

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.191009

基于 APIT-MEMD 的电力系统低频振荡模式辨识新方法

张艳军¹, 殷翔翔², 葛延峰¹, 魏俊红³, 王长江²

(1. 国网辽宁省电力有限公司, 辽宁 沈阳 110006; 2. 东北电力大学电气工程学院, 吉林 吉林 132012;
3. 华电电力科学研究院有限公司东北分公司, 辽宁 沈阳 110167)

摘要: 传统多元经验模态分解(Multivariate Empirical Mode Decomposition, MEMD)在处理多信道量测信息时存在量测信道之间数据不平衡性及数据相关性导致的主导振荡模式辨识结果误差较大, 且模式混合现象未有效消除。提出了一种基于自适应投影多元经验模态分解(Adaptive-Projection Intrinsically Transformed Multivariate Empirical Mode Decomposition, APIT-MEMD)的电力系统主导振荡模式辨识方法。首先采用 APIT-MEMD 将含有振荡信息的多信道量测信息整体分解, 精确分离出各量测信道内含有振荡模式的固有模态函数(Intrinsic Mode Functions, IMF)信号。然后, 采用 Teager 能量判据甄选能表征主导振荡模式的 IMF 信号。进而, 采用希尔伯特黄变换(Hilbert-Huang Transform, HHT)实现对各 IMF 中所含主导振荡模式的频率和阻尼比估计。最后, 将所提方法应用到 IEEE-68 节点时域仿真算例和辽宁电网广域实测算例中进行分析验证, 结果表明所提方法的可行性和有效性。

关键词: 自适应投影多元经验模态分解; 固有模态函数; 希尔伯特黄变换; 振荡频率; 阻尼比

Low frequency oscillation mode estimation in power systems using adaptive-projection intrinsically transformed multivariate empirical mode decomposition

ZHANG Yanjun¹, YIN Xiangxiang², GE Yanfeng¹, WEI Junhong³, WANG Changjiang²

(1. State Grid Liaoning Electric Power Co., Ltd., Shenyang 110006, China;
2. School of Electrical Engineering, Northeast Electric Power University, Jilin 132012, China;
3. Northeast Branch, Huadian Electric Power Research Institute Co., Ltd., Shenyang 110167, China)

Abstract: The traditional Multivariate Empirical Mode Decomposition (MEMD) to estimate the dominant oscillation modes from measurements may have estimation errors caused by inter-channel imbalances and correlations, and mode mixing is still not effectively resolved. This paper proposes a new method based on Adaptive-Projection Intrinsically Transformed Multivariate Empirical Mode Decomposition (APIT-MEMD) to estimate the dominant oscillation modes from the measurements in a power system. The Intrinsic Mode Functions (IMF) signals with different oscillation mode scales in each measurement channel are accurately separated by APIT-MEMD; the critical IMF associated with the dominant oscillation mode are determined by the Teager energy operator; the Hilbert-Huang Transform (HHT) is applied to identify the oscillation frequency and damping ratio of the dominant oscillation mode contained in each IMF. The method is analyzed and validated by the IEEE-68 bus test system and the PMU data collected from the Liaoning Power Grid. The results validate the feasibility and effectiveness of the proposed method.

This work is supported by Science and Technology Project of State Grid Corporation of China (No. SGTYHT17-JS-199) and Science and Technology Project of State Grid Liaoning Electric Power Co., Ltd. (No. SGTYHT17JS201).

Key words: adaptive-projection intrinsically transformed multivariate empirical mode decomposition (APIT-MEMD); intrinsic mode functions; Hilbert-Huang Transform (HHT); oscillation frequency; damping ratio

0 引言

大区互联电网规模的日益扩大、远距离交直流

混合电网建设、大容量可再生能源发电的并网, 使得电力系统因阻尼不足导致的低频振荡现象成为制约电网可靠运行的关键因素之一^[1-6]。近年来, 同步相量量测单元(Phasor Measurement Unit, PMU)在特高压线路及关键节点的广泛应用、利用 PMU 所获取电网运行的实时信息来研究低频振荡问题越来越受到电网运行和研究人员的重视^[7-8]。采用量测信息分析主导振荡模式的核心是从所量测的信息中提取

基金项目: 国家电网有限公司科技项目资助(SGTYHT17-JS-199); 国网辽宁省电力有限公司科技项目资助(SGTYHT17JS201)
“辽宁电网利用广域量测系统提升电网安全稳定运行水平的技术研究”

能表征系统主导振荡模式的关键信息,进而辨识出主导振荡模式的振荡参数信息。该方法不受系统详细模型和参数的限制,辨识结果可真实有效地评估当前系统的动态稳定性^[9-11]。

当前,基于 PMU 量测信息的电力系统主导振荡模式辨识方法主要有 Prony 算法^[12]、测量信息相关性算法(Synchrophasor Measurement-based Correlation Approach, SMCA)^[13]、连续小波变换(Continuous Wavelet Transform, CWT)^[14]、模式匹配追踪法^[15]、经验模态分解法(Empirical Mode Decomposition, EMD)^[16]、信号相关性法^[17]、随机子空间识别法(Stochastic Subspace Identification, SSI)^[18]、Kalman 滤波^[19-20]等。Prony 算法应用已较为成熟,但该方法抗噪能力较弱^[12]; Kalman 滤波法计算效率高,能有效消除噪声对辨识结果的影响,但无法辨识振荡模式的阻尼系数^[19-20]。CWT 可有效辨识系统主导振荡模式的振荡参数信息,但采用 CWT 进行辨识时需要预设中心频率、带宽和伸缩因子等参数,其估计结果受参数的影响较大^[14]。

不同于传统小波变换方法,EMD 是一种不需要预设参数的完全自适应数据处理方法,能够有效从非平稳量测信息中逐次分离出若干具有不同尺度的 IMF 信号,进而通过 IMF 信号辨识所含的主导振荡模式^[21]。文献[16]采用 EMD 方法可从 PMU 实测信息中分离出能表征主导振荡模式的 IMF 信号,并借助信号能量法从 IMF 信号中识别出主导振荡模式的振荡参数信息。但 EMD 是一种单信道的模式辨识方法,辨识效率较低且结果受量测信道噪声和估计误差影响较大,无法对多信道的 PMU 实测信号进行整体识别^[22]。为此文献[22]采用 MEMD 方法以完成多信道量测信息的整体识别,该方法的核心思想是将输入信号在高维空间沿均匀分布的方向向量投影的策略进行分解操作,辨识结果表明 MEMD 方法不仅有效提高了辨识效率,且在一定程度上抑制了模式混合现象。但当量测信息差异性较大、量测信道的数据不均衡性与相关性较强时,基于均匀投影法的 MEMD 辨识结果存在较大误差且仍会出现模式混合现象。

为解决上述不足,本文采取一种基于 APIT-MEMD 的主导振荡模式辨识的方法。该方法在不增加投影方向向量数量前提下,根据量测信号自适应地改变投影方向向量分布,在不增加计算复杂度的同时有效抑制模式混合现象。首先通过 APIT-MEMD 将多信道的 PMU 量测信息自适应地分解为具有不同振荡模式尺度的 IMF 信号;然后采用 Teager 能量判据甄选能表征主导振荡模式的 IMF 信号;进一步

通过 HHT 对所甄选出能表征系统主导振荡模式的 IMF 信号进行瞬时振荡参数的估计;最后将本文方法应用到 IEEE-68 节点时域仿真算例与辽宁电网广域实测算例中进行分析 and 验证。

1 基于 APIT-MEMD 的量测信息分解原理

传统 EMD 方法是一种单信道的振荡模式识别方法,对于复杂的多信道量测信息只能对每个信道内的量测信息逐一辨识,辨识效率低且各信道内提取出的 IMF 信号数量和频率尺度不一致。为此 MEMD 在 EMD 的基础上将辨识信道进行扩展,首先将多信道 PMU 实测信号沿预先设定的方向向量进行投影,拟合出每个投影方向向量映射信号的上下包络线,进而得到所有包络线的均值完成多信道量测信息的均值估计,最后根据输入信号与均值逐次筛选出各信道内的 IMF 信号。在提高计算效率的同时,实现了各信道 IMF 信号数量和频率尺度的一致。MEMD 的分解效果取决于所选取投影方向向量的数量及其在高维空间的分布程度,所采用的 Hammersley 序列采样方法能在高维空间构建均匀分布的投影方向向量,但该方法投影方向向量的分布是预先设定的,与输入的量测信息无关。为此,本文改进 MEMD 的投影策略,提出了一种新的投影方案,根据输入量测信息的数量确定不同信道间信号的不平衡程度,进而自适应地改变投影方向向量的分布以获取更准确的均值,以有效改善传统 EMD 和 MEMD 出现的模式混合现象^[23-24]。

1.1 多信道量测信息自适应投影方向向量的建立

为构建自适应的投影方向向量,本节以超球面上的采样点作为投影方向向量的载体, n 维空间的一个投影方向向量用 $(n-1)$ 维超球面上的一个采样点来表示。因此,能够实现在 $(n-1)$ 维超球面获取自适应采样点集的预选方案,即可完成在 n 维空间构建自适应投影方向向量集。

本文的自适应投影方向向量集构建步骤如下:

1) 对多信道 PMU 量测信号 $s(t)$ 构建协方差矩阵 $C = E\{s^T(t)s(t)\}$ (其中 $E\{\cdot\}$ 是数学期望算子),通过对矩阵 $C = V\Lambda V^T$ 进行特征分解(其中矩阵 $V = [v_1, v_2, \dots, v_n]$ 是特征向量矩阵,对角矩阵 $\Lambda = [\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n]$ 是特征值矩阵)获取最大特征值 λ_1 及其与之相应的第一主成分特征向量 v_1 ,同时在 n 维空间构建一个方向与特征向量 v_1 完全相反的向量 $v_{01} = -v_1$ 。通过特征向量 v_1 和 v_{01} 确定多信道量测信息中不同信道间的不平衡程度最高的方向及其相反方向。

2) 利用标准 MEMD 的 Hammersley 序列采样法

在 n 维空间构建 K 个均匀分布的投影方向向量 $\{x^{\theta_k}\}_{k=1}^K$ 。

3) 构建与 v_1 和 v_{01} 强相关的自适应投影向量集 $\hat{x}_{v_1}^{\theta_k}$ 和 $\hat{x}_{v_{01}}^{\theta_k}$ [23-24]。

$$\hat{x}_{v_1}^{\theta_k} = \frac{x_{v_1}^{\theta_k} + \alpha v_1}{|x_{v_1}^{\theta_k} + \alpha v_1|} \quad (1)$$

$$\hat{x}_{v_{01}}^{\theta_k} = \frac{x_{v_{01}}^{\theta_k} + \alpha v_{01}}{|x_{v_{01}}^{\theta_k} + \alpha v_{01}|} \quad (2)$$

式中, α 表示不同信道间量测信号的不平衡程度, α 取值为[0,1]。

$\alpha=0$ 表示各信道之间不存在不平衡现象, 其投影方向向量的分布与标准 MEMD 的 Hammersley 序列采样法相同; 反之, $\alpha=1$ 表示各信道之间存在极高的不平衡度。因此可根据所提出的不同方案确定不同的 α 值, 综合电力系统 PMU 量测信号的特点及低频振荡的特性, 经大量测试结果表明: α 在 0.1~0.3 具有极佳的辨识效果。

图 1 给出了 $\alpha=0$ 时 Hammersley 序列采样的采

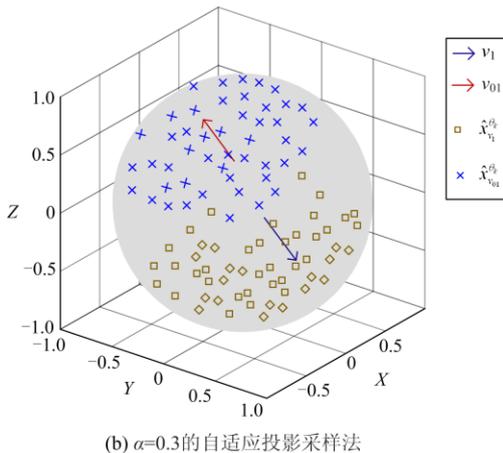
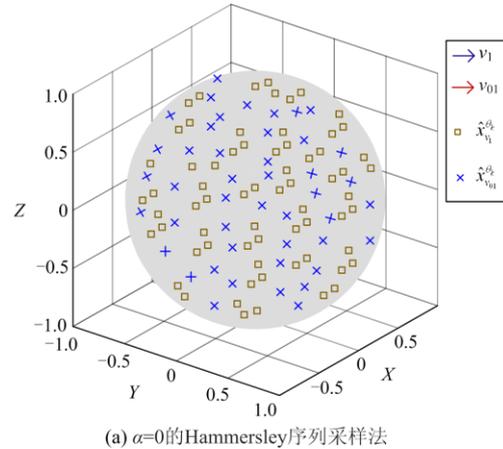


图 1 由不同 α 值控制采样点集的分布

Fig. 1 Distribution of sampling points set by different α values

样点集和 $\alpha=0.3$ 时自适应投影采样的采样点集在超球面上的分布, 以准确描述由不同 α 值控制的自适应投影方向向量集 $\hat{x}_{v_1}^{\theta_k}$ 和 $\hat{x}_{v_{01}}^{\theta_k}$ 在高维空间的分布。

1.2 含不同振荡模式的 IMF 信号筛选流程

本文中 APIT-MEMD 均值的估计与 IMF 信号的筛选具体步骤如下:

1) 首先根据 1.1 节所述在高维空间建立 K 个自适应投影方向向量 $\theta_k(k=1,2,\dots,K)$, 其中所设定的投影方向向量应远大于 PMU 量测信息的维数。

2) 将多信道 PMU 量测信息 $s(t)$ 分别沿 K 个自适应的投影方向向量进行投影, 获得 K 个投影方向向量的映射信号 p^k , 插值 p^k 的极值点得到信号包络线 $e^k(t)$, 实现多信道量测信息的均值 $m(t)$ 的计算。

$$m(t) = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \frac{1}{2} e^k(t) \quad (3)$$

3) PMU 量测信息 $s(t)$ 为多个振荡模式相互叠加的集合, 通过式(4)将量测信息 $s(t)$ 减去均值 $m(t)$ 可筛选出表征不同振荡模式的 IMF 信号。

$$x(t) = s(t) - m(t) \quad (4)$$

将 $s(t)-x(t)$ 的结果返回步骤2), 继续沿自适应方向向量集投影, 继续筛选 IMF 信号, 直至筛选停止。量测信息 $s(t)$ 可筛选出具有不同振荡尺度的 IMF 信号和一个剩余信号的集合, 即

$$s(t) = \sum_{i=1}^m x_i(t) + r(t) \quad (5)$$

式中: m 为量测信道内 IMF 信号的数量; $x_i(t)$ 和 $r(t)$ 分别为量测信道中的 IMF 信号和残余信号。

2 主导振荡模式的甄选及振荡参数的估计

PMU 量测信息为多个振荡模式相互叠加的集合, 其中振幅较大、阻尼比较小的振荡模式对动态稳定影响较大且能量比重大, 称为主导振荡模式。多信道 PMU 量测信息经 APIT-MEMD 方法筛选出的 IMF 信号中, 不仅存在能够表征主导振荡模式的 IMF 信号, 而且存在对主导振荡模式辨识无意义的虚假 IMF 信号, 本节以 Teager 能量算子为判断甄选出能够表征主导振荡模式的 IMF 信号。

量测信道内任意 IMF 信号离散能量算子为^[25]

$$\psi(n) = x^2(n) - x(n+1)x(n-1) \quad (6)$$

式中: $\psi(n)$ 是 IMF 第 n 个离散采样点的能量值; $x(n)$ 是第 n 个离散采样点值。

将 IMF 信号各采样点能量值 $\psi(n)$ 求和, 进而得到 IMF 信号的能量值 E 为

$$E = \sum_{n=1}^N \psi(n) \quad (7)$$

式中, N 为 IMF 信号离散采样点数。

通过甄选主导振荡模式的判据可知, 量测信道内相对能量值 E 大的 IMF 信号为系统的主导振荡模式。

进一步借助 HHT 方法能够对 IMF 信号进行高度局部化的时频表示, 将能表征系统主导振荡模式的 IMF 信号 $x(t)$ 进行 Hilbert 变换有^[26]

$$y(t) = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{x(\tau)}{t-\tau} d\tau \quad (8)$$

由式(8)可知, $y(t)$ 为 $x(t)$ 与 $1/\pi t$ 作卷积的结果, 基于卷积的 Hilbert 变换提供了更加平滑的信号变换, 将 $x(t)$ 和 $y(t)$ 组成解析信号 $z(t)$ ^[26]。

$$z(t) = x(t) + j y(t) = A(t) e^{j\varphi(t)+\theta} \quad (9)$$

$$A(t) = \sqrt{x(t)^2 + y(t)^2} \quad (10)$$

$$\varphi(t) = \arctan \frac{y(t)}{x(t)} \quad (11)$$

式中: $A(t)$ 是幅值函数; $\varphi(t)$ 是相位函数; θ 是初相角。

瞬时幅值函数式 $A(t)$ 可写为如式(12)形式。

$$A(t) = \Lambda e^{\alpha(t)} \quad (12)$$

式中: Λ 为幅值常数; $\alpha(t)$ 为 $A(t)$ 的时间特性。因此, 式(9)可以表示为

$$z(t) = A(t) e^{j\varphi(t)+\theta} = \Lambda e^{\alpha(t)+j\varphi(t)+\theta} \quad (13)$$

特征值能准确地表征系统振荡的频率特性和阻尼特性, 式(13)进一步采用特征值 $\lambda(t)$ 可表示为

$$z(t) = \Lambda e^{\lambda(t)t+\theta} = \Lambda e^{(\sigma(t)+j\omega(t))t+\theta} \quad (14)$$

式(14)中 $\lambda(t)$ 的实部 $\sigma(t)$ 和虚部 $\omega(t)$ 通过对 $A(t)$ 和 $\varphi(t)$ 求导得出。

$$\begin{cases} \sigma(t) = \frac{d\alpha(t)}{dt} = \frac{dA(t)/dt}{A(t)} \\ \omega(t) = \frac{d\varphi(t)}{dt} \end{cases} \quad (15)$$

频率 $f(t) = \omega(t)/2\pi$, 联立式(11)求解 $f(t)$, 可得瞬时振荡频率 $f(t)$ 为

$$f(t) = \frac{x(t)(dy(t)/dt) - y(t)(dx(t)/dt)}{2\pi(x^2(t) + y^2(t))} \quad (16)$$

根据定义, 瞬时阻尼比 $\zeta(t)$ 为

$$\zeta(t) = \frac{-\sigma(t)}{\sqrt{\sigma^2(t) + \omega^2(t)}} \quad (17)$$

联立式(15)和式(17)可得瞬时阻尼比 $\zeta(t)$ 为

$$\xi(t) = -\frac{dA(t)/dt}{A(t)} \bigg/ \sqrt{\left(\frac{dA(t)/dt}{A(t)}\right)^2 + \left(\frac{d\varphi(t)}{dt}\right)^2} \quad (18)$$

利用 HHT 算法良好的瞬时特性, 精确地估计出各 IMF 信号的瞬时振荡频率与瞬时阻尼比, 通过计算瞬时振荡参数的均值完成振荡模式辨识^[26]。

综上, APIT-MEMD 方法从 PMU 实测信号中识别出主导振荡模式的具体流程如下:

- 1) 从 PMU 中读取电网运行的实时状态信息。
- 2) 根据式(1)和式(2)改变传统均匀投影方案, 在高维空间建立 K 个自适应投影方向向量。
- 3) 将 PMU 量测信息沿 K 个自适应的投影方向向量投影, 逐次筛选出各量测信道内具有不同振荡模式尺度的 IMF 信号。
- 4) 计算各量测信道内具有不同振荡模式尺度 IMF 信号的能量值, 甄选能表征主导振荡模式的 IMF 信号。
- 5) 利用 HHT 算法对表征主导振荡模式的 IMF 信号进行振荡参数计算。

3 算例分析

针对本文所述模式辨识方法的可行性与有效性, 本节通过 IEEE-68 节点时域仿真算例与辽宁电网 PMU 实测算例对其进行分析和验证。

3.1 IEEE-68 节点时域仿真算例

图 2 为 IEEE-68 节点拓扑图, 首先利用特征值方法评估当前系统的小扰动稳定性, 表 1 给出了各机电振荡模式的振荡参数信息。进一步, 为验证所提模式辨识方法的准确性, 本节采用 DSATools 进

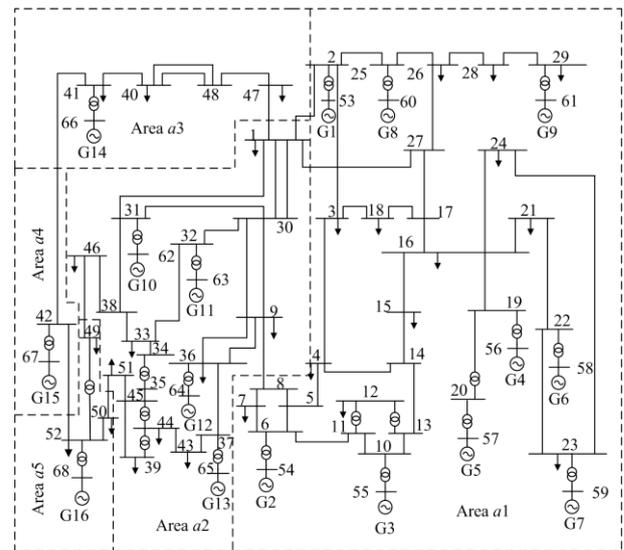


图 2 IEEE-68 节点测试系统拓扑图

Fig. 2 IEEE-68 bus test system

表 1 IEEE-68 节点系统特征值计算结果

Table 1 Dominant mode estimated by eigenvalue analysis

in IEEE 68-bus test system

模式	特征值	f/Hz	$\zeta/\%$
1	$-0.3594 \pm 2.175i$	0.346 3	16.299 3
2	$-0.3798 \pm 2.801i$	0.445 8	13.436 2
3	$-0.3614 \pm 3.592i$	0.571 7	10.010 9
4	$-0.4300 \pm 4.474i$	0.712 2	9.565 6
5	$-0.2500 \pm 5.445i$	0.866 7	4.586 0
6	$-0.2550 \pm 5.896i$	0.938 4	4.321 4
7	$-0.2906 \pm 6.427i$	1.023 0	4.514 2
8	$-0.2500 \pm 6.563i$	1.044 6	3.806 2
9	$-0.2500 \pm 7.015i$	1.116 5	3.561 3
10	$-0.2516 \pm 7.198i$	1.145 6	3.493 3
11	$-0.2501 \pm 7.679i$	1.222 2	3.253 8
12	$-0.2500 \pm 8.414i$	1.339 2	2.969 7
13	$-0.2500 \pm 8.632i$	1.373 8	2.894 8
14	$-0.2520 \pm 10.04i$	1.597 8	2.508 8
15	$-0.2500 \pm 13.10i$	2.086 3	1.906 9

行仿真分析, 0.1 s 时在支路 8-9 之间设置三相短路故障, 0.2 s 后清除故障, 仿真时长 30 s, 采样时间 0.01 s。将 G1 作为参考机, 各发电机相对功角曲线如图 3 所示。

将图 3 中 2~22 s 的相对功角信号作归一化处理, 对此时间窗口内的功角信号构建协方差矩阵, 并对矩阵特征分解求取第一主成分特征向量, 根据式(1)和式(2)在高维空间建立自适应的投影方向向量集, 其中 α 取值为 0.2。进一步, 将归一化后的多信道信号沿着自适应投影方向向量进行筛选操作, 提取出各量测信道内具有不同振荡模式尺度的 IMF 信号, 图 4 给出了经 APIT-MEMD 和 MEMD 对 G2 功角分解处理后的前 5 个 IMF 信号。

对比分析图 4 中不同方法得到的结果可知: APIT-MEMD 方法和 MEMD 方法均按频率尺度将待辨识的振荡信号分解为具有不同振荡模式尺度的 IMF 信号, 且两种方法筛选出同一振荡模式尺度的 IMF 信号波形总体一致; 随着筛选操作, IMF 信号变得稀疏、平稳, 频率也依次降低。

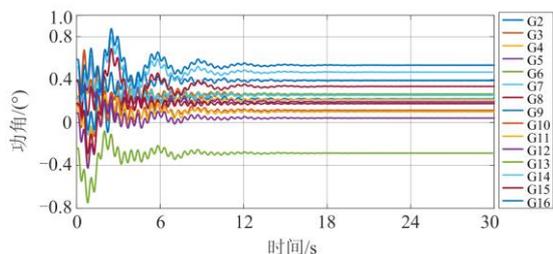
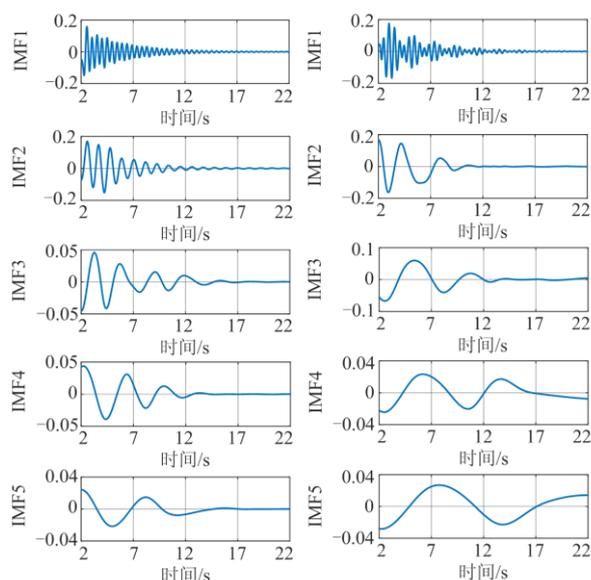


图 3 IEEE-68 节点系统相对功角曲线图

Fig. 3 Oscillation curves of relative power angles in IEEE-68 bus test system



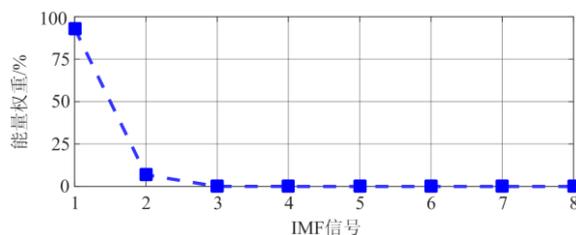
(a) 经 APIT-MEMD 得到的 IMF 信号 (b) 经 MEMD 得到的 IMF 信号

图 4 G2 功角信号通过 APIT-MEMD 和 MEMD 筛选出的 IMF 信号

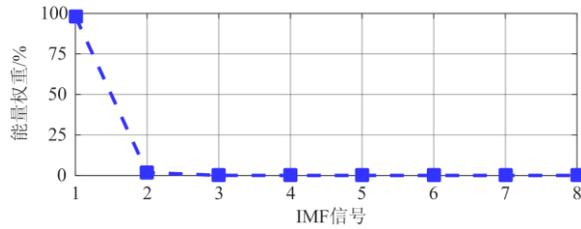
Fig. 4 IMF signals of power angle signals of G2 obtained by APIT-MEMD and MEMD

根据式(7)估计各量测信道内 IMF 信号的能量值大小, 进一步根据其能量占比大小确定能表征主导振荡模式的 IMF 信号。图 5 给出了 G2 和 G9 功角信号筛选出具有不同振荡模式尺度 IMF 信号能量权重的估计结果。

根据图 5(a)可知: G2 功角信号筛选出的各尺度 IMF 信号中, IMF1 能量占比 93.07%, IMF2 能量占比 6.89%, 其余尺度 IMF 信号能量权重均低于 0.03%, 表明 G2 功角信号筛选出 IMF1 与 IMF2 均是能表征系统主导振荡的 IMF 信号, 其余尺度的 IMF 信号作为噪声干扰信号予以剔除。同理, 通过图 5(b)可知: G9 功角信号筛选出 IMF1 是能表征系统主导振荡的 IMF 信号, 其能量占比 98.17%。通过计算图 3 中各功角信号筛选出具有不同振荡模式尺度 IMF 信号的能量权重可知: 能表征系统主导振荡模式的 IMF 信号是各功角信号提取出的 IMF1 和 IMF2 或只有 IMF1。



(a) G2 功角信号的 IMF 信号能量权重图



(b) G9功角信号的IMF信号能量权重图

图5 功角信号分解出各尺度 IMF 信号的能量权重图

Fig. 5 Relative energy of IMF signals extracted from generator power angles

由于低频振荡具有时变特性，可借助 HHT 算法的精确性以及良好的瞬时特性估计各量测信道中能表征系统主导振荡模式 IMF 信号的振荡频率与阻尼比，由于受估计误差和各量测信道中噪声的影响，各量测信道的估计结果不完全相同，为了能够准确地表征系统小干扰稳定的整体性，采用对每个信道内估计出的振荡参数结果求平均值的方法。辨识结果如表 2 所示。由表 2 可知：本文所提 APIT-MEMD 方法从图 3 功角信息中一共甄选出两组主导振荡模式，分别为振荡模式 1($f=2.0929$ Hz, $\zeta=1.8921\%$)和振荡模式 2($f=1.1123$ Hz, $\zeta=3.5535\%$)。表 2 同时给出了与特征值方法的对比结果，对比结果验证了所提主导振荡模式辨识方法的正确性。

表 2 本文方法与特征值分析的振荡模式辨识结果对比

Table 2 Dominant mode estimated by the proposed approach and eigenvalue analysis

主导模式	本文方法		特征值方法	
	f/Hz	$\zeta\%$	f/Hz	$\zeta\%$
模式 1	2.092 9	1.892 1	2.086 3	1.906 9
模式 2	1.112 3	3.553 5	1.116 5	3.561 3

进一步采用特征值估计结果作为参考值，表 3 分别提供了 EMD、MEMD 和 APIT-MEMD 的估计值和误差，通过对比分析可知：多信道的 MEMD 辨识精度均高于单信道的 EMD；本文所提 APIT-MEMD 的辨识精度均高于 MEMD 和 EMD，验证了本文所提 APIT-MEMD 方法具有极高的辨识精度。

PMU 量测信息通过 EMD、MEMD 和 APIT-MEMD 筛选出含有主导振荡模式的 IMF 信号应均为单一频率的信号。但由于各种算法本身存在的缺陷，均不能够完全地抑制 IMF 信号出现的模式混合现象，因此借助 HHT 方法估计能表征系统主导振荡模式 IMF 信号的瞬时振荡参数来表征信号的筛选效果和分离尺度。图 6 为 EMD、MEMD 和 APIT-

MEMD 筛选出能表征系统主导振荡模式 IMF 信号的瞬时振荡参数曲线。

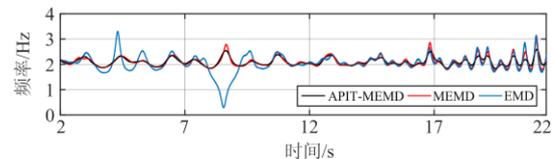
表 3 EMD、MEMD 与 APIT-MEMD 的辨识精度对比

Table 3 Identification accuracy compared with EMD,

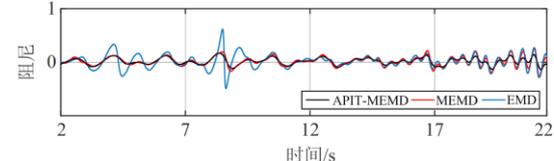
MEMD and APIT-MEMD

方法	参数		模式 1	模式 2
EMD	频率	估计值	2.109 8 Hz	1.158 1 Hz
		误差	1.126 4%	3.726 0%
	阻尼比	估计值	1.886 7%	3.614 1%
		误差	1.059 3%	1.482 6%
MEMD	频率	估计值	2.066 6 Hz	1.142 1 Hz
		误差	0.944 2%	2.292 9%
	阻尼比	估计值	1.890 3%	3.589 0%
		误差	0.875 7%	0.777 8%
APIT-MEMD	频率	估计值	2.092 9 Hz	1.112 3 Hz
		误差	0.316 3%	0.376 2%
	阻尼比	估计值	1.892 1%	3.553 5%
		误差	0.776 1%	0.219 0%

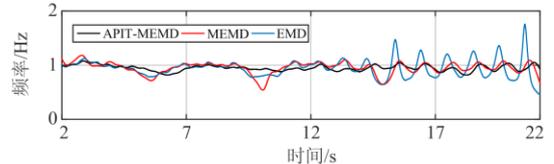
对比图 6 中不同方法的估计结果可知：传统 EMD 方法的瞬时振荡参数曲线出现的尖端较多，曲线波动较大，模式混合的程度较为严重；MEMD 方法与 EMD 方法相比，其瞬时振荡参数曲线波动较平缓，模式混合现象得到了明显的改善；而 APIT-MEMD 方法的瞬时振荡参数曲线变化幅度更小，更趋近于一条平滑的直线，表明本文所提 APIT-MEMD 方法能精确地从 PMU 实测信号中将表征主导振荡模式的 IMF 信号筛选出来，其自适应投影的策略能够有效地抑制 IMF 信号出现的模式混合现象。



(a) 主导振荡模式1的瞬时振荡频率



(b) 主导振荡模式1的瞬时阻尼



(c) 主导振荡模式2的瞬时振荡频率

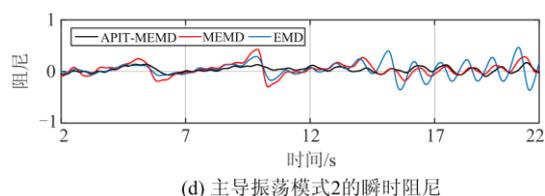
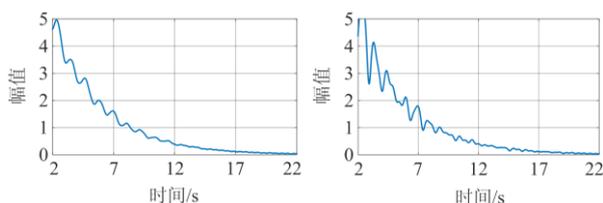


图 6 不同方法的瞬时振荡参数曲线对比

Fig. 6 Instantaneous oscillation parameters of dominant mode estimated by EMD, MEMD and APIT-MEMD

通过图 6(b)和图 6(d)可知, 瞬时阻尼曲线中会出现负值部分。主要是由于各种算法本身的固有缺陷造成的。如图 7 所示主导模式的瞬时幅值会出现上升部分, 图 7 中的增幅区间和图 6 中瞬时阻尼为负的区间相对应, 但幅值信号整体较为平缓地进行衰减, 作减幅振荡, 瞬时阻尼的均值结果能准确表征小扰动稳定的阻尼特性。



(a) APIT-MEMD 模式 1 的瞬时幅值 (b) MEMD 模式 1 的瞬时幅值

图 7 不同方法的瞬时幅值曲线

Fig. 7 Instantaneous amplitude of dominant mode 1 estimated by APIT-MEMD and MEMD

3.2 辽宁电网实测数据

IEEE-68 节点时域仿真算例证明了 APIT-MEMD 方法识别主导振荡模式的可行性, 本节以图 8 中 2018 年 2 月 1 日辽宁电网 PMU 设备获取的有功功率信息为例来识别系统的主导振荡模式, 以验证本文所提方法的实用性。图 8 中 4 条线路分别为: 程家站-渤海线、丹东北站-程家站线、丹东北站-海城线、金家站-吴屯线, 信号的采样频率是 50 Hz。

将图 8 中多信道的 PMU 实测有功功率信息做归一化处理, 对此时间窗口内有功功率信息构建协方差矩阵, 并求取第一主成分特征向量, 根据式(1)和式(2)在高维空间建立自适应投影方向向量集, 其中 α 取值为 0.2。将归一化后的多信道信号沿着自适应投影方向向量进行筛选操作, 提取出各量测信道内具有不同振荡模式尺度的 IMF 信号。

图 9 为程家站-渤海线有功功率信息通过 APIT-MEMD 方法提取出的各 IMF 信号。通过图 9 可知: 最先筛选出的 IMF 信号明显为高频分量, 通过式(19)可以确认 IMF1、IMF2、IMF3、IMF4 均为频率超

过 2.5 Hz 的高频 IMF 信号, 进一步根据式(7)估计出图 9 中各 IMF 信号的能量值如表 4 所示。综合表 4 可知: 这些高频分量虽然含有的能量权重较高, 但其频率已超过低频振荡所研究的范围。出现高频 IMF 信号的主要原因是由于图 8 中辽宁电网的 PMU

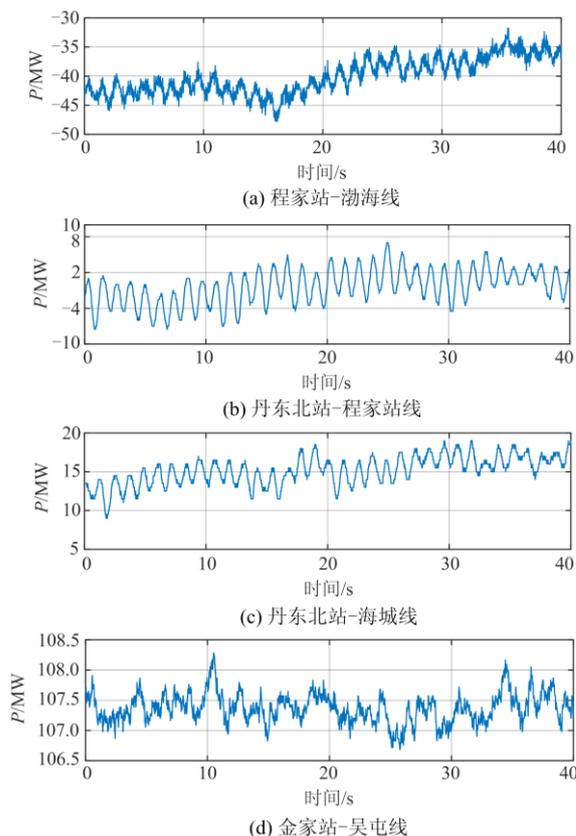
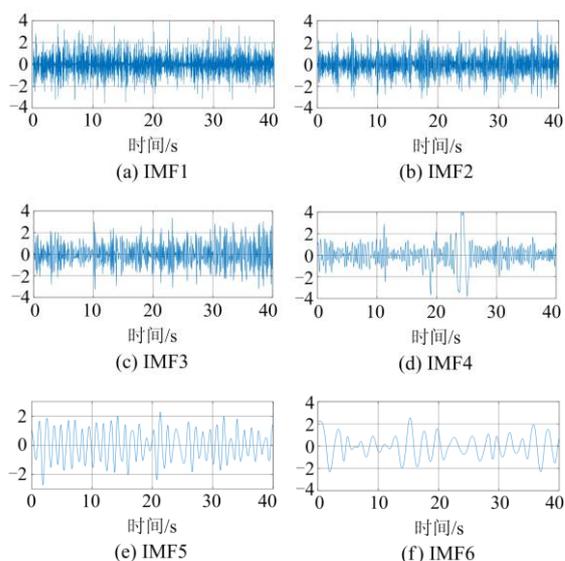


图 8 辽宁电网 PMU 实测有功功率

Fig. 8 Recorded field active power collected from PMUs in Liaoning Power Grid



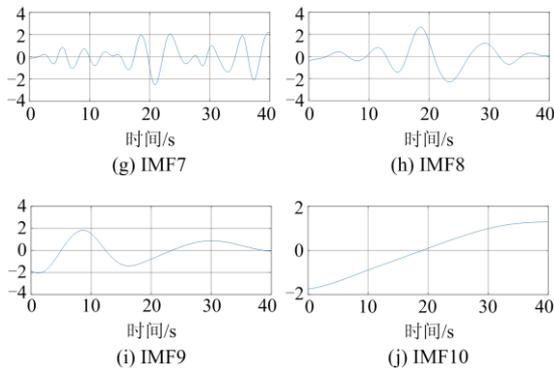


图9 程家站-渤海线有功功率分解的 IMF 信号

Fig. 9 IMF signals extracted from active power on Chengjia Station-Bohai Line by using the proposed method

表4 程家站-渤海线有功功率不同尺度 IMF 信号的能量值

Table 4 Relative of IMF signals for the active power on Chengjia Station-Bohai Line

IMF 信号	IMF1	IMF2	IMF3	IMF4	IMF5
能量值	4 498	3 391	691.30	3.663 8	0.618 6
IMF 信号	IMF6	IMF7	IMF8	IMF9	IMF10
能量值	0.044 5	0.002 9	1.91E-04	6.29E-05	4.93E-07

实测数据中含有较为丰富的噪声；其次系统并非只受小扰动而诱发的低频振荡影响，而受多种故障类型的组合影响。

同样以程家站-渤海线有功功率信息分解得到的 IMF 信号为例，将高频 IMF 信号剔除，进一步图 10 给出了其余尺度 IMF 信号能量权重估计结果。

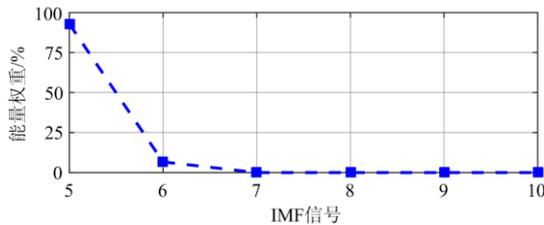


图10 程家站-渤海线有功功率不同尺度 IMF 信号能量权重
Fig. 10 Relative energy of IMF extracted from active power on Chengjia Station-Bohai Line

根据图 10 可得，IMF5 能量占比 92.85%，IMF6 能量占比 6.68%，其余尺度 IMF 信号的能量占比均低于 0.03%，表明程家站-渤海线有功功率信息筛选出的 IMF 信号中，IMF5 与 IMF6 均是能表征系统主导振荡模式的 IMF 信号，其余尺度的 IMF 信号作为噪声干扰信号予以剔除。同理，首先剔除其余线路有功功率信息分解出的高频 IMF 信号，进一步根据其能量占比大小确定能表征主导振荡模式的 IMF 信号。可以得出：能表征系统主导振荡模式的

IMF 信号是图 9 中 PMU 实测信息提取出的 IMF5 和 IMF6。

图 11 给出了利用 HHT 方法估计 APIT-MEMD 和 MEMD 分解出能表征系统主导振荡模式 IMF 信号的瞬时振荡参数曲线，其估计结果如表 5 所示。

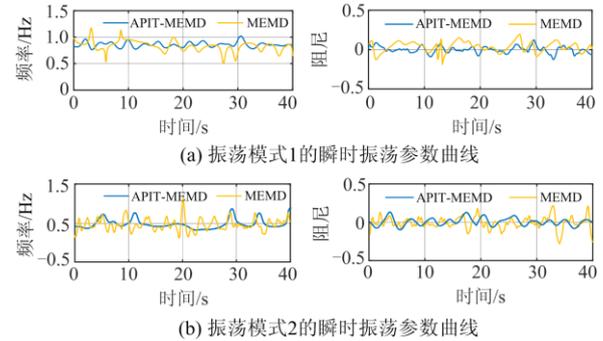


图 11 PMU 实测信息主导振荡模式的瞬时振荡参数曲线
Fig. 11 Instantaneous oscillation parameters of the dominant modes estimated from the PMU actual signal

表5 PMU 实测信息的振荡参数估计结果

Table 5 Dominant modes estimated from the field active power in Liaoning Power Grid

主导模式	IMF 信号	f/Hz	$\zeta/\%$
模式 1	IMF5	0.864 7	1.153 3
模式 2	IMF6	0.566 4	2.432 3

由表 5 可知：系统一共存在主导模式 1($f=0.864 7 \text{ Hz}$, $\zeta=1.153 3\%$)和主导模式 2($f=0.566 4 \text{ Hz}$, $\zeta=2.432 3\%$)两组主导振荡模式。进一步由图 11 可知，本文所提方法与传统 MEMD 的估计结果对比可得：APIT-MEMD 方法的瞬时振荡参数曲线波动较小，曲线出现的尖端较少，能够有效地抑制由传统均匀投影导致的模式混合现象。表明 APIT-MEMD 能精确地从复杂的 PMU 实测信号中提取出能表征系统主导振荡模式的 IMF 信号，其瞬时振荡参数变化曲线能有效地评估实际系统的小扰动稳定性。

4 结论

本文提出了基于 APIT-MEMD 的低频振荡主导振荡模式在线识别方法，并应用于 IEEE-68 节点时域仿真算例与辽宁电网广域实测算例中。相关分析结果表明：与传统均匀投影方案的 MEMD 方法相比，本文所提方法能够有效地在高维空间建立自适应的投影方向向量集，进而精确地从 PMU 实测信息里获取表征主导振荡模式的 IMF 信号；通过与 EMD 和 MEMD 的误差分析对比可知，本文所提方法的估计误差更小；通过与 EMD 和 MEMD 的主导

振荡模式瞬时振荡参数曲线对比可知, APIT-MEMD 方法能有效地抑制模式混合现象。

本文所提方法中 α 值的选取会影响投影方向向量集在高维空间的分布, 当 α 取值为 0.2 时, 与传统 MEMD 方法相比本文所提方法具有极佳的辨识效果。为进一步提高辨识精度, 下一步计划将根据 PMU 量测信息自动选择参数 α 。

参考文献

- [1] GOPAKUMAR P, MALLIKAJUNA B, REDDY M J B, et al. Remote monitoring system for real time detection and classification of transmission line faults in a power grid using PMU measurements[J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2018, 3(2): 159-168. DOI: 10.1186/s41601-018-0089-x.
- [2] 徐伟, 夏小琴, 赵静波, 等. 基于电气距离的低频振荡关联区域和模式类型识别[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 46(2): 24-30.
XU Wei, XIA Xiaoqin, ZHAO Jingbo, et al. Relevant zone and mode type identification based on electrical distance for low frequency oscillation[J]. Power System Protection and Control, 2018, 46(2): 24-30.
- [3] 王鹏达, 陈玉蛟, 周斌, 等. 广域电力系统稳定器参数的两阶段协调优化方法[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 46(18): 25-32.
WANG Pengda, CHEN Yujiao, ZHOU Bin, et al. A two-stage coordinated optimization method of WAPSS parameters[J]. Power System Protection and Control, 2018, 46(18): 25-32.
- [4] JIANG Tao, YUAN Haoyu, JIA Hongjie, et al. Stochastic subspace identification-based approach for tracking inter-area oscillatory modes in bulk power system utilizing synchrophasor measurements[J]. IET Generation, Transmission & Distribution, 2015, 15(9): 2409-2418.
- [5] 夏小军, 马红星, 顾秋斌, 等. 基于 RTDS 的电厂主变空充过程的仿真建模及功率振荡抑制策略[J]. 中国电力, 2018, 51(9): 101-109.
XIA Xiaojun, MA Hongxing, GU Qiubin, et al. Modelling and simulation of no-load transformer during power plant charging and mitigation strategy of power fluctuation based on RTDS[J]. Electric Power, 2018, 51(9): 101-109.
- [6] 徐雨哲, 徐政, 张哲任, 等. 基于 LCC 和混合型 MMC 的混合直流输电系统控制策略[J]. 广东电力, 2018, 31(9): 13-25.
XU Yuzhe, XU Zheng, ZHANG Zheren, et al. Control strategy of hybrid HVDC transmission system based on LCC and hybrid MMC[J]. Guangdong Electric Power, 2018, 31(9): 13-25.
- [7] 刘峰, 王卫玉, 陈启卷. 基于实时信号的水电机组轴承运行分析与诊断[J]. 广东电力, 2018, 31(10): 149-155.
LIU Feng, WANG Weiyu, CHEN Qijuan. Analysis and diagnosis on bearing operation of hydropower unit based on real-time signal [J]. Guangdong Electric Power, 2018, 31(10): 149-155.
- [8] 王旭东, 王高猛, 林济铿, 等. 基于 AMI 量测信息的低压配电网线路参数辨识方法[J]. 中国电力, 2019, 52(5): 63-69.
WANG Xudong, WANG Gaomeng, LIN Jikeng, et al. Method for parameter identification of LV distribution network based on AMI metering data[J]. Electric Power, 2019, 52(5): 63-69.
- [9] JIANG Tao, BAI Linqun, LI Guoqing, et al. Estimating inter-area dominant oscillation mode in bulk power grid using multi-channel continuous wavelet transform[J]. Journal of Modern Power Systems and Clean Energy, 2016, 4(3): 394-405.
- [10] CHEN Houhe, JIANG Tao, YUAN Haoyu, et al. Wide-area measurement-based voltage stability sensitivity and its application in voltage control[J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2017, 88: 87-98.
- [11] JIANG Tao, JIA Hongjie, YUAN Haoyu, et al. Projection pursuit: a general methodology of wide-area coherency detection in bulk power grid[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2016, 31(4): 2776-2786.
- [12] 朱先贤, 赵帅, 贾宏杰. 基于高阶累积量的改进 Prony 低频振荡辨识方法[J]. 电力系统及其自动化学报, 2017, 29(9): 1-8.
ZHU Xianxian, ZHAO Shuai, JIA Hongjie. Improved Prony method based on higher-order cumulant for low frequency oscillation detection[J]. Proceedings of the CSU-EPSS, 2017, 29(9): 1-8.
- [13] JIANG Tao, BAI Linqun, LI Fangxing, et al. Synchrophasor measurement-based correlation approach for dominant mode identification in bulk power systems[J]. IET Generation, Transmission & Distribution, 2016, 10(11): 2710-2719.
- [14] 李国庆, 王丹, 姜涛, 等. 基于递归连续小波变换的电力系统振荡模式辨识[J]. 电力自动化设备, 2016, 36(9): 8-16.
LI Guoqing, WANG Dan, JIANG Tao, et al. Power system oscillation mode identification based on recursive continuous wavelet transform[J]. Electric Power Automation Equipment, 2016, 36(9): 8-16.

- [15] JIANG Tao, JIA Hongjie, ZHAO Jinli, et al. Mode matching pursuit for estimating dominant modes in bulk power grid[J]. IET Generation, Transmission & Distribution, 2015, 8(10): 1677-1686.
- [16] 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 for research of low frequency oscillations[J]. Proceedings of the CSEE, 2008, 28(19): 36-41.
- [17] 李施, 丁仁杰. 一种基于信号相关性的低频振荡辨识方法[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 46(11): 46-54.
LI Shi, DING Renjie. An identification method for low-frequency oscillation based on signal correlation[J]. Power System Protection and Control, 2018, 46(11): 46-54.
- [18] JIANG Tao, MU Yunfei, JIA Hongjie, et al. A novel dominant mode estimation method for analyzing inter-area oscillation in China southern power grid[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2016, 7(5): 2549-2560.
- [19] PENG J C, NAIR N C. Enhancing Kalman filter for tracking ring down electromechanical oscillations[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2012, 27(2): 1042-1050.
- [20] NILANJAN R C, BALARKO C. Damping and relative mode-shape estimation in near real-time through phasor approach[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2011, 26(1): 364-373.
- [21] MANDIC D P, REHMAN N U, WU Z, et al. Empirical mode decomposition-based time-frequency analysis of multivariate signals: the power of adaptive data analysis[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2013, 30(6): 74-86.
- [22] HEMAKOM A, GOVERDOVSKY V, LOONEY D, et al. Adaptive-projection intrinsically transformed multivariate empirical mode decomposition in cooperative brain-computer interface applications[J]. Philosophical Transactions of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences, 2016, 374(2065): 1-15.
- [23] YUAN Rui, LÜ Yong, SONG Gangbing. Multi-fault diagnosis of rolling bearings via adaptive projection intrinsically transformed multivariate empirical mode decomposition and high order singular value decomposition[J]. Sensors, 2018, 18(4): 1210-1231.
- [24] 孙志鑫. 基于多元经验模态分解的电力系统低频振荡模式辨识[D]. 吉林: 东北电力大学, 2019.
- [25] 刘泽潮, 林建辉, 丁建明, 等. 变步长频率加权能量算子在轴承故障诊断中的应用[J]. 振动与冲击, 2019, 38(7): 86-92.
LIU Zechao, LIN Jianhui, DING Jianming, et al. Application of variable step frequency weighted energy operator in bearing fault diagnosis[J]. Journal of Vibration and Shock, 2019, 38(7): 86-92.
- [26] LAILA D S, MESSINA A R, PAL B C. A refined Hilbert-Huang transform with applications to inter area oscillation monitoring[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2009, 24(2): 610-620.

收稿日期: 2019-08-22; 修回日期: 2019-11-14

作者简介:

张艳军(1997—), 男, 博士, 高级工程师, 主要研究方向为电力系统安全稳定分析;

殷翔翔(1992—), 男, 硕士研究生, 研究方向为电力系统动态稳定、大电网的广域态势感知与运行控制; E-mail: yinxiangxiang@aliyun.com

王长江(1989—), 男, 通信作者, 博士研究生, 主要研究方向为柔性直流输电的控制和安全性分析、电力系统暂态稳定。E-mail: cjwangneepu@163.com

(编辑 魏小丽)