

# 随机数据驱动的电力系统小干扰稳定在线评估方法

周书宇, 蔡国伟, 杨德友, 王丽馨  
(东北电力大学电气工程学院, 吉林省吉林市 132012)

**摘要:** 系统自然激励下的随机响应数据中蕴含丰富的机电行为特征信息, 准确地从随机响应数据中辨识小干扰稳定特征参数对于指导电力系统安全稳定运行具有重要现实意义。文中提出了随机数据驱动下基于子空间最优模式分解的小干扰稳定特征参数在线辨识算法。该算法通过对输入数据进行基于正交投影的矩阵线性变换得到其奇异子阵, 并利用共轭梯度算法迭代求解最佳低维正交空间, 以实现奇异子阵之间高维映射矩阵的最优低维近似, 根据最优低维映射矩阵的特征值分解结果可以准确获得系统小干扰稳定特征参数, 即振荡频率、阻尼比、模态。基于正交投影的矩阵线性变换以及共轭梯度法的引入使得动态模式分解法能较好地适应随机响应数据。IEEE 16机68节点系统和实际系统量测数据的计算和分析验证了所提算法的有效性和准确性。

**关键词:** 随机数据; 小干扰稳定特征参数; 子空间最优模式分解; 正交投影; 共轭梯度算法

## 0 引言

随着现代电力系统的快速发展, 大型区域电网互联使得电力系统小干扰稳定问题日益突出, 这给电力系统的安全稳定运行带来了巨大挑战。准确评估小干扰稳定特征参数对系统稳定运行状态下的低频振荡预警、及时采取有效调控措施抑制低频振荡现象具有重要意义<sup>[1-4]</sup>。

近年来, 同步相量测量单元(PMU)逐步成为监测电力系统动态运行的主要工具, 将PMU采集到的量测数据按照数据性质可分为暂态振荡数据和随机响应数据。暂态振荡数据指系统受到大扰动冲击后的自由振荡响应。随机响应数据由负荷随机波动等自然扰动所激发, 外在表现为类噪声数据, 这种数据在系统中时刻存在, 且包含系统小干扰稳定特征参数, 利用这类数据辨识特征参数更符合系统振荡预警要求, 避免了传统方法只能在大扰动特殊工况下进行特征参数提取, 针对这类数据的辨识受到国内外研究人员的广泛关注<sup>[5-14]</sup>。

基于随机响应数据的辨识方法大致可分为预处理方法和直接处理方法。预处理方法先通过预处理技术将随机响应信号处理为自由振荡信号, 再利用针对暂态振荡信号的方法进行参数辨识。文献[8]利用随机量减技术(RDT)从系统随机响应信号中获取自由振荡信号, 再通过Prony方法辨识振荡模

式。文献[9]将自然激励技术(NExT)与总体最小二乘-旋转不变技术的信号参数估计(TLS-ESPRIT)方法相结合, 通过滑窗的方式获取模式参数。文献[10]引入NExT和多参考点复指数(PRCE)法在获得振荡频率和阻尼比的基础上得到模式模态, 同时讨论了信噪比对辨识结果的影响。预处理方法中预处理技术和参数辨识方法是2个独立算法, 两者在数据运算过程中误差的叠加可能导致难以保证辨识精度。直接处理方法则可避免算法之间的累加误差, 直接利用随机响应数据进行参数辨识。文献[11]将自回归滑动平均模型(ARMA)法应用于特征参数辨识, 但这一辨识过程中存在模型定阶问题。文献[12]提出一种贝叶斯方法在频域中辨识模态参数, 大大简化了识别过程。文献[13]利用随机子空间(SS)算法获得系统状态矩阵, 通过特征分解求得模式特征信息。文献[14]则在SS)算法基础上引入递归过程来降低LQ分解计算的复杂度, 提高了算法的在线辨识能力。

传统的动态模式分解(DMD)法能从全局角度提取振荡特征参数<sup>[15]</sup>, 但由于随机响应数据中小干扰稳定特征参数较弱, DMD法难以对系统随机响应数据进行有效辨识, 且DMD法只能选择在固定的低维正交空间下构建系统近似状态矩阵, 加大了系统低维模型的误差。为了克服传统DMD法的不足, 本文提出了一种子空间最优模式分解(subspace optimal dynamic mode decomposition, Sub-OpMD)算法, 该方法将基于正交投影的矩阵线性变换方法

收稿日期: 2021-06-30; 修回日期: 2021-08-19。

上网日期: 2021-10-26。

以及共轭梯度优化算法引入DMD法,用于在随机响应数据中辨识系统小干扰稳定特征参数。利用IEEE 16机68节点系统和实际电网PMU数据进行仿真验证。相较于SSI算法,本文所提方法辨识准确度更高,充分满足了现代大型区域互联系统对安全稳定评估的精度要求。

## 1 系统随机响应信号模型

在电力系统小干扰稳定分析中,运行点处每台发电机的振荡行为可表示为<sup>[12]</sup>:

$$M\ddot{x}(t) + D\dot{x}(t) + Kx(t) = F(t) \quad (1)$$

式中: $M$ 、 $D$ 、 $K$ 分别为惯性时间常数、阻尼系数和同步力矩系数; $x(t)$ 为发电机在平衡点附近的功角偏差; $F(t)$ 为系统中的自然激励,主要表现为负荷的随机波动。

在自然激励条件下式(1)的解 $x(t)$ 可表示为:

$$x(t) = \sum \psi_i \eta_i(t) \quad (2)$$

式中: $\psi_i$ 为模式 $i$ 的模态; $\eta_i(t)$ 为模式 $i$ 满足运动解耦方程的标量模态。

$$\ddot{\eta}_i(t) + 2\xi_i \omega_i \dot{\eta}_i(t) + \omega_i^2 \eta_i(t) = p_i(t) \quad (3)$$

式中: $\xi_i$ 为模式 $i$ 的阻尼比; $\omega_i = 2\pi f_i$ ,其中 $f_i$ 为模式 $i$ 的振荡频率; $p_i(t)$ 为模式 $i$ 的激励, $p_i(t) = \psi_i^T F(t) / (\psi_i^T M \psi_i)$ 。

在实际电力系统中由于受到负荷投切、新能源出力不稳定等自然激励的影响,PMU量测的系统随机响应数据外在表现为混乱的类噪声信号。通过观察式(2)和式(3)可知,在这种自然激励条件下,系统看似杂乱的随机响应数据中实则包含了丰富的系统动态信息,利用可靠的随机数据辨识方法可以有效地从中提取系统小干扰特征信息(振荡频率、阻尼比、模态)。

## 2 小干扰稳定评估方法

### 2.1 DMD法

DMD法作为一种高维系统降阶算法已广泛应用于流体力学等研究领域<sup>[16]</sup>,在2015年首次由Barocio等学者引入电力系统振荡模式辨识<sup>[15]</sup>。下面简单介绍一下DMD法原理。

在研究电力系统小干扰稳定分析时,可以将电力系统用状态空间模型表示为<sup>[7]</sup>:

$$\dot{x}(t) = Ax(t) \quad (4)$$

式中: $A$ 为系统高维映射矩阵。对 $A$ 进行特征值计算可得到系统特征信息。

由于PMU采集的信号均为离散量,则可以将式(4)离散化表示为 $x_{k+1} = Ax_k$ ,其中 $k$ 为离散化后的一个采样点,设置连续状态变量的采样时间间隔

为 $\Delta t$ ,则存在 $x_k = x(k\Delta t)$ 。利用 $m$ 个所采集的数据序列构造2个输入矩阵 $X_1 = [x_1, x_2, \dots, x_m]$ 和 $X_2 = [x_2, x_3, \dots, x_{m+1}]$ 。根据式(4)的离散化表示可得出 $X_1$ 和 $X_2$ 之间存在一个映射矩阵 $A$ ,使得:

$$X_2 X_1^{-1} \rightarrow A \quad (5)$$

将高维状态矩阵 $A$ 投影到固定的低维正交空间上,得到 $A$ 的低维近似状态矩阵 $\bar{A}$ 。

$$A \approx U_q \bar{A} U_q \quad (6)$$

式中: $U_q$ 为低维正交空间,可以通过对 $X_1$ 进行奇异值分解(singular value decomposition, SVD)得到, $q$ 为子矩阵 $X_1$ 的秩。

$$X_1 = U_q S_q V_q^T \quad (7)$$

式中: $U_q$ 和 $V_q$ 分别为 $X_1$ 的左奇异矩阵和右奇异矩阵; $S_q$ 为 $X_1$ 的奇异值矩阵。

通过求解Frobenius范数的最小值优化问题以计算低维近似矩阵 $\bar{A}$ 。

$$\min \|X_2 - AX_1\|_F^2 = \min \|X_2 - U_q \bar{A} U_q X_1\|_F^2 \quad (8)$$

式中: $\|\cdot\|_F^2$ 表示求解Frobenius范数。

则系统低维近似状态矩阵 $\bar{A}$ 为:

$$\bar{A} \approx U_q^T X_2 V_q S_q^{-1} \quad (9)$$

DMD法仅仅适用于从大扰动数据中辨识小干扰特征参数,对外在表现为类噪声的随机响应数据适应性较差,无法有效辨识。此外,DMD法利用SVD求取固定维数的低维正交空间,而低维正交空间的维数选择不当会导致 $\bar{A}$ 无法获取最佳的系统动态信息。

### 2.2 Sub-OpMD算法

本文提出的Sub-OpMD算法在DMD法的基础上引入随机子空间算法中基于正交投影的矩阵线性变换<sup>[17]</sup>以及共轭梯度算法<sup>[18-19]</sup>,来弥补DMD法的不足。

构造数据矩阵 $X_3 = [x_3, x_4, \dots, x_{m+2}]$ 和 $X_4 = [x_4, x_5, \dots, x_{m+3}]$ ,并形成2个新的数据矩阵 $X_p$ 和 $X_f$ 。

$$\begin{cases} X_p = [X_1^T, X_2^T]^T \\ X_f = [X_3^T, X_4^T]^T \end{cases} \quad (10)$$

将 $X_f$ 的行向量投影到 $X_p$ 的行空间上,构造正交投影矩阵 $O$ 。

$$O = X_f X_p^T (X_p X_p^T)^{-1} X_p \quad (11)$$

对正交投影矩阵 $O$ 进行SVD分析:

$$O = USV^T \quad (12)$$

式中: $U$ 和 $V$ 分别为 $O$ 的左奇异矩阵和右奇异矩阵; $S$ 为 $O$ 的奇异值矩阵。

正交投影变换能有效压缩数据,使数据降维,并

减少数据降维过程中的信息丢失, SVD可以在数据降维的同时提取数据所含有的特征, 这2种矩阵线性变换的应用使算法可以有效辨识随机响应数据。本文定义  $U_1$  和  $U_2$  分别为  $U$  的前  $n$  行子矩阵和后  $n$  行子矩阵,  $U_1$  和  $U_2$  之间同样存在一个包含系统动态信息的高维映射矩阵  $\bar{A}$ , 满足  $U_2 U_1^{-1} \rightarrow \bar{A}^{[17]}$ 。

引入正交矩阵  $L$ , 与式(8)类似, 则系统低维近似矩阵构建问题可表示为:

$$\min \left\| U_2 - L \bar{A}^* L^T U_1 \right\|_F^2 \quad (13)$$

式中:  $\bar{A}^*$  为在矩阵  $L$  构成空间下的系统最优低维近似矩阵,  $\bar{A}^* = L^T U_2 U_1^T L (L^T U_1 U_1^T L)^{-1}$ 。正交矩阵  $L$  满足  $L^T L = I$ , 其中  $I$  为单位矩阵。

式(13)可进一步改写为:

$$\min \left( \left\| U_2 \right\|_F^2 - \left\| L^T U_2 Z \right\|_F^2 \right) \quad (14)$$

式中:  $Z = U_2^T L (L^T U_2 U_2^T L)^{-1} L^T U_2$ 。

则式(13)的双变量  $(L, \bar{A}^*)$  优化问题可以转化为单变量  $(L)$  优化问题:

$$\max g(L) \doteq \left\| L^T U_2 Z \right\|_F^2 \quad (15)$$

共轭梯度算法首先计算初始梯度  $G_0$  与初始搜索方向  $H_0$ 。

$$\begin{cases} G_0 = (I - L_0 L_0^T) \left( \frac{\partial g(L)}{\partial L} \right)_{L=L_0} \\ H_0 \doteq G_0 \end{cases} \quad (16)$$

式中:  $L_0$  为正交矩阵  $L$  的初始矩阵。

在梯度方向  $G$  上将  $L$  参数化表示为:

$$L_{k+1}(t) \doteq L_k Q \Gamma Q^T + P T Q^T \quad t \in [0, 1] \quad (17)$$

式中:  $L_k$  为第  $k$  次迭代下的正交矩阵;  $P$  和  $Q$  分别为第  $k$  次迭代下的搜索方向矩阵  $H_k$  的左奇异矩阵和右奇异矩阵, 即  $H_k = P N Q^T$ , 其中  $N$  为  $H_k$  的奇异值矩阵;  $\Gamma$  和  $T$  分别为矩阵  $N$  对角线元素的余弦值和正弦值构成的矩阵。

迭代更新梯度  $G$  和搜索方向  $H$ :

$$\begin{cases} G_{k+1} = (I - L_{k+1} L_{k+1}^T) \left( \frac{\partial g(L)}{\partial L} \right)_{L=L_{k+1}} \\ H_{k+1} = G_{k+1} + \Delta_{k+1} \end{cases} \quad (18)$$

其中, 修正项  $\Delta_{k+1}$  为:

$$\Delta_{k+1} = \frac{\langle G_{k+1} - \tau(G_k), G_{k+1} \rangle}{\left\| G_{k+1} \right\|_F^2} \tau(H_k) \quad (19)$$

式中:  $\langle \cdot \rangle$  表示求内积;  $\tau(G_k) = G_k - [L_k Q T_k + P(I - \Gamma_k)] P^T G_k$ , 其中  $\Gamma_k$  和  $T_k$  分别为矩阵  $N$  对角线元素的余弦值和正弦值构成的矩阵,  $t_k$  为第  $k$  次迭代优化  $t$  的最小值;  $\tau(H_k) = -(L_k Q T_k +$

$P \Gamma_k) N Q^T$ 。

利用式(18)和式(19)迭代更新得到  $L^*$ , 直至  $g(L_{k+1})$  和  $g(L_k)$  之间的差值在误差允许范围内, 即  $g(L_{k+1}) - g(L_k) < \epsilon$  时, 停止迭代。利用迭代优化得到  $L^*$ , 可进一步得到最优低维近似状态矩阵  $\bar{A}^*$ 。

$$\bar{A}^* = (L^*)^T U_2 U_1^T L^* [(L^*)^T U_1 U_1^T L^*]^{-1} \quad (20)$$

利用共轭梯度算法可以实现式(15)单变量优化问题的求解, 目的是计算最佳维度的低维正交空间  $L^*$ , 并在此正交空间上找到系统低维近似模型  $\bar{A}^*$  与  $L^*$  的最优组合<sup>[18-19]</sup>。所构建的最优系统模型  $\bar{A}^*$  可以更好地描述系统动态特征。

### 3 系统特征参数辨识

小干扰稳定性分析过程中特征参数可以确定某振荡模式的频率、振荡幅值衰减速度(阻尼比)和状态变量之间的相对振荡关系(模态)。通过对 Sub-OpMD 算法得到的最优近似状态矩阵  $\bar{A}^*$  进行特征值分解, 可以得到上述振荡特征参数。

$$\bar{A}^* = \Phi \Lambda \Phi^{-1} \quad (21)$$

式中:  $\Lambda = \text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_l, \dots, \lambda_l)$ , 其中  $\lambda_i$  为系统模式  $i$  的特征值,  $l$  为最优近似状态矩阵  $\bar{A}^*$  的维数;  $\Phi = [\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_i, \dots, \phi_l]$ , 其中  $\phi_i$  为系统模式  $i$  的右特征向量。

计算系统模式  $i$  的振荡频率  $f_i$  和阻尼比  $\xi_i$ <sup>[20]</sup>。

$$\begin{cases} f_i = \frac{\text{Im} \left( \frac{\ln \lambda_i}{\Delta t} \right)}{2\pi} \\ \xi_i = - \frac{\text{Re} \left( \frac{\ln \lambda_i}{\Delta t} \right)}{\left| \frac{\ln \lambda_i}{\Delta t} \right|} \end{cases} \quad (22)$$

模式  $i$  的模态  $\psi_i$  表示为<sup>[18]</sup>:

$$\psi_i = L^* \phi_i \quad (23)$$

利用 Sub-OpMD 算法计算小干扰特征参数的详细过程如图 1 所示。

## 4 算例分析

### 4.1 IEEE 16 机 68 节点系统

本文采用 IEEE 16 机 68 节点系统作为仿真算例, 该系统可划分为 5 个区域, 详细接线图见附录 A 图 A1。通过将系统在工作点附近线性化并进行特征分解可以得到 15 种振荡模式, 其中 4 种区域间振荡模式是本文研究的重点。为了全面评价 Sub-OpMD 算法的性能, 将基于模型的小信号稳定分析 (SSSA) 所得振荡频率、阻尼比结果作为参考值, 即模式 1 下振荡频率为 0.375 2 Hz, 阻尼比为 11.35%;



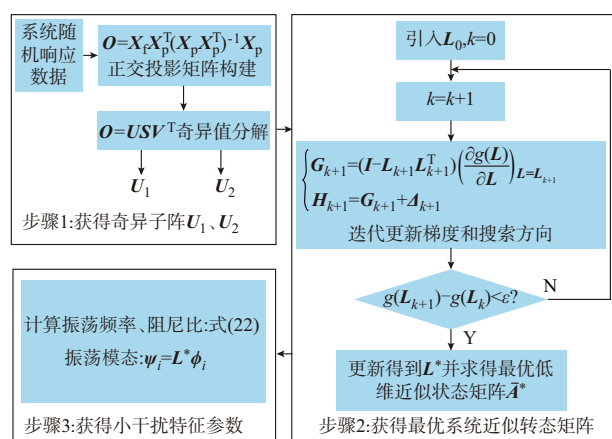


图1 Sub-OpMD算法辨识小干扰特征参数过程

Fig. 1 Process of Sub-OpMD algorithm for identifying small signal characteristic parameters

模式2下振荡频率为0.5047 Hz, 阻尼比为7.25%; 模式3下振荡频率为0.5549 Hz, 阻尼比为2.80%; 模式4下振荡频率为0.7491 Hz, 阻尼比为6.99%。

为了模拟系统中负荷随机波动所激发的系统随机响应, 本文在系统所有负荷中加入基准值为2%的随机扰动, 以16台发电机的角频率、功角、发电机出口功率作为输入信号, 在OptiPlex 7080工作站 (Intel Core i7-10700 CPU, 2.90 GHz) 上验证所提算法的有效性。

利用Sub-OpMD算法对10 min内系统随机响应信号进行辨识, 采用滑动数据窗方法, 分析窗长为2 min, 滑动窗长为0.2 s, 共得到2400个窗口的辨识结果。4种模式辨识结果波形图见附录A图A2。由图A2可以看出, 系统振荡频率和阻尼比在均值附近波动, 这种波动具有一定随机性, 且阻尼比的波动程度明显大于振荡频率。

对10 min内系统随机响应信号辨识结果进行统计分析, 将统计结果与SSI算法和SSSA进行比较, 比较结果如表1所示。从表1可知, Sub-OpMD算法得到的4种区域间振荡模式的频率和阻尼比均值更接近SSSA得到的参考结果, 同时标准差的统计结果小于SSI算法得出的结果, 说明本文提出的方法在振荡特征参数辨识上具有较高的可靠性, 这种现象在强阻尼模式下更为明显。

本文验证了Sub-OpMD算法在不同幅值负荷波动下参数辨识的鲁棒性。由于强阻尼模式表示结果波动较大, 验证效果更加显著, 故以阻尼比较高的模式1为例, 在原有负荷波动2%的基础上, 加入0.5%、1.0%和3.0%的负荷波动下Sub-OpMD算法以及SSI算法的辨识结果如表2所示。从表2可以看出, Sub-OpMD算法对这4种不同幅值负荷波动所激励的随机响应数据均具有鲁棒性, 且辨识结果

表1 区域间小干扰特征参数辨识结果对比  
Table 1 Comparison of identification results for inter-area small signal characteristic parameters

模式	方法	振荡频率/Hz		阻尼比/%	
		平均值	标准差	平均值	标准差
1	Sub-OpMD	0.373 2	0.007 2	12.18	2.08
	SSI	0.372 7	0.013 2	12.72	3.16
2	Sub-OpMD	0.503 4	0.006 1	7.00	1.50
	SSI	0.508 7	0.009 8	6.94	1.88
3	Sub-OpMD	0.554 9	0.004 1	3.12	1.02
	SSI	0.557 2	0.007 9	3.15	1.46
4	Sub-OpMD	0.745 7	0.006 2	7.15	1.33
	SSI	0.744 5	0.008 1	7.18	1.94

精度优于SSI算法。此外, 根据大量仿真实验, 对于负荷波动0.5%以下的信号, 本文所提算法的辨识误差明显增大, 甚至不能有效辨识小干扰特征参数。

表2 不同负荷波动小干扰特征参数辨识结果对比  
Table 2 Comparison of identification results for small signal characteristic parameters with different load fluctuations

方法	负荷波动/%	振荡频率/Hz		阻尼比/%	
		平均值	标准差	平均值	标准差
Sub-OpMD	0.5	0.374 9	0.008 1	12.20	2.03
	1.0	0.375 1	0.008 3	12.08	2.15
	2.0	0.373 2	0.007 2	12.18	2.08
	3.0	0.374 4	0.007 9	12.30	2.20
SSI	0.5	0.367 5	0.013 6	12.79	3.05
	1.0	0.374 1	0.012 7	12.49	2.97
	2.0	0.372 7	0.013 2	12.72	3.16
	3.0	0.369 4	0.011 8	12.67	3.09

本文针对上文所采用的10 min数据还验证了分析窗长和滑动窗长的选择对辨识结果的影响。首先研究分析窗长对辨识结果的影响, 固定滑动窗长为0.2 s, 并分别对分析窗长为0.5、1.0、2.0、3.0 min的数据进行辨识。由附录A图A2可知, 阻尼比波动程度明显大于振荡频率, 故此次验证以模式1的阻尼比辨识结果为例, 验证所得结果如图2所示。从图2可以看出, 随着分析窗长长度的增加阻尼比辨识结果均值更接近参考值, 且标准差更小。而对于滑动窗长而言, 固定分析窗长为2 min, 分别调整滑动窗长为0.2、0.3、0.4、0.8 s。经过仿真验证, 对于同一段10 min数据的参数辨识, 不同滑动窗长的选择对辨识结果精度影响不大。

在辨识系统振荡频率和阻尼比的同时, 还可以得到振荡模式的模态, 即发电机组之间的振荡关系,

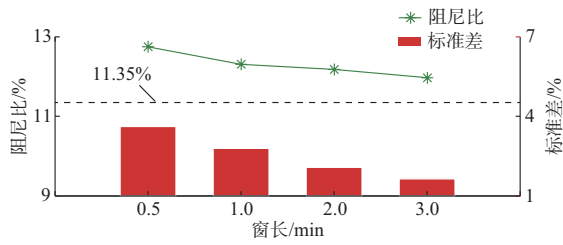


图2 不同分析窗长下阻尼比辨识结果  
Fig. 2 Identification results of damping ratio with different analysis window lengths

它反映了机群发电机转子之间的非同步摇摆。Sub-OpMD算法辨识得到了4个区域间模式下发电机角频率之间的振荡关系,统计结果为每个分析窗口辨识结果的平均值,详细模态图见附录A图A3。模式1中区域A、B发电机群(G1至G13)与区域C、D、E发电机群(G14至G16)相互振荡;模式2中区域C发电机(G14)与区域E发电机(G16)相互振荡;模式3中区域A发电机群(G1至G9)与区域B发电机群(G10至G13)相互振荡;模式4中区域D发电机(G15)与区域E发电机(G16)相互振荡。以上Sub-OpMD算法模态辨识结果与SSSA计算得到的发电机振荡分组一致。

4.2 实际系统算例

以某实际系统中PMU实测数据为例,进一步验证Sub-OpMD算法在振荡模式辨识的有效性。选取该系统中4个PMU采集的母线频率、母线电压幅值、电压相角数据作为输入数据,采集到的10 min内电压幅值波形如图3(a)所示,对这些采集到的数据进行功率谱分析,得到功率谱密度波形如图3(b)所示,可以看到功率谱密度在0.319 4 Hz处有明显尖峰,表示该振荡模式在这4个PMU测量信号中具有很强的可观性<sup>[21-22]</sup>,本文重点对这一可观性较强的模式进行分析。

利用Sub-OpMD算法对10 min内实测数据采用滑动数据窗方法进行辨识,分析窗长为2 min,滑动窗长为0.5 s,共得到1 000个窗口的辨识结果。时域辨识结果以及相应的频次直方图如图4所示,从图4可以看出,辨识结果呈正态分布,且多集中于均值附近,这在振荡频率上体现得更为明显。

对实测数据频率和阻尼比的辨识结果进行统计,如表3所示。从表3可以看出,所提方法辨识出的模式振荡频率均值为0.332 2 Hz,阻尼比均值为2.90%,相较于SSI算法更接近功率谱分析得出的真实值(0.319 4 Hz),且标准差更小。该振荡模式在振荡关系上表现为PMU4相对于PMU1至PMU3振荡。

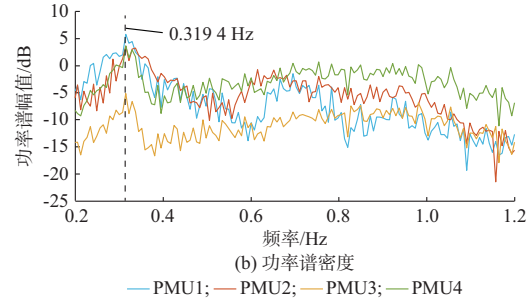
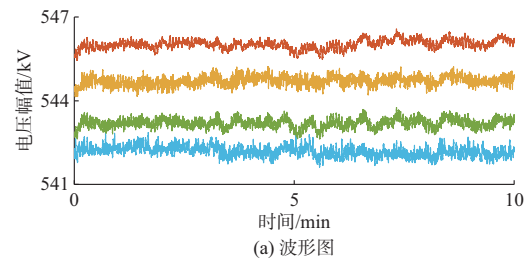


图3 实测数据波形和功率密度谱  
Fig. 3 Waveform and power density spectrum of measured data

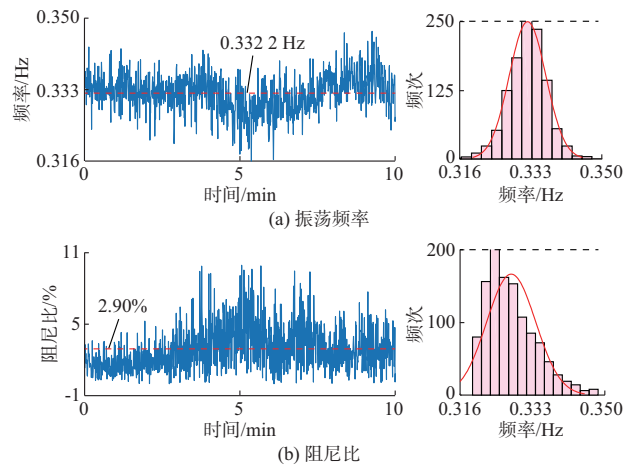


图4 实测数据振荡频率和阻尼比频次  
Fig. 4 Oscillation frequency and damping ratio frequency of measured data

表3 实测数据辨识结果对比  
Table 3 Comparison of identification results of measured data

方法	频率/Hz		阻尼比/%		模态
	平均值	标准差	平均值	标准差	
Sub-OpMD	0.332 2	0.004 4	2.90	1.86	PMU4相对于PMU1至PMU3振荡
SSI	0.352 2	0.018 3	3.67	2.14	PMU3振荡

5 结语

本文在分析系统随机响应信号特性的基础上,将基于正交投影的矩阵线性变换与共轭梯度算法引入DMD法,提出了随机数据驱动的Sub-OpMD算法。基于IEEE 16机68节点系统和某实际测量数

据的辨识结果表明,Sub-OpMD算法可用于多通道数据,在小幅随机激励的环境下能从全局角度一次性获得全部小干扰特征参数,且辨识结果可以较准确地反映系统运行状态,有利于系统振荡模式的在线监测。通过与SSI算法进行对比验证,表明Sub-OpMD算法的辨识结果均值更靠近SSSA的结果,且标准差更小。

考虑实时评估系统振荡模式参数的要求,缩短输入数据矩阵线性变换时间,提高Sub-OpMD实时应用能力将是后续研究的重点。

附录见本刊网络版(<http://www.aeps-info.com/aeps/ch/index.aspx>),扫英文摘要后二维码可以阅读网络全文。

### 参 考 文 献

- [1] 丁仁杰,沈钟婷.基于EMO-EDSNN的电力系统低频振荡模式辨识[J].电力系统自动化,2020,44(3):122-131.  
DING Renjie, SHEN Zhongting. Power system low frequency oscillation mode identification based on exact mode order-exponentially damped sinusoids neural network[J]. Automation of Electric Power Systems, 2020, 44(3): 122-131.
- [2] YANG Deyou, WANG Lixin, CAI Guowei, et al. Synchronized ambient output-only based online inter-area transfer capability assessment considering small signal stability[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2021, 36(1): 261-270.
- [3] HWANG J K, SHIN J. Identification of interarea modes from ambient data of phasor measurement units using an autoregressive exogenous model[J]. IEEE Access, 2021, 9: 45695-45705.
- [4] LIU H, ZHU L, PAN Z, et al. ARMAX-based transfer function model identification using wide-area measurement for adaptive and coordinated damping control [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2017, 8(3): 1105-1115.
- [5] 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.
- [6] WANG Lixin, YANG Deyou, CAI Guowei, et al. Synchronised ambient data-driven electromechanical oscillation modes extraction for interconnected power systems using the output-only observer/Kalman filter identification method [J]. IET Generation, Transmission & Distribution, 2020, 14(19): 4000-4009.
- [7] 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):89-96.  
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): 89-96.
- [8] 吴超,曹广忠.基于随机减量技术和Prony方法的低频振荡类噪声辨识[J].电力系统自动化,2013,37(8):53-58.  
WU Chao, CAO Guangzhong. Low frequency oscillation ambient signals identification based on random decrement technique and Prony method [J]. Automation of Electric Power Systems, 2013, 37(8): 53-58.
- [9] 王祥超,张鹏,甄威,等.基于自然激励技术和TLS-ESPRIT方法的低频振荡模式辨识[J].电力系统自动化,2015,39(10):75-80  
WANG Xiangchao, ZHANG Peng, ZHEN Wei, et al. Identification of low frequency oscillation modes based on NExT and TLS-ESPRIT algorithm [J]. Automation of Electric Power Systems, 2015, 39(10): 75-80.
- [10] 谢剑,成业,王晓茹.基于NExT和PRCE方法的低频振荡分析[J].电工技术学报,2018,33(1):121-130.  
XIE Jian, CHENG Ye, WANG Xiaoru. Estimation of electromechanical oscillation modes based on NExT-PRCE method [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2018, 33(1): 121-130.
- [11] 陈刚,段晓,张继红,等.基于ARMA模型的低频振荡模式在线辨识技术研究[J].电网技术,2010,34(11):48-54.  
CHEN Gang, DUAN Xiao, ZHANG Jihong, et al. A new approach for online identification of low frequency oscillation modes based on auto-regressive moving-average model [J]. Power System Technology, 2010, 34(11): 48-54.
- [12] SEPPÄNEN J, AU S, TURUNEN J, et al. Bayesian approach in the modal analysis of electromechanical oscillations [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2017, 32(1): 316-325.
- [13] LI K, CHEN L, YU Z, et al. Improvement of electromechanical mode identification from ambient data with stochastic subspace method [C]// IEEE PES Asia-Pacific Power and Energy Engineering Conference, December 1-4, 2019, Macao, China: 1-6.
- [14] 杨德友,王文嘉,高际惟,等.随机数据驱动下的机电振荡参数在线提取与阻尼调制:(一)基于ORSSI的模式参数在线辨识[J].中国电机工程学报,2018,38(8):2253-2261.  
YANG Deyou, WANG Wenjia, GAO Jiwei, et al. On-line electromechanical oscillation analysis and damping modulation for power system using ambient data: Part I modal parameters identification based on ORSSI [J]. Proceedings of the CSEE, 2018, 38(8): 2253-2261.
- [15] BAROCIO E, PAL B C, THORNHILL N F, et al. A dynamic mode decomposition framework for global power system oscillation analysis [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2015, 30(6): 2902-2912.
- [16] SCHMID P, SESTERHENN J. Dynamic mode decomposition of numerical and experimental data [C]// 61st Annual Meeting of the APS Division of Fluid Dynamics, November 23-25, 2008, San Antonio, USA.
- [17] TAKEISHI N, KAWAHARA Y, YAIRI T. Subspace dynamic mode decomposition for stochastic Koopman analysis [J]. Physical Review, 2017, 96(3): 330-310.
- [18] WYNN A, PEARSON D S, GANAPATHISUBRAMANI B, et al. Optimal mode decomposition for unsteady flows [J].

- Journal of Fluid Mechanics, 2013, 733: 473-503.
- [19] GOULART P J, WYNN A, PEARSON D. Optimal mode decomposition for high dimensional systems [C]// IEEE 51st IEEE Conference on Decision and Control (CDC), December 10-13, 2012, Maui, USA: 4965-4970.
- [20] 倪以信, 陈寿孙, 张宝霖. 动态电力系统的理论和分析[M]. 北京: 清华大学出版社, 2002.  
NI Yixin, CHEN Shousun, ZHANG Baolin. Theory and analysis of power system dynamics [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2002.
- [21] 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.
- [22] WILTSHIRE R A, LEDWICH G, O'SHEA P. A Kalman filtering approach to rapidly detecting modal changes in power systems [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2007, 22(4): 1698-1706.
- 周书宇(1995—), 男, 博士研究生, 主要研究方向: 电力系统稳定与控制。E-mail: zzhousy@163.com
- 蔡国伟(1968—), 男, 通信作者, 教授, 博士生导师, 主要研究方向: 含新能源并网的电力系统稳定与控制。E-mail: cai4806439@126.com
- 杨德友(1983—), 男, 教授, 博士生导师, 主要研究方向: 电力系统分析、稳定与控制。
- (编辑 王梦岩)

### Ambient Data-driven On-line Evaluation Method of Power System Small Signal Stability

ZHOU Shuyu, CAI Guowei, YANG Deyou, WANG Lixin

(School of Electrical Engineering, Northeast Electric Power University, Jilin 132012, China)

**Abstract:** The ambient data under the natural excitation of the system contains rich electromechanical characteristic information. Accurate identification of small signal stability characteristic parameters from ambient data is of great practical significance for guiding the safe and stable operation of the power system. An on-line identification algorithm of small signal stability characteristic parameters driven by ambient data based on subspace optimal mode decomposition (Sub-OpMD) is proposed. The algorithm obtains the singular sub-matrix by the matrix linear transformation of the input data based on the orthogonal projection, and the conjugate gradient algorithm is used to iteratively solve the optimal low-dimensional orthogonal space to achieve the optimal low-dimensional approximation of the high-dimensional mapping matrix between singular sub-matrices. According to the eigenvalue decomposition result of the optimal low-dimensional matrix, the small signal stability characteristic parameters of the system can be accurately obtained, i.e., the oscillation frequency, damping ratio and mode. The matrix linear transformation based on orthogonal projection and the introduction of conjugate gradient method make the dynamic mode decomposition (DMD) method better adapt to the ambient data. The calculation and analysis of IEEE 16-generator 68-bus system and actual system measured data verify the effectiveness and accuracy of the proposed algorithm.

**Key words:** ambient data; small signal stability characteristic parameter; subspace optimal mode decomposition (Sub-OpMD); orthogonal projection; conjugate gradient algorithm

