

基于自适应局部均值的EMD方法及其在谐波检测中的应用

丁晓慧¹, 刘俊杰², 邢强³

(1. 中国联通淮北市分公司, 安徽 淮北 235000; 2. 商丘学院电子与信息工程学院, 河南 商丘 476000;
3. 中国矿业大学信息与电气工程学院, 江苏 徐州 221008)

摘要: 针对经验模态分解(EMD)方法处理非线性非稳态信号的不足, 提出了一种自适应局部均值的 EMD 分解方法(ALMEMD)。该方法分析了信号极值点分布特性和均值曲线拟合对分解结果的影响, 只使用一次样条插值拟合局部均值曲线, 且运用积分中值定理利用全部零极值点间的数据作为局部特征时间尺度。针对信号多分量特点, 确定了采用高阶极值的局部均值曲线筛选低频分量、低阶局部均值曲线筛选高频分量的优势, 并以正交系数作为评价指标自适应选择最优极值阶次。通过仿真实验和搭建的电能质量扰动平台的实测数据验证了所提方法的可行性和有效性, 而且该方法适用于谐波检测与分析。

关键词: 经验模态分解; 局部均值; 极值点分布; 参数优化; 谐波检测

Adaptive local mean based empirical mode decomposition and its application in harmonic detections

DING Xiaohui¹, LIU Junjie², XING Qiang³

(1. Huaibei Branch of China Unicom, Huaibei 235000, China;
2. School of Electronic and Information Engineering, Shangqiu College, Shangqiu 476000, China;
3. School of Information and Electrical Engineering, China University of Mining and Technology, Xuzhou 221008, China)

Abstract: In order to deal with the shortcoming that Empirical Mode Decomposition (EMD) is not insufficient in processing non-linear and non-stationary signals, an adaptive local mean EMD (ALMEMD) method is proposed in this paper. In the proposed method, the influence of how the distribution characteristics of signal extrema as well as the mean curve fitting affect decomposition results is analyzed, and only one spline interpolation is utilized to construct local mean curves, in which all of the data located between the zeros and extrema are employed as local characteristic time-scale by using mean value theorem for integrals. Furthermore, aiming at signal multicomponent feature, the advantages that low-frequency components and high-frequency components are respectively sifted out by local mean curves derived by higher-order extrema and low-order extrema, and orthogonality coefficient is taken as an evaluation index to adaptively select the optimal extreme order. Both simulation test and experiments data measured from the built power quality disturbance platform demonstrate the feasibility and effectiveness of the proposed method, which is suitable for applying in detection and analysis of harmonics as well.

This work is supported by National Natural Science Foundation of China (No. 61374043).

Key words: EMD; local mean; distribution of extreme points; parameter optimum; harmonic detection

0 引言

近年来, 在非线性非稳态的谐波信号处理方法中^[1], 传统分析方法包括短时傅里叶变换^[2]、小波变换^[3-4]和 S 变换^[5-6]等。这些方法在分解过程中不

仅需要预先选择加窗函数和小波基函数, 而且分析函数一旦确定以后其分解尺度就保持不变, 因此它们的分解过程本质上都是非自适应处理。而经验模态分解(Empirical Mode Decomposition, EMD)^[7]可以根据信号极值点分布特性, 将信号自适应分解成一系列的固有模态函数(Intrinsic Mode Functions, IMF)。由于其分解过程完全基于信号局部时间尺度特征,

无需人为选择基函数的自适应性,因此在信号处理领域得到了深入研究。

虽然 EMD 分解方法应用范围广泛^[8],但分解过程中依旧存在一些弊端。由于在分解过程中只采用局部极值点进行插值拟合,存在极值点拟合不准确导致模态混叠效应和端点效应,且迭代筛选以及插值拟合耗时较长,影响算法的计算效率。

针对上述问题, WU 和 Huang 提出集总经验模态分解(Ensemble Empirical Mode Decomposition, EEMD)的噪声辅助分解方法^[9],通过对原始信号加入不同幅值白噪声再进行 EMD 分解,有效抑制了模态混叠效应。郑近德等人提出局部特征尺度分解方法^[10](Local Characteristic-scale Decomposition, LCD),通过定义内禀尺度函数作为新的频率分量,再将信号进行自适应分解,消除了端点效应的影响。而自适应时空滤波法^[11](Adaptive Time Varying Filtering Decomposition, ATVFD)只采用插值函数直接拟合均值曲线,提高了迭代筛选的速度。

事实上,标准 EMD 方法是以极值点作为局部特征时间尺度,对局部极大值和极小值点采用三次样条插值进行拟合,然后求取均值曲线迭代逼近 IMF 分量,因此极值点分布特性是分解结果的决定性因素^[12]。但间断信号会影响极值点的分布情况,在包络拟合时仅仅利用信号单一的极值点来构建包络信号会出现局部均值扭曲的过冲、欠冲现象和端点效应,从而导致不同时间尺度无法准确分解的模态混叠效应,而且只采用一阶极值点进行插值拟合,未考虑到信号的多分量特点,不同频率均值曲线拟合时与真实均值曲线之间会出现偏差。

对于非线性非稳态信号而言,信号低阶极值点均值呈现高频分量特性,高阶极值点均值呈现低频分量特性,即极值点阶次与信号频率分量成反向关系^[13]。因此可以采用高阶极值的均值曲线拟合低频分量,采用低阶均值曲线拟合高频分量,且在拟合时充分利用极值点间的全部数据。基于上述分析,本文提出一种自适应局部均值的 EMD(Adaptive Local Mean Empirical Mode Decomposition, ALMEMD)算法。首先,通过对 EMD 原理的研究,提出只采用一次样条插值拟合局部均值点,直接求得局部均值曲线筛选频率分量的方法,且求解局部均值时采用积分中值定理利用全部零极值点间的数据作为局部特征时间尺度。其次,针对信号多分量特征,在每次分解中采用高阶极值对应的局部均值曲线拟合低频分量、低阶局部均值曲线拟合高频分量的方法,通过建立信号正交系数与极值点阶次之间的关系,评估不同阶次极值下局部均值对频率分

量的拟合程度,自适应寻求最优极值阶次。通过仿真信号和现有方法对比,结果表明本文方法不仅提高了算法的频率分辨率,且加快了算法的计算效率,具有一定的优越性。最后将所提方法运用在谐波检测中,验证了 ALMEMD 方法的可行性与实用性。

1 基本原理

对于给定的信号 $s(t)$, EMD 分解具体过程如下。

1) 求出信号所有的极大值和极小值,并用三次样条函数将其拟合形成上下包络线 $u(t)$ 和 $v(t)$ 。

2) 计算包络均值 $m(t)=[u(t)+v(t)]/2$,再将 $m(t)$ 从原信号中减去,得到 $h(t)=s(t)-m(t)$;把 $h(t)$ 作为新的 $s(t)$ 重复步骤 1)、2)进行迭代,直到 $h(t)$ 满足 IMF 条件^[4],得到第一个 IMF 分量,记为 $c_1(t)=h(t)$ 。

3) 将 $c_1(t)$ 从信号中分离出来,再计算剩余信号 $r(t)=s(t)-h(t)$,将 $r(t)$ 作为新的信号重复步骤 1~3 得到其他的 IMF 分量。

2 ALMEMD 算法

对于 EMD 方法而言,其工作原理类似于一个截止频率自适应改变的高通滤波器,采用一阶极值点包络平均值作为均值曲线筛选固有模态函数,将信号分量从高频到低频依次分解出来,因此极值点分布特性和曲线拟合精度直接决定了其分解效果。

2.1 局部均值曲线改进方法

EMD 方法拟合时只依据局部极值点的特征尺度,当信号受到间断信号干扰时,影响了极值点的均匀分布,造成均值曲线拟合不准确。为了具体说明间断信号对插值拟合的影响,利用第 3 节中的仿真信号 $y(t)$,通过对 $y(t)$ 采用 EMD 进行插值拟合,EMD 第一个 IMF 分量包络拟合效果如图 1 所示。

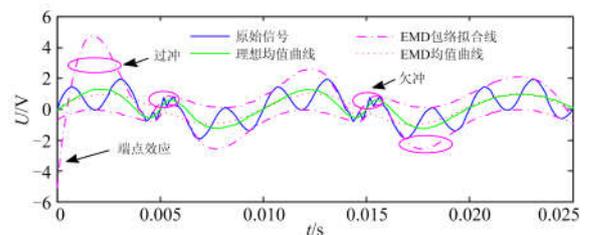


图 1 EMD 方法包络拟合效果

Fig. 1 Effect of envelope fitting by EMD method

由图 1 可知,由于高频间断分量对正常信号的干扰,在局部微小振荡处使得个别极值点丢失,造成包络拟合时局部特征时间尺度失真,发生过冲、

欠冲以及端点效应, 使得极值包络无法将所有数据点严密包裹, 直接利用上下包络求取的均值曲线与真实的均值曲线之间存在偏差, 降低了频率检测分辨率, 容易产生过度迭代筛选以及模态混叠效应。

针对 EMD 分解方法存在的上述缺点, 虽然相关方法^[10-11]通过其他技术手段得以改进, 但本质上依旧采取包络均值拟合的方式, 包络均值不同于实际均值^[14], 而且采取两次插值计算耗时较长。文献[15]提出利用极值点间的全部数据直接拟合均值曲线的方式而不需要求取上下包络线, 但同时指出当极值间距过大时容易产生拟合偏差, 因此本文在此基础上改进并提出局部均值拟合方法, 具体步骤如下所述。

1) 对于给定信号 $s(t)$ 求得信号所有的极值点和零点, 构成零极值点序列 $e(t_i)$ 。

2) 然后对相邻的极值点和零点 $e(t_i)$ 、 $e(t_{i+1})$ 之间数据点构建的邻域运用积分中值定理求得邻域均值, 构成邻域均值序列 $m_j(t_\xi)$ 。

$$m_j(t_\xi) = \frac{1}{t_{i+1} - t_i + 1} \sum_{t=t_i}^{t_{i+1}} s(t) \quad (1)$$

式中: $t_\xi = (t_{i+1} + t_i) / 2$, $\xi = 1, 2, \dots, k$ 表示邻域均值个数; $j = 1, 2, \dots, n$ 表示零极值点的个数。

3) 其次, 将相邻两个邻域均值 m_j 、 m_{j+1} 通过式(2)加权平均求得 t_i 处零极值点对应的局部均值, 构成局部均值序列 $m_n(t_i)$ 。

$$m_n(t_i) = h(t_i) \times m_j + h(t_{i+1}) \times m_{j+1} \quad (2)$$

其中, $h(t_i) = \frac{t_{i+2} - t_{i+1}}{t_{i+2} - t_i}$, $h(t_{i+1}) = \frac{t_{i+1} - t_i}{t_{i+2} - t_i}$ 运用相似梯形准则计算求得。

4) 最后, 对 $m_n(t_i)$ 进行三次样条插值拟合成局部均值曲线 $m(t)$ 。

相比于改进前的方法以及传统包络均值拟合方式, 所提方法运用到全部极值点和零点间的数据作为局部特征尺度, 因此求得的局部均值更接近理想均值, 且只采用一次插值拟合, 减少了计算时间和迭代筛选次数。图 2 给出了改进方法对仿真信号 $y(t)$ 第一个 IMF 的均值曲线的拟合过程。

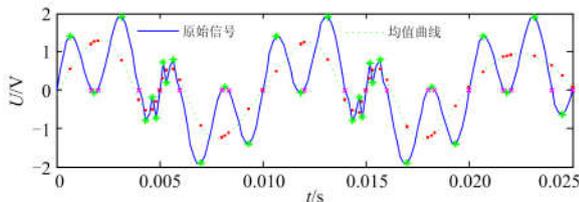


图 2 均值曲线拟合过程

Fig. 2 Process of mean curve fitting

图 2 中, 红色圆点为求得的局部均值序列点。图 3 为本文方法和 EMD、EEMD 以及 LCD 均值曲线拟合效果的对比图。

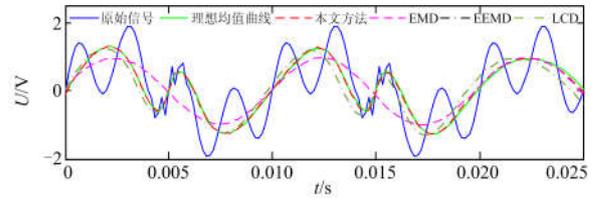


图 3 不同方法求得的均值曲线

Fig. 3 Mean curves derived by different methods

为了更直观地分析各方法均值曲线的拟合程度, 图 4(a)做出了拟合的均值曲线与理想曲线之间各点的均方根误差图, 图 4(b)为误差彩带参照图, 颜色越深表示误差越大, 反之越小。

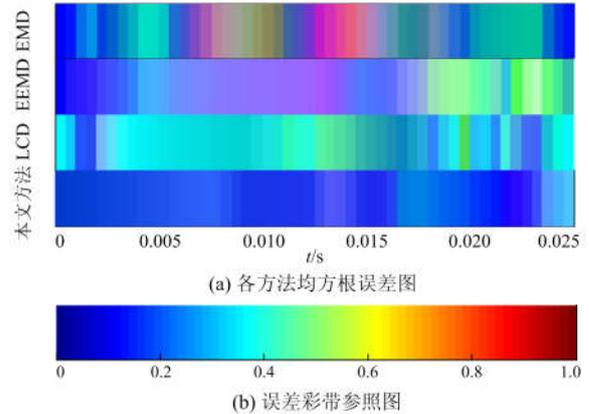


图 4 均方根误差对比图

Fig. 4 Contrast of root-mean-square error

结合图 3 和图 4 分析可知, 本文方法更接近理想均值, 逼近程度高, 误差较小, 为 0.147, 而 EMD 方法由于间断信号的干扰, 拟合程度稍逊, 误差为 0.68, 而 EEMD 与 LCD 误差分别为 0.43、0.36, 验证了所提方法均值曲线拟合效果。

为了进一步验证所提方法的分辨率, 通过改变式(3)中复合信号频率比 $\nu \in [0, 1]$ 与幅值比 $a \in [0.001, 100]$ 的值, 采取本节方法进行分解, 并且为了保证分解性能, 规定分解得到的两个 IMF 分量与真实分量之间均方根误差都小于 0.05 时, 才认为分解成功有效, 频率分辨率效果如图 5 所示。

$$y_f(t) = y_1(t) + y_2(t) = \sin(2\pi t) + a \sin(2\pi \nu t) \quad (3)$$

图 5 中白色为成功分解区域, 灰色为无法分解区域, 通过对比可知, EMD 方法中 $\nu \approx 0.62$ 、 $a \approx 0.82$, 而改进方法在幅值和频率分辨率上有了明显提高, $\nu \approx 0.83$ 、 $a > 1$, 表明改进方法利用到全部局部数据点作为特征尺度, 提高了算法的分辨率。

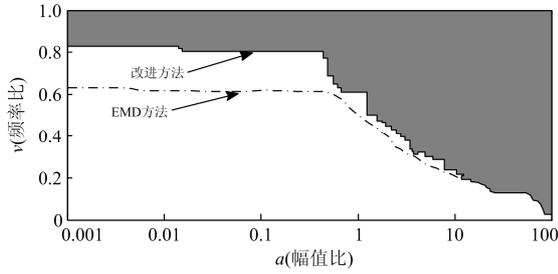


图5 分辨率效果对比图

Fig. 5 Contrast of resolution effects

2.2 自适应阶次极值确定方法

通过前文分析改进了局部均值曲线拟合方式，但原始 EMD 方法中只采用一阶极值的均值曲线筛选频率分量，并未充分考虑多分量信号特性。因为针对多分量信号而言，低阶极值点分布密度(单位长度极值点个数)较高，呈现高频分量特性，高阶极值点分布密度相对较低，呈现低频分量特性，而极值点分布密度间接反映信号频率，即分布密度越高，频率越高，反之亦然。因此，可以推断针对高频分量采用低阶极值求得的局部均值曲线拟合，而低频分量采用高阶极值的局部均值曲线拟合，拟合效果更为显著。图 6 给出了复合信号 $y_d(t)$ 在不同阶次极值下，采用 2.1 节方法的局部均值曲线拟合情况。

$$y_d(t) = \sin(8t) + \sin(15t) + \sin(50t) \quad (4)$$

其中， y_1 为 $f=8$ Hz 的频率分量， y_2 为 $f=15$ Hz 的频率分量，图 6(a) 极值阶次为 3 次；图 6(b) 极值阶次为 4 次；图 6(c) 极值阶次为 6 次。

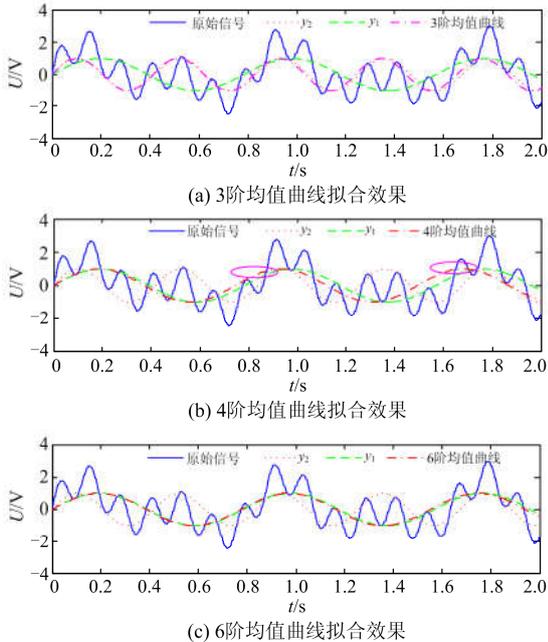


图6 不同阶次均值曲线拟合特性

Fig. 6 Fitting characteristics of different order mean curves

分析图 6 可以看出，图 6(a) 中 3 阶极值点构建的均值曲线对高频分量 y_2 拟合度较高，有着相近的变换趋势；图 6(b) 中随着极值点阶次增加，4 阶极值点的均值曲线趋于拟合低频分量 y_1 ，但拟合程度不高，存在“过冲”和“欠冲”现象，这是因为 4 阶极值点分布密度仍然较高，曲线包含低频分量的同时依旧包含较高频率分量；图 6(c) 中随着极值阶次增加，6 阶均值曲线对 y_1 的拟合效果更为精确，8 Hz 频率分量被均值曲线完全包裹。因此，上述分析可以得出不同阶次局部均值曲线对频率分量拟合效果存在差异，极值阶次越高，所得均值曲线越趋于拟合低频分量，反之，阶次越低的均值曲线越趋于拟合高频分量。

为了进一步确定极值点阶次特性与频率分量之间的对应关系，引入正交指数(Index of Orthogonality, IO) 作为评价参数^[10]。具体思路为：IO 表示信号自身固有频率分量与原始信号之间的正交性，IO 越高则频率分量与原始信号关联性越强，表明阶次极值对应的均值曲线对频率分量拟合度越高。因此，通过改变不同极值阶次 n ，采用式(2)计算不同阶次对应的 IO 值，通过目标优化参数 $F_{IO}(n)$ 可自适应确定极值点的优化阶次 n_i ，自适应极值阶次优化过程如图 7 所示。

$$F_{IO}(n) = \sum_{i=1}^N \frac{m_n(t_i) \times s(t)}{s(t)^2 + m_n(t_i)^2} \quad (5)$$

式中： $m_n(t_i)$ 为采用 2.1 节求得的 n 阶极值对应的局部均值序列； $s(t)$ 为原始信号。

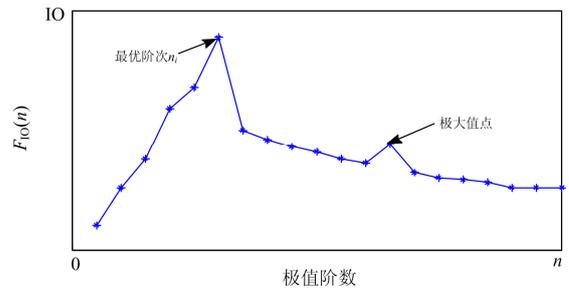


图7 自适应极值优化过程

Fig. 7 Optimization process of adaptive extrema

从图 7 可以看出，当极值阶次 n 增加时， $F_{IO}(n)$ 随之增加，当低阶均值曲线拟合出信号中固有的高频分量时，IO 值达到最大，拟合度较高；随着 n 继续增加，高阶均值曲线趋于拟合信号固有的低频分量，但由于高频成分极值点分布的干扰，使得拟合的低频分量对应的极值阶次 n 并不准确。当 n 增加到一定程度时，原始信号不含有均值曲线拟合的频率分量，IO 值逐渐减少最终趋于稳定。因此，自适

应优化过程的最大值点作为每次分解拟合频率分量时的最优化极值阶次 n_i 。

2.3 ALMEMD 方法

基于上述分析, 本文提出了 ALMEMD 算法, 对于给定信号 $s(t)$, ALMEMD 方法具体步骤如下。

1) 首先求得 $s(t)$ 不同阶次 n 的极值点和零点, 通过式(1)、式(2)计算 n 对应的局部均值序列 $m_n(t_i)$, 其中 $n=1, 2, \dots, K$ 。

2) 将 $m_n(t_i)$ 代入式(5)计算 $F_{10}(n)$ 的值确定最优阶次 n_i 。

3) 采用三次样条插值拟合得到 $s(t)$ 对应 n_i 阶的最优局部均值曲线 $m_i(t)$, 计算 $h_i(t)=s(t)-m_i(t)$ 。

4) 将 $h_i(t)$ 作为新的 $s(t)$, 重复步骤 3) 进行迭代运算, 直到 $h_i(t)$ 满足 IMF 条件, 得到第一个 IMF 分量 $c_1(t)=h_i(t)$ 。

5) 将 $c_1(t)$ 从信号中分离出来, 再计算剩余信号 $r_i(t)=s(t)-h_i(t)$, 将 $r(t)$ 作为新的信号, 重复步骤 1)~5), 得到其他的 IMF 分量。

3 仿真实验分析

为了验证 ALMEMD 方法的有效性, 本文采用式(6)复合扰动仿真信号进行仿真验证。

$$\begin{cases} y(t) = y_1(t) + y_2(t) + y_3(t) \\ y_1(t) = 0.5 \sin(2\pi f_1 t) [e^{-(t-0.005)^2/\tau} + e^{-(t-0.015)^2/\tau}] \\ y_2(t) = \sin(2\pi f_2 t) \\ y_3(t) = \sin(2\pi f_3 t) \end{cases} \quad (6)$$

式中: $y_2(t)$ 和 $y_3(t)$ 为正常的正弦信号, $y_1(t)$ 为间断扰动信号; $f_1=2000$ Hz、 $f_2=150$ Hz、 $f_3=100$ Hz、 $\tau=6 \times 10^{-7}$ s; 采样频率为 8 kHz, 采用时长为 0.025 s。信号时域波形如图 8 所示。

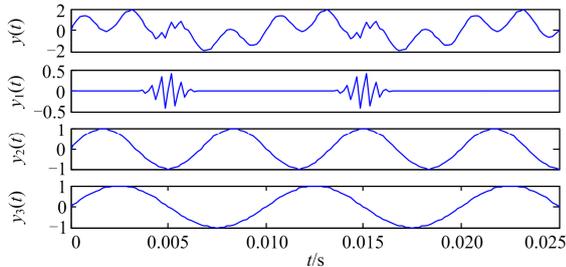


图 8 信号时域波形图

Fig. 8 Time domain waveforms of signals

首先, 改变不同极值阶次 n , 计算 $F_{10}(n)$, 得到每次分解的最优极值阶次 n_i , 自适应极值阶次优化过程如图 9 所示。

分析图 9 可知, 算法通过 3 次分解筛选出 3

条 IMF 分量, 各 $F_{10}(n)$ 先增大后减小最后趋于稳定, 各 IMF 分量最优极值阶次分别为 3 次、4 次和 7 次。

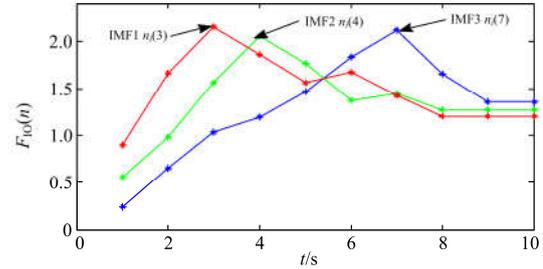


图 9 最优极值阶次求解过程

Fig. 9 Solution process of optimal order extrema

图 10 为 ALMEMD 方法仿真信号分解效果, 其中 C_1 分量运用 3 阶极值对应的均值曲线迭代筛选 4 次分解得到, C_2 分量为 4 阶极值均值曲线迭代 2 次, C_3 分量为 7 阶极值均值曲线迭代 2 次。

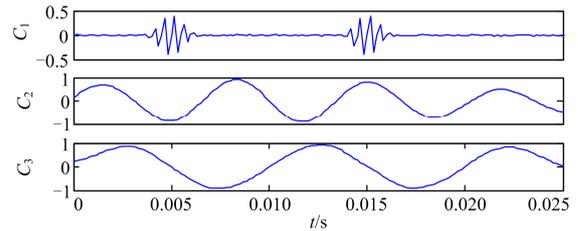


图 10 ALMEMD 方法信号分解结果

Fig. 10 Decomposition of the signal by ALMEMD

为了证实选择的最优极值阶次的分解效果, 采用互相关系数(Cross Correlation Coefficient, CCC)和均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)去衡量每个 IMF 分量筛选时不同阶次下 ALMEMD 方法的分解性能。

CCC 测试真实信号与分解得到的分量的相关性, CCC 越高表明分解成分越精确。RMSE 用来检验分解的分量与真实分量之间的误差, RMSE 越低表明频率分量混叠越小。图 11 给出了不同极值阶次下互相关系数和均方根误差的具体值。

图 10 直观上反映出 ALMEMD 分解性能较好, 各分量成分能准确分解得到对应的 IMF 分量, 不存在模态混叠效应和端点效应。图 11 通过比较在不同极值阶次 n 下分解结果的 CCC 和 RMSE 值, 各 IMF 分量均在最优极值阶次时分解结果得到最大的相关系数和最小的均方根误差, 验证了通过 $F_{10}(n)$ 搜寻最优极值阶次构建均值曲线方法的有效性。

最后, 将 ALMEMD 与前文所提的 EMD、EEMD 与 LCD 分解方法进行综合比较, 其中 EEMD 加噪声幅值为 0.2SD, 集总分解次数为 200 次。各方法对 $y(t)$ 的分解结果如图 12 所示。

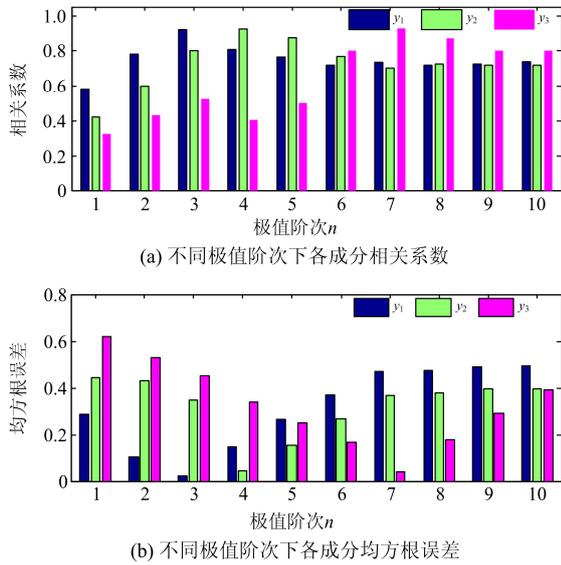


图 11 不同极值阶次下 ALMEMD 分解性能对比
Fig. 11 Comparison of decomposition performance by ALMEMD under different order extrema

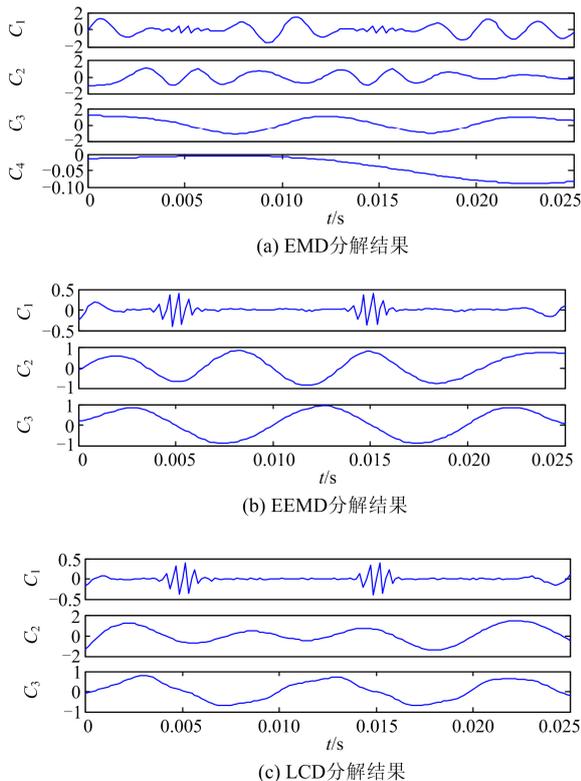


图 12 不同方法信号分解结果
Fig. 12 Decomposition results by different methods

结合图 10 和图 12 各方法分解结果可以看出, EMD 只采用局部极值点为特征尺度的方法在高频间断信号的干扰下, 分解结果误差较大, 出现了严重的模态混叠现象, 且得到虚假分量 C_4 。而 EEMD

与 LCD 能准确分解得到对应的 IMF 分量, 但 EEMD 方法对高频分量 C_1 分解时存在端点效应, LCD 的端点效应较小, 但对 C_2 和 C_3 的拟合精度较低, 无法准确分解频率相近的两条频率分量, 而本文方法分解的结果更加清晰和准确。

为了进一步量化分解效果, 表 1 给出了 4 种方法的分解性能指标参数。其中, 耗时指标为上述 4 种方法在配置为 4 G 内存、2.4 GHz 双核 CPU 笔记本及 Matlab2014a 运行环境中重复进行 50 次试验所消耗时间的平均值, RMSE 为 3 次均方根误差的平均, 迭代次数为筛选出全部 IMF 分量总的次数。

表 1 不同分解方法性能评价指标值
Table 1 Evaluating indicator values of different methods

分解方法	互相关系数			RMSE	迭代次数	耗时/s
	y_1	y_2	y_3			
EMD	0.931	0.995	0.969	0.675	45	33.75
EEMD	0.989	0.993	0.983	0.256	36	42.93
LCD	0.964	0.984	0.912	0.457	26	25.32
ALMEMD	0.995	0.996	0.996	0.127	8	5.66

通过对表 1 和图 12 进行对比分析, 4 种方法中, 本文所提方法可以获得较高的相关系数和较低的均方根误差, 充分验证了分解性能的精确性, 利用全部零极值数据作为局部特征时间尺度, 仅一次插值拟合, 减少了迭代筛选次数, 提高了计算性能。

4 谐波检测实验

为了验证本文所提方法的实际检测性能, 在仿真测试的基础上^[16], 搭建了电能质量扰动实验平台, 采集真实的谐波数据进行验证, 电能质量扰动实验平台如图 13 所示。

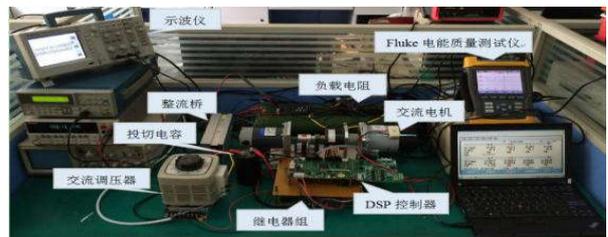


图 13 电能质量扰动实验平台

Fig. 13 Experiment platform of power quality disturbance

图 13 中平台实验装置包括: 负载电阻(100 Ω 、1000 W)、投切电容(47 μF)、整流桥(输入电压 220 V、直流输出电流 10 A)、交流调压器(1000 W)、交流电机(220 V、400 W)、DSP 控制器(TMS320F28335)、继电器组和 Fluke435 电能质量测试仪等。

设计整流桥与电容投切的谐波实验, 通过 DSP 控制器控制继电器组使得 K1 断开、K2 闭合, 交流

调压器原副边变比为 4:1, 在 t_0 时刻投入整流桥、电容和电阻 R_b , 使其与负载电阻 R_a 形成串联电路, 在 t_1 时刻切除, 实验电路拓扑图如图 14 所示。

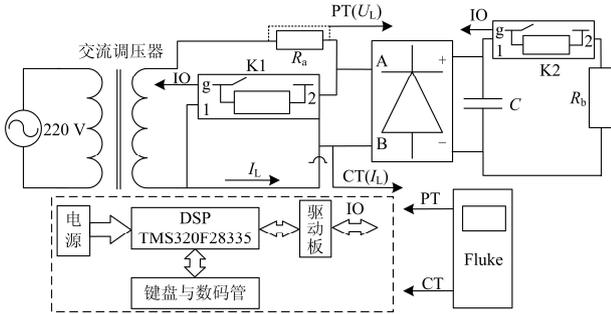


图 14 实验电路拓扑结构图

Fig. 14 Topological structure of experiment circuit

再利用 Fluke435 的 PT 端测量负载电阻电压 U_L , CT 端测量总电流 I_L , 采样频率为 15 kHz, 测得 $t_0 \sim t_1$ 时刻实际总电压电流波形、电压频谱含量如图 15(a)、图 15(b) 所示。

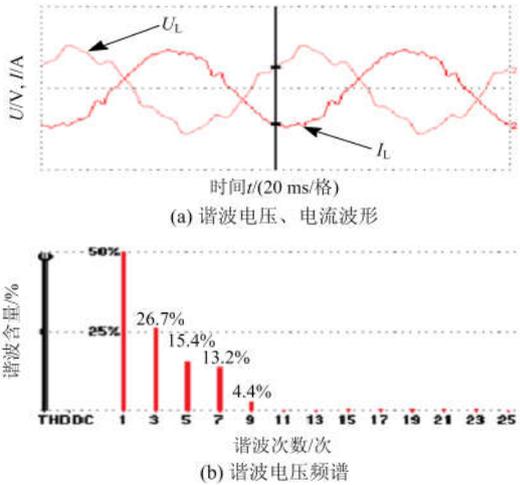


图 15 稳态谐波实验检测结果

Fig. 15 Test results of steady state harmonics

分析图 15 可知, Fluke435 检测到 1~9 次奇次谐波含量, 3 次和 5 次谐波含量较高, 畸变率(THD)达到 26.7%和 15.4%, 7 次和 9 次谐波含量相对较少。进一步将实测数据导入 Matlab 通过 EMD 和 ALMEMD 方法检测分析, EMD 和 ALMEMD 谐波电压分解结果如图 16(a)和图 16(b) 所示。

由图 16 分解结果可以得出, ALMEMD 对谐波分解效果优于 EMD, 各次谐波含量能准确分解得到对应的 IMF 分量, 而 EMD 方法得到 C_1 与 C_2 模态分量扰动较大, 存在模态混叠效应。为了进一步分析频率和幅值特征参数检测结果, 将 EMD 与 ALMEMD 分解得到的 IMF 分量进行 Hilbert 变换^[17]

得到具体检测值, 并与 Fluke 实测结果进行对比分析, 表 2 给出了频率与幅值的具体检测结果。

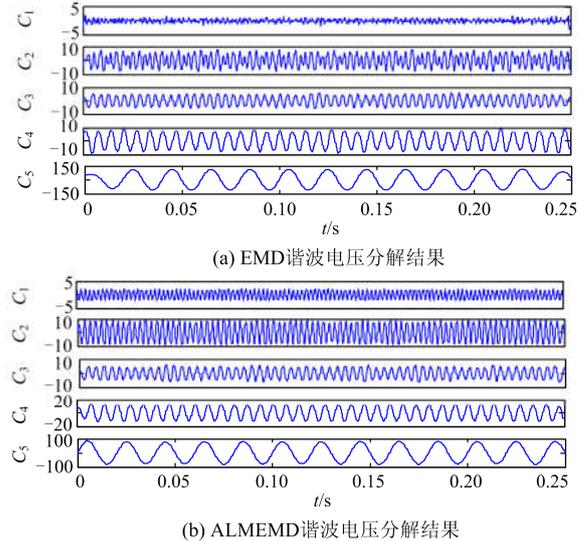


图 16 不同方法的谐波分解结果

Fig. 16 Decomposition results by different methods

表 2 谐波特征参数检测结果

Table 2 Result of harmonic characteristic detections

分量	频率/Hz			幅值/V		
	Fluke	EMD	本文方法	Fluke	EMD	本文方法
C_1	449.23	445.45 (432.78)	450.34	2.04	2.65 (3.88)	2.31
C_2	351.68	341.78 (321.47)	350.64	5.84	6.31 (7.64)	5.77
C_3	250.12	251.45	250.39	6.48	6.04	6.73
C_4	150.34	152.78	149.78	12.31	11.88	13.45
C_5	50.24	51.31	50.26	57.62	48.62	56.11

由表 2 检测结果可知, 3 种方式对频率检测精度要优于幅值检测, 本文的 ALMEMD 方法对两个特征参数的检测效果与 Fluke 仪器检测效果相仿, 而 EMD 方法由于分解存在明显的模态混叠效应, C_1 与 C_2 还检测到 432.78 Hz、321.47 Hz 的间谐波分量, 特征提取精确度逊于其他两种方式。

为了具体比较检测结果与实际电压的偏差程度, 单独对基波分量进行分析研究, 图 17 给出了交流调压器变比为 4:1、不进行投切时的原始电压波形图以及 EMD 与 ALMEMD 分解得到的基波电压波形图。

图 17 表明, 实测原始电压波形较为标准, 电压范围为 -76.82~77.78 V, ALMEMD 基波分解波形电压波动范围为 -78.66~79.35 V, 基波分解波形更为稳定和精确, 偏离范围较小, 而 EMD 基波电压偏差较大, 电压波形范围为 -56.78~68.76 V。

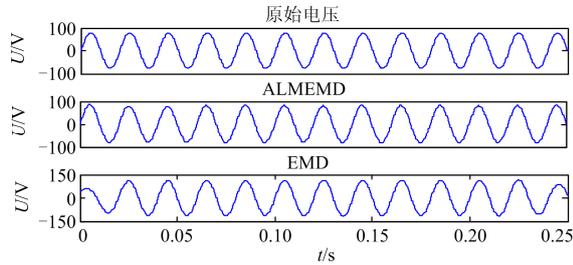


图 17 基波分量电压波形

Fig. 17 Voltage waveforms of fundamental component

进一步,表 3 给出了各方法检测的频率和幅值与国标工频电压的偏差结果,其中电压为乘以 4 倍(交流调压器变比)的有效值。

表 3 基波分量分析指标

Table 3 Index of fundamental component analysis

方法	频率/Hz		电压/V	
	具体值	偏差/%	具体值	偏差/%
标准	50.00	—	220.00	—
Fluke	50.24	0.48	228.80	4.00
EMD	51.31	2.62	184.48	-11.6
ALMEMD	50.26	0.52	224.44	0.22

分析表 3 可以得出,采用 Fluke 与 ALMEMD 方法检测的频率与电压有效值满足国家工频电压偏离标准(频率偏差为 $\pm 1\%$,电压偏差为 $-10\% \sim 7\%$)。而 EMD 方法检测结果偏差较大,频率与电压偏差分别为 2.62%、-11.6%。

5 结论

为了解决 EMD 方法频率分辨率低、均值曲线拟合误差大以及计算耗时长的不足,本文提出了一种自适应局部均值的 EMD 分解方法(ALMEMD)。

通过研究和分析 EMD 方法分解原理,提出了采用一次样条插值拟合均值曲线筛选频率分量的方法。针对信号多分量特征,提出了采用不同阶次极值求得的均值曲线拟合不同频率分量的方法,并构建信号正交系数与极值点阶次之间的关系,自适应筛选出最优极值阶次。

通过仿真表明,ALMEMD 比现有的自适应分解方法具有更高的频率分辨率,迭代筛选次数少且计算效率有了明显的提高,并将 ALMEMD 应用于电能质量扰动检测中,可以有效地实现对谐波的检测与分析。

参考文献

[1] 李玲玲,刘敬杰,凌跃胜,等.物元理论和证据理论相结合的电能质量综合评估[J].电工技术学报,2015,30(12):383-391.

- LI Lingling, LIU Jingjie, LING Yuesheng, et al. Power quality comprehensive evaluation based on matter-element theory and evidence theory[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2015, 30(12): 383-391.
- [2] 徐永海,赵燕.基于短时傅里叶变换的电能质量扰动识别与采用奇异值分解的扰动时间定位[J].电网技术,2011,35(8):174-180.
- XU Yonghai, ZHAO Yan. Identification of power quality disturbance based on short-term fourier transform and disturbance time orientation by singular value decomposition[J]. Power System Technology, 2011, 35(8): 174-180.
- [3] 关维国,姚清志,高阳,等.基于 db4 小波的配电网暂态电能质量扰动的检测与定位[J].电力系统保护与控制,2015,43(8):102-106.
- GUAN Weiguo, YAO Qingzhi, GAO Yang, et al. Transient power quality detection and location of distribution network based on db4 wavelet transform[J]. Power System Protection and Control, 2015, 43(8): 102-106.
- [4] 张淑清,马跃,李盼,等.基于改进的广义谐波小波包分解和混沌振子的小电流接地系统故障选线[J].电工技术学报,2015,30(3):13-20.
- ZHANG Shuqing, MA Yue, LI Pan, et al. Application of improved generalized harmonic wavelet packet decomposition and chaos oscillator to fault line detection in small current grounding system[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2015, 30(3): 13-20.
- [5] 唐炬,樊雷,张晓星,等.用谐波小波包变换法提取 GIS 局部放电信号多尺度特征参数[J].电工技术学报,2015,30(3):250-257.
- TANG Ju, FAN Lei, ZHANG Xiaoxing, et al. Multi-scale feature parameters extraction of gis partial discharge signal with harmonic wavelet packet transform[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2015, 30(3): 250-257.
- [6] 肖助力,龚仁喜,陈双,等.基于改进 S 变换的电力系统谐波检测方法[J].电力系统保护与控制,2015,43(3):84-90.
- XIAO Zhuli, GONG Renxi, CHEN Shuang, et al. Detection of harmonics in power system based on modified S-transform[J]. Power System Protection and Control, 2015, 43(3): 84-90.
- [7] 田振果,傅成华,吴浩,等.基于 HHT 的电能质量扰动定位与分类[J].电力系统保护与控制,2015,43(16):36-42.
- TIAN Zhenguo, FU Chenghua, WU Hao, et al. Power quality disturbance for location and classification based

- on HHT[J]. Power System Protection and Control, 2015, 43(16): 36-42.
- [8] HUANG N E, DAUBECHIES I, HOU T Y. Adaptive data analysis: theory and applications[J]. Philosophical Transactions of the Royal Society A-Mathematical Physical and Engineering Sciences, 2016, 374(2065).
- [9] WU Zhaohua, HUANG N E. Ensemble empirical mode decomposition: a noise-assisted data analysis method[J]. Advances in Adaptive Data Analysis, 2011, 1(1): 1-41.
- [10] ZHENG J, CHENG J, YANG Y. A rolling bearing fault diagnosis approach based on LCD and fuzzy entropy[J]. Mechanism & Machine Theory, 2013, 70(6): 441-453.
- [11] 孙兆伟. 基于现代信号处理的结构模态参数识别与损伤识别研究[D]. 北京: 北京邮电大学, 2012.
SUN Zhaowei. Research on modal parameter identification and damage identification of structures based on modern signal processing[D]. Beijing: Beijing University of posts and Telecommunications, 2012.
- [12] 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.
- [13] LI Lin, JI Hongbing. Signal feature extraction based on an improved EMD method[J]. Measurement, 2009, 42(5): 796-803.
- [14] PENG S, HWANG W L. Adaptive signal decomposition based on local narrow band signals[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2008, 56(7): 2669-2676.
- [15] 盖强. 局域波时频分析方法的理论研究与应[D]. 大连: 大连理工大学, 2001
GAI Qiang. Research and application on the theory of local wave time-frequency analysis method[D]. Dalian: Dalian University of Technology, 2001.
- [16] 姚致清, 张茜, 刘喜梅. 基于 PSCAD/EMTDC 的三相光伏并网发电系统仿真研究[J]. 电力系统保护与控制, 2010, 38(17): 76-81.
YAO Zhiqing, ZHANG Qian, LIU Ximei. Research on simulation of a three-phase grid-connected photovoltaic generation system based on PSCAD/EMTDC[J]. Power System Protection and Control, 2010, 38(17): 76-81.
- [17] 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.

收稿日期: 2016-07-16; 修回日期: 2016-09-08

作者简介:

丁晓慧(1986—), 女, 讲师, 研究方向为电能质量检测与控制, 物联网; E-mail: tmac132181@163.com

刘俊杰(1984—), 男, 通信作者, 讲师, 研究方向为电机故障诊断分析、谐波检测; E-mail: 957631183@qq.com

邢强(1990—), 男, 硕士研究生, 研究方向为电能质量检测与控制。E-mail: 635573004@qq.com

(编辑 魏小丽)

