

基于递推随机子空间的电力系统低频振荡辨识

马燕峰¹, 刘伟东², 赵书强¹, 范振亚³

(1. 华北电力大学 电力工程系, 河北 保定 071003; 2. 国网天津市电力公司, 天津 300072;

3. 国网内蒙古东部电力有限公司赤峰供电公司, 内蒙古 赤峰 024000)

摘要: 为实时提取低频振荡模式信息, 采用基于随机子空间的低频振荡递推辨识方法。引入基于双边迭代的子空间递推方法实现随机子空间递推辨识, 以提高辨识快速性和灵活性。利用递推误差并结合低频振荡数据的特点, 提出一种能够保证快速平稳递推的遗忘因子和加权因子选择策略。对理想数据、仿真数据和 WAMS 数据分别采用所提方法进行分析, 验证了该方法的可行性。

关键词: 电力系统; 随机子空间; 低频振荡辨识; 子空间追踪

中图分类号: TM 712

文献标识码: A

DOI: 10.16081/j.issn.1006-6047.2016.12.007

0 引言

近年来, 我国电力系统发展迅速, 虽然系统稳定性得到了显著提高, 但电网结构中仍存在许多薄弱环节, 低频振荡问题仍然对系统稳定性影响严重。智能电网的发展极大地推动了电力系统运行控制技术的提高, 特别是广域测量系统(WAMS)的引入, 为低频振荡的实时分析和控制提供了可能。

迄今为止, 许多学者对低频振荡辨识技术进行了广泛的研究。目前, 低频振荡辨识方法包括自回归移动平均(ARMA)、子空间、汉克总体最小二乘(HTLS)、Prony、矩阵束、频域分解(FDD)等参数化方法以及 FFT、谱密度分析、维格纳维尔时频分布(WVD)、经验模态分解(EMD)、局部均值分解(LMD)等非参数分析方法^[1-3]。

其中, Prony 方法应用最为广泛和成熟。Prony 算法将辨识信号表示成一系列具有任意幅值、相位、频率和衰减因子的复指数信号的线性组合, 具有非线性多位滤波特性。文献[4]深入分析了 Prony 方法的特点, 对辨识中模型阶数和输入信号的选择问题进行了研究, 结合实际 WAMS 测量系统建立了基于 Prony 方法的低频振荡辨识的实现方案。文献[5]指出 Prony 方法只能用于振荡信号(ringdowns)分析, 提出了振荡信号的判定方法, 实现了辨识过程中的辨识算法自动切换。

由于 Prony 方法一般用于暂态振荡信号辨识, 但对于平稳运行时环境噪声激励下的稳态信号

(ambient data)分析精度差。而实际 WAMS 记录的信号中含有大量的稳态信号, 其中也蕴含了大量系统信息, 更为充分有效地利用这些信号具有非常重要的意义。利用稳态信号进行辨识最早由文献[6]提出, 随后众多谱分析方法用于该信号分析。近年来, ARMA 分析方法在稳态信号分析中得到了广泛应用。文献[7]提出了采用自回归法对类噪声信号进行低频振荡模式辨识, 从而实现电网正常运行状态下的动态稳定性预警。文献[8]提出了基于归一化峰度在常规 ARMA 法和高阶 ARMA 法之间自适应切换的低频振荡模式辨识, 实现了对稳态噪声和动态数据的辨识。

子空间(subspace)算法包含随机子空间算法(SSI)、旋转矢量不变算法(ESPRIT)、N4SID 算法、MOSEP 算法等, 这些算法将噪声子空间与信号子空间分离, 识别精度高, 抗噪能力强, 适用于电力系统低频振荡的辨识。文献[9]将随机子空间方法应用于低频振荡辨识中, 并采用改进稳定图技术实现了自动定阶。文献[10]提出了基于 EMD 和 SSI 的识别电力系统低频振荡模态参数的新方法, 对于非线性非平稳的量测数据, 首先通过 EMD 进行时空滤波和平稳化处理, 得到本征模态函数(IMF)分量, 再用 SSI 识别低频振荡参数。文献[11]提出利用子空间辨识电力系统降阶状态空间模型, 辨识模型较为准确地识别出机电振荡模式。文献[12]提出了基于在线递推闭环子空间辨识的模型预测阻尼控制器的设计方法, 通过辨识结果获得包含主导振荡模式的系统降阶状态空间模型。

由于传统 SSI 计算过程较为复杂, 计算的时间复杂度较高, 对逐点更新的 WAMS 数据, 若逐采样点更新, 则无法满足实时要求, 只能使用块更新的方式进行计算, 这样无法全面地展示系统状态的动态变化。针对该缺陷, 与 ARMA 方法类似, SSI 也可以

收稿日期: 2015-08-05; 修回日期: 2016-07-14

基金项目: 中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(2016MS-86); 国家电网公司大电网重大专项资助项目(SGCC-MPLG019-2012)

Project supported by the Fundamental Research Funds for the Central Universities(2016MS86) and State Grid Corporation of China, Major Projects on Planning and Operation Control of Large Scale Grid(SGCC-MPLG019-2012)

采用逐点递推的方式从而可以极大地降低计算的复杂度,满足在线实时监视的要求。

文献[13]构造了基于协方差的随机子空间自适应递推方法,利用 2 台计算机分别采用不同遗忘因子递推并自适应切换,实现了递推平稳性与快速性配合,但这种方法需多个线程一起执行,且仅利用 2 个固定的遗忘因子,占用硬件资源大,同时灵活性和适应性差。

针对文献[13]中的缺点,本文采用递推随机子空间方法,实现低频振荡信息的实时提取。本文采用双边递推迭代方法实现递推过程,并根据低频振荡辨识信号的特点,制定了适合的遗忘因子和加权系数的选择策略,提高了递推抗噪声能力,并实现了平稳性和快速性二者间的平衡。

1 随机子空间基本原理

传统基于协方差的随机子空间中, n 阶系统状态空间模型可以描述为^[14]:

$$\begin{aligned} \mathbf{x}_{k+1} &= \mathbf{A}\mathbf{x}_k + \mathbf{w}_k \\ \mathbf{y}_k &= \mathbf{C}\mathbf{x}_k + \mathbf{v}_k \end{aligned} \quad (1)$$

其中,状态向量 $\mathbf{x}_k \in \mathbf{R}^n$; 输出向量 $\mathbf{y}_k \in \mathbf{R}^m$; 系统矩阵 $\mathbf{A} \in \mathbf{R}^{n \times n}$; 输出矩阵 $\mathbf{C} \in \mathbf{R}^{m \times n}$; 过程白噪声扰动向量 $\mathbf{w}_k \in \mathbf{R}^n$; 测量白噪声 $\mathbf{v}_k \in \mathbf{R}^m$ 。其中 $\mathbf{w}_k$ 和 $\mathbf{v}_k$ 满足互不相关的条件,即:

$$E\left[\begin{pmatrix} \mathbf{w}_p \\ \mathbf{v}_p \end{pmatrix} (\mathbf{w}_q^T \mathbf{v}_q^T)\right] = \begin{bmatrix} \mathbf{Q} & \mathbf{S} \\ \mathbf{S}^T & \mathbf{R} \end{bmatrix} \delta_{pq} \quad (2)$$

其中, E 为数学期望算子; δ_{pq} 为克罗内克函数,即当 $p=q$ 时 $\delta_{pq}=1$,当 $p \neq q$ 时 $\delta_{pq}=0$ 。

SSI 辨识中首先构造 Hankle 矩阵:

$$\mathbf{Y}_{0|2i-1} = \begin{bmatrix} y_0 & y_1 & \cdots & y_{j-1} \\ y_1 & y_2 & \cdots & y_j \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ y_{i-1} & y_i & \cdots & y_{i+j-2} \\ y_i & y_{i+1} & \cdots & y_{i+j-1} \\ y_{i+1} & y_{i+2} & \cdots & y_{i+j} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ y_{2i-1} & y_{2i} & \cdots & y_{2i+j-2} \end{bmatrix} = \begin{pmatrix} \mathbf{Y}_{0|i-1} \\ \mathbf{Y}_{i|2i-1} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \mathbf{Y}_p \\ \mathbf{Y}_f \end{pmatrix} \quad (3)$$

基于 $\mathbf{w}_k$ 、 $\mathbf{v}_k$ 为互不相关白噪声的假设,从而根据式(2)可以得到:

$$\begin{aligned} \mathbf{T} = \mathbf{Y}_f \mathbf{Y}_p^T &= \begin{bmatrix} R_{yy}(i) & R_{yy}(i-1) & \cdots & R_{yy}(1) \\ R_{yy}(i+1) & R_{yy}(i) & \cdots & R_{yy}(2) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ R_{yy}(2i-1) & R_{yy}(2i-2) & \cdots & R_{yy}(i) \end{bmatrix} = \\ \begin{bmatrix} \mathbf{C} \\ \mathbf{CA} \\ \mathbf{CA}^2 \\ \vdots \\ \mathbf{CA}^{i-1} \end{bmatrix} & [\mathbf{A}^{i-1}\mathbf{G} \quad \mathbf{A}^{i-2}\mathbf{G} \quad \mathbf{A}^{i-3}\mathbf{G} \quad \cdots \quad \mathbf{G}] = \mathbf{O}_i \mathbf{\Gamma}_i \end{aligned} \quad (4)$$

其中, $\mathbf{O}_i \in \mathbf{R}^{li \times n}$ 为扩展可观测矩阵; $\mathbf{\Gamma}_i \in \mathbf{R}^{n \times li}$ 为扩展可

控矩阵; R_{yy} 为相关函数; $\mathbf{G} = E[\mathbf{x}_{k+1}\mathbf{y}_k^T]$; l 为通道数; i 为行数; j 为列数。

对 $\mathbf{T}$ 进行 SVD:

$$\mathbf{T} = \mathbf{U} \mathbf{\Sigma} \mathbf{V}^H = [\mathbf{U}_1 \quad \mathbf{U}_2] \begin{bmatrix} \mathbf{\Sigma}_1 & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{\Sigma}_2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{V}_1^H \\ \mathbf{V}_2^H \end{bmatrix} \quad (5)$$

$$\mathbf{O}_i = \mathbf{U}_1 \mathbf{\Sigma}_1^{1/2} \quad (6)$$

其中, $\mathbf{U}_1$ 、 $\mathbf{\Sigma}_1$ 、 $\mathbf{V}_1$ 构成信号子空间, $\mathbf{U}_2$ 、 $\mathbf{\Sigma}_2$ 、 $\mathbf{V}_2$ 构成噪声子空间, $\mathbf{\Sigma}_2$ 相对于 $\mathbf{\Sigma}_1$ 要小很多;“ H ”表示转置。

模式、模态识别:

$$\mathbf{A} = \mathbf{O}^\dagger \bar{\mathbf{O}}, \quad \mathbf{C} = \mathbf{O}(1:l,:,:) \quad (7)$$

$$\mathbf{A}_c = \frac{1}{T_s} \ln \mathbf{A}, \quad \mathbf{C}_c = \mathbf{C} \quad (8)$$

$$\boldsymbol{\psi} = \mathbf{C}_c \boldsymbol{\varphi} \quad (9)$$

其中, $\mathbf{A}$ 、 $\mathbf{C}$ 为离散矩阵; $\mathbf{A}_c$ 、 $\mathbf{C}_c$ 为连续矩阵; $\bar{\mathbf{O}} \in \mathbf{R}^{l(i-1) \times n}$ 为 $\mathbf{O}$ 去掉前 l 行后的矩阵; $\mathbf{Q} \in \mathbf{R}^{l(i-1) \times n}$ 为 $\mathbf{O}$ 去掉后 l 行后的矩阵; T_s 为采样时间; $\boldsymbol{\varphi}$ 为 $-\mathbf{A}_c$ 特征分解的右特征向量; $\boldsymbol{\psi}$ 为振型;“ $\dagger$ ”表示伪逆。

2 子空间递推原理

子空间递推方法中主要包括梯度更新、投影更新等方法,其中较为熟知的有投影估计子空间跟踪算法(PAST)、压缩投影估计子空间跟踪算法(PASTd)、辅助变量投影子空间跟踪算法(PAST-EIV)、正交投影估计子空间跟踪算法(OPAST)、双边奇异值追踪(BI-SVD)、加权信息子空间(WINC)等方法。文献[12]、[13]均采用了最为常用的 PAST-EIV,但 PAST-EIV 的正交性较差,本文并未采用该方法,而是采用了文献[15]提出的一种双边迭代的辅助变量子空间跟踪方法,其具体推导过程请参照该文献。对于其与 PAST-EIV 的性能对比,鉴于该文献中已经做了说明,本文将不再赘述,两者跟踪的结果大致相同,但相对于 PAST-EIV,其具有更低的算法复杂度和更好的收敛特性,且跟踪速度有所提高。

对第 1 节中 $\mathbf{T}(t)$ 采用如下的方式更新(类似于折息法最小二乘跟踪^[16]):

$$\mathbf{T}(t) = \alpha \mathbf{T}(t-1) + \rho_r \mathbf{y}_f(t) \mathbf{y}_p^H(t) \quad (10)$$

其中, α 为遗忘因子; ρ_r 为加权系数。

对 $\mathbf{T}(t)$ 进行 SVD 得到的右特征向量采用文献[15]提出的双边迭代方法进行更新,更新过程如下:

$$\begin{aligned} \mathbf{f}_{y_p}(t) &= \mathbf{V}^H(t-1) \mathbf{y}_p(t) \\ \mathbf{f}_{y_f}(t) &= \mathbf{U}^H(t-1) \mathbf{y}_f(t) \\ \mathbf{e}_{y_p}(t) &= \mathbf{y}_p(t) - \mathbf{V}(t-1) \mathbf{f}_{y_p}(t) \\ \mathbf{e}_{y_f}(t) &= \mathbf{y}_f(t) - \mathbf{U}(t-1) \mathbf{f}_{y_f}(t) \end{aligned} \quad (11)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{R}^{-1}(t) &= \frac{1}{\alpha} \left[\mathbf{R}^{-1}(t-1) - \right. \\ &\quad \left. \frac{\mathbf{R}^{-1}(t-1) \mathbf{f}_{y_f}(t) \mathbf{f}_{y_p}^H(t) \mathbf{R}^{-1}(t-1)}{\alpha / \rho_r + \mathbf{f}_{y_f}^H(t) \mathbf{R}^{-1}(t-1) \mathbf{f}_{y_f}(t)} \right] \end{aligned} \quad (12)$$

$$\begin{cases} \mathbf{g}^H(t) = \rho_r \mathbf{f}_{y_i}^H(t) \mathbf{R}^{-H}(t) \\ \mathbf{h}^H(t) = \rho_r \mathbf{f}_{y_p}^H(t) \mathbf{R}^{-1}(t) \end{cases} \quad (13)$$

$$\begin{cases} \mathbf{V}(t) = \mathbf{V}(t-1) + [\mathbf{e}_{y_p}(t) + a \mathbf{U}(t-1) \mathbf{g}(t) + \\ \quad a \|\mathbf{g}(t)\|^2 \mathbf{e}_{y_p}(t)] \mathbf{g}^H(t) \\ \mathbf{U}(t) = \mathbf{U}(t-1) + [\mathbf{e}_{y_i}(t) + b \mathbf{V}(t-1) \mathbf{h}(t) + \\ \quad b \|\mathbf{h}(t)\|^2 \mathbf{e}_{y_i}(t)] \mathbf{h}^H(t) \\ a = \frac{1}{\|\mathbf{g}(t)\|^2} \left(\frac{1}{\sqrt{1 + \|\mathbf{g}(t)\|^2 \|\mathbf{e}_{y_p}(t)\|^2}} - 1 \right) \\ b = \frac{1}{\|\mathbf{h}(t)\|^2} \left(\frac{1}{\sqrt{1 + \|\mathbf{h}(t)\|^2 \|\mathbf{e}_{y_i}(t)\|^2}} - 1 \right) \end{cases} \quad (14)$$

递推过程中唯一需要确定的 2 个参数是 α 和 ρ_r , 自适应地调整这 2 个参数对增强系统的鲁棒性非常重要。

以新息 $\mathbf{e}_{y_i}(t)$ 作为衡量指标, 当 $\mathbf{e}_{y_i}(t)$ 突然急剧增大时, 表明系统发生了变化, 需要减小遗忘因子以加速遗忘, 降低以前数据造成的影响, 从而快速跟踪系统变化, 当 $\mathbf{e}_{y_i}(t)$ 变化相对平稳时, 表明系统变化目前相对平稳, 应使遗忘因子尽量接近于 1, 以保证充分利用已有信息, 保持递推辨识的平稳性。本文构建如下的自适应调整策略。

基于文献[17]中的统计方法, 本文采用如下的方法测量新息 $\mathbf{e}_{y_i}(t)$ 统计量:

$$u(t) = \lambda_u u(t-1) + (1 - \lambda_u) \text{med}(\mathbf{A} \|\mathbf{e}_{y_i}(t)\|_F) \quad (15)$$

$$\sigma^2(t) = \lambda_\sigma \sigma^2(t-1) + 1.483 \left(1 + \frac{5}{N_w - 1} \right) (1 - \lambda_\sigma) \times \text{med}(\mathbf{K}(\Delta e_u(t))) \quad (16)$$

其中, $u(t)$ 为均值; $\sigma(t)$ 为方差; $\lambda_u, \lambda_\sigma$ 分别为相应的遗忘因子, 一般取 0.9~0.99; $\mathbf{K}(x(t)) = [x(t) \ x(t-1) \ \dots \ x(t-N_w+1)]$; $\Delta e_u(t) = \|\mathbf{e}(t)\|_F - u(t)$, $\|\cdot\|_F$ 为范数; N_w 一般取 5~11; med 为求取中值。

根据获得的统计信息, 采用 Hampel 函数自适应产生 α :

$$\alpha = \begin{cases} r_{\max} & \Delta e_u < a_u \sigma \\ r_{\min} + (r_{\max} - r_{\min}) \frac{a_u \sigma}{\Delta e_u} & a_u \sigma \leq \Delta e_u < b_u \sigma \\ r_{\min} + (r_{\max} - r_{\min}) \frac{a_u c_u (\sigma - \Delta e_u)}{\Delta e_u (c_u - b_u)} & b_u \sigma \leq \Delta e_u < c_u \sigma \\ r_{\min} & \Delta e_u \geq c_u \sigma \end{cases} \quad (17)$$

其中, $r_{\max}, r_{\min}$ 分别为设定的遗忘因子的最大值和最小值, 本文取 $r_{\max}=1, a_u=1.5, b_u=3.0, c_u=4.5, r_{\min}$ 取 1 可保证更新的渐进无偏性, 而 $r_{\min}$ 需根据具体的采样速率确定合适值。

除系统变化引起新息 $\mathbf{e}_{y_i}(t)$ 突然增大外, 冲击噪声也同样可以引起新息的增大, 而引入 ρ_r 则是抑制冲击噪声引起的的影响。 ρ_r 选用如下的形式:

$$\rho_r = \begin{cases} 1 & \Delta e_u(t) \leq 1.96 \sigma(t) \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (18)$$

现在唯一的问题就是, 怎样区分是冲击噪声还是系统变换引起的 $\mathbf{e}_{y_i}(t)$ 突然增大, 本文采用了文献[17]提出的设置长度为 L_w 的缓冲区的思想, i_0 时刻 $\mathbf{e}_{y_i}(t)$ 突然增大, 记录 $\mathbf{U}(i_0-1), \mathbf{V}(i_0-1), \mathbf{R}^{-1}(i_0-1)$, 同时在接下来的 L_w 时间内, ρ_r 保持为 1 不变, 使上面提到的 ρ_r 机制暂停运行, 如果是 i_0 时刻系统变化引起的经过 L_w 次更新后新息均值 $u(i_0+L_w)$ 可以恢复到突变前的水平, 如果是 i_0 时刻仅是孤立的冲击噪声, 那么经过 L_w 次更新 $u(i_0+L_w)$ 也可以恢复到突变前水平, 如果 $u(i_0+L_w)$ 未恢复到正常, 则表明 L_w 时间段内受到了多次冲击噪声影响, 需要采用 i_0 时刻前记录的 $\mathbf{U}(i_0-1), \mathbf{V}(i_0-1), \mathbf{R}^{-1}(i_0-1)$ 重置 $\mathbf{U}, \mathbf{V}, \mathbf{R}^{-1}$ 后继续更新, i_0+L_w 后式(18)重新有效。

针对双边跟踪的特殊性, 单个冲击噪声会影响 $2i$ 次更新, 缓冲区的长度将设为 $2i+L_w$, 同时考虑到遗忘因子不能仅作用于一次更新, 这样的遗忘因子起不到实际作用, 引用如下机制更新遗忘因子:

$$\alpha_r(t) = \min(\alpha(t), r_\alpha \alpha_r(t-1) + (1-r_\alpha)) \quad (19)$$

其中, $\alpha_r(t)$ 为最终确定的遗忘因子; $\alpha(t)$ 为式(17)确定的遗忘因子; r_α 为更新因数, 取 0.9~0.99。 r_α 决定了最终遗忘因子恢复到 $r_{\max}$ 的速度, r_α 越小, 则 $\alpha(t)$ 恢复越快遗忘能力越小, r_α 越大, 则 $\alpha(t)$ 恢复越慢遗忘作用越强。当 $\Delta e_u < 4.5\sigma$ 时, 认为系统中未受冲击噪声或者动态信号的影响, 此时 r_α 应选得小一些以保持更新的平稳性, 而当 $\Delta e_u \geq 4.5\sigma$ 时, 则表明系统很有可能发生了变化, r_α 选得大一些以加速遗忘作用, 特别是动态信号发生后, 应保持一定的遗忘能力, 以避免幅值过高的动态信号对更新的影响, 使更新保持良好的跟踪能力, 基于上面的分析本文在 $\Delta e_u < 4.5\sigma$ 时 r_α 取 0.9, $\Delta e_u \geq 4.5\sigma$ 时取 0.98。同时, 考虑到判据有可能在某些情况下失效, 本文考虑引入均方根判据:

$$X_{\text{rms}} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N |\max(|\mathbf{e}_{y_p}|, |\mathbf{e}_{y_i}|)|^2} \quad (20)$$

一旦 $X_{\text{rms}} > \Gamma X_{\text{th}}$ 则也应判断为系统发生变化, 应对遗忘因子进行修正, 可置为 $r_{\min}$, Γ 和 X_{th} 可由 X_{rms} 的统计特性得到, N 可设为 100。

结合低频振荡辨识中存在的实际问题, 本文提出的遗忘因子和加权因子的选取策略如图 1 所示。

3 案例分析

3.1 理想系统

构造如下理想系统。

系统 1:

$$\begin{bmatrix} \dot{x}_1(t) \\ \dot{x}_2(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -0.05 & 0.5 \times 2 \times \pi \\ -0.5 \times 2 \times \pi & -0.05 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1(t) \\ x_2(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix} w(t)$$

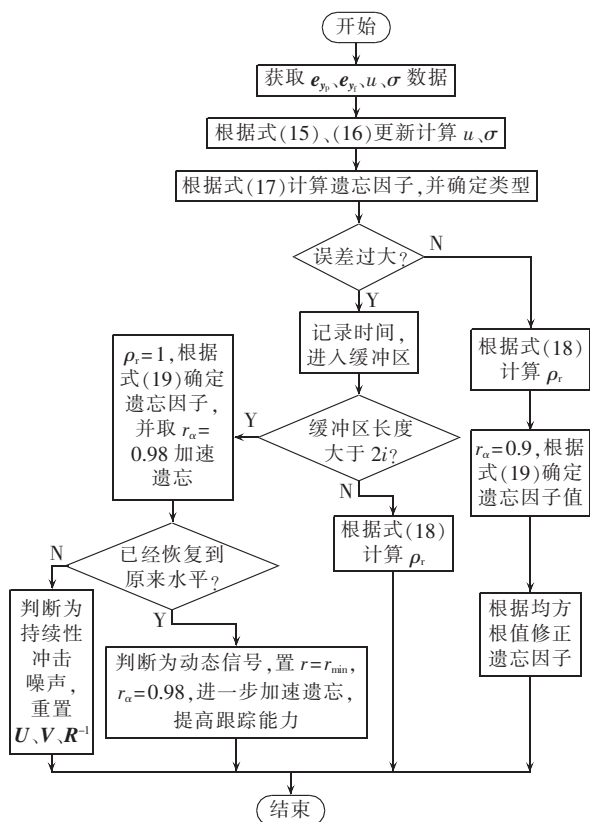


图 1 遗忘因子和加权因子选取策略

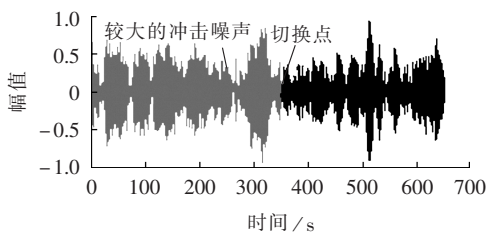
Fig.1 Strategy for selecting forgetting factor and weighting factor

系统 2:

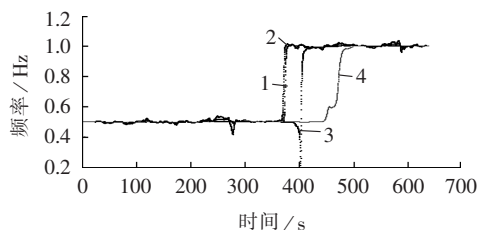
$$\begin{bmatrix} \dot{x}_1(t) \\ \dot{x}_2(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -0.1 & 2 \times \pi \\ -2 \times \pi & -0.1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1(t) \\ x_2(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix} w(t)$$

其中, $w(t)$ 为均值为 0、方差为 1 的高斯白噪声序列。仿真过程中, 从系统 1 突然切换到系统 2。系统 1 理想频率和阻尼比分别为 0.5 Hz 和 1.59%, 系统 2 理想频率和阻尼比分别为 1 Hz 和 1.59%, 取信号 $x_1(t)$ 为待辨识信号, 选定跟踪阶数为 2 阶, 子空间跟踪辨识结果如图 2 所示。

由图 2(a)中可以看出系统在 363 s 进行了系统间切换。由图 2(b)、(c)中可以看出, 固定遗忘因子 0.99 跟踪最快, 而遗忘因子 0.995 和 0.998 则出现了较大的延迟, 可见小遗忘因子可以保证跟踪的快速性, 本文算法对切换系统的跟踪速度与固定遗忘因子 0.99 大体相近, 但遗忘因子 0.995 和 0.998 相比 0.99 时的波动性要低, 可见较大的遗忘因子可以保证跟踪的平稳性, 而同固定遗忘因子 0.998 的跟踪结果相比, 本文所提算法在平稳性方面仍略有优势, 这点在阻尼比辨识结果中更为显著。同时, 由阻尼比辨识结果可以看出, 受 200~300 s 间相对较大的冲击性噪声影响, 固定遗忘因子中由于未使用加权因子, 对冲击性噪声的抗噪能力差, 在冲击噪声影响下阻尼比变化很大, 而本文算法中考虑了加权因子

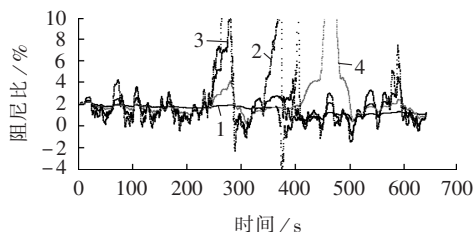


(a) $x_1(t)$ 仿真曲线



1—本文算法, 2—固定遗忘因子 0.99
3—固定遗忘因子 0.995, 4—固定遗忘因子 0.998

(b) 频率辨识结果



1—本文算法, 2—固定遗忘因子 0.99
3—固定遗忘因子 0.995, 4—固定遗忘因子 0.998

(c) 阻尼比辨识结果

图 2 理想系统辨识结果

Fig.2 Identification results for ideal system

有效降低了冲击噪声的影响。本文所提算法能良好地跟踪系统变化, 频率辨识结果与理想值吻合, 阻尼辨识结果在理想值 1.59% 附近波动, 误差在可接受范围内。

采用本文提出的递推更新辨识方法, 提高辨识速度的同时, 利用变遗忘因子和加权因子策略, 在辨识的平稳性与快速性之间做出了相对的平衡, 保证了辨识的鲁棒性。

3.2 4 机 2 区系统仿真

采用 PST(Power System Toolbox) 仿真工具, 调节 4 机 2 区系统参数, 在负荷中加入方差为 0.05 的高斯噪声进行仿真, 并在仿真中设置地区一负荷节点突然失去负荷 500 MW, 其不平衡功率由各机组平均分配, 失负荷前后系统小干扰稳定分析结果如表 1 所示。

本文根据文献[9]提出的方案, 离线确定递推阶数为 4, 选定阶数后在此基础上进行递推更新, 其更新结果如图 3 所示, 图中功率为标么值。

对比故障前 PST 中小干扰分析结果与辨识得到的结果可以看出, 频率辨识的结果基本相同, 阻尼结

表 1 4 机 2 区系统 PST 小干扰稳定分析结果
Table 1 Results of small disturbance stability analysis by PST for 4-generator 2-area system

场景	模式	频率 / Hz	阻尼比 / %
失负荷前	1	0.604	4.490
	2	1.110	7.190
失负荷后	1	0.552	3.113
	2	1.100	5.740

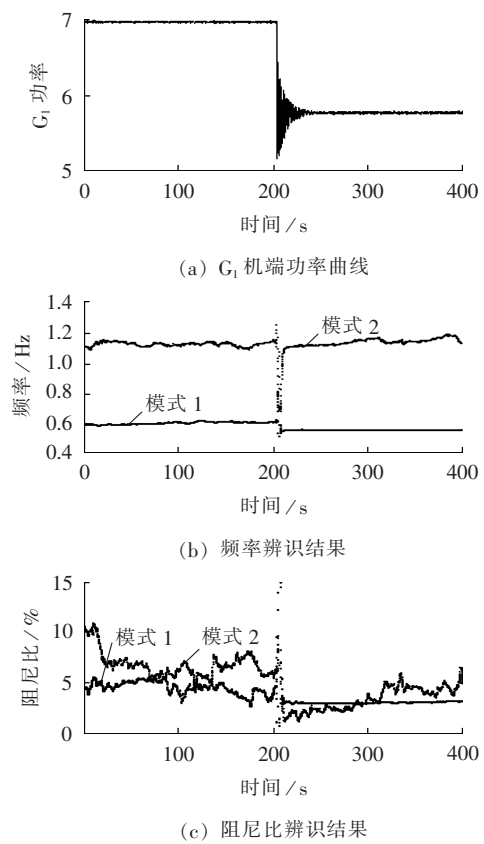


图 3 4 机 2 区系统仿真辨识结果
Fig.3 Identification results for 4-generator 2-area system

果存在一定波动,但对于区间主导模式对应的阻尼辨识结果与小干扰分析结果一致,并在其附近波动,且相对平稳,对于信号较弱的地区模式,其阻尼比变化相对较大,阻尼辨识结果较差,故障后由于遗忘因子调整机制的作用,算法在很短的时间内,跟踪收敛到了新的模式下,收敛过程快速稳定,同时由于充分利用了动态信号的作用,使得故障后的阻尼比变化更为平滑。

3.3 PMU 数据

3.3.1 NASPI-2104-Workshop-Oscillation-Case2^[18]

采用 NASPI Oscillation-Case2 中线路 2-1 的电流幅值作为待辨识数据,选取起始 52 s 环境激励数据作为 SSI 分析,离线确定阶数为 4,但递推跟踪中考虑实际数据中非振荡分量较多,采用 8 阶进行递推更新 350 s 数据,其递推更新结果如图 4 所示。

递推辨识中前 180 s 存在 0.31 Hz 和 0.88 Hz 左

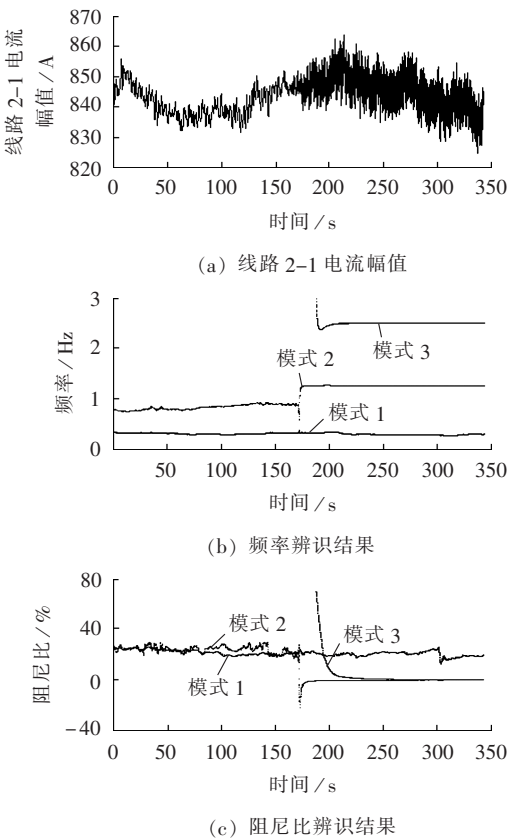


图 4 NASPI 数据辨识结果
Fig.4 Identification results for NASPI data

右 2 个模式,二者阻尼比均相对较高,系统稳定,180 s (对应 NASPI 数据 232 s)左右出现明显的 1.25 Hz 振荡,188 s (对应 NASPI 数据 240 s)时 2.5 Hz 频率分量趋于稳定,二者阻尼均降为 0。1.25 Hz 振荡阻尼比为 0,与系统中发生 1.25 Hz 共振振荡相吻合,可通过 NASPI 提供的案例参考结果验证本文结果^[18],并与 ABB 等公司的辨识结果对比分析。

3.3.2 某电厂实测 WAMS 数据

图 5(a)为某电厂实测得到的 WAMS 数据,去均值处理后的功率波动情况,机组运行 53.25 s 时发生瞬时性单相短路故障,造成 WAMS 数据在 53.25~54.65 s 产生了冲击性噪声,针对此 WAMS 数据跟踪辨识结果如图 5 所示。

通过对 WAMS 数据辨识分析可以看出,该机组主要参与了 0.5 Hz 和 1.1 Hz 左右的 2 个振荡模式,其中 0.5 Hz 振荡模式阻尼较强,而 1.1 Hz 振荡模式阻尼较弱,瞬时性单相短路故障后,1.1 Hz 模式阻尼减弱到 5% 左右,运行人员需要关注此振荡模式。计算机采用 2.5 GHz 双核处理器,实现了 5000 余次更新仅用时 3.3 s,而普通随机子空间方法实现此计算需用时 100 s 以上,相比较而言,递推方法极大地降低了时间复杂度,同时更能有效地体现出模式信息的动态变化过程。

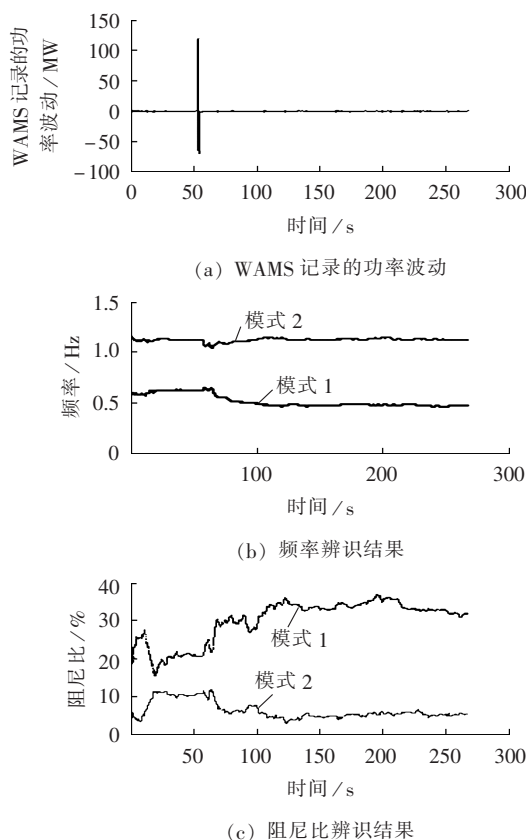


图 5 WAMS 数据辨识结果

Fig.5 Identification results for WAMS data

4 结论

本文基于随机子空间方法,实现低频振荡的实时在线递推辨识,采用递推方式更新降低了低频振荡辨识的时间复杂度,使随机子空间可以有效地进行在线应用。本文基于低频振荡数据类型的特点,提出了兼顾递推平稳性与快速性的遗忘因子和加权因子确定策略,更能有效地抑制冲击性噪声的影响。

遗忘因子和加权因子是递推更新中极为重要的 2 个参数,能直接决定递推更新的效果。准确的数据类型判别对 2 个参数的确定具有举足轻重的作用,本文主要利用了更新新息作为判断标准确定这 2 个参数,显然有些不足,依靠其他数据特征和故障检测方法,对低频振荡数据类型做进一步的分类需要更为细致的研究,同时针对递推辨识的平稳性和跟踪快速性这对相互矛盾的性能,结合低频振荡数据类型特点提出更为有效的参数选取策略或者更为鲁棒的跟踪算法也是亟待详细研究的方面。

参考文献:

[1] 高洁,李群湛,汪佳,等. 基于 NExT-ERA 与 SSI-DATA 环境激励下的低频振荡辨识方法比较[J]. 电力自动化设备,2016,36(1):89-95.
GAO Jie,LI Qunzhan,WANG Jia,et al. Comparison of low-

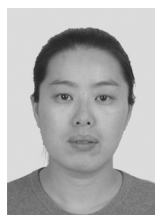
frequency oscillation identification between NExT-ERA and SSI-DATA ambient excitation methods[J]. Electric Power Automation Equipment,2016,36(1):89-95.

- [2] 汪颂军,刘涤尘,廖清芬,等. 基于 EEMD-NExT 的低频振荡主导模式工况在线辨识与预警[J]. 电力自动化设备,2014,34(12):111-116.
WANG Songjun,LIU Dichen,LIAO Qingfen,et al. Online dominant mode identification and warning based on EEMD-NExT for low frequency oscillation in operating conditions[J]. Electric Power Automation Equipment,2014,34(12):111-116.
- [3] 吴超,陆超,韩英铎,等. Prony 方法和 ARMA 法在低频振荡模式辨识中的适用性比较[J]. 电力自动化设备,2010,30(3):30-34.
WU Chao,LU Chao,HAN Yingduo,et al. Comparison of applicability in low frequency oscillation mode identification between Prony and ARMA[J]. Electric Power Automation Equipment,2010,30(3):30-34.
- [4] 鞠平,谢欢,孟远景,等. 基于广域测量信息在线辨识低频振荡[J]. 中国电机工程学报,2005,25(22):59-63.
JU Ping,XIE Huan,MENG Yuanjing,et al. Online identification of low-frequency oscillations based on wide-area measurements[J]. Proceedings of the CSEE,2005,25(22):59-63.
- [5] ZHOU Ning,HUANG Zhenyu,TUFFNER F,et al. Automatic implementation of Prony analysis for electromechanical mode identification from phasor measurements[C]//Power and Energy Society General Meeting. Minneapolis,USA:IEEE,2010:1-8.
- [6] PIERRE J W,TRUDNOWSKI D J,DONNELLY M K. Initial results in electromechanical mode identification from ambient data[J]. IEEE Transactions on Power Systems,1997,12(3):1245-1251.
- [7] 吴超,陆超,韩英铎,等. 计及模型定阶的低频振荡模式类噪声信号辨识[J]. 电力系统自动化,2009,33(21):1-6.
WU Chao,LU Chao,HAN Yingduo,et al. Power system oscillation modes estimation based on ambient signals considering model order selection[J]. Automation of Electric Power Systems,2009,33(21):1-6.
- [8] 徐玉韬,卢继平,陈刚,等. 稳态和动态混合信号的在线低频振荡模式辨识方法[J]. 电力系统自动化,2012,36(2):31-35.
XU Yutao,LU Jiping,CHEN Gang,et al. An online low frequency oscillation estimation method for ringdowns signals mixed ambient data[J]. Automation of Electric Power Systems,2012,36(2):31-35.
- [9] 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.
- [10] 蔡国伟,杨德友,张俊丰,等. 基于实测信号的电力系统低频振荡模态辨识[J]. 电网技术,2011,35(1):59-65.
CAI Guowei,YANG Deyou,ZHANG Junfeng,et al. Mode identification of power system low-frequency oscillation based on measured signal[J]. Power System Technology,2011,35(1):59-65.
- [11] 郝正航,陈卓,李少波,等. 子空间法在小干扰稳定分析及协调控制中的应用[J]. 电工电能新技术,2007,26(3):20-23.
HAO Zhenghang,CHEN Zhuo,LI Shaobo,et al. Small-signal stability analysis and coordinated control based on subspace

- algorithm[J]. Advanced Technology of Electrical Engineering and Energy, 2007, 26(3): 20-23.
- [12] 叶华, 刘玉田. 基于在线递推闭环子空间辨识的模型预测阻尼控制[J]. 中国电机工程学报, 2009, 29(28): 55-61.
- YE Hua, LIU Yutian. Model predictive damping control based on on-line recursive closed-loop subspace identification[J]. Proceedings of the CSEE, 2009, 29(28): 55-61.
- [13] NEZAM S S A, VENKATASUBRAMANIAN V. Electromechanical mode estimation using recursive adaptive stochastic subspace identification[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2014, 29(1): 349-358.
- [14] VAN OVERSCHEE P, DE MOOR B. Subspace identification theory implementation application [M]. Amsterdam, Holland: Kluwer, 1996: 95-134.
- [15] 朱从光, 冯大政, 聂卫科. 辅助变量双迭代子空间追踪[J]. 制导与引信, 2007, 28(2): 42-46.
- ZHU Congguang, FENG Dazheng, NIE Weike. Bi-iteration subspace tracking using instrumental variable[J]. Guidance & Fuze, 2007, 28(2): 42-46.
- [16] 萧德云. 系统辨识理论及应用[M]. 北京: 清华大学出版社, 2014: 124-126.

- [17] CHAN S C C, WEN Y, HAO K L. A robust past algorithm for subspace tracking in impulsive noise[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2006, 54(1): 105-115.
- [18] NASPI Oscillation Detection and Voltage Stability Tools Technical Workshop Meeting. Houston, TX [EB/OL]. (2014-10-22) [2015-05-20]. https://www.Naspi.org/site/Module/Meeting/Forms/General.spx?m_ID=MEETING&meetingid=347.

作者简介:



马燕峰

马燕峰(1978—),女,河北迁西人,副教授,博士,主要研究方向为电力系统分析、运行与控制(**E-mail**: ma_yanfeng01@163.com);

刘伟东(1991—),男,河北衡水人,硕士研究生,主要研究方向为电力系统分析、运行与控制(**E-mail**: lwd_hddl@163.com);

赵书强(1964—),男,河北景县人,教授,博士,主要研究方向为电力系统稳定分析与控制(**E-mail**: zsqdl@163.com)。

Low-frequency oscillation identification based on recursive stochastic subspace for power system

MA Yanfeng¹, LIU Weidong², ZHAO Shuqiang¹, FAN Zhenya³

(1. Department of Electrical Engineering, North China Electric Power University, Baoding 071003, China;

2. State Grid Tianjin Electric Power Company, Tianjin 300072, China;

3. Chifeng Power Supply Company of State Grid Eastern Inner Mongolia Electric Power Co., Ltd., Chifeng 024000, China)

Abstract: A method of RSSI (Recursive Stochastic Subspace Identification) is proposed to extract the information of low-frequency oscillation mode in real time. The sub-space recursive method based on bi-iteration is introduced to realize the RSSI with enhanced identification speed and flexibility. According to the characteristics of low-frequency oscillation data, a strategy based on the recursive error is proposed for selecting the forgetting factor and weighting factor, which ensures the fast and stable recursion. The applications of the proposed method to the ideal data, simulative data and WAMS data are analyzed, verifying its feasibility.

Key words: electric power systems; stochastic subspace; low-frequency oscillation identification; subspace tracking