

# 基于模糊聚类的 NExT-ERA 低频振荡类噪声辨识

高洁<sup>1</sup>, 李群湛<sup>1</sup>, 汪佳<sup>2</sup>, 周阳<sup>1</sup>

(1. 西南交通大学电气工程学院, 四川 成都 610031; 2. 四川省电力公司计量中心, 四川 成都 610045)

**摘要:** 低频振荡模态分析为电网的安全稳定运行提供了最基本的信息要素。针对环境激励下 PMU 量测的类噪声信号, 讨论了自然激励技术结合特征系统实现算法(NExT-ERA)进行低频振荡模态识别的适用性, 对非同步量测信号采用数据截断预处理后, 利用该方法同样可以实现有效辨识。引入模糊 C 均值聚类算法对辨识结果中真伪模态进行自动拾取, 提高了辨识精度。通过对 IEEE4 机 11 节点系统和 IEEE16 机 68 节点系统的仿真数据分析, 表明所提出的方法对低频振荡类噪声信号具有较高的模态辨识能力和计算效率, 在低频振荡广域监测中具有很好的应用前景。

**关键词:** 低频振荡; 模态分析; 环境激励; 自然激励技术; 特征系统实现算法; 模糊 C 均值聚类

## Modal parameter identification of low frequency oscillation through NExT-ERA based on fuzzy clustering

GAO Jie<sup>1</sup>, LI Qunzhan<sup>1</sup>, WANG Jia<sup>2</sup>, ZHOU Yang<sup>1</sup>

(1. School of Electrical Engineering, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, China;

2. Sichuan Electric Power Company & Measuring Center, Chengdu 610045, China)

**Abstract:** Low frequency oscillation modal analysis provides the most basic elements of information for the safe and stable operation of power grid. To identify low frequency oscillation modal parameters based on ambient excited data from a wide area monitoring system (PMU), this paper investigates the use of the natural excitation technique (NExT) in conjunction with the eigensystem realization algorithm (ERA) for the modal analysis of power systems. At the same time, it introduces the fuzzy C clustering algorithm to automatically pick up the results, to better identify the authenticity of a modal. The method is capable of utilizing synchronous measured data from WAMS as well as unsynchronous measurements by the truncation approach. By modal identification of system for the IEEE four machine and IEEE sixteen machine simulation signals to verify the validity and high efficiency of this method to extract the dominant mode, which can also meet the needs of online and offline applications.

This work is supported by National Natural Science Foundation of China (No. U1134205) and China Railway Corporation Major S&T Projects (No. 2015J005-A).

**Key words:** low frequency oscillation; modal analysis; ambient excited; natural excitation technique; eigensystem realization algorithm; fuzzy C clustering

## 0 引言

电网区域间的互联, 阻尼的减弱, 导致系统增幅性振荡失稳的现象越来越普遍。因此, 快速准确地获得低频振荡模式及参数信息, 对电网的在线监测以及阻尼控制显得尤为重要, 同时也更加困难<sup>[1]</sup>。

**基金项目:** 国家自然科学基金重点项目 (U1134205); 中国铁路总公司重点科技项目 (2015J005-A)

随着电力系统中相量测量装置 (Phasor Measurement Unit, PMU) 的完全应用以及基于 PMU 的广域监测系统 (Wide Area Monitoring Systems, WAMS) 的逐步建立, 利用实测轨迹分析系统低频振荡具有广泛的应用前景。根据扰动强度的不同, 识别方法可分为两类: 基于大扰动信号辨识方法和基于随机小扰动信号 (类噪声) 辨识方法<sup>[2]</sup>。目前, Prony 算法是基于大扰动信号的低频振荡模态识别方法中, 应用最为广泛的一种<sup>[3]</sup>。但由于大扰动信号无

法时刻存在,同时实测信号受环境噪声的影响严重,使得 Prony 方法的局限性及数值缺陷逐渐凸显。基于类噪声信号的模态识别方法,仅利用环境激励下的实时响应信号作为辨识输入,无需测量输入激励信号,同时也避免了人工激励的复杂,因此,这类方法能更好地适用于低频振荡模式的在线监测及分析。

基于此,专家学者们开始了对相关领域的探索。文献[4]引入自回归滑动平均模型(ARMA)对随机信号进行描述,再运用最小二乘法对参数进行估计,但识别精度受噪声影响大,鲁棒性差;文献[5]利用测量点输出间的自互功率谱代替频率响应函数来识别系统模态参数,但存在模式阻尼识别误差大,计算效率低等缺陷;文献[6]将随机子空间方法引入电力系统领域,该方法对输出噪声具有一定的抗干扰能力,在识别模态信息方面具有其独特的优势,但实际系统中输入的噪声激励不能严格满足零均值的要求,因此容易产生虚假的辨识模态。文献[4-5]所提及的方法均是基于单个量测信号和系统动力学的线性模型进行模态辨识,但要达到最佳辨识不能只利用单个量测信号。文献[6-7]提出增加测量通道以及利用多种变量进行分析的方法来提高系统模态的辨识效果,但同时存在着计算复杂的问题。

本文提出一种基于模糊聚类的 NExT-ERA 低频振荡类噪声辨识方法,该方法首先通过对参考通道信号的 NExT 计算,近似得到系统的脉冲响应函数;然后在不同阶次下,对系统进行 ERA 辨识;最后对辨识结果采用 FCM 聚类分析,自动拾取出真实模态。文章首先从理论上阐述了该方法的适用性,然后通过 IEEE4 机两区测试系统和 IEEE16 机 68 节点测试系统的同步与非同步量测数据分析,验证该方法的有效性,同时具有较好的抗噪效果。

## 1 基于 FCM 的 NExT-ERA 模态识别方法

### 1.1 自然激励技术(NExT)

自然激励技术(Natural Excitation Technique, NExT)<sup>[8]</sup>已经在土木、机械领域得到了成功的应用<sup>[9-10]</sup>,但并没有广泛的应用于电力系统模态参数的识别。由于电力系统遭受小扰动后,其发电机组转子摇摆方程的形式,与  $n$  自由度线性定常振动系统的动力微分方程类似,同时低频振荡的产生与一般机械力学的振动问题相似,因此,电力系统低频振荡分析可以借鉴动力学领域中试验模态分析方法的研究成果。这里将首先讨论 NExT 在低频振荡模态辨识中的适用性。

分析电力系统低频振荡时,描述单发电机转子的振荡运动方程可用式(1)所示微分方程表示。

$$M \frac{d^2 \delta}{dt^2} = P_M - P_E - D \frac{d\delta}{dt} \quad (1)$$

式中:  $M$  表示惯性常数;  $P_M$  为涡轮功率;  $P_E$  为空气间隙功率;  $D$  为阻尼系数;  $\delta$  为转子角。采用经典的恒磁发电机模型,在运行点附近进行线性化,可以得到

$$M \frac{d^2 \Delta \delta}{dt^2} + D \frac{d\Delta \delta}{dt} + K \Delta \delta = 0 \quad (2)$$

式中:  $K$  为同步功率常数;  $\Delta \delta$  是平衡点的转子角位移。

电力系统的实际运行状态并非完全的稳态,每个发电机也时刻受到一种随机增长的动力激励——环境激励,其中,具有近似白噪声特性的负荷随机变化是一种主要激励。另外,次暂态也会被视为系统的自然激励,例如,运行模式的微小变化,少量开关事件和少量故障等。考虑到自然激励,  $n$  自由度转子角振荡方程将由式(2)扩展如式(3)。

$$M \Delta \ddot{\delta}(t) + D \Delta \dot{\delta}(t) + K \Delta \delta(t) = F(t) \quad (3)$$

式中:  $F(t)$  是激励力矢量;  $M$ 、 $D$ 、 $K$  分别为发电机的惯性矩阵、阻尼矩阵和同步功率矩阵,均为  $n \times n$  阶对称矩阵;  $\Delta \delta(t)$  是转子角的  $n$  阶位移矢量;  $(\cdot)$  表示对时间求导。在式(3)右乘一个参考转子角位移  $\Delta \delta_r(s)$ , 每个部分取期望值得到公式如式(4)。

$$ME [\Delta \ddot{\delta}(t) \Delta \delta_r(s)] + DE [\Delta \dot{\delta}(t) \Delta \delta_r(s)] + KE [\Delta \delta(t) \Delta \delta_r(s)] = E [F(t) \Delta \delta_r(s)] \quad (4)$$

式中,  $E[\bullet]$  为数学期望值,式(4)也可表示如下:

$$MR_{\Delta \delta \Delta \delta_r}(t, s) + DR_{\Delta \dot{\delta} \Delta \delta_r}(t, s) + KR_{\Delta \delta \Delta \delta_r}(t, s) = R_{F \Delta \delta_r}(t, s) \quad (5)$$

式中,  $R(\bullet)$  为互相关函数矢量。

假设  $A(t)$ 、 $B(t)$  是平稳过程,则有

$$R_{A^m B}(\tau) = R_{AB}^{(m)}(\tau) \quad (6)$$

式中:  $\tau = t - s$ ;  $A^{(m)}$  为随机过程  $A(t)$  对时间的第  $m$  次求导;  $R_{AB}^{(m)}$  为互相关函数  $R_{AB}(\tau)$  对  $\tau$  的第  $m$  次求导。

当  $\tau > 0$ , 系统自然激励为白噪声时,参考角位移  $\Delta \delta_r(s)$  与  $F(t)$  是不相关的。即  $\tau > 0$  时,  $R_{F \Delta \delta_r}(t, s) = 0$ 。另外,假设转子角位移  $\Delta \delta(t)$ 、速度  $\Delta \dot{\delta}(t)$  以及加速度  $\Delta \ddot{\delta}(t)$ , 均是平稳过程,那么式(5)为

$$MR_{\Delta \delta \Delta \delta_r}(\tau) + DR_{\Delta \dot{\delta} \Delta \delta_r}(\tau) + KR_{\Delta \delta \Delta \delta_r}(\tau) = 0, \tau > 0 \quad (7)$$

因此,不同转子角位移的互相关函数  $R_{\Delta \delta \Delta \delta_r}(\tau)$ , 与发电机转子角的振荡微分方程相似,可以将  $R_{\Delta \delta \Delta \delta_r}(\tau)$  替代脉冲响应函数用于时域模态参数识

别。在运行点附近, 发动机的转子角与系统的其他物理变量将产生线性耦合效应, 例如功率潮流、电压等, 因此, 这些物理变量输出响应间的互相关函数也可以用来替代其脉冲响应函数, 进行系统模态识别。

NExT 需要选择参考变量来获得互相关函数, 例如式(7)中的参考角位移  $\Delta\delta_r$ 。当系统受到自然激励后, PMU 测量出的参考变量具有一定的模态观测性和高性噪比。

## 1.2 NExT 对非同步测量数据的适应性

当 PUM 量测到的数据为非同步时, 利用互相关函数估计需要引进一个同步时间差  $t_E$ 。此时, 互相关函数  $R_{\Delta\delta_E\Delta\delta_r}(t-t_E, s)$  中非同步转子角位移测量值  $\Delta\delta_E$  和参考角位移  $\Delta\delta_r$  是不符合式(2)。但假设  $\tau_E = t - t_E - s = (t - s) - t_E = \tau - t_E$ , 互相关函数可以写成<sup>[11]</sup>

$$R_{\Delta\delta_E\Delta\delta_r}(\tau_E) = R_{\Delta\delta_E\Delta\delta_r}(\tau - t_E) \quad (8)$$

图 1 中是欠阻尼系统同步与非同步测量值的互相关函数。

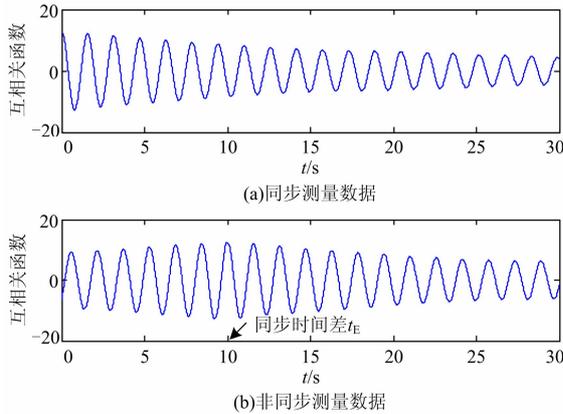


图 1 欠阻尼系统同步与非同步测量值的互相关函数

Fig. 1 Schematic example of cross-correlation functions of two synchronized and two unsynchronized measurements from an underdamped oscillating system

由图 1(b)观察可知,  $\tau_E < t_E$  的部分, 振荡呈现出负阻尼, 但研究系统在实际情况中是稳定的, 因此, 不能利用非同步测量值直接估计系统的脉冲响应, 即式(8)的非同步互相关函数不符合式(2)。但当  $\tau_E > t_E$  的部分, 式(8)与式(7)的同步互相关函数描述一致, 可以用来估计系统的脉冲响应。

假设研究系统及测量值稳定, 那么将式(8)中  $\tau_E < t_E$  部分截断, 得到的互相关函数是符合式(2)的, 可以用来估计系统的脉冲响应。既然式(8)中当  $\tau_E < t_E$  时系统阻尼呈现为负, 当  $\tau_E > t_E$  时系统阻尼呈现为正, 那么非同步延时  $t_E$  时刻的互相关函数值

可以近似估计为

$$R_{\Delta\delta_E\Delta\delta_r}(t_E) \approx \max_{\tau_E} |R_{\Delta\delta_E\Delta\delta_r}(\tau_E)| \quad (9)$$

因此非同步测量数据进行 NExT 计算求得的互相关函数后, 通过数据截断, 可以用来估计系统的脉冲响应。

## 1.3 特征系统实现算法(ERA)

特征系统实现算法(Eigen Realization Algorithms, ERA)<sup>[12]</sup>是 1984 年由美国 Langley 研究中心的 Juang 等提出的。其实质是利用多输入多输出的脉冲响应函数构造 Hankle 矩阵, 运用奇异值分解, 寻找离散时间系统的一个最小实现  $(\mathbf{A}, \mathbf{B}, \mathbf{C})$ <sup>[13]</sup>, 进而求解连续时间系统的系统矩阵  $\mathbf{A}_c$  的特征值问题。

系统离散时间的状态空间模型为

$$\mathbf{x}(k+1) = \mathbf{A}\mathbf{x}(k) + \mathbf{B}\mathbf{u}(k) \quad (10)$$

$$\mathbf{y}(k) = \mathbf{C}\mathbf{x}(k) \quad (11)$$

$\mathbf{x}(k)$ 是在  $k\Delta t$  时刻系统的时间状态向量,  $\Delta t$  为采样时间间隔,  $\mathbf{u}(k)$ 是在  $k\Delta t$  时刻系统的激励向量,  $\mathbf{y}(k)$ 是在  $k\Delta t$  时刻系统的状态输出向量,  $\mathbf{A}, \mathbf{B}, \mathbf{C}$  是离散系统的状态矩阵。

利用脉冲响应矩阵  $\mathbf{y}(k)$ ,  $m \times r$  阶, 以此组成 Hankle 矩阵。

$$\mathbf{H}_{am \times \beta r}(k-1) = \begin{bmatrix} \mathbf{y}(k) & \mathbf{y}(k+1) & \cdots & \mathbf{y}(k+\beta-1) \\ \mathbf{y}(k+1) & \mathbf{y}(k+2) & \cdots & \mathbf{y}(k+\beta) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \mathbf{y}(k+\alpha-1) & \mathbf{y}(k+\alpha) & \cdots & \mathbf{y}(k+\alpha+\beta-2) \end{bmatrix} \quad (12)$$

式中:  $m$  为测量响应点数;  $r$  为激励点数。矩阵  $\mathbf{H}(k-1)$  的阶数为  $am \times \beta r$ ,  $\alpha, \beta$  分别为能观指数和能控指数, 且  $2n/m \leq \alpha \leq 2n$ ,  $2n/r \leq \beta \leq 2n$ 。

当  $k=1$  时, Hankle 矩阵作奇异值分解得到

$$\mathbf{H}(0) = \mathbf{U}_1 \boldsymbol{\Sigma}_1 \mathbf{V}_1^T \quad (13)$$

式中:  $\mathbf{U}_1, \mathbf{V}_1$  是标准正交化矩阵;  $\boldsymbol{\Sigma}_1$  是对角矩阵。

$$\boldsymbol{\Sigma}_1 = \begin{bmatrix} \boldsymbol{\Sigma} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{bmatrix} \quad (14)$$

其中,  $\boldsymbol{\Sigma} = \text{diag}(\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_{2n})$ , 为  $2n \times 2n$  阶对角矩阵;  $\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \dots \geq \sigma_{2n} \geq 0$  按降序排列, 是  $\mathbf{H}(0)$  的奇异值。

令  $\mathbf{U}$  和  $\mathbf{V}$  分别为  $\mathbf{U}_1$  和  $\mathbf{V}_1$  的前  $2n$  列所组成的矩阵, 那么则有

$$\mathbf{U}^T \mathbf{U} = \mathbf{I} = \mathbf{V}^T \mathbf{V} \quad (15)$$

矩阵  $\mathbf{H}(0)$  和它的广义逆  $\mathbf{H}^+$  可以写为

$$\mathbf{H}(0) = \mathbf{U} \boldsymbol{\Sigma} \mathbf{V}^T, \mathbf{H}^+ = \mathbf{U} \boldsymbol{\Sigma}^{-1} \mathbf{V}^T \quad (16)$$

最后得到系统的最小实现:

$$\begin{cases} \mathbf{A} = \boldsymbol{\Sigma}^{-1/2} \mathbf{U}^T \mathbf{H}(1) \mathbf{V} \boldsymbol{\Sigma}^{-1/2} \\ \mathbf{B} = \boldsymbol{\Sigma}^{-1/2} \mathbf{V}^T [\mathbf{I} \quad \mathbf{0}]^T \\ \mathbf{C} = [\mathbf{I} \quad \mathbf{0}] \mathbf{U} \boldsymbol{\Sigma}^{-1/2} \end{cases} \quad (17)$$

设离散系统矩阵  $\mathbf{A}$  的特征值矩阵为  $\mathbf{Z}$  和特征向量矩阵  $\boldsymbol{\Psi}$  (均为  $2n \times 2n$ ), 则有

$$\boldsymbol{\Psi}^{-1} \mathbf{A} \boldsymbol{\Psi} = \boldsymbol{\Psi}^{-1} e^{\mathbf{A} \Delta t} \boldsymbol{\Psi} = e^{\boldsymbol{\Lambda} \Delta t} = \mathbf{Z} \quad (18)$$

得到连续系统矩阵  $\mathbf{A}_c$  的特征值  $\lambda_{c,i}$  为

$$\lambda_{c,i} = \ln\left(\frac{\mathbf{Z}}{\Delta t}\right) = \lambda_{c,i}^{\text{Re}} + j\lambda_{c,i}^{\text{Im}} \quad (19)$$

由此确定各个模态的无阻尼固有频率和阻尼比如下:

$$\begin{cases} \omega_{c,i} = \frac{1}{2\pi} \sqrt{(\lambda_{c,i}^{\text{Re}})^2 + (\lambda_{c,i}^{\text{Im}})^2} \\ \xi_{c,i} = \frac{-\lambda_{c,i}^{\text{Re}}}{\sqrt{(\lambda_{c,i}^{\text{Re}})^2 + (\lambda_{c,i}^{\text{Im}})^2}} \end{cases} \quad (20)$$

#### 1.4 参考通道的选取

ERA 是属于多输入多输出的一种时域整体模态参数识别算法, 其输入为参考通道向量(多参考点)构建的互相关函数矩阵, 可提高辨识结果的准确度和可靠度。

环境激励下, 电力系统的输入激励信号与白噪声相近, 并且无法测量。为了得到某系统的模态, 需要将所有发电机 PMU 量测信号纳入系统的输出列向量。而实际电力系统的 PMU 数量非常庞大, 将其采集的这些发电机量测均作为参考通道信号包含到  $\mathbf{y}(k)(m \times r)$  中, 形成 Hankel 矩阵并进行奇异值分解, 其过程是非常耗时的, 阻碍了其在线应用。因而, 如何快速完备地从海量 PMU 数据中选择可观性强、有代表的信号作为参考通道显得尤为重要。

对参考通道的选取需要对系统有个前期的了解。首先基于系统的数学模型推导出主导振荡模式的估算方式, 通过对振荡频率影响因素的分析, 找到系统易发生振荡的关键断面; 对该断面内的量测轨迹通过状态量的振荡增量大小进行选取<sup>[14]</sup>, 从而可以确定对振荡模式可观性较大的参考通道信号。

#### 1.5 模态参数识别精度指标

由于实测信号不可避免得会受到环境噪声和系统非线性因素的影响, 在对  $\mathbf{H}(0)$  进行奇异值分解时可能存在定阶困难。若奇异值在某个阶次突然变小, 则该突变处即系统的阶次, 若无明显突变, 则无法直接定阶。所以 Juang<sup>[15]</sup> 等引入了模态振幅相干系数 (Modal Amplitude Coherence, MAC)、扩展模态

振幅相干系数 (EMAC)、模态相位共线性指标 (Modal Phase Colinearity, MPC) 和一致模态指标 (Consistent Modal Index, CMI)<sup>[16]</sup>, 对辨识结果中真实模态和噪声模态加以区分。

本文利用 NExT-ERA 对系统不同阶次下的模态参数进行识别, 通过阈值 “0% < 阻尼比 < 10% & CMI > 70%” 初步筛选出可信度较高的模态参数, 进入下一步判别。

#### 1.6 基于 FCM 聚类的物理模态选取

传统的真伪模态识别方法是利用稳定图, 将不同阶次下识别到的每组模态参数画在同一幅图上, 从图中手动选择稳定点, 其对应的模态即为系统真实模态。但在稳定图处理过程中需要丰富的实践经验, 不恰当的稳定点选择会影响识别结果的准确性, 不利于模态参数的自动化拾取。为此, 本文将 FCM 引入到在真假模态识别中, 将不同阶次下识别出的模态频率及阻尼比作为样本进行分类, 选取分类中心作为系统模态参数最终辨识结果。其真假模态识别的基本原理是系统不同阶次下的辨识结果均包含真模态信息, 这些相近的模态数值很容易被集中为一类, 进而选取此类中心点所对应的模态, 即为系统最真实的物理模态。

模糊聚类在统计模式识别智能分类中有着广泛的应用, 其中 FCM 应用最为成熟, 理论也最为完善。其原理<sup>[17]</sup>: 首先定义一个目标函数  $\mathbf{J}$ ; 从待分类的样本集  $\mathbf{Q} = \{q_1, q_2, \dots, q_n\}$  中, 随机选择  $c$  个初始聚类中心  $\mathbf{v}_i (i=1, 2, \dots, a)$ ; 通过计算样本到聚类中心的欧几里德距离  $d_{ij}$ , 将样本划分到该类中; 最后更新计算每个类的聚类中心。通过反复迭代, 直到目标函数值达到最小。目标函数  $\mathbf{J}$  的一般描述如下:

$$\mathbf{J}(\mathbf{P}, \mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \dots, \mathbf{v}_a) = \sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^{n_i} p_{ij}^h d_{ij}^2 \quad (21)$$

且满足以下限制条件:

$$\sum_{i=1}^a p_{ij} = 1, \forall j = 1, 2, \dots, n_i (1 \leq j \leq n_i) \quad (22)$$

式中:  $p_{ij} \in [0, 1]$  表示第  $j$  个样本对第  $i$  类的隶属度函数, 构成隶属度矩阵  $\mathbf{P}$ ;  $h > 1$  为模糊参数, 该参数决定了聚类的模糊度, 大多数情况下  $h = 2$ 。在式 (22) 的约束下优化式 (21) 可得:

$$\mathbf{v}_i = \frac{\sum_{j=1}^{n_i} p_{ij}^2 q_j}{\sum_{j=1}^{n_i} p_{ij}^2} \quad (23)$$

$$p_{ij} = \frac{1}{\sum_{i=b}^a \left( \frac{d_{ij}}{d_{bj}} \right)^{\frac{2}{h-1}}} \quad (24)$$

FCM 算法的基本步骤如下:

步骤 1 隶属度矩阵  $\mathbf{P}$  初始化: 选择聚类类别个数  $c$ 、设定迭代停止阈值  $\varepsilon$  以及最大迭代次数  $L$ , 令当前迭代数为  $l=1$ 。

步骤 2 根据式(23)更新聚类中心  $v_i$ 。

步骤 3 计算距离  $d_{ij}$ , 即

$$d_{ij}^2 = \|q_j - v_i\|^2 = (q_j - v_i^{(l)})^T (q_j - v_i^{(l)}) \quad (25)$$

步骤 4 由式(24)更新隶属度矩阵  $\mathbf{P}$ 。

步骤 5 给定阈值  $\varepsilon$ , 如果  $\|\mathbf{P}^{(l+1)} - \mathbf{P}^{(l)}\| \leq \varepsilon$ , 或者迭代次数到达最大值, 则停止迭代, 否则转入步骤 2 重新进行计算。

可见该算法可以实现对系统模态参数的自动辨识, 具有很高的计算效率; 同时通过反复迭代的过程对真实模态的选取进行修正, 提高了模态辨识结果的准确度, 满足在线应用。

## 2 模态参数自动拾取

在介绍了算法基础以及关键技术分析之后, 本节将给出在实际应用中算法实施的具体流程, 如图 2 所示。

算法自动识别的流程包括: 参考通道确定、初始参考点的选取、NExT 计算后对延时信号的截断预处理、ERA 算法对系统不同阶次下的模态识别、CMI 等相似指标的初步筛选以及基于筛选结果的 FCM 聚类分析, 得到系统模态参数的最终辨识结果。

## 3 算例分析

### 3.1 四机两区系统

本文通过 IEEE 4 机两区系统的仿真数据分析, 验证本文所提出的基于模糊聚类的 NExT-ERA 模态辨识方法的有效性。系统接线图如图 3 所示, 具体参数见文献<sup>[18]</sup>。由于我们主要关心系统区域之间的低频振荡, 通过对系统数学模型的特征根计算得到, 该系统存在一个频率为 0.635 7 Hz 的区间振荡模式, 所对应的阻尼比为 0.013 1。

基于 MATLAB 平台搭建仿真系统。在系统负荷处施加白噪声激励, 利用 PMU 测得各发电机转子角速度的响应数据。采样频率是 100 Hz, 采样时间是 10 min。图 4 为发电机 G1 转子角速度的同步无噪声测量信号以及功率谱, 可以看出系统存在 0.6 Hz 附近的振荡频率。

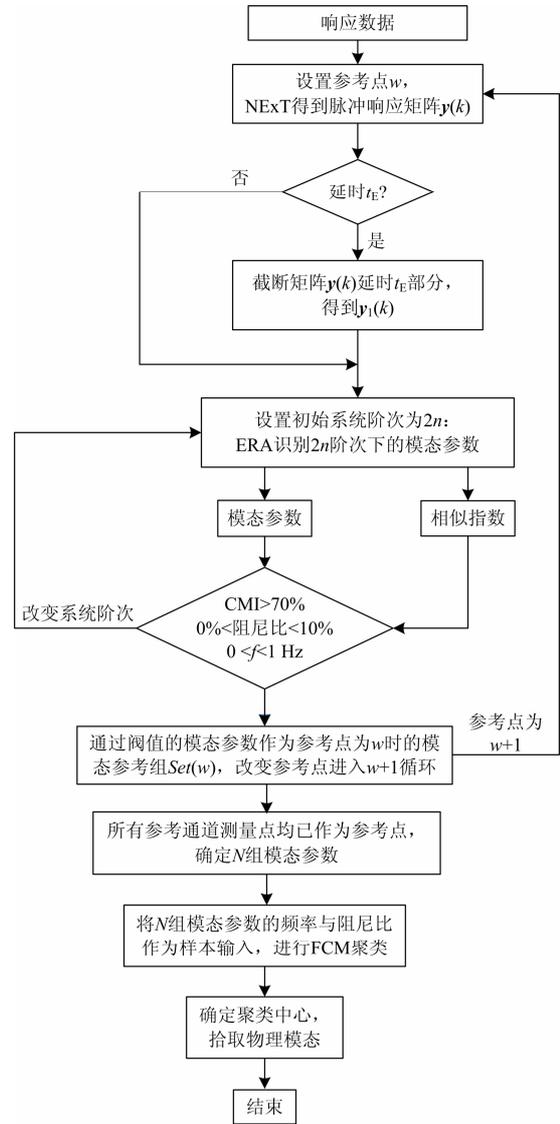


图 2 自动识别算法流程图

Fig. 2 Flowchart of automatic identification algorithm

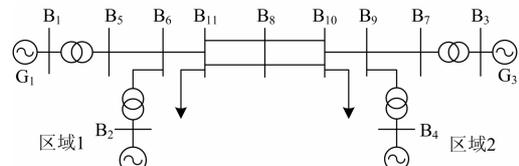
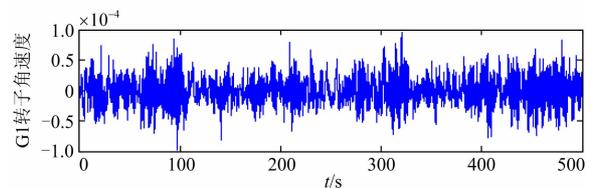


图 3 IEEE 四机两区测试系统

Fig. 3 IEEE Four-machine two-area test system



(a) G1 转子角同步测量数据

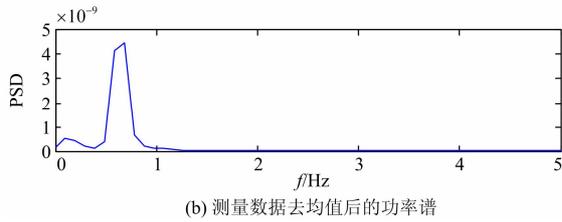


图 4 发电机 G1 转子角速度的同步无噪量测信号以及功率谱  
Fig. 4 Synchronized measurement of G1 rotor angle and the power spectrum density (PSD) of the measurement

### 3.1.1 同步测量数值分析

由于该系统模型中发电机仅有 4 个, 故将 4 个发电机转子角速度响应均引入参考通道。为了分析算法的鲁棒性, 在每个测量通道分别加入 10 dB、5 dB 以及不加入高斯白噪声, 然后对时间窗分别为 10 min、5 min 和 2.5 min 的量测数据进行 NExT-ERA 模态辨识。在 1.3 节的式(14)的计算中, 令  $\Sigma_1$  的阶数从 2 递增到 20(共 10 次计算), 求得不同阶次下的系统模态参数, 设定阈值“ $0\% < \text{阻尼比} < 10\% \& \text{CMI} > 70\% \& 0.1 \text{ Hz} < f < 0.8 \text{ Hz}$ ”, 将通过此阈值的模

态参数选取其频率及阻尼作为样本, 进行 FCM 聚类, 并作出聚类图如图 5 所示, 最后根据聚类中心得到模态参数最终的辨识结果, 如表 1 所示。

观察图 5 可以发现: 当数据时间窗为 10 min、

5 min 时, 利用 NExT-ERA 算法识别出的模态参数样本, 相较于时间窗为 2.5 min 时的模态参数样本更加集中, 聚类效果更明显; 当在加入不同强度的高斯白噪声, 模态样本的集中度变化不大, 其主要原因是, NExT 在计算互相关函数时, 利用相同噪声序列的互相关性为零, 消除了信号中的部分噪声; 而 ERA 过程中的奇异值分解相当于又进行了一次维纳滤波, 从而令 NExT-ERA 算法抗噪效果明显。

由表 1 的分析结果可知, 当时间窗分别为 10 min、5 min 以及 2.5 min 时, 不同噪声下的模态频率的平均辨识误差分别为 0.04%、0.19%、0.2%; 而模态阻尼比的辨识误差相对较大, 当数据时间窗为 2.5 min 时, 不同噪声下阻尼比辨识误差超过 50%。

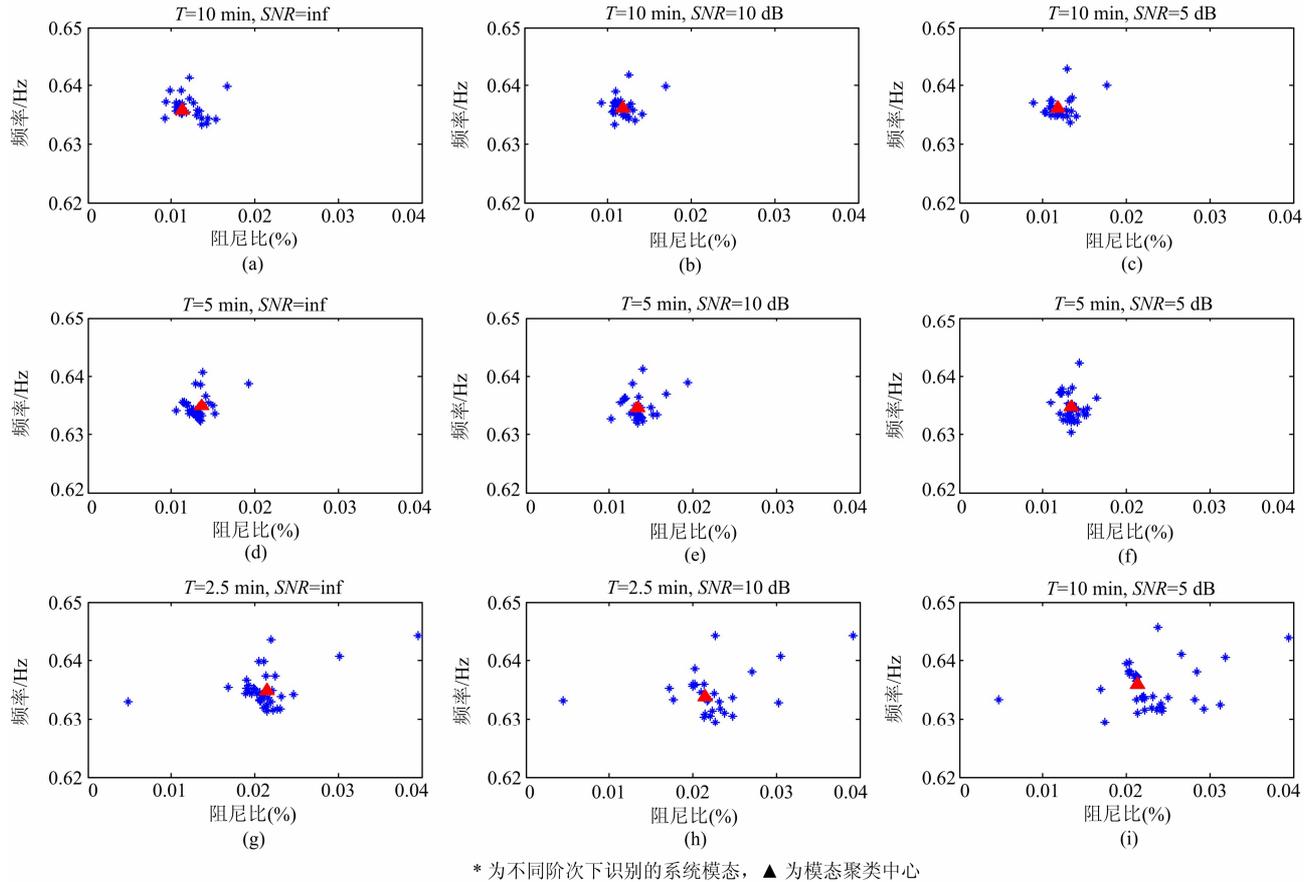


图 5 基于四机两区系统的聚类辨识

Fig. 5 Modal analysis for the IEEE four-machine two-area test system based on clustering

表 1 同步辨识结果及误差分析

Table 1 Synchronous identification results and error analysis

SNR/dB	频率/Hz						阻尼比/%					
	10 min	误差/%	5 min	误差/%	2.5 min	误差/%	10 min	误差/%	5 min	误差/%	2.5 min	误差/%
Inf	0.635 7	0	0.634 9	0.13	0.634 9	0.13	0.011 4	12.98	0.013 7	4.58	0.022 0	-
10	0.636 1	0.06	0.634 6	0.17	0.633 9	0.28	0.011 9	9.16	0.013 4	2.29	0.021 5	-
5	0.636 1	0.06	0.634 0	0.27	0.636 9	0.19	0.011 7	10.69	0.013 3	1.52	0.021 4	-

由以上分析可知，基于模糊聚类的 NExT-ERA 算法对同步测量数据的模态辨识有效，抗噪效果明显，而且数据时窗越长，辨识效果越明显；相较于模态阻尼比的识别，该算法对模态频率的识别效果更佳；同时，辨识结果中仅存在 0.635 7 Hz 的模态频率，说明环境激励下，四机两区系统中主要存在着 0.635 7 Hz 的区间频率，其为系统潮流研究的主要模态。

3.1.2 非同步测量数值分析

利用非同步测量信号进行 NExT 计算后，采用数据截断，截去脉冲响应函数中同步时间差部分，然后进行 ERA 分析。为验证所提方法的有效性，将参考点信号，分别随机延时 10 s、1 min 和 5 min，即信号的同步时间差分别为 10 s、1 min 和 5 min。将所有待分析的信号时间窗均设为 10 min，同时加入 10 dB 的高斯白噪声。仿真验证过程中，令  $\Sigma_1$  的阶数从 2 递增到 20，对三组非同步数据进行 NExT 计算后分别经过数据截断处理，再利用本文所提方法进行模态辨识，如图 6(a)~6(c)，然后对未经过数据截断处理的延时 5 min 的非同步信号进行模态辨识，其结果如图 6(d)所示。

观察图 6 可以发现：非同步数据采用数据截断方法处理后，利用 NExT-ERA 识别出的模态参数样本，比未采用数据截断直接辨识得到的模态参数样本要更加集中，聚类效果更好；由表 2 的分析结果可知：同步时间差均为 5 min 时，采用数据截断后辨识的模态参数平均误差要远远小于未采用数据截断的平均辨识误差；且同步时间差越长，NExT-ERA 识别出的模态参数样本越发散，模糊聚类后辨识的模态参数误差也越大。

由以上分析可知，基于模糊聚类的 NExT-ERA 算法通过数据截断技术，同样适用于非同步测量数据的模态识别，抗噪效果也比较明显。该方法有效去除了同步延时的影响，当非同步时间差长度达到 5 min 时，模态参数的平均误差为 4.62%，辨识结果的精确度很高。因此在非同步测量数据辨识过程中，结合数据截断预处理的方法能有效的应用于非同步测量数据的模态辨识。

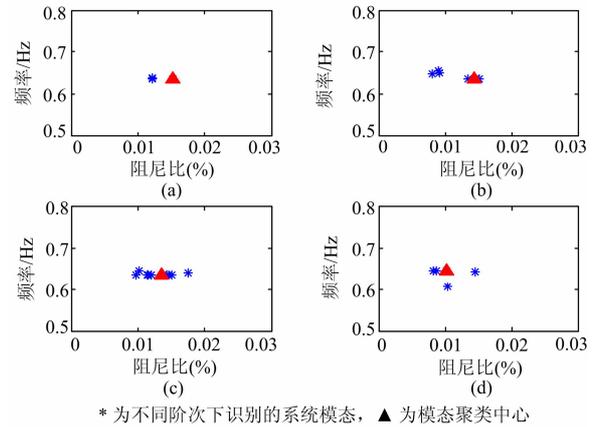


图 6 信号延时(a) 0~10 s, (b) 0~1 min, (c) 0~5 min 时，采用截断方法的辨识分析，信号延时(d) 0~5 min 时，未采用截断方法的辨识结果

Fig. 6 Results for signals shifted randomly in intervals (a) 0~10 s, (b) 0~1 min, (c) 0~5 min by using the truncation approach, and (d) 0~5 min without using the truncation approach based on clustering

表 2 非同步辨识结果及误差分析

Table 2 Nonsynchronous identification results and error analysis

同步时间差	数据截断	频率/Hz	误差/%	阻尼比/%	误差/%
10 s		0.636 3	0.09	0.012 8	2.29
1 min	采用	0.636 6	0.14	0.013 4	2.29
5 min		0.635 2	0.07	0.014 3	9.16
5 min	未采用	0.644 9	1.45	0.010 2	22.1

3.2 16 机 68 节点系统

IEEE16 机 68 节点的新英格兰—纽约系统<sup>[19]</sup>如图 7 所示。系统总共 33 个负荷，将其中 7 个负荷设定为随机负荷，这些负荷的有功输出约为系统的 67.6%。基于 MATLAB 平台搭建仿真系统<sup>[20]</sup>，在这 7 个随机负荷处加入高斯白噪声，得到噪声激励下的不同组发电机转子角速度的输出响应。数据采样频率为 100 Hz，时间窗长度为 10 min。同样通过对系统数学模型的特征根分析，得到系统低频振荡的

主导模式频率及其阻尼比, 如表 3 所示。

由于该系统发电机数量增多, 若求得参考点与其他所有发电机转子角速度响应之间的互相关函数, 然后再进行 ERA 计算, 其计算量将非常大, 同时也不利于主导模式的辨识。通过前期对系统结构的了解, 如表 3 所示, 发现系统主导模式主要存在

于个别机组之间, 因此本文选取了区域振荡模式可观性最大的 7 台发电机转子角速度(1、4、5、13、14、15、16)的测量信号作为参考通道信号, 利用本文所提出的方法进行模式辨识, 同样令  $\Sigma_1$  的阶数从 2 递增至 20。

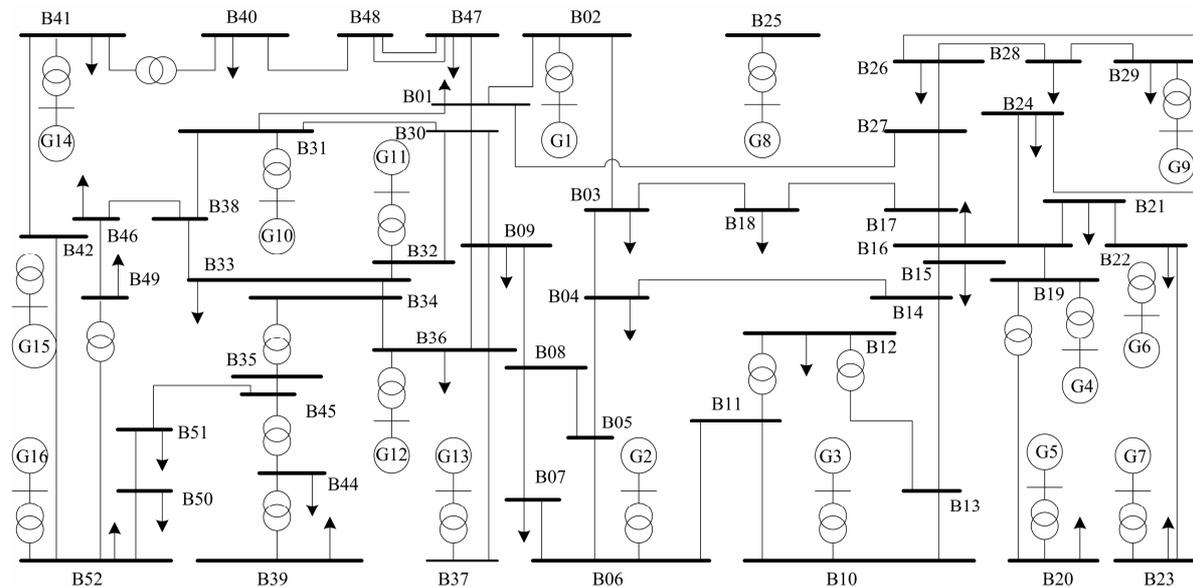


图 7 IEEE 16 机 68 节点测试系统

Fig. 7 IEEE 16 machine 68 nodes test system

表 3 低频振荡主导模式

Table 3 Dominant modes for low-frequency oscillation

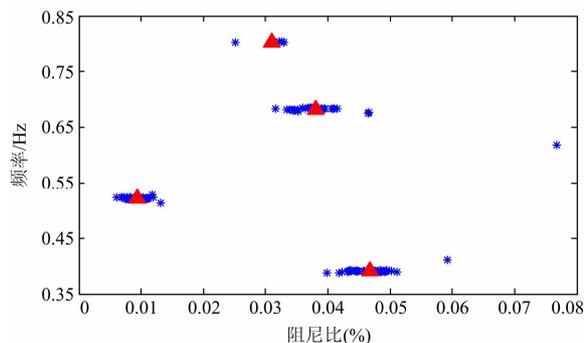
模式	频率/Hz	阻尼比/%	参与机组
1	0.388 1	0.050 2	G1, G4, G15
2	0.521 7	0.008 5	G5, G13, G16
3	0.676 8	0.039 1	G1~G9, G12, G13
4	0.793 0	0.035 3	G14, G15, G16

观察聚类辨识图 8 可以发现: 利用 NExT-ERA 算法对模式 1, 模式 2 以及模式 3 识别出的模式参数样本较多; 同时模式频率样本相对集中, 而阻尼比样本则比较发散; 由表 4 的分析结果可知: 该算法对模式频率的整体辨识精度较高; 对模式 4 阻尼比的辨识误差远远大于其他 3 个模式。

表 4 聚类模式辨识结果及误差分析

Table 4 Clustering results of the modal identification and error analysis

模式	频率/Hz	误差/%	阻尼比/%	误差/%
1	0.390 1	0.52	0.046 8	6.77
2	0.520 0	0.33	0.009 2	8.24
3	0.684 9	1.20	0.038 0	2.81
4	0.803 6	1.34	0.031 2	11.67



\* 为不同阶次下识别的系统模式, ▲ 为模式聚类中心

图 8 模式的聚类辨识

Fig. 8 Clustering of modal identification

由以上分析可知, 基于模糊聚类的 NExT-ERA 算法对多种振荡模式的辨识同样适用。当系统规模扩大, 通过选择可观性大的参考通道信号进行模式识别, 在提高计算速度的同时也能实现较高辨识精度。

## 4 结论

本文提出基于模糊聚类的 NExT-ERA 算法进行低频振荡类噪声模式辨识。环境激励下, 由 PMU 量测数据中选择可观性较大的信号作为参考通道; 利

用NExT求得信号之间的互相关函数,从而近似得到系统的脉冲响应函数;若存在系统延时,则采用数据截断方法,去除脉冲响应中延时部分;然后利用ERA对脉冲响应进行不同阶次下的模态参数辨识;最后引入了模糊C均值算法对所有辨识结果进行自动拾取,在识别模态真伪的同时也提高了参数辨识精度。通过仿真算例验证了此方法的有效性。

除此之外,文中方法还有以下四方面的优势。

1) 以电力系统中时刻发生的随机负荷变化作为自然激励,避免了人工激励的复杂,同时识别出的参数也更符合运行工况。以前很多文献由于算法等原因,模态识别大多针对基于大扰动的测量信号。

2) 具有很好的抗噪性。当信号中加入高斯白噪声,随着所加噪声信噪比的降低,该方法均能比较精确的识别出模态参数。

3) 对WAMS非同步量测的响应数据也能进行有效的模态辨识。采用截断方法有效地消除了同步延时对模态参数识别的影响,能很好地进行离线分析。

4) 本文在真伪模式辨识过程中引入了模糊聚类自动识别算法,提高了辨识精度,同时提高了计算效率。在设定一些初始参数之后,本文所提出的方法可以实现完全自动化,无需人工干预,具有很好的在线应用前景。

参考文献

[1] 姚致清, 于飞, 赵倩, 等. 基于模块化多电平换流器的大型光伏并网系统仿真研究[J]. 中国电机工程学报, 2013, 33(36): 27-33.  
YAO Zhiqing, YU Fei, ZHAO Qian, et al. Simulation research on large-scale PV grid-connected systems based on MMC[J]. Proceedings of the CSEE, 2013, 33(36): 27-33.

[2] 倪敬敏, 沈沉, 刘锋. 基于改进随机子空间法和稳定图技术的电力系统低频机电振荡特征识别[J]. 中国科学(技术科学), 2012, 42(6): 686-696.  
NI Jingmin, SHEN Chen, LIU Feng. Estimation of the electromechanical characteristics of power systems based on a revised stochastic subspace method and the stabilization diagram[J]. Scientia Sinica (Technologica), 2012, 42(6): 686-696.

[3] 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): 137-143.  
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): 137-143.

[4] WIES R W, PIERRE J W, TRUDNOWSKI D J. Use of ARMA block processing for estimating stationary low-frequency electromechanical modes of power systems[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2003, 18(1): 167-173.

[5] TRUDNOWSKI D J. Estimating electromechanical mode shape from synchrophasor measurements[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2008, 23(3): 1188-1195.

[6] 赵书强, 张一, 马燕峰. 基于数据驱动随机子空间方法在低频振荡辨识中的应用[J]. 电力系统保护与控制, 2013, 41(8): 81-86.  
ZHAO Shuqiang, ZHANG Yi, MA Yanfeng. Data-driven based stochastic subspace identification for low frequency oscillation analysis[J]. Power System Protection and Control, 2013, 41(8): 81-86.

[7] THAMBIRAJAH J, THORNHILL N F, PAL B C. A multivariate approach towards interarea oscillation damping estimation under ambient conditions via independent component analysis and random decrement[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2011, 26(1): 315- 322.

[8] JAMES G H, CARNE T G, LAUFFER J P. The natural excitation technique for modal parameter extraction from operating wind turbines[M]. Sandia National Laboratories, SAND92-1666 UC-261. Albuquerque, NM, USA, 1993.

[9] CAICEDO J, DYKE S, JOHNSON E. Natural excitation technique and eigensystem realization algorithm for phase I of the IASC-ASCE benchmark problem: simulated data[J]. J Eng Mech, 2004, 130(1): 49-60.

[10] 万岭, 洪明, 许俊臣. 基于 NExT/ERA 方法环境激励下的船体结构模型总体模态参数识别[J]. 船舶力学, 2013, 17(7): 774-784.  
WAN Ling, HONG Ming, XU Junchen. Identification of modal parameters for model of a ship hull girder under ambient excitation based on NExT/ERA method[J]. Journal of Ship Mechanics, 2013, 17(7): 774-784.

[11] SEPPÄNEN J M, TURUNEN J, KISHOR N, et al. Modal analysis of power systems through natural excitation technique[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2014, 29(4).

[12] JUANG J N, PAPPAS R S. An eigensystem realization algorithm for modal parameter identification and model reduction[J]. J Guidance Control, 1985, 8: 620-627.

- [13] 李惠彬. 大型工程结构模态参数识别技术[M]. 北京: 北京理工大学出版社, 2007.
- [14] 王青, 闵勇, 张毅威. 低频振荡的功率振荡增量分布计算新方法[J]. 电力系统自动化, 2008, 32(6): 1-4.  
WAN Qing, MIN Yong, ZHANG Yiwei. A new algorithm of oscillatory active power increment distribution in low frequency oscillation study[J]. Automation of Electric Power Systems, 2008, 32(6): 1-4.
- [15] JUANG J N, PAPPAS R S. An eigensystem realization-algorithm for modal parameter-identification and model-reduction[J]. Journal of Guidance, Control and Dynamics, 1985, 8(5): 620-627.
- [16] PAPPAS R S, ELLIOTT K B. Consistent-mode indicator for the eigensystem realization algorithm[J]. Journal of Guidance Control and Dynamics, 1993, 16(5): 852-858.
- [17] 马斌, 张丽艳. 一种基于径向基神经网络的短期风电功率直接预测方法[J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(19): 78-82.  
MA Bin, ZHANG Liyan. Short-term wind power direct forecasting based on RBF neural network[J]. Power System Protection and Control, 2015, 43(19): 78-82.
- [18] KUNDUR P. Power system stability and control[M]. New York, NY, USA: McGraw-Hill, 1994.
- [19] ROGERS G. Power system oscillations[M]. Norwell, MA, USA: Kluwer, 2000.
- [20] 姚致清, 赵倩, 刘喜梅. 基于准同步原理的逆变器并网技术研究[J]. 电力系统保护与控制, 2011, 39(16): 123-126.  
YAO Zhiqing, ZHAO Qian, LIU Ximei. Research on grid-connected technology of inverter based on quasi synchronous principle[J]. Power System Protection and Control, 2011, 39(16): 123-126.

---

收稿日期: 2015-11-17; 修回日期: 2016-03-30

作者简介:

高洁(1985-), 女, 博士研究生, 主要研究方向为电力系统稳定分析及信号处理在电力系统中的应用; E-mail: cologate@126.com

李群湛(1957-), 男, 博士, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为牵引供电理论、电能质量控制等; E-mail: lqz3431@263.com

汪佳(1985-), 男, 工程师, 硕士, 主要从事电能计量及用电信息采集。

(编辑 魏小丽)