

DOI:10.3969/j.issn.1003-5060.2020.06.013

基于五点三次平滑和 ARMA 的次同步振荡参数辨识

王雨虹^{1,2}, 杨明昆¹, 包伟川³, 付 华¹, 徐耀松¹

(1. 辽宁工程技术大学 电气与控制工程学院, 辽宁 葫芦岛 125105; 2. 辽宁工程技术大学 安全科学与工程学院, 辽宁 阜新 123000;
3. 国网阜新供电公司, 辽宁 阜新 123000)

摘 要:为了准确辨识电力系统次同步振荡模态参数,文章提出一种五点三次平滑和自回归滑动平均(auto-regressive moving average, ARMA)算法相结合的次同步振荡模态辨识方法。首先使用五点三次平滑算法对次同步振荡信号进行去噪预处理,然后对去噪后的信号建立 ARMA 模型进行次同步振荡模态参数辨识。算例分析结果表明,与希尔伯特黄变换(Hilbert-Huang transform, HHT)算法和 ARMA 算法相比,该方法去噪性能更好,辨识精度较高。进一步对仿真系统信号进行快速傅里叶变换(fast Fourier transform, FFT),其结果也验证了所提辨识方法的正确性和实用性。

关键词:次同步振荡;五点三次平滑算法;ARMA 算法;参数辨识

中图分类号:TM712 **文献标识码:**A **文章编号:**1003-5060(2020)06-0790-07

Identification of subsynchronous oscillation parameters based on cubical smoothing algorithm with five-point approximation and ARMA algorithm

WANG Yuhong^{1,2}, YANG Mingkun¹, BAO Weichuan³, FU Hua¹, XU Yaosong¹

(1. School of Electrical and Control Engineering, Liaoning Technical University, Huludao 125105, China; 2. School of Safety Science and Engineering, Liaoning Technical University, Fuxin 123000, China; 3. State Grid Fuxin Power Supply Company, Fuxin 123000, China)

Abstract: In order to accurately identify subsynchronous oscillation modal parameter of power system, the subsynchronous oscillation mode identification method using the cubical smoothing algorithm with five-point approximation and auto-regressive moving average(ARMA) algorithm was proposed. The signal of subsynchronous oscillation was denoised by cubical smoothing algorithm with five-point approximation, and then the denoised signals were identified through establishing ARMA model to obtain the subsynchronous oscillation modal parameter. The results of example analysis show that the proposed method has better denoising performance and higher identification accuracy compared with Hilbert-Huang transform(HHT) algorithm and ARMA algorithm. The fast Fourier transform(FFT) results of the simulation system signal further verify the correctness and practicability of the proposed identification method.

Key words: subsynchronous oscillation; cubical smoothing algorithm with five-point approximation; auto-regressive moving average(ARMA) algorithm; parameter identification

0 引 言

电力系统次同步振荡是由于电力系统和汽轮发电机轴系的相互激发、相互助增引起的一种振

荡失稳行为,振荡频率为 2.5~50 Hz。频繁的次同步振荡会造成发电机轴系严重受损,导致电网不能正常运行^[1]。因此,准确、快速、有效地辨识次同步振荡模态,对进一步分析和抑制次同步振

收稿日期:2018-12-20

基金项目:国家自然科学基金资助项目(61601212);辽宁省教育厅重点实验室资助项目(LJZS003)

作者简介:王雨虹(1979—),女,辽宁阜新人,博士,辽宁工程技术大学副教授,硕士生导师。

荡至关重要^[2]。

随着广域测量系统(wide area measurement system, WAMS)的普遍使用,模态参数在线辨识已经成为研究电力系统次同步振荡问题的主要手段。目前,典型的辨识方法有Prony法、快速傅里叶变换(fast Fourier transform, FFT)、小波分析法、希尔伯特-黄变换(Hilbert-Huang transform, HHT)算法和矩阵束法等。Prony算法对仿真结果和实时测量数据均可有效分析,但在识别含噪次同步振荡信号时误差较大^[3-4];FFT可以缩短模态辨识时间,提高辨识效率,但无法提取振荡的瞬时频率和衰减因子^[5];小波分析法能够改变信号时间窗和频率窗,实现时频局域化分析,但较难辨别相近的频率成分,不能准确提取模态阻尼系数^[6];HHT算法在研究非线性非平稳信号时具备完全自适应性,时间和频率能够同时得到高精度,但会呈现端点效应和模态混叠状态,对辨识效果影响较大^[7];矩阵束方法实质是一种线性化的近似研究措施,不适用于电力系统较大扰动(非线性强)时的振荡数据^[8-10]。

综合以上研究成果,本文将五点三次平滑算法和自回归滑动平均(auto-regressive moving average, ARMA)算法相结合使用。五点三次平滑法的原理是利用最小二乘法构造三次最小二乘多项式,对含有噪声的采样数据进行平滑去噪^[11],算法简单,去噪性能强。ARMA模型时序分析法是一种运用参数模型对有序随机振荡响应数据进行处理,是应用最广泛的模态参数识别方法。对电力系统次同步振荡进行模态辨识时,将去噪后的信号看作一组有序随机振荡响应数据,再建立ARMA模型进行模态参数辨识,可达到较高的辨识精度。2种算法结合达到了去噪性能好和辨识精度高的目的,弥补了上述传统辨识方法在次同步振荡模态参数辨识中的缺陷。

1 基于五点三次平滑去噪

电力系统中的电力电子设备和谐波污染,会造成从现场采集的信号数据中含有大量的噪声干扰。电力系统在受到噪声干扰时,混合信号可表示为次同步振荡衰减信号与随机噪声干扰信号的叠加。混合信号模型为:

$$y_{(t)} = x_{(t)} + \nu_{(t)} \quad (1)$$

$$x_{(t)} = \sum_{i=1}^m A_i e^{\sigma_i t} \cos(2\pi f_i t + \phi_i) \quad (2)$$

其中, $y_{(t)}$ 为混合信号; $x_{(t)}$ 为次同步振荡衰减信

号; $\nu_{(t)}$ 为噪声干扰信号; A_i 为振荡幅值; σ_i 为衰减系数; f_i 为频率; ϕ_i 为初相。

设在 $n+1$ 个等间距采样点 $X_0 < X_1 < X_2 < \dots < X_{n-1} < X_n$ 上的采样数据为 $Y_0, Y_1, Y_2, \dots, Y_{n-1}, Y_n$ 。在 X_n 再设相邻两节点间的等距为 h , 作变换 $\mu_i = (X_i - X_0)/h (i=0, 1, 2, \dots, n)$, 则原节点变为 $\mu_0 = 0, \mu_1 = 1, \mu_2 = 2, \dots, \mu_{n-1} = n-1, \mu_n = n$ 。用 m 次多项式拟合实验数据 Y_i , 设拟合多项式为:

$$Y_{(\mu)} = a_0 + a_1 \mu + a_2 \mu^2 + \dots + a_{m-1} \mu^{m-1} + a_m \mu^m \quad (3)$$

用最小二乘法来确定多项式中的待定系数 a_j , 令方差和为:

$$F(a_0, a_1, a_2, \dots, a_m) = \sum_{i=0}^n \left[\sum_{j=0}^m a_j \mu_i^j - Y_i \right]^2 \quad (4)$$

要使方差和 $F(a_0, a_1, a_2, \dots, a_m)$ 为最小, 可对 $a_j (j=0, 1, 2, \dots, m)$ 求偏导数, 必有:

$$\frac{\partial F}{\partial a_j} = 0 \quad (5)$$

整理后可得正规方程组:

$$\sum_{i=0}^n Y_i \mu_i^j = \sum_{j=0}^m a_j \sum_{i=0}^n \mu_i^{j+1} \quad (6)$$

将 $n=4, m=3$ 代入(6)式可解出 $a_j (j=0, 1, 2, 3)$, 将 $a_j (j=0, 1, 2, 3)$ 代入(3)式, 令 $\mu=0, 1, 2, 3, 4$, 可得到五点三次平滑公式, 即

$$\overline{Y_0} = \frac{1}{70}(69Y_0 + 4Y_1 - 6Y_2 + 4Y_3 - Y_4) \quad (7)$$

$$\overline{Y_1} = \frac{1}{35}(2Y_0 + 27Y_1 + 12Y_2 - 8Y_3 + 2Y_4) \quad (8)$$

$$\overline{Y_2} = \frac{1}{35}(-3Y_0 + 12Y_1 + 17Y_2 + 12Y_3 - 3Y_4) \quad (9)$$

$$\overline{Y_3} = \frac{1}{35}(2Y_0 - 8Y_1 + 12Y_2 + 27Y_3 + 2Y_4) \quad (10)$$

$$\overline{Y_4} = \frac{1}{70}(-Y_0 + 4Y_1 - 6Y_2 + 4Y_3 + 69Y_4) \quad (11)$$

其中, $\overline{Y_i}$ 为 Y_i 的平滑值。

由(7)~(11)式可知, 对于等间距采样点, 只用到采样数据 Y_i , 与节点 X_i 及节点间距大小 h 无关^[12]。

采样得到的数据远大于5个, 除首尾4个端点外, 其余各点都能找到前后2个相邻点, 为了对称

起见,首尾 4 个端点分别用(7)式、(8)式、(10)式、(11)式进行修正,其他端点都用(9)式进行平滑。

2 ARMA 算法

在电力系统次同步振荡现象中,文献[13]对次同步振荡小扰动响应信号和高斯白噪声信号进行谱分析研究,结果表明,两者能量分布都集中在某一频段内,其他频段能量基本可忽略。因此,可将其中的小扰动看作高斯白噪声,利用 ARMA 模型的随机差分方程形式描述系统响应。

2.1 ARMA 模型建立

将去噪处理后的次同步振荡信号看作零均值、平稳时序 $\{x_t\}$ ($t=0,1,2,\dots$),建立 ARMA 模型为:

$$x_t - \sum_{k=1}^N \alpha_k x_{t-k} = g_t - \sum_{q=1}^M \beta_q a_{t-q} \quad (12)$$

其中, x_t 为时序 $\{x_t\}$ 在 t 时刻的元素; α_k ($k=1,2,\dots,N$)、 β_q ($q=1,2,\dots,M$)分别为自回归(autoregressive model, AR)部分和滑动平均(moving average, MA)部分模型参数; N 、 M 分别为 AR 部分和 MA 部分模型阶数; g_t 为随机小扰动时序 $\{g_t\}$ 在 t 时刻的元素,在研究系统次同步振荡时,时序 $\{g_t\}$ 应为高斯白噪声。

2.2 ARMA 模型定阶

模型阶数的高低决定振荡模态提取结果的准确性。若模型阶数过高,则模型将包含过多的不相关振荡成分;若模型阶数过低,则容易忽略掉部分振荡模态信息。因此选择合适的模型阶数是利用 ARMA 模型进行模态参数估计的关键步骤^[14-15]。

本文采用 BIC 准则进行 ARMA 模型定阶,定义如下:

$$\delta_{\text{BIC}(p)} = L \ln V_g^2 + p \ln L \quad (13)$$

其中, L 为数据长度; p ($p=N+M$)为 ARMA 模型阶数; V_g^2 为 g_t 的方差。

BIC 准则公式有 2 项相加构成:前者随模型阶数的升高而变小,可衡量模型拟合的好坏程度;后者通过改变模型阶数 p ,来得出 p 对模型精度的影响权重大小。与其他模型定阶措施相比,BIC 准则定阶可增加模型阶数的作用,判别出的适用模型阶次更低,而且 BIC 准则确定的模型阶数是其真值的一致估计。

2.3 基于 ARMA 模型的模态参数估计

设相关函数 R 的长度为 H ,由(12)式知 MA 部分模型阶数为 M ,可得如下矩阵方程:

$$\begin{bmatrix} R_M & R_{M-1} & \cdots & R_1 \\ R_{M+1} & R_M & \cdots & R_2 \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ R_{H-1} & R_{H-2} & \cdots & R_{H-M} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \alpha_1 \\ \alpha_2 \\ \vdots \\ \alpha_N \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_{M+1} \\ R_{M+2} \\ \vdots \\ R_H \end{bmatrix} \quad (14)$$

其中, R_J ($J=M+1,M+2,\dots,H$)为时序 $\{x_t\}$ 的 J 步自协方差函数^[16],计算公式为:

$$R_J \approx \frac{1}{L} \sum_{l=J+1}^L x_l x_{l-J} \quad (15)$$

通过求解方程(14)可求得 AR 部分模型参数 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_N$ 。

估计出 ARMA 模型的参数后,可得对应的特征方程为:

$$1 - \alpha_1 z^{-1} - \alpha_2 z^{-2} - \cdots - \alpha_N z^{-N} = 0 \quad (16)$$

其中, z 为系统特征方程的特征根。

上述特征方程求解后可求得离散系统的共轭特征根 λ_i 和 λ_i^* ($i=1,2,\dots,d$; d 为系统次同步振荡模式个数),对由特征值分析所得模型参数进行 z 域到 s 域的变换,经推导可得基于次同步振荡模态参数计算公式为:

$$\begin{cases} f_i = \frac{\sqrt{\ln \lambda_i \ln \lambda_i^*}}{2\pi\Delta t} \sqrt{1 - \xi_i^2}, \\ \xi_i = -\frac{\ln |\lambda_i|}{\sqrt{\ln \lambda_i \ln \lambda_i^*}} \end{cases} \quad (17)$$

其中, Δt 为采样时间间隔; f_i 为次同步振荡频率; ξ_i 为次同步振荡阻尼比。

3 次同步振荡模态辨识算法流程

基于五点三次平滑去噪和 ARMA 算法的次同步振荡模态辨识步骤如图 1 所示,具体步骤如下:

(1) 提取 WAMS 中的 PMU 次同步振荡实测信号数据,对采样信号进行基于五点三次平滑去噪处理。

(2) 对去噪后的信号建立 ARMA 模型,考虑到去噪处理后的实测数据(如信号幅值严重超限、信号传输失败等造成的数据污染)会影响到在线振荡参数辨识的准确度。因此,需要对数据进行预处理,包括检测异常数据、去趋和零化处理以及标准化处理。

(3) 根据 BIC 准则对 ARMA 模型进行模型定阶,电力系统在实际运行过程中,可能会时常发生各种大小故障,导致系统结构发生变化,从而使初始阶数不再适用,需要对模型进行重新定阶。

(4) 按照(14)式、(15)式进行模型参数估计,并通过(17)式计算并保存次同步振荡模态参数。

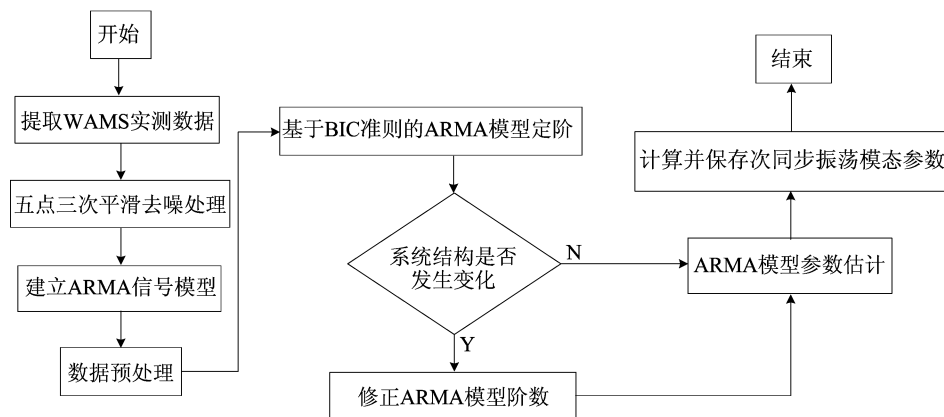


图1 次同步振荡模态辨识流程

4 算例仿真分析

4.1 理想信号算例

构造理想测试信号表达式,即

$$x_{(t)} = x_{1(t)} + x_{2(t)} + x_{3(t)},$$

$$x_{1(t)} = 1.6e^{-0.13t} \cos\left(2\pi \times 15.7t + \frac{\pi}{4}\right),$$

$$x_{2(t)} = 2.2e^{-0.25t} \cos\left(2\pi \times 20.2t + \frac{\pi}{6}\right),$$

$$x_{3(t)} = 3e^{-0.6t} \cos\left(2\pi \times 32.2t + \frac{\pi}{3}\right) \quad (18)$$

为验证五点三次平滑算法在强噪声环境下的去噪效果,在信号中增加均值为0、方差为0.8的高斯白噪声,并对加噪后信号进行平滑去噪,原信号和噪声去除前后的信号如图2所示。

由图2可知,五点三次平滑算法具有非常好的去噪效果。

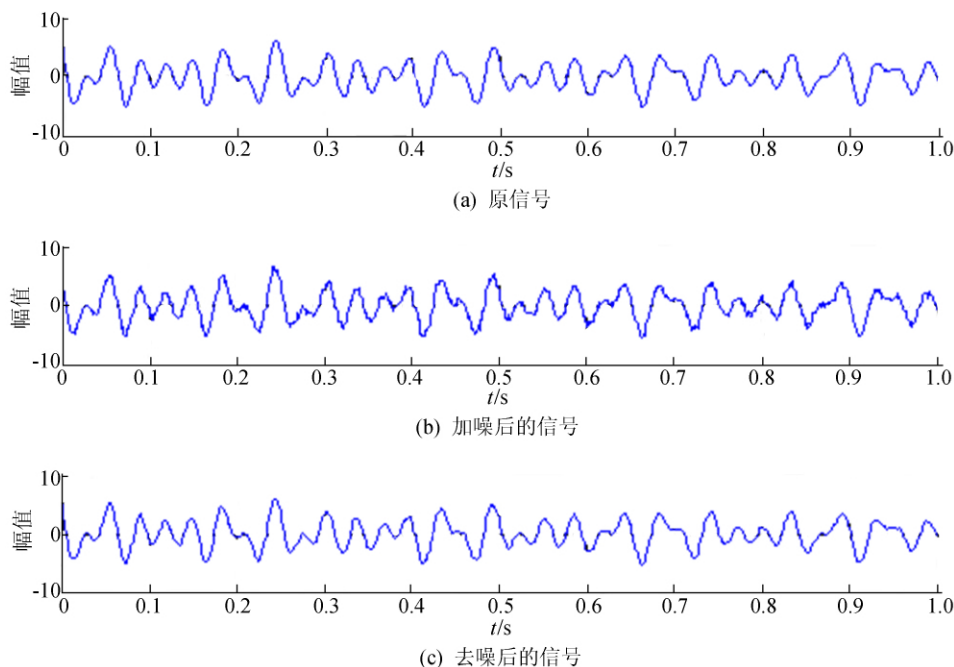


图2 原信号和去噪前后的信号

由上述理想信号模型可知,该信号包含3个振荡模式,频率分别为15.7、20.2、32.2 Hz,阻尼比分别为0.131 8%、0.197 0%、0.296 6%。分别采用五点三次平滑和ARMA相结合算法、ARMA算法和HHT算法对加噪后的信号进行辨

识,频率和阻尼比的辨识结果见表1所列。

从表1可以看出,五点三次平滑和ARMA算法相结合方法对频率和阻尼比的辨识误差分别小于0.02%和3.10%,和其他2种算法相比,辨识精度最高。

表 1 3 种方法辨识结果对比

算 法	模式	频 率		阻尼比	
		数值/Hz	误差/%	数值/%	误差/%
HHT 算法	1	15.934 6	1.494 3	0.101 6	22.913 5
	2	19.578 3	3.077 7	0.231 6	17.563 5
	3	32.635 4	1.352 2	0.389 4	31.287 9
ARMA 算法	1	15.636 0	0.407 6	0.122 7	6.904 4
	2	20.271 6	0.354 5	0.178 3	9.492 4
	3	32.237 0	0.114 9	0.312 4	5.327 0
五点三次平滑和 ARMA 相结合算法	1	15.698 1	0.012 1	0.135 3	2.655 5
	2	20.197 2	0.013 9	0.203 1	3.096 4
	3	32.199 4	0.001 9	0.302 6	2.022 9

4.2 IEEE 第一标准模型仿真分析

为了进一步验证本文方法的有效性,采用 PSCAD 软件搭建 IEEE 第一标准模型系统。该

系统图主要包括发电机模型、变压器模型、输电线路模型、串补电容器、无穷大电源等部分。系统建模简化图如图 3 所示。

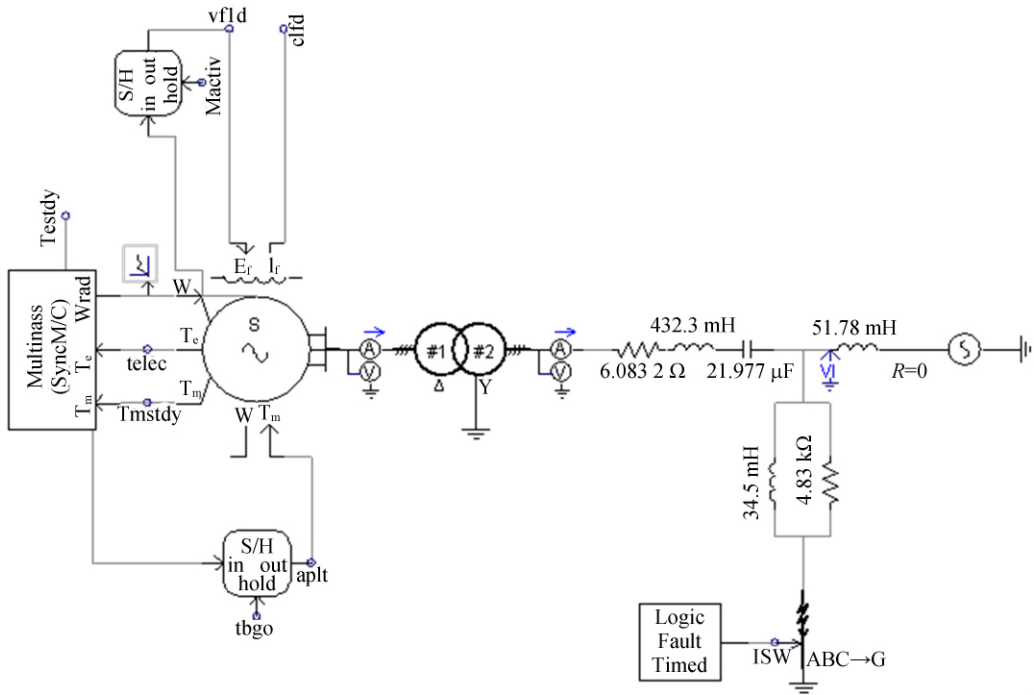


图 3 IEEE 第一标准模型系统建模简化图

本算例采用的分析对象是发电机转速偏差信号^[17-18]。为得到转速偏差信号,在 1.5 s 时,系统在串补电容与无穷大电源之间经过渡阻抗发生三相短路接地,故障持续时间为 75 ms,选取 1~2 s 时段的转速偏差信号波形。

线路参数设置为:线路电阻 $R_L=6.083\ 2\ \Omega$ 、线路电抗 $X_L=432.3\ \text{mH}$ 、串补电容 $X_C=21.977\ \mu\text{F}$ 、无穷大系统等值电抗 $X_s=51.78\ \text{mH}$ 。该模型发

电机轴系存在 5 个扭振频率,依次为 15.71、20.21、25.55、32.28、47.45 Hz。

为验证五点三次平滑算法的去噪性能,在原始信号上加入 $\text{SNR}=10$ 的高斯白噪声。采用 HHT 算法、ARMA 算法和五点三次平滑与 ARMA 相结合算法分别对含噪声的发电机转速偏差信号进行模态辨识,去噪结果对比如图 4 所示,辨识结果对比见表 2 所列。

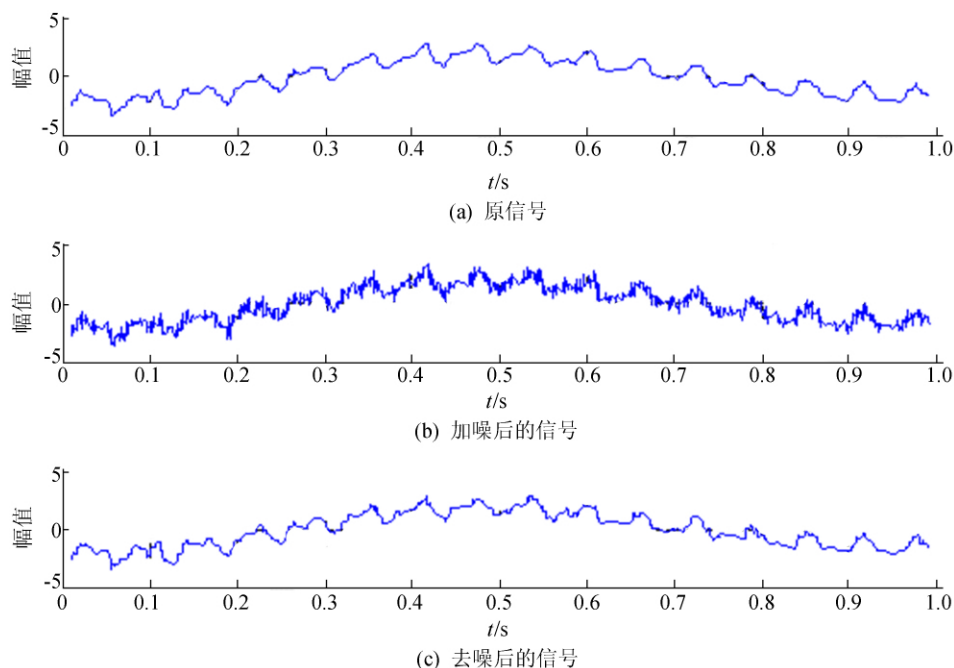


图 4 转速偏差原始信号和去噪前后信号

表 2 3 种算法对含噪声发电机转速偏差信号辨识结果对比

模式	HHT 算法		ARMA 算法		五点三次平滑和 ARMA 相结合算法	
	频率/Hz	阻尼比/%	频率/Hz	阻尼比/%	频率/Hz	阻尼比/%
1	15.761 7	0.024 1	15.743 8	0.013 6	15.719 6	0.015 7
2	20.398 1	0.397 2	20.237 2	0.278 3	20.220 4	0.207 9
3	25.678 3	0.080 4	25.520 6	0.053 9	25.561 7	0.059 3
4	32.335 2	0.048 3	32.317 5	0.029 8	32.288 9	0.023 1
5	47.601 4	1.756 5	47.489 3	2.897 4	47.461 2	2.441 0

由图 4、表 2 可知,在发电机转速偏差信号中加入强噪声后,五点三次与 ARMA 算法相结合方法最接近于频率和阻尼比的理论值,从而说明本文方法在实际应用系统中也具有较好的辨识效果。对发电机转速偏差信号进行 FFT 变换,结果如图 5 所示。

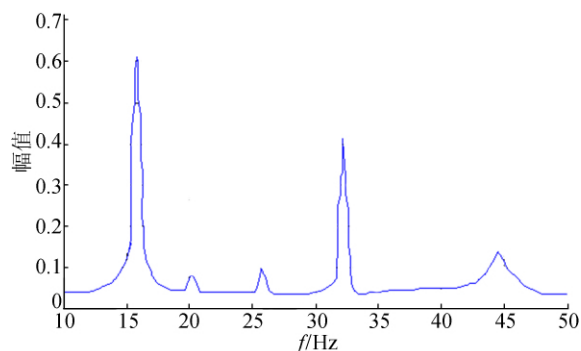


图 5 发电机转速偏差信号 FFT 变换结果

由图 5 可知,模式 15.71 Hz 和 32.28 Hz 的幅值较大,表 2 中 2 种模式阻尼比较小。由阻尼比越

小,振荡衰减速度越慢可知,图 5、表 2 表现为一致性,从而可断定模式 15.71 Hz 和 32.28 Hz 为该系统主导振荡模式。由表 2 可知,模式 47.45 Hz 的阻尼比较大,表明此模式振荡衰减速度较快,与图 5 中时域仿真结果相符。从而进一步验证了本文所提方法的正确性和实用性。

5 结 论

(1) 本文将五点三次平滑去噪与 ARMA 算法相结合,应用于次同步振荡模式参数辨识,可对原始振荡信号进行有效去噪和模式参数精确辨识,克服了传统辨识算法去噪性能和辨识精度低的缺点。

(2) 该方法不必考虑产生次同步振荡的机理类别和性质,可直接对 WAMS 量测数据进行模式识别。对系统运行在强噪声干扰时产生的信号数据,首先采用五点三次平滑算法进行去噪处理,然后对处理后的信号建立 ARMA 模型进行模式参数估计,完成次同步振荡精确辨识。

(3) 算例证明了所提算法在去噪能力和辨识精度的优越性,为次同步振荡在线分析和抑制措施研究提供了可靠的理论依据。

[参 考 文 献]

- [1] 程时杰,曹一家,江全元. 电力系统次同步振荡的理论与方法[M]. 北京:科学出版社,2009.
- [2] 胡楠. 基于四阶混合平均累计量的 TLS-ESPRIT 算法在高压直流输电次同步振荡辨识中的应用[J]. 电气工程学报, 2017,12(12):33-39,51.
- [3] 伍凌云,李兴源,杨煜,等. 基于 Prony 辨识的次同步阻尼控制器研究[J]. 电力自动化设备,2007,27(9):12-17.
- [4] 董瑞. 基于改进 EMD 去噪的 Prony 电力系统低频振荡分析及抑制[D]. 葫芦岛:辽宁工程技术大学,2017.
- [5] SHIBUYA Y, WADA K. Analysis of high-frequency oscillations in voltage transformers [J]. Electrical Engineering in Japan,2008,163(1):8-15.
- [6] 邓集祥,欧小高,姚天亮. 基于小波能量系数的主导低频振荡模式检测[J]. 电工技术学报,2009,24(8):141-146.
- [7] 马燕祥,赵书强. 用改进的 Hilbert-Huang 变换辨识电力系统低频振荡[J]. 高电压技术,2012,38(6):1492-1499.
- [8] 王宇静,于继来. 电力系统振荡模态的矩阵束辨识法[J]. 中国电机工程学报,2017,27(19):12-17.
- [9] 王飞,邹红波,柯丽娜,等. 互相关优化改进矩阵束算法及其

在次同步振荡模态参数辨识的应用[J]. 南方电网技术, 2014,8(2):41-45.

- [10] 赵兰明,李宽,张友泉,等. 基于 FastICA-MP 算法的次同步振荡模态参数辨识[J]. 电力系统保护与控制,2018, 46(8):37-42.
- [11] 王济,胡晓. MATLAB 在振动信号处理中的应用[M]. 北京:中国水利水电出版社,2006.
- [12] 武炜,陈标,吴剑锋,等. 基于五点三次平滑算法的入库流量反推研究[J]. 水利水电技术,2013,44(12):100-102.
- [13] 龚啸. 基于 ARMA 递推算法的电力系统低频振荡模式在线辨识研究[D]. 重庆:重庆大学,2011.
- [14] 董飞飞,刘涤尘,涂炼,等. 基于 MM-ARMA 算法的次同步振荡模态参数辨识[J]. 高电压技术,2013,39(5): 1252-1257.
- [15] 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.
- [16] 吴超,陆超,韩英铎,等. 基于类噪声信号和 ARMA-P 方法的振荡模态辨识[J]. 电力系统自动化,2010,34(6):1-6.
- [17] 董飞飞,刘涤尘,廖清芬,等. 基于阻尼正弦原子分解的次同步振荡模态辨识[J]. 中国电机工程学报,2013,33(19): 119-125.
- [18] 赵妍,李武璟,聂永辉. 次同步振荡的频率切片小波变换检测方法[J]. 电工技术学报,2017,32(6):106-114.

(责任编辑 张 镛)

(上接第 789 页)

[参 考 文 献]

- [1] 马钊,周孝信,尚宇伟,等. 未来配电系统形态及发展趋势[J]. 中国电机工程学报,2015,35(6):1289-1297.
- [2] 程云峰,张欣然,陆超. 广域测量技术在电力系统中的应用研究进展[J]. 电力系统保护与控制,2014,42(4):145-153.
- [3] 段刚,颜亚勤,谢晓冬,等. 广域测量技术发展现状与展望[J]. 电力系统自动化,2015,39(1):73-80.
- [4] 王继豪,裴茂林,熊茹,等. 同步相量测量技术在配电网中的应用[J]. 电测与仪表,2017,54(17):1-6.
- [5] 张恒旭,靳宗帅,刘玉田. 轻型广域测量系统及其在中国的应用[J]. 电力系统自动化,2014,38(22):85-90.
- [6] 祁忠,江叶峰,李枫,等. 基于 INtime 实时扩展技术的数据集中器设计[J]. 电力自动化设备,2010,30(2):109-112.
- [7] 刘伟,王亮,陈玉林,等. 广域测量系统中刀片式构架相量数据集中器设计与实现[J]. 电力系统自动化,2012,36(12): 61-65.
- [8] ARMENIA A, CHOW J H. A flexible phasor data concen-

trator design leveraging existing software technologies[J]. IEEE Transactions on Smart Grid,2010,1(1):73-80.

- [9] 中华人民共和国国家质量监督检验检疫总局. 电力系统实时动态监测系统:第 2 部分 数据传输协议:GB/T 26865. 2—2011 [S]. 北京:中国标准出版社,2011:1-38.
- [10] 王宾,孙华东,张道农. 配电网信息共享与同步相量测量应用技术评述[J]. 中国电机工程学报,2015,35(增刊 1): 1-7.
- [11] 李祥珍,何清素,孙寄生. 智能配电网通信组网技术研究及应用[J]. 中国电力,2011,44(12):78-81.
- [12] 胡倩倩,赵宏昊,杜春潮,等. 典型应用场景的配电通信网络适应性研究[J]. 中国电力,2016,49(12):121-126.
- [13] 李忠安,王娇,张慧刚,等. IEC61850 过程层网络通信分析诊断工具设计[J]. 电力系统保护与控制,2015,43(1): 93-97.
- [14] 罗青林,徐克付,臧文羽,等. Wireshark 环境下的网络协议解析与验证方法[J]. 计算机工程与设计,2011,32(3): 770-773.

(责任编辑 张 镛)