

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.181554

基于多元经验模式分解的电力系统低频振荡模式辨识

苏安龙¹, 孙志鑫², 何晓洋¹, 张艳军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: 提出了一种辨识电力系统主导低频振荡模式的新方法。该方法结合了多元经验模式分解(Multivariate Empirical Mode Decomposition, MEMD)、Teager 能量算子及预测误差法(Prediction Error Method, PEM), 通过多元经验模式分解将含电力系统低频振荡特征信息的信号进行分解, 得到多个本征模函数(Intrinsic Mode Function, IMF)分量; 借助 Teager 能量算子的快速响应能力, 筛选出含有主导振荡模式的主要 IMF 分量; 最后采用预测误差法辨识出各主导振荡模式的振荡频率和阻尼。分别利用 IEEE68 节点测试系统和辽宁电网实测 PMU 数据对所提方法进行验证。结果表明, 该方法可有效从电力系统的广域量测信息中辨识出电力系统的主导振荡模式。

关键词: 电力系统; 低频振荡; 多元经验模式分解; Teager 能量算子; 预测误差法

Identification of power system low frequency oscillation mode based on multivariate empirical mode decomposition

SU Anlong¹, SUN Zhixin², HE Xiaoyang¹, ZHANG Yanjun¹, WANG Changjiang²

(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: A new method about dominant low frequency oscillation mode identification for power system is proposed. The method combines Multivariate Empirical Mode Decomposition (MEMD), Teager energy operator and Prediction Error Method (PEM). The signal containing low frequency oscillation characteristic information of power system is decomposed by MEMD into several Intrinsic Mode Functions (IMFs) components. The main IMF containing dominant oscillation mode is selected by means of the rapid response ability of Teager energy operator. The Prediction Error Method (PEM) is applied to identify the oscillation frequency and damping of each dominant oscillation mode. The method is validated by IEEE68 bus test system and the PMU data of the Liaoning Power Grid. The analysis results demonstrate that this method can effectively identify the dominant oscillation mode from the wide-area measurement information of power system.

This work is supported by Science and Technology Project of State Grid Liaoning Electric Power Company (No. SGTYHT17JS201) and Science and Technology Project of State Grid Corporation of China (No. SGTYHT17JS199).

Key words: power system; low frequency oscillation; multivariate empirical mode decomposition; Teager energy operator; prediction error method

0 引言

随着区域间电网互联规模不断扩大、高渗透率

基金项目: 国网辽宁省电力有限公司科技项目(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”; 国家电网公司总部科技项目资助(SGTYHT17JS199)“千万千瓦级分层接入直流送受端系统动态行为机理和协调控制措施”

可再生能源大规模并网, 电力系统低频振荡现象已经成为影响电网安全稳定运行的重要因素之一^[1-5]。近年来, 广域量测系统(Wide Area Measurement System, WAMS)在电力系统广泛配置^[6-7], 借助广域量测信号对系统的低频振荡模式进行有效识别, 已经成为了当前电力系统低频振荡研究的一个重要方向^[8-10]。该方法在利用广域量测信息对电力系统低频振荡进行辨识时, 不需要实际系统的模型及参数, 其分析结果能够真实反映系统当前运行状态下小扰

动稳定性,因而已在电力系统动态稳定在线监测、电力系统广域阻尼控制和交直流混联系统协调控制等领域中得到了广泛应用^[11-14]。

目前,基于广域量测信息的电力系统振荡模式辨识方法主要有Prony算法^[15]、傅里叶算法^[16]、小波变换^[17-19]、Kalman滤波^[11-12]、希尔伯特黄变换(Hilbert-Huang Transform, HHT)^[14]、最小特征实现(Eigensystem Realization Algorithm, ERA)^[20-21]、多尺度线调频基稀疏信号分解(Multi-scale Chirplet Sparse Signal Decomposition, MCSSD)^[22]、随机子空间(Stochastic Subspace Identification, SSI)等^[23-25]。其中, Prony算法通过估计可逼近实测数据的多项式后,对多项式求根来获取系统主导振荡模式,但该算法抗噪声能力差,且只局限于处理电力系统中的大扰动信号;傅里叶变换通过对信号进行频谱分析来获得振荡频率,但无法对信号的阻尼特性加以分析;小波变换在傅里叶变换的基础上,通过选取小波基函数来对信号进行处理,可以反映信号的时频特性,但小波基函数不易选取,且算法的分辨率易受频域混叠影响。

经验模式分解(Empirical Mode Decomposition, EMD)作为近年来发展起来的一种新的自适应信号时频分析方法,可以根据信号的自身特点,将信号中实际存在的若干振荡模式依次分解,形成一系列具有不同特征尺度的数据序列,以自适应地提取信号中的本征模函数分量^[26]。然后,再从本征模函数分量中提取出系统的主导振荡模式。该方法适用于分析非平稳非线性信号,是对以线性平稳假设为基础的傅里叶分析和小波变换等传统时频分析方法的重大突破。文献[27]借助经验模式分解处理非平稳的振荡信号,进而估计系统的主导振荡频率和阻尼比,实现对系统主导振荡模式的有效辨识。然而,传统经验模式分解方法只适合应用于单通道辨识,对于复杂的多机系统,若对每一个测得的低频振荡信号分别进行独立计算,冗杂的数据会使得计算量大幅增加,降低辨识过程的效率。同时,从一个系统中不同测量点的量测数据中辨识所对应的频率和阻尼比属于总体模式参数,其结果应该是相同的,但考虑到噪声、误差等影响,实际辨识结果会不尽相同,为了确定系统总体振荡情况,基于经验模式分解的算法有待进一步改进,以实现复杂多机系统的振荡模式进行多通道总体辨识的目的。

针对上述问题,本文提出一种基于多元经验模式分解的电力系统主导振荡模式辨识新方法,其核心是通过多元经验模式分解对量测信号的预处理以及基于预测误差法的振荡模式参数计算方法^[28]。首

先通过多元经验模式分解对非平稳的量测数据信号进行分解,得到若干个本征模函数,然后引入Teager能量算子,以相对能量为判据,对本征模函数进行筛选,获取包含系统主导振荡模式的本征模函数分量;然后,通过预测误差法对经筛选后的本征模函数进行分析计算,得到振荡频率以及阻尼比,进而完成对主导振荡模式的辨识。最后,将本文所提方法应用IEEE16机68节点测试系统的仿真数据和辽宁电网的PMU广域实测数据中进行分析、验证。

1 多元经验模式分解算法基本原理

经验模式分解是美籍华人Norden E.Huang提出的一种自适应信号时频处理方法,可将复杂的非平稳信号依据数据自身的时间尺度特征进行逐次分解^[26]。该算法对信号存在以下假设:

- 1) 任何信号都是由若干个被称为本征模函数的窄带宽分量组成;
- 2) 各个本征模函数既可是线性的,也可是非线性的,各本征模函数的局部零点数和极值点数相同,同时上下包络关于时间轴局部对称。

该方法的基本思想是:利用数学插值法拟合出信号的上下包络,信号每减去一次上下包络的均值(也称局部均值),便可得到一条轴对称子波形(即本征模函数分量)。这种方法本质上是将信号进行平稳化处理,将信号中真实存在的不同尺度的振荡模式逐级分解出来,形成一系列具有不同特征尺度的数据序列。该方法将非平稳的复杂信号分解成若干个平稳的本征模函数分量,能够有效地反映出信号能量在时间和空间尺度上的分布规律。

经验模式分解能够获得较高的信号频率分辨率,而且该方法基于信号自身的特征进行分解,不需要预先定义基函数,也无需采用信号的先验知识,所以具有很好的自适应性。

基于传统经验模式分解的低频振荡模式辨识方法通常对每个单一的振荡信号进行独立的分解,能够体现系统的局部振荡特性,但这样可能导致系统各个振荡信号分解得到的本征模函数的个数和频率尺度不同,存在多个信道之间振荡模式难以校准的问题,不利于多个信道之间的同步相关性分析,也无法很好地反映整个系统内区域间振荡之间的关系。且在传统经验模式分解算法中,计算本征模函数的关键参数——局部均值是通过找出信号的所有极大值和极小值点,然后拟合出上下包络线并取均值得到的,而对于多元信号来说,局部极大值和极小值并不能被直接定义,这对局部均值的计算造成了困难。此外,由于复杂的电力系统结构中所需计

算的数据冗杂, 若逐一地对系统内振荡信号单独进行计算, 会使得计算量大幅增加, 降低总体辨识过程的效率。

多元经验模式分解作为传统分解方法的扩展形式, 在应对复杂的多通道信号时, 引入映射的概念, 将多通道信号在多维空间中沿多个方向进行投影, 然后利用多元样条插值法拟合出所有映射的包络线, 将全部包络线积分后取均值, 从而完成多通道信号局部均值的计算。这种计算方法的精确性取决于所选取的投影方向向量的均匀程度。所选取的方向向量在空间中分布越均匀, 局部均值的计算结果越准确。为得到分布均匀的方向向量集, 本文引入超球面作为方向向量的载体, 在超球面的概念中, 一维球面是存在于二维空间中的平面图形圆, 二维球面是存在于三维空间中球体的表面, 依此类推, 维数高于2的 n 维超球面 S^n 由 $(n+1)$ 维空间中的点 $(x_1, x_2, x_3, \dots, x_{n+1})$ 定义, 方程为

$$R^2 = \sum_{i=1}^{n+1} (x_i - C)^2 \quad (1)$$

式中: R 为超球面的半径; C 为中心点; 当 $R=1$ 时, S^n 为单位超球面。

在多维空间的坐标系中, 任何一个方向向量都可以表示为坐标原点到空间中某一点的距离向量, 所以 n 维空间中的方向向量可以等价于相应的 $n-1$ 维超球面上的点, 因此, 在 n 维空间中寻找合适方向向量的过程可以被看成是在 $n-1$ 维超球面上制定一个寻找均匀采样点集的方案。

本文采用等角度均匀采样方案, 该方案的具体实施过程如下。

设 $\{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_{(n-1)}\}$ 和 R 分别是 n 维空间 $n-1$ 个角坐标和径向距离, 则 $n-1$ 维超球面上的一个 n 维直角坐标系 $\{x_i\}_{i=1}^n$ 可以通过如下形式得到:

$$\begin{cases} x_1 = R \times \cos \theta_1 \\ x_2 = R \times \sin \theta_1 \times \cos \theta_2 \\ x_3 = R \times \sin \theta_1 \times \sin \theta_2 \times \cos \theta_3 \\ \vdots \\ x_{n-1} = R \times \sin \theta_1 \times \dots \times \sin \theta_{n-2} \times \cos \theta_{n-1} \\ x_n = R \times \sin \theta_1 \times \dots \times \sin \theta_{n-2} \times \sin \theta_{n-1} \end{cases} \quad (2)$$

式中, θ_{n-1} 的值域为 $[0, 2\pi]$, $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_{(n-1)}$ 的值域为 $[0, \pi]$ 。这样, 以 $\{\theta_i\}_{i=1}^{n-1}$ 为基底建立坐标系, 产生的方向向量就可以覆盖整个球面。

由于高维空间不可可视化, 本节以三维空间为例, 将多通道信号的投影方向向量在三维空间中的分布等价地表示为其在单位二维超球面上点的分布, 并

对二维超球面上采样点的选取过程进行详细说明。

如图 1 所示, 在三维坐标系中, 设多通道信号的方向为 z 轴正向, 单位二维超球面的球心位于坐标系原点 o , 点 q 是单位二维超球面与 xoy 平面交线上的一点, 设线段 oq 与 x 轴的夹角为 ϕ 。保持夹角 ϕ 的大小不变, 将线段 oq 绕原点旋转, 方向由 z 轴正向旋转至 z 轴负向, 可以得到单位超球面上的一条经线, 设旋转过程中 oq 与 z 轴的夹角为 θ , 在夹角 θ 变化的同时, 以等角度差进行采样, 便可得到该条经线上的均匀采样点集, 再将这条经线绕 z 轴转动一周, 在夹角 ϕ 的变化时, 以等角度差进行采样, 即可得到超球面的均匀采样点集。图 2 给出了采样点集在超球面的分布情况示意图。

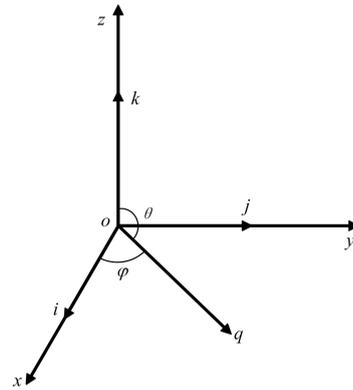


图 1 三维坐标系示意图

Fig. 1 Schematic diagram of 3-dimensional coordinate system

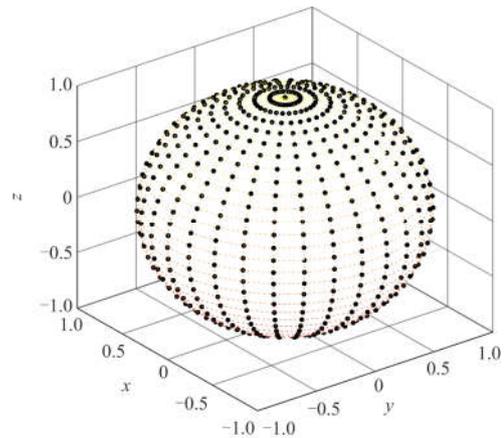


图 2 采样点集在超球面上的分布

Fig. 2 Distribution of sampling point set on hypersphere

多通道量测信号沿各个投影方向向量的映射可以表示为 $e^{q\theta} x(t)(e^{q\theta})^*$, 将这些映射统一沿 z 轴进行二次投影, 设 z 轴正方向单位向量为 i , 则得到的二次映射记为

$$p_{\theta}^{\phi} = e^{q\theta} x(t)(e^{q\theta})^* \cdot i \quad (3)$$

式中： $\theta = a\pi/J, a=0,1,\dots,J$ ； $\phi = b\pi/K, b=0,1,\dots,K$ ； J 和 K 分别是 θ 和 ϕ 的均匀采样个数。

对二次投影后得到的所有映射，找到其全部的极值点 $(t_a^b, x(t_a^b))$ ，并通过多元样条插值法拟合出各个映射的包络线，记作 $e_{\theta_a}^{\phi_b}$ ，计算所有包络线的均值，从而完成对多元信号局部均值 $m(t)$ 的求取，即：

$$m(t) = \frac{1}{JK} \sum_{a=1}^J \sum_{b=1}^K e_{\theta_a}^{\phi_b} \quad (4)$$

多元经验模式分解认为信号都是由若干个具有不同频率尺度的本征模函数 $d_i(t)$ 和一个平稳余量信号 $r(t)$ 组成，设本征模函数的个数为 N ，则

$$x(t) = \sum_{i=1}^N d_i(t) + r(t) \quad (5)$$

该算法迭代过程实际上是利用求得的信号局部均值来对信号不断分解，逐步获取频率由高到低的本征模函数分量的过程。本征模函数的具体计算方法如下：

将多通道信号与局部均值作差，得差值 $d(t)$ ：

$$x(t) - m(t) = d(t) \quad (6)$$

一般来说，判断差值 $d(t)$ 是否可以作为一个本征模函数，需要满足以下两个条件：

- 1) 整个数据段内，极值点(包括极大值和极小值)数目和过零点数目需相等或仅相差一个；
- 2) 在任何一点，由极大值确定的上包络与极小值确定的下包络计算出的局部均值为零。

但在实际工况下，绝大多数信号较为复杂，并不能绝对性地满足上述条件，故将上述条件转化为易于实现判别的数量判据，即

$$SD = \sum_{k=0}^N \left[\frac{|d_{1(p-1)}(k) - d_{1p}(k)|^2}{d_{1(p-1)}^2(k)} \right] \quad (7)$$

式中： N 表示信号的采样点个数； P 表示分解过程中的迭代次数。根据经验，若 SD 的取值在0.2至0.3之间时，认为该次迭代的结果可以作为一个本征模函数分量，并将其作为新的输入信号，再次与局部均值作差，重新进行迭代；反之，若 SD 的取值不在0.2至0.3之间，则将 $d(t)$ 作为新的输入信号，重新进行迭代。

重复按照上述过程不断筛选出本征模函数，直至迭代过程中信号的二次映射接近单调时(信号沿各个方向向量的投影极值点数小于3)，认为分解过程不会再产生新的本征模函数，多元经验模式分解过程结束，整个多元经验模式分解的算法流程如图3所示。

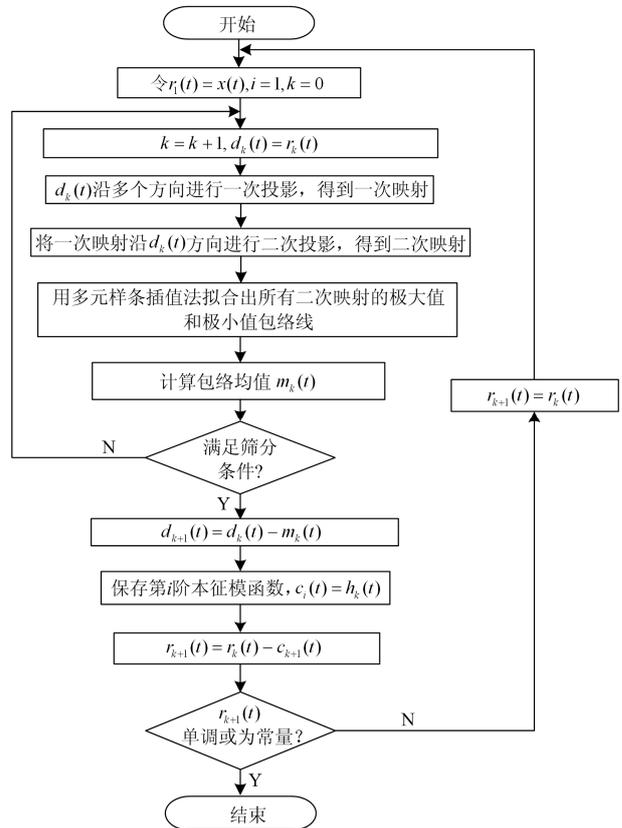


图3 多元经验模式分解流程图

Fig. 3 Flow chart of MEMD

2 主导振荡模式的确定及 Teager 能量算子

振荡模式辨识只关心对系统稳定性影响较大的主导振荡模式，其他振荡幅度小、阻尼大的振荡模式则可以被忽略。此外，从实际的广域量测系统中得到的量测数据难免会存在杂波和量测噪声，这些因素若不被剔除，会对后续振荡参数辨识结果的准确性造成影响。为了避免此类现象的发生，应在经过多元经验模式分解后得到的全部本征模函数中筛选出对振荡现象起主导作用的主导振荡模式，只对能反映系统真实振荡情况的主导模式进行振荡参数辨识。考虑到主导振荡模式所对应的相对能量较大，本文将能量作为判断依据，通过计算并比较各个本征模函数分量的相对能量来完成对主导振荡模式的筛选。

Teager 能量算子作为一个非线性算子，是 H.M. Teager 在研究非线性语音建模时，提出的一种对信号的简易分析方法^[29]，它具有较好的快速响应能力和鲁棒性，可以用来计算信号的瞬时能量。文献[30]将 Teager 能量算子应用于电能质量检测方面，取得了较好的效果。

对于一个正弦信号，设其离散形式的表达式为

$$x_n = A \cos(\Omega n + \phi) \quad (8)$$

式中: A 为幅值; Ω 为信号在采样点处的瞬时频率; ϕ 为初相。则该信号在采样点处 Teager 能量算子的表达式^[31]为

$$\psi(x_n) = x_n^2 - x_{n+1}x_{n-1} = A^2 \sin^2 \Omega \quad (9)$$

在实际工程应用中, 本征模函数并非标准的正弦信号, 而是可近似认为频率恒定但振荡幅值时变的信号, 设时变的本征模函数振荡幅值为 A_n , 则其离散形式可表示为

$$x_n = A_n \cos(\Omega n + \phi) \quad (10)$$

在本文中, 本征模函数是由低频振荡信号经过分解得到的, 故频率在 0.1~2.5 Hz, 而其采样频率可达上百赫兹。在信号的采样频率远高于信号自身振荡频率的前提下, 本征模函数在 1~2 个采样周期内波形的微小变化可以被忽略, 其在一定时间内的波形可以近似地用一系列参数固定的表达式以分段函数的形式进行描述。

设信号在某一采样点 (i, x_i) 处的振荡幅值为 A_i , 则在该采样点附近, 左右连续的两个采样周期内, 本征模函数所对应的连续信号波形可近似地由式(11)来描述。

$$x = A_i \cos(\Omega n + \phi) \quad (11)$$

式中, 三个参数均为固定值, 则信号在该采样点处的能量算子可以通过式(9)计算, 即:

$$\psi(x_i) = x_i^2 - x_{i+1}x_{i-1} \quad (12)$$

通过此方式, 可以计算出本征模函数在一定时间内所有采样点处的能量算子, 将全部能量算子累加求和, 便可得到该本征模函数的相对能量值, 即:

$$E = \sum_{i=1}^M \psi(x_i) \quad (13)$$

式中, M 为信号采样点的总个数。

本文所提方法对于信号主导振荡模式的筛选原则为: 若某一振荡信号经多元经验模式分解后, 其中一个或几个本征模函数分量的相对能量值相对于该信号所有本征模函数分量相对能量值总和的占比足够大, 则认为该本征模函数分量对应着系统的主导振荡模式。

3 基于预测误差法的振荡模式参数计算

将振荡信号经多元经验模式分解后得到的本征模函数信号分量写成如下形式:

$$A(q^{-1})y_t = B(q^{-1})u_t + e_t, \quad \forall t = \dots, 0, 1, 2, \dots \quad (14)$$

式中, u_t 为输入变量, y_t 为输出变量, e_t 为随机噪声。对于给定的 $n_a, n_b > 0$, 有:

$$A(q^{-1}) = a_0 + a_1 q^{-1} + \dots + a_{n_a} q^{-n_a} \quad (15)$$

$$B(q^{-1}) = b_0 + b_1 q^{-1} + \dots + b_{n_b} q^{-n_b}$$

式中, $\{a_0, \dots, a_{n_a}, b_0, \dots, b_{n_b}\}$ 是固定但未知的待辨识参数向量, 记为 θ , 从而信号也可等价地表示为如下形式。

$$y_t = \phi_t^T \theta + e_t, \quad \forall t = \dots, 0, 1, 2, \dots, \quad (16)$$

式中,

$$\phi_t^T = (-y_{t-1}, \dots, -y_{t-n_a}, u_{t-1}, \dots, u_{t-n_b})^T, \quad \forall t$$

$$\theta = (a_0, \dots, a_{n_a}, b_0, \dots, b_{n_b})^T$$

因此, 若要求得各本征模函数分量所对应的振荡模式, 可以通过计算出参数向量 θ 中的具体数值, 然后建立如下特征方程:

$$a_0 + a_1 q^{-1} + \dots + a_{n_a} q^{-n_a} = 0 \quad (17)$$

对上述方程进行求解, 得到共轭复根 λ, λ^* , 并通过对离散信号与连续信号之间的转换, 便可得到振荡频率 f 及阻尼比 ξ 的具体计算公式, 即:

$$\begin{cases} f = \frac{\sqrt{\ln \lambda \ln \lambda^*} \sqrt{1 - \xi^2}}{2\pi\Delta} \\ \xi = -\frac{\ln |\lambda|}{\sqrt{\ln \lambda \ln \lambda^*}} \end{cases} \quad (18)$$

式中, Δ 为信号的采样时间间隔。

本文采用预测误差法对待估计参数向量 θ 进行求解。预测误差法作为一种估计方法, 在某种意义上可以看作是极大似然估计法的一种推广^[32], 其与后者的不同之处在于它不要求获得数据概率分布的先验知识, 估计出来的参数具有良好的渐进性质。一般来说, 预测误差法在确定待辨识系统的模型之后, 需要对待辨识的参数 θ 建立一个损失函数, 记作 $J(\theta)$, 然后运用数值解法对 $J(\theta)$ 进行极小化求解, 从而得到待辨识参数 θ 的具体数值。因此, 辨识过程可以抽象成对参数向量 θ 进行最优估计的过程, 即

$$\theta^* = \arg \min_{\theta} J(\theta) \quad (19)$$

采用预测误差法估计系统主导振荡模式参数的具体过程如下:

首先, 设定初始值 $\theta^{(0)}$, 参数向量满足如下的一般递归形式:

$$\theta^{(k+1)} = \theta^{(k)} + \Delta \theta^{(k)} = \theta^{(k)} + \gamma b(J, \theta^{(k)}) \quad (20)$$

式中, $b(J, \theta^{(k)})$ 是一个修正因子, 它可以在每一步迭代中使之前估计值得到轻微改善, 使估计值在反复迭代过程中逐渐达到最优。

本文采用牛顿—拉夫逊法进行迭代, 使得预测

误差法在迭代过程中的修正因子 $b(J, \theta^{(k)})$ 可以通过计算 $J(\theta)$ 在当前时刻参数估值 $\theta^{(k)}$ 的二次逼近来得到, 该方法具体迭代形式如下:

$$\theta^{(k+1)} = \theta^{(k)} - \alpha_k (V_n''(\theta^{(k)}))^{-1} V_n'(\theta^{(k)}) \quad (21)$$

式中: α_k 代表步长, 是关于迭代次数 k 的递减函数; $V_n'(\theta^{(k)})$ 代表损失函数 $J(\theta)$ 在 $\theta^{(k)}$ 处的梯度; $V_n''(\theta^{(k)})$ 是损失函数 $J(\theta)$ 在 $\theta^{(k)}$ 处的海森矩阵。

在整个迭代过程中, 对于预先设定的精度 ε_0 , 当 $|\Delta\theta^{(k)}| \leq \varepsilon_0$ 时, 停止计算, 即得最终的参数估计值 $\theta^{(k+1)}$; 否则用所得的 $\theta^{(k+1)}$ 来代替 $\theta^{(k)}$, 重复计算, 直到 $|\Delta\theta^{(k)}|$ 满足精度要求为止。

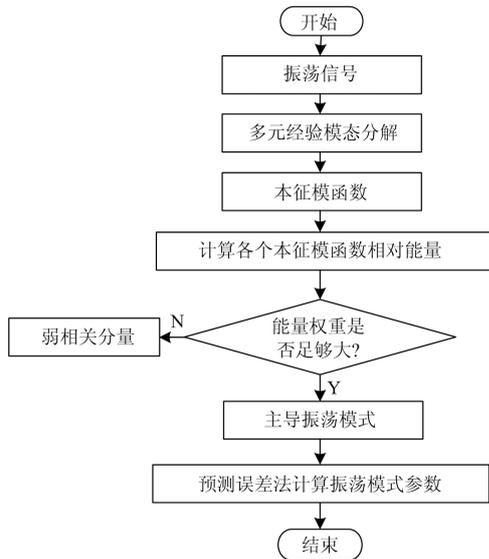


图4 本文所提方法的主导振荡模式辨识方法流程图

Fig. 4 Flow chart of the proposed method

综上所述, 本文所提出的基于多元经验模式分解的电力系统主导振荡模式辨识整体流程如图4所示, 具体过程如下:

1) 通过多元经验模式分解对电力系统中的初始振荡信号进行分解处理, 得到多个包含系统不同振荡模式的本征模函数分量;

2) 利用 Teager 能量算子的快速响应能力, 计算各本征模函数分量在采样点处的相对能量值;

3) 对各本征模函数分量在所有采样点处的相对能量值进行积分求和, 得到整个本征模函数分量的相对能量, 并以能量为判断依据, 筛选出能够反映系统真实振荡情况的主导振荡模式, 并将对于系统稳定性影响很小的噪声部分剔除;

4) 通过预测误差法计算主导振荡模式所对应的振荡模式参数, 即频率及阻尼比, 完成主导振荡

模式的辨识。

4 算例分析

针对本文所提出的主导振荡模式辨识方法, 本节分别采用 IEEE68 节点测试系统仿真数据和辽宁电网实测数据进行分析, 以验证所提的电力系统主导振荡模式辨识方法的正确性和有效性。

4.1 IEEE68 节点测试系统

IEEE68 节点测试系统的拓扑结构如图5所示, 该测试系统共分成5个区域, 其中位于区域1的发电机为 G1~G9; 位于区域2的发电机为 G10~G12和 G13; 位于区域3、区域4和区域5的发电机分别为 G14、G15和 G16。

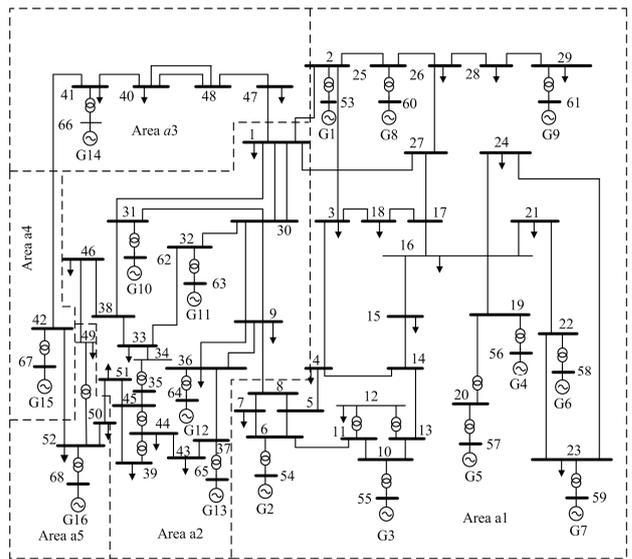


图5 IEEE68 节点测试系统图

Fig. 5 IEEE68-bus test system

根据特征值分析的结果, 该系统共有4个区域间振荡模式和11个局部振荡模式, 表1给出了通过特征值分析得出的振荡模式参数。

由表1可知: 该测试系统区域间振荡模式的阻尼比均大于10%, 表明该系统的区域间振荡模式具有较强的阻尼特性, 可有效抑制区域间振荡; 而11个局部振荡模式的阻尼比均小于5%, 最小阻尼比仅为1.9061%, 该结果表明, 系统中的局部振荡模式均处于弱阻尼状态, 需采取相关措施来改善系统局部振荡的稳定性, 以抑制局部振荡所带来的系统动态失稳风险。

为验证本文所提方法的有效性, 本节所设故障为0.1s时节点1与节点2之间联络线1-2发生三相短路故障, 持续0.1s后, 故障清除。选取系统中各个区域间联络线的有功功率作为辨识对象, 采样频率为100Hz, 仿真总时长60s。图6为该系统区域

间联络线 1-2、8-9、46-49、1-47、52-42 和 42-41 有功功率波动情况。

表 1 IEEE68 节点测试系统振荡模式的特征值分析结果

Table 1 Dominant modes estimated by eigenvalue analysis in IEEE68-bus test system

No.	振荡模式	f/Hz	$\zeta\%$
1	-0.342 1+1.637 4i	0.269 1	19.986 0
2	-0.400 9+2.623 3i	0.426 0	14.801 3
3	-0.369 5+3.582 7i	0.578 7	10.021 8
4	-0.444 0+4.417 7i	0.703 1	10.004 0
5	-0.260 2+5.453 2i	0.876 4	4.598 5
6	-0.265 9+5.898 7i	0.947 3	4.346 0
7	-0.292 0+6.447 2i	1.034 6	4.535 4
8	-0.260 3+6.572 9i	1.054 6	3.816 9
9	-0.259 9+7.026 5i	1.126 8	3.561 0
10	-0.261 8+7.177 3i	1.150 8	3.519 6
11	-0.259 9+7.691 9i	1.232 7	3.263 1
12	-0.260 2+8.425 8i	1.349 5	2.979 5
13	-0.259 7+8.643 8i	1.384 2	2.904 3
14	-0.252 1+10.001 6i	1.591 8	2.519 1
15	-0.260 6+13.194 1i	2.108 4	1.906 1

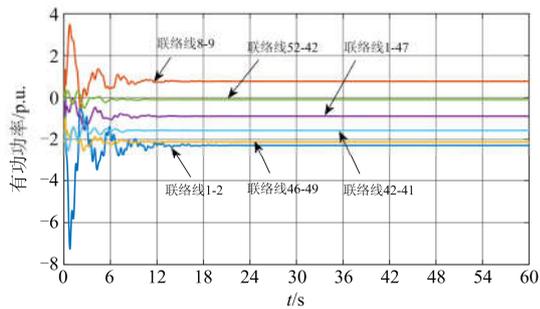


图 6 各联络线有功功率振荡曲线图

Fig. 6 Oscillating curves of active power on each tie line

将图 6 中 5~25 s 的区域间联络线上的有功功率作为本文所提方法输入, 经过归一化处理之后, 对图 6 中 6 个联络线有功功率信号进行多元经验模式分解。由多元经验模式分解方法原理可知, 该方法在分解过程中, 产生的多个 IMF 分量振荡频率依次降低, 直至得到一个相对平稳的残差信号为止, 即当分解过程接近尾声时, 该方法所分解出的 IMF 波形趋于平稳, 自身的相对能量也随之逐渐降低。通常情况下, 此时所得到的 IMF 为噪声分量。

如图 7 所示, 为了比较经验模式分解和多元经验模式分解两种方法对于同一输入信号的分解效果, 以联络线 1-2 为例, 在图 7 中依次给出了其有功功率振荡信号通过传统的经验模式分解(a)和多元经验模式分解(b)后得到的前 5 个 IMF 分量波形图。

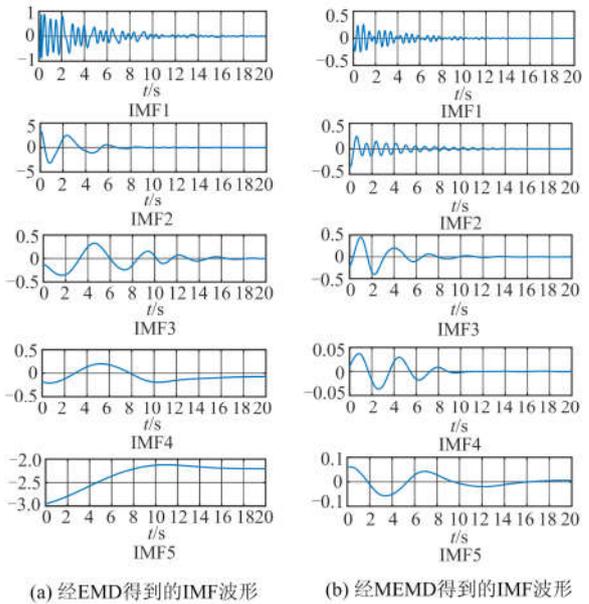


图 7 联络线 1-2 的有功功率信号经 EMD 和 MEMD 得到的 IMF 对比

Fig. 7 IMFs of active power signals of tie line 1-2 comparison obtained by EMD and MEMD

对比图 7 中的两列波形可以看出: 相较于传统的经验模式分解得到的各 IMF 波形, 本文所提的多元经验模式分解得到的各 IMF 波形的变化趋势更为缓慢, 说明多元经验模式分解对于信号的分解过程更为细化, 即相较于传统的经验模式分解, 多元经验模式分解对振荡信号的模式尺度分离效果更好, 可以更加有效地抑制模式混叠现象的产生。

为了比较多元经验模式分解对于不同联络线有功功率信号的分解效果, 图 8—图 10 分别给出了

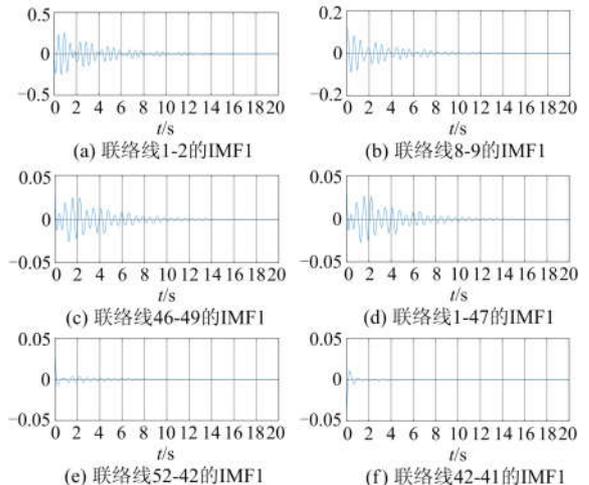


图 8 6 条联络线有功功率信号经 MEMD 得到的 IMF1

Fig. 8 IMF1 of active power signals of six tie lines obtained by MEMD

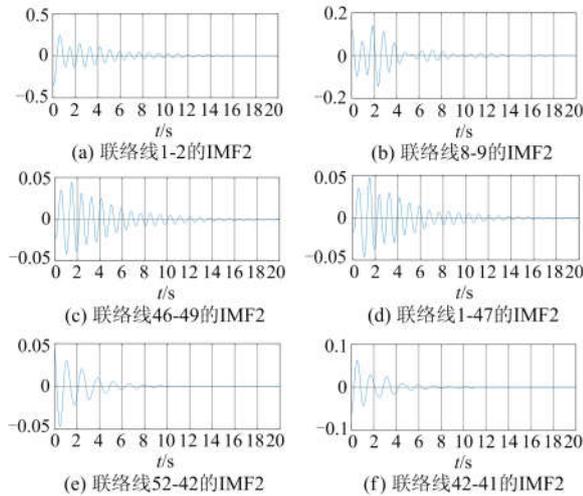


图 9 6 条联络线有功功率信号经 MEMD 得到的 IMF2
Fig. 9 IMF2 of active power signals of six tie lines obtained by MEMD

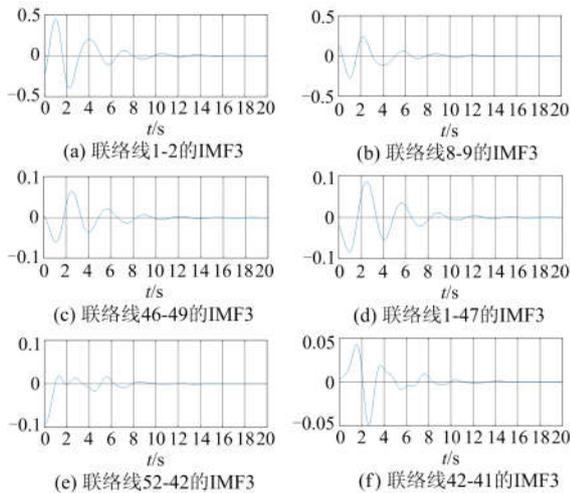


图 10 6 条联络线有功功率信号经 MEMD 得到的 IMF3
Fig. 10 IMF3 of active power signals of six tie lines obtained by MEMD

6 条联络线有功功率信号经多元经验模式分解后得到的 IMF1、IMF2、IMF3 的波形图。

由图 8—图 10 的各 IMF 波形可以看出，多元经验模式分解在对量测信号进行分解的过程中，产生的 IMF 分量频率逐渐降低，波形也逐渐趋于平稳。

利用 Teager 能量算子计算各个 IMF 分量在采样点处的瞬时能量，进而通过对瞬时能量进行积分的方式得到各 IMF 的相对能量值。各联络线有功功率信号经过分解后前 5 个 IMF 的相对能量值如表 2 所示。

为了能够直观地体现出有功功率信号分解得到的各个 IMF 之间的相对能量差异，同样以联络线 1-2 的有功功率为例，在图 11 中绘制了各个 IMF 相

对能量图。

表 2 各条联络线功率信号分解后各 IMF 的相对能量

Table 2 Relative energy of each IMF for each tie line

联络线	E_1	E_2	E_3	E_4	E_5
1-2	0.177	0.058 8	0.031 7	2.06e-04	2.14e-04
8-9	0.033 9	0.010 4	0.002 9	6.61e-05	8.06e-05
46-49	3.41e-03	9.81e-04	5.98e-04	7.85e-06	3.39e-06
1-47	1.02e-03	4.53e-03	1.84e-04	1.86e-05	7.99e-06
52-42	8.74e-04	2.13e-04	1.178e-04	2.45e-06	1.09e-06
42-41	1.27e-04	1.64e-03	3.15e-04	1.61e-06	7.22e-07

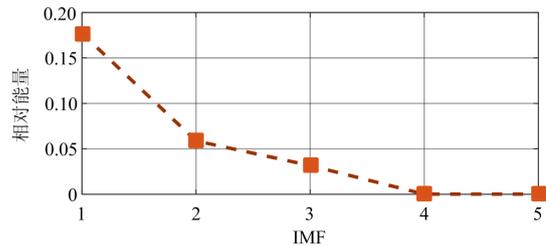


图 11 各个 IMF 相对能量图

Fig. 11 Relative energy of each IMF

由图 11 可知：该线路的有功功率信号经多元经验模式分解得到的多个 IMF 中，IMF1 的相对能量值为 0.177，其他 IMF 的相对能量值从 2.06e-04 到 0.058 8 不等，IMF1 相对于该线路所有 IMF 的相对能量之和的能量占比为 66.12%，故认为 IMF1 的信号相对能量足够大，含有系统的主导振荡模式，剩余的 IMF 由于相对能量较低，对系统的稳定性影响很小。因此在辨识节点联络线 1-2 的振荡模式时，只对 IMF1 进行计算。其他联络线有功功率信号各 IMF 主导振荡模式的确定方式与联络线 1-2 相同。

利用预测误差法对每条联络线中筛选出的 IMF 建立预测误差模型，并计算每个 IMF 所对应特征方程的系数，从而求得特征方程的根，进而通过式(18)计算出主导振荡模式的振荡频率及阻尼比，完成辨识过程。

表 3 给出了采用本文所提方法在各联络线上计算得到的各主导振荡模式的 IMF 能量占比及对应的振荡模式辨识结果。

由表 3 可知，受振荡模式可观性及量测噪声影响，同一振荡模式在多个量测通道辨识出的振荡频率及阻尼比在数值并不完全相同。针对这一问题，本文对同一振荡模式在多个量测通道中所辨识出的结果取均值，用均值来表示该振荡模式的辨识结果。

表 4 以特征值分析结果为参考，分别给出了采用本文所提的多元经验模式分解和传统的经验模式分解的辨识结果作为对比。通过对比表 4 和表 1 中

的结果可知, 本次故障激发了模式 4 ($f=0.7031$, $\zeta=10.0040$), 模式 14 ($f=1.5918$, $\zeta=2.5191$) 两种低频振荡模式。为比较本文所提方法和传统的经验模式分解算法的准确性, 表 5 进一步给出了两种方法的计算结果相对于特征值分析方法计算结果的相对误差。由表 5 可知: 相较于传统的经验模式分解, 利用本文所提方法得到的辨识结果与参考结果之间的相对误差普遍更小, 计算结果更为精确。

表 3 各个联络线的主导 IMF 的能量占比及主导振荡模式

Table 3 Critical IMF energy ratio and dominant oscillation mode on each tie line

联络线	主导 IMF	能量占比/%	参数类型	参数数值
1-2	IMF1	66.12	振荡频率/Hz	1.594 4
			阻尼比/%	2.327 1
8-9	IMF1	72.03	振荡频率/Hz	1.587 3
			阻尼比/%	2.510 7
46-49	IMF1	68.32	振荡频率/Hz	1.597 9
			阻尼比/%	2.263 4
1-47	IMF2	78.24	振荡频率/Hz	0.729 6
			阻尼比/%	10.215 1
52-42	IMF1	67.35	振荡频率/Hz	1.589 6
			阻尼比/%	2.399 2
42-41	IMF2	74.67	振荡频率/Hz	0.717 8
			阻尼比/%	10.452 7

表 4 特征值分析、经验模式分解和多元经验模式分解三种方法的主导振荡模式辨识结果

Table 4 Dominant oscillation mode identification results of three methods of eigenvalue analysis, EMD and MEMD

辨识方法	振荡模式	振荡频率/Hz	阻尼比/%
特征值分析	δ_1	0.711 6	9.597 2
	δ_2	1.588 9	2.523 2
经验模式分解	δ_1	0.674 7	10.628 9
	δ_2	1.552 0	2.761 1
多元经验模式分解	δ_1	0.723 7	10.333 9
	δ_2	1.592 3	2.375 1

表 5 多元经验模式分解和经验模式分解计算误差对比

Table 5 Estimated errors compared with EMD and MEMD

辨识方法	振荡模式	振荡频率误差/%	阻尼比误差/%
经验模式分解	δ_1	5.19	10.75
	δ_2	2.32	9.43
多元经验模式分解	δ_1	1.70	7.67
	δ_2	0.21	5.82

4.2 辽宁电网实测数据

上一节利用 IEEE16 机 68 节点测试系统的仿真

数据, 验证了本文所提方法对于辨识电力系统主导振荡模式的正确性和有效性。本节进一步以辽宁电网某次故障下 4 条区域间联络线的 PMU 实测有功功率振荡信号作为本文所提方法的输入, 通过辨识该次故障下系统主导振荡模式来验证本文所提方法的实用性。

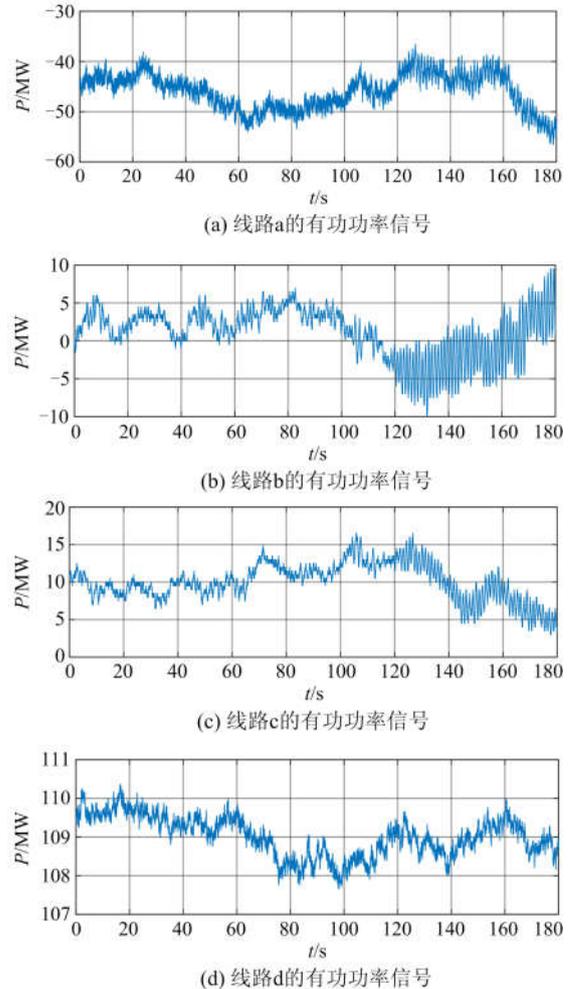


图 12 故障后 4 条区域间联络线的有功功率信号

Fig. 12 Active power signals of 4 tie lines after contingency

图 12 为某次故障发生后的 3 min 之内, 辽宁电网 4 条区域间联络线的有功功率振荡信号, 信号的采样频率为 50 Hz。由图 12 中的波形可知, 本次故障产生的低频振荡模式具有明显的时变特性, 这是由于在实际多机系统中, 各个机组之间的相互影响, 会使每条联络线的振荡模式成为多种振荡模式的合成, 其中既包括局部振荡模式, 又含有区域间振荡模式, 同时, 每个振荡模式起主导作用的时段也不尽相同。

由于实际电网中广域量测系统的测量噪声和异常数据(信号传输失败或信号幅值严重越限等)会

影响在线辨识的精度，所以在对量测信号进行分解处理之前，应首先将异常数据剔除。本文选取截止频率为2.5 Hz的低通滤波器对所获数据进行滤波。滤波后，以图12中4条联络线25~65 s的有功功率振荡信号作为本文所提方法的输入，经过归一化处理之后，对其进行多元经验模式分解，每个有功功率振荡信号都被分解成多个含有不同振荡模式的IMF分量，图13和图14分别给出了输入信号经多元经验模式分解后，线路a和线路b得到的5个IMF分量和1个信号余量的波形图。

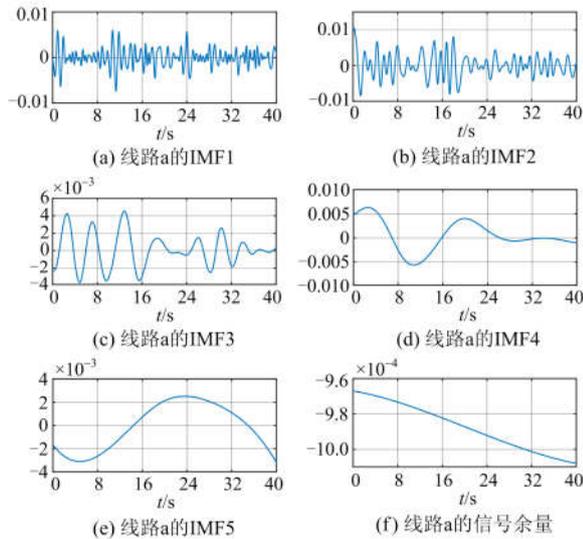


图 13 线路 a 有功功率信号经 MEMD 得到的各 IMF
Fig.13 IMFs of active power signal of tie line a obtained by MEMD

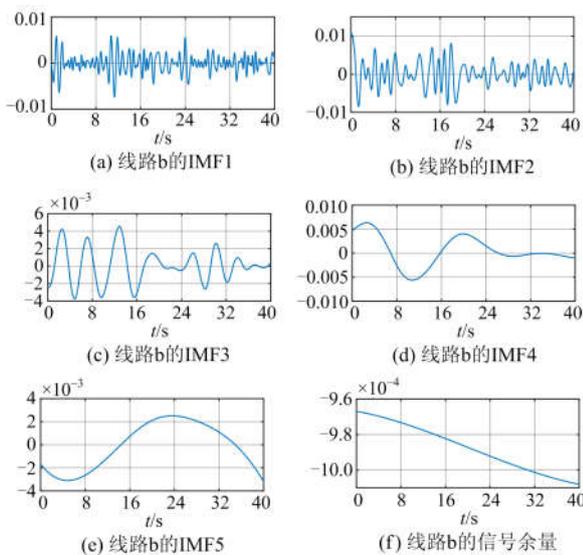


图 14 线路 b 有功功率信号经 MEMD 得到的各 IMF
Fig. 14 IMFs of active power signal of tie line b obtained by MEMD

类似上一节的处理流程，利用 Teager 能量算子计算各个 IMF 在信号采样点处的瞬时能量，进而通过对瞬时能量进行积分的方式得到各 IMF 的相对能量值。以线路 b 为例，表 6 中给出了该线路上的有功功率信号经多元经验模式分解后，除去信号余量的 5 个 IMF 分量的相对能量值。

表 6 各个 IMF 的相对能量

E_1	E_2	E_3	E_4	E_5
0.0172	0.0131	3.91e-03	9.50e-04	1.26e-03

类似 4.1 节的处理流程，图 15 给出了各个 IMF 相对能量图，从而更加直观地反映出各个 IMF 的相对能量差异。

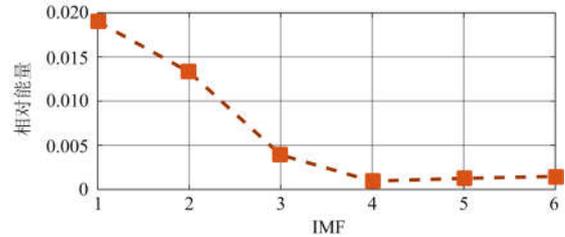


图 15 各个 IMF 相对能量图

Fig. 15 Relative energy of each IMF

由图 15 可知：该线路的有功功率信号经多元经验模式分解得到的多个 IMF 中，IMF1 和 IMF2 的相对能量值分别为 0.0172 和 0.0131，其他 IMF 的相对能量值最大为 3.91e-03，IMF1 和 IMF2 相对于该线路所有 IMF 的相对能量之和的能量占比分别为 48.91%和 37.25%，故认为 IMF1 和 IMF2 的信号相对能量足够大，含有系统的主导振荡模式，剩余的 IMF 由于相对能量较低，对于系统的稳定性影响很小。因此在辨识该线路的振荡模式时，只对 IMF1，IMF2 进行计算。其他联络线的 IMF 筛选方式与该联络线相同。

利用预测误差法对每条联络线中筛选出的 IMF 建立预测误差模型，并计算每个 IMF 所对应特征方程的系数，从而求得特征方程的根，进而通过式(18)计算出主导振荡模式的振荡频率及阻尼比，完成辨识过程。

各个联络线上含有主导振荡模式的 IMF 及其能量占比和振荡模式参数如表 7 所示。

针对表 7 中同一振荡模式经多个量测通道辨识出的振荡频率及阻尼比在数值并不完全相同的问题，本文对同一振荡模式在多个量测通道中所辨识出的结果取均值，结果如表 8 所示。

由表 8 中的数据可知：本次故障激发了两种

低频振荡模式, 分别为振荡模式 1($f=0.7309$, $\zeta=10.5475$)和振荡模式 2($f=1.2317$, $\zeta=4.1956$)。

表 7 各个联络线的主导 IMF 的能量占比及主导振荡模式

联络线	主导 IMF	能量占比/%	参数类型	参数数值
线路 a	IMF1	69.25	振荡频率/Hz	1.260 8
			阻尼比/%	3.985 1
线路 b	IMF1	48.91	振荡频率/Hz	1.249 7
			阻尼比/%	4.212 8
线路 c	IMF2	37.25	振荡频率/Hz	0.717 3
			阻尼比/%	10.284 7
线路 d	IMF1	45.82	振荡频率/Hz	1.197 5
			阻尼比/%	4.267 3
线路 e	IMF2	38.04	振荡频率/Hz	0.744 5
			阻尼比/%	10.810 3
线路 f	IMF1	71.93	振荡频率/Hz	1.218 6
			阻尼比/%	4.317 2

表 8 辽宁电网实测数据的主导振荡模式辨识结果

振荡模式	振荡频率/Hz	阻尼比/%
δ_1	0.730 9	10.547 5
δ_2	1.231 7	4.195 6

5 结论

本文提出一种基于多元经验模式分解的电力系统主导低频振荡模式辨识新方法, 将本文所提方法应用到 IEEE68 节点测试系统和辽宁电网实测数据中进行分析, 验证, 相关结论如下。

通过与基于经验模式分解方法的辨识结果进行对比, 验证了本文所提方法相较于传统的经验模式分解, 对振荡信号的模式尺度分离效果更好, 可以更加有效地抑制模式混叠现象的产生, 且利用本文所提方法得到的振荡模式辨识结果与参考结果之间的误差更小, 辨识结果更为精确。通过与特征值分析结果进行对比, 验证了本文所提方法, 可准确、有效地从电力系统广域量测信息中对系统的主导振荡模式进行分离和提取, 该方法为低频振荡模式辨识提供了新的途径, 对于电力系统动态稳定性的评估具有一定的可行性。

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] 李国庆, 谭龙, 王振浩, 等. 单相接地故障对换流器内部环流影响的研究[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(3): 1-7.

LI Guoqing, TAN Long, WANG Zhenhao, et al. Research of the influence on the circulation for AC system single phase ground fault[J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(3): 1-7.

[3] 姜涛. 基于广域量测信息的电力大系统安全性分析与协调控制[D]. 天津: 天津大学, 2015.

[4] MAGDY G, MOHANMED E A, SHABIB G, et al. Microgrid dynamic security considering high penetration of renewable energy[J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2018, 3(3): 236-246. DOI: 10.1186/s41601-018-0093-1.

[5] 高海翔, 伍双喜, 苗璐, 等. 发电机组引发电网功率振荡原因及其抑制措施研究综述[J]. 智慧电力, 2018, 46(7): 49-55.

GAO Haixiang, WU Shuangxi, MIAO Lu, et al. Overview of reasons for generator-induced power oscillations&its suppression measures[J]. Smart Power, 2018, 46(7): 49-55.

[6] 姜涛, 贾宏杰, 李国庆, 等. 基于广域量测信息相关性的电力系统同调辨识[J]. 电工技术学报, 2017, 32(1): 1-11.

JIANG Tao, JIA Hongjie, LI Guoqing, et al. Cross-correlation coefficient-based coherency identification in bulk power system using wide-area measurements[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2017, 32(1): 1-11.

[7] 姜涛, 李筱婧, 李国庆, 等. 基于广域量测信息的负荷裕度灵敏度计算新方法[J]. 电工技术学报, 2016, 31(21): 102-113.

JIANG Tao, LI Xiaojing, LI Guoqing, et al. A novel wide-area measurement-based approach to loading margin sensitivity analysis in power systems[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2016, 31(21): 102-113.

[8] 段刚, 严亚勤, 谢晓冬, 等. 广域相量测量技术发展展望[J]. 电力系统自动化, 2015, 39(1): 73-80.

DUAN Gang, YAN Yaqin, XIE Xiaodong, et al. Development status quo and tendency of wide area

- phasor measuring technology[J]. Automation of Electric Power Systems, 2015, 39(1): 73-80.
- [9] 汪响, 沈健, 张敏, 等. PMU 低频振荡就地辨识研究[J]. 电气技术, 2015, 16(11): 33-35.
- WANG Yun, SHEN Jian, ZHANG Min, et al. Research on Low Frequency Oscillation Identification in PMU[J]. Electrical Engineering, 2015, 16(11): 33-35.
- [10] 卢达, 林繁涛, 赵莎, 等. 动态相量估计算法特征分析及比较[J]. 电力系统保护与控制, 2017, 45(3): 33-40.
- LU Da, LIN Fantao, ZHAO Sha, et al. Analysis and comparison of dynamic phasor estimation algorithms[J]. Power System Protection and Control, 2017, 45(3): 33-40.
- [11] PENG J C, NAIR N C. Enhancing kalman filter for tracking ringdown electromechanical oscillations[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2012, 27(2): 1042-1050.
- [12] CHAUDHURI N R, CHAUDHURI B. Damping and relative mode-shape estimation in near real-time through phasor approach[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2011, 26(1): 364-373.
- [13] ZHOU N, TRUDNOWSKI D J, PIERRE J W, et al. Electromechanical mode online estimation using regularized robust RLS methods[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2008, 23(4): 1670-1680.
- [14] 马燕峰, 赵书强. 用改进的 Hilbert-Huang 变换辨识电力系统低频振荡[J]. 高电压技术, 2012, 38(6): 1492-1499.
- MA Yanfeng, ZHAO Shuqiang. Identification of low frequency oscillations in power system based on improved Hilbert-Huang transform[J]. High Voltage Engineering, 2012, 38(6): 1492-1499.
- [15] HAUER J. F, DEMEURE C J, SCHARF L L. Initial results in Prony analysis of power system response signals[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 1990, 5(1): 80-89.
- [16] 刘波, 文忠, 曾涯. MATLAB 信号处理[M]. 北京: 电子工业出版社, 2006.
- [17] HUANG S J, HSIEH C T, HUANG C L. Application of Morlet wavelets to supervise power system disturbances[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 1999, 14(1): 235-243.
- [18] 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.
- [19] 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.
- [20] 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.
- [21] JIANG T, BAI L, LI F X, et al. Synchrophasor measurement-based correlation approach for dominant mode identification in bulk power systems[J]. ET Generation, Transmission & Distribution, 2016, 10(11): 2710-2719.
- [22] 孙正龙, 蔡国伟, 王雨薇, 等. 基于多尺度线调频基稀疏信号分解的电力系统非平稳振荡信号特征提取[J]. 电工技术学报, 2017, 32(6): 31-40.
- SUN Zhenglong, CAI Guowei, WANG Yuwei, et al. Extracting modes from non-stationary oscillation signals for power system based on multi-scale chirplet sparse signal decomposition[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2017, 32(6): 31-40.
- [23] JIANG T, YUAN H Y, JIA H J, et al. Stochastic subspace identification-based approach for tracking inter-area oscillatory modes in bulk power system utilising synchrophasor measurements[J]. IET Generation, Transmission & Distribution, 2015, 9(15): 2409-2418.
- [24] JIANG T, JIA H J, ZHAO J L, et al. Mode matching pursuit for estimating dominant modes in bulk power grid[J]. IET Generation, Transmission & Distribution, 2014, 8(10): 1677-1686.
- [25] 赵妍, 李志民, 李天云. 低频振荡模态参数辨识的共振稀疏分解 SSI 分析方法[J]. 电工技术学报, 2016, 32(2): 136-144.

- ZHAO Yan, LI Zhimin, LI Tianyun. Low frequency oscillation modal parameter identification using resonance-based sparse signal decomposition and SSI method[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2016, 32(2): 136-144.
- [26] 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[C]// Proceedings of the Royal Society, 1998 London, UK: 903-995.
- [27] 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 energymethod based on EMD and its application for research of low frequency oscillations[J]. Proceedings of the CSEE, 2008, 28(19): 36-41.
- [28] REHMAN N, MANDIC D P. Multivariate empirical mode decomposition[J]. Proceedings Mathematical Physical & Engineering Sciences, 2010, 466(2117): 1291-1302.
- [29] 楼红伟, 胡光锐. 基于 Teager 能量算子和小波变换的语音识别特征参数[J]. 上海交通大学学报, 2003, 37(21): 83-85.
- LOU Hongwei, HU Guangrui. Speech feature based on Teager energy operator and dyadic wavelet transform[J]. Journal of Shanghai Jiaotong University, 2003, 37(21): 83-85.
- [30] 黄文清, 戴瑜兴. 基于 Teager 能量算子的电能质量扰动实时检测方法[J]. 电工技术学报, 2007, 22(6): 154-158.
- HUANG Wenqing, DAI Yuxing. Real-time detection power quality of disturbances based on teager energy operator[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2007, 22(6): 154-158.
- [31] MARAGOS P, KAISER J F, QUATIERI T F. Energy separation in signal modulations with application to speech analysis[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1993, 41(10): 3024-3051.
- [32] PELCKMANS K. Lecture notes for a course on system identification[Z]. Uppsala: Uppsala University, 2012.

收稿日期: 2018-12-04; 修回日期: 2019-01-23

作者简介:

苏安龙(1976—), 男, 高级工程师, 主要研究方向为电力系统调峰与新能源消纳;

孙志鑫(1993—), 男, 硕士研究生, 研究方向为电力系统稳定性分析、大电网的广域态势感知; E-mail: zx.sun@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 葛艳娜)