统计各条子带能量占比,能量占比越高,子带所含信息越丰富,如图11所示,可见第15层子带能量占比最高。求取各层子带的峭度,第15层的峭度远大于其他层,证实了有用分量集中在第15层,因此选择第15层子带进行TQWT逆变换。将逆变换结果与优质分量IMF1~IMF6结合即可得到重构后的消噪信号。

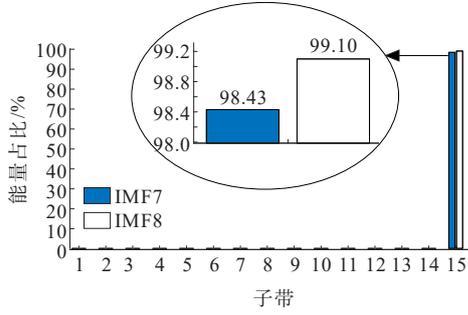


图 11 能量占比

Figure 11 Energy proportion

2.4 降噪结果对比

本文引入 4 种对比方法来分析降噪效果,去噪信号时域波形如图 12 所示。图 12(a)为小波去噪后的结果,本文选择与 PD 信号具有较高相似性的 db4 小波函数作为小波基,固定小波分解层数为 6;图 12(b)~(d)为表 3 所示 EMD、EEMD、CEEMDAN 的优质分量重构结果;图 12(e)为 CEEMDAN 优质分量与劣质分量 TQWT 后结合的结果。

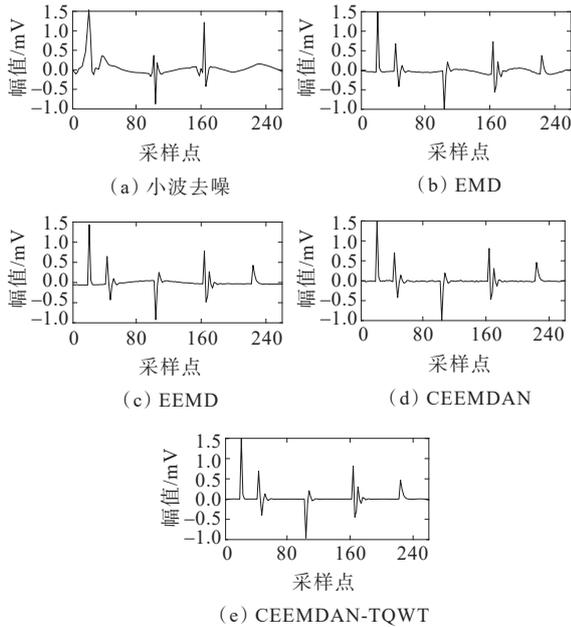


图 12 仿真信号降噪结果

Figure 12 Denoising results of simulation signal

如图 12(a)所示,小波去噪信号丢失了 2 个脉冲,模态混叠和振荡较严重。如图 12(b)所示,EMD 存在模态混叠,导致重构信号出现振荡现象。图 12(c)表明 EEMD 效果优于 EMD,但仍存在振荡失真。由图 12(d)可见,CEEMDAN 方法极大改善了模态混叠,但由于未考虑劣质分量的细节信息,仍存在微小振荡,降噪不彻底。图 12(e)所得 PD 信号最清晰,CEEMDAN-TQWT 方法在 CEEMDAN

改善模态混叠的基础上通过 TQWT 再次进行细节提取,大大抑制消噪过程中的振荡现象,得到了光滑的 PD 信号。

为量化消噪结果,本文采用信号信噪比(signal to noise ratio, SNR)、均方误差(mean square error, MSE)、均方根误差(root mean square error, RMSE)、峰值信噪比(peak signal-to-noise ratio, PSNR)、波形相似度(normalized correlation coefficient, NCC)和失真百分比(percent root distortion, PRD)对消噪质量进行量化分析^[21,24]。指标的定义如下:

$$P_{SNR} = 10 \log \frac{\sum_{t=1}^N S^2(t)}{\sum_{t=1}^N (S(t) - y(t))^2} \quad (22)$$

$$P_{MSE} = \frac{\sum_{t=1}^N |S(t) - y(t)|^2}{N} \quad (23)$$

$$P_{PSNR} = 10 \log \left(\frac{\max(y^2(t))}{P_{MSE}} \right) \quad (24)$$

$$P_{NCC} = \frac{\sum_{t=1}^N S^2(t)}{\sqrt{\left(\sum_{t=1}^N S^2(t) \right) \cdot \left(\sum_{t=1}^N y^2(t) \right)}} \quad (25)$$

$$P_{PRD} = 100 \times \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^N (S(t) - y(t))^2}{\sum_{t=1}^N S^2(t)}} \quad (26)$$

式(22)~(26)中, $S(t)$ 为原始仿真信号; $y(t)$ 为噪声消除后的信号; N 为 PD 仿真信号长度; P_{SNR} 为去噪后有用信号与噪声信号的比值, P_{PSNR} 为信号最大可能功率与噪声功率之间的比率, P_{NCC} 为原始信号和去噪信号之间的相似程度,这 3 项值越大表示去噪效果越好; P_{MSE} 为原始信号和去噪信号之间的误差, P_{PRD} 为去噪输出中存在的失真,这 2 项值越小说明去噪信号和原始信号之间的差异越小。5 种方法效果量化见表 4。

表 4 降噪效果

Table 4 Denoising effect

方法	SNR	MSE	PSNR	NCC	PRD
小波	8.926 4	0.003 3	15.032 5	0.839 4	35.029 4
EMD	9.552 1	0.004 5	15.745 0	0.947 5	33.296 3
EEMD	14.681 8	0.002 4	17.236 9	0.958 5	19.446 3
CEEMDAN	15.379 7	0.001 8	31.714 6	0.976 7	18.658 3
CEEMDAN-TQWT	16.735 0	0.001 2	34.840 2	0.992 0	18.333 7

如表4所示,相比小波、EMD、EEMD和CEEMDAN,CEEMDAN-TQWT的去噪信号SNR与PSNR最大,MSE与PRD最小,说明经该方法得到的去噪信号所含噪声小,与原始信号相似度高,重构误差小,其NCC高达0.9920,最接近1,能较好地还原PD信号原本的特征。

3 现场局部放电信号分析

本文采用某厂家FMU-P/G型超高频局部放电在线监测系统,对某220 kV变电站主变压器进行PD信号检测,并对实测PD信号进行消噪处理,变压器参数如表5所示,采集信号如图13所示。

表5 变压器参数

Table 5 Transformer parameters

型号	额定容量/ (kV·A)	额定频率/ Hz	空载电 流/%	冷却 方式
SFP10-420000/220	420 000	50	0.05	ODAF

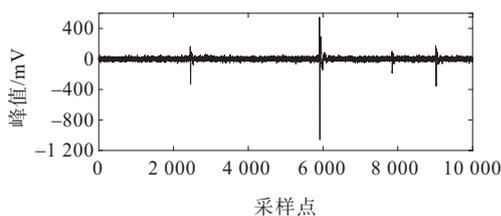


图13 现场PD信号

Figure 13 Field PD signal

3.1 信号分解

现场PD信号CEEMDAN分解得到16条IMF分量,如图14所示。

计算IMF的相关系数,经式(14)计算得出阈值为0.2261,据此阈值将IMF2~IMF6视为优质分量,对劣质分量IMF1及IMF7~IMF16做TQWT分解。取 $Q=3, r=3, J=35$,每条IMF分量得到36层子带,各层能量占比如图15所示,各IMF经TQWT分解后,能量集中的子带由高频向低频移动,可以反映有用信息位置。

3.2 小波子带选取

考虑噪声影响,应将各层子带波形纳入考察指标,与能量占比共同筛选有用子带。本文采用峭度客观描述各层子带的冲击特征^[25]。

IMF1的各层小波子带及峭度值如图16所示。图16(a)展示了IMF1经TQWT分解后的各层子带

波形,右侧百分数值为该层子带能量占比,图16(b)为各层子带峭度值。将峭度值较大的子带用虚线标出,正是图16(a)所示冲击特征明显的子带范围,故IMF1选取8~15子带进行重构。

同理求IMF7~IMF16分解后各层小波子带的峭度,冲击特征明显的子带范围与图15中IMF7~IMF16的能量占比大的子带范围一致,如表6所示,故直接对这分子带进行重构。将未出现在表6的子带的小波系数置0,再用式(20)对表6中子带进行TQWT逆变换,共得11条重构的IMF。

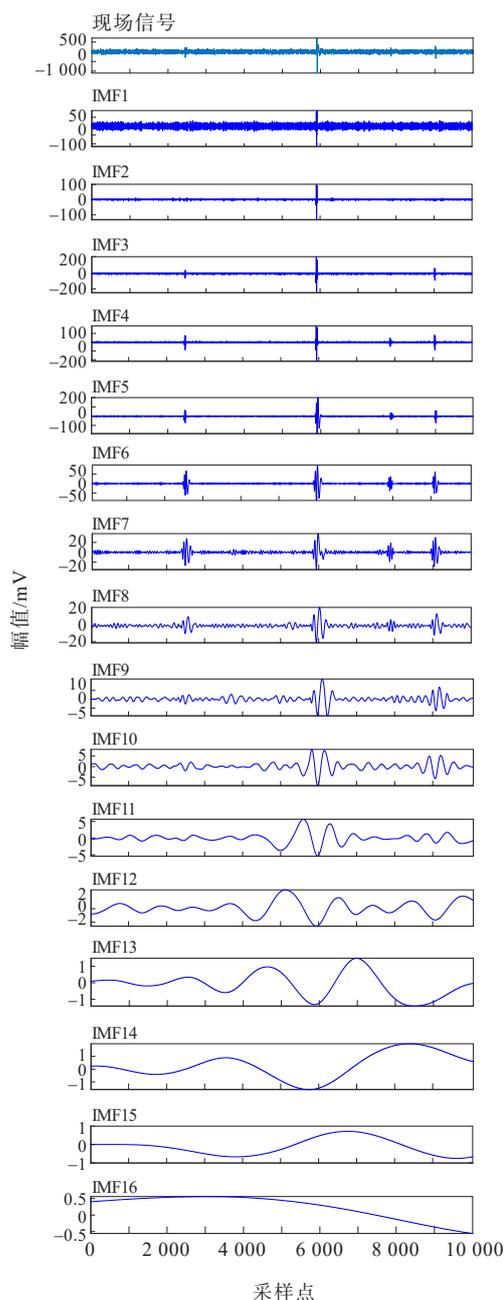


图14 现场PD信号分解

Figure 14 Decomposition of field PD signal

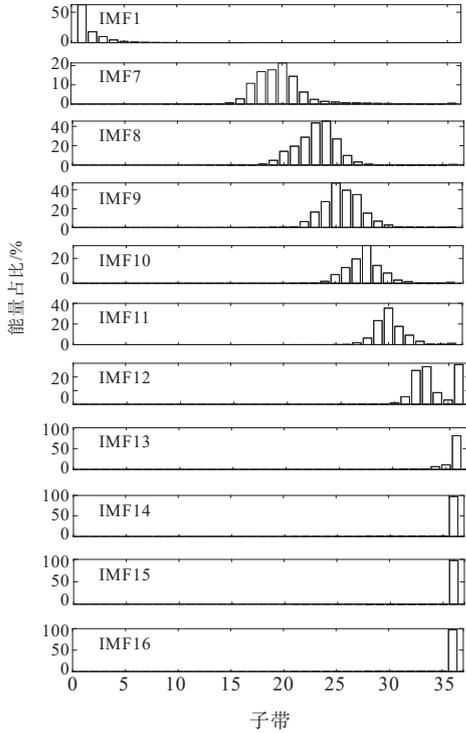
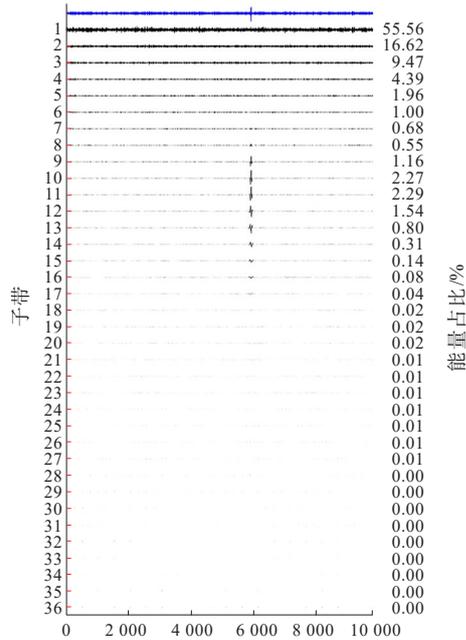


图 15 能量占比
Figure 15 Energy proportion



(a) 子带波形及能量占比

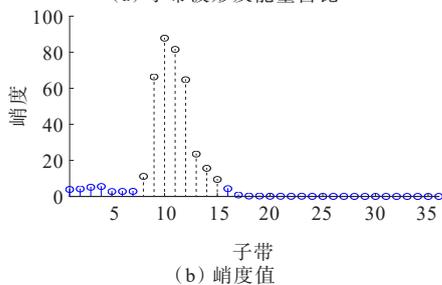


图 16 IMF1

Figure 16 IMF1

表 6 所选子带

Table 6 The selected subbands

序号	子带	序号	子带
IMF1	8~15	IMF12	34~36
IMF7	19~26	IMF13	36
IMF8	22~29	IMF14	36
IMF9	26~30	IMF15	36
IMF10	27~33	IMF16	36
IMF11	31~36		

至此,现场 PD 信号的 IMF1、IMF7~IMF16 中的细节信息提取完毕,将重构得到的 11 条 IMF 和优质分量 IMF2~IMF6 叠加即可获得去噪的 PD 信号,实现现场信号消噪。

3.3 消噪效果分析

变压器现场 PD 信号不同于仿真信号,由于原始纯净信号未知,故本文引入噪声抑制比(noise rejection ratio, NRR)和去噪前后能量比 ζ 来量化去噪效果^[26-27],计算如下:

$$P_{NRR} = 10(\lg \sigma_1^2 - \lg \sigma_2^2) \quad (27)$$

$$\zeta = \frac{\sigma_1^2}{\sigma_2^2} \quad (28)$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{l=1}^N (S_l - \bar{S})^2}{N}} \quad (29)$$

式(27)~(29)中, σ_1 、 σ_2 分别为去噪前、后信号的噪声偏差; S_l 为第 l 个信号; \bar{S} 为信号均值。

引入小波、EMD、EEMD、CEEMDAN 去噪进行对比,5 种方法消噪结果的时域波形如图 17 所示。去噪指标 P_{NRR} 和 ζ 的值如表 7 所示, NRR 和 ζ 越大,噪声抑制越明显,越能保持 PD 信号特征。

如图 17(a)所示,由于小波基设置受限,去噪信号振荡严重,无法辨识放电脉冲。如图 17(b)所示,EMD 对于幅值较小的第 3 个放电脉冲无法识别,模态混叠导致消噪过程产生了强烈振荡行为。由图 17(c)可见 EEMD 可抑制消噪过程中的部分振荡,但重构的第 2 个 PD 脉冲幅值减小,部分信息丢失。图 17(d)中振荡明显减小,能较准确地识别出每个放电脉冲,但未考虑细节信息,致使波形不够光滑。图 17(e)表明 CEEMDAN-TQWT 方法吸纳了 CEEMDAN 的优点,并利用峭度和能量占比筛选冲击特征明显的有用子带,提取出含高频噪声的 IMF 中的细节信息,将无用分量的小波系数置零来滤除

IMF的噪声能量,有效识别出所有PD脉冲,具有良好的特征保持性,减小信号振荡,去噪信号更加光滑。由表7可见,CEEMDAN-TQWT方法的NRR值与 ζ 值最高,能够有效抑制混杂在信号中的噪声,验证了该方法的优越性。

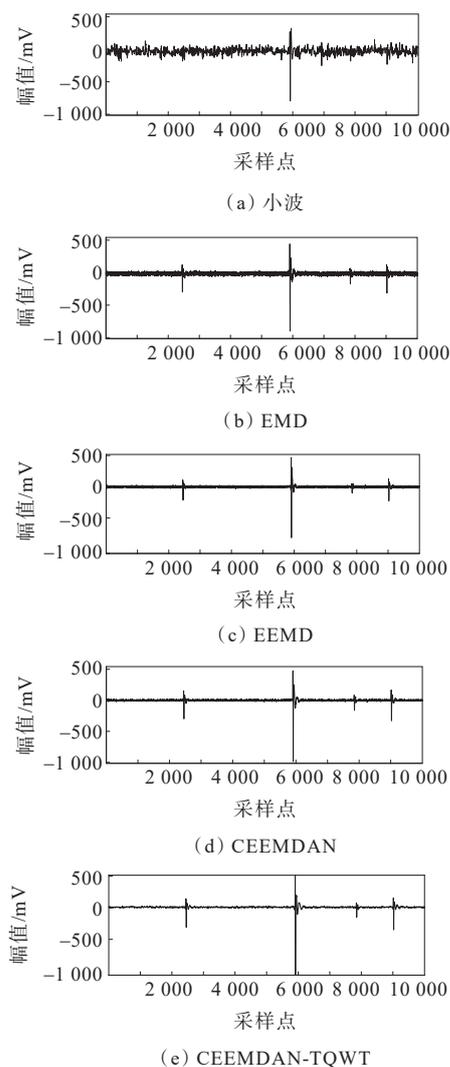


图 17 去噪信号

Figure 17 Denoising signal

表 7 不同方法去噪信号的NRR与 ζ

Table 7 NRR and ζ of denoising signals under different methods

方法	NRR	ζ
小波	0.615 0	0.471 6
EMD	0.736 2	0.586 5
EEMD	0.907 6	0.875 9
CEEMDAN	0.963 8	1.066 5
CEEMDAN-TQWT	1.220 6	1.110 7

4 结语

本文提出一种基于CEEMDAN-TQWT的变压器PD信号去噪方法,结论如下。

1) 由于CEEMDAN分解过程中添加的是白噪声经EMD得到的各阶IMF分量,噪声残余小,筛选次数少,能改善模态混叠和端点效应。TQWT可根据PD信号的振荡属性来调节品质因子的大小,打破了传统小波方法需要预设小波基的局限性,精准捕捉信号特征。CEEMDAN分解PD信号后,仅通过相关系数判断IMF分量的有效性会导致劣质分量中的有效信息丢失,而TQWT可以在合理计算量范围内将信号分解出尽可能多的子带,将信息划分得更细致,根据能量占比和峭度可提取出劣质IMF分量中的PD信号细节,保证信号完整性。

2) 基于MATLAB仿真信号和变电站现场实测信号分别应用该方法进行降噪,结果表明,本文方法有效继承了CEEMDAN和TQWT优势,抑制重构振荡的同时能很好保持信号的特征,相较于仅使用CEEMDAN,现场PD信号经本方法去噪后的噪声抑制比可提高26.64%,为变压器绝缘状态监测积累了经验。

参考文献:

- [1] 周秀,怡恺,李刚,等.基于邻域粗糙集与AMPOS-ELM的变压器DGA故障诊断[J].电力科学与技术学报,2022,37(3):157-164.
ZHOU Xiu, YI Kai, LI Gang, et al. A transformer DGA fault diagnosis approach based on neighborhood rough set and AMPPO-ELM[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2022, 37(3): 157-164.
- [2] 钟思翀,祝丽花,王前超,等.电力变压器振动噪声分析及其有源降噪[J].电工技术学报,2022,37(S1):11-21.
ZHONG Sichong, ZHU Lihua, WANG Qianchao, et al. Vibration and noise analysis of power transformer and its active noise reduction[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2022, 37(S1): 11-21.
- [3] 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.
- [4] 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.
- [5] 陈泰龙,马玫,陈少磊,等.基于多尺度优化卷积神经网络的配电网电缆局部放电图像识别[J].供用电,2023,40(11):105-111.
CHEN Tailong,MA Mei,CHEN Shaolei,et al.Cable fault diagnosis of distribution network based on multi-scale optimized convolutional neural network[J].Distribution & Utilization,2023,40(11):105-111.
- [6] 杨朝锋,王敏,赵胜男,等.基于深度学习融合的高压电缆局部放电诊断算法研究[J].高压电器,2023,59(11):65-73.
YANG Chaofeng,WANG Min,ZHAO Shengnan,et al.Research on partial discharge diagnosis algorithm for high voltage cable based on deep learning fusion method [J].High Voltage Apparatus,2023,59(11):65-73.
- [7] SI W,QIN B Y,LI Q Q,et al.A novel adaptive wavelet threshold estimation based on hybrid particle swarm optimization for partial discharge signal denoising[J].Optik,2019,181:175-184.
- [8] YAN R Q,GAO R X,CHEN X F.Wavelets for fault diagnosis of rotary machines:a review with applications [J].Signal Processing,2014,96:1-15.
- [9] 魏海增,马宏忠,黄涛,等.基于EMD的ICA降噪方法在电厂开关柜局部放电信号中的应用[J].电力系统及其自动化学报,2019,31(5):110-116.
WEI Haizeng,MA Hongzhong,HUANG Tao,et al.Application of ICA de-noise method based on EMD in partial discharge signal of switch cabinet in power plant [J].Proceedings of the CSU-EPSA,2019,31(5):110-116.
- [10] 徐艳,陈冰冰,马宏忠,等.基于EMD-PSD的OLTC振动信号特征提取方法[J].电力科学与技术学报,2020,35(5):3-10.
XU Yan,CHEN Bingbing,MA Hongzhong,et al.Vibration signal feature extraction method of the on-load tap changer based on EMD-PSD[J].Journal of Electric Power Science and Technology,2020,35(5):3-10.
- [11] JIN T,LI Q G,MOHAMED M A.A novel adaptive EEMD method for switchgear partial discharge signal denoising[J].IEEE Access,2019,7:58139-58147.
- [12] 顾程,董强,黄科,等.基于CEEMDAN能量熵的故障特征提取方法[J].科学技术与工程,2022,22(35):15624-15630.
GU Cheng,DONG Qiang,HUANG Ke,et al.Fault feature extraction method based on CEEMDAN and energy entropy[J].Science Technology and Engineering,2022,22(35):15624-15630.
- [13] 江友华,朱毅轩,杨兴武,等.基于Hankel-SVD-CEEMDAN改进阈值的局部放电特征提取方法[J].电网技术,2022,46(11):4557-4567.
JIANG Youhua,ZHU Yixuan,YANG Xingwu,et al.Hankel-SVD-CEEMDAN improved threshold partial discharge feature extraction method[J].Power System Technology,2022,46(11):4557-4567.
- [14] 孙抗,李万建,张静.含窄带噪声和白噪声的复杂染噪局部放电信号提取及应用[J].电子科技大学学报,2021,50(1):14-23.
SUN Kang,LI Wanjian,ZHANG Jing.Denoising of complex noisy partial discharge pulses with narrowband interference and white noise[J].Journal of University of Electronic Science and Technology of China,2021,50(1):14-23.
- [15] SELESNICK I W.Wavelet transform with tunable Q-factor[J].IEEE Transactions on Signal Processing,2011,59(8):3560-3575.
- [16] 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,2023,39(9):81-90.
LUO Chuanxian,ZHANG Min,CHENG Lin,et al.Research on transformer partial discharge diagnosis technology based on combined acoustic and electrical sensing array[J].Power System and Clean Energy,2023,39(9):81-90.
- [17] 黄辉,杨智豪,魏建国,等.变压器套管局部放电射频信号在外部空间的分布特征[J].中国电力,2023,56(4):175-183.
HUANG Hui,YANG Zhihao,WEI Jianguo,et al.Distribution characteristics of partial discharge radio frequency signal in transformer tank and bushing[J].Electric Power,2023,56(4):175-183.
- [18] 胡程勇,王廷云,黄恫,等.基于改进经验小波变换的局部放电荧光信号去噪[J].电力工程技术,2023,42(5):63-69.
HU Chengyong,WANG Tingyun,HUANG Yi,et al.Denoising of partial discharge fluorescence signals based on improved empirical wavelet transform[J].Electric Power Engineering Technology,2023,42(5):63-69.
- [19] 谢锋云,刘慧,胡旺,等.基于自适应TQWT与小波包奇异谱熵的滚动轴承早期故障诊断[J].铁道科学与工程学报,2023,20(2):714-722.
XIE Fengyun,LIU Hui,HU Wang,et al.Early fault diagnosis of rolling bearing based on adaptive TQWT and wavelet packet singular spectral entropy[J].Journal

- of Railway Science and Engineering, 2023, 20(2): 714-722.
- [20] PAN M Y, SUN J, YANG Y H, et al. Improved TQWT for marine moving target detection[J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2020, 31(3): 470-481.
- [21] 尚海昆, 许俊彦, 李宇才, 等. CEEMDAN在变压器振动信号提取中的应用[J]. 控制理论与应用, 2022, 39(3): 459-468.
SHANG Haikun, XU Junyan, LI Yucan, et al. Application of CEEMDAN in vibration signal extraction of transformer[J]. Control Theory & Applications, 2022, 39(3): 459-468.
- [22] 欧阳明鉴, 杜伯学, 魏国忠. 小波变换在局部放电声信号提取中的应用[J]. 电力系统及其自动化学报, 2004, 16(4): 16-19+76.
OUYANG Mingjian, DU Boxue, WEI Guozhong. Application of wavelet transform in acoustic signal extraction of partial discharge[J]. Proceedings of Electric Power System and Automation, 2004, 16(4): 16-19+76.
- [23] 张亚娟. 基于能量方向特征的帕金森病语音障碍诊断研究[D]. 秦皇岛: 燕山大学, 2021.
ZHANG Yajuan. Diagnosis of speech disorders in Parkinson's disease based on energy direction features [D]. Qinhuangdao: Yanshan University, 2021.
- [24] 张洪明, 孙敏. 基于神经网络的数字图像去噪算法设计与仿真[J]. 自动化与仪器仪表, 2023(2): 46-50.
ZHANG Hongming, SUN Min. Design and simulation of digital image denoising algorithm based on neural network [J]. Automation & Instrumentation, 2023(2): 46-50.
- [25] 刘峰, 任丽佳. 基于最大相关峭度解卷积行星齿轮箱微弱故障诊断[J]. 噪声与振动控制, 2022, 42(5): 154-158.
LIU Feng, REN Lijia. Weak fault diagnosis of planetary gearboxes based on maximum correlation kurtosis deconvolution[J]. Noise and Vibration Control, 2022, 42(5): 154-158.
- [26] 周晶, 罗日成, 黄军, 等. 基于NS-APSO算法的变压器局部放电超声定位方法[J]. 电测与仪表, 2022, 59(8): 155-160.
ZHOU Jing, LUO Richeng, HUANG Jun, et al. Ultrasonic location method of partial discharge in transformer based on NS-APSO algorithm[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2022, 59(8): 155-160.
- [27] LI J L, WANG H Q, SONG L Y. A novel sparse feature extraction method based on sparse signal via dual-channel self-adaptive TQWT[J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2021, 34(7): 157-169.

(上接第 233 页 Continued from page 233)

- [22] 秦星. 风电变流器 IGBT 模块结温计算及功率循环能力评估[D]. 重庆: 重庆大学, 2014.
QIN Xing. Calculation of junction temperature and assessment of power cycling capabilities of IGBT modules for wind power converter[D]. Chongqing: Chongqing University, 2014.
- [23] 王岳东. 三相电压型 PWM 变换器调制方法及电流纹波研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2016.
WANG Yuedong. PWM techniques and current ripple analysis of three-phase voltage source converters[D]. Chongqing: Chongqing University, 2016.
- [24] 谈启伦. 三相二电平 PWM 逆变器电流纹波分析与抑制研究[D]. 广州: 广东工业大学, 2021.
TAN Qilun. Analysis and suppression of current ripple in three phase two level PWM inverter[D]. Guangzhou: Guangdong University of Technology, 2021.
- [25] AGUSHAKA J O, EZUGWU A E, ABUALIGAH L. Dwarf mungoose optimization algorithm[J]. Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering, 2022, 391: 114570.
- [26] 巫付专, 王鹏, 段帅帅, 等. 半桥双向 DC/DC 变换统一控制分析与实现[J]. 中原工学院学报, 2016, 27(4): 28-32.
WU Fuzhuan, WANG Peng, DUAN Shuaishuai, et al. A half-bridge Bi-directional DC/DC conversion unified control analysis and implementation[J]. Journal of Zhongyuan University of Technology, 2016, 27(4): 28-32.
- [27] 赵春阳. 一种 PWM 电机驱动器的电磁兼容分析与设计[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2016.
ZHAO Chunyang. Electromagnetic compatibility analysis and design of PWM motor driver[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2016.
- [28] 巫付专, 李昊阳, 巫曦, 等. 电感对 DC/DC 变换效率影响分析[J]. 发电技术, 2023, 44(4): 576-582.
WU Fuzhuan, LI Haoyang, WU Xi, et al. Influence of inductance on DC/DC conversion efficiency[J]. Power Generation Technology, 2023, 44(4): 576-582.
- [29] 陈斌, 王俊江, 王敬华, 等. 基于电压补偿的定直流电压及无功控制的光伏系统[J]. 电网与清洁能源, 2022, 38(9): 134-142.
CHEN Bin, WANG Junjiang, WANG Jinghua, et al. Research on photovoltaic system of constant DC voltage and reactive power control based on voltage compensation[J]. Power System and Clean Energy, 2022, 38(9): 134-142.