

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.190764

基于改进 LMD 方法的电压骤降检测与分析

郑文光¹, 张加岭², 邢强³

(1. 大唐国际发电股份有限公司陡河发电厂, 河北 唐山 063000; 2. 国网徐州供电公司, 江苏 徐州 221078;
3. 东南大学电气工程学院, 江苏 南京 210096)

摘要: 随着新能源并网技术的普及和发展, 大量非线性装置接入电网对其电能质量产生了一定影响, 因此有必要对电能质量进行检测和分析。针对现有检测识别方法存在抗噪性和精确性不足的问题, 提出一种改进的 LMD 方法。该方法首先对自适应分解方法筛选过程的机理进行研究, 分析了极值点拟合分布程度容易受到高频间断信号干扰, 提出对原始信号先加入受控高斯白噪声再进行 LMD 分解。其次针对特征参数提取部分存在端点能量泄漏问题, 提出采用经验调制分解方法对瞬时参数进行检测的方式。通过仿真实验表明所提方法可以有效抑制模式混叠和端点效应。最后搭建了电压骤降实验平台, 运用实测数据验证了所提方法能够准确提取电压骤降的各个扰动参数, 从而为电能质量扰动分析提供了一种新思路。

关键词: 电能质量; 电压骤降检测; 局部均值分解; 噪声辅助分解; 扰动特征提取

Voltage sag detection and analysis based on a modified LMD method

ZHENG Wenguang¹, ZHANG Jialing², XING Qiang³

(1. Datang International Power Generation Co., Ltd. Douhe Power Plant, Tangshan 063000, China;
2. State Grid Xuzhou Electric Power Company, Xuzhou 221078, China;
3. School of Electrical Engineering, Southeast University, Nanjing 210096, China)

Abstract: With the popularization and development of new energy grid-connected technology, the large number of non-linear devices connected to the power grid have an impact on its power quality. Thus it is necessary to detect and analyze that impact. To help overcome the shortcomings of existing detection and recognition methods in anti-noise and accuracy, a modified LMD method is proposed in this paper. This approach first studies the mechanism of the selection process for the adaptive decomposition method, and then analyzes the degree of extreme point fitting distribution that is susceptible to high frequency and intermittent signal interference. It uses the noise-assisted decomposition method to add controlled Gaussian white noise to the original signal and then perform LMD decomposition. Then, taking into account end-point energy leakage in the feature parameter extraction, an empirical modulation decomposition method is proposed to detect instantaneous parameters. Simulation results show that the proposed method is able to effectively suppress mode mixing and endpoint effects. Finally, experimental data from the built power quality disturbance platform demonstrates that the proposed method is capable of accurately extracting all disturbance parameters of voltage sag. This also provides a novel method for power quality disturbance analysis.

This work is supported by National Key Basic Research Program of China (No. 2016YFB0101800).

Key words: power quality; voltage sag detection; local mean decomposition; noise assisted decomposition; disturbance feature extraction

0 引言

近年来, 随着世界能源产业结构的调整以及人

们对环境问题的不断重视, 催生了新能源替代领域的迅猛发展^[1]。而像电动汽车^[2-3]、光伏^[4-5]以及风电^[6]等新能源装置设备通过非线性电力电子器件大量接入输配网, 对电网的电能质量产生了一定影响, 降低了电力系统运行的安全稳定性。因此, 采取电能质量检测与分析方法可以有效降低新能源接入给

基金项目: 国家重点基础研究发展计划项目资助(2016YFB0101800)

电网带来的冲击^[7]。

目前已有许多研究提出了电能质量检测与分析方法。文献[8-9]将短时傅里叶变换引入电能质量电压暂降检测和扰动分类中,通过信号分析处理方式准确定位电压的扰动幅值和频率,根据电压特征参数分析不同扰动类型。文献[10]利用小波分析方法高精度识别的特点,将电压暂降信号先进行小波提升过滤波,结合Hilbert变化对每一层的细节分量进行扰动检测和定位,提高了检测方法的实时性。文献[11-12]则采用S变换方法对电能质量特征信号进行识别。文献[11]针对传统S变换时频分辨率不高的缺点进行改进,对调节因子进行分段取值,通过改进的S变换提取电压暂降的特征参数。文献[12]则针对S变换计算量大的缺点,改进了特征频率选取过程,将改进的不完全S变换与分类器模型相结合准确识别复合电能质量信号的类型和参数。

上述时频分析方法在电能质量检测领域,尤其是电压暂降特征参数的识别中具有一定的优势。然而此类信号处理方法,其分析过程大都人为事先确定窗函数和小波尺度等,然后再进行信号分解。基础分析尺度选择依赖人为干预,降低了方法的鲁棒性能,本质上属于非自适应时频分析方法^[13]。因此,为了提高信号自适应筛选过程,降低人为因素对检测精确性的影响。Huang等^[14]提出了希尔伯特-黄变换(Hilbert-Huang transform, HHT)的自适应信号处理模型架构,即将非稳态非线性原始信号通过基本筛选模型进行自适应分解得到一系列模态函数,然后通过特征提取模型进行参数识别。为此在该模型架构下,文献[15]自适应分解部分采用经验模态分解(Empirical Mode Decomposition, EMD)方法,并对电能质量信号进行诊断与分析,提高了方法的识别准确性。文献[16]则采用局部特征尺度分解(Local Characteristic-scale Decomposition, LCD)方法对滚动轴承故障特征进行诊断与识别。文献[17]将局部均值分解(Local Mean Decomposition, LMD)的方法引入到脑电信号的分析与病理诊断中。

综上,自适应分析方法依据其简便高效的特点在诸多领域取得了广泛应用。但在实际工程中发现:当原始信号存在间断和高频干扰噪声时,分解过程会出现频带失真的模态混叠效应和端点效应以及频带缺失或多余的虚假分量现象^[18],降低了此类方法的分解效果和特征提取的精确度。而Zhao等^[19]通过后续研究提出了采用噪声辅助分解方式,可以提高自适应方法的抗噪性能。为此,文献[20]提出了加入随机高斯白噪声的形式;文献[21]则采用加入

固定幅值的受控噪声;文献[22]采用正负成对的噪声加入到原始信号中。因此,为了抑制LMD方法存在的上述不足,本文从加噪辅助分解层面出发,提出一种改进的LMD(Modified Local Mean Decomposition, MLMD)方法,并将其运用到电压骤降检测与分析中。该方法首先对自适应分解方法分解过程机理进行分析,确定了加噪辅助分解对极值点均匀程度改善效果的优势。其次对自适应部分采用加入受控高斯噪声进行改进,对特征参数提取部分采用经验包络解调方法进行改进。最后设计了仿真信号分析实验和电能质量暂降实验,验证所提方法的实施效果。

1 LMD基本原理

LMD自适应分解部分采取局部均值平滑筛选方式将原始信号分解为一系列乘积函数(Product Function, PF)之和,特征参数采取包络分解对PF分量进行识别,基本过程如下:

1) 对信号 $x(t)$ 进行均值求解。

$$\begin{cases} m_i = \frac{n_i + n_{i+1}}{2} \\ a_i = \frac{|n_i - n_{i+1}|}{2} \end{cases} \quad (1)$$

式中: n_i 为局部极值点; m_i 为局部均值; a_i 为包络估计值。

2) 通过滑动平均方式筛选拟合得到调频信号 $s_{11}(t)$ 。

$$\begin{cases} h_{11}(t) = x(t) - m_{11}(t) \\ s_{11}(t) = h_{11}(t) / a_{11}(t) \end{cases} \quad (2)$$

式中: $m_{11}(t)$ 为局部均值函数; $a_{11}(t)$ 为包络估计函数。

3) 通过循环迭代至 $s_{1n}(t)$,满足区间 $[-1,1]$ 时停止循环,可得

$$\begin{cases} h_{11}(t) = x(t) - m_{11}(t) \\ h_{12}(t) = s_{11}(t) - m_{12}(t) \\ \vdots \\ h_{1n}(t) = s_{1(n-1)}(t) - m_{1n}(t) \end{cases} \quad (3)$$

$$\begin{cases} s_{11}(t) = h_{11}(t) / a_{11}(t) \\ s_{12}(t) = h_{12}(t) / a_{12}(t) \\ \vdots \\ s_{1n}(t) = h_{1n}(t) / a_{1n}(t) \end{cases} \quad (4)$$

4) 将求得的全部包络函数提取相乘可得到包络信号 $a_1(t)$ 。

$$a_1(t) = a_{11}(t)a_{12}(t)\cdots a_{1n}(t) = \prod_{q=1}^n a_{1q}(t) \quad (5)$$

5) 第一个 PF 分量 $P_{F_1}(t)$ 可由包络信号 $a_1(t)$ 和纯调频信号 $s_{1n}(t)$ 相乘得到。

$$P_{F_1}(t) = a_1(t)s_{1n}(t) \quad (6)$$

式中, $a_1(t)$ 为瞬时幅值, $f_1(t)$ 为瞬时频率, 按照式(7)求微分得

$$f_1(t) = \frac{1}{2\pi} \frac{d[\arccos(s_{1n}(t))]}{dt} \quad (7)$$

6) 最后, 循环迭代步骤 1)~5) m 次, 求得全部 m 个 PF 分量。

$$x(t) = \sum_{k=1}^m P_{F_k}(t) + u_k(t) \quad (8)$$

式中: $P_{F_k}(t)$ 为第 k 个 PF 分量, $k=1,2,\dots,m$; $u_k(t)$ 为残余分量。

2 MLMD 方法

事实上, 标准 LMD 方法对包含特征信息的局部极值通过滑动平均的方式筛选过滤成包络信号和纯调频信号, 当原始信号掺杂间断信号和高频干扰信号时, 破坏了局部极值点的均匀分布, 使得特征信息提取失真, 为了形象地描述 LMD 方法分解过程, 图 1 给出了仿真信号(16)分量 $y_1(t)$ 筛选效果。

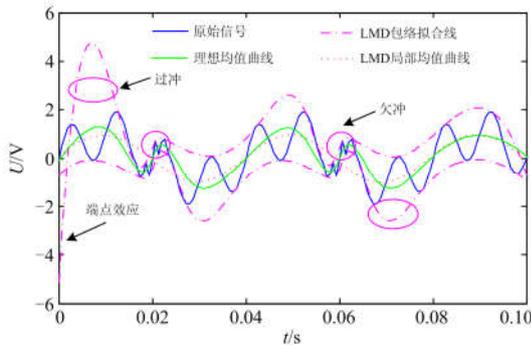


图 1 LMD 方法分量筛选效果

Fig. 1 Screening effect of LMD method component

由图 1 可知, 由于 $y_1(t)$ 分量包含高频间断分量, 因此滑动平均函数无法对局部均值点完全包裹, 形成筛选的过冲和欠冲现象和端点极值飞翼的端点效应。因此需引入加噪辅助方式进行改进。

2.1 自适应分解部分

自适应分解部分改进具体步骤如下。

1) 在标准 LMD 方法自适应分解之前对原始信号 $x(t)$ 加入受控的高斯白噪声。

$$x^i(t) = x(t) + (-1)^q \varepsilon n^i(t) \quad (9)$$

式中: $q=1,2$, $i=1,2,\dots,n/2$, $n/2$ 为加入受控噪声对数; ε 为加入噪声幅值。

2) 然后对新的含噪信号 $x^i(t)$ 进行 LMD 自适应分解筛选出各单分量信号 $PF_j^i(t)$ 。

$$x^i(t) \xrightarrow{\text{LMD}} \sum_{j=1}^N P_{F_j^i}(t) + u_j(t) \quad (10)$$

式中, $j=1,2,3,\dots,N$, 表示进行 LMD 分解次数。

3) 循环上述步骤 n 次, 将筛选出的全部 PF 分量 $P_{F_j^i}(t)$ 和残余分量 $u_j(t)$ 进行集中平均, 即完成自适应分解工作得到最终分量。

$$\overline{P_{F_j}}(t) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n P_{F_j^i}(t), \quad \overline{u}(t) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n u_j(t) \quad (11)$$

式中: $\overline{P_{F_j}}(t)$ 为分解所得的第 j 个分量; $\overline{u}(t)$ 为最终的残余分量。

由上述步骤可知, 改进后的 LMD 方法加入一定比例的受控高斯白噪声, 改变原始信号局部均值点的分布, 将极值点自动映射到由噪声构建的均匀尺度空间中。其次对含噪信号进行分析, 消除了外在间断分量对筛选过程和特征参数提取的干扰。且加噪幅值以正负成对形式抑制了加噪辅助分解存在的残余噪声的不足^[17]。

2.2 特征提取部分

标准 LMD 方法中将自适应分解得到的全部 PF 分量通过式(6)和式(7)提取单分量信号的瞬时幅值、频率和相位等特征参数。然而在外部干扰噪声下, 特征参数在极值点极易出现能量泄漏的端点飞翼现象, 无法满足 Bedrosian 单分量提取规则^[18], 因此, 引入经验调制分解方法^[16]对特征参数提取部分进行改进。

1) 对任意单分量 PF 信号满足调幅与调频乘积形式, 即

$$\overline{P_F}(t) = a(t)s(t) \quad (12)$$

式中: $a(t)$ 为 PF 分量的瞬时幅值特征参数; $s(t)$ 为 PF 分量的调频信号分量。

2) 定义 $s(t)$ 的正交分量 $Q(t) = \sin \varphi(t)$, 对 $Q(t)$ 进行经验解调, 直接对两边求导可得到:

$$Q(t) = \sin \varphi(t) = -\text{sgn}[s'(t)]\sqrt{1-s^2(t)} \quad (13)$$

3) PF 分量的瞬时相位由式(14)可得到。

$$\varphi(t) = \arctan \left[\frac{\sin \varphi(t)}{\cos \varphi(t)} \right] = \arctan \left[\frac{\text{sgn}[s'(t)]\sqrt{1-s^2(t)}}{s(t)} \right] \quad (14)$$

4) 对式(14)继续进行经验调制分解方法, 求导可得 PF 分量的瞬时频率。

$$f(t) = \frac{1}{2\pi} \frac{d\varphi(t)}{dt} = \frac{|F'(t)|}{\sqrt{1-F^2(t)}}, |F(t)| < 1 \quad (15)$$

因此, 采用经验调制分解方法提取瞬时参数, 通过反复解调消除了极值点异常现象, 幅值运算区间满足 Bedrosian 提取规则, 提高了特征参数辨识的鲁棒性。

3 仿真实验分析

3.1 自适应分解性能分析

在改进的 LMD 方法基础上, 为了验证其可行性, 本节采用含间断高频干扰噪声信号进行验证, 仿真信号如式(16)所示。

$$\begin{cases} y(t) = y_1(t) + y_2(t) + y_3(t) \\ y_1(t) = 0.5 \sin(2\pi f_1 t) [e^{-(t-0.03)^2/\tau} + e^{-(t-0.08)^2/\tau}] \\ y_2(t) = \sin(200\pi t) \\ y_3(t) = 5 \sin(100\pi t) \end{cases} \quad (16)$$

其中, 信号采样频率为 8 kHz, $y_1(t)$ 为间断高频干扰噪声分量, $f_1=2\ 000$ Hz、 $\tau = 7.5 \times 10^{-7}$ s, 其余为正常分量。仿真信号具体时域波形如图 2 所示。

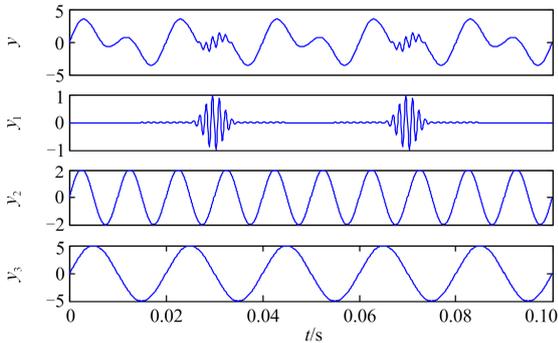


图 2 仿真信号波形图

Fig. 2 Waveform of simulation signal

首先, 图3给出了不同自适应方法对分量 $y_1(t)$ 的筛选效果。

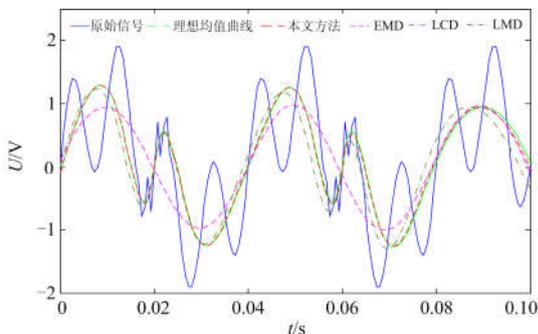


图 3 各方法分量筛选效果

Fig. 3 Screening effect of each method

进一步, 为了形象描述各方法拟合效果的优劣性, 图4给出了理想均值曲线与不同方法筛选所得均值曲线的均方根误差。由图3和图4可知, 整体上, 在没有加噪辅助方式分解下, EMD、LCD和LMD方法在间断分量干扰下, 筛选效果要逊于本文方法。其中EMD方法采用三次样条函数进行迭代筛选, 多次循环过滤使得拟合误差最大, 全部时段均方根误差各方法分别为: EMD(0.678)、LCD(0.598)、LMD(0.503)和本文方法(0.469)。

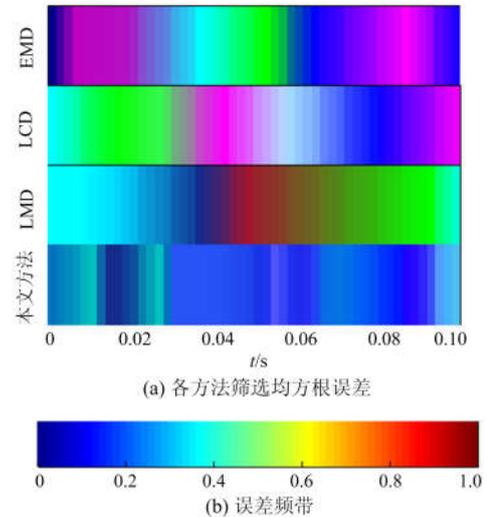
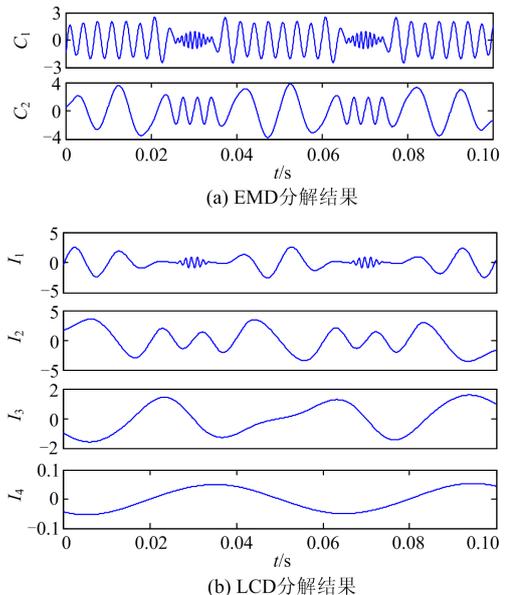


图 4 各方法筛选效果误差对比

Fig. 4 Comparison of screening effect errors of each method

其次, 综合分析各个方法对原始分量的自适应分解效果。其中本文方法加噪幅值 ε 为 $0.15 SD$ (SD 表示原始信号标准差), 集总分解次数 n 为 100 次, 图5给出各方法具体分解结果。



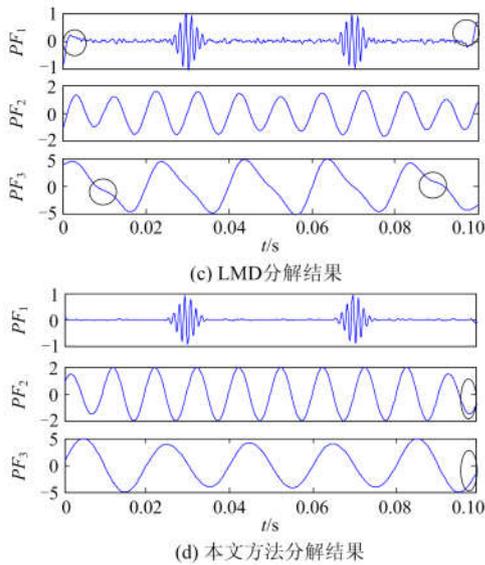


图 5 仿真信号各方法分解结果

Fig. 5 Decomposition results of simulation signal derived by different methods

由图 5 可知, 由于存在高频噪声干扰, 四种方法对正常正弦分量 $y_2(t)$ 和 $y_3(t)$ 的提取要优于分量 $y_1(t)$ 。而 EMD 方法与 LCD 方法采用插值拟合筛选单分量信号, 样条插值函数容易在极值点拟合时受外部噪声干扰产生拟合误差, 因此发生欠筛选和过筛选情况, EMD 只分解出 2 条单分量信号, 且分量存在一定模态混叠现象, 各分量无法反映信号实际的物理意义, LCD 方法分解得到 4 条单分量信号, 分量间频带发生混叠, 存在一定的失真, 辨识度不高。而 LMD 方法分解效果有所改善, 但在外部噪声的冲击下, 频带间发生一定的端点效应和频带振荡。而本文方法 PF_1 迭代 11 次、 PF_2 迭代 8 次和 PF_3 迭代 7 次完成分解。在 PF_1 频带中存在一定的间断振荡, PF_2 和 PF_3 有能量泄漏的端点现象。四种方法完成全部分解所用时间分别为: EMD(4.37 s)、LCD(3.79 s)、LMD(5.78 s)和本文方法(7.79 s)。因此本文 MLMD 方法引入噪声辅助分解, 通过循环加入受控噪声再进行分解牺牲了一定的计算性能, 但整体分解效果比其他方法有明显改善。

3.2 特征参数提取性能分析

然后在分解性能测试基础上, 图 6 给出了原始分量 $y_3(t)$ 采用 LMD 与本文 MLMD 的瞬时频率和瞬时幅值特征参数检测效果。

由图 6 可知, 由于自适应前段分解部分存在一定的模态混叠效应和端点效应, 标准 LMD 方法在后续的特征参数提取存在振荡干扰, 频率检测误差为 15.92 %, 幅值检测误差为 4.22 %。同样, 改进后的 MLMD 方法在端点极值处跟踪性能出现一定

失真, 但通过经验调频方法特征参数辨识度有所提高, 频率检测误差为 1.12 %, 幅值检测误差为 0.48 %。

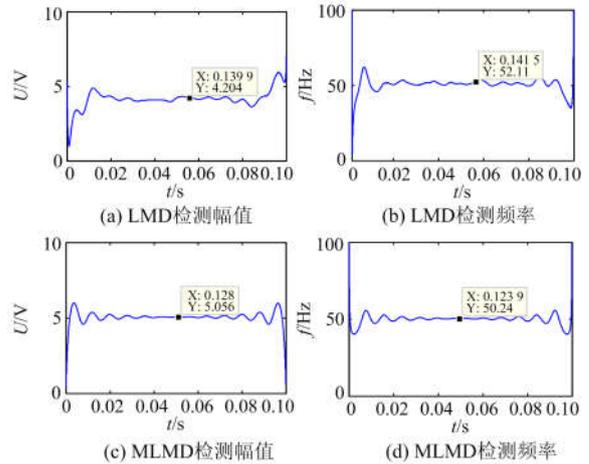


图 6 特征提取结果对比

Fig. 6 Comparison of feature extraction results

因此, 图 7 给出了采用 MLMD 方法对各分量特征参数检测的绝对误差。由图可知, 瞬时频率对噪声敏感程度要大于瞬时幅值, 在参数定位时三分量的瞬时幅值检测误差均小于瞬时频率误差。而高频分量 $y_1(t)$ 存在间断振荡频带, 因此检测效果要低于低频分量 $y_2(t)$ 和 $y_3(t)$ 。

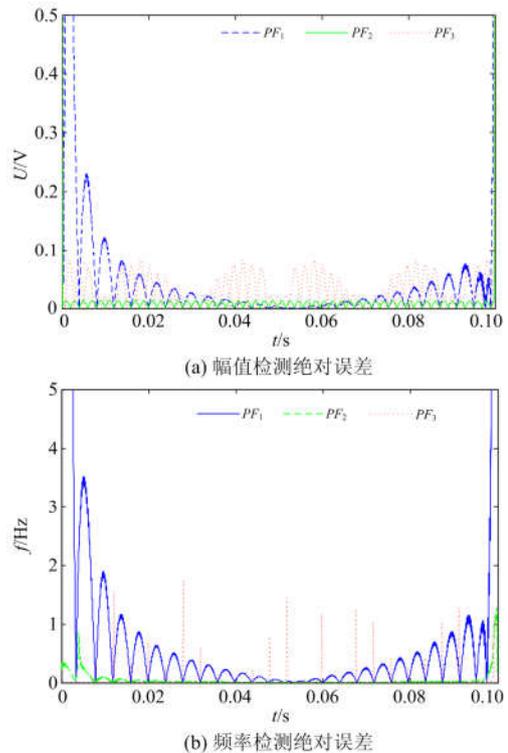


图 7 MLMD 方法特征参数检测误差

Fig. 7 Detection error of feature parameter derived by MLMD method

3.3 分辨率性能分析

最后，为了验证改进方法的频率分辨率，引入可变复合信号进行验证。

$$y_f(t) = \sin(2\pi t) + a \sin(2\pi \nu t) \quad (17)$$

式中：复合信号的频率比 $\nu \in [0,1]$ ；幅值比 $a \in [0.1,10]$ ；采用MLMD方法分别对不同 ν 和 a 参数下的 $y_f(t)$ 进行分解，当分解分量与原始分量之间的协方差均大于0.95时表示信号分解成果有效，分辨率效果如图8所示。

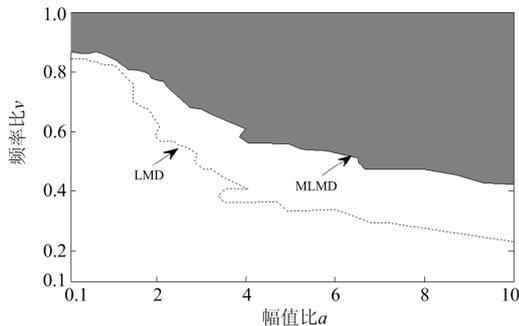


图 8 分辨率性能对比

Fig. 8 Comparison of resolution performance

由图 8 可知，白色区域表示成功分解部分，灰色区域表示无法分解部分。MLMD 方法成功分解面积比 LMD 方法多 36.78%，表明引入噪声辅助分解方法对局部均值点改善效果较为明显，提高了方法的频率分辨率。

4 实测数据验证

在仿真实验基础上，为了进一步验证该方法的实际检测效果，将 MLMD 引入到电能质量电压骤降检测分析领域。在前期实验搭建的电能质量实验平台基础上^[23]，本节主要针对较为多发的电压暂降事件进行研究，数据采集平台如图 9 所示，平台实验各装置参数设置可参见文献[23]。

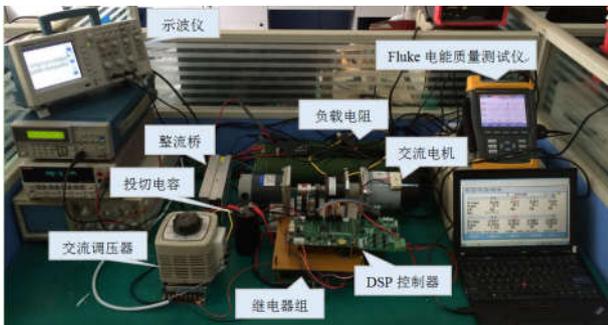


图 9 电压骤降实验平台

Fig. 9 Experiment platform of voltage sag

4.1 单一电压骤降实验验证

首先，设计单一的电压骤降扰动实验，通过 DSP 控制继电器组，在 t_0 时刻瞬间突加负载电阻和电容，在 t_1 时刻切除，并用示波器和 Fluke 电能质量测试仪进行数据采集，采样频率为 15 kHz，单一电压骤降实测波形如图 10 所示。

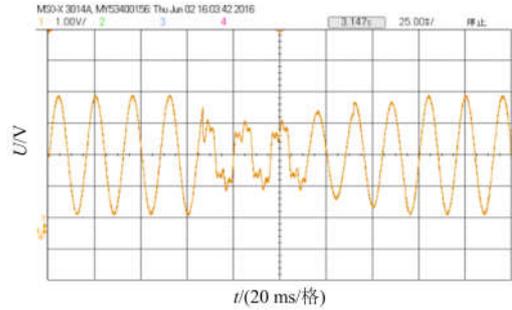
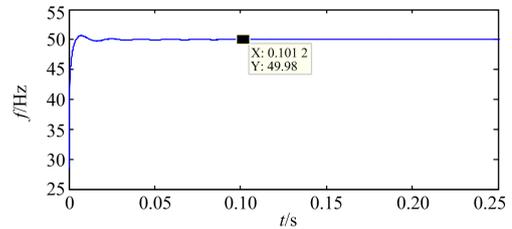


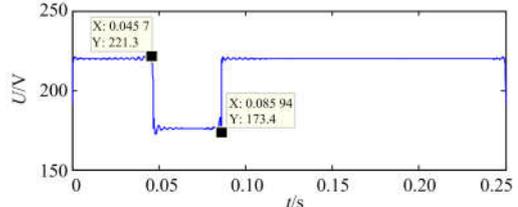
图 10 单一电压骤降实测波形

Fig. 10 Measured waveform of single voltage sag

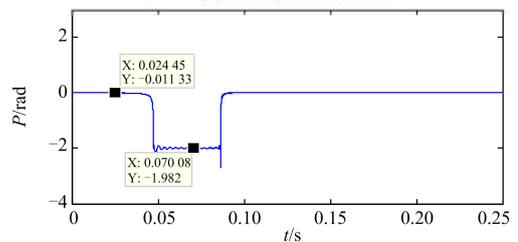
将采集的数据导入 Matlab 进行分析，通过 MLMD 进行分解(由于单一电压骤降的扰动只涉及基频变换分解得到一条 PF 分量，限于篇幅这里不再给出)，然后将分解得到的 PF 分量进行特征变换，各特征参数检测结果如图 11 所示。



(a) 瞬时频率结果



(b) 瞬时幅值检测结果



(c) 瞬时相位检测结果

图 11 单一电压骤降检测结果

Fig. 11 Test results of single voltage sag

分析图 11 可知, 对单一的电压骤降实验, 将实测数据经 MLMD 分解后, 可以通过解调特征参数变换有效提取发生跳变的瞬时幅值、频率和相位。

进一步, 为了准确定位电压骤降的扰动时刻点, 将图 11(b) 中的数据进行求取二阶导数检测扰动起止时刻^[13], 扰动检测结果如图 12 所示。

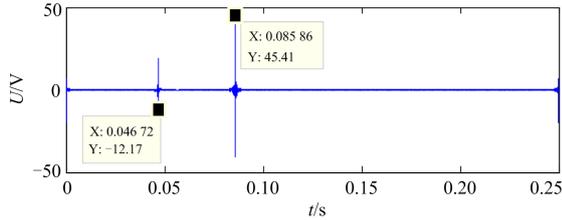


图 12 单一电压骤降扰动时刻检测结果

Fig. 12 Disturbance time detection results of single voltage sag

分析图 12 可知, 针对幅值跳变的电压骤降扰动, 通过瞬时幅值直接求导可以准确定位突变时刻点。最后, 为了综合比较本文方法检测效果, 表 1 给出了各特征参数的具体检测值。

表 1 单一骤降检测结果对比

Table 1 Test results comparison of single voltage sag

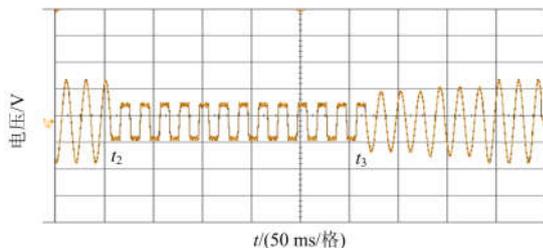
检测方法	骤降起始时刻/s	骤降结束时刻/s	骤降幅值/V	相位跳变/rad
LMD	0.040 4	0.092 0	46.998	-1.994
MLMD	0.046 7	0.085 9	47.900	-1.982
Fluke	0.046 6	0.086 1	47.111	-2.112

分析表 1 可知, 在没有其他信号的干扰下, LMD 和 MLMD 方法检测效果与 Fluke 检测效果相当, 误差较小, 均能准确提取骤降特征参数和定位扰动时刻点。

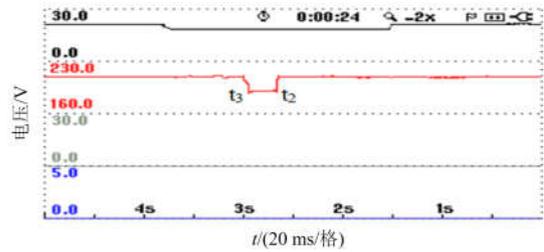
4.2 含谐波的电压骤降实验验证

其次, 再设计含谐波干扰的电压骤降实验, 同样在 t_2 时刻通过 DSP 控制电机驱动模块, 投入交流电机和整流桥, 在 t_3 时刻切除, 实测电压波形以及电压骤降波形如图 13(a) 和图 13(b) 所示。

采取同样的方法进行分析, 将实际采集的数据进行 MLMD 分解, 分解结果如图 14 所示。



(a) 谐波电压骤降实测波形



(b) 谐波电压骤降波形

图 13 含谐波的电压骤降采集波形

Fig. 13 Acquisition waveform of voltage sag with harmonics

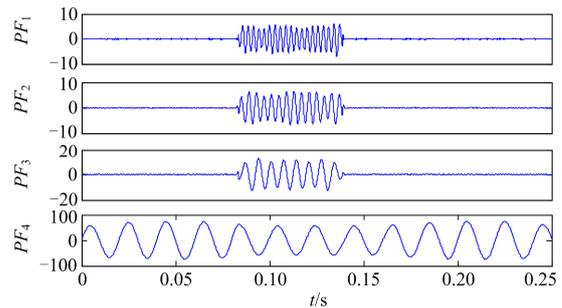


图 14 含谐波电压骤降分解结果

Fig. 14 Decomposition result of voltage sag with harmonics

由图 14 可知, 含谐波的复合扰动实验, 除检测到基波频率外, 还含有 PF_1 — PF_3 三条谐波分量, 因此, 对分解得到的 PF 进行特征参数解调变换提取准确分量, 检测结果如图 15 所示。

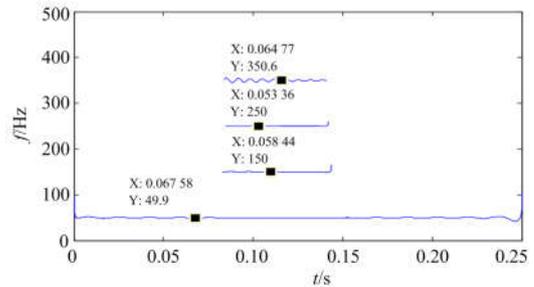
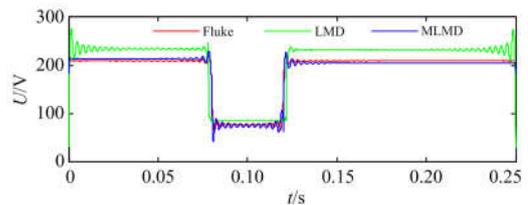


图 15 谐波分量检测结果

Fig. 15 Detection result of harmonic components

分析图 15 可知, 检测结果除了 50 Hz 基波频率外还有 3~7 次奇次谐波含量。进一步图 16 给出了各骤降特征参数在谐波干扰情况下的检测结果。



(a) 幅值检测结果

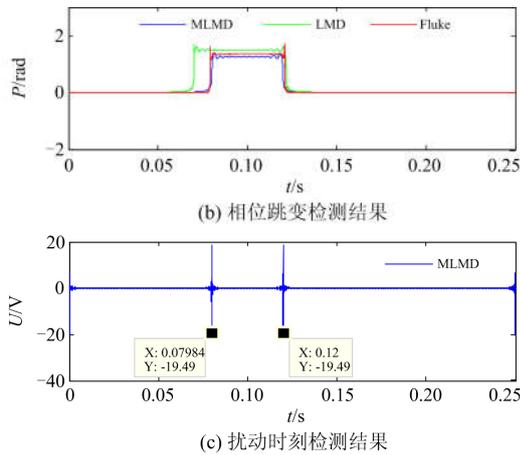


图 16 含谐波电压骤降的检测结果

Fig. 16 Detection result of voltage sag with harmonics

最后，表 2 给出各方法在谐波干扰下电压骤降的具体特征参数。这里为了便于各方法的比较，将 Fluke 起止检测时刻进行归零化处理，即各方法的检测点统一从零时刻开始。

表 2 含谐波骤降检测结果对比

Table 2 Test results comparison of voltage sag with harmonics

检测方法	骤降起始时刻/s	骤降结束时刻/s	骤降幅值/V	相位跳变/rad
LMD	0.057 9	0.107 5	100.98	1.458
MLMD	0.078 9	0.120 0	129.78	1.287
Fluke	0.076 8	0.121 3	127.75	1.235

结合图 16 和表 2 可知，在复合扰动的检测识别中，MLMD 方法能够较为准确地辨识电压骤降的特征参数，跟踪性能与 Fluke 仪器检测结果相当，扰动时刻点定位误差为 2.71 %、1.07 %，骤降幅值与相位跳变误差为 1.59 %、4.2 %，满足电压骤降检测误差要求。而标准 LMD 方法由于存在谐波的干扰，分解性能有所降低，对各特征参数的检测相比其他两种方法存在一定误差。

5 结论

本文针对现有自适应分解方法存在抗噪性能不足的问题，提出了一种改进的 LMD 方法。通过仿真实验和实测电压暂降实验验证了方法的可行性，得到如下结论：

- 1) 通过对自适应方法筛选过程的研究，分析了间断高频噪声容易诱发信号极值点筛选过程的不均匀，从而造成算法分解过程失真与不准确。
- 2) 针对自适应方法存在的模态混叠、端点效应以及虚假分量等问题，确定了采用噪声辅助分解方法的优势，对自适应部分采用加入固定受控噪声以

及特征参数分解部分采用经验解调方法进行改进，通过仿真实验验证了所提方法可行有效。

3) 最后将 MLMD 方法应用在电压骤降检测分析领域，可以有效地提取电压骤降的幅值、跳变相位和准确定位扰动时刻，检测效果与实际电能质量仪器检测结果相当。

尽管如此，通过本文的仿真和实测实验发现，本文改进的 MLMD 方法依旧沿用加噪辅助分解思路进行集总分解，在计算性能上仍可以提高，且分解过程中对间断扰动信号提取并未完全消除模态混叠和端点效应，因此，在今后的研究中将做进一步研究与改进。

参考文献

- [1] BLOCH H, RAFIQ S, SALIM R. Economic growth with coal, oil and renewable energy consumption in China: prospects for fuel substitution[J]. *Economic Modelling*, 2015, 44: 104-115.
- [2] 邢金, 王婧, 叶辛, 等. 考虑电动汽车不确定性的配电网软联络开关优化配置[J]. *电力科学与技术学报*, 2020, 35(2): 46-54.
XING Jin, WANG Jing, YE Xin, et al. SNOP allocation based on consideration of the uncertainty in active distribution systems[J]. *Journal of Electric Power Science and Technology*, 2020, 35(2): 46-54.
- [3] 潘华, 梁作放, 李永奎, 等. 考虑电动汽车用户行为特性的电力系统经济调度[J]. *电力科学与技术学报*, 2020, 35(1): 96-101.
PAN Hua, LIANG Zuofang, LI Yongkui, et al. Power system economic dispatch considering the behavior characteristics of electric vehicle users[J]. *Journal of Electric Power Science and Technology*, 2020, 35(1): 96-101.
- [4] 韩璐, 李凤婷, 王春艳, 等. 风电接入对继电保护的影响综述[J]. *电力系统保护与控制*, 2016, 44(16): 163-169.
HAN Lu, LI Fengting, WANG Chunyan, et al. A survey on impact of wind farm integration on relay protection[J]. *Power System Protection and Control*, 2016, 44(16): 163-169.
- [5] 葛乐, 顾佳易, 王存平, 等. 基于改进无差拍光伏并网谐振抑制研究[J]. *电力系统保护与控制*, 2018, 46(19): 72-79.
GE Le, GU Jiayi, WANG Cunping, et al. Research on resonance suppression based on improved deadbeat grid-connected photovoltaic[J]. *Power System Protection and Control*, 2018, 46(19): 72-79.
- [6] 李军徽, 冯喜超, 严干贵, 等. 高风电渗透率下的电力系统调频研究综述[J]. *电力系统保护与控制*, 2018, 46(2): 163-170.
LI Junhui, FENG Xichao, YAN Gangui, et al. Survey on

- frequency regulation technology in high wind penetration power system[J]. *Power System Protection and Control*, 2018, 46(2): 163-170.
- [7] SAINI S. Analysis of service quality of power utilities[J]. *International Journal of Research in Engineering Application & Management*, 2018, 3(11): 1-8.
- [8] 赵凤展, 杨仁刚. 基于短时傅里叶变换的电压暂降扰动检测[J]. *中国电机工程学报*, 2007, 27(10): 28-34. ZHAO Fengzhan, YANG Rengang. Voltage sag disturbance detection based on short time Fourier transform[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2007, 27(10): 28-34.
- [9] 黄建明, 瞿合祚, 李晓明. 基于短时傅里叶变换及其谱峭度的电能质量混合扰动分类[J]. *电网技术*, 2016, 40(10): 3184-3191. HUANG Jianming, QU Hezuo, LI Xiaoming. Classification for hybrid power quality disturbance based on STFT and its spectral kurtosis[J]. *Power System Technology*, 2016, 40(10): 3184-3191.
- [10] 郑成华, 张宁宁, 王向周. 基于提升小波和 Hilbert 变换的暂态电能质量检测[J]. *北京理工大学学报*, 2019, 39(2): 162-168. ZHENG Shuhua, ZHANG Ningning, WANG Xiangzhou. A lifting wavelet and Hilbert transform fusion method for transient power quality detection[J]. *Transactions of Beijing Institute of Technology*, 2019, 39(2): 162-168.
- [11] 吴言, 李建闽. 基于改进 S 变换的电压骤降自适应检测方法[J]. *电测与仪表*, 2017, 56(3): 111-115. WU Yan, LI Jianmin. Adaptive detection method for voltage sags based on improved S-transform[J]. *Electrical Measurement and Instrumentation*, 2017, 56(3): 111-115.
- [12] 许立武, 李开成, 罗奕, 等. 基于不完全 S 变换与梯度提升树的电能质量复合扰动识别[J]. *电力系统保护与控制*, 2019, 47(6): 24-31. XU Liwu, LI Kaicheng, LUO Yi, et al. Classification of complex power quality disturbances based on incomplete S-transform and gradient boosting decision tree[J]. *Power System Protection and Control*, 2019, 47(6): 24-31.
- [13] CAO F, WANG S, WANG F. A new time-frequency analysis method of multi-component chirp signal[C] // *International Conference on Signal Processing*, November 16-20, 2006, Beijing, China.
- [14] HUANG N E, SHEN Z, LONG S R, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis[J]. *Proceedings Mathematical Physical & Engineering Sciences*, 1998, 454(1971): 903-995.
- [15] 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.
- [16] ZHENG J, CHENG J, YU Y. A rolling bearing fault diagnosis approach based on LCD and fuzzy entropy[J]. *Mechanism & Machine Theory*, 2013, 70(6): 441-453.
- [17] ZHANG T, CHEN W. LMD based features for the automatic seizure detection of EEG signals using SVM[J]. *IEEE Transactions on Neural Systems & Rehabilitation Engineering*, 2017, 25(8): 1100-1108.
- [18] 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.
- [19] 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): 1114-1121.
- [20] 孔德同, 刘庆超, 雷亚国, 等. 一种改进的 EEMD 方法及其应用研究[J]. *振动工程学报*, 2015, 28(6): 1015-1021. KONG Detong, LIU Qingchao, LEI Yaguo, et al. The improved EEMD method and its application[J]. *Journal of Vibration Engineering*, 2015, 28(6): 1015-1021.
- [21] ZHENG J, CHENG J, YANG Y. Partly ensemble empirical mode decomposition: an improved noise-assisted method for eliminating mode mixing[J]. *Signal Processing*, 2014, 96: 362-374.
- [22] 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.
- [23] 吴新忠, 邢强, 陈明, 等. 采用改进互补集总经验模态分解的电能质量扰动检测方法[J]. *浙江大学学报: 工学版*, 2017, 51(9): 1834-1843. WU Xinzhong, XING Qiang, CHEN Ming, et al. Power quality disturbance detection method using improved complementary ensemble empirical mode decomposition [J]. *Journal of Zhejiang University: Engineering Science*, 2017, 51(9): 1834-1843.

收稿日期: 2019-07-02; 修回日期: 2020-01-24

作者简介:

郑文光(1994—), 男, 硕士研究生, 工程师, 研究方向为电能质量检测与控制; E-mail: tmac132180suqian@163.com

张加岭(1990—), 男, 通信作者, 硕士研究生, 工程师, 研究方向为电能质量分析与控制; E-mail: 957631183@qq.com

邢强(1992—), 男, 博士研究生, 研究方向为电能质量检测与治理. E-mail: 997330668@qq.com

(编辑 魏小丽)