

DOI: 10.7667/PSPC151278

基于 EEMD 和矩阵束算法的低频振荡主导模式识别

雷强, 刘光晔, 朱永强, 廖庭坚

(湖南大学电气与信息工程学院, 湖南 长沙 410082)

摘要: 传统矩阵束算法在低信噪比时, 难以准确辨识出信号参数, 误差较大。因此, 结合集合经验模态分解(EEMD)和矩阵束算法, 提出了一种电力系统低频振荡主导模式识别的新方法。该方法利用 EEMD 进行平稳化处理, 通过互相关系数和信号能量权重找出含有主导模式的 IMF 分量, 并利用矩阵束算法分析得到模态参数, 从而扩展了传统矩阵束算法的应用范围。算例分析结果表明, 该方法可以较好地适应非线性系统, 抗噪声能力较强, 在低信噪比时仍然可用于低频振荡主导模式的识别, 为电力系统低频振荡问题的研究提供了新思路。

关键词: 矩阵束算法; 低信噪比; 集合经验模态分解; 低频振荡; 主导模式识别

Identification of the dominant mode based on EEMD and matrix pencil algorithm for low frequency oscillations

LEI Qiang, LIU Guangye, ZHU Yongqiang, LIAO Tingjian

(School of Electrical and Information Engineering, Hunan University, Changsha 410082, China)

Abstract: For the traditional matrix pencil algorithm, it is difficult to accurately identify the signal parameters and the error is bigger under low SNR. Therefore, a new method about dominant mode identification of low frequency in power systems is proposed, which combines ensemble empirical mode decomposition (EEMD) and matrix pencil algorithm. The signal is smoothed by using EEMD, and the cross-correlation coefficients and signal energy weighting ratio are used to select IMF which has main mode, and the above mode parameters are obtained by matrix pencil algorithm, which enlarge the scope of traditional matrix pencil algorithm. Analysis results show that, with adaption to nonlinear system and strong anti-noise ability, the method still can be used to identify the dominant mode of low frequency oscillation, providing a new idea to study low frequency oscillation in power system.

This work is supported by National Natural Science Foundation of China (No. 51577053).

Key words: matrix pencil algorithm; low SNR; ensemble empirical mode decomposition; low frequency oscillation; dominant mode identification

0 引言

近年来, 我国电力系统发展迅速, 电网规模不断增大, 低频振荡问题时有发生, 严重地威胁着电网的安全稳定运行^[1-2]。如何准确有效地辨识出低频振荡特征参数, 进行振荡机理分析, 从而更好地抑制低频振荡, 这需要更进一步的深入研究^[3]。

目前常用的低频振荡分析方法主要有傅里叶变换(FFT)、Prony 分析、小波分析、希尔伯特-黄变换(HHT)等^[4-7]。然而, FFT 方法不能够反应频率随时间的变化, 无法反映振荡的阻尼特性; Prony 算法运用较多, 但该方法对输入信号要求极高, 抗噪

能力差; 小波分析法存在小波基难以选取和拟合精度等问题; HHT 算法可处理非平稳信号, 但其 EMD 分解过程易产生虚假分量和模态混叠, 并不能很好地识别参数^[8]。

文献[9-10]将矩阵束算法引入电力系统, 利用其进行信号参数辨识, 相对于传统算法, 运算效率较高, 抗噪声性能较好。但该算法本质上是一种线性化近似方法, 因此大噪声(信噪比较低)时, 计算数值不稳定, 难以准确提取信号极点, 参数辨识精确度不高, 存在较大误差, 从而使该方法在实际应用中受到限制。文献[11-14]对集合经验模态分解(EEMD)做出介绍, EEMD 是经验模态分解 EMD 的一种新发展, 既拥有 EMD 的优点, 又可以解决 EMD 方法易出现端点效应和模态混叠的问题, 可以在噪

声环境时准确地分解信号, 对于非线性、非平稳信号具有较好的处理效果。因此, 本文将集合经验模态分解和矩阵束算法结合, 从而能够提高矩阵束算法的抗噪性能, 使其在低信噪比时依然可以精确地识别出振荡参数。

该方法利用 EEMD 对非线性非平稳信号进行平稳化处理, 得到 IMF 分量, 然后利用互相关系数剔除虚假 IMF 分量, 同时通过能量权重比找出含有主导振荡模式的 IMF, 最后利用矩阵束算法对其进行分析, 从而得到主导低频振荡模态参数。本文通过进行 EEMD 数据预处理, 使矩阵束算法在低信噪比时仍能得到令人满意的参数辨识精度, 从而扩大了矩阵束法的应用范围。

1 基于 EEMD 和矩阵束算法的基本原理

1.1 EEMD 原理

EEMD 是针对 EMD 方法的不足, 提出了一种噪声辅助数据分析方法, 其本质上是人为地将高斯白噪声加入待分析信号进行多次 EMD 分解, 利用白噪声频率均匀分布的特性, 当信号加上高斯白噪声后, 不同频带尺度的信号分量自动分离到合适的参考尺度上去, 而不需要任何主观的检验判断, 进而达到更好的频带尺度分解效果, 并且由于噪声零均值特性, 经过多次平均后, 噪声将相互抵消, 集成均值的结果就可作为最终结果。

EEMD 算法步骤如下。

1) 向原始信号 $s(t)$ 加入 M 条随机正态分布的白噪声 $m_i(t)$, 白噪声的标准差一般取为 $0.01 \sim 0.5^{[10]}$, 则

$$s_i(t) = s(t) + m_i(t) \quad i = 1, 2, 3, \dots, M \quad (1)$$

式中, $s_i(t)$ 为第 i 次添加高斯白噪声后的信号。

2) 将加入白噪声的信号作为一个整体, 然后进行 EMD 分解, 得到各 IMF 分量。

$$s_i(t) = \sum_{j=1}^N c_{ij}(t) + r_i(t) \quad (2)$$

其中: $c_{ij}(t)$ 表示第 i 次添加高斯白噪声后分解所得的第 j 个 IMF 分量; $r_i(t)$ 为分解后所得余项。

3) 利用不相关随机序列的统计均值为 0 的原理, 对上述各 IMF 分量求均值, 以消除多次加入高斯白噪声对真实 IMF 的影响, 即

$$\begin{cases} c_j(t) = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M c_{ij}(t) \\ r(t) = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M r_i(t) \end{cases} \quad (3)$$

式中: $c_j(t)$ 表示对原始信号进行 EEMD 分解后得到的第 j 个 IMF 分量; $r(t)$ 为最终残余项, 表示信号的平均趋势。当 M 越大, 对应的白噪声的 IMF 的和将逐渐趋于 0, 所得到的结果也越接近原始信号。此时 EEMD 分解结果为

$$s(t) = \sum_{j=1}^N c_j(t) + r(t) \quad (4)$$

1.2 EEMD 滤波

EEMD 分解出的 IMF 分量变化由快到慢, 即频率由大到小, 必须根据需要对 IMF 分量进行处理, 选择合适的 IMF 分量, 也就是需要对信号进行滤波, 因此构造出时空滤波器, 如式(5)所示。

$$s_{mn}(t) = \sum_{j=m}^n c_j(t) \quad (5)$$

式中, $s_{mn}(t)$ 为滤波器的输出信号, $m, n \in [1, N]$ 且 $m \leq n$ 。当 $m > 1$ 且 $n = N$ 时, $s_{mn}(t)$ 为低通滤波信号; 当 $1 < m \leq n < N$ 时, $s_{mn}(t)$ 为带通滤波信号; 当 $m = 1$ 且 $n < N$ 时, $s_{mn}(t)$ 为高通滤波信号。由于低频振荡的频率较低, 为 $0.1 \sim 2.5$ Hz, 因此本文其实就是利用 EEMD 的低通滤波特性, 即

$$s_{mn}(t) = \sum_{j=m}^N c_j(t) \quad 1 < m \leq N \quad (6)$$

1.3 互相关系数

通常 EEMD 分解 IMF 分量时也会产生一些虚假分量, 这些分量并不能真正反映出原始信号的特性, 与原始信号无关, 因此需要找出这些分量并消除, 这样才能够更准确地辨识出真实分量, 即“去伪存真”。

互相关系数是在频域内判断两个信号是否相关的一个指标, 它能用来确定输出信号有多大程度来自输入信号, 对修正测量中接入噪声源而产生的误差非常有效。因此利用互相关系数来辨识真假分量是一种非常有效的方法。

设 $s_1(t)$, $s_2(t)$ 是两个不同的时间序列, 则两个序列之间的互相关系数为

$$r = \frac{\text{cov}(s_1, s_2)}{\sqrt{D(s_1)}\sqrt{D(s_2)}} \quad (7)$$

互相关系数只是一个比值, 没有单位名称, 其正负号只表示方向, 而绝对值则表示两个序列相关性的强弱。互相关系数 r 的绝对值越大, 相关性越强。通常, $r > 0.5$ 时, 表明两个序列相关性较好。

1.4 信号能量权重比^[15]

定义信号 $s(t)$ 的能量表达式为

$$E = \int_{t_0}^{t_1} s^2(t) dt \quad (8)$$

1) 求出每个 IMF 分量的信号能量 $E_{\text{imf}}(i)$ ，则所有 IMF 分量的能量之和为

$$E_{\text{IMF}} = \sum_{i=1}^N E_{\text{imf}}(i) \quad (9)$$

2) 电力系统中低频振荡一般都是由几种模式叠加而成，但通常最受关注的是起主导作用的振荡模式，也就是阻尼较小且振荡幅值较大的模式。本文对 IMF 分量进行分析，分别求出各 IMF 的振荡能量，则能量权重最大的 IMF 分量即为振荡主导模式。能量权重公式为

$$\mu_i = \frac{E_{\text{imf}}(i)}{E_{\text{IMF}}} \times 100\% \quad (10)$$

1.5 矩阵束算法

矩阵束算法最早是由 Hua 和 Sarkar 提出的一种参数估计方法^[16-17]。该方法广泛应用于数字信号处理方面。

对于含噪声的信号可以表示为

$$y(t) = x(t) + n(t) = \sum_{i=1}^M R_i e^{(-\alpha_i + j2\pi f_i)t} + n(t) \quad (11)$$

其中： $x(t)$ 为不含噪声信号； $n(t)$ 为噪声信号； $R_i = A_i e^{j\theta_i}$ 为振荡幅值，其中 θ_i 为初相位， A_i 为幅值； α_i 为衰减因子； f_i 为振荡频率； M 为模态数。

矩阵束算法步骤如下。

① 构造 Hankel 矩阵，确定模态数 M 。

根据采样序列 $y(k)$ 可以构造出 Hankel 矩阵为

$$\mathbf{Y} = \begin{bmatrix} y(0) & y(1) & \cdots & y(L) \\ y(1) & y(2) & \cdots & y(L+1) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ y(N-L-1) & y(N-L) & \cdots & y(N-1) \end{bmatrix} \quad (12)$$

其中： $k=0, 1, 2, \dots, N-1$ ； N 为采样点数； L 为矩阵束参数，合理地选择 L 可以有效地滤除噪声，通常 L 取值为 $N/4$ 和 $N/3$ 之间。

对 \mathbf{Y} 进行奇异值分解

$$\mathbf{Y} = \mathbf{U}\mathbf{S}\mathbf{V}^T \quad (13)$$

其中： \mathbf{U} 为 $(N-L) \times (N-L)$ 的正交矩阵； \mathbf{V} 为 $(L+1) \times (L+1)$ 的正交矩阵； \mathbf{S} 为 $(N-L) \times (L+1)$ 的对角矩阵，主对角元素 σ_i 即为 \mathbf{Y} 的第 i 个奇异值。

文献[18]提出了一种谱范数形式指标函数，以此来确定模态数 M 。相比于传统矩阵束算法的最大值指标函数，该指标能够考虑到所有潜在的振荡模式，对于弱振荡模态也可以很好地辨识，为今后振荡控制器的设计和调试提供了方便。

$$\xi(i) = \sqrt{\frac{\sigma_1^2 + \sigma_2^2 + \cdots + \sigma_i^2}{\sigma_1^2 + \sigma_2^2 + \cdots + \sigma_{L+1}^2}} \quad i=1, 2, \dots, L+1 \quad (14)$$

其中， $\xi(i)$ 随着 i 增大而增大，当 i 越趋向于 $L+1$ 时， $\xi(i)$ 则越接近于 1。设定阈值 ε ，当 $\xi(i) > \varepsilon$ 时则认为此时的 i 值即为系统的模态数 M ，通常把 ε 值设为 0.995。

由 \mathbf{S} 的 M 个主奇异值构成新矩阵 \mathbf{S}' 。

$$\mathbf{S}' = \begin{bmatrix} \sigma_1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \sigma_2 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & \sigma_M \\ & & [0]_{(N-L-M) \times M} & \end{bmatrix}_{(N-L) \times M} \quad (15)$$

② 信号各参数的求解。

取矩阵 \mathbf{V} 的前 M 个主奇异向量形成矩阵 \mathbf{V}_1 ，并构造如下两个矩阵：

$$\begin{cases} \mathbf{Y}_1 = \mathbf{U}\mathbf{S}'\mathbf{V}_{11}^T \\ \mathbf{Y}_2 = \mathbf{U}\mathbf{S}'\mathbf{V}_{12}^T \end{cases} \quad (16)$$

其中， \mathbf{V}_{11} 、 \mathbf{V}_{12} 是分别由 \mathbf{V}_1 删去最后一行、第一行得到的新矩阵。

利用 \mathbf{Y}_1 、 \mathbf{Y}_2 定义矩阵束为

$$\mathbf{Y}_2 - \lambda \mathbf{Y}_1 = \mathbf{Z}_1 \mathbf{R} (\mathbf{Z}_0 - \lambda \mathbf{I}) \mathbf{Z}_2 \quad (17)$$

根据矩阵相关原理可知，信号的极点 z_i 即为矩阵束的广义特征值，从而求解 z_i 的问题就转化为求解 $\mathbf{Y}_2 - \lambda \mathbf{Y}_1$ 的广义特征值问题，即求解

$$\mathbf{G} = \mathbf{Y}_1^+ \mathbf{Y}_2 \quad (18)$$

其中： \mathbf{Y}_1^+ 为 \mathbf{Y}_1 的伪逆矩阵； \mathbf{G} 存在 M 个特征值 $\lambda_i (i=1, 2, \dots, M)$ 。

确定模态数 M 和极点 z_i 后可通过最小二乘法求取 R_i ，即

$$\begin{bmatrix} y(0) \\ y(1) \\ \vdots \\ y(N-1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & \cdots & 1 \\ z_1 & z_2 & \cdots & z_M \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ z_1^{N-1} & z_2^{N-1} & \cdots & z_M^{N-1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R_1 \\ R_2 \\ \vdots \\ R_M \end{bmatrix} \quad (19)$$

求出 z_i 和 R_i 后，就可以根据式(20)求取信号幅值 A_i 、相位 θ_i 、衰减因子 α_i 、振荡频率 f_i ，即

$$\begin{cases} A_i = |R_i| \\ \theta_i = \arctan\left(\frac{\text{Im}(R_i)}{\text{Re}(R_i)}\right) \\ \alpha_i = \frac{\ln(z_i)}{T_s} \\ f_i = \frac{1}{2\pi T_s} \arctan\left(\frac{\text{Im}(z_i)}{\text{Re}(z_i)}\right) \end{cases} \quad (20)$$

式中, T_s 为采样周期。

基于 EEMD 和矩阵束算法的低频振荡主导模式识别方法流程图如图 1 所示。

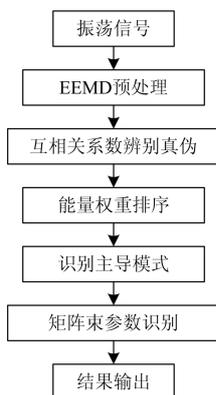


图 1 新方法流程图

Fig. 1 Flow chart of new method

2 算例分析

2.1 理想信号分析

为验证本文方法辨识复合信号模态参数的准确性, 取信号

$$s = 2 + 4e^{-0.2t} \cos(2.4\pi t + \pi/6) + 9e^{-0.12t} \cos(0.8\pi t + \pi/2) \quad (21)$$

给信号添加信噪比为 5dB 的高斯白噪声, 信号 s 加噪后的 EEMD 分解结果如图 2 所示。根据 EEMD 滤波特性, 只保留频率在 0.1~2.5 Hz 的 IMF 分量, 因此只取 imf7、imf8、imf9、imf10 这 4 个分量, 并求取它们和原始信号的互相关系数如表 1 所示。由表 1 可知: imf8、imf9 的互相关系数大于 0.4, 故为真实分量, 而 imf7、imf10 则为虚假分量^[12]; 然后利用本文提出的矩阵束算法对 imf8 和 imf9 分量进行辨识, 结果如表 2 所示, 同时表中列出了传统矩阵束算法计算得到的结果以及与理论值进行比较得出的相对误差。

表 1 各 imf 分量的互相关系数

Table 1 Cross-correlation coefficient of IMF components

	imf7	imf8	imf9	imf10
互相关系数	0.360 8	0.501 0	0.924 2	0.252 0

由表 2 可知: 当低信噪比为 5 dB 时, 传统矩阵束法参数辨识精度不高, 误差较大, 而本文方法通过 EEMD 分解能够有效消除强噪声的干扰, 辨识的参数则相对比较接近理论值, 误差降低, 辨识精度得到较大的提高, 从而证明本文提出的方法能够克服传统矩阵束算法在低信噪比时参数辨识准确度较低的优点, 抗噪能力较强, 是低频振荡模式识别的一种行之有效的办法。

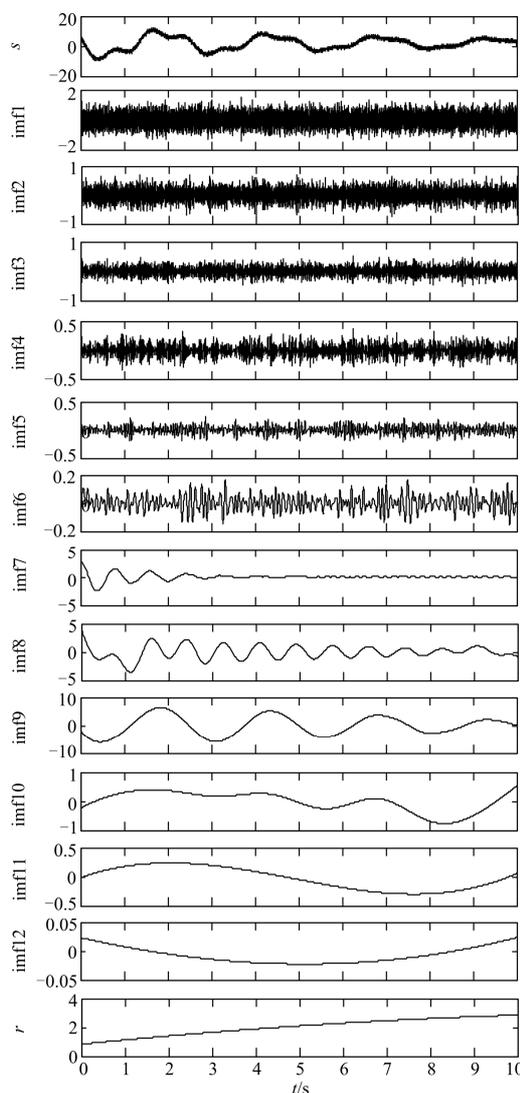


图 2 s 及 EEMD 分解结果

Fig. 2 s and its EEMD results

表 2 辨识结果比较

Table 2 Comparison of identification results

方法	幅值/p.u.		相位/rad	
	数值	相对误差(%)	数值	相对误差(%)
矩阵束法	3.852 6	3.69	0.564 4	7.79
本文方法	8.961 8	0.42	1.546 8	1.53
本文方法	4.023 2	0.58	0.527 5	0.74
本文方法	8.995 4	0.051	1.568 4	0.15
方法	阻尼比		频率/Hz	
	数值	相对误差(%)	数值	相对误差(%)
矩阵束法	0.025 2	4.90	1.198 7	0.11
束法	0.048 2	1.05	0.400 1	0.025
本文方法	0.026 3	0.75	1.200 2	0.017
本文方法	0.047 6	0.21	0.399 9	0.025

本文利用两种方法对信号进行识别, 可以证明 EEMD 的去噪效果及传统矩阵束方法在低信噪比时的局限性, 进而验证了本文方法的可行性和有效性。

2.2 8 机 36 节点系统仿真信号分析

为验证本文方法在单机系统研究中的有效性, 采用如图 3 所示的 EPRI 8 机 36 节点系统进行仿真计算。设定系统扰动为 0~0.12 s 节点 19 和 30 之间发生单相接地短路故障。

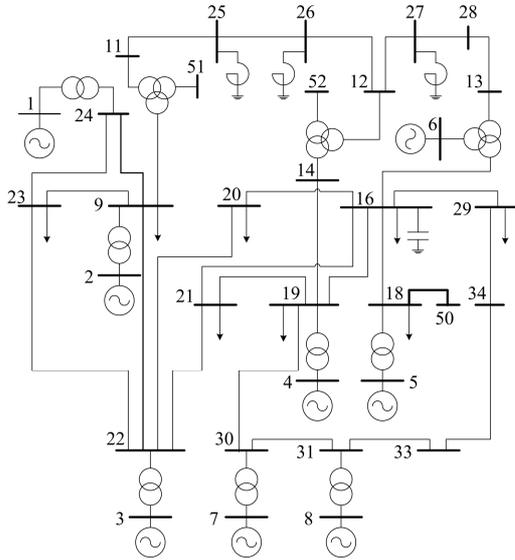


图 3 8 机 36 节点系统图

Fig. 3 Diagram of 8-machine 36-bus system

以 7 号机输出的相对功角曲线(1 号机作为参考机)为例进行仿真分析, 并对其添加 10 dB 的高斯白噪声。EEMD 分解情况如图 4 所示。功角曲线的非平稳性极强, 很难用某个单一模式来进行表示, 由于发电机之间互相影响, 每台发电机的振荡模式可能由多种模式叠加而成, 不仅包含自身模式, 且含有机间模式甚至区域间模式, 同时不同时段发挥主导作用的模式也可能不同。

电力系统中对系统稳定性影响较大的是区间振荡模式, 因此只保留频率在 0.1~1 Hz 的 IMF 分量, 求取 EEMD 滤波后的各 IMF 分量的互相关系数, 如表 3 所示, 只列出较大值。由表 3 可以看出: imf4、imf5 的互相关系数最大, 计算 imf4、imf5 的能量权重比, 可知 imf5 能量权重最大, 为主导模式分量。

表 3 各 IMF 的互相关系数及信号能量统计结果

Table 3 Cross-correlation coefficient of IMF components and results of signal energy analysis

IMF 分量	互相关系数	能量权重比(%)
imf4	0.645 3	36.65
imf5	0.874 3	63.35

运用本文方法对该主导模式进行参数辨识, 其结果和矩阵束法计算结果如表 4 所示。

采用相同的方法对其他发电机相对于 1 号发电机的功角曲线进行主导模式识别, 结果如表 5 所示。

表 4 两种方法辨识结果

Table 4 Results identified by two methods

方法	频率/Hz	阻尼比
传统矩阵束法	0.775 5	0.010 4
本文方法	0.778 3	0.011 5

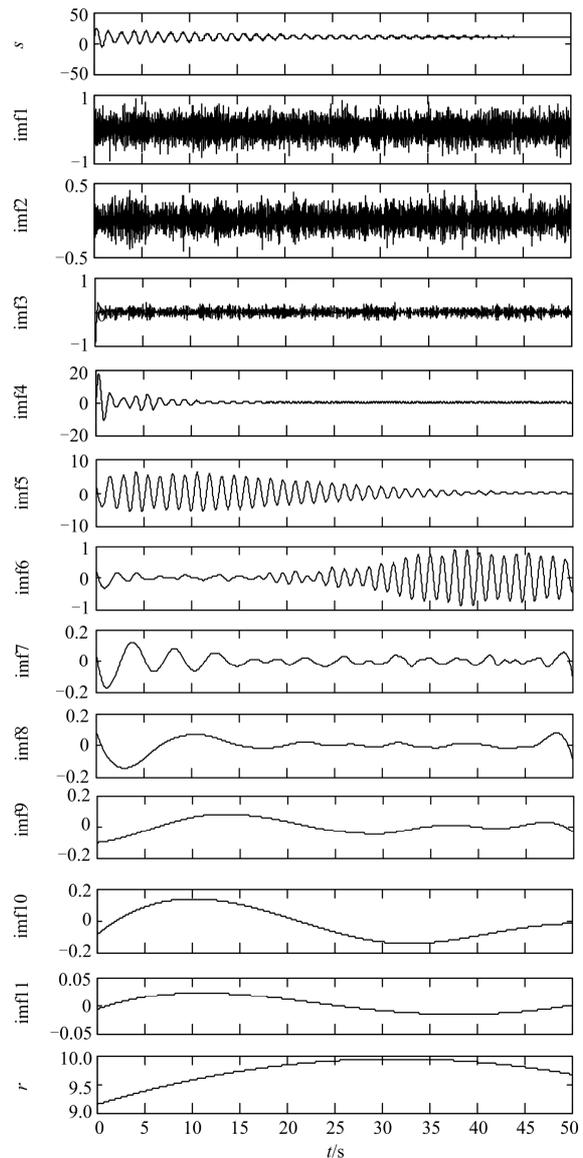


图 4 G7-G1 的功角曲线和 EEMD 分解结果

Fig. 4 Angle curve of G7-G1 and its EEMD results

为验证本文方法提取主导模式的有效性, 利用 PSASP 软件的小干扰稳定计算方法(QR 法)进行分析, 根据低频振荡的特点, 输出频率为 0.1~2.5 Hz、

机电回路相关比大于 1 的模式, 结果如表 6 所示。

由表 4~表 6 可知: 系统所有发电机组都参加了 0.77 Hz 的区间振荡模式, 该模式阻尼最弱、振幅较大, 是最主要的区间振荡模式, 对系统稳定性的影响也最大; 传统矩阵束算法识别的主导模态参数误差较大, 而本文方法与特征值分析法的分析结果更加接近, 具有良好的抗噪能力, 能够准确辨识出功角曲线的主导模式信息, 辨识精度较高, 进一步证明了在低信噪比时本文方法识别系统主导振荡模式的有效性。

表 5 其他发电机的辨识结果

Table 5 Identification results of other generators

机组 编号	传统矩阵束法		本文方法	
	频率/Hz	阻尼比	频率/Hz	阻尼比
G2	0.774 2	0.010 5	0.778 7	0.010 9
G3	0.785 3	0.015 4	0.776 5	0.011 8
G4	0.781 5	0.009 7	0.779 4	0.012 1
G5	0.772 8	0.012 2	0.777 9	0.011 1
G6	0.791 1	0.013 5	0.780 2	0.011 6
G8	0.768 7	0.014 1	0.776 0	0.012 3

表 6 PSASP 小干扰法特征值分析结果

Table 6 Analytic results of eigenvalue with PSASP

实部	虚部	频率/Hz	衰减 阻尼比(%)	机电回路 相关比
-5.781 5	14.485 2	2.305 4	37.069 6	1.165 7
-0.673 9	7.157 3	1.139 1	9.373 8	6.296 6
-0.911 5	10.348 6	1.647 0	8.773 6	9.140 6
-0.618 0	7.859 4	1.250 9	7.838 6	10.454 7
-0.792 4	11.473 3	1.826 1	6.890 0	12.588 9
-0.268 1	6.158 6	0.980 2	4.348 4	6.602 9
-0.054 9	4.885 4	0.777 5	1.123 1	12.313 4

3 结论

本文提出基于 EEMD 和矩阵束算法的低频振荡主导模式识别方法, 首先, 利用 EEMD 对非平稳、非线性信号进行了有效处理, 即将 EEMD 作为数据预处理手段, 克服了传统算法难以处理非线性信号的局限性, 既能有效地抑制噪声, 又能保留原始信号的信息; 然后利用互相关系数和信号能量权重比可以准确地剔除虚假分量, 并识别出含主导模式的 IMF 分量; 最后利用矩阵束算法辨识主导模态参数。仿真分析表明, 本文方法能够克服传统矩阵束算法在低信噪比时难以准确识别信号参数的缺点, 提高了矩阵束算法的辨识精度, 扩大了其应用范围, 是一种行之有效的低频振荡模式识别方法。

参考文献

- [1] 朱方, 赵红光, 刘增煌, 等. 大区电网互联对电力系统动态稳定性的影响[J]. 中国电机工程学报, 2007, 2(1): 1-7.
ZHU Fang, ZHAO Hongguang, LIU Zenghuang, et al. The influence of large power grid interconnected on power system dynamic stability[J]. Proceedings of the CSEE, 2007, 27(1): 1-7.
- [2] 项丽, 鲍颜红, 耿天翔, 等. 基于广域信息的发电机电压控制抑制区间低频振荡方法[J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(18): 18-22.
XIANG Li, BAO Yanhong, GENG Tianxiang, et al. Damping inter-area low frequency oscillations method for generator voltage control based on wide-area information[J]. Power System Protection and Control, 2015, 43(18): 18-22.
- [3] 周崇雯, 罗骏, 汪芳宗, 等. 基于不完全 S 变换的低频振荡可视化实时监测方法[J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(24): 63-68.
ZHOU Chongwen, LUO Jun, WANG Fangzong, et al. Visual real-time monitoring of low frequency oscillation based on incomplete S-transform[J]. Power System Protection and Control, 2015, 43(24): 63-68.
- [4] 李安娜, 吴熙, 蒋平, 等. 基于形态滤波和 Prony 算法的低频振荡模式辨识的研究[J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(3): 137-142.
LI Anna, WU Xi, JIANG Ping, et al. Research on identifying low frequency oscillation modes based on morphological filtering theory and Prony algorithm[J]. Power System Protection and Control, 2015, 43(3): 137-142.
- [5] 刘森, 赵书强, 于赞梅, 等. 基于小波预处理技术的低频振荡 Prony 分析[J]. 电力自动化设备, 2007, 27(4): 64-67.
LIU Sen, ZHAO Shuqiang, YU Zanmei, et al. Prony analysis of low frequency oscillation based on wavelet pretreatment technology[J]. Electric Power Automation Equipment, 2007, 27(4): 64-67.
- [6] 胡昊明, 郑伟, 徐伟, 等. Prony 和 HHT 算法在低频振荡在线辨识中的适用性比较[J]. 电力系统保护与控制, 2013, 41(14): 33-40.
HU Haoming, ZHENG Wei, XU Wei, et al. Comparison of the applicability of Prony and HHT algorithms for on-line identification of low-frequency oscillation[J]. Power System Protection and Control, 2013, 41(14): 33-40.
- [7] 李天云, 高磊, 赵妍. 基于 HHT 的电力系统低频振荡分析 [J]. 中国电机工程学报, 2006, 26(14): 24-30.

- LI Tianyun, GAO Lei, ZHAO Yan. Analysis of low frequency oscillations using HHT method[J]. Proceedings of the CSEE, 2006, 26(14): 24-30.
- [8] 李战明, 吕星, 邵冲. 电力系统低频振荡模式识别方法综述[J]. 电网与清洁能源, 2013, 29(11): 1-5.
- LI Zhanming, LÜ Xing, SHAO Chong. Review of methods for identification of power system low frequency oscillation mode[J]. Power System and Clean Energy, 2013, 29(11): 1-5.
- [9] 王宇静, 于继来. 电力系统振荡模态的矩阵束辨识法[J]. 中国电机工程学报, 2007, 27(19): 12-17.
- WANG Yujing, YU Jilai. Matrix pencil method of oscillation modes identification in power systems[J]. Proceedings of the CSEE, 2007, 27(19): 12-17.
- [10] 张亮, 张新燕, 王维庆. 基于改进多信号矩阵束算法的电力系统低频振荡识别[J]. 电力系统保护与控制, 2013, 41(13): 26-30.
- ZHANG Liang, ZHANG Xinyan, WANG Weiqing. Identification of low-frequency oscillations based on improved multi-signal matrix pencil algorithm[J]. Power System Protection and Control, 2013, 41(13): 26-30.
- [11] WU Zhaohua, HUANG N E. Ensemble empirical mode decomposition: a noise-assisted data analysis method[J]. Advances in Adaptive Data Analysis, 2009, 1(1): 1-41.
- [12] 汪颂军, 刘涤尘, 廖清芬, 等. 基于 EEMD-NExT 的低频振荡主导模式工况在线辨识与预警[J]. 电力自动化设备, 2014, 34(12): 111-116.
- WANG Songjun, LIU Dichen, LIAO Qingfen, et al. Online dominant mode identification and warning based on EEMD-NExT for low-frequency oscillation in operating conditions[J]. Electric Power Automation Equipment, 2014, 34(12): 111-116.
- [13] 刘海波, 赵宇凌. 集合经验模态分解的稳健滤波方法研究[J]. 振动与冲击, 2013, 32(8): 63-67.
- LIU Haibo, ZHAO Yuling. A method of robust filtering based on EEMD[J]. Journal of Vibration and Shock, 2013, 32(8): 63-67.
- [14] 周先春, 嵇亚婷. 基于 EEMD 算法在信号去噪中的应用[J]. 电子设计工程, 2014, 22(8): 12-14.
- ZHOU Xianchun, JI Yating. Method based on EEMD in signal de-noising[J]. Electronic Design Engineering, 2014, 22(8): 12-14.
- [15] 穆钢, 史坤鹏, 安军, 等. 结合经验模态分解的信号能量法及其在低频振荡研究中的应用[J]. 中国电机工程学报, 2008, 28(19): 36-41.
- MU Gang, SHI Kunpeng, AN Jun, et al. Signal energy method based on EMD and its application to research of low frequency oscillations[J]. Proceedings of the CSEE, 2008, 28(19): 36-41.
- [16] HUA Yingbo, SARKAR T K. Matrix pencil method for estimating parameters of exponentially damped/undamped sinusoids in noise[J]. IEEE Transactions on ASSP, 1990, 38(5): 814-824.
- [17] HUA Y, SARKAR T K. On SVD for estimating generalized eigenvalues of singular matrix pencil in noise[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1991, 39(4): 892-900.
- [18] 吴小钊, 管保安, 董姝言. 基于改进矩阵束的次同步振荡模态参数辨识方法研究[J]. 陕西电力, 2014, 42(3): 32-35.
- WU Xiaozhao, GUAN Baoan, DONG Shuyan. Subsynchronous oscillation modal parameter identification based on improved MP algorithm[J]. Shaanxi Electric Power, 2014, 42(3): 32-35.

收稿日期: 2015-07-23; 修回日期: 2015-12-28

作者简介:

雷强(1989-), 男, 硕士研究生, 研究方向为电力系统分析与控制; E-mail: 675706485@qq.com

刘光晔(1960-), 男, 博士, 教授, 博士生导师, 从事电力系统分析与控制、输变电技术、铁路牵引供电系统、电力系统继电保护研究。

(编辑 葛艳娜)