

基于 ARMA 模型的低频振荡模式 在线辨识技术研究

陈刚¹, 段晓², 张继红³, 何潜⁴, 吴小辰¹

(1. 南方电网技术研究中心, 广东省广州市 510623; 2. 输配电装备及系统安全与新技术国家重点实验室(重庆大学), 重庆市沙坪坝区 400030; 3. 国家电网重庆电网电力交易中心(重庆市电力公司), 重庆市渝中区 400014; 4. 重庆电力调度通信中心(重庆市电力公司), 重庆市渝中区 400014)

A New Approach for Online Identification of Low Frequency Oscillation Modes Based on Auto-Regressive Moving-Average Model

CHEN Gang¹, DUAN Xiao², ZHANG Jihong³, HE Qian⁴, WU Xiaochen¹

(1. CSG Technology Research Center, Guangzhou 510623, Guangdong Province, China; 2. State Key Laboratory of Power Transmission Equipment & System Security and New Technology (Chongqing University), Shapingba District, Chongqing 400030, China; 3. SG Chongqing Electric Power Trading Center (Chongqing Electric Power Corporation), Yuzhong District, Chongqing 400014, China; 4. Chongqing Electric Power Dispatch and Communication Center (Chongqing Electric Power Corporation), Yuzhong District, Chongqing 400014, China)

ABSTRACT: To improve real-time monitoring level of low frequency oscillation in power grids, on the basis of analyzing low frequency identification methods based on auto-regressive moving-average (ARMA) and wide area measured noise like signals, an order determination approach for ARMA model based on singular value decomposition is given; then it is proposed to identify the dominant mode of low frequency oscillation by ARMA spectral estimation after the parameters of ARMA model are identified; finally, combining with engineering practice, a wide area measurement system (WAMS) based on-line identification framework for low frequency oscillation modes is put forward, which mainly composes of data preprocessing, parameter tracking of low frequency oscillation mode based on ARMA model and sliding window, and identification strategy of dynamic response signals under large disturbance, etc. By means of time-domain simulation of testing system and the analysis on noise like data measured in China Southern Power Grid by WAMS, it is indicated that the proposed approach can identify the dominant mode of low frequency oscillation accurately, especially, higher parameter identification accuracy can be attained for weak-damping mode, so the proposed approach is practicable.

KEY WORDS: auto-regressive moving-average (ARMA);

基金项目: 国家重点基础研究发展计划项目(973 项目)(2009CB724505-1)。

The National Basic Research Program of China (973 Program)(2009CB724505-1)。

wide area measurement system; online identification; low frequency oscillation; noise like signal; dominant mode

摘要: 为提高电力系统低频振荡实时监测的水平, 在讨论基于自回归滑动平均模型(auto-regressive moving-average, ARMA)及广域实测类噪声信号的低频振荡模式辨识方法的基础上, 给出了一种基于奇异值分解的 ARMA 模型定阶方法; 提出了在辨识出 ARMA 模型参数之后采用 ARMA 谱估计以识别低频振荡主导模式; 最后结合工程实际提出了基于广域测量系统的低频振荡模式在线辨识框架, 主要包括: 数据预处理、基于 ARMA 模型及滑动窗的低频振荡模式参数追踪以及大扰动下动态响应信号的辨识策略等。通过对测试系统时域仿真以及南方电网广域实测所得的类噪声数据进行分析, 表明: 所述方法可以准确辨识低频振荡的主导模式, 特别是对于弱阻尼模式的参数辨识精度较高, 具有很高的实用意义。

关键词: 自回归滑动平均模型; 广域测量系统; 在线辨识; 低频振荡; 类噪声信号; 主导模式

0 引言

随着大区电网互联工程的发展, 由低频振荡引起的传输线功率振荡以及发电机组之间的相对振荡已成为阻碍进一步扩大电网规模以及区域间功率交换的主要障碍, 准确、及时的振荡模式辨识是智能电网(smart grid)中电网自愈功能的重要组成部分, 对于大电网的安全稳定运行具有重要的意义^[1]。

广域测量系统(wide area measurement system,

WAMS)是一种利用 GPS 时钟对电力系统动态过程中各种电气量进行实时监测的工具,为基于广域实测信号的低频振荡模式在线辨识提供了条件^[2]。然而目前基于实测信号的低频振荡模式辨识方法只能在电网发生明显振荡后才启动模式参数分析^[3-5],无法对弱阻尼或负阻尼进行实时监测,以致在实际电网安全稳定运行中,其应用范围有限。

大量 WAMS 实测数据表明,由于电网在正常运行中时刻存在着随机的负荷投切,电网内存在持续的类似噪声的小幅波动响应,利用此类信号辨识低频振荡模式参数已成为目前 WAMS 应用研究的热点^[6-7]:如文献[8]验证了采用类噪声信号估计低频振荡模式的可行性;文献[9]在文献[8]的基础上探讨了自回归滑动平均(auto-regressive moving-average, ARMA)模型阶数以及时间序列长度对于低频振荡模式估计准确度的影响;文献[10-12]提出了各种自适应算法以提高低频振荡模式追踪的准确度以及鲁棒性,由于 ARMA 模型的阶数和低频振荡模式估计的准确合理性有着直接的关系,而上述所有研究都是通过对不同阶数的模型进行大量的试算来确定 ARMA 模型阶数,这就限制了该类方法的在线应用价值;与此同时,以上方法对于低频振荡主导模式的辨识都是通过直接对观测数据求取功率谱,再通过观察谱峰位置的频率以确定主导模式,由于利用观测数据所得的功率谱往往含有很多毛刺,而在模型阶数较高的情况下,振荡模式辨识所得频率值可能会非常接近,导致主导模式无法准确辨识。

综上所述,为全面提高电网低频振荡在线监测的水平,本文在介绍了基于类噪声信号的 ARMA 辨识方法的基础上,针对 ARMA 模型阶数难以确定的问题,提出采用基于奇异值分解的模型定阶方法,避免了对不同阶模型信息量的搜索式计算;并结合 ARMA 谱估计和滑动窗技术实现了低频振荡主导模式的辨识和实时追踪;同时,考虑到 ARMA 辨识法对于大扰动下系统响应信号的不适用性,本文提出了基于 ARMA 模型辨识法以及 Prony 辨识的低频振荡在线辨识框架,通过对系统主要电气量进行实时辨识,并对所得的主导模式进行对比分析,以实现地区及区域模式的提取及分类。通过对时域仿真及广域实测所得类噪声信号进行低频振荡主导模式参数的追踪辨识,验证了本文所提出方法的正确性。

1 基于 ARMA 模型及类噪声信号的低频振荡辨识

1.1 基于 ARMA 模型的低频振荡模式参数估计

假设电力系统稳定运行时,随机投切负荷引起的扰动为白噪声,鉴于 ARMA 模型的本质是假设输入信号为白噪声时系统高阶微分方程组的一种差分形式,因此,可采用 ARMA 模型对系统响应的时间序列建模

$$x_t - \sum_{i=1}^n \varphi_i x_{t-i} = a_t - \sum_{j=1}^m \theta_j a_{t-j}, \quad a_t \sim N(0, \sigma_a^2) \quad (1)$$

式中: n 、 m 分别为自回归(auto-regressive, AR)部分和滑动平均(moving-average, MA)部分的真实阶数; N 代表正态分布; t 为时间角标 ($t=0, 1, \dots, L$), L 为数据长度; $\{x_t\}$ 为系统响应序列; $\{a_t\}$ 为随机扰动序列; σ_a^2 为 a_t 序列的方差; $\varphi_1 \sim \varphi_n$ 为 AR 部分的系数; $\theta_1 \sim \theta_m$ 为 MA 部分的系数。

采用参数的先后估计法得到修正 Yule-Walker 方程

$$\begin{bmatrix} R_{m+1} \\ R_{m+2} \\ \vdots \\ R_{m+K} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_m & R_{m-1} & \cdots & R_{m-n+1} \\ R_{m+1} & R_m & \cdots & R_{m-n+2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ R_{m+K-1} & R_{m+K-2} & \cdots & R_m \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \varphi_1 \\ \varphi_2 \\ \vdots \\ \varphi_n \end{bmatrix} \quad (2)$$

式中 $R_k \triangleq \frac{1}{L} \sum_{t=k+1}^N x_t x_{t-k}$ 为 $\{x_t\}$ 的自协方差函数,

$K \geq n$ 。由式(2)即可求得 AR 部分的系数 $\varphi_1 \sim \varphi_n$ 。

对应离散信号 x_t 的特征方程为

$$1 - \varphi_1 z^{-1} - \varphi_2 z^{-2} - \cdots - \varphi_n z^{-n} = 0 \quad (3)$$

求解式(3)可得离散系统的特征根 λ_i 、 λ_i^* , 通过离散系统与连续系统之间的转换^[13]可得低频振荡模式频率及阻尼参数的计算公式

$$\begin{cases} f_i = \frac{\sqrt{\ln \lambda_i \ln \lambda_i^*} \sqrt{1 - \xi_i^2}}{2\pi\Delta} \\ \xi_i = -\frac{\ln |\lambda_i|}{\sqrt{\ln \lambda_i \ln \lambda_i^*}} \end{cases} \quad (4)$$

式中: Δ 为采样时间间隔; f_i 为振荡频率; ξ_i 为对应模式的阻尼比(damping ratio, DR)。

将 ARMA 模型改写成

$$y_t = -\sum_{i=0}^n \varphi_i x_{t-i} = -\sum_{j=0}^m \theta_j a_{t-j}, \quad \varphi_0 = \theta_0 = -1 \quad (5)$$

由分析可知, y_t 的功率谱密度函数为

$$S_y(\omega) = \sigma_a^2 \left| \prod_{j=1}^m (1 - \eta_j B) \right|_{B=e^{-i\omega\Delta}}^2 \quad (6)$$

式中: $S_y(\omega)$ 为功率谱密度函数; ω 为频率值(补充

ω 的定义); σ_a^2 为残差方差; B 为后向算子; η_j 为 MA 部分的特征根。

显然, 当 $B = \frac{1}{\eta_j}$ 时, $S_y(\omega) = 0$ 。

同时, 根据功率谱密度函数为观测序列自相关函数的傅里叶变换可得

$$S_y(\omega) = \sum_{k=0}^m R_{y,k} B^k \Big|_{B=e^{-i\omega\Delta}} \quad (7)$$

式中 $R_{y,k}$ 为 $\{y_t\}$ 自协方差函数, 其与观测时序 $\{x_t\}$ 的关系为

$$R_{y,k} = \sum_{i=0}^n \sum_{j=0}^n \varphi_i \varphi_j R_{k+j-i} \quad (8)$$

式中 R_{k+j-i} 为时序 $\{x_t\}$ 的自协方差函数。

综合式(6)、(7), 推导可得

$$\sum_{k=0}^m R_{y,k} \left(\frac{1}{\eta_j}\right)^k = 0 \quad (9)$$

基于式(9)可以求解得到 MA 部分的特征根 $\eta_j (j=1, 2, \dots, m)$ 。

最后将 MA 部分的特征根 η_j 代入下式

$$\prod_{j=1}^m (1 - \eta_j B) = 1 - \sum_{j=1}^m \theta_j B^j \quad (10)$$

展开式(10)左边部分, 通过比较 B 算子的同次幂系数, 即可得到 MA 部分的系数 $\theta_j (j=1, 2, \dots, m)$ 。

1.2 ARMA 模型的定阶

ARMA 模型的阶数和低频振荡模式估计的准确度有着直接的关系: 模型阶数过高使得辨识结果远多于实际信号主导模式的数量; 模型阶数过低将导致 ARMA 模型不能涵盖足够的振荡信息。只有选择正确的模型阶数, 分析结果才能反映系统的真实特性; 同时考虑到在某些严重故障后(如系统解列、大机组切机等), 系统结构可能发生剧烈变化, 导致已有的 ARMA 模型阶数不再适用, 因此要求 ARMA 模型阶数应根据实际系统的状态进行合理修正以保证模式的准确辨识。

确定 ARMA 模型阶数的方法可以分为 2 类: 信息量准则类方法和线性代数类方法。信息量准则类方法需要进行大范围模型阶数的搜索, 并对每次搜索得到的阶数进行参数估计以计算信息量, 该类算法计算量大^[13], 难以满足在线应用的要求。因此本文提出不依赖于阶数搜索的基于奇异值分解的 ARMA 模型阶数估计以满足低频振荡在线辨识的要求。

大量研究表明, 对于实际电力系统, ARMA 模型的 AR 部分的真实阶数 n 一般在 50 阶以内^[9-12], 而 MA 部分的真实阶数 m 是不高于 AR 部分阶数的, 因此可以首先考虑构造如下矩阵

$$\mathbf{R}_e = \begin{bmatrix} R_{M+1} & R_M & \cdots & R_{M+1-N} \\ R_{M+2} & R_{M+1} & \cdots & R_{M+2-N} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ R_{M+K} & R_{M+K-1} & \cdots & R_{M+K-N} \end{bmatrix} \quad (11)$$

式中 R 与式(2)中的定义相同, $N \geq n$, $M \geq m$, $K \geq N$, 且 $M - N \geq m - n$, 即 N 、 M 均大于 ARMA 模型各部分真实阶数。本文取 $N = M = 50$ 。接下来计算矩阵 \mathbf{R}_e 的 k 个奇异值可得:

$$\sigma_{11} \geq \sigma_{22} \geq \cdots \geq \sigma_{hh} \geq 0 \quad (12)$$

定义归一化的奇异值为

$$\bar{\sigma}_{kk} \stackrel{\text{def}}{=} \sigma_{kk} / \sigma_{11}, \quad 1 \leq k \leq h \quad (13)$$

式中 $h = \min(N, M)$, 显然 $\bar{\sigma}_{11} = 1$, 选择一个接近于 0 的正数作为阈值(本文取 0.05), 则矩阵 \mathbf{R}_e 的有效秩即为 $\bar{\sigma}_{kk}$ 大于此阈值的最大 k 。可以证明^[14], k 的值即为 ARMA 模型 AR 部分的阶数 n 。

在确定了 AR 部分阶数 n 的前提下, 构造样本自相关矩阵 \mathbf{R}_{2e} , 其各元素如下:

$$\mathbf{R}_{2e}[i, j] = \hat{R}_{M+i-j}, \quad i=1, \dots, K; \quad j=1, \dots, N+1 \quad (14)$$

式中 $K \gg N$ 。令 $Q = M$, 取 Q 的初值为 $(n+1)$, 计算如式(14)所示矩阵 \mathbf{R}_{2e} 的奇异值, 接着构造形为式(15)的比值:

$$\alpha = \frac{\text{def } \sigma_{n+1, n+1}^{(Q)} - \sigma_{n+1, n+1}^{(Q+1)}}{\sigma_{n+1, n+1}^{(Q+1)}} \quad (15)$$

式中 $\sigma_{n+1, n+1}^{(Q)}$ 为矩阵 \mathbf{R}_{2e} 对应于 Q 值时的第 $(n+1)$ 个奇异值。接下来令 $Q \leftarrow Q-1$, 计算出对应于当前 Q 值的 α , 重复上述过程, 直至对于某个 Q 值, α 大于一个给定的阈值(本文取 0.3), 则接受此 Q 值为 MA 部分的阶数 m 。

1.3 基于 ARMA 谱估计的低频振荡主导模式辨识

由 1.1 节可知, 基于 ARMA 模型辨识出的模式数量直接与 AR 部分的阶数有关。在对实测信号进行辨识时, 若 ARMA 模型的阶数很高, 所辨识出的模式数量也将随阶数增加, 但其中有很多属于虚假模式, 只有主导模式才是运行调度人员最关注的, 因此需要采用适当的功率谱估计方法以实现低频振荡主导模式的辨识。

ARMA 模型的自功率谱函数是现代谱分析技术中应用最广泛的一种功率谱估计方法, 与传统的

周期图谱不同的是, ARMA 模型的谱函数 $S_{xx}^{ARMA}(\omega)$ 不是由观测数据得出,而是通过对观测数据序列建立 ARMA 模型,再由 ARMA 模型的参数计算得到。ARMA 谱具有平滑无毛刺且计算速度较快的特点。因此在估计出 ARMA 模型参数的基础上,本文采用 ARMA 谱估计以辨识低频振荡的主导模式,其计算公式如式(16)所示:

$$S_{xx}^{ARMA}(\omega) = \sigma_a^2 \frac{\left| 1 - \sum_{l=1}^m \theta_l e^{-i\omega l \Delta} \right|^2}{\left| 1 - \sum_{j=1}^n \phi_j e^{-i\omega j \Delta} \right|^2} \quad (16)$$

式中: σ_a^2 为残差方差; $S_{xx}^{ARMA}(\omega)$ 为随机信号的 ARMA 谱,表征信号能量在频域上的分布。将式(4)中计算出的所有模式频率代入式(16)计算,可得谱线 $S_{xx}^{ARMA}(\omega_i)$, $i=1, \dots, k$ 。对所有的 $S_{xx}^{ARMA}(\omega_i)$ 进行比较,可得出幅频响应绝对占优的低频振荡主导模式。

2 低频振荡模式在线辨识框架

2.1 广域实测信号的预处理

考虑到广域实测系统中的异常数据(如信号传输失败或者信号幅值严重越限等)会影响在线辨识的准确度,应首先对异常数据进行剔除和插值计算;对于测量噪声,本文选取截止频率为 2.5 Hz 的 Parks/McClellan FIR 低通滤波器对数据进行滤波;同时,由于 ARMA 模型要求观测样本序列 $\{x_t\}$ 为平稳、零均值的时间序列,因此需要观测序列进行去趋势和零均值化处理。

广域测量系统的采样频率较高,一般在 30~100 Hz 之间,而对于时间尺度较长的低频振荡模式参数估计所关注的频率范围则在 0.2~2.5 Hz 之间,根据 Shannon 采样定理,为避免因采样频率不合理而导致 ARMA 模型不应有的升、降阶,需对广域测量系统的实测信号进行降采样处理,本文取采样频率 $f_s = 5$ Hz。

2.2 大扰动下的模式综合辨识

鉴于 ARMA 辨识方法不能用于分析大扰动下的大幅响应信号,而基于 Prony 的在线辨识方法已经在实际的工程中得到了比较广泛的应用^[15],本文考虑采用较为成熟的 Prony 算法在线分析大幅度波动信号,由此可得如图 1 所示的基于 WAMS 的电网低频振荡模式实时在线分析框架。

本框架包括基于 ARMA 模型的滑动窗辨识模块、基于 Prony 辨识的大扰动响应信号辨识模块、

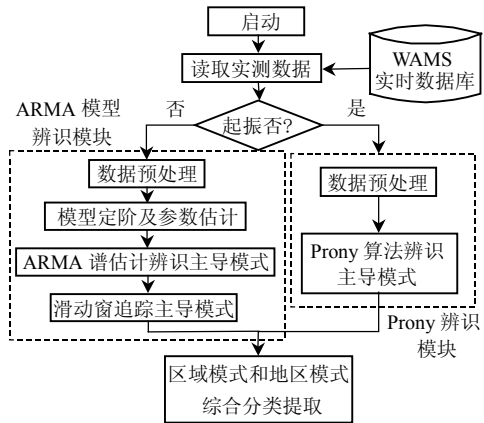


图 1 低频振荡在线辨识框架
Fig. 1 Online identification framework for low frequency oscillation

起振单元以及低频振荡主导模式的综合分类模块。基于 ARMA 模型的辨识模块通过如图 2 所示的限定滑动窗完成每次采样间隔的数据序列更新,再对更新后的数据序列进行低频振荡主导模式的分析计算,以实现振荡模式的实时追踪。

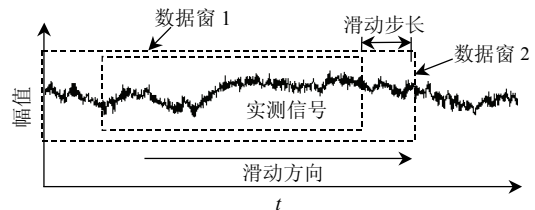


图 2 滑动数据窗示意图
Fig. 2 Sketch map of sliding window

在起振单元判断系统没有发生大幅度振荡时,对该信号进行 ARMA 模型辨识;反之,则采用 Prony 法辨识振荡模式。最后通过对所有低频振荡的主导模式进行分析对比以实现地区及区间模式的分类。

3 仿真数据分析

3.1 算例概述

采用基于 Matlab 的(power system toolbox, PST)搭建修改的 4 机 2 区域测试系统^[16],系统中各台机组均安装了以发电机转速为输入信号的电力系统稳定器(power system stabilizer, PSS),其单线图见图 3。

表 1 给出了采用特征值法分析所得的系统主导模式。

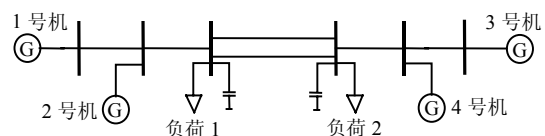


图 3 4 机 2 区域测试系统
Fig. 3 A 4-machine 2-area test system

表 1 4 机 2 区域系统主导低频振荡模式
Tab. 1 Dominant low frequency oscillation modes of the 4-machine 2-area test system

模式编号	频率/Hz	阻尼比/%	主要参与机组
1	0.612 5	9.51	1, 2, 3, 4 号机
2	1.438 5	34.78	1, 2 号机
3	1.368 7	28.33	3, 4 号机

为模拟实际电网中负荷随机投切所产生的类噪声信号,向负荷 1 处注入如图 4 所示白噪声信号,其幅值为总负荷的 1%,系统中各台发电机功角的时域仿真曲线如图 5。

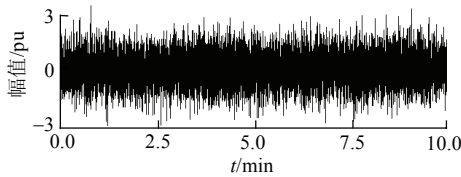


图 4 注入负荷 1 处的随机扰动信号

Fig. 4 Stochastic disturbance modulated into load 1

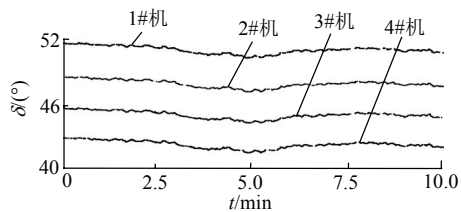


图 5 系统各发电机功角信号

Fig. 5 Machine angles measured in test system

采用本文算法对各机功角曲线进行振荡模式的滑动窗追踪分析,滑动窗长度取 100 s,在采样率降为 5 Hz 时,序列长度 L 为 500,滑动步长取 5,每滑动 5 次(1 s)进行一次低频振荡模式分析;由奇异值分解法确定的 ARMA 模型阶数为 $(n, m)=(10, 4)$ 。

3.2 测试系统低频振荡主导模式分析

由于测试系统的振荡模式恒定,在 AR 阶数为 10 的情况下,对于每台机组辨识出的振荡模式数量共计 5 个,表 2 列出了滑动窗在某时刻采用 ARMA 谱估计所得的幅值最大的前 2 个模式(主导模式)。

表 2 测试系统某时刻主导模式分析结果

Tab. 2 Dominant low frequency oscillation modes of the 4-machine 2-area test system

机组	模式 1			模式 2		
	频率/Hz	阻尼/%	幅值/dB	频率/Hz	阻尼/%	幅值/dB
1	0.614	9.23	15	1.423	38.15	4
2	0.611	8.80	16	1.413	29.68	6
3	0.614	8.44	14	1.362	23.67	5
4	0.619	8.12	15	1.358	24.33	5

观察表 2 可知,对于 1、2 号机,均参与了 1.43 Hz 左右的振荡模式,由于振荡频率较高,可视为本地模式;同理,3、4 号机所参与的 1.36 Hz 左右的模式可视为本地振荡模式,同时,本测试系统中的 4 台机组均参与了 0.61 Hz 左右的振荡模式,

且此模式的幅值最大,为区域振荡模式,将上述分析结果与表 1 进行对比,可见对于主导模式的频率参数分析结果与小干扰稳定分析是基本一致的,可以完成不同主导模式的提取及分类;同时应注意到,对于强阻尼模式的振荡参数,该辨识算法的辨识误差较大。

3.3 模式追踪辨识准确度评估

采用基于滑动窗的 ARMA 模型辨识法对各机功角信号进行辨识,限于篇幅原因,只在图 6 中列出了对 1 号发电机 0.621 5 Hz 模式的振荡参数追踪结果。

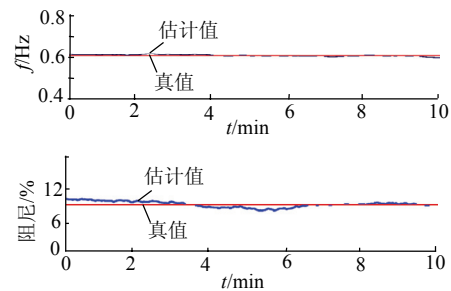


图 6 0.612 5 Hz 模式追踪结果

Fig. 6 Tracking result for 0.612 5 Hz mode

可见,基于类噪声信号的 ARMA 滑动辨识可以实现低频振荡主导模式的追踪。进一步地可采用时域追踪精度指标 δ_{AOT} (accuracy of tracking, AOT) 评价算法对于恒定振荡频率和阻尼的追踪效果,其定义为

$$\delta_{AOT} \stackrel{\text{def}}{=} -20 \log_{10} \frac{\| \hat{x}(k) - x(t) \|}{\| x(t) \|} \quad (17)$$

式中: $x(t)$ 为模式参数的时域序列真值; $\hat{x}(k)$ 为对应序列的估计值; $\| \bullet \|$ 为一维序列的二范数。 δ_{AOT} 值越大,表明模式追踪效果越好。表 3 为本文算法对系统所有振荡模式的 AOT 统计。

结合图 6 和表 3 可知,基于类噪声信号的辨识算法对模式频率的追踪效果要优于对模式阻尼的追踪。进一步观察表 3,相对于强阻尼模式(1.438 5、

表 3 模式追踪效果的 AOT 指标

Tab. 3 AOT index of mode tracking

机组号	振荡模式	AOT(不包含冷启动时段)	
		频率/Hz	阻尼/%
1#	0.612 5 Hz	40.32	19.24
	1.438 5 Hz	29.53	7.21
2#	0.612 5 Hz	41.24	21.62
	1.438 5 Hz	30.12	9.53
3#	0.612 5 Hz	41.80	19.32
	1.368 7 Hz	30.36	6.30
4#	0.612 5 Hz	42.85	21.66
	1.368 7 Hz	31.52	10.57

1.368 7 Hz), 辨识算法对于弱阻尼模式(0.612 5 Hz)的追踪精度更高, 即本文所述算法能够很好的辨识出电力系统中存在弱阻尼模式, 这对于实际电网的安全稳定运行具有很高的实用意义。

4 南方电网实测数据分析

为验证本文所述改进辨识方法对于广域实测信号的辨识效果, 以南方电网某传输线有功功率信号为研究对象, 如图 7 所示。

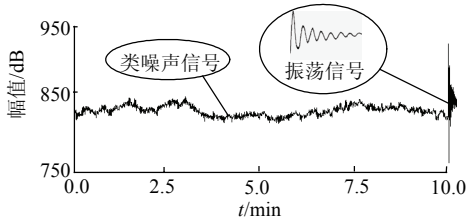


图 7 南方电网某传输线有功功率信号
Fig. 7 Active power signal of a transmission line in China Southern Power Grid

首先采用 Prony 算法辨识最后 13 s 的大幅度振荡信号, 紧接着采用基于滑动窗的 ARMA 模型辨识法分析前 10 min 的实测类噪声信号, 2 者互为校验以验证本文的算法的可行性。

表 4 为采用 Prony 算法分析所得的南方网中存在的主导区域模式。

表 4 某线路有功功率信号的 Prony 辨识结果
Tab. 4 Oscillation modes identified from active power of Tianhuan line by Prony analysis

模式编号	振荡频率/Hz	阻尼比/%
1	0.572	6.135
2	0.432	12.23

考虑到实际南方电网系统规模较大, 选取滑动窗长度为 3 min, 即 $L=900$, 由奇异值分解法确定的 ARMA 模型阶数为 $(n,m)=(30,14)$, 取滑动步长为 5 (图 8 为有功信号的 ARMA 谱估计)。由于实测数据序列长度有限, 模式辨识系统的冷启动时间为 2 min。图 9 为采用上述参数对图 8 中 2 个主导区域模式参数的追踪结果。

分析表 4 和图 9, 模式参数追踪结果和 Prony 算

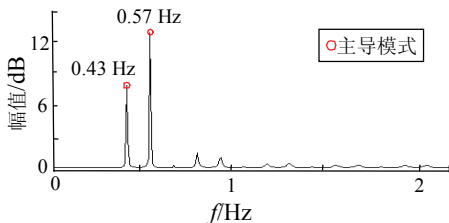


图 8 南网某传输线有功功率信号的 ARMA 谱估计
Fig. 8 ARMA spectrum estimation of active power signal of a transmission line in China Southern Power Grid

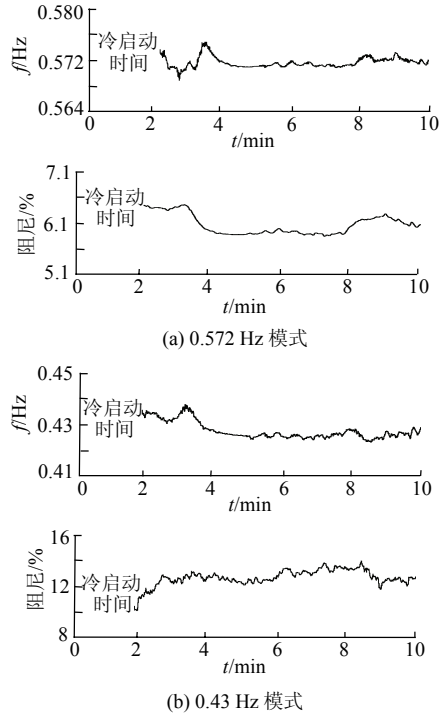


图 9 南网实测信号的振荡模式追踪结果
Fig. 9 Tracking result of oscillation mode based on the measured data in China South Power Grid

法辨识出的结果基本一致, 对于较弱阻尼模式(0.572 Hz 模式), 分析所得的频率及阻尼值的偏差较小, 这与前章仿真算例分析所得的结论是一致的, 即对于较弱阻尼的模式, 基于 ARMA 模型的辨识方法的低频振荡模式效果更好。

5 算法计算速度

本文所述在线辨识算法的计算时间直接与数据序列长度、ARMA 模型阶数的估计值、数据窗滑动步长以及时间窗长度有关。在 CPU 主频为 1.8 GHz、内存为 1 G 的 PC 上, 采用本文所述算法以及制定的各种参数, 以 Matlab 7.0.4 版本编制程序, 完成 10 min 的测试系统角数据角数据分析, 共耗时 15.4 s, 占空比为 2.5%; 对于 10 min 的南方电网实测数据分析, 由于时间窗较长且模型阶数较高, 计算总时间为 91.8 s, 占空比为 15.3%, 完全可以满足在线应用的要求。

6 结论

1) 结合工程实际对 ARMA 模型合理定阶, 通过类噪声信号进行 ARMA 谱估计, 实现了低频振荡主导模式的在线辨识。

2) 结合滑动窗技术实现了较为理想的低频振荡模式参数的追踪辨识, 且计算速度可以满足在线应用的要求。

3) 基于 Prony 辨识算法的低频振荡监测系统在国内已被初步应用。将本文所述的基于 ARMA 模型的改进辨识方法与 Prony 辨识系统整合, 实现了基于 WAMS 的全网低频振荡的实时在线监测框架, 其有效性已由仿真结果和南方电网的实例证实。

必须指出, 进一步提高主导模式参数的辨识精度是下一步的工作重点。同时, 利用类噪声信号提取低频模态(幅值、相位)信息, 是实现机组分群的重要理论基础, 对此展开相关研究将有助于进一步提高全网安全稳定性的监测与控制水平。

参考文献

- [1] 朱方, 赵红光, 刘增煌, 等. 大区电网互联对电力系统动态稳定性的影响[J]. 中国电机工程学报, 2007, 27(1): 1-7.
Zhu Fang, Zhao Hongguang, Liu Zenghuang, et al. The influence of large power grid interconnected on power pystem dynamic stability [J]. Proceedings of the CSEE, 2007, 27(1): 1-7(in Chinese).
- [2] 鞠平, 代飞, 等. 电力系统广域测量技术[M]. 北京: 机械工业出版社, 2008: 25-49.
- [3] 竺炜, 唐颖杰, 周有庆, 等. 基于改进 Prony 算法的电力系统低频振荡模式识别[J]. 电网技术, 2009, 33(5): 44-53.
Zhu Wei, Tang Yingjie, Zhou Youqing, et al. Identification of power system low frequency oscillation mode based on improved prony algorithm[J]. Power System Technology, 2009, 33(5): 44-53(in Chinese).
- [4] 韩松, 何利铨, 孙斌, 等. 基于希尔伯特-黄变换的电力系统低频振荡的非线性非平稳分析及其应用[J]. 电网技术, 2008, 32(4) : 56-60.
Han Song, He Liqun, Sun Bin, et al. Hilbert-Huang transform based nonlinear and non-stationary analysis of power system low frequency oscillation and its application[J]. Power System Technology, 2008, 32(4): 56-60(in Chinese).
- [5] 张鹏飞, 薛禹胜, 张启平. 电力系统时变特性的小波脊分析[J]. 电力系统自动化, 2004, 28(16): 32-35.
Zhang Pengfei, Xue Yusheng, Zhang Qiping. Power system time-varying oscillation analysis with wavelet ridge algorithm [J]. Automation of Electric Power Systems, 2004, 28(16): 32-35(in Chinese).
- [6] Hauer J F, Trudnowski D J, DeSteele J G. A perspective on WAMS analysis tools for tracking of oscillatory dynamics[C]//Power Engineering Society General Meeting IEEE, 2007: 1-10.
- [7] 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(in Chinese).
- [8] Pierre J W, Trudnowski D J, Donnelly M K. Initial results in electromechanical mode identification from ambient data[J]. IEEE Trans on Power Systems, 1997, 12(3): 1245-1251.
- [9] 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 Trans on Power Systems, 2003, 18(1): 167-173.
- [10] Zhou N, Pierre J W, Hauer J F. Initial results in power system identification from injected probing signals using a subspace method [J]. IEEE Trans on Power Systems, 2006, 21(3): 1296-1302.
- [11] Zhou N, Pierre J W, Trudnowski D J, et al. Robust RLS methods for online estimation of power system electromechanical modes [J]. IEEE Trans on Power Systems, 2007, 22(3): 1240-1249.
- [12] Zhou N, Trudnowski D J, Pierre J W, et al. Electromechanical mode online estimation using regularized robust RLS methods[J]. IEEE Trans on Power Systems, 2008, 23(4): 1670-1680.
- [13] 杨叔子, 吴雅, 轩建平, 等. 时间序列分析的工程应用[M]. 武汉: 华中科技大学出版社, 2007.
- [14] Cadzow J A. Spectral estimation: an overdetermined rational model equation approach[J]. Proc. IEEE, 1982, (70): 524-529.
- [15] 肖晋宇, 谢小荣, 胡志祥, 等. 电力系统低频振荡在线辨识的改进 Prony 算法[J]. 清华大学学报: 自然科学版, 2004, 44(7): 883-887.
Xiao Jinyu, Xie Xiaorong, Hu Zhixiang, et al. Improved prony method for online identification of low frequency oscillations in power systems[J]. J. of Tsinghua Univ: Sci and Tech, 2004, 44(7): 883-887(in Chinese).
- [16] Kundur P. 电力系统稳定与控制[M]. 周孝信, 等译. 北京: 中国电力出版社, 2002.



陈刚

收稿日期: 2010-03-25。

作者简介:

陈刚(1964), 男, 副研究员, 硕士生导师, 主要从事电力系统运行与控制、微机在电力系统中的应用、电力 MIS 系统及负荷预测方面的研究;

段晓(1984), 男, 硕士研究生, 从事电力系统安全稳定运行及控制方面的研究, E-mail: dxfantasy@163com;

张继红(1964), 男, 教授级高级工程师, 从事电力系统运行与控制;

何潜(1976), 男, 工程师, 从事电力系统运行与控制;

吴小辰(1972), 男, 教授级高级工程师, 从事电力系统稳定分析与控制。

(编辑 杨天和)