基于已知激励响应的低频振荡信息在线辨识

杨晨1,余一平1,樊陈2,金标1,舒石泷1

(1. 河海大学 能源与电气学院,江苏 南京 211100;2. 中国电力科学研究院有限公司(南京),江苏 南京 210003)

摘要:当前电力系统常采用日常小扰动响应在线辨识获取低频振荡模式信息,这对大电网低频振荡的分析和 抑制具有重要价值。针对低频振荡信息在线辨识,给出了两段最小二乘法,与常规递推自回归滑动平均方法 相比,其具有较高的迭代收敛速度与辨识准确度。在介绍小扰动下的已知激励响应信号和环境激励响应信 号基本原理的基础上,对比得出2种信号在激励与响应、信号成分和数据量大小方面存在的区别,提出低频 振荡在线模式信息辨识方案,进一步在10机39节点系统中通过仿真获取已知激励响应信号和环境激励响应 信号,对2种信号的功率谱与辨识结果进行对比分析。分析结果表明在确定激励位置、观测点选择和响应模 式间对应关系时已知激励响应信号的辨识效果更好,在该情况下可以将已知激励响应辨识作为低频振荡信 息在线辨识的主要手段。

关键词:低频振荡;功率谱;在线辨识;自回归滑动平均;已知激励;环境激励 中图分类号:TM 712
文献标志码:A

DOI:10.16081/j.epae.202205062

0 引言

随着电网规模的不断扩大、交直流系统互联以 及高比例新能源与电力电子设备接入电网,低频振 荡问题日益突出,制约了电能的远距离外送,严重影 响着电力系统的安全稳定运行^[1-2]。对低频振荡模 式进行准确分析是抑制低频振荡的基础,这对保障 电网安全稳定运行具有重要意义^[3]。近年来,随着 广域量测技术与宽频量测技术的发展,其为振荡模 式在线辨识提供了技术支撑^[4-5]。基于先进的量测 技术能够实时获取系统动态信号,从而实现电网振 荡模式的在线辨识。

实践证明,对于短路故障等扰动引发的电网振 荡事件,采用Prony方法可以较为准确地从中获得系 统模式信息。但是由于该类方法只能在明显振荡发 生后产生告警且扰动的发生概率相对较小,因此其 难以应用于日常监测电网的动态模式特征。电网日 常运行中存在大量的小扰动,这些小扰动亦会激发 电网的小幅动态变化,其动态轨迹中含有丰富的电 网动态模式信息,若能基于日常小扰动响应识别电 网存在的动态模式特征,这对运行人员进行振荡预 警具有重要价值。具体而言,日常小扰动响应实测 信号可分为2种类型:一种是已知激励的系统响应 信号,一般是由牵引负荷或是电容器投切等已知时

收稿日期:2021-10-07;修回日期:2021-12-21

在线出版日期:2022-06-01

基金项目:国家自然科学基金资助项目(52077058);国家电 网公司科技项目(5108-202055023A-0-0-00)

Project supported by the National Natural Science Foundation of China(52077058) and the Science and Technology Project of State Grid Corporation of China(5108-202055023A-0-0-00) 间规律扰动引起的一定幅度的振荡;另一种是环境 激励引发的系统响应信号,由系统运行过程中持续 存在的负荷投切等随机性质小扰动引起。

常用的基于动态轨迹信号辨识模式信号方法有 Prony方法、希尔伯特-黄变换(Hilbert-Huang transform, HHT)方法等。Prony方法可以直接提取信号 中的振荡模态的幅值、初始相角、衰减因子和频率, 计算简便,但该方法对噪声敏感且易产生虚假模态, 为此文献[6-7]分别采用差分正交匹配追踪、形态滤 波对Prony方法进行改进;HHT方法可以对非线性、 非平稳信号进行分析,具备较好的时频分辨率,但该 方法存在端点效应和模态混叠问题,文献[8]针对 这些问题进行了改进,但仍存在虚假分量。从环境 激励响应信号中提取低频振荡模式参数的方法有 很多,文献[9-10]分别利用随机减量技术(random decrement technique, RDT)和变分模态分解(variational mode decomposition, VMD)从环境激励响应 信号中提取自由振荡信号再进行振荡模式信息的辨 识。该类方法的辨识效果取决于提取算法的准确 度,且计算相对复杂。直接对环境激励响应信号进 行分析的方法有随机子空间法、自回归滑动平均 (auto-regressive moving average, ARMA)方法等。文 献[11]提出了改进的随机子空间递推辨识方法,提 高了抗噪性能,但该方法采用了奇异值分解使得计 算速度受到限制。文献[12]采用滑动窗技术实现基 于ARMA方法的低频振荡模式参数追踪,但是滑动 窗大小的选取对结果有影响,且更新结果需重新计 算,计算量较大。文献[13]采用递推最小二乘法对 ARMA参数进行了追踪,但其白噪声估计过程计算 较慢。文献[14]使用自回归(auto-regressive, AR)模 型估计白噪声,提出用两段递推增广最小二乘方法

求解ARMA参数,提高了参数估计速度,但是迭代收 敛速度较慢。

本文根据高阶 AR 模型与 ARMA 模型等效原 理^[15],采用递推最小二乘法拟合高阶 AR 模型,并将 它们等效转换为 ARMA 模型,得到一种基于 ARMA 模型的两段最小二乘法,该方法不需要对噪声进行 估计,迭代收敛速度较常规递推 ARMA 辨识方法更 快,辨识准确度更高,适用于日常小扰动响应中的 低频振荡模式在线追踪。通过对给定 ARMA 模型 信号和新英格兰10 机 39 节点系统仿真所得环境激 励响应信号进行辨识,验证了本文所提方法的正 确性。

基于已知激励和环境激励的响应信号都可以实 现电网低频振荡模式在线监测,但现有工作主要集 中于这2类信号各自辨识方法的原理与改进,因此 本文在已知激励响应与环境激励响应基本原理有区 别的基础上,提出了低频振荡在线模式信息辨识方 案,系统地分析了已知激励响应信号与环境激励响 应信号的不同,得出在确定激励位置、观测点选择和 响应模式间对应关系时,已知激励响应的辨识效果 更好的结论。实际工程中,经过系统模式分析和激 励源调研选择合适的观测点后可以选取已知激励响 应信号作为主要分析对象。

1 ARMA模型的两段最小二乘估计原理

1.1 ARMA 模型

对于观测时序 ${x(t)}$ 建立的ARMA(n,m)模型, 当模型阶次给定时,模型形式为:

$$x(t) - \sum_{i=1}^{n} \varphi_i x(t-i) = a(t) - \sum_{j=1}^{m} \theta_j a(t-j)$$
(1)

式中: φ_i 为自回归参数; θ_i 为滑动平均参数;n,m分别为自回归部分的阶数和滑动平均部分的阶数;a(t)为均值是0的高斯白噪声。

令 $A(z) = 1 + a_1 z^{-1} + a_2 z^{-2} + \dots + a_n z^{-n}$ 、 $D(z) = 1 + d_1 z^{-1} + d_2 z^{-2} + \dots + d_n z^{-n}$,其中 z^{-1} 为后移算子,定义 $z^{-j} x(t) = x(t-j)(j=0, \pm 1, \pm 2, \dots)$,则式(1)可以描述为:

$$A(z)x(t) = D(z)a(t)$$
(2)

ARMA模型可视为一a(t)为输入、x(t)为输出的 线性时不变系统,其传递函数为H(z)=D(z)/A(z),其 极点即为A(z)=0的根 λ_i 和 $\lambda_i^*(i=1,2,...,k,其中k)$ 极点对数),根据式(3)即可得到振荡模式频率和阻 尼比。

$$\begin{cases} f_i = \frac{\sqrt{\ln \lambda_i \ln \lambda_i^* (1 - \xi_i^2)}}{2\pi \Delta t} \\ \xi_i = -\frac{\ln |\lambda_i|}{\sqrt{\ln \lambda_i \ln \lambda_i^*}} \end{cases}$$
(3)

式中: Δt 为采样时间间隔; f_i 为振荡模式频率; ξ_i 为阻尼比。

1.2 两段最小二乘法

根据式(2)所示模型的平稳性与可逆性假设^[15], 可证明式(2)等价于无穷阶AR(∞)模型,即:

$$a(t) = \frac{A(z)}{D(z)} x(t) = \sum_{i=0}^{\infty} \beta_i z^{-i} x(t)$$
(4)

式中: $\beta_0 = 1, \beta_j \rightarrow 0 (j \rightarrow \infty)$ 。若取 n_0 充分大,则有近似的高阶AR(n_0)模型为:

$$\begin{cases} \beta(z)x(t) = a(t) \\ \beta(z) = 1 + \beta_1 z^{-1} + \beta_2 z^{-2} + \dots + \beta_{n_0} z^{-n_0} \end{cases}$$
(5)

使用递推最小二乘法对上式进行求解可获得 *β* 的估计值为:

$$\begin{cases} \hat{\boldsymbol{\beta}}(t+1) = \hat{\boldsymbol{\beta}}(t) + \boldsymbol{L}(t+1) \left(\boldsymbol{x}(t+1) - \boldsymbol{\varphi}^{\mathrm{T}}(t+1) \hat{\boldsymbol{\beta}}(t) \right) \\ \boldsymbol{L}(t+1) = \frac{\boldsymbol{P}(t) \boldsymbol{\varphi}(t+1)}{1 + \boldsymbol{\varphi}^{\mathrm{T}}(t+1) \boldsymbol{P}(t) \boldsymbol{\varphi}(t+1)} \qquad (6) \\ \boldsymbol{P}(t+1) = \boldsymbol{P}(t) - \frac{\boldsymbol{P}(t) \boldsymbol{\varphi}(t+1) \boldsymbol{\varphi}^{\mathrm{T}}(t+1) \boldsymbol{P}(t)}{1 + \boldsymbol{\varphi}^{\mathrm{T}}(t+1) \boldsymbol{P}(t) \boldsymbol{\varphi}(t+1)} \end{cases}$$

式中: $\hat{\boldsymbol{\beta}}(t) = [\hat{\boldsymbol{\beta}}_{1}, \hat{\boldsymbol{\beta}}_{2}, \dots, \hat{\boldsymbol{\beta}}_{n_{o}}]^{\mathrm{T}}, \hat{\boldsymbol{\beta}}(0) = 0; \boldsymbol{P}(0) = 10^{6}\boldsymbol{I}, \boldsymbol{I}$ 为单位矩阵; $\boldsymbol{\varphi}(t) = [-x_{t-1}, -x_{t-2}, \dots, -x_{t-n_{o}}]^{\mathrm{T}}$ 。 由式(2)和式(4)可得到近似关系如下:

$$D(z)\beta(z)=A(z) \tag{7}$$

比较式(7)两边z⁻¹的系数,则存在如下的关系:

$$a = d + Db \tag{8}$$

$$B\bar{d}=\bar{b}$$
(9)
$$a = [a_{1}, a_{2}, \dots, a_{n}]^{\mathrm{T}}, \ d = [d_{1}, d_{2}, \dots, d_{n}]^{\mathrm{T}}$$
$$b = [\beta_{1}, \beta_{2}, \dots, \beta_{n}]^{\mathrm{T}}, \ \bar{d} = [d_{1}, d_{2}, \dots, d_{m}]^{\mathrm{T}}$$
$$\bar{b} = [-\beta_{n+1}, -\beta_{n+2}, \dots, -\beta_{m+n_{0}}]^{\mathrm{T}}$$
$$D = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & \cdots & 0 \\ d_{1} & 1 & 0 & \cdots & 0 \\ d_{2} & d_{1} & 1 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ d_{n-1} & d_{n-2} & d_{n-3} & \cdots & 1 \end{bmatrix}^{\mathrm{T}}$$
$$B = \begin{bmatrix} \beta_{n} & \beta_{n-1} & \cdots & \beta_{n-m+1} \\ \beta_{n+1} & \beta_{n} & \cdots & \beta_{n-m+2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \beta_{m+n-1} & \beta_{m+n-2} & \cdots & \beta_{n} \end{bmatrix}^{\mathrm{T}}$$

式中: $d_i=0(i>m)$; $\beta_i=0(i>n_0)_{\circ}$

基于式(6)求解得到的估计值 $\hat{\boldsymbol{\beta}}$,代入式(9)中可计算得到 $\bar{\boldsymbol{d}}$ 的最小二乘解为:

$$\bar{\boldsymbol{d}} = (\boldsymbol{B}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{B})^{-1}\boldsymbol{B}^{\mathrm{T}}\bar{\boldsymbol{b}}$$
(10)

从而得到*d*和*D*的估计值,最后根据式(8)可计 算得到*a*的估计值。

为验证本文所提方法的正确性,将该方法与文

献[14]中的两段递推增广最小二乘法进行比较,给 定如下ARMA模型:

 $(1-a_1z^{-1}+a_2z^{-2})x(t)=(1+b_1z^{-1})a(t)$ (11) 式中: $a_1=0.8$; $a_2=0.4$; $b_1=0.4$;a(t)具体表示均值为 0、方差为1的高斯白噪声。

根据式(11)递推生成*x*(*t*)的5000个数据,使用 2种方法对3个参数进行辨识,结果如图1所示。由 图可知,本文给出的两段最小二乘法结果收敛更快, 辨识精度更高。该方法把ARMA模型近似为一个高 阶AR模型,根据模型等价原理采用最小二乘法直 接根据时间序列{*x*(*t*)}辨识ARMA模型参数,避免 了文献[14]中两段递推增广最小二乘法中对噪声项 的估计,参数辨识效果较好,因此本文选择使用该方 法对环境激励响应信号进行辨识。



图1 2种方法估计结果对比

Fig.1 Comparison of estimation results between two methods

2 已知激励与环境激励响应机理

2.1 已知激励响应机理

以附录A图A1所示的单机无穷大系统为例,假 定发电机模型采用经典二阶模型(发电机暂态电动 势E'恒定),发电机内电势为 $E_{g} \angle \delta$;节点2为负荷节 点,节点电压为 $V_{d} \angle \theta_{d}$;节点3为无穷大节点,节点电 压为 $V_{s} \angle 0^{\circ}$ 。若存在负荷扰动,则节点注入功率方 程线性化后可以表示为^[16]:

$$\begin{bmatrix} \Delta P_{e} \\ \Delta Q_{e} \\ \Delta P_{d} \\ \Delta Q_{d} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} H_{gg} & N_{gg} & H_{gd} & N_{gd} \\ M_{gg} & L_{gg} & M_{gd} & L_{gd} \\ H_{dg} & N_{dg} & H_{dd} & N_{dd} \\ M_{dg} & L_{dg} & M_{dd} & L_{gd} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta \delta \\ \Delta E_{g} \\ \Delta \theta_{d} \\ \Delta V_{d} \end{bmatrix}$$
(12)

式中: $\Delta P_{e,} \Delta Q_{e}$ 分别为发电机有功功率和无功功率 的偏差; $\Delta P_{d,} \Delta Q_{d}$ 分别为负荷有功功率和无功功率 的偏差; $\Delta \delta_{\lambda} \Delta E_{e}$ 分别为发电机内电势相角和幅值的 偏差; $\Delta \theta_{d}$ 、 ΔV_{d} 分别为节点电压相角和幅值的偏差; H、N、M、L分别为 P_{e} 、 Q_{e} 、 P_{d} 、 Q_{d} 对 δ 、 E_{g} 、 θ_{d} 、 V_{d} 的偏导数,下标为g对应发电机节点状态量,下标为d对应负荷节点状态量。

在经典模型情况下,可以求得:

 $\Delta P_e = K_s \Delta \delta + K_p \Delta P_d + K_q \Delta Q_d$ (13) 式中: K_s 为发电机同步转矩系数; $K_p 和 K_q$ 分别为与 有功负荷扰动和无功负荷扰动相关的系数,均为 实数。

由文献[17]可知冲击性负荷可表示为阶跃 负荷。根据式(13)可知,有功负荷和无功负荷阶 跃变化都会使机组电磁功率存在冲击性的分量。为 方便分析,假设仅存在有功阶跃扰动,即 $\Delta P_d = F\varepsilon(t), \Delta Q_d = 0, 其中\varepsilon(t)$ 为单位阶跃函数,F为阶跃 幅值,将其代入发电机线性化转子运动方程并忽略 机械功率后可得:

$$\frac{T_{\rm J}}{\omega_0} \frac{{\rm d}^2 \Delta \delta}{{\rm d}t^2} + \frac{K_{\rm D}}{\omega_0} \frac{{\rm d}\Delta \delta}{{\rm d}t} + K_{\rm S} \Delta \delta = -K_P \Delta P_{\rm d} \qquad (14)$$

式中: $\omega_0 = 2\pi f_0, f_0$ 为系统基准频率; T_1 为发电机惯性时间常数; K_0 为发电机阻尼系数。

式(14)为二阶常系数微分方程,令x=
$$\Delta\delta_{\lambda}2\xi\omega_{n}$$
=
 $\frac{K_{D}}{T_{J}}\omega_{n}^{2} = \frac{\omega_{0}K_{S}}{T_{J}}\lambda_{h} = \frac{-K_{P}\omega_{0}F}{T_{J}},$ 可以得到发电机响应为:
 $x(t) = e^{-\xi\omega_{d}t} \left[x(0)\cos(\omega_{d}t) + \frac{\dot{x}(0) + \xi\omega_{n}x(0)}{\omega_{d}}\sin(\omega_{d}t) \right] - e^{-\xi\omega_{d}t} \left[\frac{h\xi}{\omega_{d}\omega_{n}}\sin(\omega_{d}t) + \frac{h}{\omega_{n}^{2}}\cos(\omega_{d}t) \right] + \frac{h}{\omega_{n}^{2}}\varepsilon(t)$
(15)

式中: ω_n 为系统固有振荡频率; ξ 为阻尼比; ω_d = $\sqrt{1-\xi^2}\omega_n$ 。

式(15)等号右侧第1项为由初始状态引起的自 由振荡分量;第2项为由阶跃扰动引起的自由振荡 分量,其幅值与初始条件无关,与负荷扰动的幅值有 关;第3项为由阶跃扰动造成的稳态分量。可见在 冲击性负荷等已知激励下发电机的时域响应形式为 自由振荡。

2.2 环境激励响应机理

电网在日常运行过程中,负荷随机波动等环境 激励会给系统带来小扰动。在环境激励下,发电机 的转子运动方程可表示为:

$$\begin{cases} \frac{\mathrm{d}\Delta\delta}{\mathrm{d}t} = \omega_0 \Delta\omega \\ \frac{\mathrm{d}\Delta\omega}{\mathrm{d}t} = -\frac{K_{\mathrm{S}}}{T_{\mathrm{J}}} \Delta\delta - \frac{K_{\mathrm{D}}}{T_{\mathrm{J}}} \Delta\omega + \frac{\sigma_0}{T_{\mathrm{J}}} W(t) \end{cases}$$
(16)

式中:W(t)为随机激励; σ_0 为随机激励强度。

由式(16)可以看出发电机为单自由度系统,根据随机振荡理论^[18],系统的频率响应函数*H*(ω)可

表示为:

196

$$H(\omega) = \frac{C}{(\omega_n^2 - \omega^2) + 2j\,\xi\omega_n\omega}$$
(17)

式中:C为常数。

若已知系统的频率响应函数,其响应的功率谱 $S_u(\omega)$ 即可由激励的功率谱 $S_w(\omega)$ 求得,即:

$$S_{u}(\omega) = \left| H(\omega) \right|^{2} S_{W}(\omega) = \frac{C^{2} S_{W}(\omega)}{(\omega_{n}^{2} - \omega^{2})^{2} + 4\xi^{2} \omega_{n}^{2} \omega^{2}} \quad (18)$$

可见在环境激励响应信号的功率谱中存在振荡 频率为ω。的振荡模式。因此,可以通过电力系统在 环境激励下的响应信号中提取振荡模式参数。

3 2种类型信号的比较

基于上述对已知激励响应和环境激励响应机理 的介绍,初步比较这2种信号的不同之处有如下3个 方面。

1)激励大小与响应形式不同。已知激励一般为 冲击性负荷扰动或电容器投切,激励的具体形式已 知,扰动幅值相对较大,响应信号也较强,响应形式 一般为负阻尼振荡;而环境激励扰动幅值小,响应信 号为类噪声信号,其幅值较小,从中难以观察到振荡 现象。

2)信号成分不同。已知激励响应信号主要包含 振荡模式信息,而环境激励响应信号除了包含振荡 模式信息外混杂着噪声。

3)数据量不同。牵引负荷和变电站无功投切等 冲击性负荷扰动时间相对固定,每天各个时段都会 发生,且地理分布广,数据量较多;环境激励的信号 时刻存在,数据量庞大。因此冲击性负荷这一类已 知激励的响应信号和环境激励的类噪声信号都可用 于振荡模式信息的在线监测。

根据上述比较可知,当量测信号为已知激励响 应信号时可使用Prony方法进行辨识,量测信号为环 境激励响应信号时可采用第1节提出的基于两段最 小二乘估计的ARMA方法进行辨识。低频振荡在线 模式信息辨识方案流程见附录A图A2。

4 算例分析

为了对已知激励响应与环境激励响应进行比较,本文使用基于 MATLAB的 PSAT(Power System Analysis Toolbox)搭建新英格兰10机39节点系统进行仿真测试,其结构见附录A图A3。

通过对10机39节点系统中冲击性负荷扰动获得的已知激励响应信号与负荷随机扰动获得的环境激励响应信号进行功率谱分析,并分别使用Prony方法和基于两段最小二乘估计的ARMA方法进行模式辨识,将辨识结果与特征值分析结果进行比较,从而得到用于辨识电网模式特征的2种信号的优缺点。

将系统在平衡点处线性化进行小干扰稳定分析,由分析结果可知10机39节点系统中共存在9个低频振荡模式,其中阻尼比相对较弱的7个振荡模式如附录A表A1所示。

4.1 冲击性负荷扰动

根据文献[17]中冲击性负荷的特性,在仿真系统的节点设置负荷阶跃变化以模拟实际电网中的冲击性负荷给电网带来的扰动。

实际电网中相量量测单元(phasor measurement unit, PMU)和宽频量测可以测量多种机械量和电气 量,如发电机功角、转速、电压、电磁功率和无功功率 等,上述几种量测量都包含振荡模式信息,但实际监 测中几种量测信号的辨识结果会存在一定差异。为 选择出合适的分析对象,首先在10机39节点系统中 节点25处分别设置30 MW的有功冲击性负荷扰动 和30 Mvar的无功冲击性负荷扰动,对7号机组功角 δ_7 、转速 ω_7 、机端电压 V_7 、机组电磁功率 P_{e7} 和无功 功率 Q_7 的响应轨迹进行功率谱分析,除功角外各个 量测量都转换为标幺值进行计算,得到的功率谱如 图2所示。





由图2可知:有功冲击性负荷扰动下各个量测 量的频率成分相同,其中电磁功率轨迹的功率谱幅 值最大;无功冲击性负荷扰动下各个量测量的频率 成分存在差别,电磁功率的功率谱包含的振荡模式 多一些且幅值最大。因此在冲击性负荷扰动下低频 振荡在线辨识的分析对象可以选用机组电磁功率。

然后分析冲击性负荷扰动响应信号作为低频振 荡在线监测数据的适用性,先对不同位置的已知激 励扰动响应信号进行成分分析,分别设置节点12、 节点23、节点25处负荷在10s时增加30 MW 有功冲 击性负荷扰动,同样地在上述几个节点处的负荷设 置增加30 Mvar无功冲击性负荷扰动,将3号机组、7 号机组和8号机组的电磁功率作为分析对象。图3 为冲击性负荷扰动下7号机组的电磁功率(标幺值) 的响应轨迹,其余2台机组电磁功率响应轨迹见附 录A图A4。



图 3 冲击性负荷扰动下电磁功率响应曲线

Fig.3 Electromagnetic power response curves under impulsive load disturbance

由图3和图A4可见,冲击性有功负荷扰动和无 功负荷扰动的机组响应都使机组发生了负阻尼振 荡,其中与扰动源电气距离近的机组电磁功率响应 振幅较大,且有功负荷扰动的振幅要大于无功负荷 扰动的振幅。虽然扰动点不同,但电磁功率的时域 响应波形都具有相同的特征,电磁功率在振荡结束 后稳定在一个与扰动前不同的值,这是由于负荷功 率阶跃变化引起的增量,与式(15)中等号右侧的第 3项相对应,其中无功负荷扰动引起的增量较小。

对图3中7号机组在不同位置扰动下的电磁功 率响应轨迹进行功率谱分析,结果如图4所示。由 图可知,冲击性负荷扰动响应都包含了一个区域间 振荡模式(将该模式记作模式1)与多个本地机组间 振荡模式(如模式2等),但不同节点处的有功和无 功扰动引起本地机组间振荡模式不同,这说明扰动 源位置与扰动类型的不同会激发不同的本地机组间 振荡模式。

对图3中节点23处冲击性有功负荷扰动下7号 机组电磁功率响应信号进行Prony分析,辨识结果如 表1所示。由表可见,频率和阻尼比与附录A表A1 中小干扰稳定分析结果之间的误差都较小,辨识结 果较为准确,能够满足在线辨识的需求,因此冲击性 负荷扰动响应信号可以用于振荡模式分析。

然后分析在同一位置冲击性负荷扰动下响应信 号的成分,对节点12处负荷设置的有功功率和无功 功率阶跃扰动产生的响应进行分析,将距离扰动源



图4 不同位置冲击性负荷扰动下电磁功率功率谱

Fig.4 Power spectrum of electromagnetic power under impulsive load disturbance at different positions

表1 冲击性负荷扰动响应信号分析结果

Table 1 Analysis result of impulsive load

disturbance response signals

模式	频率 / Hz	频率相对	阻尼比/%	阻尼比相对
		误差 / %		误差 / %
1	0.576	0.346	8.678	0.459
2	1.032	0.578	8.010	0.150

由小到大的3号机组、6号机组与8号机组的电磁功 率作为分析对象。3台机组电磁功率响应轨迹的功 率谱见附录A图A5。由图3和图A5可见,不同机组 激发了不同的本地机组间振荡模式,这说明与扰动 源不同电气距离的观测点会包含不同的本地机组间 振荡模式。由于冲击性无功负荷扰动响应的幅值比 冲击性有功负荷扰动响应的幅值小,其功率谱幅值 也相对小一些。

在区域电网中,已知激励扰动响应信号都包含 区域间振荡模式成分,因此能用于监测区域间振荡 模式,但由于量测信号观测点的不同,监测到的本地 机组间振荡模式不同,所以本地机组间振荡模式需 要选择合适的观测点来进行监测。

根据冲击性负荷扰动响应信号的分析结果可 知,冲击性负荷响应信号包含多个振荡模式,可以反 映系统中真实的振荡频率、阻尼信息,在实际工程中 如牵引列车和变电站电容器投切的冲击性负荷扰动 时间固定,响应数据较多,可以达到与振荡事件信号 分析同样的效果,能够有效实现在固定时段对系统 振荡模式特征进行在线监测,但由于冲击性负荷扰 动程度比短路故障扰动小得多,实际电网中并非所 有节点都能检测到已知激励响应信号,因此需要根 据日常电网激励特征选择激励点和根据模式可观测 性和节点响应强度选择观测点。

4.2 随机扰动

198

由文献[19]可知实际电网负荷随机扰动呈高斯 分布,为模拟实际电网中小幅度随机扰动得到环境 激励响应信号,分别向负荷节点注入随机扰动信号, 该信号为高斯白噪声信号。

与4.1节类似,为选择出随机扰动下合适的分析 对象,在10机39节点系统中向节点12处的负荷注 入标准差为0.1 MW的高斯白噪声,采集7号机组功 角、转速、机端电压、机组电磁功率和无功功率,将除 功角外的各个量测量转换为标幺值后计算得到如图 5所示的功率谱。可见在随机扰动下电磁功率的功 率谱幅值较大,即电磁功率响应信号较其他量测信 号明显,且包含的振荡模式也较多,因此在随机扰动 下将电磁功率作为低频振荡信息辨识分析对象。





Fig.5 Power spectrum of measurement signals under random load disturbance

然后比较环境激励响应信号与已知激励响应信号包含的信息,分析3号机组的电磁功率 P_{e3} 与6号机组的电磁功率 P_{e3} 响应信号的功率谱,并与已知激励响应信号功率谱进行对比,如图6所示。



图 6 环境激励响应信号与已知激励响应信号功率谱对比 Fig.6 Comparison of power spectrum between environmental excitation response signals and known excitation response signals

由图6可知,2种类型信号的频率成分相同,已 知激励响应信号功率谱与环境激励响应信号功率谱 的包络线形状类似,但由于环境激励响应幅值较小, 其功率谱幅值比已知激励响应信号功率谱的幅值要 小一些。环境激励响应信号的功率谱中振荡模式对 应频率的幅值较大,因此根据环境激励响应信号能 获取系统振荡模式信息,但环境激励响应信号功率 谱中振荡频率附近的频率对应幅值也较大,使得环 境激励下6号机组电磁功率响应信号中包含的2个 本地机组间振荡模式区分得不太明显。环境激励响 应信号功率谱中振荡频率范围外的其他频率成分幅 值相当,类似于高斯白噪声,会对振荡模式辨识造成 干扰。

为分析环境激励响应信号作为低频振荡在线监测数据的适用性,先分析随机扰动源位置对响应信号成分的影响,分别向节点23和节点25处的负荷注入标准差为0.1 MW的高斯白噪声,分析3号机组电磁功率,3号机组在节点23处的负荷随机扰动下的响应情况见附录A图A6。

相较4.1节中的已知激励响应信号而言,环境激励响应信号幅值比已知激励响应小很多,且时域波形较为杂乱。对节点23和节点25处随机扰动的电磁功率响应信号进行功率谱分析,其功率谱见附录A图A7。可见不同节点的负荷扰动激发的电磁功率响应信号的频率成分存在不同,节点23和节点25处的随机扰动都激发了振荡模式1,但激发的本地机组间振荡模式不同,因此与已知激励响应信号类似,本地机组间振荡模式需要选择合适的观测点来进行监测。

然后向节点21、节点23、节点24处的负荷注入 高斯白噪声进行仿真,分析电网中观测点和随机负 荷扰动源距离与响应信号间的关系,选取与随机扰 动源的电气距离较近的6号机组和电气距离较远的 4号机组的电磁功率作为分析对象,2台机组电磁功 率的功率谱如图7所示,图中P_{e4}为4号机组的电磁 功率。





由图7中2台机组的电磁功率响应信号可知,环 境激励都激发出了区域间振荡模式1,由于6号机组 与扰动源电气距离小,6号机组电磁功率功率谱幅 值比节点3电压功率谱的幅值大,因此6号机组电磁 功率响应信号中噪声幅值也较大。6号机组电磁功 率响应信号中存在的明显噪声分量会给振荡模式辨 识带来一定的误差。

使用基于两段最小二乘估计的 ARMA 方法对 2 台机组的电磁功率响应信号中的模式 1 进行辨识, 算法迭代收敛后 20 min 数据的振荡模式辨识结果如 图 8 所示。对 2 台机组电磁功率的辨识结果求均值 得到如表 2 所示的最终的辨识结果。



图8 振荡模式的辨识结果对比

Fig.8 Comparison of identification results for oscillation mode

表2 环境激励响应信号分析结果

Table 2 Analysis result of environmental

excitation response signal

信号	频率 / Hz	频率相对 误差 / %	阻尼比/%	阻尼比相对 误差 / %
P_{e4}	0.573	0.865	8.826	1.239
P_{e6}	0.580	0.346	9.297	6.641

由图 8 和表 2 可知, 通过 2 台机组的响应信号都 能较为准确地辨识出区域间振荡模式的频率, 但由 于 6 号机组距离随机扰动源近, 信号中噪声的成分 多, 阻尼比辨识误差相对大一些。对比表 1 和表 2 可 知, 直接对环境激励响应信号进行分析的结果相较 已知激励响应信号的辨识结果差一些。

由式(18)可知,仿真信号中的噪声成分是由随 机激励产生的,实际工程应用中还会存在量测噪声 和数据丢失的情况,使得辨识结果出现偏差。在6号 机组电磁功率响应信号中增加高斯白噪声并去除少 量数据点以模拟现实中出现的量测噪声和数据丢失 的情况,将该信号记作受扰信号,分析受扰信号时丢 失的数据采用线性插值的方式进行填补,在已知振 荡频率后对受扰信号进行简单低通滤波处理,原信 号与滤波前后受扰信号的振荡模式1辨识结果对比 如图9所示,对辨识结果求均值后得到如表3所示的 最终辨识结果。

由图9和表3可知,当数据出现量测噪声和数据 丢失时会使得振荡模式信息的辨识结果出现一定的 偏差,经滤波处理后信号中噪声成分减少,阻尼比的 辨识结果有所改善。本文给出的两段最小二乘法辨 识结果较为准确,能满足日常监测要求,辨识结果与



图 9 受扰信号振荡模式的辨识结果对比

Fig.9 Comparison of oscillation mode identification results of disturbed signals

表3 环境激励响应信号分析结果

Table 3 Analysis result of environmental

excitation response signal

信号	频率 / Hz	频率相对 误差 / %	阻尼比/%	阻尼比相对 误差 / %
原信号	0.580	0.346	9.297	6.641
受扰信号 (滤波前)	0.581	0.519	9.578	9.865
受扰信号 (滤波后)	0.573	0.865	8.602	1.331

信号受干扰程度有关。因此对系统振荡模式在线辨 识时,环境激励响应信号需要预先获取该网络的振 荡模式并进行滤波等处理。

综上所述,相较于已知激励响应信号而言,环境 激励响应信号包含的振荡模式信息相对较少,为监 测到更多的振荡模式需要更多的量测信号;环境激 励信号中包含一些噪声,噪声成分的多少与观测点 和扰动源电气距离有关,若使用环境激励响应进行 振荡模式辨识时需要对数据做预处理;电网中大多 数节点都能够监测到环境激励响应,因此其观测点 部署的难度较已知激励响应信号观测点部署低 一些。

5 结论

基于 PMU 或宽频量测信号进行振荡模式辨识 是进行电力系统振荡模式在线监测的有效方式,本 文给出了一种适用于日常小扰动响应振荡模式信息 辨识的两段最小二乘的估计方法,能够准确有效地 从系统响应数据中提取振荡模式信息。对日常小扰 动响应的已知激励响应和随机环境激励响应进行了 机理介绍,并采用功率谱与辨识方法进行综合分析 比较,用于电网振荡模式特征在线监测的2种响应 信号优缺点总结如下。

1)2种类型信号的激励形式不同,因此响应形 式也存在差异,已知激励响应信号一般为负阻尼振 荡,随机环境激励响应信号为类噪声信号。已知激 励响应信号幅值较随机环境激励响应信号大,但其 数据量相对较少。

2)已知激励响应信号和随机环境激励响应信号 包含的频率成分类似,都能监测到振荡模式信息,但 环境激励响应信号中振荡模式信号相对微弱且噪声 成分较多,随机环境激励响应信号观测点部署相对 简单。

3)随机环境激励响应信号易受噪声干扰且幅值 较小,其辨识的难度与复杂程度相对较大,直接进行 分析会存在一定误差,辨识效果与信号受干扰程度 有关。

因此在进行系统模式分析和激励源调研分析, 预先确定激励位置、观测点选择以及响应模式间的 对应关系的情况下,已知激励响应的效果更好。在 这种情况下可以将已知激励响应辨识作为日常系统 振荡模式特征在线识别的主要手段,在无已知激励 响应信号的情况下使用随机环境激励响应信号辨识 作为补充。

附录见本刊网络版(http://www.epae.cn)。

参考文献:

- [1] 郭成,李群湛,王德林. 互联电力系统低频振荡的广域 Prony分析[J]. 电力自动化设备,2009,29(5):69-73.
 GUO Cheng,LI Qunzhan,WANG Delin. Wide-area Prony analysis of low frequency oscillation in interconnected power system[J]. Electric Power Automation Equipment, 2009, 29(5): 69-73.
- [2]张浩,彭克,刘盈杞,等.基于MMC的柔性直流配电系统低频 振荡机理分析[J].电力自动化设备,2021,41(5):22-28.
 ZHANG Hao,PENG Ke,LIU Yingqi, et al. Low-frequency oscillation mechanism analysis of flexible DC distribution system based on MMC[J]. Electric Power Automation Equipment,2021,41(5):22-28.
- [3] 黄林彬,辛焕海,鞠平,等. 电力电子并网装备的同步稳定分析 与统一同步控制结构[J]. 电力自动化设备,2020,40(9):10-25.
 HUANG Linbin,XIN Huanhai,JU Ping, et al. Synchronization stability analysis and unified synchronization control structure of grid-connected power electronic devices[J]. Electric Power Automation Equipment,2020,40(9):10-25.
- [4]田立峰,李成鑫,刘俊勇.电网低频振荡在线可视化监视的理论和实现[J].电力自动化设备,2010,30(5):28-33.
 TIAN Lifeng, LI Chengxin, LIU Junyong. Theory and implementation of visualized online low-frequency oscillation monitoring[J]. Electric Power Automation Equipment,2010,30(5): 28-33.
- [5] 樊陈,姚建国,常乃超,等. 电网宽频振荡实时监测技术方案
 [J]. 电力系统自动化,2021,45(11):152-159.
 FAN Chen, YAO Jianguo, CHANG Naichao, et al. Technical scheme for real-time monitoring of wide-frequency oscillation in power grid[J]. Automation of Electric Power Systems,2021, 45(11):152-159.
- [6] 孙英云,游亚雄,侯建兰,等.基于差分正交匹配追踪和Prony
 算法的低频振荡模态辨识[J].电力系统自动化,2015,39(10):
 69-74,167.

SUN Yingyun, YOU Yaxiong, HOU Jianlan, et al. Identification of low-frequency oscillation mode based on difference orthogonal matching pursuit and Prony algorithm [J]. Automation of Electric Power Systems, 2015, 39(10):69-74, 167.

[7] 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): 137-142.

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):137-142.

[8] 葛维春,殷祥翔,葛延峰,等. 基于 MEMD 和 HHT 的电力系统 低频振荡模式识别方法研究[J]. 电力系统保护与控制,2020, 48(6):124-135.

GE Weichun, YIN Xiangxiang, GE Yanfeng, et al. Estimating low frequency oscillation mode in power systems using multivariate empirical mode decomposition and Hilbert-Huang transform [J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(6): 124-135.

- [9] 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.
- [10] 汤吉鸿,朱军飞,李勇,等. 基于变分模态分解的电力系统泛频带振荡辨识方法[J]. 电力系统保护与控制,2019,47(2):1-8.
 TANG Jihong, ZHU Junfei, LI Yong, et al. VMD based mode identification for broad-band oscillation in power system[J].
 Power System Protection and Control, 2019,47(2):1-8.
- [11] 马燕峰,刘伟东,赵书强,等. 基于递推随机子空间的电力系统 低频振荡辨识[J]. 电力自动化设备,2016,36(12):43-49.
 MA Yanfeng, LIU Weidong, ZHAO Shuqiang, et al. Low-frequency oscillation identification based on recursive stochastic subspace for power system[J]. Electric Power Automation Equipment,2016,36(12):43-49.
- [12] 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.
- [13] ZHOU N, TRUDNOWSKI D, 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] 陈刚,龚啸,李军,等. 基于改进的 ARMA 递推算法的低频振 荡模式在线辨识[J]. 电力系统保护与控制,2012,40(1):12-17,49.
 CHEN Gang,GONG Xiao,LI Jun, et al. Improved ARMA recursive algorithm for online identification of low frequency oscillation modes[J]. Power System Protection and Control, 2012,40(1):12-17,49.
- [15] 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,2007:50-51.
- [16] 余一平,闵勇,陈磊,等.周期性负荷扰动引发强迫功率振荡分析[J].电力系统自动化,2010,34(6):7-11,47.
 YU Yiping, MIN Yong, CHEN Lei, et al. Analysis of forced power oscillation caused by continuous cyclical load disturbances[J]. Automation of Electric Power Systems,2010,34(6): 7-11,47.
- [17] 王成庆,余一平,张毅明,等.基于牵引负荷扰动的在线阻尼监测方法及其应用[J].电力系统自动化,2016,40(10):62-68.

WANG Chengqing, YU Yiping, ZHANG Yiming, et al. Online damping monitoring approach based on disturbances of traction load and its application [J]. Automation of Electric Power Systems, 2016, 40(10):62-68.

- [18] MARIO P, YOUNG H K. Structural dynamics: theory and computation[M]. Cham, Switzerland: Springer, 2019:553-555.
- [19] TURUNEN J, LARSSON M, THAMBIRAJAH J, et al. Recent developments in modal estimation of power system electromechanical oscillations [C] //2011 IEEE Trondheim PowerTech. Trondheim, Norway: IEEE, 2011:1-7.

作者简介:



杨 晨(1998-),男,硕士研究生,主 要研究方向为电力系统宽频振荡监测溯源 (E-mail:yangchen@hhu.edu.cn);

余一平(1977-),男,教授,博士,通信 作者,主要研究方向为电力系统宽频振荡 监测溯源和新型电力系统动态安全分析 (E-mail:yyiping@hhu.edu.cn).

晨

(编辑 李玮)

201

Online identification of low-frequency oscillation information based on known excitation response

YANG Chen¹, YU Yiping¹, FAN Chen², JIN Biao¹, SHU Shilong¹

(1. College of Energy and Electrical Engineering, Hohai University, Nanjing 211100, China;

2. China Electric Power Research Institute(Nanjing), Nanjing 210003, China)

Abstract: Current power system often uses online identification based on daily small disturbance response to obtain low-frequency oscillation mode information, which is of great value for the analysis and suppression of low-frequency oscillation in large power grid. As for the online identification of low-frequency oscillation information, the two-stage least squares estimation method is provided. Compared with the conventional recursive auto-regressive moving average method, it has the virtue of higher iterative convergence speed and better identification accuracy. Based on introducing the basic principles of the known excitation response signal and the environment excitation response signal under small disturbance, the differences between the two signals from aspects of excitation jointly with response, signal component and data volume are compared and obtained. Meanwhile, the online mode information identification scheme of low-frequency oscillation is proposed. Furthermore, the known excitation response signal and environmental excitation response signal are obtained by the simulation in 10-machine 39-bus system. The power spectrum and the identification results of the two signals are analyzed and compared. The analysis results show that when the corresponding relationship between the excitation position, the selection of observation points and the response mode are determined, the known excitation response signal identification has better performance. In this case, the known excitation response identification can be used as the main means for the online identification of lowfrequency oscillation information.

Key words: low-frequency oscillation; power spectrum; online identification; ARMA; known excitation; environmental excitation









Fig.A2 Flowchart of online identification of low-frequency oscillation mode information





模式	频率/Hz	阻尼比/%	参与机组
1	0.578	8.718	G5,G7,G9,G6,G4,G3,G8,G1<->G10
2	0.895	8.535	G2,G3<->G5,G6,G4,G7
3	0.941	7.349	G9,G8<->G5,G7,G4,G6,G3,G2
4	1.038	7.998	G1<->G8
5	1.123	6.997	G5,G4<->G7,G6
6	1.158	7.054	G4<->G5
7	1.389	9.527	G6<->G7





Fig.A4 Electromagnetic power response under impulsive load disturbance



图 A5 同一位置冲击性负荷扰动响应功率谱

Fig.A5 Power spectrum of disturbance response to impulsive load at same location







Fig.A7 Comparison of power spectrum of random disturbance sources at different locations