DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.190412

基于 MEMD 和 HHT 的电力系统低频振荡模式识别方法研究

葛维春[1]，殷祥翔[2]，葛延峰[1]，屈 超[1]，黄 鑫[1]，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)

摘要：提出了一种基于多元经验模态分解(Multivariate empirical mode decomposition, MEMD)和希尔伯特黄变换(Hilbert-Huang Transform, HHT)相结合的电力系统低频振荡模式辨识新方法。针对经验模态分解(Empirical Mode Decomposition, EMD)只适用于单通道模式辨识的局限性，以及存在模式混叠和辨识效率低的缺点，引入 MEMD 方法对多通道量测信号进行分解处理，获取各通道中表征不同频率尺度的固有模态函数(Intrinsic Mode Functions, IMF)分量，实现多通道量测信息的协同分解。在此基础上，引入 Teager 能量算子筛选出含主导振荡模式的关键 IMF。针对主导振荡模式在振荡过程的时变特性，借助 HHT 追踪各主导振荡模式的瞬时振荡频率和阻尼比。最后，通过 16 机 68 节点测试系统仿真数据和辽宁电网 PMU 实测数据对所提方法进行分析、验证。结果表明了所提方法的准确性和有效性。

关键词：低频振荡；多元经验模态分解；固有模态函数；主导振荡模式

Estimating low frequency oscillation mode in power systems using multivariate empirical mode decomposition and Hilbert-Huang transform

GE Weichun[1], YIN Xiangxiang[2], GE Yanfeng[1], QU Chao[1], HUANG Xin[1], WANG Changjiang[2]

(1. State Grid Liaoning Electric Power Supply CO., LTD., Shenyang 110006, China;
2. School of Electrical Engineering, Northeast Electric Power University, Jilin 132012, China)

Abstract: This paper proposes a new method to estimate the low frequency oscillation modes from synchrophasor measurements in power system by using Multivariate Empirical Mode Decomposition (MEMD) and Hilbert-Huang Transform (HHT). A multi-channel MEMD is proposed to suppress the influences of mode mixing caused by Empirical Mode Decomposition (EMD), and further enhance the computational efficiency of decomposing multiple measurements. In aid of the developed MEMD, the Intrinsic Mode Functions (IMF) with different frequency scales of different measurement channels are obtained and the critical IMF associated with the dominant oscillation mode are detected by the Teager energy operator. Owing to time-varying characteristics of the dominant oscillation modes, the instantaneous oscillation frequency and instantaneous damping ratio of each dominant oscillation mode are tracked by HHT. The proposed approach is analyzed and verified by using the simulation data from the 16-generator 68-bus test system as well as the field measurements from Phasor Measurement Units of Liaoning Power Grid. The results show the accuracy and effectiveness of the proposed method.

This work is supported by Science and Technology Program of State Grid Corporation of China (No. SGTYHT17-JS-199) and Science and Technology Project of State Grid Liaoning Power Supply CO., LTD (No. SGTYHT17JS201).

Key words: low frequency oscillation; multivariate empirical mode decomposition; intrinsic mode functions; dominant oscillation modes

0 引言

随着电网规模不断扩大、高渗透率可再生能源并网、超远距离交直流系统互联，电力系统已越来越接近其稳定极限运行，而由系统弱阻尼诱发的低频振荡问题已成为威胁电网安全稳定运行的重要因素之一[1-5]。因此，快速、准确地辨识出系统主导振荡模式对电力系统安全稳定评估具有十分重要的学术和工程研究价值[6]。

目前，电力系统低频振荡辨识主要分为：基于

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)

模型的特征值分析方法和基于实测信号的模式辨识方法[7]。特征值分析方法是研究电力系统低频振荡的传统方法，其原理是将电力系统非线性微分代数方程在给定稳定平衡点处线性化，计算线性化后的系统状态矩阵的特征值及其特征向量，然后再根据特征值和特征向量计算系统主导振荡模式的振荡频率、阻尼比、振荡模态等动态参数[8-9]。该方法简单、有效，能计算出系统所有机电振荡模式及其动态参数，为电网的调度运行以及规划设计提供理论参考[6]。但随着电网规模不断扩大，该方法计算所得系统状态矩阵的阶数将不断增加，其计算速度已成为限制基于模型的特征值分析方法广泛应用的重要因素，因此该方法多用于离线分析[7]。

随着同步相量测量单元(Phasor Measurement Unit, PMU)在电网大规模配置，通过 PMU 采集电网的实时运行数据来分析电力系统低频振荡已成为研究电力系统动态稳定性的重要方法[8]。与特征值分析方法不同，该方法完全基于量测数据进行系统主导振荡模式的辨识，其核心是通过从 PMU 采集的实时数据中筛选出与主导振荡模式强相关的信息，进而辨识其振荡参数[10]。目前，基于 PMU 实测数据的电力系统低频振荡模式辨识方法主要有 Prony 算法[11]、小波变换法[12]、Teager-Kaiser 能量算子方法[13]、结合 EMD 的信号能量法[14-15]、卡尔曼滤波[16]、随机子空间识别(Data-SSI)算法[17]、基于同步相量测量的相关方法(SMCA)[18]等。其中 Prony 算法应用最为广泛，Prony 假设系统的量测信息是多个振荡模式相互叠加的线性组合，通过求解表征系统量测信息的线性多项式即可获取该量测通道中所含有的各主导振荡模式的振荡信息，该方法适用于处理基于非时变量测信号的主导振荡模式辨识[11]。然而，在实际电网中，由于系统负荷具有时变波动性，因而电力系统功率振荡过程具有时变特征，因此 Prony 方法不适用于处理此类具有时变特征的非平稳振荡信号[11]。为此，文献[13]利用线性滤波器(Linear filter Decomposition, LDF)分解实测信号，计算每个信道的能量，根据信道中心频率对滑动的非重叠数据块进行模态分析，该方法对时变量测信息具有较强的自适应性，且能准确辨识和跟踪主导振荡模式的瞬时幅值和瞬时频率，但未计算出主导振荡模式的阻尼比。为解决时变量测信息阻尼比辨识的不足，文献[14]结合经验模态分解能量法，对 PMU 采集的功角信号进行 EMD 分解，获取可能含有系统主导振荡模式的 IMF 分量，然后根据各 IMF 能量权重的大小提取出与主导振荡模式强相关的 IMF 分量，并采用信号能量法辨识主导振荡模式的振荡频率和阻尼比。该方法能够有效地从 PMU 实测信息中辨识出主导振荡模式，但 EMD 算法只能实现单通道辨识，辨识结果仅局限于该量测通道中的输入信号，无法实现多通道协同辨识[19]。

针对 EMD 算法只能单通道辨识的局限性，本文提出了一种能够实现多通道量测信息协同辨识的 MEMD 算法，获取多个量测通道的 IMF 分量，该算法不仅提高了电力系统主导振荡模式辨识的效率，而且可考虑各量测通道数据的交互影响[19-20]，实现电力系统小扰动稳定整体、全面地协同评估；在此基础上，引入 Teager 能量算子判据筛选出含主导振荡模式的关键 IMF 分量，以避免 PMU 实测数据中噪声分量对辨识结果的影响[21]；然后，借助 HHT 具有追踪主导振荡模式的瞬时振荡频率和瞬时阻尼比特性，观测振荡频率和阻尼比变化曲线，对瞬时振荡参数求均值估计出系统主导振荡模式的振荡参数[22-23]。最后，通过 16 机 68 节点系统仿真数据和辽宁电网实测数据对本文所提方法进行分析与验证。

1　MEMD 算法原理

MEMD 算法是一种适用于处理多元量测信息的数据处理新方法，它是在 EMD 基础上，将辨识通道由一维扩展为多维，在提高辨识效率的同时实现数据之间的交互融合，实现多元 PMU 实测信号的整体协同辨识。

1.1　d 维空间方向向量集的建立

MEMD 采用将多元量测信息在 d 维空间沿方向向量集投影的方式获取多元信号的映射，通过求取每个映射信号包络线的均值估计出多元信号的局部均值。在 d 维空间构建方向向量集前，需首先建立一个(d−1)维超球面，理论上，(d−1)维超球面属于 d 维空间。d 维空间的一个方向向量可以定义为：d 维空间中原点到空间中某一点的方向向量，同样可以用(d−1)维超球面的球心到超球面上某一采样点的方向向量来表示。为能够在超球面上获得更加均匀分布的采样点集，本文采用低差异的哈默斯利序列采样法进行均匀采样，其具体采样原理及过程如下。

将每个非负整数 k 用一个素数 p 表示为

$$k = a_0 + a_1 p + a_2 p^2 + \cdots + a_r p^r \tag{1}$$

式中，a_i 是属于区间[0, p−1]内的整数。

定义一维 Halton 序列 Φ_p 为

$$\Phi_p(k) = \frac{a_0}{p} + \frac{a_1}{p^2} + \frac{a_2}{p^3} + \cdots + \frac{a_r}{p^{r+1}} \tag{2}$$

式中，$k=0,1,2,\cdots,m-1$，m，为一维哈默斯利采样点数。

定义 d 为采样空间的维数，则 d 维空间的第 k 个低差异哈默斯利采样点为

$$\left(\frac{k}{n},\Phi_{p1}(k),\Phi_{p2}(k),\cdots,\Phi_{pd-1}(k)\right) \tag{3}$$

式中：$p_1<p_2<p_{d-1}$；n 为采样点集数。

由于三维及其高维空间可视化较为困难，为此本节以在二维超球面建立均匀分布的低差异的哈默斯利采样点集为例，在三维空间建立均匀分布的方向向量集，首先根据式(3)生成 2 维采样点集平面。

$$\left(\frac{k}{n},\Phi_{p1}(k)\right)\quad k=0,1,2,\cdots,n-1 \tag{4}$$

式中：坐标轴 k/n 的取值范围为[0,1]；坐标轴 $\Phi_{p1}(k)$ 的取值范围为[0,1]。

根据式(6)，将二维平面线性缩放到圆柱体侧面，此时圆柱体内切二维超球面。其中圆柱的底面半径为 1，高为 2，采样点集均匀分布在单位圆柱体侧面，缩放原理如式(5)和式(6)所示。

$$\left(\frac{k}{n},\Phi_{p1}(k)\right)\rightarrow(\phi,t) \tag{5}$$

$$(\phi,t)\in[0,2\pi)\times[-1,1] \tag{6}$$

式中：ϕ 的取值范围为[0,2π]；t 的取值范围为[−1,1]。

根据式(6)获取圆柱体侧面的采样点集，将 n 个采样点沿轴心线径向投影到二维超球面上，得二维超球面的采样点集，图 1 为低差异的哈默斯利序列采样法在二维超球面生成的采样点集。

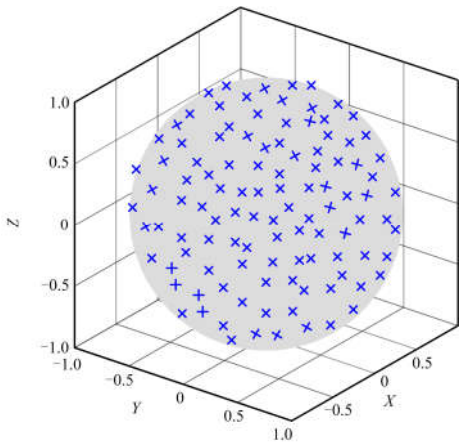


图 1 低差异序列生成的二维超球面采样点集

Fig. 1 Two-dimensional hypersphere point sets generated by using a low-discrepancy Hammersley sequence

由图 1 可知：采样点集均匀分布在超球面上，而超球面上采样点集的数量及其分布决定了 MEMD 局部均值估计的精确性，低差异的哈默斯利序列采样法能通过确定性公式降低计算成本且生成均匀分布的采样模式[24]，能较准确地估计出多元信号的局部均值。

1.2 MEMD 的多元局部均值估计

输入多元 PMU 实测信号 $s(t)$，将 $s(t)$沿 n 个方向向量投影，获取每个方向向量上多元信号的映射 $p^{\theta_q}(q=1,2,\cdots,n)$。找到映射信号的极大值点和极小值点，插值映射信号的极值点拟合出上、下包络线 $e_1^{\theta_q}(t)$ 和 $e_2^{\theta_q}(t)$，通过求取包络线的均值估计出多元映射信号的局部均值 $m(t)$。

$$m(t)=\frac{1}{n}\sum_{q=1}^{n}\frac{1}{2}\left(e_1^{\theta_q}(t)+e_2^{\theta_q}(t)\right) \tag{7}$$

1.3 多元 IMF 分量的提取

将原始信号 $s(t)$减去局部均值提取第一个 IMF 分量。

$$h(t)=s(t)-m(t) \tag{8}$$

若 $h(t)$满足多元 IMF 筛选准则[19]，将 $h(t)$作为第一个 IMF 分量保存，$s(t)-h(t)$的结果作为新的多元输入信号继续提取 IMF 分量；若 $h(t)$不满足多元 IMF 筛选准则，将 $h(t)$作为新的多元输入信号 $s(t)$重新投影。直至满足 MEMD 筛选停止准则，则判定分解迭代结束。

多元 IMF 筛选准则：当根据式(8)提取出 $h(t)$分量的包络线均值为零且极大值点与极小值点数目相差小于 1 时，$h(t)$可作为一个 IMF 分量保存。但在复杂的实际工程中，很难完全满足上述判别条件，故通过建立判别函数 $g(t)$，根据经验，若式(10)中判别函数 $g(t)$取值在 0.2~0.3 之间时，则将式(8)中的 $h(t)$作为一个 IMF 分量保存，否则将 $h(t)$重新投影迭代[25]。

$$\lambda(t)=\frac{1}{n}\sum_{q=1}^{n}\left|e^{\theta_q}(t)-m(t)\right| \tag{9}$$

$$g(t)=\left|\frac{m(t)}{\lambda(t)}\right| \tag{10}$$

式中，$e^{\theta_q}(t)$ 为第 q 个映射信号的均值。

MEMD 算法迭代停止准则：MEMD 算法通过插值映射信号的极值点，拟合出信号包络来筛选 IMF 分量。如果映射信号极值点的个数小于两个，则无法拟合出信号包络线，即判定 MEMD 算法迭代结束。则多元量测信息 $s(t)$可分解为表征不同频率尺度的 IMF 分量和剩余分量的集合，其表达式为

$$s(t)=\sum_{j=1}^{m}\sum_{i=1}^{l}\left(h_{ji}(t)+r_j(t)\right) \tag{11}$$

式中：m 表示信号的量测通道；l 表示各通道中的 IMF 个数；$h_{ji}(t)$表示 j 通道中第 i 个 IMF；$r_j(t)$表示各通道中的剩余分量。MEMD 算法的具体流程如图 2 所示。

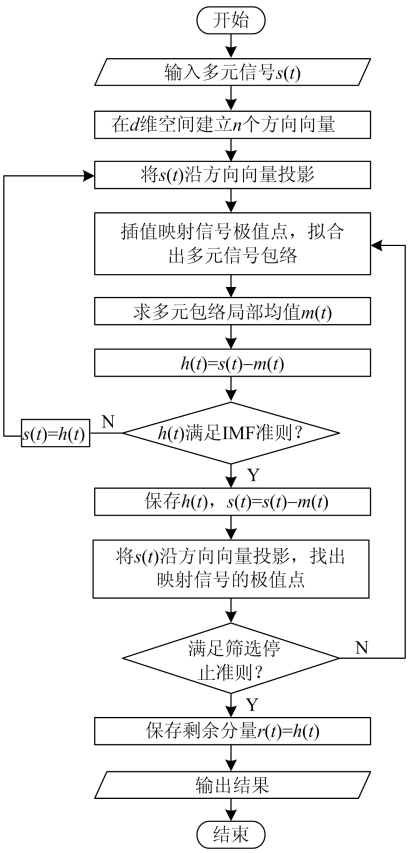


图 2 MEMD 算法流程图

Fig. 2 Flow chart of MEMD

2　基于 HHT 的主导振荡模式辨识

2.1 含主导振荡模式的关键 IMF 筛选

理论上，经 MEMD 算法分解产生的每个 IMF 分量都是单频信号且能表征系统的一个振荡模式。但由于算法本身存在误差以及输入信号中的噪声干扰，会产生一些和系统主导振荡模式无关的 IMF 分量。其中主导振荡模式对系统的稳定性影响大且相对能量较高，可采用能量判据甄别出含主导振荡模式的关键 IMF 分量[15]。为此，本节引入 Teager 能量算子计算各通道中不同频率尺度 IMF 分量的能量值及能量权重，进而筛选出含主导振荡模式的关键 IMF 分量。

每一个 IMF 分量都可以用一个频率为 f，幅值为 A 的信号 $x(t)$表示，其离散形式 x_n 的表达式为

$$x_n = A\cos\left(n\Omega+\phi\right) \tag{12}$$

式中：$\Omega=2\pi f/f_s$，f_s 为采样频率；ϕ 为初相角。

选取信号 x_n 中连续的三个采样点构建方程组

$$\begin{cases} x_n = A\cos\left(n\Omega+\phi\right) \\ x_{n-1} = A\cos\left[\left(n-1\right)\Omega+\phi\right] \\ x_{n+1} = A\cos\left[\left(n+1\right)\Omega+\phi\right] \end{cases} \tag{13}$$

将式(13)中 3 个方程联立可得

$$A^2\sin^2(\Omega) = x_n^2 - x_{n+1}x_{n-1} \tag{14}$$

当 f_s 足够大时，Ω 趋近于 0，根据洛必达法则可得 $\sin(\Omega)=\Omega$。可得出每个离散点的能量值 ψ 为

$$\psi_n = A^2\Omega^2 = x_n^2 - x_{n+1}x_{n-1} \tag{15}$$

对 IMF 离散点的能量值 ψ 累加求和，各通道中不同频率尺度的 IMF 能量权重计算公式为

$$M(i) = \frac{\sum_{n=2}^{z-1}\left(x_n^2 - x_{n+1}x_{n-1}\right)}{\sum_{i=1}^{l}\sum_{n=2}^{z-1}\left(x_n^2 - x_{n+1}x_{n-1}\right)} \tag{16}$$

式中：z 表示每个 IMF 的采样点数；l 表示各通道中的 IMF 个数；$M(i)$表示第 i 个 IMF 分量在该通道的能量权重。

系统中与主导振荡模式强相关的 IMF 分量的能量权重大，因此根据 M 值的大小可甄别出含主导振荡模式的关键 IMF 分量。进一步再利用 HHT 算法的精确性以及能准确表征振荡时变性的优点[22]，估计主导振荡模式的振荡频率和阻尼比。

2.2 主导振荡模式的振荡频率与阻尼比估计

对于一个连续信号 $x(t)$即含某一主导振荡模式的关键 IMF 分量，对其进行 Hilbert 变换有

$$y(t) = \frac{1}{\pi}p\int_{-\infty}^{+\infty}\frac{x(\tau)}{t-\tau}\mathrm{d}\tau \tag{17}$$

式中，P 为柯西主值积分[20]，将 $x(t)$和 $y(t)$构成信号 $z(t)$。

$$z(t) = x(t) + \mathrm{j}\,y(t) = A(t)\mathrm{e}^{\mathrm{j}\phi(t)} \tag{18}$$

$$A(t) = \sqrt{x(t)^2 + y(t)^2} \tag{19}$$

$$\phi(t) = \arctan\frac{y(t)}{x(t)} \tag{20}$$

式中：$A(t)$为随时间变化的幅值函数；$\phi(t)$为随时间变化的相位函数。

根据定义，瞬时角频率 $\omega(t)$是相位 $\phi(t)$ 对时间的导数，而瞬时频率 $f(t)=\omega(t)/2\pi$，因而可得瞬时频率的表达式为

$$f(t) = \frac{1}{2\pi}\frac{\mathrm{d}\phi(t)}{\mathrm{d}t} \tag{21}$$

将式(20)代入式(21)，可得到瞬时频率 $f(t)$的表达式为

$$f(t)=\frac{x(t)\left(\mathrm{d}y(t)/\mathrm{d}t\right)-y(t)\left(\mathrm{d}x(t)/\mathrm{d}t\right)}{2\pi\left(x^2(t)+y^2(t)\right)} \tag{22}$$

$z(t)$中随时间变化的幅值函数 $A(t)$可以用一个幅值常数 Λ 和与之对应的时间特性 $\mathrm{e}^{\theta(t)}$表示，同时$z(t)$也可用特征值的形式表示。则$z(t)$可表示为

$$\begin{cases} z(t)=A(t)\mathrm{e}^{\mathrm{j}\phi(t)}=\Lambda\mathrm{e}^{\theta(t)+\mathrm{j}\phi(t)} \\ z(t)=\Lambda\mathrm{e}^{\lambda t}=\Lambda\mathrm{e}^{(\sigma+\mathrm{j}\omega)t} \end{cases} \tag{23}$$

其中特征值的实部描述主导模式的阻尼特性，虚部描述主导模式的频率特性，特征值的实部和虚部可通过对幅值函数和相位函数求导得出。

$$\begin{cases} \sigma=\dfrac{\mathrm{d}\theta(t)}{\mathrm{d}t}=\dfrac{\mathrm{d}A(t)/\mathrm{d}t}{A(t)} \\ \omega=\dfrac{\mathrm{d}\phi(t)}{\mathrm{d}t} \end{cases} \tag{24}$$

结合特征值方法的阻尼比求解公式联立式(24)求解，可得阻尼比ζ的计算公式为

$$\zeta=-\frac{\mathrm{d}A(t)/\mathrm{d}t}{A(t)}\Bigg/\sqrt{\left(\frac{\mathrm{d}A(t)/\mathrm{d}t}{A(t)}\right)^2\Bigg/\left(\frac{\mathrm{d}\phi(t)}{\mathrm{d}t}\right)^2} \tag{25}$$

通过 HHT 算法能够估计出每个 IMF 分量所对应的系统主导振荡模式的瞬时频率和瞬时阻尼比。瞬时频率的变化曲线是刻画信号分解效果的有效方法，瞬时频率曲线越接近一条直线，表征信号分解效果越好，越接近于单频信号。进而通过对瞬时振荡参数求均值来估计主导模式的振荡频率和阻尼比。

2.3 模式辨识流程

综上所述，本文基于 MEMD 和 HHT 的电力系统低频振荡模式辨识的整体算法流程如下：

1) 通过 PMU 设备获取电网运行的实时数据，包括发电机的转子角、联络线的有功功率和频率等。

2) 将多通道 PMU 实测数据经 MEMD 算法分解，获取每个通道中的 IMF 分量。

3) 引入 Teager 能量算子计算各通道中不同频率尺度 IMF 分量的能量值及能量权重，筛选出含主导振荡模式的关键 IMF 分量。

4) 采用 HHT 估计各通道中关键 IMF 分量所对应的主导振荡模式的振荡频率和阻尼比，并对同一振荡模式下各通道的辨识结果求均值。

3　算例分析

为验证本文所提模式辨识方法的准确性和有效性，本节分别以 16 机 68 节点系统仿真数据和辽宁电网 PMU 实测数据为例进行仿真分析，以验证所提方法的准确性和有效性。

3.1 16 机 68 节点仿真系统

16 机 68 节点系统拓扑结构如图 3 所示，该系统一共分为 5 个区域，其中位于区域 1 内的发电机是 G1、G2、G3、G4、G5、G6、G7、G8 和 G9；位于区域 2 内的发电机是 G10、G11、G12 和 G13；位于区域 3、4、5 内的发电机分别是 G14、G15 和 G16[7]。

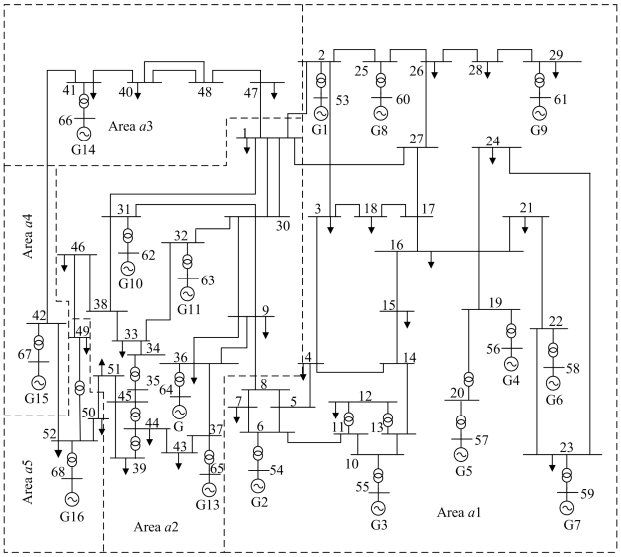


图 3 16 机 68 节点测试系统图

Fig. 3 16-machine 68-bus test system

3.1.1 特征值分析结果

采用特征值分析方法分析系统的小扰动稳定，计算系统状态矩阵的特征值获取振荡模式的振荡频率和阻尼比如表 1 所示。

表 1 16 机 68 节点测试系统振荡模式的特征值分析结果

Table 1 Dominant mode estimated by eigenvalue analysis in 16-machine 68-bus test system

模式	特征值	f/Hz	ζ/%
1	−0.359 2 ± 2.174i	0.346 1	16.301 2
2	−0.379 8 ± 2.801i	0.445 8	13.435 7
3	−0.361 5 ± 3.590i	0.571 4	10.019 4
4	−0.430 0 ± 4.474i	0.712 2	9.565 3
5	−0.250 0 ± 5.445i	0.866 7	4.586 5
6	−0.255 0 ± 5.893i	0.937 9	4.323 1
7	−0.290 4 ± 6.425i	1.022 6	4.496 3
8	−0.250 0 ± 6.563i	1.044 6	3.806 5
9	−0.250 0 ± 7.012i	1.116 0	3.566 3
10	−0.251 6 ± 7.208i	1.147 1	3.488 4
11	−0.250 0 ± 7.681i	1.222 5	3.190 2
12	−0.250 0 ± 8.414i	1.339 2	2.969 7
13	−0.250 0 ± 8.632i	1.373 8	2.894 8
14	−0.251 9 ± 10.03i	1.596 3	2.510 6
15	−0.250 0 ± 13.10i	2.086 2	1.907 0

由表 1 的特征值分析结果可知：该系统共有 15 个振荡模式，其中 4 个为区域间振荡模式，11 个为局部振荡模式。区域间振荡模式的阻尼比均大于 9.5%，说明振荡能够较快地被抑制；而所有局部振荡模式阻尼比的最小值为 1.9070%，最大值也仅为 4.5865%，说明局部振荡模式处于弱阻尼状态，运行调度人员需要采取相关控制策略以抑制局部振荡带来的风险。

3.1.2 多通道固有模态函数的提取与辨识

为验证本文所提方法的可行性，本节通过 PSS/E 仿真软件进行时域仿真分析，设置故障为 0.1 s 在母线 46 与母线 49 之间支路发生三相短路故障，0.2 s 后切除故障。以发电机 G1 为参考机，其他各发电机组相对发电机 G1 的转子角信号作为量测输入信号，16 台发电机共有 15 组相对转子角信号，采样时间为 0.01 s，仿真时间为 50 s，图 4 为发生故障后各发电机组相对转子角摇摆曲线。

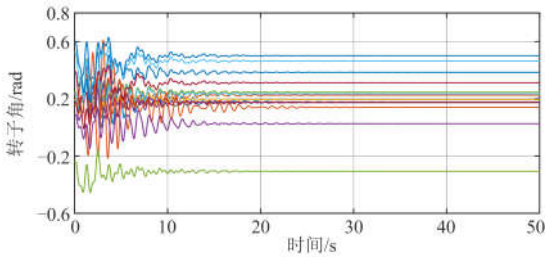


图 4 16 机 68 节点测试系统发电机转子角摇摆曲线图

Fig. 4 Oscillation curves of rotor angles in 16-machine 68-bus test system

以图 4 中前 20 s 的多通道振荡信号作为本文所提方法的输入，首先根据式(7)估计出输入信号的局部均值，进一步根据式(8)计算各量测通道内的 $h(t)$ 函数，若判别函数 $g(t)$取值为 0.2~0.3，可将 $h(t)$作为一个 IMF 分量保存，依次类推，MEMD 方法可将多通道振荡信号逐次分解为含有不同振荡模式的 IMF 分量。以 G2 发电机转子角信号为例，分别采用 EMD 和 MEMD 对其分解，获取表征不同频率尺度的 IMF 分量，结果如图 5 所示。由图 5 分解结果可知：MEMD 算法和 EMD 算法均按照频率的尺度筛选 IMF 分量；最先分解出的 IMF 分量频率最高；随着每次分解迭代，频率依次降低，所包含的振荡信息变少。

引入 Teager 能量算子计算各量测通道中不同频率尺度 IMF 分量的能量值及能量权重。图 6 为 G2 发电机转子角信号分解出各尺度 IMF 分量的能量权重图。由图 6 可知：IMF1 的能量权重为 88.56%，IMF2 的能量权重为 11.10%，IMF1 和 IMF2 的能量权重明显高于其他 IMF 的能量权重。根据 Teager

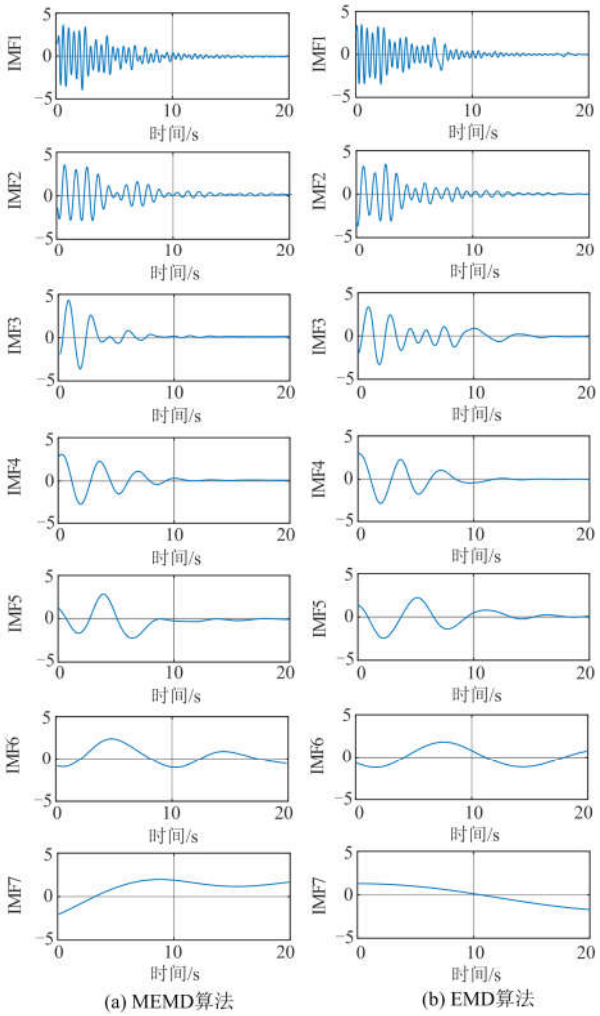


图 5 G2 发电机转子角的 IMF 分量对比图

Fig. 5 IMFs with respect to rotor angle of G2 extracted by MEMD and EMD

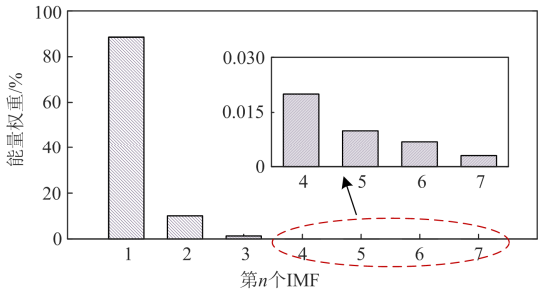


图 6 G2 发电机转子角信号的各 IMF 分量能量权重图

Fig. 6 Relative energy of IMFs for G2

能量算子判据可知，能量权重高的 IMF 分量对应系统的主导振荡模式，由此可得：在 G2 发电机转子角信号中提取出两个与主导振荡模式强相关 IMF 分量即 IMF1 和 IMF2，将其他 IMF 分量作为含虚假振荡模式的 IMF 予以筛除。同理，引入 Teager

能量算子计算其他各量测通道中不同尺度 IMF 的能量权重，并提取出与主导振荡模式强相关的 IMF 分量，可以得出：与主导振荡模式强相关的 IMF 分量均为各量测通道中的 IMF1 或 IMF1 和 IMF2。

图 4 中所有发电机转子角信号分解出的 IMF1 和 IMF2 如图 7 和图 8 所示。通过图 7 可知所有 IMF1 信号的波动幅度较大，振荡的频率较大，且波形大致相同。对比图 7 和图 8 可知：所有 IMF2 较 IMF1 波形变得较为平滑，振荡的频率变小。由此可得：在含主导振荡模式的 IMF 分量筛选过程中，所有量测通道中同一尺度下的 IMF 分量波形大致相同；最先筛选出的 IMF 分量振荡频率较大，所包含的相对能量较高；随着筛选迭代，振荡频率变小，所包含的相对能量变小。

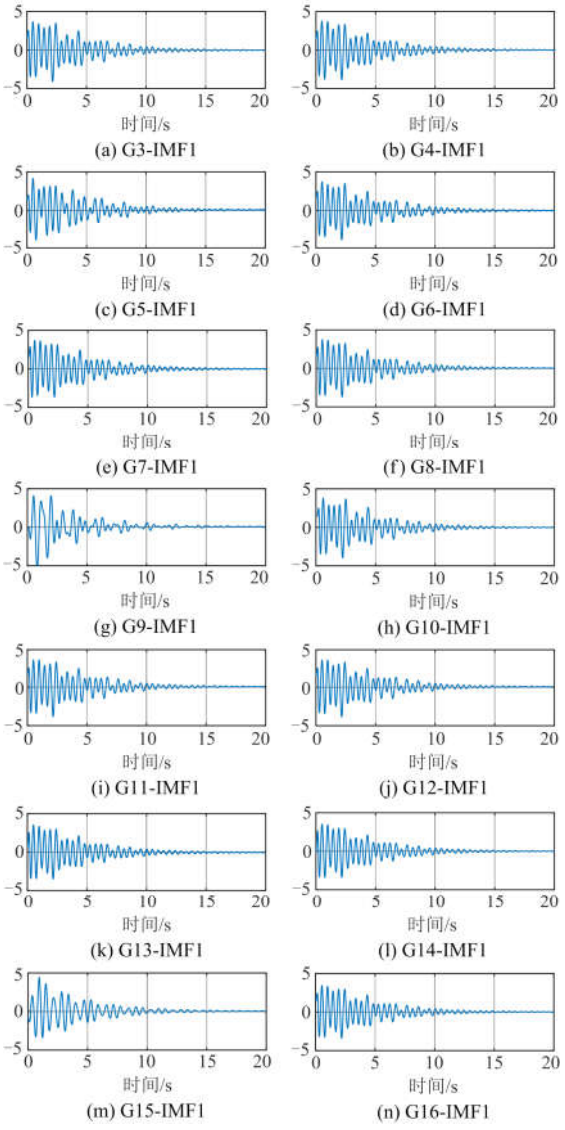


图 7 所有发电机转子角信号提取的 IMF1

Fig. 7 IMF1 extracted from all the rotor angles in 16-machine 68-bus test system

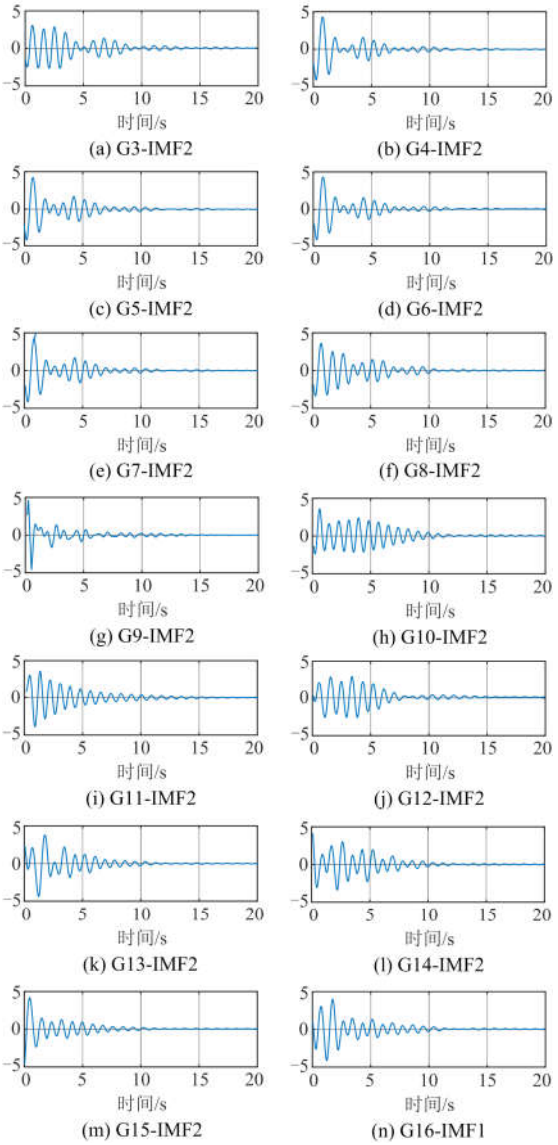


图 8 所有发电机转子角信号提取的 IMF2

Fig. 8 IMF2 extracted from all the rotor angles in 16-machine 68-bus test system

根据式(22)和式(25)估计图 7 和图 8 中 IMF 分量的瞬时振荡频率和瞬时阻尼比，并对瞬时参数求均值，表 2 为所有发电机转子角信号辨识出的振荡参数结果。通过表 2 可知：同一振荡模式下的每台发电机辨识出的振荡参数会存在一定误差，比如 G2 发电机主导模式 1 的振荡频率为 2.104 9 Hz 与 G3 发电机主导模式 1 的振荡频率 1.994 8 Hz 相差较大。因此，辨识结果采用对同一振荡模式中的振荡参数求均值的方法，根据辨识结果可以得出：G2、G3、G4、G5、G6、G7、G8、G10、G11、G12、G13、G14、G15 和 G16 发电机转子角信号中辨识出的 IMF1 同属于振荡模式 1，该模式的振荡频率和阻尼

比分别为 2.066 6 Hz 和 1.8903%；G9 发电机转子角信号辨识出的 IMF1 为振荡模式 2，该模式的振荡频率和阻尼比分别为 1.597 7 Hz 和 2.4725%；G2、G3、G4、G5、G6、G7、G8、G11 和 G12 发电机转子角信号辨识的 IMF3 同属于振荡模式 3，该模式的振荡频率和阻尼比分别为 1.152 1 Hz 和 3.4490%。综上可得：线路 46-49 故障一共激发出系统中的 3 组主导振荡模式。

表 2 系统主导振荡模式辨识结果

Table 2 Dominant modes estimated from the rotor angle of each generator

G	模式 1		模式 2		模式 3	
	f/Hz	ζ/%	f/Hz	ζ/%	f/Hz	ζ/%
G2	2.104 9	1.872 8	—	—	1.140 1	3.280 4
G3	1.994 8	1.888 8	—	—	1.146 1	3.500 1
G4	2.014 4	1.851 6	—	—	1.139 5	3.453 3
G5	2.087 3	1.917 7	—	—	1.167 3	3.562 2
G6	2.068 9	1.892 3	—	—	1.160 2	3.450 5
G7	2.046 5	1.901 1	—	—	1.156 8	3.302 3
G8	2.091 1	1.902 3	—	—	1.163 0	3.500 1
G9	—	—	1.597 7	2.472 5	—	—
G10	2.083 3	1.905 6	—	—	—	—
G11	2.087 5	1.867 7	—	—	1.146 1	3.562 2
G12	2.056 6	1.910 0	—	—	1.150 0	3.430 1
G13	2.069 8	1.875 6	—	—	—	—
G14	2.065 4	1.889 7	—	—	—	—
G15	2.074 6	1.907 3	—	—	—	—
G16	2.087 4	1.882 3	—	—	—	—
均值	2.066 6	1.890 3	1.597 7	2.472 5	1.152 1	3.449 0

3.1.3 MEMD 和 EMD 辨识精度对比

对比表 1 中采用特征值分析结果可知，本文所提模式 1、模式 2 和模式 3 的辨识结果与特征值分析结果中的模式15(f=2.086 2 Hz、ζ=1.9070%)，模式 14(f=1.596 3 Hz 、 ζ=2.5106%) 和 模 式 10(f=1.1471 Hz、ζ=3.4884%)相近。以特征值结果为参考值，表 3 给出了 EMD 算法和 MEMD 算法的辨识结果误差，验证本文所提方法的辨识精度。

表 3 EMD 算法和 MEMD 算法估计结果对比

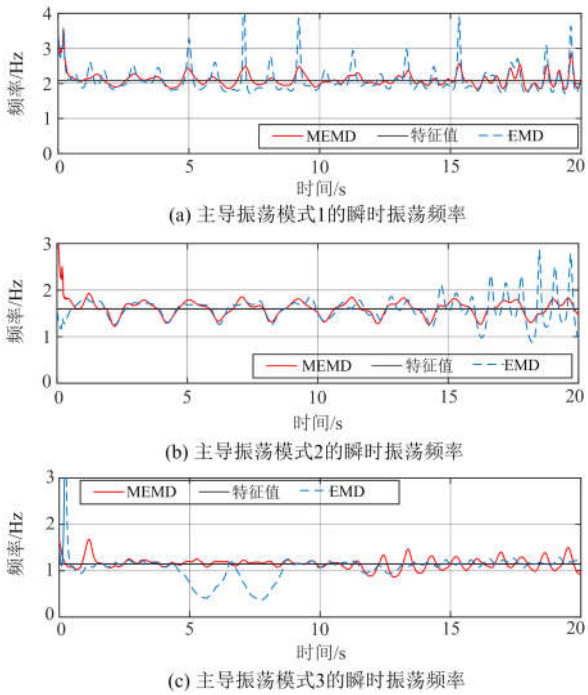
Table 3 Estimated dominant modes compared with EMD and MEMD

方法	参数		模式 1	模式 2	模式 3
EMD	频率	估计值/Hz	2.109 8	1.598 3	1.158 1
		误差/%	1.131 2	0.125 3	0.958 9
	阻尼比	估计值/%	1.886 7	2.454 6	3.594 1
		误差/%	1.064 5	2.230 5	3.030 0
MEMD	频率	估计值/Hz	2.066 6	1.597 7	1.152 1
		误差/%	0.939 5	0.087 7	0.435 9
	阻尼比	估计值/%	1.890 3	2.472 5	3.449 0
		误差/%	0.875 7	1.151 8	1.129 5

表 3 中两种算法的辨识结果均采用对各量测通道的辨识结果求均值的方式，通过表 3 可得：EMD 算法每个模式振荡频率的估计误差分别为 1.1312%、0.1253%和 0.9589%，MEMD 算法的估计误差为 0.9395%、0.0877%和 0.4359%；EMD 算法每个模式阻尼比的估计误差分别为 1.0645%、2.2305%和 3.0300%，MEMD 算法的估计误差为 0.8757%、1.1518%和 1.1295%。通过表 3 中计算结果对比可得：EMD 和 MEMD 都能够有效地从量测数据中辨识出系统的主导振荡模式；两种算法的辨识结果都在误差允许的范围内，且两种算法都具有较高的辨识精度；与 EMD 相比，本文所提 MEMD 算法在振荡模式辨识中具有更高的辨识精度。

3.1.4 MEMD 分解能力分析

理论上，EMD 算法和 MEMD 算法提取出的 IMF 分量都是单频信号，但是实际筛选迭代出的 IMF 分量可能会存在模式混叠现象。利用 HHT 可估计出 IMF 分量每个离散采样点的瞬时振荡频率和瞬时阻尼比，IMF 分量的瞬时振荡参数变化曲线越平滑，出现的尖端越少，则说明该方法抑制模式混叠的能力越强。以特征值计算结果作为参考，验证 EMD 和 MEMD 的分解能力和分解效果，图 9 给出了 3 个含主导振荡模式的关键 IMF 分量的瞬时振荡频率变化曲线。



(a) 主导振荡模式1的瞬时振荡频率

(b) 主导振荡模式2的瞬时振荡频率

(c) 主导振荡模式3的瞬时振荡频率

图 9 主导振荡模式的瞬时振荡频率对比图

Fig. 9 Instantaneous oscillation frequency of dominant mode estimated by MEMD and EMD

通过图 9 中 MEMD 算法与 EMD 算法对比可得：MEMD 算法筛选出的主导振荡模式的瞬时振荡频率曲线波动幅度小，出现的尖端较少且模式混叠部分较少，IMF 分量更接近于单频信号。说明在量测信号分解能力上 MEMD 算法比 EMD 算法分解效果更好。图 10 给出了 3 个含主导振荡模式的关键 IMF 分量的瞬时阻尼变化曲线，图 11 给出了 MEMD 算法和 EMD 算法模式 1 的幅值变化曲线。

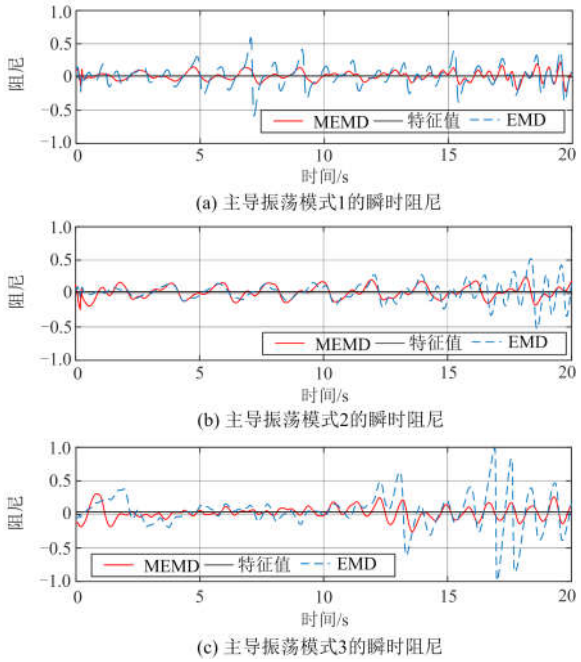


图 10 主导振荡模式的瞬时阻尼对比图

Fig. 10 Instantaneous damping of the dominant mode estimated by MEMD and EMD

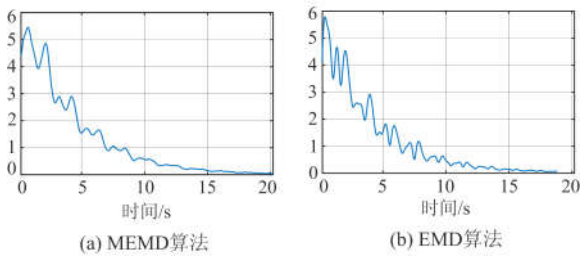


图 11 主导振荡模式 1 的瞬时幅值对比图

Fig. 11 Instantaneous amplitude of dominant mode 1 estimated by MEMD and EMD

通过图 10 的阻尼变化曲线也可得出 MEMD 算法比 EMD 算法分解信号的效果好。其中阻尼比表征幅值的衰减特性，若阻尼比为负值表示系统作增幅振荡。图 11 中幅值曲线中的上升部分对应于图 10 中瞬时阻尼出现负值的部分，但整体趋势是作减幅振荡，说明系统趋于稳定状态。

3.2 辽宁电网 PMU 实测数据

上一节以 16 机 68 节点系统仿真算例验证了本文所提基于 MEMD 和 Hilbert-Hung 变换的电力系统主导振荡模式辨识方法的有效性，本节进一步以辽宁电网三条联络线上 PMU 实测有功功率信号为例，验证本文所提方法辨识系统主导振荡模式的实用性。其中三条联络线分别为：东北.丹东北站−丹海二线、东北.金家站−金吴 Y 线、东北.程家站−程渤 2 线。将 2018/02/01_09: 58: 45.0 到 2018/02/01_09:59:25.0 的有功功率信号作为辨识信号，其中采样时间为 0.02 s。三条线路的有功功率信号如图 12 所示。

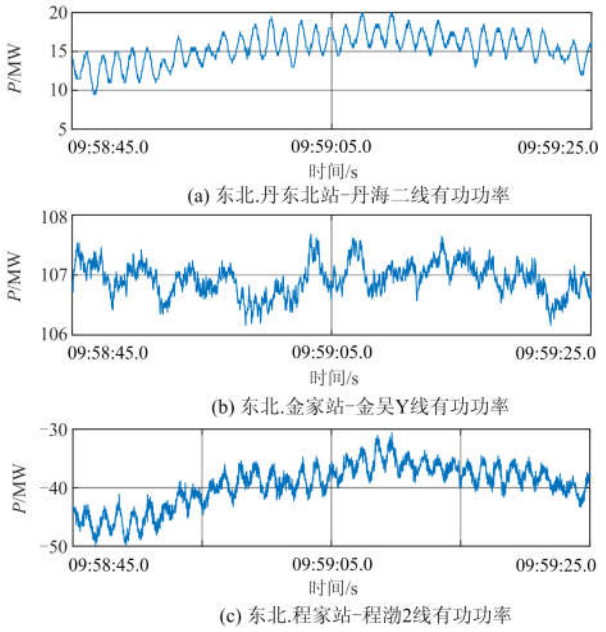
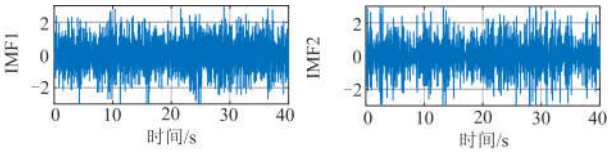


图 12 辽宁电网 PMU 实测有功功率

Fig. 12 Recorded field active power collected from PMUs in Liaoning Power Grid

将图 12 的三组有功功率信号归一化，将归一化后的有功功率信号经 MEMD 算法分解，一共可得 3×10 个 IMF 分量。其中东北.丹东北站−丹海二线 40 s 的有功功率信号分解出的 IMF 分量波形如图 13 所示。表 4 给出了 Teager 能量算子计算的东北.丹东北站−丹海二线有功功率信号分解出每个 IMF 分量能量值。根据式(22)计算出 IMF1、IMF2、IMF3、IMF4 的频率均超过 2.5 Hz，由于低频振荡的振荡频率范围为 0.2 ~2.5 Hz，因此它们不属于低频振荡的研究范围。



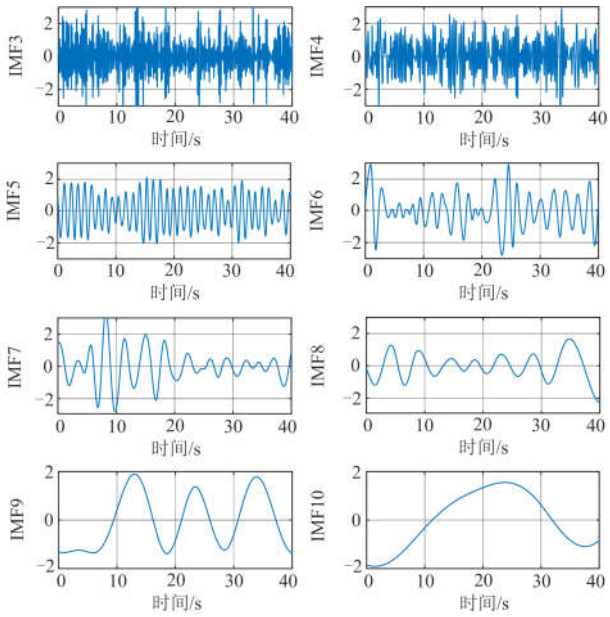


图 13 丹东北站–丹海二线有功功率提取的 IMF 分量

Fig. 13 IMF signals extracted from active power on Dandong-Danhai by using the proposed method

表 4 丹东北站–丹海二线有功功率各 IMF 分量的能量值

Table 4 Relative of IMF signals for the active power on Dandong-Danhai Line

IMF 分量	IMF1	IMF2	IMF3	IMF4	IMF5
能量值	4.373 8	3.343 6	2.738 9	0.492 7	1.076 5
IMF 分量	IMF6	IMF7	IMF8	IMF9	IMF10
能量值	0.008 2	8.21E-04	8.73E-05	5.15E-06	3.74E-06

通过图 13 和表 4 可得：采用时域仿真数据和电网实测数据辨识出的 IMF 分量存在较大不同。首先基于实测数据辨识出的 IMF 分量的个数较多；其次，能量高的 IMF 分量不一定对应系统的主导振荡模式。主要原因是实际电网联络线流动的有功功率中含有较多的噪声，这些噪声是对辨识系统主导振荡模式无用的杂波；其次电网实际运行中系统受多种扰动类型、多时段的叠加影响，比如频率超过 2.5 Hz 的振荡模式可能受其他扰动影响而诱发的次同步振荡。

将频率超过 2.5 Hz 的 IMF 分量剔除，计算 IMF5—IMF10 的能量权重。图 14 给出了丹东北站–丹海二线实测有功功率信号分解出各尺度 IMF 的能量权重，可以得出该通道中的联络线有功功率信号辨识出 2 个低频振荡的主导振荡模式，分别对应 IMF5 和 IMF6。同理，筛选出另外两个量测通道中的主导振荡模式，可以得出：在 2018/02/01_09:58:45.0 到 2018/02/01_09:59:25.0 的 40 s 内，辽宁电网三条联络线的有功功率信号一共辨识出 2 组主导振荡模式，分别对应各量测通道的 IMF5 和 IMF6。主导振荡模式的振荡频率和阻尼比辨识结果如表 5 所示，主导振荡模式 1 的振荡频率和阻尼比为 1.604 8 Hz 和 0.4701%；主导振荡模式 2 的振荡频率和阻尼比为 0.850 8 Hz 和 1.1373%。可以得出：两个主导模式的阻尼比较低，此时间段内系统处于弱阻尼状态。

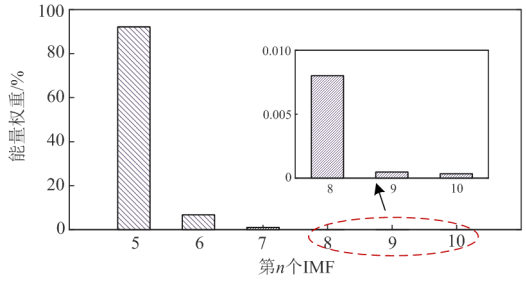


图 14 丹东北站–丹海二线有功功率 IMF 分量的能量权重图

Fig. 14 Relative energy of IMF extracted from active power on Dandong Danhai Second Line

表 5 辽宁电网实测有功功率的主导振荡模式辨识结果

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

Line	模式 1		模式 2	
	f/Hz	ζ/%	f/Hz	ζ/%
丹东北站–丹海二线	1.582 6	0.457 3	0.855 0	1.194 7
金家站–金吴 Y 线	1.601 1	0.483 2	0.846 8	1.124 5
程家站–程渤 2 线	1.630 8	0.469 8	0.850 5	1.092 8
均值	1.604 8	0.470 1	0.850 8	1.137 3

图 15 给出了两组主导振荡模式的振荡频率和阻尼变化曲线。与 3.1.4 节时域仿真数据辨识结果相比，基于实测数据得出的瞬时振荡频率和瞬时阻尼比曲线变化幅度较大。主要原因是时域仿真数据为单一故障下的仿真数据，而实测数据来源于辽宁电

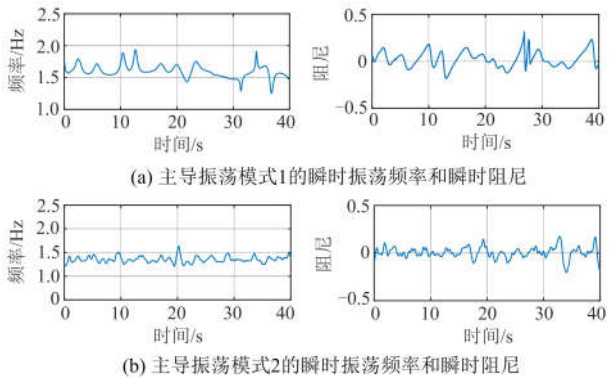


图 15 辽宁电网实测有功功率主导振荡模式的瞬时振荡频率和瞬时阻尼

Fig. 15 Instantaneous oscillation frequency and instantaneous damping of the dominant modes estimated from the field active power in Liaoning Power Grid

网的实际运行数据。在此时间内，由于负荷的实时波动从而导致振荡实时变化，其瞬时振荡频率和阻尼比的变化更能反映当前电网的实际运行状态。

4 结论

本文提出一种基于MEMD和Hilbert-Hung变换的电力系统主导振荡模式辨识新方法，通过16机68节点系统的时域仿真数据和辽宁电网PMU实测数据进行分析与验证，结论如下：

1) 本文所提MEMD算法辨识结果与特征值分析结果相比，所提方法能够有效地辨识出系统的主导振荡模式。

2) 本文所提多通道MEMD算法相比于单通道EMD算法，所提方法有利于计及各通道数据之间的交互影响且具有较高的辨识精度和计算效率。

3) 本文所提方法可应用到实际电网工程中，能够有效地从实测数据中筛选出主导振荡模式，并辨识出主导振荡模式的振荡参数，具有较强的工程实用价值。

参考文献

[1] 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.

[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] 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(3): 159-168. DOI: 10.1186/s41601-018-0089-x.

[4] 马世英, 王青. 大规模新能源集中外送系统源网协调风险及仿真评估[J]. 发电技术, 2018, 39(2): 112-117.
MA Shiying, WANG Qing. Risk and simulation evaluation of large-scale centralized new energy sending system[J]. Power Generation Technology, 2018, 39(2): 112-117.

[5] 张乾, 胡雪凯, 李均强, 等. 基于复合功角及稳定裕度的多机系统分群研究[J]. 智慧电力, 2018, 46(7): 56-60.
ZHANG Qian, HU Xuekai, LI Junqiang, et al. Generator groups identification study based on complex angle and stability margin[J]. Smart Power, 2018, 46(7): 56-60.

[6] 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.

[7] ROGERS G. Power system oscillation[M]. Norwell, MA, USA: Kluwer, 2000.

[8] 倪以信, 陈寿孙, 张宝霖, 等. 动态电力系统的理论和分析[M]. 北京: 清华大学出版社, 2002.

[9] 赵文恺, 严正, 房鑫炎, 等. 电力系统小信号稳定全特征值分析的改进BR算法[J]. 中国电机工程学报, 2014, 34(10): 1599-1608.
ZHAO Wenkai, YAN Zheng, FANG Xinyan, et al. Complete eigenanalysis of power system small signal stability using the improved BR algorithm[J]. Proceedings of the CSEE, 2014, 34(10): 1599-1608.

[10] 常乃超, 兰洲, 甘德强, 等. 广域测量系统在电力系统分析及控制中的应用综述[J]. 电网技术, 2005, 29(10): 46-52.
CHANG Naichao, LAN Zhou, GAN Deqiang, et al. A survey on applications of wide-area measurement system in power system analysis and control[J]. Power System Technology, 2005, 29(10): 46-52.

[11] 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.

[12] 喻敏, 王斌, 陈绪轩, 等. 同步挤压小波变换在电力系统低频振荡模态参数提取中的应用[J]. 电工技术学报, 2017, 32(6): 14-20.
YU Min, WANG Bin, CHEN Xuxuan, et al. Application of synchrosqueezed wavelet transform for extraction of the oscillatory parameters of low frequency oscillation in power systems[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2017, 32(6): 14-20.

[13] KAMWA I, PRADHAN A K, JOOS G. Robust detection and analysis of power system oscillations using the Teager-Kaiser energy operator[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2011, 26(1): 323-333.

[14] 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.

[15] 冯义, 刘慧文, 张宝平, 等. 基于集合经验模态分解和特征选择极端学习机的风速预测[J]. 智慧电力, 2018, 46(12): 30-37.
FENG Yi, LIU Huiwen, ZHANG Baoping, et al. Short-tern wind speed forecasing using ensemble empirical mode decomposition and extreme learning machine with feature selection[J]. Smart Power, 2018, 46(12): 30-37.

[16] PENG C H, NAIR N K C. Enhancing kalman filter for tracking ring down electromechanical oscillations[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2012, 27(2): 1042-1050.

[17] 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.

[18] JIANG Tao, BAI Linquan, 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.

[19] MANDIC D P, REHMAN N U, WU Z. 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.

[20] REHMAN N, MANDIC D P. Multivariate empirical mode decomposition[J]. Proceedings Mathematical Physical & Engineering Sciences, 2010, 466(2117): 1291-1302.

[21] GU Ran, CHEN Jie, HONG Rongjing, et al. Incipient fault diagnosis of rolling bearings based on adaptive variational mode decomposition and Teager energy operator[J]. Measurement, 2020,149.

[22] LAILA D S, MESSINA A R, PAL B C. A refined Hilbert-Huang transform with applications to interarea oscillation monitoring[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2009, 24(2): 610-620.

[23] ANDRADE M A, MESSINA A R, RIVERA C A, et al. Identification of instantaneous attributes of torsional shaft signals using the Hilbert transform[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2004, 19(3): 1422-1429.

[24] WONG T T, LUK W S, HENG P A. Sampling with Hammersley and Halton points[J]. Journal of Graphics Tools, 1997, 2(2): 9-24.

[25] 李威. 基于多元经验模态分解互近似熵和 GG 聚类的轴承故障诊断[D]. 秦皇岛: 燕山大学, 2017.
LI Wei. Breaking fault diagnosis based on multivariate empirical mode decomposition cross approximate entropy and GATH-GEVA clustering algorithm[D]. Qinhuangdao: Yanshan University, 2017.

收稿日期：2019-04-14；　修回日期：2019-05-10

作者简介：

葛维春(1961—)，男，工学博士，教授级高工，主要研究方向为电力系统调峰与新能源消纳；

殷祥翔(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稳定性分析、电力系统暂态稳定。E-mail: cjwangneepu@163.com

(编辑　周金梅)