

DOI: 10.7667/PSPC171573

基于自适应 CEEMD 方法的电能质量扰动检测与分析

胡明, 郭健鹏, 李富强, 刘建华

(中国矿业大学徐海学院, 江苏 徐州 221008)

摘要: 针对现有时频分析方法处理非线性、非稳态信号自适应性的不足, 提出了一种自适应互补集总经验模态分解(ACEEMD)方法。该方法通过对加噪辅助分解方法噪声准则的研究, 引入相关均方根误差与信噪比两个参数作为加噪评价指标, 自适应确定最优加噪幅值和集总分解次数。且加入的噪声以正负成对的形式加到目标信号中, 克服了原始分解方法存在的模态混叠问题、端点效应以及残余噪声大的缺点。最后将改进的方法与 Hilbert 变换相结合运用在电能质量扰动检测中, 通过仿真实验验证所提方法既可以有效提取扰动的频率、幅值等特征参数, 也可以准确定位扰动的时间, 为电能质量检测与分析提供了一种新思路。

关键词: 电能质量扰动; 互补集总经验模态分解; 加噪参数优化; 自适应性; 特征提取

Power quality disturbance detection and analysis based on adaptively complementary ensemble empirical mode decomposition method

HU Ming, GUO Jianpeng, LI Fuqiang, LIU Jianhua

(Xuhai College of China University of Mining and Technology, Xuzhou 221008, China)

Abstract: In order to deal with the adaptive shortcoming that the existing time-frequency analysis methods are not insufficient in processing non-linear and non-stationary signal, an Adaptively Complementary Ensemble Empirical Mode Decomposition (ACEEMD) method is proposed. In the proposed method, through the study of the added-noise principle of noise assisted decomposition method, where the two parameters of the relative RMSE and the signal-to-noise are introduced as added-noise evaluation indexes to adaptively determine the optimal amplitude of added-noise and the number of ensemble trials respectively. And the additive noise are added in the form of positive and negative pairs to the targeted signal, which overcomes the disadvantages of the mode mixing problem, the endpoint effect and the large residual noise existing in original decomposition method. Finally, the modified method combined with Hilbert transform is utilized in the power quality disturbance detection. Simulation experiments verify that the developed method is not only able to effectively extract disturbance frequency, amplitude and other characteristic parameters, but also accurately locate disturbances time, which provides a novel method for power quality detection and analysis.

This work is supported by Natural Science Foundation of Jiangsu Universities (No. 15KJB510033).

Key words: power quality disturbance; CEEMD; additive noise parameter optimum; adaptability; feature extraction

0 引言

近年来, 由于风力发电和光伏发电等新能源发电技术的发展^[1-3]以及新能源电动汽车的迅猛崛起^[4], 各种分布式电源广泛接入主配电网中^[5], 发电系统采用大量电力电子设备在并网过程中会对电网的电能质量产生较大影响^[6]。因此, 为了保证并网新能

源系统稳定可靠的运行, 对电网的电能质量进行检测与分析显得极为重要^[7]。

在实际电网中, 电能质量扰动信号属于非线性非平稳信号^[8], 因此, 针对此类信号特点采用时频分析方法进行处理。文献[9]将加窗 FFT 方法运用到谐波分析中, 减少了算法计算量且准确提取出各次谐波成分; 文献[10]将小波分析和 Prony 方法相结合实现对暂态和稳态电能质量问题的检测分析; 文献[11]运用离散正交的 S 变换实现对扰动时刻点的准确定位。上述时频分析方法依据其各自特点在电

基金项目: 江苏省高校自然科学基金(15KJB510033); 江苏省青蓝工程资助课题

能质量检测分析领域取得了一定的效果,但其共同的分析过程都需要事先确定基函数再进行处理,且基函数一旦确定后分解尺度保持不变,无法保证最优的分解效果。因此上述分析方法属于非自适应处理。而文献[12]采用希尔伯特-黄变换(Hilbert-Huang Transform, HHT)方法^[13]对电能质量扰动信号进行分析,通过经验模态分解(Empirical Mode Decomposition, EMD)将信号自适应分解成相应的固有模态函数(Intrinsic Mode Functions, IMF),对IMF进行Hilbert变化提取特征参数。因此该方法属于无需人为确定基函数的自适应处理。但HHT方法在大量的应用过程中发现一些缺点,如模态混叠、端点效应以及虚假分量等问题^[14],这些缺点导致了HHT方法在分解过程中波形提取的失真以及影响后续特征提取的准确性。

因此,针对标准EMD方法存在的上述缺点,文献[15]提出集总经验模态分解(Ensemble Empirical Mode Decomposition, EEMD)方法,对原始信号加入受控的高斯白噪声并进行EMD分解,IMF分量进行集总平均,可以有效抑制模态混叠效应;文献[16]在EEMD基础上提出了互补集总经验模态分解(Complementary Ensemble Empirical Mode Decomposition, CEEMD)方法,通过对加入的受控噪声采用正负成对的形式,消除IMF分量中的残余噪声;文献[17]提出了自适应完全经验模态分解(Completely Ensemble Empirical Mode Decomposition with Adaptive Noise, CEEMDAN),在每一阶的分解过程中加入经EMD分解的白噪声达到改进效果,保证了分解的完备性,在一定程度上提高了分解效果。

到目前为止,上述噪声辅助分解的形式仍是行之有效的改善EMD缺点的方法。然而,上述加噪辅助分解方法加噪方式都是通过人为经验确定,加噪参数(加噪的幅值 A 和集总分解次数 N)没有给出合理的数学推导,大大削弱了HHT方法的自适应性。因此,为了提高加噪辅助分解方法的分解性能和自适应性,确定合理的加噪准则,本文提出了一种自适应互补集总经验模态分解(Adaptively Complementary Ensemble Empirical Mode Decomposition, ACEEMD)方法,对加噪准则进行分析研究,在CEEMD方法基础上引入相关均方根误差(Relative RMSE, RR)和信噪比(Signal-to-Noise Ratio, SNR)两个参数作为评价指标,通过RR评价分解的IMF分量与原始信号的相关性,计算不同加噪幅值 A 下的RR值,搜寻RR极大值对应的最优加噪幅值 A_o 。同理以SNR值为目标函数评价IMF分量中的残余噪声,确定SNR极大值对应的最优集

总分解次数 N_o 。以 $[A_o, N_o]$ 为加噪参数构建正负成对的噪声再进行分解。最后将ACEEMD方法与Hilbert变换相结合运用在电能质量扰动检测中。通过仿真实验对比分析,结果表明所提方法能够有效提取出扰动信号的幅值、频率等特征参数,对扰动时刻点能够准确定位,抑制了标准EMD方法所存在的模态混叠和端点效应等。

1 CEEMD 基本原理

CEEMD基本与原理如下所述。

(1) 向原始信号中加入正负成对的零均值高斯白噪声,得

$$s_d^i(t) = s(t) + (-1)^q \xi_0 n^i(t) \quad (1)$$

式中: $n^i(t)$ 表示第 i 次添加的白噪声; $q=1,2$, $i=1,2,\dots,N/2$, $N/2$ 为添加正负白噪声对数; ξ_0 为添加白噪声的幅值。

(2) 对含噪信号 $s_d^i(t)$ 进行EMD分解得到一组固有模态函数 $\text{imf}_j^i(t)$ 和剩余分量 $r^i(t)$ 。

$$s_d^i(t) \xrightarrow{\text{EMD}} \sum_{j=1}^N \text{imf}_j^i(t) + r^i(t) \quad (2)$$

式中: $\text{imf}_j^i(t)$ 表示第 i 次集总分解得到的第 j 阶IMF分量, $j=1,2,\dots,M$ 。

(3) 重复步骤(1)和(2)进行 N 次分解,提取出全部的IMF分量,再对分解到的IMF进行集总平均:

$$\overline{\text{imf}}_j(t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \text{imf}_j^i(t) \quad (3)$$

则 $\overline{\text{imf}}_j(t)$ ($j=1,2,\dots,M$)为CEEMD最终分解的第 j 个IMF分量,完成整个分解工作。

2 加噪参数优化

针对加噪辅助分解方法而言,加噪参数 A 和 N 都是通过经验性试验预先设置好,加入零均值的高斯白噪声构建均匀的分布空间,让原始信号自动映射到该空间,改变原始信号极值点的分布,使得极值点分布趋于均匀,从而消除模态混叠和端点效应等^[18]。Huang通过实验给出经验性的加噪参数范围: A 一般取 $0.1 \sim 0.2 \text{ SD}$ (SD 表示原始信号标准差), N 一般取 $100 \sim 200$ 次^[13]。但该加噪参数在一些工程领域中并未达到最优分解效果。因此,需对现有的加噪辅助方法进行改进优化。

2.1 加噪幅值确定

加入合适幅值的噪声可使极值点分布均匀度达到最佳。若加入的幅值较小,则噪声极值无法改变原始信号极值点的分布情况,在迭代筛选的过程

中均值曲线拟合弱化成 EMD 方法; 若加入的幅值过大, 则整个原始信号空间被噪声所淹没, 出现过度迭代筛选, 从而发生模态混叠和虚假分量。进一步, 运用仿真实验形象说明不同加噪幅值对分解效果的影响。间断复合干扰信号如式(4)所示。

$$\begin{cases} y(t) = y_1(t) + y_2(t) + y_3(t) \\ y_1(t) = 0.4 \sin(2\pi f_1 t) [e^{-(t-0.004)^2/\tau} + e^{-(t-0.014)^2/\tau}] \\ y_2(t) = \sin(2\pi f_2 t) \\ y_3(t) = \sin(2\pi f_3 t) \end{cases} \quad (4)$$

式中: $y_1(t)$ 为间断干扰成分, 其中 $f_1 = 1300 \text{ Hz}$ 、 $\tau = 6.8 \times 10^{-7} \text{ s}$, 其余为正常的正弦信号 $f_2 = 150 \text{ Hz}$ 、 $f_3 = 130 \text{ Hz}$, 采样频率设置为 10 kHz , 采样时长为 0.025 s , 时域波形如图 1 所示。

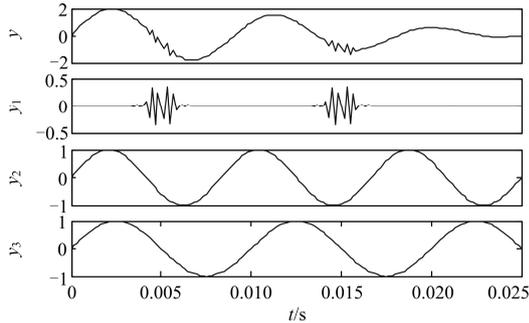
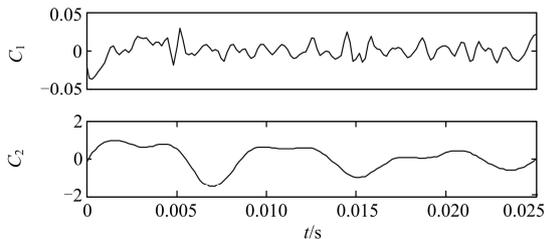


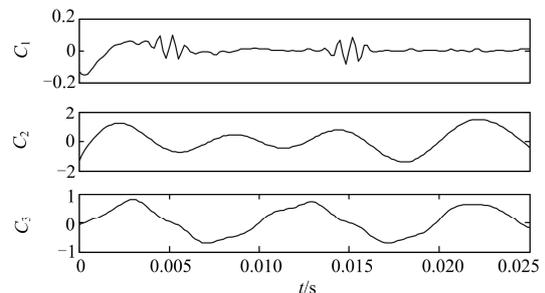
图 1 间断信号时域波形图

Fig. 1 Time domain waveforms of interrupt signal

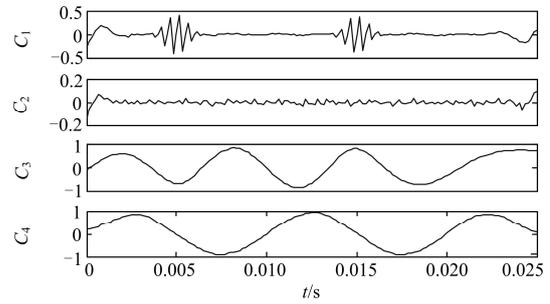
采用 CEEMD 方法对图 1 中的信号进行分解, 分解结果如图 2(a)~图 2(c)所示, 其中 N 统一设置为 200 次, 即正负噪声各 100 次。



(a) CEEMD分解结果($A=0.02 \text{ SD}$)



(b) CEEMD分解结果($A=0.1 \text{ SD}$)



(c) CEEMD分解结果($A=0.4 \text{ SD}$)

图 2 不同加噪幅值下 CEEMD 分解结果

Fig. 2 Decomposition results under different amplitudes of added-noise derived by CEEMD method

由图 2 对比可知, N 固定加噪幅值不同对分解效果有直接影响。图 2(a)中 A 较小, 欠度筛选只拟合出 2 个分量且模态混叠严重, 无法准确区分实际物理意义; 图 2(b)加大幅值 A 能够准确筛分对应的分量; 图 2(c)当 A 继续增大到一定程度时发生过度筛选拟合得到四条 IMF 分量, 其中 C_2 为虚假分量。

由此可知, 自适应选取最合适的 A 再进行分解可以达到最优分解效果。而对于任一信号 $x(k)$ 可由有效成分、背景噪声以及低频分量构成。运用 CEEMD 方法的本质就是将有效的特征成分从其他成分中筛分出。因此, 引入相关均方根误差(RR)作为评价指标。

$$RR = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^N (x(k) - c_{\max}(k))^2}{\sum_{k=1}^N (x(k) - \bar{x})^2}} \quad (5)$$

式中: N 为采样个数; $x(k)$ 为原始信号; \bar{x} 为原始信号均值以及 $c_{\max}(k)$ 为 IMF 分量。即定义 $x(k)$ 与 $c_{\max}(k)$ 之差的均方根与原始信号 $x(k)$ 均方根的比值, 加噪幅值优化原理如图(3)所示。

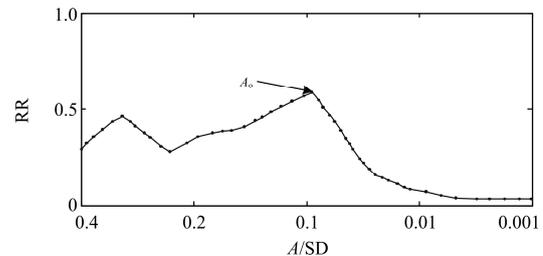


图 3 自适应加噪幅值原理

Fig. 3 Principle of adaptive added-noise amplitude

结合式(1)和图 3 分析可知, 当 RR 非常小甚至趋于零时, 表明所选 IMF 分量 $c_{\max}(k)$ 与原始信号 $x(k)$ 相接近, 即 IMF 分量中不仅包含了特征成分还

有噪声和低频分量；反之，当 IMF 分量仅含主要特征成分时 $(x(k) - c_{\max}(k))$ 达到最大，得到最大的 RR 值，即此时对应的噪声幅值为最优加噪幅值 A_0 。

2.2 集总分解次数确定

理论上，集总次数 N 的目的是消除分解方法代入各 IMF 分量中的残余噪声， N 越大残余噪声越小，但同时过多的集总平均会增加算法计算量。同理，为了合理选择最优集总次数 N ，引入信噪比(SNR)作为评价指标，公式为

$$\text{SNR} = 10 \lg \left(\frac{P_{C_{\max}}}{P_x} \right) = 20 \lg \left(\frac{A_{C_{\max}}}{A_x} \right) \quad (6)$$

式中： $P_{C_{\max}}$ 、 P_x 分别为 IMF 分量与原始信号的功率； $A_{C_{\max}}$ 、 A_x 分别为 IMF 分量与原始信号的幅值，集总次数优化过程如图 4 所示。

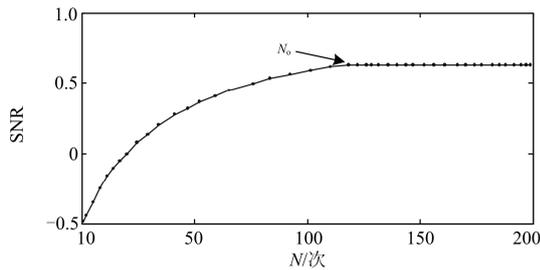


图 4 自适应集总次数原理

Fig. 4 Principle process of adaptive ensemble trials

结合式(6)和图 4 可知，随着 N 的增加，IMF 分量中残余噪声越少，SNR 也随之增加，当 N 增加到一定程度时，IMF 中的残余噪声消除趋于稳定，SNR 值也趋于平缓，此时获得最优集总次数 N_0 。

进一步，为了验证最优集总次数的有效性，分别在不同 A 的情况下分解仿真信号 $y(t)$ 并计算不同 N 时的 SNR 值，优化过程如图 5 所示。

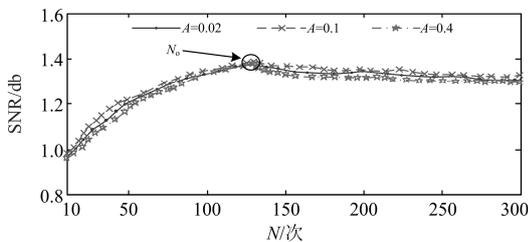


图 5 不同幅值下最优集总次数对比

Fig. 5 Comparison of optimal ensemble trial under different amplitudes

由图 5 可知，随着 N 的增加，不同加噪幅值下的 SNR 曲线逐渐增加最终趋于稳定，且三条曲线都在 N 为 130 附近达到最大值，即 N_0 为 130，验证了

采用 SNR 搜寻最优集总次数的可行性。

3 ACEEMD 方法

基于上述分析，本文提出 ACEEMD 算法，具体步骤如下所述。

(1) 对于给定的信号 $s(t)$ 确定最优加噪幅值 A_0 ，在 $0.001 \text{ SD} \sim 0.4 \text{ SD}$ 加入不同幅值的噪声进行分解并根据公式(2)计算对应的 RR 值。其中为加快计算速率，设置初始分解次数为 N 为 10 次，加噪幅值从大到小，在加噪幅值区间 $0.1 \text{ SD} \sim 0.4 \text{ SD}$ 间隔为 0.1 SD 、 $0.01 \text{ SD} \sim 0.1 \text{ SD}$ 间隔为 0.01 SD 。

(2) 固定加噪幅值为 A_0 改变 N 计算对应的 SNR 值，当 SNR 达到极大值时确定最优集总次数 N_0 ，同样为加快运算效率，初始 N 设置为 10 次。

(3) 以 $[A_0, N_0]$ 为加噪参数构建一组最优噪声 $[n(t), -n(t)]$ 加入到原始信号 $s(t)$ 中。

$$\begin{cases} P(t) = s(t) + n(t) \\ N(t) = s(t) - n(t) \end{cases} \quad (7)$$

(4) 分解步骤同 1.1 节中 CEEMD 方法的步骤(2)一步骤(3)，筛选出全部的 IMF 分量。

4 电能质量扰动仿真分析

为了验证所提方法实际检测效果，本节采用电能质量扰动信号进行仿真验证。

4.1 高频暂态扰动

首先，设计高频暂态的单频扰动实验，在 Matlab 中设置采样频率 $12\ 800 \text{ Hz}$ 、采样时长为 0.25 s ，生成仿真扰动信号如图 6 所示。

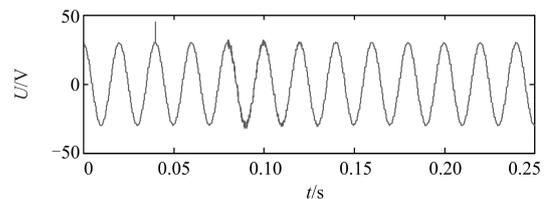


图 6 高频暂态扰动时域波形图

Fig. 6 Time domain diagram of high-frequency transient disturbances

由图 6 可知，高频暂态扰动由电压尖峰和暂态振荡复合而成，设置的电压尖峰参数：骤降幅度 $\alpha = 0.60$ ，扰动时刻 0.04 s ；暂态振荡：衰减系数 $c = 0.03$ 、相对系数 $\beta = 30$ 、振荡幅度 $\alpha = 0.60$ ，扰动起止时刻为 $0.08 \sim 0.16 \text{ s}$ 。

然后根据式(5)和式(6)求得最优加噪参数 A_0 与 N_0 ，自适应参数优化过程如图 7 所示。

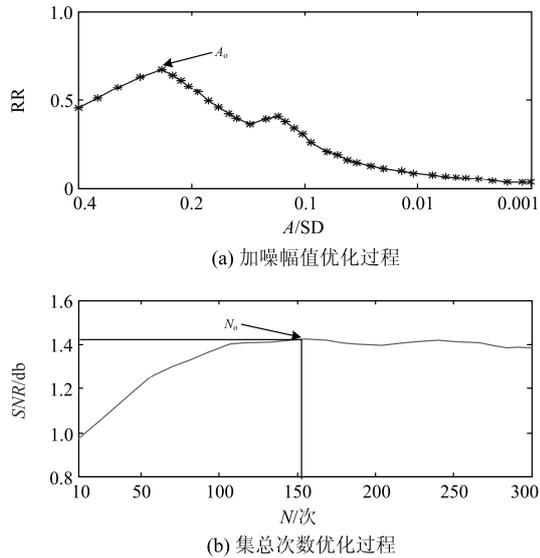


图 7 自适应加噪参数优化过程

Fig. 7 Optimization process of adaptive added-noise parameters

由图 7 可知, 最优加噪幅值 A_0 为 0.27 SD、最优集总次数 N_0 为 153 次, 因此以参数 $[A_0, N_0]$ 构建噪声 $\pm n(t)$ 进行分解, ACEEMD 分解所得的第二条 IMF 分量代入 Hilbert 变换, 检测结果如图 8 所示。

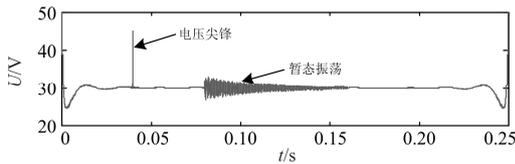


图 8 高频暂态扰动检测结果

Fig. 8 Detection result of high-frequency disturbances

由图 8 可知, 采用 ACEEMD 方法分解得到的 IMF 分量进行 Hilbert 变换可以清晰的得到扰动类型, 进一步, 为了定位扰动时刻点, 对图 8 中的信号直接求取二阶导数^[19], 求导结果如图 9 所示。

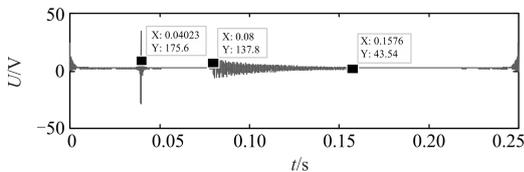


图 9 高频暂态扰动求导结果

Fig. 9 Derivation result of high-frequency disturbances

分析图 9 可得, 由于幅值扰动存在模极大值点的跳变, 因此直接采用二阶求得的方式可以准确定位扰动时刻点, 电压尖峰时刻定位误差为 0.58%, 暂态振荡起止时刻误差分别为 0% 与 1.5%, 满足电能质量检测要求。

4.2 多频扰动分析

其次, 设计多频扰动实验, 在 0.06~0.14 s 频段突加 3 次(幅值为 12 V)、6 次(幅值为 15 V)干扰谐波, 其余频段为基波(幅值为 20 V), 采样设置保持不变, 多频干扰信号如图 10 所示。

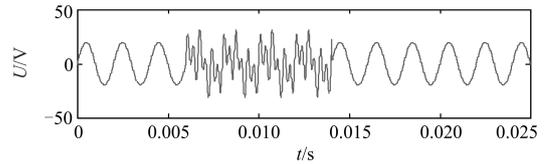


图 10 多频扰动波形图

Fig. 10 Diagram of multi-frequency disturbances

由图 10 可知, 采用 ACEEMD 方法进行分解, 其中求得最优加噪参数值 A_0 为 0.32 SD、最优集总次数 N_0 为 179 次, 分解结果如图 11 所示。

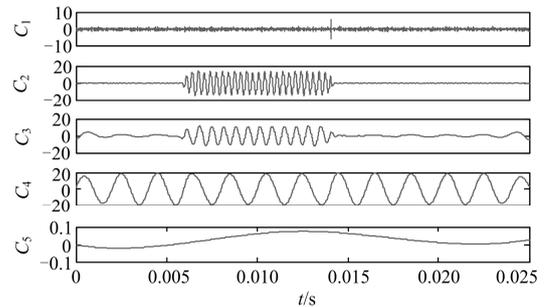
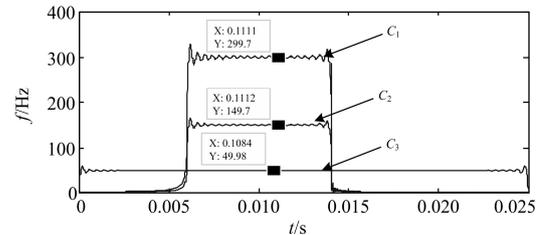


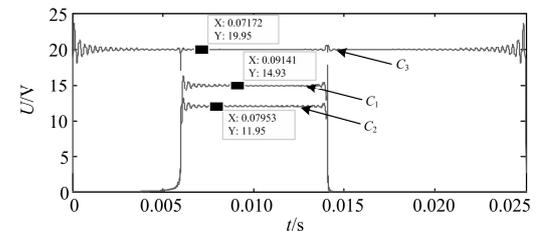
图 11 多频干扰 ACEEMD 分解结果

Fig. 11 Decomposition results of multi-frequency disturbances derived by ACEEMD method

分析图 11 可知, C_1 为分解所得的噪声频段, $C_2 \sim C_3$ 为有效的扰动分量, C_4 为剩余分量。同样对 $C_2 \sim C_3$ 进行 Hilbert 变换, 检测结果如图 12 所示。



(a) 多频干扰频率检测结果



(b) 多频干扰幅值检测结果

图 12 多频干扰检测结果

Fig. 12 Detection result of multi-frequency disturbances

由图 12 可知,对 ACEEMD 分解的 IMF 分量直接进行 Hilbert 变换可以精确提取多频扰动的频率和幅值参数,检测误差较小。进一步,对图 12(b)中的 C_1 分量求解二次导数的结果如图 13 所示。

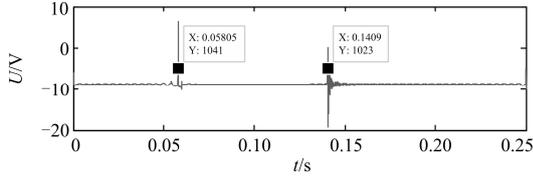


图 13 多频干扰扰动时间检测结果

Fig. 13 Time detection result of multi-frequency disturbances

分析图 13 可知,突加谐波的阶跃形式引起了模极大值点的变换,因此容易定位扰动时刻,检测的扰动时间为 0.058~0.141 s。

4.3 含噪扰动分析

最后,由于真实的电网存在背景噪声,因此生成信噪比为 20 dB 的含噪谐波扰动信号。

$$u(t) = \sum_{i=1}^N A_i \times \sin(2\pi f_i t + \theta_i) + n(t) \quad (8)$$

式中: $N=4$, $f_1=50$, $f_2=150$, $f_3=200$, $f_4=125$; $A_1=50$, $A_2=15$, $A_3=10$, $A_4=15$; $n(t)$ 为随机噪声,含噪扰动信号如图 14 所示。

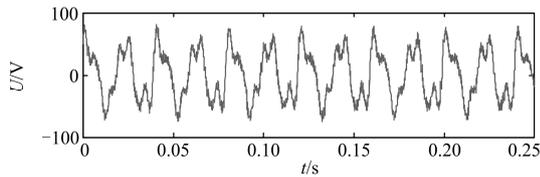
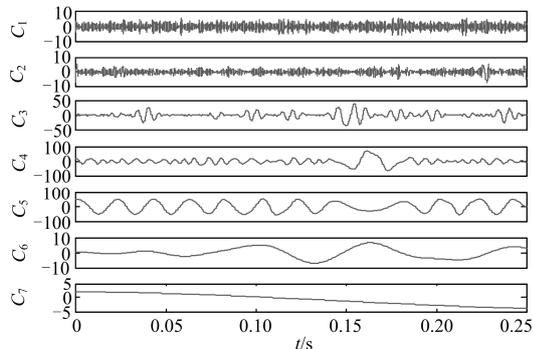


图 14 含噪扰动信号波形图

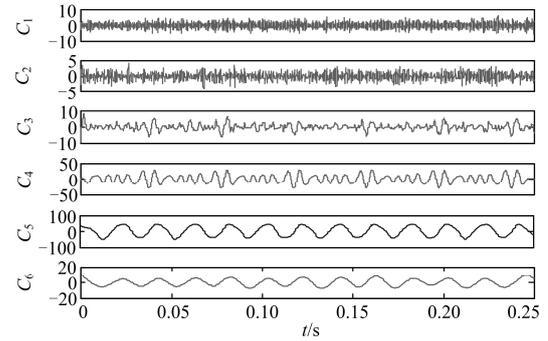
Fig. 14 Diagram of disturbance signal with noise

为了验证本文改进方法的分解效果,图 15 给出了 EEMD、CEEMD 以及本文方法对含噪信号的分解结果,其中值 A_0 为 0.26 SD、 N_0 为 146 次。

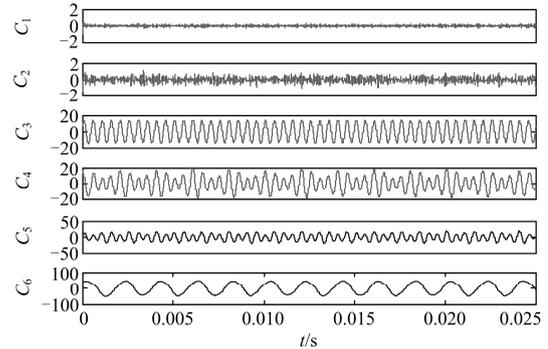
综合对比图 13 可知,在高频噪声干扰的情况下各方法都能将噪声分量、有效电能质量成分以及低频分量筛选区分,但分解效果受到一定程度影响。



(a) EEMD含噪信号分解结果



(b) CEEMD 含噪信号分解结果

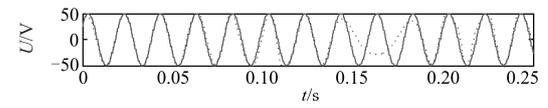


(c) ACEEMD 含噪信号分解结果

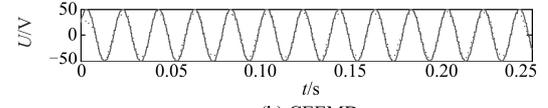
图 15 不同方法含噪信号分解结果对比

Fig. 15 Decomposition results comparison of noisy signal derived by different methods

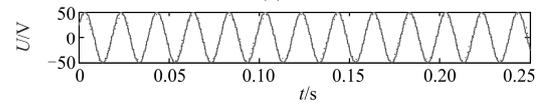
EEMD 分解得到七条 IMF 分量, $C_3 \sim C_6$ 为对应的谐波分量,但由于噪声干扰所得 IMF 分量存在严重的模态混叠,无法提取准确的谐波特征;CEEMD 对 $C_3 \sim C_4$ 谐波分量分辨率较逊,依旧存在模态混叠现象,对 $C_5 \sim C_6$ 在一定程度上抑制了模态混叠但存在端点效应,增加了后续特征提取的误差;而 ACEEMD 方法频率分辨率较高,能准确分解各次谐波对应的分量。进一步,为了直观地比较各方法的分解效果,对 50 Hz 基波分量单独进行分析对比,图 16 给出了原始基波信号与分解所得 IMF 分量的对比。



(a) EEMD



(b) CEEMD



(c) ACEEMD

图 16 各方法分解基波效果对比

Fig. 16 Decomposition effect comparison of the fundamental harmonic derived by different methods

对比图 16 可知, 直观上 CEEMD 与本文方法拟合效果较为准确, 具有良好的抗噪性能。由于存在噪声以及 125 Hz 间谐波的干扰, EEMD 方法存在一定的拟合失真, 未能准确跟踪基波分量的变化。表 1 给出了各分量的代入 Hilbert 变化具体的频率和幅值的检测结果。

表 1 含噪扰动特征参数检测结果

Table 1 Characteristic parameters detection result of disturbance signal with noise

C_i	f/Hz			U/V		
	EEMD	CEEMD	ACEEMD	EEMD	CEEMD	ACEEMD
C_3	203.17 (235.37)	202.13 (211.07)	249.17	9.81 (6.13)	9.76 (3.54)	9.88
C_4	151.27 (145.89)	152.17	151.67	16.87 (3.41)	16.59	14.79
C_5	124.78	124.47	126.23	14.58	14.94	15.76
C_6	47.67	49.76	50.78	49.78	48.97	50.15

由表 1 可知, 三种方法对幅值的检测精度要高于频率检测, EEMD 由于模态混叠干扰和端点效应, 频率和幅值的特征提取欠佳, 在 C_3 和 C_4 中还提取到 253.37 Hz 与 145.89 Hz 的干扰谐波分量; CEEMD 检测精度有所提高, 但 C_3 依旧混入 211.07 Hz 干扰谐波; 而本文方法可以准确提取出谐波与间谐波分量, 检测效果优于其余两种方法。

其次, 给出了各方法有效成分重构后的残余噪声, 通过对表 1 和图 17 可知, 本文方法采用正负加噪的方式, 在分解过程中残余在 IMF 分量中的噪声正负相互抵消, 因此 CEEMD 与 ACEEMD 残余噪声的数量级为 10^{-12} , 保证了分解的完备性^[20]。

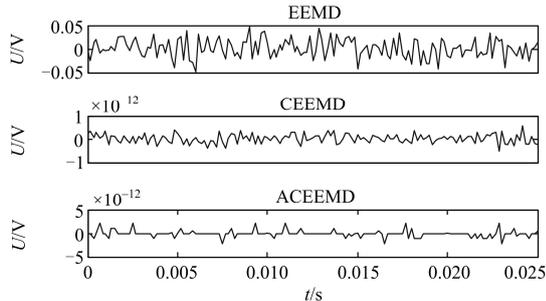
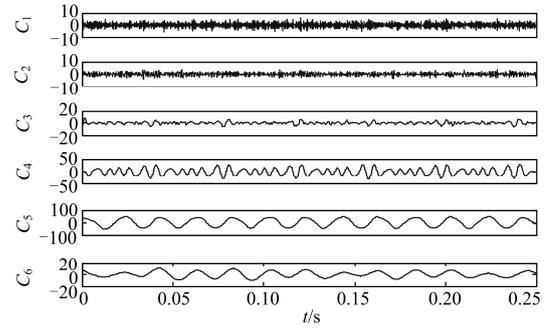


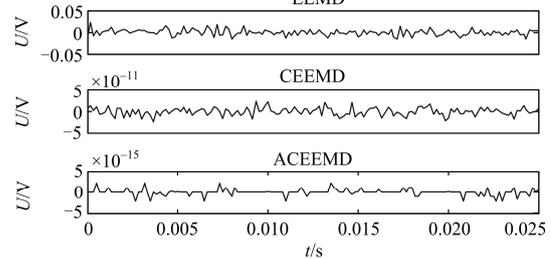
图 17 各方法分解结果残余噪声对比

Fig. 17 Contrast of decomposition results residual noises derived by different methods

最后, 再给出 N 为 20 次、 A 为 0.1 SD 的分解效果对比。由图 15 和图 18 可知, 在非最优加噪参数条件下, ACEEMD 分解效果较逊, 各分量中存在严重的模态混叠现象, 分解结果缺乏可读性。而由于采用正负成对的加噪方式, 残余噪声可以相互抵消, 因此后两种方法较于 EEMD 仍旧取得了微小的残余参数, 数量级为 10^{-11} 和 10^{-15} , 理论上如此小的残余噪声可认为由计算机仿真计算误差造成。



(a) ACEEMD 分解结果



(b) 各方法残余噪声对比

图 18 各方法在集总次数为 20 次的分解结果

Fig. 18 Decomposition results of different methods when ensemble trials are 20 times

5 结论

本文在 CEEMD 方法的基础上, 提出了自适应互补集总经验模态分解(ACEEMD)方法。通过对加噪辅助分解方法的噪声准则进行分析, 解决了该方法参数选择的非自适应性以及 EMD 方法存在的模态混叠和端点效应等。

1) 引入相关均方根误差与信噪比作为评价指标自适应确定加噪幅值 A_0 和集总次数 N_0 , 以 $[A_0, N_0]$ 构建正负成对的噪声进行分解, 消除了 IMF 分量中的残余噪声。

2) 最后将 ACEEMD 方法运用到电能质量扰动检测中, 该方法能有效提取出扰动的特征参数, 验证了所提方法的可行性。

3) 尽管如此, 所提方法采用过多的集总次数平均, 依旧存在计算量大的缺点, 且限于篇幅未搭建实际的实验平台采集真实的电能质量扰动数据进行验证, 因此将在下一步工作中进行改进和提高。

参考文献

[1] 聂程, 王跃, 雷万钧, 等. 新能源并网输电电缆谐波谐振分析及抑制方法[J]. 电力系统自动化, 2017, 41(17): 128-133.
NIE Cheng, WANG Yue, LEI Wanjun, et al. Harmonic resonance analysis and suppression method for transmission cables between renewable energy sources and power grid[J]. Automation of Electric Power systems, 2017, 41(17): 128-133.

- 2017, 41(17): 128-133.
- [2] RIBEIRO A E D, AROUCA M C, COELHO D M. Electric energy generation from small-scale solar and wind power in Brazil: the influence of location, area and shape[J]. *Renewable Energy*, 2016, 85: 554-563.
- [3] HOSENUZZAMAN M, RAHIM N A, SELVARAJ J, et al. Global prospects, progress, policies, and environmental impact of solar photovoltaic power generation[J]. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2015, 41: 284-297.
- [4] 周娟, 任国影, 魏琛, 等. 电动汽车交流充电桩谐波分析及谐波抑制研究[J]. *电力系统保护与控制*, 2017, 45(5): 18-25.
ZHOU Juan, REN Guoying, WEI Chen, et al. Harmonic analysis of electric vehicle AC charging spot and research on harmonic restriction[J]. *Power System Protection and Control*, 2017, 45(5): 18-25.
- [5] 江友华, 常建, 唐忠. 含 DG 的配电网系统谐波分布特性研究[J]. *电力系统保护与控制*, 2017, 45(14): 38-44.
JIANG Youhua, CHANG Jian, TANG Zhong. Research on harmonic distribution characteristics of distribution network with DG[J]. *Power System Protection and Control*, 2017, 45(14): 38-44.
- [6] 姚钢, 纪飞鹏, 殷志柱, 等. 直流配电电能质量研究综述[J]. *电力系统保护与控制*, 2017, 45(16): 163-170.
YAO Gang, JI Feipeng, YIN Zhizhu, et al. Review on the research of DC power distribution power quality[J]. *Power System Protection and Control*, 2017, 45(16): 163-170.
- [7] 张逸, 林焱, 吴单岳. 电能质量监测系统研究现状及发展趋势[J]. *电力系统保护与控制*, 2015, 43(2): 138-143.
ZHANG Yi, LIN Yan, WU Danyue. Current status and development trend of power quality monitoring system[J]. *Power System Protection and Control*, 2015, 43(2): 138-143.
- [8] 吴新忠, 邢强, 渠虎, 等. CEEMD 在电能质量扰动检测中的应用[J]. *电力系统保护与控制*, 2017, 45(3): 48-55.
WU Xinzhong, XING Qiang, QU Hu, et al. Application of CEEMD in power quality disturbance detection[J]. *Power System Protection and Control*, 2017, 45(3): 48-55.
- [9] 许珉, 刘玮. 加 8 项余弦窗插值 FFT 算法[J]. *电力系统保护与控制*, 2015, 43(11): 27-32.
XU Min, LIU Wei. An interpolation FFT algorithm based on 8-term cosine window[J]. *Power System Protection and Control*, 2015, 43(11): 27-32.
- [10] 任子晖, 刘昊岳, 徐进霞. 基于小波变换和改进 Prony 方法的电能质量扰动分析[J]. *电力系统保护与控制*, 2016, 44(9): 122-128.
REN Zihui, LIU Haoyue, XU Jinxia. Power quality disturbance analysis based on wavelet transform and improved Prony method[J]. *Power System Protection and Control*, 2016, 44(9): 122-128.
- [11] 王宇, 赵庆生, 郭贺宏, 等. 离散正交 S 变换在电能质量扰动检测中的应用[J]. *电力系统保护与控制*, 2015, 43(17): 93-97.
WANG Yu, ZHAO Qingsheng, GUO Hehong, et al. Application of discrete orthonormal S-transform in detection of power quality disturbances[J]. *Power System Protection and Control*, 2015, 43(17): 93-97.
- [12] 李天云, 程思勇, 杨梅. 基于希尔伯特-黄变换的电力系统谐波分析[J]. *中国电机工程学报*, 2008, 28(4): 109-113.
LI Tianyun, CHENG Siyong, YANG Mei. Power system harmonic analysis based on Hilbert-Huang transform[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2008, 28(4): 109-113.
- [13] HUANG N E, WU Z. A review on Hilbert-Huang transform: method and its applications to geophysical studies[J]. *Reviews of Geophysics*, 2008, 46(2): 1-23.
- [14] SHUKLA S, MISHRA S, SINGH B. Empirical-mode decomposition with Hilbert transform for power-quality assessment[J]. *IEEE Transactions on Power Delivery*, 2009, 24(4): 2159-2165.
- [15] WU Z H, HUANG N E. Ensemble empirical mode decomposition: a noise-assisted data analysis method[J]. *Advances in Adaptive Data Analysis*, 2011, 1(1): 1-41.
- [16] YEH J R, SHIEH J S, HUANG N E. Complementary ensemble empirical mode decomposition: a novel noise enhanced data analysis method[J]. *Advances in Adaptive Data Analysis*, 2010, 2(2): 135-156.
- [17] TORRES M E, COLOMINAS M A, SCHLOTTHAUER G, et al. A complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise[C] // *IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, ICASSP 2011, May 22-27, 2011, Prague, Czech Republic*: 4144-4147.
- [18] LEI Y, LI N, LIN J, et al. Fault diagnosis of rotating machinery based on an adaptive ensemble empirical mode decomposition[J]. *Sensors*, 2013, 13(12): 16950-16964.
- [19] 黄奂, 吴杰康. 基于经验模态分解的电能质量扰动信号定位方法[J]. *电网技术*, 2010, 34(5): 41-45.
HUANG Huan, WU Jiekang. A method to locate power quality disturbing signal based on empirical mode decomposition[J]. *Power System Technology*, 2010, 34(5): 41-45.
- [20] KAPOOR R, TRIPATHI M M. Detection and classification of multiple power signal patterns with Volterra series and interval type-2 fuzzy logic system[J]. *Protection and Control of Modern Power Systems*, 2017, 2(2): 92-101. DOI: 10.1186/s41601-017-0039-z.

收稿日期: 2017-10-25; 修回日期: 2018-01-15

作者简介:

胡明(1985—), 男, 通信作者, 讲师, 硕士生导师, 研究方向为电能质量检测与控制; Email: hmcumt@163.com

郭健鹏(1984—), 男, 硕士研究生, 研究方向为智能控制与分析; Email: gjpcumt@163.com

李富强(1986—), 男, 硕士研究生, 讲师, 研究方向为智能机器人, 无损检测与分析。Email: 95788678@qq.com

(编辑 姜新丽)