

DOI: 10.7667/PSPC170866

基于 CEEMD-WPT 和 Prony 算法的谐波间谐波参数辨识

张煜林, 陈红卫

(江苏科技大学电子信息学院, 江苏 镇江 212003)

摘要: 由于传统 Prony 算法对噪声极为敏感, 因此采用互补集合经验模态分解(CEEMD)和小波包变换(WPT)相结合的去噪方法改善信号, 提高 Prony 参数辨识的精度。首先对信号进行 CEEMD 分解得到固有模态函数(IMF), 并对得到的 IMF 分量计算其排列熵(PE)值, 根据排列熵值提取出含噪声较大的分量进行小波包去噪。然后将去噪重构后的 IMF 分量与剩余 IMF 分量重构信号。最后用 Prony 算法辨识重构后信号的参数。对所提算法进行仿真, 并与已发表文献中的结果进行比较。仿真与比较结果表明, 该算法是有效的, 而且具有较好的辨识结果。

关键词: Prony 算法; CEEMD; 小波包变换; 排列熵; 参数辨识

Parameter identification of harmonics and inter-harmonics based on CEEMD-WPT and Prony algorithm

ZHANG Yulin, CHEN Hongwei

(School of Electronics and Information, Jiangsu University of Science and Technology, Zhenjiang 212003, China)

Abstract: Since traditional Prony algorithm is extremely sensitive to noise, the Complementary Ensemble Empirical Mode Decomposition (CEEMD) and wavelet packet transform combined denoising method is used to improve the signal and enhance the Prony parameter identification accuracy. Firstly, the Intrinsic Mode Functions (IMF) are obtained through decomposing the signal with CEEMD method and their Permutation Entropy (PE) is calculated. Secondly, the high noise level IMFs which are extracted according to the values of the PE are processed with wavelet packet denoising. Thirdly, original signal is reconstructed by the IMFs which are processed and the rest IMFs. Finally, the parameters of reconstructed signal are identified with Prony algorithm. The algorithm proposed is simulated and compared with the literature results, the simulation and comparison results show that the algorithm is effective and has better identification results.

This work is supported by Support Plan Foundation of Jiangsu Province (No. BE2013011-3).

Key words: Prony algorithm; CEEMD; wavelet packet transform; permutation entropy; parameter identification

0 引言

随着电力电子装置在电力系统中的广泛应用以及非线性负荷的日益增多, 电网中的频率成分也越来越复杂。除了与基波成整数倍的谐波外, 还存在着许多与基波成非整数倍间谐波, 这些间谐波的存在不仅导致系统中有功功率的损耗, 影响电力系统的安全稳定运行, 更增加了谐波检测的难度^[1-3]。

目前电力系统谐波检测的方法主要有傅里叶变换^[4]、小波变换^[5]和希尔伯特黄变换^[6]等。其中快速傅里叶变换因其实用性强和计算速度快而成为电

力系统谐波测量的常用算法, 但它对相近的频率成分无法检测, 并且容易产生频谱泄漏和栅栏效应, 严重影响谐波检测的精度, 虽然可以通过加窗、插值来抑制频谱泄漏和栅栏效应, 但会导致算法实时性不好。小波变换是一种时频分析方法, 具有良好的局部化性质, 但其分析结果过于依赖小波基的选取, 且存在算法计算量过大和不具有自适应性的问题。希尔伯特黄变换适用于处理非平稳、非线性信号, 能根据信号的特性进行自适应分解, 但它在经验模态分解的时候容易产生模态混叠效应, 在希尔伯特变换后会产生无法解释的负频率。

近年来, Prony 算法由于其具有很高的频率分辨率, 可以通过直接计算得到信号的幅值、相位和

基金项目: 江苏省支撑计划基金项目资助 (BE2013011-3)

频率等信息,在电力系统参数辨识中得到了广泛应用^[7-9]。但是 Prony 算法对噪声极其敏感,尤其是在噪声信噪比很低的时候,根本无法得到准确的辨识结果^[10]。然而实际电力信号中又不可避免地含有各种随机噪声,因此如何降低噪声对 Prony 算法在参数辨识时的影响就成为一个难点。文献[11]探讨了将仿真信号进行分段的 Prony 分析,提高了分析结果的精度。文献[12]提出了先将信号进行经验模态分解(Empirical Mode Decomposition, EMD)去除高频噪声 IMF 分量,然后再进行 Prony 分析的方法,提高了检测精度,但该方法无法有效抑制 EMD 的模式混叠效应,且在去除高频分量的同时可能会损失一些有效信息。文献[13]采用了互补集合经验模态分解(Complementary Ensemble Empirical Mode Decomposition, CEEMD)和小波阈值结合对地震信号去噪的方法,经过与单纯的 CEEMD 降噪和小波阈值去噪做对比分析,结果表明该方法能有效抑制信号的随机噪声,保留有效成分。因此,本文在前人研究的基础上,将 CEEMD-WPT 和 Prony 算法相结合应用于电力系统信号的谐波、间谐波的参数辨识。首先采用 CEEMD 和小波包变换对信号进行预处理,极大地保留有效信息并滤掉噪声,然后再对预处理后的信号进行 Prony 分析,完成参数的辨识工作,提高了算法的辨识精度。

1 基本算法

1.1 Prony 算法

Prony 算法是采用一组复指数函数来对等间隔采样数据进行线性拟合。假设采样数据 $x(n)$, 则可用式(1)拟合 $x(0), x(1), \dots, x(N-1)$, 记为 $\hat{x}(n)$, 其中: p 为模型的阶数; N 为采样数据点的个数; b_i 和 z_i 都为复数, 表达式见式(2)和式(3)。

$$\hat{x}(n) = \sum_{i=1}^p b_i z_i^n, \quad n=0, 1, \dots, N-1 \quad (1)$$

$$b_i = A_i e^{j\theta_i} \quad (2)$$

$$z_i = e^{(\alpha_i + j2\pi f_i)\Delta t} \quad (3)$$

式中: A_i 为振幅; θ_i 为相位; f_i 为振荡频率; α_i 为衰减因子; Δt 为采样间隔。

为了保证拟合信号 $\hat{x}(n)$ 尽可能逼近实际信号 $x(n)$, 这里采用误差平方和 ε 最小作为目标函数, 如式(4)所示。

$$\min \varepsilon = \sum_{n=0}^{N-1} |x(n) - \hat{x}(n)|^2 \quad (4)$$

定义样本函数如式(5)所示。

$$r(i, j) = \sum_{n=p}^{N-1} x(n-j) * x(n-i), \quad i, j = 0, 1, \dots, p_e \quad (5)$$

根据式(5)构造扩展阶样本矩阵 R_e , 如式(6)所示。

$$R_e = \begin{bmatrix} r(1,0) & r(1,1) & \dots & r(1,p_e) \\ r(2,0) & r(2,1) & \dots & r(2,p_e) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ r(p_e,0) & r(p_e,1) & \dots & r(p_e,p_e) \end{bmatrix} \quad (6)$$

使用奇异值分解和最小二乘法确定矩阵 R_e 的有效秩 p , 并通过求解式(7)得到系数 a_1, a_2, \dots, a_p 的总体最小二乘估计。

$$\begin{bmatrix} u_p \\ 0 \\ \vdots \\ o \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} r(0,0) & r(0,1) & \dots & r(0,p) \\ r(1,0) & r(1,1) & \dots & r(1,p) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ r(p,0) & r(p,1) & \dots & r(p,p) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ a_1 \\ \vdots \\ a_p \end{bmatrix} \quad (7)$$

然后利用得到的系数 a_i 求出多项式 $1 + a_1 z^{-1} + \dots + a_p z^{-p} = 0$ 的根 z_i , 根据得到的 z_i 可以将式(1)改写为式(8)中的矩阵方程。

$$V \hat{\mathbf{b}} = \hat{\mathbf{x}} \quad (8)$$

式中: $V = \begin{bmatrix} 1 & 1 & \dots & 1 \\ z_1 & z_2 & \dots & z_p \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ z_1^{N-1} & z_2^{N-1} & \dots & z_p^{N-1} \end{bmatrix}; \quad \hat{\mathbf{b}} = \begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \\ \vdots \\ b_p \end{bmatrix};$

$$\hat{\mathbf{x}} = \begin{bmatrix} \hat{x}(0) \\ \hat{x}(1) \\ \vdots \\ \hat{x}(N-1) \end{bmatrix}。$$

这里 V 是一个 $N \times p$ 维的范德蒙矩阵, 由于 z_i 各不相同, 故 V 的各列线性独立, 即满秩, 于是式(8)的最小二乘解为

$$\hat{\mathbf{b}} = (V^H V)^{-1} V^H \hat{\mathbf{x}} \quad (9)$$

然后通过计算可以求得幅值 A_i 、相位 θ_i 、频率 f_i 和衰减因子 α_i , 如式(10)所示。

$$\begin{cases} A_i = |b_i| \\ \theta_i = \arctan[\text{Im}(b_i)/\text{Re}(b_i)] \\ f_i = \arctan[\text{Im}(z_i)/\text{Re}(z_i)]/2\pi\Delta t \\ \alpha_i = \ln|z_i|/\Delta t \end{cases} \quad (10)$$

式中, $i=1, 2, \dots, n$ 。

1.2 CEEMD 方法

EMD 是 1998 年 Huang 等^[14]提出的一种自适应信号处理方法, 虽然它有很多优点, 但它存在模态混叠现象, 导致某一个固有模态(Intrinsic Mode Function, IMF)分量包含不同尺度的信号或者相似尺度的信号存在于不同的 IMF 分量中。为了克服这种现象, Wu 等提出了集合经验模态分解法(Ensemble Empirical Mode Decomposition, EEMD)^[15], 该方法通过向原信号加入辅助噪声使信号不同尺度具有连续性, 这样虽然缓解了 EMD 分解产生的模态混叠效应, 却存在重构误差较大的缺点。于是 Yeh 等对 EEMD 方法做了进一步改进, 提出了 CEEMD^[16]。CEEMD 是通过向信号中加入正负成对的辅助噪声再进行 EMD 分解, 这样可以抑制重构误差, 提高计算效率。

由于 CEEMD 分解和 EMD 分解一样具有二进滤波特征, 在依次排列的 IMF 分量中, 前面几个是高频分量, 一般随机噪声会包含其中。

1.3 排列熵

排列熵(Permutation Entropy, PE)是一种检测离散数据随机性的方法, 可对时间序列随机性和复杂动力学突变进行检测, 具有计算简单、速度快、鲁棒性好等特点^[17]。

设时间序列为 $\{s(n), n=1, 2, \dots, N\}$, 将该时间序列相空间重构, 得到的重构向量如式(11)所示。

$$X_j = [s(j), s(j+\tau), \dots, s(j+(m-1)\tau)] \quad (11)$$

式中: m 为嵌入维数; τ 为延迟时间; $j=1, 2, \dots, N-(m-1)\tau$; X_j 为 X 的行向量, 将各行 X_j 重新升序排列, 可得到式(12)。

$$s[j+(j_1-1)\tau] \leq \dots \leq s[j+(j_m-1)\tau] \quad (12)$$

式中, j_1, j_2, \dots, j_m 是元素列的索引号。若 $s[k+(j_p-1)\tau] = s[k+(j_q-1)\tau]$, 则可按照 j 的大小进行排序。

对于 $\{s(n), n=1, 2, \dots, N\}$ 重构得到的矩阵 X 的每一行, 都可以得到一组序列即式(13)所示。

$$S(g) = (j_1, j_2, \dots, j_m) \quad (13)$$

式中, $g=1, 2, \dots, l$ 。所以一共就有 $l \leq m!$ 种序列的排列方式。计算序列的概率, P_1, P_2, \dots, P_l , 其中 $\sum_{g=1}^l P_g = 1$ 。则可定义时间序列 $\{s(n), n=1, 2, \dots, N\}$ 的排列熵如式(14)所示。

$$H_p(m) = -\sum_{g=1}^l P_g \ln P_g \quad (14)$$

当 $P_g = 1/m!$ 时, $H_p(m)$ 达到最大值 $\ln(m!)$ 。在

数据处理时, 将 $H_p(m)$ 归一化处理如式(15)所示。

$$H_p = H_p / \ln(m!) \quad (15)$$

其中 H_p 取值范围为 $0 \leq H_p \leq 1$, 其值大小表示了时间序列的复杂和随机性程度, 所以当 H_p 越大, 表示时间序列越随机, H_p 越小, 表示时间序列越规则。

根据排列熵的特点, 针对电力系统谐波、间谐波信号, 其排列熵值 H_p 越大则说明该信号包含噪声的可能性也就越大。为了验证这一点, 现选取几个电力系统谐波、间谐波和噪声信号, 分别计算其 H_p 值。这里 $x_1(t) \sim x_6(t)$ 选取如下:

$$x_1(t) = 220 \cos(100\pi t);$$

$$x_2(t) = 10 \cos(500\pi t);$$

$$x_3(t) = 2 \cos(750\pi t);$$

$$x_4(t) = x_1(t) + x_2(t) + x_3(t);$$

x_5 为一个 10 db 的高斯白噪声;

$x_6(t)$ 为将 x_5 加入 $x_3(t)$ 中。

计算信号 $x_1(t) \sim x_6(t)$ 的 H_p , 数值依次为:

0.200 2, 0.319 5, 0.375 0, 0.199 5, 0.986 5, 0.660 4。从计算结果可以发现: 谐波、间谐波信号 $x_1(t) \sim x_4(t)$ 的 H_p 较小, 说明其较规则; 而噪声信号的 H_p 值较大, 说明其较随机; 含噪声间谐波信号 $x_6(t)$ 的 H_p 为 0.660 4, 数值也较大, 这是由于该信号受噪声的影响, 相比较于单纯的间谐波信号较为随机。检测结果符合实际情况。因此排列熵 H_p 值能够反映电力信号所含噪声的强弱程度。

1.4 小波包阈值去噪

小波包去噪是小波包变换的一个基本功能, 它的算法思想与小波变换中的基本一致, 但是小波包变换的分析手段更为精致更为灵活, 因为小波包变换对信号上一层的高频部分和低频部分同时进行了进一步的细分, 具有更为精确的局部分析能力。

小波包阈值去噪的主要依据是: 对含噪信号经过小波包分解后, 信号的小波包分解系数幅值要大于噪声的系数幅值, 这样就可以选择合适的阈值, 利用阈值的方法将信号系数保留, 而将大部分噪声系数设为 0, 再将处理后的系数进行小波包重构, 得到去噪后的信号。

2 本文算法描述

2.1 算法主要思路

鉴于对含噪信号进行 CEEMD 分解直接去除高

频 IMF 分量的方法不仅去除了噪声,同时也舍弃了一部分有效信息,从而使 Prony 分析时的结果不够准确。因此,本文采用 CEEMD 先对信号进行分解,得到多个 IMF 分量,然后通过对各 IMF 分量的排列熵计算,根据排列熵值定量评估得到包含大量随机噪声的分量,再对这几个分量进行小波包去噪,最后对处理后的信号进行 Prony 分析。该方法能够有效限制进行 Prony 分析信号的噪声强度,得到较为精确的分析结果。

2.2 算法的实现步骤

本文算法实现的具体步骤如下:

步骤 1 对原始信号进行 CEEMD 分解,得到各 IMF 分量。

(1) 对信号 n 加入 n 组正负成对的高斯白噪声 $\omega(t)$, 生成信号

$$X_1(t) = x(t) + \omega(t) \quad (16)$$

$$X_2(t) = x(t) - \omega(t) \quad (17)$$

这样得到的信号个数为 $2n$ 。

(2) 对每一个信号做 EMD 分解,每个信号得到一组 IMF 分量,其中第 i 个信号的第 j 个 IMF 分量表示为 c_{ij} 。

(3) 通过对多组分量组合的方式得到分解结果

$$c_j = \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^{2n} c_{ij} \quad (18)$$

式(18)中的 c_j 为分解最终得到的第 j 个 IMF 分量。

步骤 2 计算步骤 1 中最终得到的各 IMF 分量的排列熵值,根据排列熵值选定需要进行小波包去噪处理的 IMF 分量。

选取 H_p 的阈值为 ν ,若 H_p 大于 ν ,则该分量被认定含有较多的随机噪声,需要进行小波包去噪处理。通过多次反复实验并参考文献[18],本文仿真中将 ν 值取为 0.5。

步骤 3 去噪,重构降噪后的信号。

对步骤 2 中选定的 IMF 分量进行小波包阈值降噪,其处理步骤为

(1) 选择适当的小波滤波器和合适的小波分解的层次 N ,对选定的 IMF 分量进行 N 层小波包分解。

(2) 对于一个给定的熵标准,计算最优树。

(3) 对每一个小波包分解系数,选择一个恰当的阈值并对系数进行阈值量化。

(4) 根据处理后的系数对选定 IMF 分量进行小波包重构。

(5) 将(4)中重构得到的 IMF 分量以及其余的 IMF 分量进行 CEEMD 方法的信号重构。

步骤 4 将第 3 步处理得到的降噪后的信号进行

Prony 分析,得到各个参数。

2.3 算法流程图

本文算法流程框图如图 1 所示。

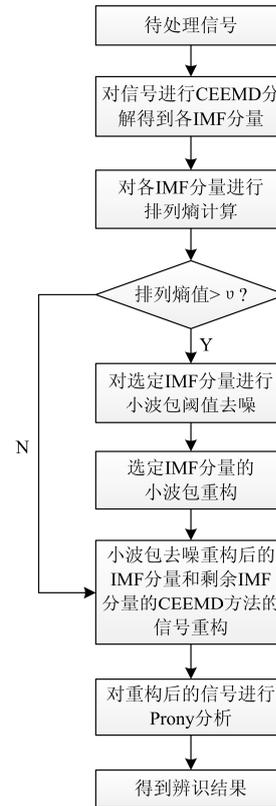


图 1 算法流程图

Fig. 1 Algorithm flow diagram

3 算法的仿真与比较

3.1 算法仿真与分析

含有谐波间谐波的电力系统信号模型如式(19)所示。

$$x(t) = \sum_{m=1}^M A_m \cos(2\pi f_m t + \phi_m) \quad (19)$$

仿真用信号的具体参数如表 1 所示,在信号中加入 10 db 的高斯白噪声,采用两种方法进行仿真。

表 1 信号参数

Table 1 Parameters of signal

m	波形	频率/Hz	幅值/p.u.	相位/(°)
1	间谐波	22.5	0.040	5
2	基波	49.9	1.000	45
3	间谐波	52.3	0.030	60
4	谐波	100.2	0.050	10
5	谐波	149.7	0.120	40
6	间谐波	185.7	0.015	20
7	间谐波	245.6	0.020	90
8	谐波	250.7	0.150	30

方法一：直接采用 CEEMD 分解去除信号中的噪声，然后用 Prony 分析辨识参数。

方法二：采用 2 中描述的本文方法进行谐波间谐波的参数辨识。

图 2 与图 3 给出了两种方法下的参数辨识拟合曲线和原始波形的对比图。表 2—表 5 给出了两种方法下频率、幅值和相位参数辨识结果的相对误差以及两种方法计算耗时的比较结果。

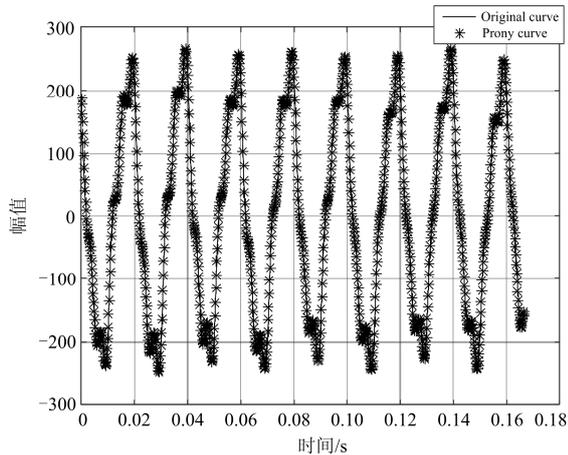


图 2 方法一拟合曲线与原始信号对比图

Fig. 2 Comparison of curve of method 1 and the original signal

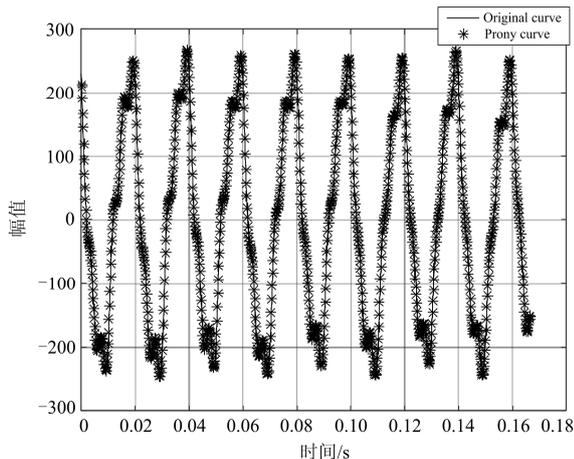


图 3 方法二拟合曲线与原始信号对比图

Fig. 3 Comparison of curve of method 2 and the original signal

从图 2 和图 3 的对比可以看出，方法二的拟合结果更为准确，几乎和原始信号完全重合。从表 2—表 4 的辨识结果可以看出，方法二对信号各参数的辨识结果的相对误差明显小于方法一，这是由于相比方法一中的直接去除含较多随机噪声 IMF 分量的去噪方法，方法二则采用了小波包降噪对包含较多噪声的 IMF 分量进行了去噪处理，然后再对信号进行重构和参数辨识。这样不仅有效地消除了噪声成分，降低了噪声对 Prony 算法的影响，同时极

大地保留了信号中的有效成分，确保了 Prony 分析的准确性。另外对于信号中 52.3 Hz 与基波频率相近的间谐波成分，方法一无法辨识，而方法二则能够较好地辨识，这说明方法二相比于方法一具有较高的频率分辨率。

表 2 频率的相对误差

Table 2 Relative error of the frequency

频率分量	设定参数/Hz	频率相对误差/%	
		方法一	方法二
1	22.5	-0.072 9	-0.005 8
2	49.9	-0.019 2	-0.016 2
3	52.3	未检测出	0.220 3
4	100.2	-0.012 4	0.000 6
5	149.7	-0.016 6	0.003 8
6	185.7	-0.029 6	0.002 2
7	245.6	-0.068 4	-0.003 1
8	250.7	-0.007 5	0.000 6

表 3 幅值的相对误差

Table 3 Relative error of the amplitude

频率分量	设定参数/p.u.	幅值相对误差/%	
		方法一	方法二
1	0.040	-1.837 5	0.098 9
2	1.000	2.892 4	-0.144 3
3	0.030	未检测出	0.540 9
4	0.050	-1.859 1	0.120 0
5	0.120	-0.866 7	-0.369 7
6	0.015	1.181 8	0.587 9
7	0.020	4.581 8	-2.772 7
8	0.150	0.661 8	0.272 1

表 4 相位的相对误差

Table 4 Relative error of the phase

频率分量	设定参数/(°)	相位相对误差/%	
		方法一	方法二
1	5	28.328 0	0.506 0
2	45	2.420 2	1.168 2
3	60	未检测出	-1.787 0
4	10	-7.179 0	0.546 0
5	40	0.890 0	-0.367 3
6	20	10.423 5	-2.153 0
7	90	5.534 0	-0.683 8
8	30	0.798 3	0.244 0

由于方法二是在方法一的基础上增加了一个对含噪较多 IMF 分量进行小波包降噪处理的步骤，这增加了一些算法的计算量，但从表 5 的数据中可以看出对相同信号在同一台 PC 机上进行处理时，方法二的计算耗时只比方法一多出 100 ms。综上所述可以说明，方法二是优于方法一的。

表 5 两种方法计算耗时比较结果

Table 5 Time-consuming comparison of the two methods

ms	
方法一	方法二
2 029.61	2 123.47

3.2 算法比较

采用文献[19]中的系统模型和参数,在信号中加入 40 db 噪声的情况下,用本文方法参数辨识得到的结果和文献[19]中方法得到的结果如表 6 所示。

表 6 两种方法参数辨识结果

Table 6 Parameter identification results of the two methods

设定值/(Hz/V/(°))	辨识结果/(Hz/V/(°))	
	文献方法	本文方法
41.5/8.5/30	41.44/8.96/28.79	41.50/8.49/30.01
50/220/20	49.95/220.81/20.16	50.00/220.01/20.00
89.2/5.4/0	89.12/4.95/0.81	89.20/5.40/-0.41
150/3.6/45	149.77/3.31/46.11	150.00/3.60/44.95
250.1/4/0	250.08/4.03/2.38	250.10/4.00/0.01
333.6/2.6/60	333.66/2.64/62.21	333.60/2.60/59.99
451/1.1/0	452.32/1.26/5.04	451.00/1.10/0.09

从表 6 的数据可以看出两种方法都可以分解出频率相近模式,文献[19]方法可以较准确辨识出各参数,但本文方法的辨识结果更加精确,逼近原始值。其中在文献[19]中出现了在检测 451 Hz 频率参数时,因为该频率成分幅值含量较低受噪声影响大,从而导致误差较大的问题,而本文方法能够有效降低噪声的影响,得到准确的辨识结果。

4 结语

针对 Prony 分析对噪声敏感的问题,本文充分发挥 CEEMD、WPT 去噪特点,并结合 CEEMD 分解后得到的 IMF 分量的排列熵与噪声间的关系,改进了一种电力系统谐波间谐波参数辨识方法。它先利用 CEEMD 和小波包变换对含噪信号进行预处理,然后再用 Prony 法对处理后的信号分析,辨识出信号的幅值、频率和相位。通过算法仿真与比较可知:本文方法对含噪信号的电力系统谐波、间谐波参数辨识是有效的,而且具有较高的精度。

参考文献

[1] 张逸,林焱,吴丹岳. 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): 138-147.
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):

138-147.
[2] 梁志瑞,叶慧强,赵飞. 电力系统谐波状态估计研究综述[J]. 电力系统保护与控制, 2010, 38(15): 157-160.
LIANG Zhirui, YE Huiqiang, ZHAO Fei. Overview on power system harmonic state estimation[J]. Power System Protection and Control, 2010, 38(15): 157-160.
[3] 杨洪耕,惠锦,侯鹏. 电力系统谐波和间谐波检测方法综述[J]. 电力系统及其自动化学报, 2010, 22(2): 65-69.
YANG Honggeng, HUI Jin, HOU Peng. Detection methods of harmonics and inter-harmonics in power system[J]. Proceedings of the CSU-EPSCA, 2010, 22(2): 65-69.
[4] 张俊敏,刘开培,汪立,等. 基于乘法窗函数的插值 FFT 的谐波分析方法[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(13): 1-5.
ZHANG Junmin, LIU Kaipei, WANG Li, et al. An algorithm for harmonic analysis based on multiplication window function[J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(13): 1-5.
[5] 何巨龙,王根平,刘丹,等. 基于提升小波和改进 BP 神经网络的配电网系统电能质量扰动定位与识别[J]. 电力系统保护与控制, 2017, 45(10): 69-76.
HE Julong, WANG Genping, LIU Dan, et al. Localization and identification of power quality disturbance in distribution network system based on lifting wavelet and improved BP neural network[J]. Power System Protection and Control, 2017, 45(10): 69-76.
[6] 李正明,徐敏,潘天红,等. 基于小波变换和 HHT 的分布式并网系统谐波检测方法[J]. 电力系统保护与控制, 2014, 42(4): 34-39.
LI Zhengming, XU Min, PAN Tianhong, et al. A harmonic detection method for distributed connected grid system by using wavelet transform and HHT[J]. Power System Protection and Control, 2014, 42(4): 34-39.
[7] 赵庆生,王宇,郭贺宏,等. 扩展 Prony 算法在电力系统非整次谐波检测中的应用研究[J]. 电测与仪表, 2016, 53(7): 57-60.
ZHAO Qingsheng, WANG Yu, GUO Hehong, et al. Study on the application of extended Prony algorithm in non-integral harmonics detection of power system[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2016, 53(7): 57-60.
[8] 杨玉坤,杨明玉. Prony 算法在谐波、间谐波参数辨识中的应用[J]. 电力系统及其自动化学报, 2012, 24(3): 121-126.

- YANG Yukun, YANG Mingyu. Application of Prony algorithm in parameter identification of harmonics and inter-harmonics[J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2012, 24(3): 121-126.
- [9] 刘谋海, 方涛, 姜运, 等. 基于暂态主频分量相关性分析的故障选线方法[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(2): 74-79.
- LIU Mouhai, FANG Tao, JIANG Yun, et al. A new correlation analysis approach to fault line selection based on transient main-frequency components[J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(2): 74-79.
- [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] 郭成, 李群湛, 贺建闽, 等. 电网谐波与间谐波检测的分段 Prony 算法[J]. 电网技术, 2010, 34(3): 21-25.
- GUO Cheng, LI Qunzhan, HE Jianmin, et al. Segmentation Prony algorithm on harmonics and inter-harmonics detection of power networks[J]. Power System Technology, 2010, 34(3): 21-25.
- [12] 李兴源, 朱瑞可, 王渝红, 等. 基于 EMD 和 Prony 算法的同步电机参数辨识[J]. 电网技术, 2012, 36(8): 136-139.
- LI Xingyuan, ZHU Ruike, WANG Yuhong, et al. Parameter identification of synchronous machine based on empirical mode decomposition and Prony algorithm[J]. Power System Technology, 2012, 36(8): 136-139.
- [13] 王蛟, 李振春, 王德营. 基于 CEEMD 的地震数据小波阈值去噪方法研究[J]. 石油物探, 2014, 53(2): 164-172.
- WANG Jiao, LI Zhenchun, WANG Deying. A method for wavelet threshold denoising of seismic data based on CEEMD[J]. Geophysical Prospecting for Petroleum, 2014, 53(2): 164-172.
- [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 of the Royal Society of London, 1998, 454(12): 903-995.
- [15] WU Z H, HUANG N E. Ensemble empirical mode decomposition: a noise assisted data analysis method[J]. Advances in Adaptive Data Analysis, 2009, 1(1): 1-41.
- [16] YEH J R, SHIEH J S. Complementary ensemble empirical mode decomposition: a novel noise enhanced data analysis method[J]. Advances in Adaptive Data Analysis, 2010, 2(2): 135-156.
- [17] 周涛涛, 朱显明, 彭伟才, 等. 基于 CEEMD 和排列熵的故障数据小波阈值降噪方法[J]. 振动与冲击, 2015, 34(23): 207-211.
- ZHOU Taotao, ZHU Xianming, PENG Weicai, et al. A wavelet threshold denoising method for fault data based on CEEMD and permutation entropy[J]. Journal of Vibration and Shock, 2015, 34(23): 207-211.
- [18] 郑近德, 程军圣, 杨宇. 改进的 EEMD 算法及其应用研究[J]. 振动与冲击, 2013, 32(21): 21-26.
- ZHENG Jinde, CHENG Junsheng, YANG Yu. Modified EEMD algorithm and its applications[J]. Journal of Vibration and Shock, 2013, 32(21): 21-26.
- [19] 李新, 程纯东, 张淮清. 基于实值 Root-MUSIC 和 Prony 算法的间谐波参数估计[J]. 电力自动化设备, 2012, 32(11): 56-59.
- LI Xin, CHENG Chundong, ZHANG Huaiqing. The parameter estimation of the interharmonics based on the real value Root-MUSIC and Prony algorithm[J]. Electric Power Automation Equipment, 2012, 32(11): 56-59.

收稿日期: 2017-06-10; 修回日期: 2017-08-16

作者简介:

张煜林(1992—), 男, 通信作者, 硕士研究生, 研究方向为电能质量监测; E-mail: 592606225@qq.com

陈红卫(1966—), 女, 博士, 教授, 硕士生导师, 研究方向为计算机应用技术等。E-mail: chw661003@163.com

(编辑 张爱琴)