

## 基于改进变分模态分解的低频振荡模式辨别

肖怀硕<sup>1</sup>, 贾梧桐<sup>2</sup>, 肖冰莹<sup>3</sup>, 孟凡松<sup>3</sup>, 余锦厚<sup>1</sup>, 王文杰<sup>1</sup>

(1. 国网冀北电力有限公司检修分公司, 北京 102488; 2. 国核电力规划设计研究院有限公司, 北京 100095; 3. 国家能源费县发电有限公司, 山东 临沂 273400)

**摘要:**针对现有信号处理方法无法有效解决电力系统低频振荡信号中的非线性及混叠问题的现状,将一种变分模态分解(VMD)方法引入到低频振荡的模式辨识中,并利用样本熵与快速傅里叶变换(FFT)对VMD无法自适应分解的情况进行了改进。原始信号由改进变分模态分解(IVMD)方法分解为若干模态分量,然后利用Teager-Kaiser能量算子(TKEO)对各分量分别拟合即可获得幅值、频率和阻尼等参数。在构造的测试信号下,令提出方法与VMD、经验模态分解(EMD)、总体最小二乘旋转矢量不变技术(TLS-ESPRIT)和Prony等方法进行模式参数辨识性能对比,结果表明,IVMD方法有效克服了EMD、TLS-ESPRIT和Prony在处理模态混叠、含噪声序列和非平稳信号等方面的不足。最后,通过对IEEE 4机2区域系统和新英格兰39节点系统仿真信号的辨识,验证了该方法在提取电力系统低频振荡模式参数中的有效性。

**关键词:**低频振荡;快速傅里叶变换;样本熵;变分模态分解;模态辨识

**中图分类号:** TM73

**文献标志码:** A

**文章编号:** 2096-3203(2020)02-0095-08

### 0 引言

随着全国电网互联格局的形成和大型机组快速励磁系统的采用,低频振荡已经成为威胁电力系统安全运行的重要因素。根据电力系统实测数据进行低频振荡模式的辨别对于有效抑制低频振荡具有重要的现实意义<sup>[1]</sup>。

较为成熟的基于量测轨迹数据的低频振荡分析方法有傅里叶变换(Fourier transform, FT)<sup>[2]</sup>、小波分析<sup>[3]</sup>、总体最小二乘旋转矢量不变技术(total least squares-estimation of signal parameters via rotational invariance technique, TLS-ESPRIT)<sup>[4]</sup>、经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)<sup>[5]</sup>和Prony<sup>[6]</sup>等诸多方法。

其中,FT虽然可以反映低频振荡所含频率分量信息且抗干扰能力强,但是精度受时窗影响,存在频谱泄露和栅栏效应,且对于提取各频率分量的动态瞬时特征无能为力<sup>[7]</sup>;小波分析良好地展现信号的时频特征,但是小波分解存在能量泄露的问题<sup>[8]</sup>,且小波分解层数和小波基的选择会对分析结果产生不确定的影响<sup>[9]</sup>;EMD方法快捷高效,但是缺少有力的理论支撑,而且在应对复杂电力系统多个较为接近的机电模式时,难以区分频率相近的分量,容易出现混叠现象,且固有的端点效应也会影响参数提取<sup>[10]</sup>;TLS-ESPRIT方法虽然方便快捷,但是存在定阶问题,阶数过大会出现虚假模态,而且

难以展现信号时变特性<sup>[11]</sup>;Prony方法虽然能够准确提取各分量的频率、幅值和阻尼等信息,但是Prony作为一种全局算法,对于含噪声信号和有时变特性的非平稳信号的处理能力并不理想<sup>[9]</sup>。

变分模态分解(variational mode decomposition, VMD)是由Dragomiretskiy K在2014年提出的一种不同于EMD的非递归信号分解方法<sup>[12]</sup>,其实质为自适应维纳滤波器组,可将测试信号有效分解为一组具有中心频率的有限带宽,该方法理论基础可靠,在抗噪性和处理非平稳信号方面具有良好性能。

文中利用VMD方法进行电力系统低频振荡的模式辨别,并针对算法中 $\alpha$ 与 $k$ 取值困难的问题进行了改进,VMD分解层数 $k$ 的取值以频谱图峰值作为参考,并借由试验获得的拟合公式确定平衡参数 $\alpha$ 。由于VMD自身不具备参数辨识的能力,文中选用Teager-Kaiser能量算子(Teager-Kaiser energy operator, TKEO)提取各振荡分量参数。参照电力系统低频振荡数学模型,利用数学函数构造理想测试信号,对改进变分模态分解(improved variational mode decomposition, IVMD)、VMD方法、EMD方法、TLS-ESPRIT和Prony方法分别进行测试并对比,最后利用IEEE 2区域4机系统和10机39节点系统的大干扰仿真数据验证了文中方法的有效性。

### 1 低频振荡模型

电力系统低频振荡数学模型可表示为:

$$x(t) = \sum_{i=1}^N A_i e^{-\eta_i t} \sin(2\pi f_i t + \varphi_i) \quad (1)$$

式中： $t$  为时间； $N$  为低频振荡模式数量； $A_i$  为第  $i$  个模式的幅值； $\eta_i$  为衰减系数； $f_i$  为频率； $\varphi_i$  为初相。

可知，有阻尼振荡环节具有如下振荡特性<sup>[13]</sup>：

$$x(t) = Ae^{-\xi\omega_0 t} \sin(\omega_0 \sqrt{1 - \xi^2} t + \varphi) \quad (2)$$

式中： $\xi$  为阻尼比； $\omega_0$  为自然振荡角频率。由此可得：

$$\begin{cases} \xi\omega_0 = \eta \\ \omega_0 \sqrt{1 - \xi^2} = 2\pi f = \omega \end{cases} \quad (3)$$

则阻尼比计算公式为：

$$\xi = \frac{\eta}{\sqrt{\omega^2 + \eta^2}} \quad (4)$$

综上，在对信号分量拟合后，可对低频振荡模式参数进行提取。

## 2 TKEO

TKEO 是一类不涉及积分变换的非线性局部微分算子<sup>[13]</sup>，其原理如下。对一个幅值  $A$ ，频率为  $f$  的信号  $x$  以采样频率  $f_s$  进行采样，得到信号的离散形式如下：

$$x(n) = A \cos(\Omega n + \varphi) \quad (5)$$

式中： $\Omega = 2\pi f/f_s$ ； $\varphi$  为任意初相角。

信号上 3 个相邻的点可以组成一组方程：

$$\begin{cases} x(n-1) = A \cos[\Omega(n-1) + \varphi] \\ x(n) = A \cos(\Omega n + \varphi) \\ x(n+1) = A \cos[\Omega(n+1) + \varphi] \end{cases} \quad (6)$$

解方程组得：

$$A^2 \sin^2 \Omega = x^2(n) - x(n-1)x(n+1) \quad (7)$$

当  $\Omega$  足够小时， $\sin \Omega \approx \Omega$ ；当  $\Omega < \pi/4$  时， $\sin \Omega$  与  $\Omega$  的误差小于 11%，于是，式(7)可写成：

$$A^2 \Omega^2 = x^2(n) - x(n+1)x(n-1) \quad (8)$$

定义信号  $x(n)$  的 TKEO 能量算子为：

$$\Psi(x(n)) = x^2(n) - x(n-1)x(n+1) \quad (9)$$

通过 TKEO 变换<sup>[16]</sup> 即可以得到信号的瞬时幅值与瞬时频率：

$$\begin{cases} A(n) = \frac{2\Psi(x(n))}{\sqrt{\Psi(x(n+1)) - \Psi(x(n-1))}} \\ f(n) = \frac{1}{4\pi} \arccos \left[ 1 - \frac{\Psi(x(n+1)) - \Psi(x(n-1))}{2\Psi(x(n))} \right] \end{cases} \quad (10)$$

## 3 算法流程

### 3.1 VMD

VMD 的核心为将输入信号分解为  $k$  个具有中心频率的有限带宽，称之为模态  $u_k$ ，使每个模态的

带宽估计之和最小，信号分解过程即为变分问题的求解过程<sup>[12]</sup>。带约束的变分问题模型如下：

$$\begin{cases} \min_{\{u_k\}, \{\omega_k\}} \left\{ \sum_k \left\| \partial_t \left( \delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) u_k(t) e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 \right\} \\ \text{s.t.} \quad \sum_k u_k = f \end{cases} \quad (11)$$

式中： $\{u_k\} = \{u_1, \dots, u_k\}$  为各模态分量； $\{\omega_k\} = \{\omega_1, \dots, \omega_k\}$  为各模态分量中心频率； $\delta(t)$  为冲激函数； $\partial_t$  为对  $t$  求偏导数； $f$  为原信号。

为求得该约束变分问题的最优解，引入拉格朗日乘法算子  $\lambda(t)$ ，将约束性变分问题转化为非约束性变分问题，如下：

$$\begin{aligned} L(\{u_k\}, \{\omega_k\}, \lambda) = & \alpha \sum_k \left\| \partial_t \left( \delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) u_k(t) e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 + \\ & \left\| f(t) - \sum_k u_k(t) \right\|_2^2 + \langle \lambda(t), f(t) - \sum_k u_k(t) \rangle \end{aligned} \quad (12)$$

式中： $\alpha$  为平衡参数。利用交替方向乘子算法 (alternate direction method of multipliers, ADMM) 求取上述拉格朗日函数的鞍点，即为最优解。具体步骤如下：

(1) 初始化各模态分量和中心频率  $\{u_k^1\}$ ， $\{\omega_k^1\}$ ， $\lambda^1$ ， $n = 0$ ，将各参量变换到频域内。

(2) 在非负频率区间内，更新  $u_k$ ：

$$\frac{\hat{f}(\omega) - \sum_{i < k} \hat{u}_i^{n+1}(\omega) - \sum_{i > k} \hat{u}_i^n(\omega) + \frac{\hat{\lambda}^n(\omega)}{2}}{1 + 2\alpha(\omega - \omega_k^n)^2} \rightarrow \hat{u}_k^{n+1}(\omega) \quad (13)$$

(3) 更新  $\omega_k$ ：

$$\frac{\int_0^\infty \omega |\hat{u}_k^{n+1}(\omega)|^2 d\omega}{\int_0^\infty |\hat{u}_k^{n+1}(\omega)|^2 d\omega} \rightarrow \omega_k^{n+1} \quad (14)$$

(4) 在非负频率区间，更新  $\lambda$ ：

$$\hat{\lambda}^n + \tau(\hat{f}(\omega) - \sum_k \hat{u}_k^{n+1}(\omega)) \rightarrow \hat{\lambda}^{n+1} \quad (15)$$

(5) 对于给定判定精度  $\varepsilon > 0$ ，满足式(16)则停止迭代，否则返回步骤(2)：

$$\frac{\sum_k \|\hat{u}_k^{n+1} - \hat{u}_k^n\|_2^2}{\|\hat{u}_k^n\|_2^2} < \varepsilon \quad (16)$$

式中： $\hat{u}_k^{n+1}(\omega)$ ， $\hat{f}(\omega)$  和  $\hat{\lambda}^{n+1}(\omega)$  分别为  $u_k^{n+1}$ ， $f(t)$  和  $\lambda^{n+1}$  所对应的傅里叶变换。

### 3.2 VMD 方法的改进

由于 VMD 不具备 EMD 方法的分解终止条件,因此需要人为设定分解层数  $k$ 。而因分解目的在于将信号所含所有具有中心频率的模态分量分开,故中心频率个数即对应分解层数  $k$ 。快速傅里叶变换 (fast Fourier transform, FFT) 是一种能够较好地反映信号包含频率数量的方法,因此,文中以 FFT 谱图的峰值个数作为参考,来确定 VMD 分解层数  $k$ , FFT 步骤可见文献[14]。

另外,二次惩罚因子  $a$  的取值也会对 VMD 分解结果产生较大影响,因此还需要对  $a$  进行设置<sup>[15]</sup>。

样本熵是由 Richman 于 2000 年提出的新方法,根据样本熵理论,序列自我相似性越高,则熵值越低,而序列越复杂无序,熵值越高。考虑低频振荡的数学模型特征,近似于理想正弦与调幅信号的乘积形式,故其自相似程度较高,样本熵较低。因此,文中提出以样本熵为依据的判断方法,令步长为 100,在区间 [1 000, 10 000] 之间遍历,得到使各模态样本熵值之和最低的二次惩罚因子  $a$ ,即为最佳取值。样本熵计算方法如下<sup>[16]</sup>。

(1) 对于给定长度为  $N$  的序列,构造  $N-m+1$  个形如式(17)的矢量,其中  $m$  为嵌入维数。

$$\mathbf{x}_m(i) = [x(i), x(i+1), \dots, x(i+m-1)] \quad i = 1, \dots, N-m+1 \quad (17)$$

(2) 将 2 个矢量间距定义为:

$$d_m[\mathbf{x}_m(i), \mathbf{x}_m(j)] = \max[\mathbf{x}_m(i+k) - \mathbf{x}_m(j+k)] \quad 0 \leq k \leq m-1 \quad (18)$$

(3) 定义函数:

$$B_{m,i}(r) = \frac{1}{N-m+1} v_m(i) \quad i = 1, \dots, N-m+1 \quad (19)$$

式中:  $r$  为相似容限;  $v_m$  为  $d_m \leq r$  的个数。

(4) 令维数为  $m+1$ , 重复步骤(1) — (3), 得到  $B_{m+1,i}$ 。

(5) 计算平均值:

$$\begin{cases} B_m(r) = \frac{1}{N-m} \sum_{i=1}^{N-m} B_{m,i}(r) \\ B_{m+1}(r) = \frac{1}{N-m} \sum_{i=1}^{N-m} B_{m+1,i}(r) \end{cases} \quad (20)$$

(6) 则样本熵可得:

$$\text{SampleEn}(m, r) = -\ln \frac{B_{m+1}(r)}{B_m(r)} \quad (21)$$

需要注意的是,样本熵值受  $m$  和  $r$  影响,文中采取 G-P 算法确定  $m$  值,  $r$  值参照文献[17], 取 0.1 ~ 0.25 Std, Std 为序列标准差。

综上,基于 IVMD 的低频振荡模式辨别流程如图 1 所示。

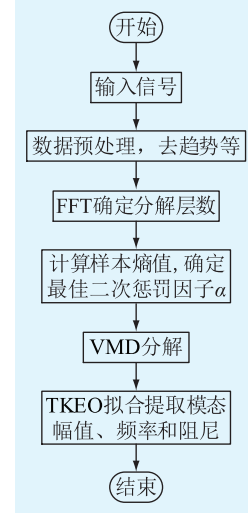


图 1 算法流程

Fig.1 The flow chart of algorithm

## 4 理想测试信号算例分析

### 4.1 无噪声信号

由于电力系统各区域机组间相互作用较为复杂,且不同性质的振荡模式不尽相同,为了尽可能地模拟电力系统低频振荡的实际情况,文中选用的测试信号兼顾了负阻尼、正阻尼和时变等特性,如图 2 所示。同时,为了验证文中方法在处理模态混叠问题上的优越性,针对 EMD 难以解决二倍频混叠的情况<sup>[18]</sup>,采用的模态频率比  $f_1/f_2$  和  $f_2/f_3$  都在二倍频以内,信号各分量如式(22)所示。

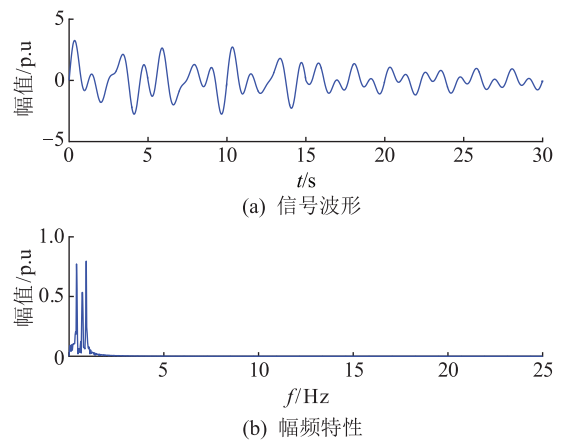


图 2 原始测试信号

Fig.2 The original test signal and its spectrogram

$$\begin{cases} x_1(t_1) = 1.2e^{-0.030t_1} \sin(2\pi \times 0.9t_1) & t_1 \in [0, 30] \\ x_2(t_2) = 1.0e^{0.015t_2} \sin(2\pi \times 0.7t_2) & t_2 \in [0, 15] \\ x_3(t_3) = 1.5e^{-0.045t_3} \sin(2\pi \times 0.4t_3) & t_3 \in [0, 30] \end{cases} \quad (22)$$

采样步长为 0.03 s,由图 2 可以清楚看到原始信号共有 3 个分量,最低频分量约为 0.4 Hz。图 3 为样本熵值随二次惩罚因子变化情况,其中,VMD 各模态熵值之和在二次惩罚因子  $a$  取值为 9 100 时最小,故文中选择该值作为  $a$  的最佳取值。

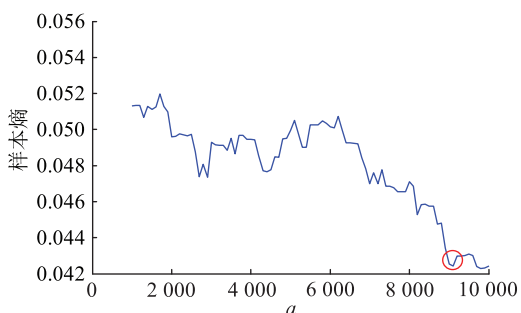


图 3 不同  $a$  下各模态熵值之和

Fig.3 Sum of all modes' entropy with different  $a$

图 4 为原始信号的 IVMD 分解结果,图 5 为 EMD 分解结果。图中  $C_1—C_4$  为分量 1,2,3,4; $r$  为剩余分量。可以看出,IVMD 法分解效果较好,基本将 3 种模态全部区分开,在图 4 的  $C_1$  和  $C_3$  中 15 s 处,幅值和频率都出现了明显的突变,代表时变发生位置, $C_2$  后半部分频率拟合值出现大幅随机波动,已明显失真,故不纳入拟合范围。EMD 将原始信号分解为 4 个本征模态函数(intrinsic mode function,IMF)和 1 个剩余分量  $r$ ,分解结果与实际中心频率数量出现了偏差。而且,在  $C_1$  中  $[5, 7.5]$  和  $[10, 12.5]$  处可以观察到明显的 0.7 Hz 和 0.9 Hz 的混叠现象。

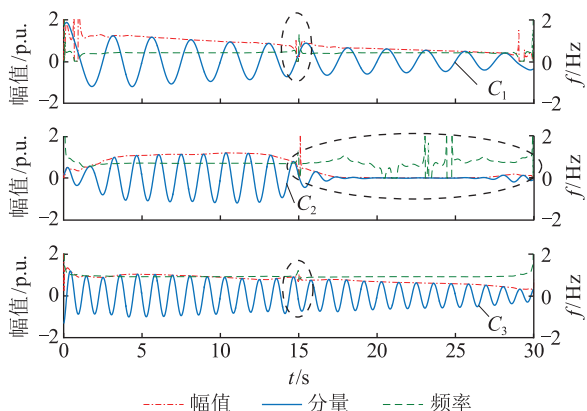


图 4 IVMD 分解结果

Fig.4 All modes after IVMD

对 TKEO 结果进行计算,可以得到各分量频率、幅值、阻尼等参数。另外,文中还计算了其他几种方法的拟合结果,分别为 VMD 拟合结果,以文献 [12] 中的观测法取层数为 3,惩罚因子取默认值 2 000;EMD 拟合结果,TLS-ESPRIT 拟合结果,在已知信号含 3 个正弦波的前提下,使阶数取 6;Prony

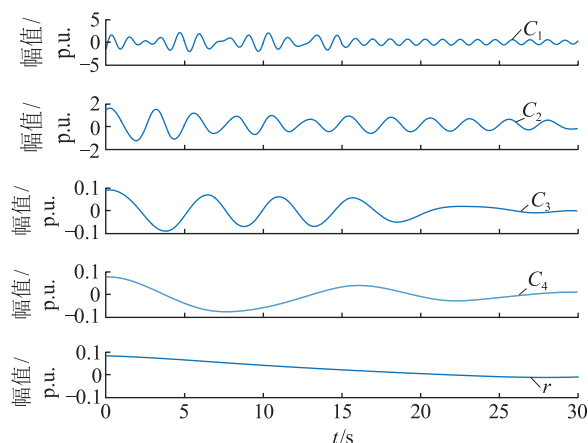


图 5 EMD 分解结果

Fig.5 All modes after EMD

方法拟合结果,同样取阶数为 6。各拟合结果误差对比见表 1。

表 1 无噪声信号拟合误差对比

Table 1 Fitting errors of each mode based on different methods without noise signal %

参数	幅值相对误差		
	模态 1	模态 2	模态 3
IVMD	1.167	2.200	0.867
VMD	14.083	2.260	0.333
EMD	10.330	49.930	—
Prony	0.417	9.800	1.333
TLS-ESPRIT	9.167	39.594	0.867
参数	频率相对误差		
	模态 1	模态 2	模态 3
IVMD	0.056	0.100	0.025
VMD	0.289	0.186	0.200
EMD	0.500	0.100	—
Prony	0.078	0.029	0.000
TLS-ESPRIT	0.111	0.129	0.300
参数	衰减系数相对误差		
	模态 1	模态 2	模态 3
IVMD	0.567	5.267	0.556
VMD	21.333	25.333	0.222
EMD	30.000	6.667	—
Prony	5.670	—	3.010
TLS-ESPRIT	8.000	—	0.222

可以看出,IVMD 和 VMD 的性能都较优,而且 IVMD 在各参数辨识精度上都高于 VMD;TLS-ESPRIT 只在频率上的拟合性能接近 VMD 方法,但是在幅值和衰减系数的拟合上都逊于 VMD,尤其是在模态 2 的各项参数的辨识上误差较大,且定阶尚无较为可靠的方法。模态 2 原本为增幅振荡,而在 TLS-ESPRIT 的辨识结果中,更被误判断为减幅振荡。这是由于模态 2 的主导区间仅为  $[0, 15]$ ,TLS-

ESPRIT 不善于处理具有时变特性的序列,故导致拟合误差较大。Prony 方法性能略优于 TLS-ESPRIT,但是也存在将增幅振荡误判为减幅的问题。

EMD 在 3 种方法中的表现最差,模态混叠现象的存在,不光影响了参数辨识的精度,还导致了虚假模态的出现,辨识结果严重背离真实情况。

#### 4.2 含噪声信号

在工程实际中,相量测量单元在高速采样过程中会伴随高频噪声,对低频振荡模态辨识造成极大干扰,文中也在上述测试信号中加入高斯白噪声信号,令信噪比为 15 dB,以模拟真实采样噪声干扰。

图 6 和图 7 分别为 IVMD 与 EMD 对含噪声信号的分解结果。由图 7 可见,IVMD 方法在有噪声情况下的平滑性较无噪声情况下略有欠缺,而 EMD 方法在有噪声时比没有噪声时多分解出 2 个模态分量,其中,  $C_1$  与  $C_2$  为噪声模态分量,并不需要拟合,未放入图中。观察其他模态分量,可以看出其他分解出的模态混叠严重,难以提取有效特征参数。

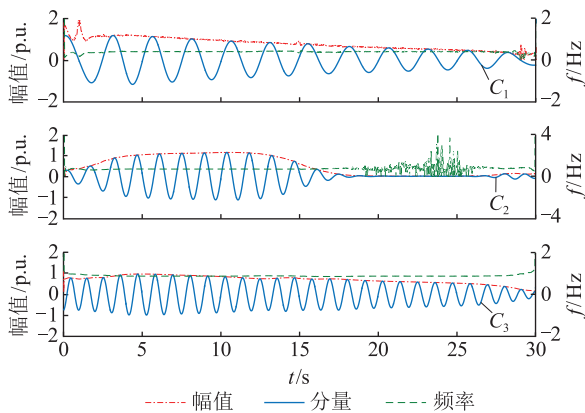


图 6 含噪声信号 IVMD 分解结果

Fig.6 All modes of signal with noise after IVMD

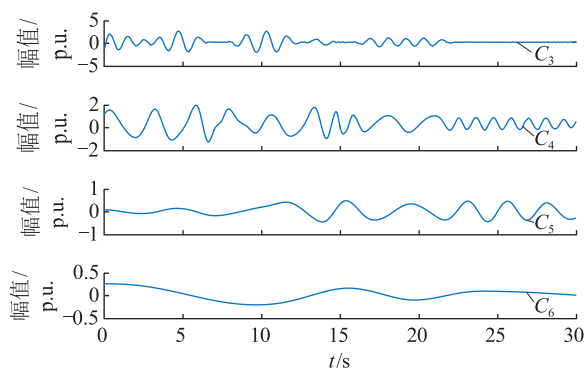


图 7 含噪声信号 EMD 分解结果

Fig.7 4 modes of signal with noise after EMD

同样地, TLS-ESPRIT 拟合结果,在已知信号含 3 个正弦波的前提下,使阶数取 6; Prony 方法拟合结果,同样取阶数为 6。将 IVMD、VMD、TLS-ESPR-

IT 和 Prony 方法对含噪声信号的识别误差制表,即表 2, EMD 拟合完全失真,故未录入。

表 2 含噪声信号拟合误差对比

Table 2 Fitting errors of each mode based on different methods with noise signal %

参数	幅值相对误差		
	模态 1	模态 2	模态 3
IVMD	0.000	1.100	3.667
VMD	15.833	2.800	1.000
Prony	9.333	20.400	8.133
TLS-ESPRIT	10.417	36.300	4.333
参数	频率相对误差		
	模态 1	模态 2	模态 3
IVMD	10.417	36.300	4.333
VMD	0.344	0.129	0.375
Prony	0.022	0.176	0.000
TLS-ESPRIT	0.100	0.286	0.200
参数	衰减系数相对误差		
	模态 1	模态 2	模态 3
IVMD	4.333	14.000	4.000
VMD	27.333	39.333	0.889
Prony	106.7	—	104.4
TLS-ESPRIT	12.000	—	7.778

由上表可以看出,对于 IVMD 方法,即使存在噪声,对各参数的辨识也只造成较小影响,对于未改进的 VMD,影响则更明显一些。而对于 TLS-ESPRIT,噪声虽然对其影响也较小,但是,其辨识精度依然逊于 2 种 VMD 方法。Prony 方法则在幅值与频率上具有较好抗噪性,但是衰减系数的辨识误差已经超过 100%,可靠性严重降低。

## 5 IEEE 标准节点系统算例分析

为了验证文中方法在识别电力系统低频振荡模式上的有效性,特选取 2 个 IEEE 标准节点系统在 Matlab 环境下进行测试。

### 5.1 4 机 2 区域系统

图 8 为 IEEE 4 机 2 区域系统拓扑图,系统详细参数见文献[1],采用高增益可控硅励磁。

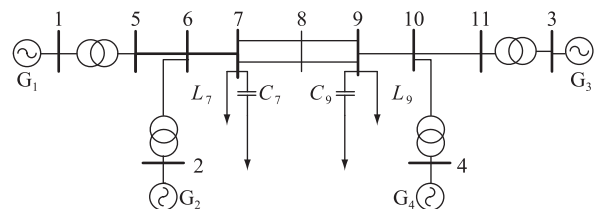


图 8 4 机 2 区域系统

Fig.8 Two-area four-generator power system

选定的扰动形式为,在 1.0 s 时,于节点 8 和节点 9 之间设置三相接地短路故障,0.2 s 后故障移除,以发电机  $G_1$  有功功率曲线为测试信号,采样步长 0.05/3 s,仿真时长为 15 s。根据 FFT 结果确定分解层数  $k$  为 3,由样本熵计算确定  $a$  取 9 100。分解区间为 [1.2,15],分解结果见图 9。

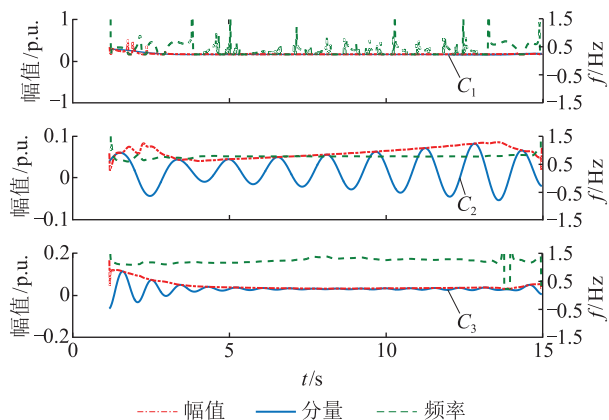


图 9 4 机 2 区域系统测试信号 IVMD 分解及拟合结果  
Fig.9 Decomposition and fitting results of two-area four-generator power system test signal after IVMD

图 9 中,  $C_1$  为残余的趋势项,该分量拟合结果无意义,实际需要辨识  $C_2$  和  $C_3$ 。表 3 为 Matlab 线性化分析工具得到的该系统的 3 种振荡模式,其中,  $C_1$  参与的振荡模式为模态 1 和模态 3。对  $C_2$  和  $C_3$  的进行拟合的结果及误差见表 4。

表 3 4 机 2 区域系统的 3 种振荡模式  
Table 3 Three oscillation modes of two-area four-generator power system

模态	特征根	$f/\text{Hz}$	衰减系数	类别
模态 1	-0.676+7.05i	1.120	0.095 5	局部振荡
模态 2	-0.668+7.27i	1.160	0.091 6	局部振荡
模态 3	0.108+4.03i	0.640	-0.026 8	区间振荡

表 4 4 机 2 区域系统测试信号 IVMD 方法拟合结果  
Table 4 Fitting results of two-area four-generator power system based on optimized VMD method

分量	$f/\text{Hz}$		衰减系数	
	拟合值	误差/%	拟合值	误差/%
$C_2$	0.637 6	0.375	-0.026 5	1.119
$C_3$	1.134 0	1.250	0.088 3	7.539

由上表可以看出, IVMD 方法分解结果的拟合误差都维持在较低水平。其中,由于  $C_1$  的阻尼较大,衰减较为迅速,主导区间约为 [1.2,6],具有一定不平稳特性,因此,阻尼比辨识误差较大。

### 5.2 新英格兰 39 节点系统

图 10 为新英格兰 39 节点系统拓扑,系统详细参数见文献 [19]。

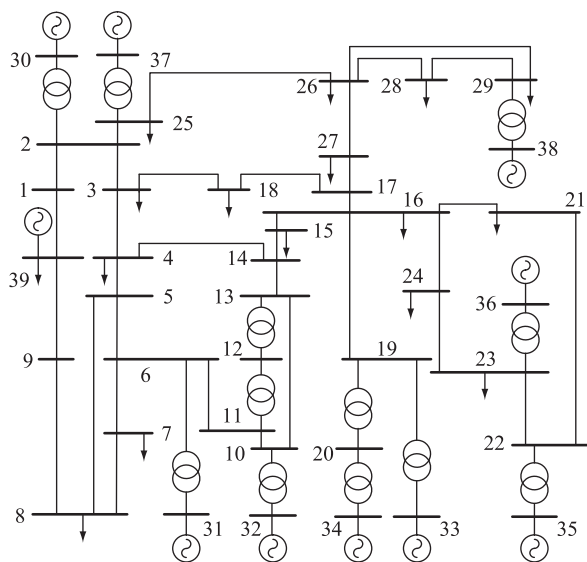


图 10 新英格兰 39 节点系统  
Fig.10 New England 39-bus system

该测试系统计及自动电压调节器模型并加装多频段电力系统稳定器,选定的扰动形式为在 1.0 s 时,于节点 16 与节点 24 间设置三相接地短路故障,0.2 s 后故障移除,以 36 号母线处发电机输出功率为测试信号,仿真时长为 20 s,计算步长为 0.05/3 s。根据 FFT 结果确定分解层数  $k$  为 4,由样本熵确定  $a$  的取值为 7 347,分解区间为 [1.2,20],分解结果见图 11。

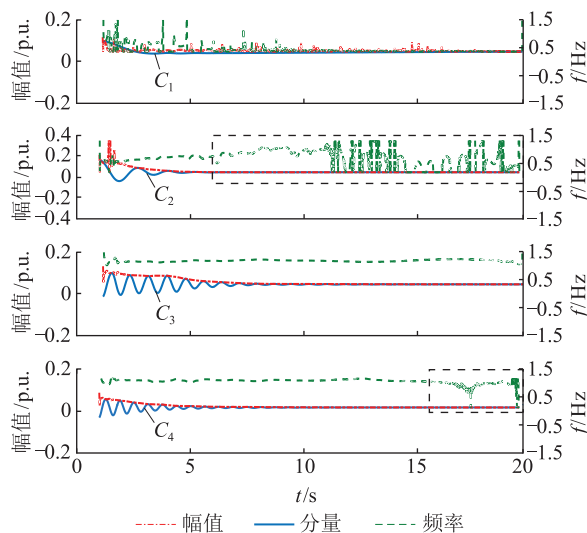


图 11 新英格兰 39 节点系统测试信号 IVMD 分解及拟合结果

Fig.11 Decomposition and fitting results of New England 39-bus system test signal after IVMD

在图 11 中,  $C_1$  仍为残余的趋势项,  $C_2$ 、 $C_3$  和  $C_4$  为信号所含真实模态分量。由 Matlab 线性化分析工具得到 39 节点系统 9 个主要振荡模式如表 5 所示。其中,模态 1 至模态 8 皆为各机群局部振荡模

式,模态 9 为区间振荡模式。因此,模式 9 可在任意功率曲线中分解出,即对应于图 11 中的  $C_2$ ,表 6 为所有分量拟合结果。

表 5 新英格兰 39 节点系统的 9 种振荡模式

Table 5 Nine oscillation modes of New England 39-bus system

模态	特征根	$f/\text{Hz}$	衰减系数	类别
模态 1	$-0.479+10.8i$	1.718 9	0.044 5	局部振荡
模态 2	$-0.472+10.3i$	1.639 3	0.045 7	局部振荡
模态 3	$-0.512+10.1i$	1.607 5	0.050 8	局部振荡
模态 4	$-0.297+8.98i$	1.430 8	0.033 0	局部振荡
模态 5	$-0.356+8.67i$	1.381 5	0.041 0	局部振荡
模态 6	$-0.400+7.92i$	1.262 1	0.050 5	局部振荡
模态 7	$-0.411+7.43i$	1.184 1	0.055 2	局部振荡
模态 8	$-0.347+0.717i$	1.141 1	0.048 4	局部振荡
模态 9	$-1.31+5.44i$	0.891 3	0.235 0	区间振荡

表 6 新英格兰 39 节点系统测试信号

IVMD 方法拟合结果

Table 6 Fitting results of New England 39-bus system based on optimized VMD method

分量	$f/\text{Hz}$		衰减系数	
	拟合值	误差/%	拟合值	误差/%
$C_2$	0.771 5	13.441 0	0.184 5	21.489 4
$C_3$	1.250 6	0.911 2	0.052 9	4.752 5
$C_4$	1.592 6	0.926 9	0.050 0	1.574 8

由上表拟合结果可知,分解出的  $C_2$ 、 $C_3$  和  $C_4$  分别对应表 5 中模态 9、模态 6 和模态 3,各模态参数辨识精度都维持在较高水平。其中,  $C_3$  和  $C_4$  的频率拟合结果都保持 1% 以下的误差,只是在阻尼比的拟合上性能稍差,而  $C_2$  的 TKEO 在 6 s 以后就出现了大幅波动,不纳入最终拟合结果,因此在频率和阻尼比的拟合效果上都明显逊于  $C_3$  和  $C_4$ 。

文中通过多次仿真试验,发现 39 节点系统复杂程度大于 4 机系统,各机组间非线性作用更为复杂,因此,多种模态相互作用可能产生新的模态影响分解结果。另外,由于区间振荡模式阻尼较大,衰减较快,且分解过程中存在一定的端点效应,导致该模态的有效拟合区间较短,影响了模态的辨识,进一步地,该模态的时变特性将端点效应内延,在另外 2 个模态上形成了一段波动区间,在图 11 中体现为区间  $[1.2, 5]$ ,而这种影响主要体现在幅值变化上,因此,降低了阻尼比的辨识性能。

综上,IVMD 方法在提取电力系统低频振荡主要振荡模式上具有良好的性能,所有误差都维持在较低水平,2 组标准节点测试系统都验证了文中方法的有效性。

## 6 结语

文中将一种 VMD-TKEO 方法引入到电力系统低频振荡的模式辨识中,在应对频率成分接近、具有时变特性和信噪比较低的信号时,性能明显优于传统的 EMD、TLS-ESPRIT 和 Prony 方法。且根据电力系统低频振荡的具体特性,对 VMD 方法进行了改进,提出了利用 FFT 峰值确定分解层数,利用样本熵确定  $a$  的方法,使 VMD 方法的性能得到充分发挥。并在构造的测试信号、IEEE 4 机 2 区域系统和新英格兰 39 节点系统的仿真信号下,验证了文中方法的有效性。该方法具有广阔的应用空间,也可应用在电压波动源辨识<sup>[20]</sup>、信号分离等方面<sup>[21]</sup>。

但是,目前 VMD 方法在分解过程中仍然存在端点效应等问题,并且,在大系统机组间非线性作用较强,时变分量较多的情况下,各类参数的辨识精度会受到明显影响,如何继续改善 VMD 分解效果,实现在线参数辨识是下一步研究方向。

### 参考文献:

- [1] KUNDUR P. Power system stability and control [M]. New York: McGraw-Hill Inc, 1994.
- [2] LEEK C, POON K P. Analysis of power system dynamic oscillations with beat phenomenon by Fourier transformation [J]. IEEE Transaction on Power System, 1990, 5 (1): 148-153.
- [3] RUEDAJ L, JUÁREZ C A, ERLICH I. Wavelet-based analysis of power system low-frequency electromechanical oscillations [J]. IEEE Transaction on Power System, 2011, 26(3): 1733-1743.
- [4] TRIPATHY P, SRIVASTAVE S C, SINGH S N. A modified TLS-ESPRIT-based method for low frequency mode identification in power system utilizing synchrophasor measurements [J]. IEEE Transaction on Power System, 2011, 26 (2): 719-721.
- [5] LAURIAD, PISANI C. On Hilbert transform methods for low frequency oscillations detection [J]. IET Generation, Transmission & Distribution, 2014, 8(6): 1061-1074.
- [6] HAUER J F. Application of prony analysis to the determination of modal content and equivalent models for measured power system response [J]. IEEE Transaction on Power System, 1991, 6 (3): 1062-1068.
- [7] 杨德昌, REHTANZ C, 李勇, 等. 基于改进希尔伯特-黄变换算法的电力系统低频振荡分析 [J]. 中国电机工程学报, 2011, 31(10): 102-108.  
YANG Dechang, REHTANZ C, LI Yong, et al. Researching on low frequency oscillation in power system based on improved HHT algorithm [J]. Proceedings of the CSEE, 2011, 31 (10): 102-108.
- [8] HATAMI M, FARROKHIFARD M, PARNIANI M. A non-stationary analysis of low-frequency electromechanical oscillations based on a refined margaenau-hill distribution [J]. IEEE Transaction on Power System, 2016, 31(2): 1567-1578.
- [9] 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 Series A, 1998, 454(1971):903-995.
- [10] YANG D C, REHTANZ C, LI Y, et al. A hybrid method and its applications to analyse the low frequency oscillations in the interconnected power system[J]. IET Generation, Transmission & Distribution, 2013, 7(8):874-884.
- [11] GU I Y, BOLLEN M H J. Estimating interharmonics by using sliding-window ESPRIT[J]. IEEE Transaction on Power Delivery, 2008, 23(1):13-23.
- [12] DRAGOMIRETSKIY K, ZOSSO D. Variational mode decomposition[J]. IEEE Transaction on Signal Processing, 2014, 62(3):531-544.
- [13] KAMWA I, PRADHAN A K, JOOS G. Robust detection and analysis of power system oscillations using the Teager-Kaiser energy operator[J]. IEEE Transaction on Power System, 2011, 26(1):323-333.
- [14] BRIGHAM E O, MORROW R E. The fast Fourier transform [J]. IEEE Spectrum, 1967, 4(12):63-70.
- [15] LIU Y Y, YANG G L, LI M, et al. Variational mode decomposition denoising combined the detrended fluctuation analysis[J]. Signal Processing, 2016, 125:349-364.
- [16] WIDODO A, SHIM M C, CAESARENDRA W, et al. Intelligent prognostics for battery health monitoring based on sample entropy [J]. Expert Systems with Applications, 2011, 38:11763-11769.
- [17] PINCUS S M. Assessing serial irregularity and its implications for health[J]. Annals of the New York Academy of Sciences, 2002, 954:245-267.
- [18] LAILA D S, MESSINA A R, PAL B C. A refined Hilbert-Huangtransform with applications to inter-area oscillation monitoring [J]. IEEE Transaction on Power System, 2009, 24(2):610-619.
- [19] MOEINI A, KAMWA I, BRUNELLE P, et al. Open data IEEE test systems implemented in simpower systems for education and research in power grid dynamics and control [C]//50th International Universities Power Engineering Conference (UP-EC), Stoke On Trent, United Kingdom, 2015.
- [20] 张宸宇, 邓凯, 史明明, 等. 基于小波变换的直流主动配电网电压波动源辨识[J]. 电力工程技术, 2017, 36(4):21-24, 30.
- ZHANG Chenyu, DENG Kai, SHI Mingming, et al. Identification of voltage fluctuation sources in DC active distribution network based on wavelet transform[J]. Electric Power Engineering Technology, 2017, 36(4):21-24, 30.
- [21] 陈昊, 廖英祺, 张连芹, 等. 基于自适应滤波的信号分离与窄带干扰抑制[J]. 电力工程技术, 2019, 38(2):129-134.
- CHEN Hao, LIAO Yingqi, ZHANG Lianqin, et al. A method of signal separation and narrowband interference suppression based on adaptive filter[J]. Electric Power Engineering Technology, 2019, 38(2):129-134.

作者简介:



肖怀硕

肖怀硕(1992),男,硕士,工程师,从事数据挖掘与人工智能在电力系统分析中的应用工作(E-mail:xiaohuaishuo@126.com);  
贾梧桐(1991),女,硕士,工程师,从事电力系统规划工作;  
肖冰莹(1991),女,学士,助理工程师,从事发电厂运行管理系统应用工作。

### An identification method for power system low-frequency oscillation based on parameter optimized variational mode decomposition

XIAO Huaishuo<sup>1</sup>, JIA Wutong<sup>2</sup>, XIAO Bingying<sup>3</sup>, MENG Fansong<sup>3</sup>, YU Jinhou<sup>1</sup>, WANG Wenjie<sup>1</sup>

(1. State Grid Jibei Electricity Power Co., Ltd. Maintenance Company, Beijing 102488, China;

2. State Nuclear Electric Power Planning Design & Research Institute Co., Ltd., Beijing 100095,

China; 3. National Energy Group Feixian Power Co., Ltd., Linyi 273400, China)

**Abstract:** In view of the existing signal processing methods can not effectively solve the nonlinear and aliasing problems of low-frequency oscillation signals in power system, an improved variational mode decomposition (VMD) method is introduced into the pattern recognition of low frequency oscillation in this paper. Moreover, sample entropy and fast Fourier transform (FFT) are used to solve the problem of insufficient adaptive ability of VMD. The original signal is decomposed into several mode components by IVMD method. Then, Teager-Kaiser energy operator (TKEO) is applied on the fitting of each component to get the amplitude, frequency and damping of it. By the constructed test signal, the method of this paper is compared with VMD, empirical mode decomposition (EMD), total least squares-estimation of signal parameters via rotational invariance techniques (TLS-ESPRIT), and Prony on the performance of mode parameter identification. Results show that the IVMD method effectively overcomes the shortcomings of EMD, TLS-ESPRIT and Prony in dealing with mode mixing, noise sequence and non-stationary signals. Finally, the feasibility of the method of this paper in extracting the low frequency oscillation mode parameters of power system is verified by the simulation signal identification of the IEEE two-area four-generator power system and the New England 39-bus system.

**Keywords:** low-frequency oscillation; fast Fourier transform; sample entropy; variational mode decomposition; identification