

冯益林. 基于改进变分模态分解的谐波检测方法[J]. 智能计算机与应用, 2024, 14(11): 93-98. DOI: 10. 20169/j. issn. 2095-2163. 241113

基于改进变分模态分解的谐波检测方法

冯益林

(上海闵行燃气发电有限公司, 上海 200245)

摘要: 针对电网谐波信号多变复杂, 现有检测算法精度不高的问题, 提出基于改进的变分模态分解 (VMD) 和 Hilbert 变换 (HT) 结合的谐波检测方法。首先, 用分量的平均瞬时频率法来确定 VMD 的分解模态个数 K , 采集包含谐波的混合信号。其次, 对采样信号进行 VMD 检测和分解, 得到一系列固有模态分量 (IMFs), 并从中提取出基波分量和高次谐波; 再对固有模态分量进行 Hilbert 变换, 得到原始信号频谱值的关系以及各分量的特征参数; 最后与经验模态分解 (EMD) 结果进行比较, 仿真结果表明该算法检测谐波的精度较高, 实时性好, 能够满足谐波信号的检测要求。

关键词: 谐波; 平均瞬时频率; VMD; Hilbert 变换

中图分类号: TP391; TM74

文献标志码: A

文章编号: 2095-2163(2024)11-0093-06

Harmonic detection method based on improved Variational Mode Decomposition

FENG Yilin

(Shanghai Minhang Gas-Fired Power Generation Co., Ltd., Shanghai 200245, China)

Abstract: In order to solve the problems of complex harmonics, and improve the existing shortcomings that the feature extraction of existing detection algorithms is difficult and the detection accuracy is low, a detection method based on improved Variational Mode Decomposition (VMD) and Hilbert Transform (HT) is proposed. Firstly, the average instantaneous frequency method of components is used to determine the number of decomposition modes K of VMD. In Simulink, the power network model is simulated to collect the mixed signals containing harmonics. Secondly, the sampled signals are detected and decomposed by VMD, and a series of Intrinsic Mode Functions (IMFs) is obtained, where the fundamental and higher harmonics are extracted. Then, the Hilbert Transform is applied to the IMFs to obtain the relationship between the spectral values of the original signals and the characteristic parameters of each component. Comparing to the results of Empirical Mode Decomposition (EMD), the simulation results show that the algorithm has a higher accuracy and better real-time performance. It can meet the requirements of harmonic detection in power grid.

Key words: harmonic wave; average instantaneous frequency; VMD; Hilbert transformation

0 引言

随着大量非线性负载的广泛应用, 电网成为一个高阶的 LC 网络系统, 谐波污染问题日渐凸显。谐波信号的成分通常比较小, 且谐波含量复杂, 导致电网电流和电压呈周期性畸变, 严重影响了电力系统寿命以及电能的质量。如何实时、准确地检测谐波信号, 国内外学者进行了深入研究并提出了不同的谐波检测方法, 主要有傅里叶变换、瞬时无功功率理论、小波变换以及 Hilbert-Huang 变换^[1-2] (HHT) 等方法。

变分模态分解 (Variational Mode Decomposition, VMD) 是由 Zosso 等学者提出的一种非递归的自适应

信号处理方法, 主要利用变分思想进行信号分解^[3-4]。不断迭代更新每个模态分量的频率中心和带宽^[5], 获得变分模型的最优解, 从而实现信号的频率的有效分离^[6-7]。由于变分模型是由多种维纳滤波组成的, 所以具有良好的噪声鲁棒性。与 EMD 相比, 变分模型能够解决传统信号分解方法造成的模态混叠及噪声干扰等问题。文献[8]采用阈值法获得 K 值, 计算过程相对复杂。文献[9]用观察中心频率的方法确定 K 值, 存在偶然性。同时根据 VMD 算法的特点, 提出通过计算分量瞬时频率的平均值方法来确定分解模态个数。

傅里叶变换将信号进行时频域转换, 分析振幅与频率关系, 但是该方法难以保持采样的同步性, 只对

平稳信号有效。电网中所采集的信号大多数为多谐波耦合信号,具有固定的幅值、频率和相位的特征,Hilbert 变换(HT)是一种自适应时频分析方法,能够将信号的时域和频域相结合,实现自适应分解。本文提出结合改进 VMD 和 Hilbert 变换的方法能够更好地分析信号中各成分的时频特性,得到幅值与频率的关系。仿真结果表明,在正确设定 VMD 分解模态个数 K 值的前提下,此方法对电网谐波检测精度较高,噪声鲁棒性优良,能够满足电网谐波的检测的要求。

1 VMD 算法的基本原理

VMD 将一个由多成分组成的实值输入信号分解成多个固有模态 (Intrinsic Mode Functions, IMFs)^[8],即离散有限带宽的分量。VMD 算法在变分框架内构造变分模型^[9]并计算约束模型的最优解。每个模态都以函数形式存在,能够调整函数幅频大小并且接近其相应的中心频率。根据信号的频域特性分解信号频带,得到多个固有模态分量。变分问题模型的建立是将信号 $f(t)$ 分解成 K 个模态函数 $u_k(t)$,使各模态的和与信号 $f(t)$ 相等,模态分量的估计带宽和值最小,约束条件的表达式为:

$$\begin{cases} \min_{\{u_k\}, \{\omega_k\}} \left\{ \sum_k \left\| \partial_t \left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) u_k(t) \right\| e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 \right\} \\ \text{s. t. } \sum_k u_k = f \end{cases} \quad (1)$$

其中, $\delta(t)$ 表示单位冲击函数; $\{u_k\}$ 表示 K 个模态函数, $\{u_k\} = \{u_1, u_2, \dots, u_k\}$; $\{\omega_k\}$ 表示各模态函数的中心频率,且 $\{\omega_k\} = \{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_k\}$ 。求变分问题的最优解,需引入增广拉格朗日函数^[8],其公式为:

$$L(\{u_k\}, \{\omega_k\}, \lambda) = \alpha \sum_{k=1}^n \left\| \partial_t \left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) u_k(t) \right\| e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 + \left\| f(t) - \sum_{k=1}^n u_k(t) \right\|_2^2 + \langle \lambda(t), f(t) - \sum_{k=1}^n u_k(t) \rangle \quad (2)$$

其中, α 表示二次惩罚因子,其作用是提高信号重构时的准确性; $\lambda(t)$ 表示拉格朗日函数算子,为了求到模型的最优解,更新 \hat{u}_k^{n+1} , $\hat{\omega}_k^{n+1}$ 和 $\hat{\lambda}_k^{n+1}$ 值。计算 u_k^{n+1} 的公式为:

$$u_k^{n+1} = \operatorname{argmin} \left\{ \alpha \left\| \partial_t \left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) u_k(t) \right\| e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 + \left\| f(t) - \sum_{k=1}^n u_i(t) + \frac{\lambda(t)}{2} \right\|_2^2 \right\} \quad (3)$$

其中, $u_i(t)$ 表示第 i 个分量,通过傅里叶变换得到各模态的频域 $\hat{u}_k^{n+1}(\omega)$ 更新公式为:

$$\hat{u}_k^{n+1}(\omega) = \frac{\hat{f}(\omega) - \sum_{i \neq k}^n \hat{u}_i(t)^{n+1} + \frac{\hat{\lambda}(\omega)}{2}}{1 + 2\alpha(\omega - \omega_k)^2} \quad (4)$$

将 ω_k^{n+1} 从时域转换到频域,再求最优解的表达式为:

$$\omega_k^{n+1} = \operatorname{argmin} \left\{ \int_0^\infty (\omega - \omega_k)^2 |\hat{u}_k(\omega)|^2 d\omega \right\} \quad (5)$$

即:

$$\omega_k^{n+1} = \frac{\int_0^\infty \omega |\hat{u}_k(\omega)|^2 d\omega}{\int_0^\infty |\hat{u}_k(\omega)|^2 d\omega} \quad (6)$$

其中, ω_k^{n+1} 表示模态函数功率谱的中心频率; $|\hat{u}_k(\omega)|$ 表示傅里叶的逆变换,取其实部表示时域模态分量 $\{u_k(t)\}$ 。

2 基于改进 VMD 算法的 Hilbert 变换

VMD 算法对信号进行分解会得到相对稳定的单频率谐波分量,为 Hilbert 变换提供很好的分量数据,提高谐波检测的准确性。希尔伯特谱描述了信号的幅值随时间和频率的变化规律,分解得到的每个固有模态分量的瞬时频率都具有实际的物理意义,因此能够体现出谐波信号的特征。将信号 $f(t)$,经 VMD 分解为 K 个固有模态分量 $u_k(t)$,同时存在残差函数 $r(t)$,即:

$$f(t) = \sum_{k=1}^n u_k(t) + r(t) \quad (7)$$

对每个固有模态分量 $u_k(t)$ 进行 Hilbert 变换得到:

$$H(u_k(t)) = \frac{1}{\pi} p \int_{-\infty}^{\infty} \frac{u_k(\tau)}{t - \tau} d\tau \quad (8)$$

式(8)中, p 为柯西主值。构造各模态分量 $u_k(t)$ 的解析信号,即:

$$z_k(t) = u_k(t) + jH(u_k(t)) = \alpha_k(t) e^{(j\theta_k(t))} \quad (9)$$

$$\alpha_k(t) = \sqrt{u_k^2(t) + H^2(u_k(t))} \quad (10)$$

$$\theta_k(t) = \arctan(H(u_k(t))/u_k(t)) \quad (11)$$

其中, $\alpha_k(t)$ 表示幅值函数, $\theta_k(t)$ 表示相位函数。各模态分量的瞬时频率为:

$$\omega_k(t) = \frac{d\theta_k(t)}{dt} \quad (12)$$

最终得到信号的频谱,即:

$$H(\omega, t) = \operatorname{Re} \left[\sum_{k=1}^K \alpha_k(t) e^{(j[\omega_k(t)t])} \right] \quad (13)$$

模态信号的幅值 A 的计算公式为:

$$A = \alpha_k(t) \quad (14)$$

3 VMD 算法模态数 K 的确定

利用 VMD 算法进行谐波分析时, 必须确定模态分量的个数 K , 对信号的频带进行正确的划分。 K 值设置是否合理直接影响分解结果的精度。若预设 K 值偏小, 则会造成信号成分分解不充分, 导致部分有限带宽的固有模态分量不能被分解出来; 若预设 K 值过大, 则会过分分解原始信号, 产生虚假分量, 干扰对原始信号中有效成分的分析。

实际应用的结果显示, 采样频率的选择对分析谐波有很大的影响。一般情况下, 若原信号的最大频率为 ω_c , 采样频率 ω_s 必须满足 $\omega_s \geq 2\omega_c$ 才能得到各次谐波对应的全部频谱。首先对信号进行 Hilbert 变换, 得到频谱关系, 根据频谱结果进行各分量瞬时频率、即平均值的计算, 在 Matlab 中完成对各分量瞬时频率的均值计算, 确定分解层数 K , 即:

$$\overline{\omega_k(t)} = \sum_{i=1}^k \overline{\omega_k(t)} / i \quad (15)$$

$\omega_i(t) = 0, i = i + 1, \overline{\omega_{i+1}(t)} - \overline{\omega_i(t)} \leq 0$ 时, 此时 K 值的大小为临界值, 得出 K 值。

4 实验结果仿真及分析

4.1 仿真谐波信号的分析

4.1.1 仿真信号的函数模型

为了验证此方法的有效性, 实验构造了包含谐波信号的电流信号模型, 其表达式为:

$$f(t) = 100\sin(100\pi t + \pi/6) + 8\sin(150\pi t + \pi/3) + 50\sin(300\pi t - \pi/6) + 30\text{randn}(1, 1000) \quad (16)$$

通常情况下, 电力系统中的电压和电流信号只包含 50 Hz 的工频和奇次谐波分量, 谐波的阶数越高, 振幅越小。为了分析噪声对信号的影响, 考虑实

际环境的影响, 增加随机噪声 30 dB。其中, 基波频率为 50 Hz, 设置采样频率为 1 kHz, 采样个数 N 为 100。在 Matlab 软件中进行仿真与分析得到信号初始波形如图 1 所示。

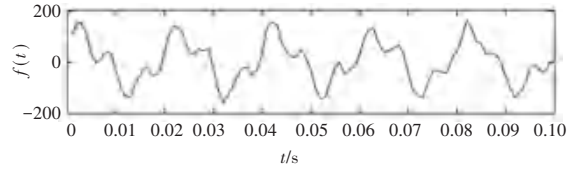


图 1 仿真信号波形

Fig. 1 Waveform of original signal

4.1.2 利用 VMD 和 Hilbert 变换分析信号

设置 VMD 算法的参数 K, α 和 τ 。 α 越小, 分解得到的各个分量的带宽越大, 在适当范围内变动对分解结果几乎没有影响, 经过研究发现, 合适的取值范围为 $1500 \leq \alpha \leq 2500$ 。 τ 值越小, 忍受噪声的能力越强, 故取较小值分解效果较好。经多次实验分析可知, α 采用初始值 2000, 噪声容忍度设置为 0, 若设置较大, 则会增加复杂的计算工作, 对本文结果无明显影响。对于 K 值的确定, 首先对信号进行 Hilbert 变换得到信号的频谱如图 2 所示。

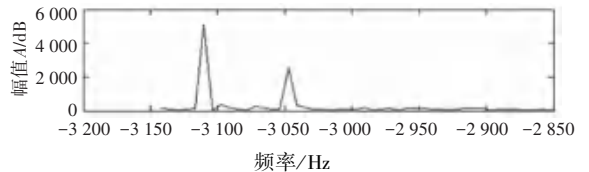


图 2 仿真信号的频谱图

Fig. 2 Power spectrum of simulated signals

对频谱图进行分析并计算 K 值, 在计算各分量的瞬时频率平均值可以发现 $K = 3$ 是最满足条件的值, 当个数为 4 时曲线出现明显弯折, 即 $K = 3$ 是曲线发生偏折的临界值, 此时 $\overline{\omega_4(t)} - \overline{\omega_3(t)} \leq 0$, 即取 K 值为 3。计算结果如图 3 所示, 其坐标无实际参考意义。

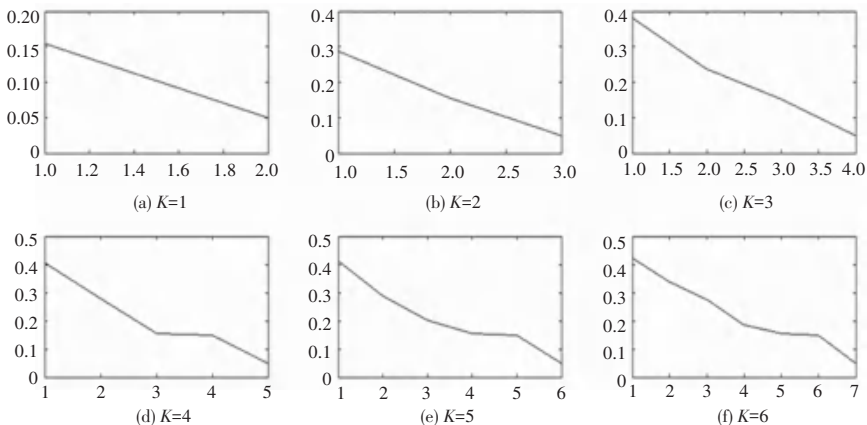


图 3 K 值计算结果图

Fig. 3 Result of K -value calculations

经计算分析, VMD 算法共有 3 个分解模态数, 其分解结果如图 4 所示。

对采样点的电流信号直接采用 EMD 算法分析, 仿真得到的结果如图 5 所示。

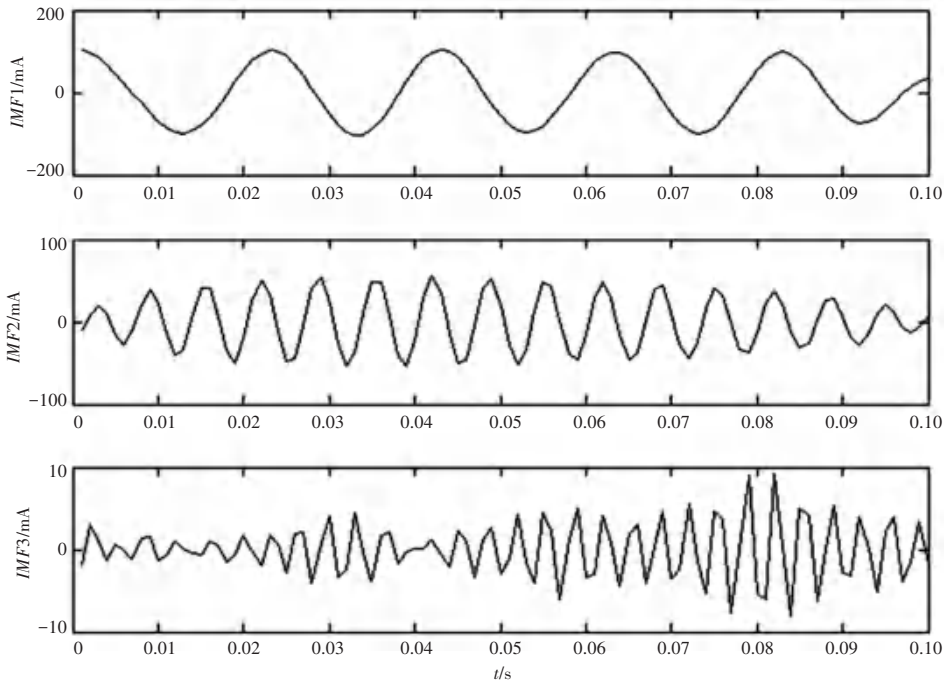


图 4 VMD 算法的检测结果

Fig. 4 Detection results of VMD algorithm

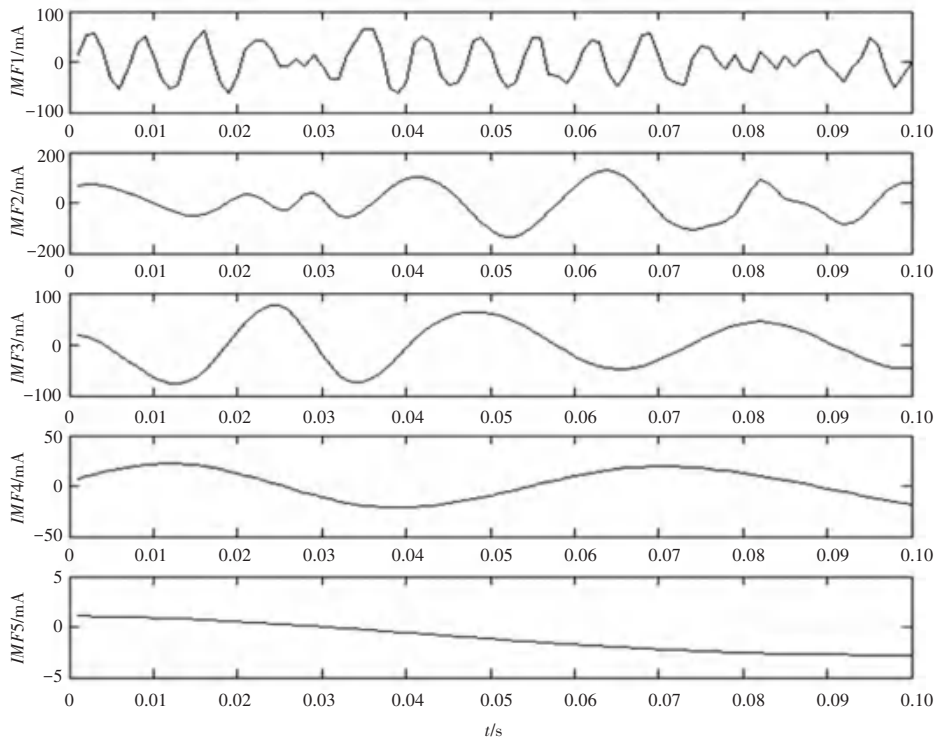


图 5 EMD 算法的检测结果

Fig. 5 Detection results of EMD algorithm

对比 2 种算法的分解结果, 经 EMD 算法分解, 出现了 5 个模态分量, 且分解层数不能人为确定, IMF5 与其他 4 个模态分量波形的差别较为显著, 则

称为虚假分量、即残差函数, 不能很好地从 IMF1 分量中检测出基波与高次谐波。在 VMD 算法分解结果中, 模态分量 IMF1 恰好是原始信号的基波信号

的特征, $IMF2$ 和 $IMF3$ 是其它的高次谐波, 可以看出 VMD 分解能够将基波精确地分解出来, 充分验证了 VMD 算法对谐波检测的有效性。

4.2 实际电网模型的仿真实验

根据电网结构图, 构建系统仿真模型, 同时在公共点(PCC)电流信号进行采样并检测和分析谐波, 模型结构如图 6 所示, 模型各参数的设置见表 1。

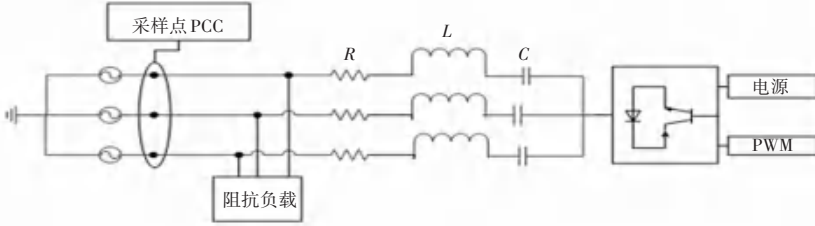


图 6 电网模型的结构图

Fig. 6 Structure of power network model

在 Simulink 中对电网系统模型进行仿真, 并采用基于变分模态分解和 HT 的新方法对公共点的电网电流进行谐波检测。采样频率为 $\omega_s = 10$ kHz, 采样信号周期个数为 300 个, 得到电网电流的原始信号 $f(t)$, 采集到的波形如图 7 所示, 对应的频谱图如图 8 所示。

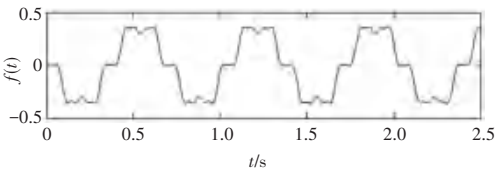


图 7 采样信号波形图

Fig. 7 Sampling signal waveform

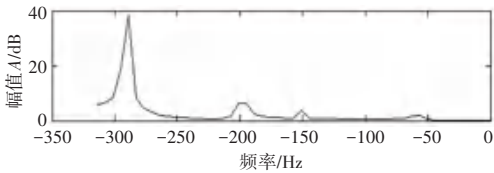


图 8 采样信号频谱图

Fig. 8 Sampled signal spectrum

对得到的信号进行谐波分析, 分别用 EMD 算法改进的 VMD 算法进行分解检测, 此时 VMD 分解模态个数 K 为 3。将分解后的固有模态分量进行 Hilbert 变换, 得到分解后信号的频谱图, 进一步分析信号的时频特征。最后与谐波信号的基波分量进行对比, 分析结果如图 9 和图 10 所示。

通过对比 2 种不同方法分解的基波、三次谐波和五次谐波的结果见表 2。由表 2 可以发现, EMD 检测结果不仅存在模态混叠, 还存在残差函数的干扰。本文算法检测的谐波误差值均低于 EMD 算法, 且从 $IMF1$ 中可直接检测出基波, 表明检测精度较高。

表 1 仿真模型参数设置

Table 1 Parameter setting of simulation model

模型元件名称	模型参数
电源	$U = 1\ 500\text{ V}, 50\text{ Hz}$
电路阻抗	$R = 20\ \Omega, L = 0.005\text{ H}, C = \text{inf}$
电路负载	4 kW 负载

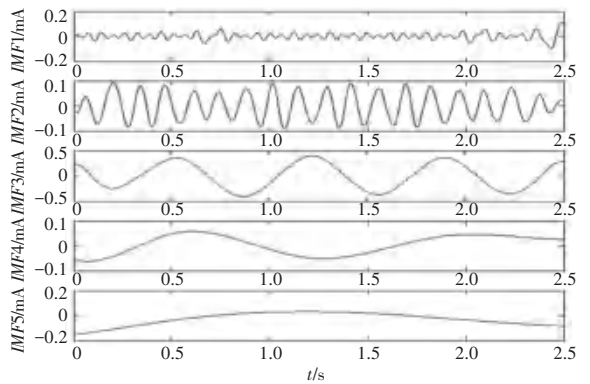


图 9 EMD 算法的检测结果

Fig. 9 Detection results of EMD algorithm

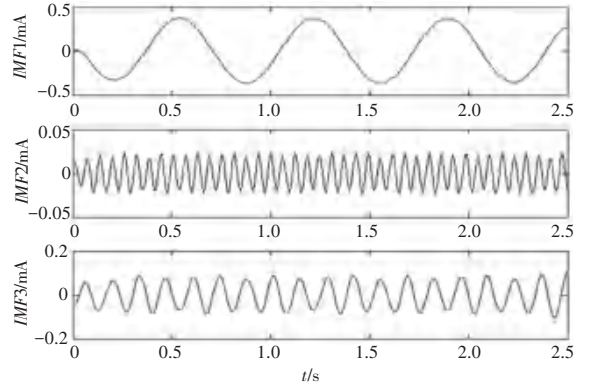


图 10 本文算法检测结果

Fig. 10 Detection results by the paper's algorithm

表 2 各类算法分析比较

Table 2 Comparison results of each algorithm

算法	基波	三次谐波	五次谐波
实际幅值 A/ dB	0.382 2	0.063 7	0.038 0
EMD 算法	0.379 7	0.056 4	0.021 6
本文算法	0.380 1	0.068 5	0.032 8
EMD 算法误差	0.002 5	0.007 3	0.016 4
本文算法误差	0.002 1	0.004 8	0.005 2

5 结束语

本文基于 VMD 算法与 Hilbert 变换提出一种新方法检测电流的谐波信号,通过计算平均瞬时功率法确定 VMD 的分解模态个数 K 。仿真结果表明,经瞬时频率平均值法求解的 K 值满足 VMD 算法特点,较为准确;在设置各项参数合理的前提下,该方法不仅抑制了 EMD 的模态混叠现象,消除了残差函数的干扰,同时还对噪声具有良好的抗干扰性;提高了对谐波信号的检测精度,满足谐波的检测要求。

参考文献

- [1] 秦喜文,高中华,董小刚,等. 利用经验模态分解和多尺度熵的滚动轴承故障诊断研究[J]. 制造业自动化, 2015, 37(21): 67-70.
- [2] 张俨,彭志炜,雷章勇,等. 微电网谐波源危害及谐波检测技术[J]. 电网与清洁能源, 2017, 33(6): 27-35.
- [3] 岳晓峰,邵海贺. 基于改进 EEMD 的滚动轴承故障诊断研究[J]. 制造业自动化, 2015, 37(17): 80-82.
- [4] 唐贵基,王菲,周福成,等. 基于谱峭度与变分模态分解的转子微弱不对中故障诊断[J]. 噪声与振动控制, 2018, 38(1): 204-208.
- [5] 王新,闫文源. 基于变分模态分解和 SVM 的滚动轴承故障诊断[J]. 振动与冲击, 2017, 36(18): 252-256.
- [6] 郭华安,加玛力汗·库马什,聂盼. 基于 LabVIEW 的电能质量监测与分析系统设计[J]. 制造业自动化, 2013, 35(4): 107-109.
- [7] 赵岩,朱均超,张宝峰,等. 基于 VMD 与 Hilbert 谱的旋转机械碰摩故障诊断方法[J]. 振动、测试与诊断, 2018, 38(2): 381-386.
- [8] 韩绍丹,张蕊萍,董海鹰. 基于变分模态分解的混合储能功率分配方法[J]. 兰州交通大学学报, 2017, 36(6): 65-70.
- [9] 朱永利,贾亚飞,王刘旺,等. 基于改进变分模态分解和 Hilbert 变换的变压器局部放电信号特征提取及分类[J]. 电工技术学报, 2017, 32(9): 221-235.
- [10] 刘鲲鹏,白云川,李泽华,等. 基于 EMD 的内燃机滚动轴承故障诊断[J]. 内燃机与配件, 2018(6): 54-55.
- [11] 贾亚飞,朱永利,王刘旺. 基于 VMD 和 Wigner Ville 分布的局放信号时频分析[J]. 系统仿真学报, 2018, 30(2): 569-578.
- [12] 张蒙,朱永利,张宁,等. 基于变分模态分解和多尺度排列熵的变压器局部放电信号特征提取[J]. 华北电力大学学报(自然科学版), 2016, 43(6): 31-37.
- [13] 张安安,徐洋涛,都健刚,等. HHT 分析局部放电信号时模态混叠的抑制[J]. 电力系统及其自动化学报, 2018, 30(5): 120-126.
- [14] 高静,李鹏,徐绍军,等. 基于小波变换和 HHT 的光伏并网谐波检测方法[J]. 电力科学与技术学报, 2017, 32(4): 31-37.
- [15] 赵玮. 基于 VMD 和 FSK 的齿轮箱早期故障诊断[J]. 机械传动, 2018, 42(1): 143-149.
- [16] DRAGOMIRETSKIY K, ZOISSO D. Variational mode decomposition[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(3): 531-544.
- [17] 张海涛,李文娟,李雪峰,等. 基于变分模态分解和时间注意力机制 TCN 网络的光伏发电功率预测[J/OL]. 电测与仪表. [2024-05-11]. <https://link.cnki.net/urlid/23.1202.th.20240510.1542.003>
- [18] 侯春尧,谭大文,毛延翩,等. 基于灰狼优化 VMD-WT 的混凝土开裂电磁信号去噪方法[J/OL]. 电测与仪表. [2024-05-14]. <https://link.cnki.net/urlid/23.1202.th.20240513.1419.004>.
- [19] 肖凯文,张鑫. 基于改进 VMD 算法的小电流接地暂态故障特征量提取[J]. 光源与照明, 2024(3): 146-149.
- [20] 徐海松,张大宁,胡冉,等. 基于谐波分量的配电电缆绝缘劣化状态带电检测技术[J]. 电工技术学报, 2024, 39(7): 2161-2173.