

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2208767

# 基于 CEEMD 与排列熵相结合的谐波检测方法研究<sup>\*</sup>

张 展 刘亚晨 杜诗扬 杨 晋

(河南理工大学电气工程与自动化学院 焦作 454000)

**摘要:** 为消除基于互补集合经验模态分解(CEEMD)的谐波检测方法易受到迭代次数与辅助白噪声的干扰而产生虚假分量与模态混叠等问题,以及 CEEMD 方法在检测噪声背景下的谐波信号精度不高的缺陷,提出一种基于排列熵(PE)算法与 CEEMD 相结合的 PE-CEEMD 谐波检测方法。首先对谐波信号进行互补集合经验模态分解,得到若干频率由高到低排列的固有模态函数(IMF),利用排列熵算法快速选定随机性较大的噪声分量进行剔除,对剩余信号再进行 CEEMD 分解。仿真实验数据表明,相较于 CEEMD 方法,PE-CEEMD 方法能够较好地克服模态混叠与虚假分量等问题,并且针对复杂谐波信号的各次谐波频率成分与幅值的检测精度分别提高了 4.424% 与 9.3%。

**关键词:** CEEMD;排列熵;模态混叠;虚假分量;谐波检测

**中图分类号:** TM 935;TM74;TP15 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 470.510.1050

## Harmonic detection method based on CEEMD and permutation entropy

Zhang Zhan Liu Yachen Du Shiyang Yang Jin

(School of Electrical Engineering and Automation, Henan Polytechnic University, Jiaozuo 454000, China)

**Abstract:** The harmonic detection method based on complementary ensemble empirical mode decomposition (CEEMD) is susceptible to the interference of iterations and auxiliary white noise, resulting in the defects of false component and mode mixing. And CEEMD method has the defect of low precision in detecting harmonic signal under noise background. To solve the above problems, a new PE-CEEMD harmonic detection method was proposed based on the combination of permutation entropy (PE) algorithm and CEEMD. Firstly, the harmonic signal is decomposed by CEEMD to obtain a series of intrinsic mode-functions (IMF) with frequency from high to low. The PE algorithm was used to quickly select and eliminate the noise components with large randomness, and then CEEMD decomposition was performed for the remaining signals. Simulation results show that PE-CEEMD method can overcome the problems of modal aliasing and false components better than CEEMD method, and the detection accuracy of frequency components and amplitude of complex harmonic signals is improved by 4.424% and 9.3%, respectively.

**Keywords:** complementary ensemble empirical mode decomposition; permutation entropy; mode mixing; false component; harmonic detection

## 0 引 言

随着非线性负荷成分在电网中的占比增大与新能源技术的普及发展,电网谐波在复杂多变的同时还易混入大量噪声,导致谐波检测精度大打折扣。国内外专家学者将信号处理方法引入谐波检测领域,以快速傅里叶变换法(fast fourier transform, FFT)和小波变换法(wavelet transform, WT)为主<sup>[1]</sup>。FFT 算法复杂度低,结合高速硬件可实现对信号的实时处理,但在检测谐波时不能给出谐波出现的起止时间,只适用于线性变化的平稳信号;小波变换可以利用

其分辨率特性对信号进行由粗到细的观察检测,具有良好的时频局部化特性,但小波变换理论是以基函数为基础展开的,面对相同的问题,基函数的选取不同,那么得到的结果也不尽相同,最佳基函数的选取一般依赖于设计者的经验积累,随机性较大<sup>[2-5]</sup>。

经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)是一种完全自适应处理数据的时频分析方法,可以自适应的将待测信号分解为若干固有模态函数(intrinsic mode-function, IMF)与一个剩余分量,无需提前取定基函数或者窗口长度,适用于非线性非平稳信号的分析<sup>[6-7]</sup>。但是

收稿日期:2022-01-05

<sup>\*</sup> 基金项目:矿山电力电子装置与控制科研团队基金(CXTD2017085)项目资助

EMD 在分解过程中存在模态混叠的缺陷,具体表现为一条 IMF 中存在多种频率成分,或者同一频率成分出现在了不同的 IMF 中,导致无法准确地提取出各频率谐波成分。为了抑制模态混叠的影响,文献[8]提出了基于 EEMD 的谐波检测方法,通过多次向待分解信号上叠加不同频率的高斯白噪声,使得待分解信号具有更好的连续性且极值点分布均匀,较好地抑制了模态混叠现象,但同时出现了完备性不足的缺陷。文献[9]对于 EEMD 算法的缺点给出了互补集合经验模态分解(complementary ensemble empirical mode decomposition, CEEMD)方案,在待分解信号中先叠加成对的正负白噪声序列,再依次完成 EMD 分解之后集成平均得出最终分解结果。CEEMD 方案改善了 EEMD 分解下完备性不足的缺陷,消除了重构信号当中多余的辅助白噪声<sup>[10]</sup>。然而当使用 CEEMD 方法直接处理噪声背景下的谐波信号时,极易因受到迭代次数与辅助白噪声的干扰而产生虚假分量,这就需要对分解得到的 IMF 序列进行二次处理。

本文提出一种基于 CEEMD 与排列熵(permutation entropy, PE)相结合的谐波检测方法(以下简称 PE-CEEMD)。首先应用 CEEMD 算法对含噪声的谐波信号进行逐层分解,得到一组瞬时频率由高到低排列的 IMF,通过排列熵算法计算出各 IMF 分量的排列熵值。排列熵代表了一个时间序列的随机性,取值在 $[0, 1]$ 区间上。排列熵值越小,表明时间序列波形均匀稳定,随机性越低;熵值越大,则表示时间序列越随机,物理意义模糊<sup>[11]</sup>。利用排列熵值来评估得到的各 IMF 的随机程度,由于分解得到的噪声分量具有较大随机性,故其排列熵值较大;而分解得到的平稳正弦信号熵值则小。通过设定适当的排列熵阈值,可实现对噪声信号的检测。将通过排列熵阈值筛选出的所有奇异信号从原始信号中剔除,再对剩余信号重新作 CEEMD 分解,得到由高频到低频的各谐波分量。PE-CEEMD 方法在一定程度上克服了模态混叠与虚假分量等问题,对于含有噪声的谐波信号,PE-CEEMD 可以更精确地分解出各次谐波成分。

## 1 EEMD 与 CEEMD 理论

对于传统经验模态分解中固有的模态混叠等问题,由 Flandrin 率领的法国 EMD 算法研发小组和 Huang 等对 EMD 在分解白噪声时的效果进行了统计分析,均匀分布的白噪声能够掩盖待测信号中缺失的时间尺度,基于此提出了基于白噪声辅助分析的 EEMD 方法,以达到更好的分解效果<sup>[12-14]</sup>。EEMD 算法原理简述如下。

1) 将高斯白噪声  $\omega(t)$  加入到原始信号  $S(t)$  中,得合成信号:

$$S'(t) = \omega(t) + S(t) \quad (1)$$

2) 将合成信号  $S'(t)$  进行 EMD 分解,得到各阶 IMF 分量  $C_j$  以及剩余分量  $r_n(t)$ :

$$S'(t) = \sum_{j=1}^n C_j + r_n(t) \quad (2)$$

3) 重复进行以上两个步骤,每重复一次在  $S(t)$  中叠加的白噪声是不相同的:

$$S'_i(t) = \sum_j C_{ij} + r_{in} \quad (3)$$

4) 在时域上,高斯白噪声频谱具有的零均值特性使其对时域分布参考结构无影响,得到的 IMF 的总平均值为  $C_n(t)$  为最终结果,  $N$  为总体平均次数。

$$C_n(t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N C_{i,n}(t) \quad (4)$$

在 EEMD 分解过程中加入的高斯白噪声需要满足:

$$\epsilon_n = \frac{\epsilon}{\sqrt{N}} \quad (5)$$

式中:  $\epsilon$  为高斯白噪声的幅值;  $N$  为总体个数;  $\epsilon_n$  表示原始信号与分解所得到的各阶 IMF 重构后之间的误差,一般取 0.2。

由于 EEMD 算法的前提是认为多组白噪声的叠加近似为 0,当处理的次数不够多时,白噪声往往不能降低到可忽略不计的程度,因此不可避免地存在残余辅助噪声的问题。Yeh 等提出的 CEEMD 方法通过在原始信号中迭加成对的互为相反数的正负白噪声作为辅助噪声来解决这个问题,步骤如下。

- 1) 向原始信号  $S(t)$  中成对地添加符号相反的白噪声;
- 2) ~4) 同 EEMD。

## 2 基于 PE-CEEMD 的谐波检测法

CEEMD 在一定程度上可以抑制 EEMD 在分解过程中由于残余辅助白噪声而产生的模态混叠问题,并且减少了重构误差,分解出的信号能量完整,正交性好。然而由于迭代次数的局限性,CEEMD 在分解噪声背景下的谐波信号时,叠加辅助正负白噪声的次数越多,分解结果越为精确,但计算复杂程度与程序耗时也随之增加。然而减少迭代次数后,CEEMD 分解结果中易出现由于分解不充分而造成的模态混叠与虚假分量等问题,无法保证每个 IMF 存在物理意义,这在实际谐波检测应用中是禁止发生的。基于此,本文提出基于 PE-CEEMD 的谐波检测方法,对 CEEMD 分解得到的 IMF 矩阵进行排列熵计算,设置合适的排列熵阈值,可以快速检测出谐波信号中混入的噪声等异常信号,在原信号中剔除所有异常信号后再进行 CEEMD 分解,避免了由于迭代次数的限制而产生模态混叠与虚假分量的问题,在保证检测精度的同时减小了计算量,缩短了程序运行时间。

### 2.1 排列熵算法及参数选择

1) 排列熵算法定义

排列熵算法可用来反映时间序列的随机性以及动力学突变,在参数合理的情况下计算速度快,不易受外界干扰且

具有很好的鲁棒性<sup>[15-17]</sup>。其算法原理如下。

设有一时间序列为  $\{s(i), i = 1, 2, 3, \dots, L\}$ , 对其进行相空间重构后, 得到如下重构时间序列矩阵:

$$\begin{bmatrix} s(1) & s(1+\tau) & \cdots & s(1+(n-1)\tau) \\ s(2) & s(2+\tau) & \cdots & s(2+(n-1)\tau) \\ s(j) & s(j+\tau) & \cdots & s(j+(n-1)\tau) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ s(k) & s(k+\tau) & \cdots & s(k+(n-1)\tau) \end{bmatrix} \quad (6)$$

其中,  $n$  表示截取序列片段的长短, 即嵌入维数;  $\tau$  表示序列点之间的采样间隔, 即延迟时间;  $k$  表示重构分量的数目。

以得到的其中一个子序列  $S(i)$  为例, 对得到的  $n$  个向量  $S(i) = \{s(i), s(i+\tau), \dots, s(i+(n-1)\tau)\}$  内部按照递增重新排列, 得到:

$$S(i) = \left\{ \begin{matrix} s(i+(j_1-1)\tau) \leq s(i+(j_2-1)\tau) \\ \leq \dots \leq s(i+(j_n-1)\tau) \end{matrix} \right\} \quad (7)$$

当出现两个相等的向量时, 如  $s(i+(j_{i1}-1)\tau) = s(i+(j_{i2}-1)\tau)$ , 则用脚标来反映位置关系, 即当  $j_{i1} < j_{i2}$ , 有  $s(i+(j_{i1}-1)\tau) \leq s(i+(j_{i2}-1)\tau)$ 。

所以对于任何一个时间序列都可以按照以上方式得到其脚标符号位置序列:

$$s(g) = [j_1, j_2, \dots, j_n] \quad (8)$$

其中,  $g = 1, 2, \dots, k, k \leq n!$ , 表示  $n$  个不同的符号序列  $[j_1, j_2, \dots, j_n]$  的排列方式一共有  $n!$  种, 每一个  $n$  维子序列  $S(i)$  都被映射为  $n!$  中排列中的其中之一。计算每种  $s(g)$  序列出现的频率得到  $p_1, p_2, \dots, p_k, \sum_{g=1}^k p_g = 1$ 。时间序列  $\{s(i), i = 1, 2, 3, \dots, L\}$  的排列熵  $H_{p(n)}$  的定义按照 Shannon 熵的形式写为:

$$H_{p(n)} = - \sum_{g=1}^k p_g \ln p_g \quad (9)$$

当  $p_g = 1/n!$  时, 即每种符号序列都存在且它们出现的概率相等, 此时时间序列的复杂程度最高,  $H_{p(n)}$  取到最大值  $\ln(n!)$ 。为了分析便捷, 对  $H_{p(n)}$  进行归一化处理, 即:

$$H_p = H_{p(n)} / \ln(n!) \quad (10)$$

显然可以反应出  $H_p$  的有界性性质, 即  $0 \leq H_p \leq 1$ ;  $H_p$  的功能为其值的大小刻画了时间序列的随机性,  $H_p$  的值越大, 则序列的随机性越大, 反之说明时间序列较为平稳。

### 2) 排列熵参数选择

在运用排列熵算法进行计算的过程中, 参数: (1) 时间序列长度  $L$ ; (2) 嵌入维度  $n$ ; (3) 时间延迟  $\tau$ , 三个值的大小需要选定。Bandt 建议,  $n$  的取值范围应在  $3 \sim 7$  之间, 如果  $n$  的值过大, 相空间的重构会使时间序列均匀化, 序列特性的细微变动无法被精确的反映出来, 并且计算时间大大延长; 如果  $n$  的取值过小, 时间序列状态样本不够, 使算

法失去意义<sup>[18]</sup>。

为了使算法运行效果最优, 本文选择功率为 0.2 的高斯白噪声, 在时间延迟为 1 的情况下, 分析时间序列长度  $L$  对白噪声的排列熵值  $H_p$  及程序运行时间的影响, 结果如图 1 所示。

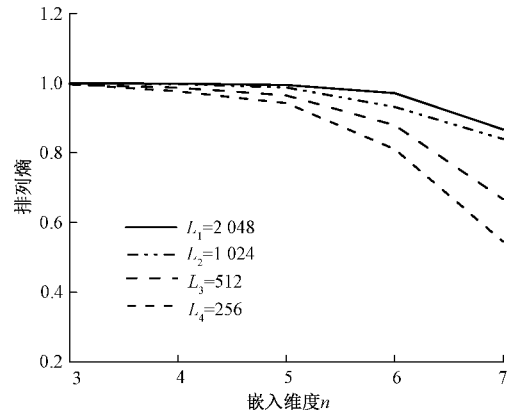


图 1 不同嵌入维度下排列熵值的变化趋势

分别计算出不同采样长度的白噪声在  $n$  不同取值下的排列熵值, 将相邻采样长度的白噪声排列熵值两两作差。由图 1 和表 1 可知, 相较于其余两组差值来说,  $L1$  与  $L2$  之间的排列熵差距较小, 整体变化平稳, 未出现较大的波动。这说明当时间序列的长度在  $1024 \sim 2048$  之间时, 计算结果可更为准确的反映出其随机性。

表 1 不同嵌入维度下各信号长度的排列熵差值

n	3	4	5	6	7
$L1 \sim L2$	0.000 6	0.001 2	0.007 1	0.039 8	0.027 5
$L2 \sim L3$	0.002 6	0.010 3	0.022 9	0.052 4	0.172 6
$L3 \sim L4$	-0.001 4	0.010 7	0.022 1	0.068 6	0.121 0

通过对不同取值下程序运行时间的检测, 如表 2 所示, 当  $n > 6$  时, 程序运行时间大幅度增长, 使算法的效率及实时性降低。由于需要预先确定嵌入维度, 所以在不发生重构矩阵畸变的情况下, 为能更真实准确地反映出待测信号特性, 应尽量选择较大的信号长度, 综合考虑, 本文选取  $L = 2048, n = 6$ 。由于  $\tau$  对算法的运行影响较小, 故选取  $\tau = 1$ 。

表 2 不同嵌入维度下两种信号长度的运算时间

n	3	4	5	6	7	8
2048	0.685	0.720	1.109	3.678	22.786	181.581
1024	0.731	0.602	0.889	2.079	11.564	86.233

为验证本文选取参数的准确性与一般性, 现引入 7 个工业场景中常见噪声信号与谐波信号, 计算出各排列熵值。

$x_1 = rand(1, 2048)$ , 为服从均匀分布的白噪声信号;

$x_2 = \text{wgn}(1, 2048, 0.2)$ , 为功率是 0.2 的高斯白噪声;

$x_3 = \sin(2\pi \times 5000t)$ , 为高频正弦信号;

$x_4 = 98 \times \sin(2\pi \times 50t)$ , 为基波信号;

$x_5 = 63 \times \sin(2\pi \times 150t)$ , 为 3 次谐波信号;

$x_6 = 37 \times \sin(2\pi \times 250t)$ , 为 5 次谐波信号;

$x_7 = \begin{bmatrix} \text{zeros}(1, 300), \text{rand}(1, 600), \\ \text{zeros}(1, 300), \text{rand}(1, 600), \text{zeros}(1, 248) \end{bmatrix}$ ,

为间歇信号。

通过 MATLAB 2020a 软件进行仿真计算, 得到以上 7 个信号的排列熵值分别为: 0.970 9、0.975 9、0.438 5、0.243 6、0.393 6、0.430 9、0.662 9。由分析可知, 服从均匀分布的白噪声信号和功率为 0.2 的高斯白噪声的排列熵值近似为 1, 说明该信号具有很强的随机性, 动力学突变发生的概率较大, 这符合实际情况; 基波信号与 3、5 次谐波信号的排列熵值比较小, 且高频正弦信号的排列熵值大于低频正弦信号的排列熵值, 也与现实相吻合; 间歇信号属于非平稳信号, 其排列熵值大于 0.6, 相对于谐波信号来说分布较随机。综合考虑, 本文选取排列熵算法参数  $L = 2048$ ,  $n = 6$ ,  $\tau = 1$ , 设置排列熵阈值为 0.6 可以有效识别出噪声等异常分量。

## 2.2 PE-CEEMD 方法

基于排列熵与 CEEMD 相结合的 PE-CEEMD 方法分解步骤如下:

1) 对非平稳谐波信号  $S(t)$ , 分别添加一对均值为 0 的正负白噪声序列  $\varpi_i(t)$  与  $-\varpi_i(t)$ , 即:

$$\begin{aligned} S_i^-(t) &= S(t) + x_i \varpi_i(t) \\ S_i^+(t) &= S(t) - x_i \varpi_i(t) \end{aligned} \quad (11)$$

其中,  $x_i$  代表添加白噪声的幅值大小,  $i = 1, 2, \dots, Ne$ ,  $Ne$  代表叠加白噪声对的次数。

2) 对  $S_i^+(t)$  与  $S_i^-(t)$  分别进行 EMD 分解, 得到各阶 IMF 分量  $C_{i,n}(t)$  与  $C_{i,n}(t)$ 。对上述分量进行集成平均, 即:

$$C_n(t) = \frac{1}{2Ne} \sum_{i=1}^{Ne} [C_{i,n}^+(t) + C_{i,n}^-(t)] \quad (12)$$

3) 分别计算出  $C_n(t)$ ,  $n = 1, 2, \dots, num$  的排列熵值。若熵值大于 0.6, 则定义为异常信号; 反之定义为平稳信号。

4) 直至  $IMF_x(t)$  不是奇异信号, 从原始信号  $s(t)$  中剔除所有奇异信号, 共  $x-1$  个, 即:

$$r_s(t) = S(t) - \sum_{n=1}^{x-1} C_n(t) \quad (13)$$

5) 对剩余信号  $r_s(t)$  再进行 CEEMD 分解, 得到从高频到低频排列的所有 IMF 分量。

PE-CEEMD 方法利用排列熵算法快速选定随机性较大的噪声等异常信号进行剔除, 较于 EEMD 与 CEEMD 方法而言避免了多余的集成平均次数, 分解得到的 IMF 分量

物理意义更明确, 无需增加平均处理次数便可以解决由于残余噪声而产生的模态混叠与虚假分量等问题。

## 3 仿真实验分析

### 3.1 谐波信号模型

早先的谐波检测算法研究中, 主要针对对象为谐波本身, 一般引入的是经典稳态谐波信号模型, 模型中只包含谐波信号:

$$H(t) = \sum_{n=1}^N A_n \sin(2 \times 50n\pi t), n = 1, 3, 5 \dots \quad (14)$$

其中,  $N$  表示谐波的最高次数;  $n$  为谐波次数, 取奇数,  $n = 1$  时为基波;  $A_n$  表示幅值。

对于这种类型的谐波信号, 无法反应现实场景中谐波信号的多样性。故本文引入两种谐波信号模型, 分别为含噪声的谐波信号与含间谐波的谐波信号:

$$X_1(t) = \sum_{n=1}^N A_n \sin(2 \times 50n\pi t) + \omega(t) \quad (15)$$

其中,  $\omega(t)$  为白噪声。

$$X_2(t) = \sum_{n=1}^N A_n \sin(2 \times 50n\pi t) \quad (16)$$

其中,  $n$  取非整数次倍。

### 3.2 含白噪声谐波信号检测效果分析

设含有 3 次和 5 次谐波的电流信号为:

$$X_1(t) = 150 \times \sin(2\pi \times 50t) + 60 \times \sin(2\pi \times 150t) + 40 \times \sin(2\pi \times 250t) \quad (17)$$

此信号中含有 3 种成分, 式中第 1 项为基波, 频率 50 Hz, 幅值 150 A, 其余两项分别为 3、5 次谐波, 幅值分别为 60 A、40 A, 在谐波信号中加入功率为 0.2 的高斯白噪声  $X_2(t)$ , 组成的常见负载电流模型信号为  $S(t)$ ,  $S(t) = X_1(t) + X_2(t)$ 。

对目标信号分别进行 CEEMD 与 PE-CEEMD 检测, 设置采样频率为 5 000 Hz, 采样点数 2 048, 仿真软件均采用 MATLAB 2020a, 结果如图 2 所示。

由图 2(a) 可知, 在 CEEMD 分解结果中, C2 (主频 250 Hz) 与 C3 (主频 150 Hz) 中均包含噪声成分, 且 C3 幅值与设定值不相符。由于算法迭代次数的限制, 噪声信号不能被完全分解出, 导致固有模态函数 C2~C4 中均存在模态混叠现象, 且有 C5 与 C6 两条虚假分量产生, 分解结果误差较大。目标信号经过 PE-CEEMD 分解后, 如图 2(b) 所示, 忽略端点效应的影响, P2、P3、P4 分别准确的反映出 5 次谐波、3 次谐波与基波成分。对两种算法分解得到的各 IMF 进行希尔伯特变换 (hilbert transform, HT) 得到瞬时频率, 结果如图 3 所示。显然, CEEMD 分解得到的频率混乱, 随机性较强, 在实际应用中丧失物理意义; PE-CEEMD 分解过程中各频率谐波分量被单独分离出, 且频率幅值与设定值相符, 有效地抑制了模态混叠与虚假分量等问题。

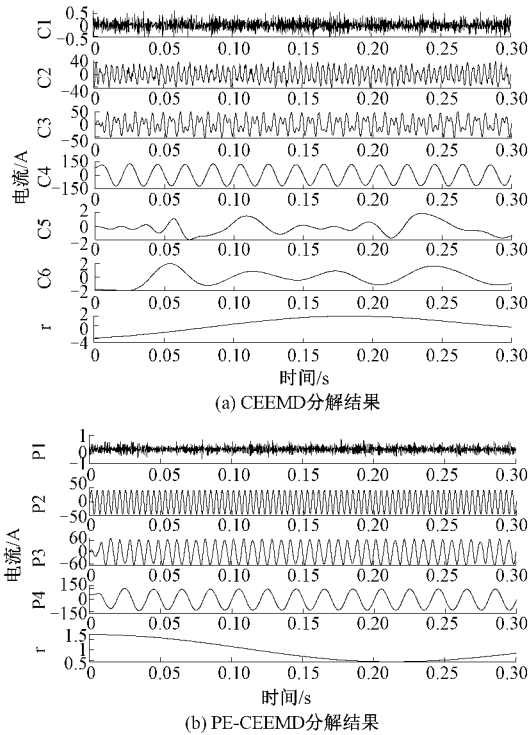


图 2 CEEMD 与 PE-CEEMD 分解效果对比图

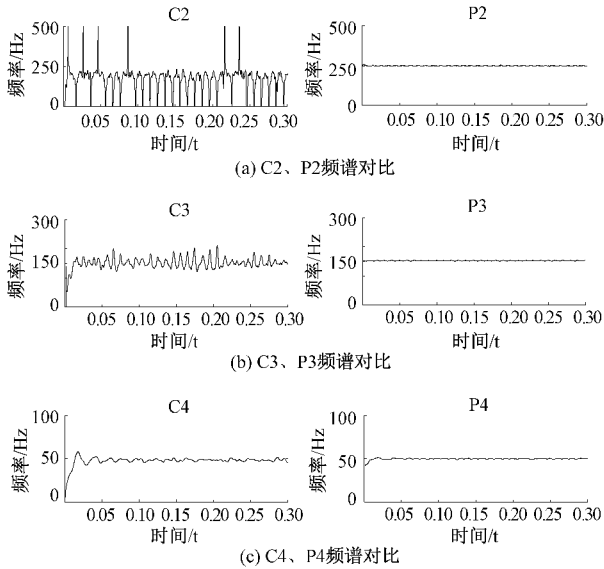


图 3 CEEMD 与 PE-CEEMD 分解效果频谱对比图

表 3 分别给出待测谐波信号实际值以及通过 CEEMD、PE-CEEMD 分解得到的检测值。由表 3 中数据计算可知,基于 CEEMD 分解得到的基波频率误差最大,相对误差为 6.42%,而基于 PE-CEEMD 分解得到的基波频率误差仅为 0.6%;通过 CEEMD 分解得到的基波幅值有较大衰减,相对误差为 1.6%,而经 PE-CEEMD 分解得到的基波幅值相对误差下降为 0.4%。在分解 3 次谐波频率时,基于 CEEMD 分解得到的频率与幅值的相对误差分别

是 3.2% 和 1.15%,基于 PE-CEEMD 分解得到的频率与幅值的相对误差分别是 0.2% 和 0.77%;在分解 5 次谐波频率时,基于 CEEMD 分解得到的频率与幅值的相对误差分别是 1.05% 和 0.82%,基于 PE-CEEMD 分解得到的频率与幅值的相对误差分别是 0.12% 和 0.32%。通过数据分析,基于 CEEMD 的谐波检测法在检测含噪声的谐波信号时误差较大、检测精度不高,PE-CEEMD 算法效果优于 CEEMD。

表 3 CEEMD 与 PE-CEEMD 算法的效果比较

方法	谐波次数	fsp/Hz	幅值/A
CEEMD	基波	53.21	147.60
	3 次	154.80	49.31
	5 次	247.37	39.67
PE-CEEMD	基波	49.97	149.40
	3 次	150.30	59.54
	5 次	249.70	39.87
实际值	基波	50	150
	3 次	150	60
	5 次	250	40

### 3.3 含间谐波信号检测效果分析

设含间谐波的归一化电压信号为:

$$X_2 = 1 \times \sin(2\pi 50t) + 0.8 \times \sin(2\pi 150t) + 0.6 \times \sin(2\pi 250t) + 0.01 \times \sin(2\pi 80t) \quad (18)$$

对目标信号分别进行 CEEMD 与 PE-CEEMD 检测,设置采样频率为 5 000 Hz,采样点数 2 048,结果图 4 所示。

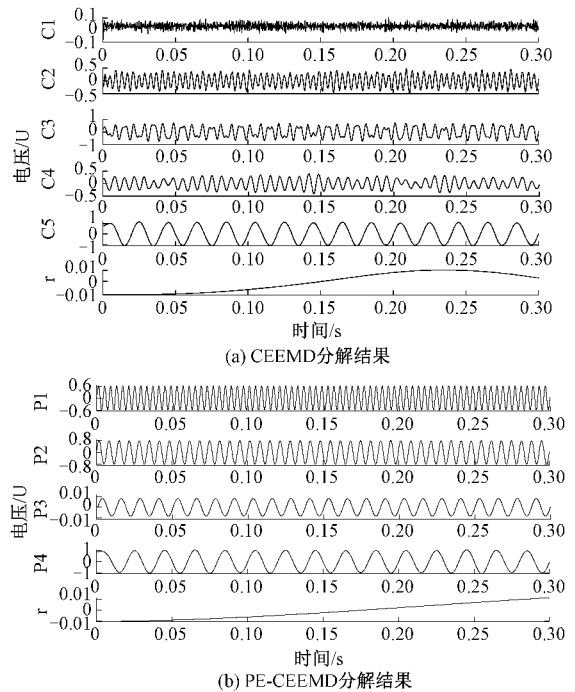


图 4 CEEMD 与 PE-CEEMD 分解效果对比图

仿真结果图 4 表明,在分解含有间谐波的混合谐波信号时,CEEMD 的分解结果失真严重,不仅存在模态混叠问题,并且幅值结果与现实误差较大。PE-CEEMD 分解结果中消除了幅值误差与模态混叠问题,得到的各 IMF 分量平稳且波形单一,可清晰的辨认出目标信号中包含的频率和与之对应的幅值信息。对该方法得到的 IMF 进行 HT 频谱分析,结果如图 5 所示。由 HT 频谱图可以清晰地得出: P1、P2、P3、P4 分别代表频率是 250、150、80 以及 50 Hz 的分量信号,频率线无明显波动,易识别且能量集中,无模态混叠现象。

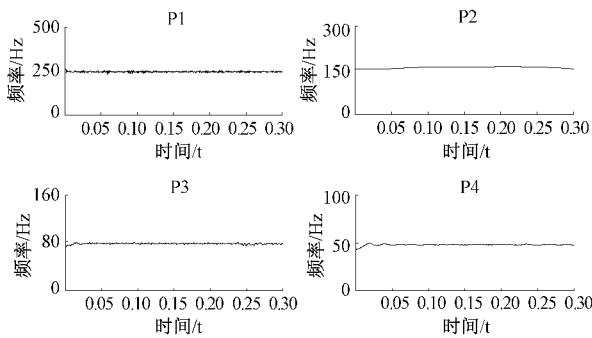


图 5 PE-CEEMD 分解频谱图

### 3.4 模拟实验数据分析

为进一步证明基于 PE-CEEMD 谐波检测方法的可行性,使用 MATLAB 生成一组谐波模拟实验数据,如图 6 所示。通过设置相关参数产生基波与 3、5、7 次谐波,幅值分别为 10、5、2、0.5 V,频率分别为 50、150、250、350 Hz。在功率为 0.2 的白噪声背景下采用 CEEMD 算法与本文算法分别对模拟实验数据进行分解处理,设置采样频率 5 000 Hz,采样点数 2 048。

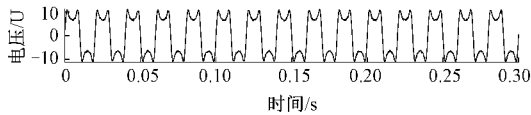
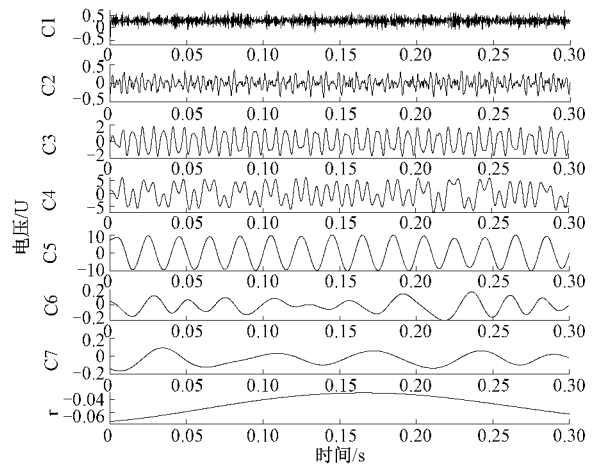


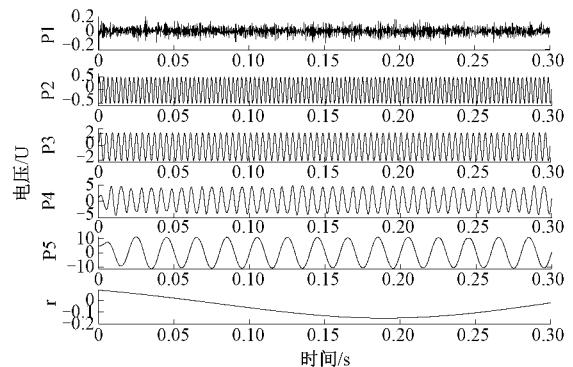
图 6 模拟谐波信号

对模拟实验数据信号的分解结果如图 7 所示。通过对比图 7 (a)、(b)可知,谐波数据信号经 PE-CEEMD 算法分解后没有产生模态混叠和虚假分量等现象;基于 CEEMD 算法的分解结果中,在出现模态混叠现象的同时还产生了 C6 与 C7 两条虚假分量。

为了更直观地对比两种方法的分解效果,将仿真实验所得的数据与 MATLAB 生成的谐波信号的相关参数进行对比分析。由表 4 可知,基于 CEEMD 算法分解得到的各次谐波频率、幅值的平均检测误差分别为 4.897%、11.250%;而基于本文算法分解得到的频率、幅值的平均检测误差分别为 0.473%、1.95%,检测精度高于 CEEMD 算法。



(a) CEEMD 分解结果



(b) PE-CEEMD 分解结果

图 7 CEEMD 与 PE-CEEMD 分解效果对比图

表 4 CEEMD 与 PE-CEEMD 算法的效果比较

IMF	设置值	CEEMD	PE-CEEMD
基波分量	50 Hz	50.70 Hz	49.86 Hz
	10 V	9.70 V	10.02 V
3 次谐波	150 Hz	154.80 Hz	147.90 Hz
	5 V	5.65 V	4.92 V
5 次谐波	250 Hz	225.82 Hz	249.97 Hz
	2 V	1.78 V	2.08 V
7 次谐波	350 Hz	368.60 Hz	350.70 Hz
	0.5 V	0.41 V	0.51 V

## 4 结 论

针对现阶段电力系统中谐波成分复杂导致的谐波检测精度不高的问题,以及基于 CEEMD 的谐波检测算法在检测含噪声背景下的谐波信号时由于迭代次数的局限性而产生的模态混叠和虚假分量等瑕疵,本文结合排列熵算法理论,提出基于排列熵与 CEEMD 相结合的 PE-CEEMD 谐波检测方法。通过仿真实验与模拟实验数据分析可得,使用 PE-CEEMD 谐波检测法检测含有噪声的谐波信号与含有间谐波的混合谐波信号时,分解得到的各谐波分量的幅值

与设定值相符,经 HT 变换后得到的谐波各分量的瞬时频率准确,相应 HT 频率线无大范围波动,能量集中,平均误差低至 0.473%;而基于 CEEMD 谐波检测法得出的各谐波分量频率的平均误差为 4.897%。PE-CEEMD 谐波检测法相较于 CEEMD 方法来说检测精度更高,有效地避免了模态混叠,且因引入排列熵算法对 IMF 进行二次处理,抑制了 CEEMD 谐波检测法中易出现虚假分量的缺陷。

### 参考文献

- [1] 熊杰锋,李群,袁晓冬,等. 电力系统谐波和间谐波检测方法综述[J]. 电力系统自动化,2013,37(11):125-133.
- [2] 王展,杜思远,贺文治,等. 基于全相位快速傅里叶变换的主轴不平衡特征提取及实验[J]. 仪器仪表学报,2020,41(4):138-146.
- [3] 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.
- [4] LI R, PENG Y. Research on harmonic detection method based on adaptive algorithm[J]. International Core Journal of Engineering,2020.
- [5] 张鹏,李红斌. 一种基于离散小波变换的谐波分析方法[J]. 电工技术学报,2012,27(3):252-259.
- [6] 刘美容,刘津涛,何怡刚. 基于 EMD 复合多尺度熵的模拟电路故障诊断方法[J]. 电子测量技术,2021,44(4):51-56.
- [7] 何镇安,韩卫芳,王莹,等. 改进希尔伯特-黄变换的荧光寿命温度测量研究[J]. 国外电子测量技术,2021,40(7):85-89.
- [8] 孙曙光,王秋萌,闫欢,等. EEMD 在电力谐波检测中的应用[J]. 电力系统及其自动化学报,2016,28(8):25-31.
- [9] YEH J, JIANN-SHING 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.
- [10] 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):21-26,46.
- [11] 李志军,张鸿鹏,王亚楠,等. 排列熵—CEEMD 分解下的新型小波阈值去噪谐波检测方法[J]. 电机与控制学报,2020,24(12):120-129.
- [12] 朱宁辉,白晓民,董伟杰. 基于 EEMD 的谐波检测方法[J]. 中国电机工程学报,2013,33(7):92-98.
- [13] WANG X, ZANG J, SHI Y. Radar life signal processing algorithm based on improved EEMD [J]. Journal of Physics: Conference Series,2021,1948(1):012017.
- [14] 施杰,伍星,刘韬. 基于 MPDE-EEMD 及自适应共振解调的轴承故障特征提取方法[J]. 电子测量与仪器学报,2020,34(9):47-54.
- [15] 姚文坡,刘铁兵,戴加飞,等. 脑电信号的多尺度排列熵分析[J]. 物理学报,2014,63(7):427-433.
- [16] LI Y, GAO Q, MIAO B, et al. Application of the refined multiscale permutation entropy method to fault detection of rolling bearing[J]. Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering,2021,43(5):1-14.
- [17] TERRIEN J, MARQUE C, KARLSSON B. Automatic detection of mode mixing in empirical mode decomposition using non-stationarity detection: application to selecting IMFs of interest and denoising[J]. EURASIP Journal on Advances in Signal Processing 2011,2011:37.
- [18] 郑近德,程军圣,杨宇. 多尺度排列熵及其在滚动轴承故障诊断中的应用[J]. 中国机械工程,2013,24(19):2641-2646.

### 作者简介

张展,硕士,副教授,主要研究方向为电力系统分析、运行与控制。

刘亚晨(通信作者),硕士研究生,主要研究方向为电能质量检测与优化。

E-mail:liuyachen1215@163.com

杜诗扬,硕士研究生,主要研究方向为光伏微电网电能质量检测与优化。