

基于改进小波阈值去噪和 RCRSV-MP 算法的 电力系统低频振荡模态辨识

刘思议,金 涛,刘 对

(福州大学 电气工程与自动化学院,福建 福州 350116)

摘要: 针对广域测量系统低频振荡辨识中存在噪声干扰和定阶不准确的问题,提出了基于改进小波阈值去噪和奇异值相对变化率(RCRSV)定阶的矩阵束(MP)算法相结合的方法对电力系统低频振荡模态进行辨识。在小波去噪基础上对阈值进行改进,使得阈值随分解层数的增加而发生改变,能够有效地抑制低频振荡信号的噪声;然后将去噪后的信号用 RCRSV-MP 算法进行辨识,从而获取低频振荡各个模态参数。根据 RCRSV 定阶具有自适应性,无需人为设定阈值。通过仿真算例、测试系统及电网实际案例的结果显示,所提方法相比于其他方法具有抗噪性能好、拟合精度高等优点,具有较强的实用性,能够实现在线辨识。

关键词: 电力系统; 低频振荡; 小波去噪; 矩阵束算法; 模态辨识; 奇异值相对变化率; 拟合精度

中图分类号: TM 712

文献标识码: A

DOI: 10.16081/j.issn.1006-6047.2017.08.022

0 引言

随着我国互联电网的发展,远距离输电和快速高放大倍数的励磁装置引入以及复杂多变的电力系统运行方式,导致低频振荡现象时有发生^[1-2]。这将影响大电网的稳定运行,导致重大灾变的发生。因此,对电力系统振荡模态进行有效快速的实时辨识,研究相应的低频振荡抑制方法是对电力系统有效控制的关键,直接关系到电力系统的安全稳定^[3-4]。

低频振荡的分析方法有小波分析、Prony 分析、傅里叶变换(FFT)、希尔伯特-黄变换(HHT)及随机子空间(SSI)算法等。小波变换的端点效应给电力系统短信号的阻尼参数识别带来了极大困难,为此文献[5]提出了改善信号首端端点效应的改进小波方法。传统的 Prony 算法抗干扰能力差^[6-7],且无法给出振荡模式辨识结果的准确度评价,文献[8]提出一种基于多类型扰动轨迹的低频振荡分析方法,并对其准确度进行评价。文献[9]分析了含噪信号电网实测数据的 FFT 方法,有较好的准确性和鲁棒性,但该方法不适用于多振荡模态的情况。文献[10]中采用了 HHT 方法,其适用于非线性、非平稳的信号特征参数的提取,不足点是在提取信号过程中会出现端点效应和模态混叠,造成辨识结果不准确。文献[11]设计了基于 SSI 算法的电力系统机电振荡特征识别方法,并提出了基于响应的参与因子计算方法,从而实现了系统能控性的量化评估。文献[12-13]使用

矩阵束(MP)算法对电力系统低频振荡进行模态辨识,但在辨识含噪声信噪比(SNR)较低时,算法的辨识误差较大。

在去噪预处理研究方面,文献[14]运用模糊滤波的方法来进行滤波,优点是不需要确定滤波器的参数,运算过程简单,但缺乏自适应性,不适用于所有含噪声信号的情况;文献[15]采用自适应神经模糊滤波来处理含噪信号,但算法复杂,且难以建立该算法的隶属度函数;文献[16]应用小波对信号进行滤波,但由于采用通用阈值,滤波效果仍有待提高。在系统模态定阶方面,文献[17]介绍了归一化奇异值比值法 NSVRM(Normalized Singular Value Ratio Method)确定阶数,但其设定全凭人为经验。

针对以上问题,本文提出了基于改进小波阈值去噪和奇异值相对变化率 RCRSV(Relative Change Rate Singular Value)定阶的 MP 算法相结合的方法对电力系统低频振荡模态进行辨识。含噪低频振荡信号在改进小波阈值去噪处理后,提高了信号的 SNR;通过引入 RCRSV,避免了人为设定阈值不准确带来的误差。本文最后通过仿真算例、IEEE 4 机 11 节点系统及基于北美电网的实测数据进行仿真,并与传统 MP 算法和 Prony 算法进行比较,结果验证了本文方法的有效性和准确性。

1 改进小波阈值去噪的 RCRSV-MP 算法

1.1 改进小波阈值对含噪信号的处理

假设含噪声信号的模型可以表示为:

$$x(n)=y(n)+s(n) \quad n=0,1,\cdots,N-1 \quad (1)$$

其中, $x(n)$ 为含噪声信号; $y(n)$ 为原始信号; $s(n)$ 为高斯白噪声; N 为采样点数。

阈值去噪算法的关键问题在于阈值门限和阈

收稿日期:2017-04-11;修回日期:2017-06-10

基金项目:欧盟 FP7 国际科技合作基金资助项目(909880);国家自然科学基金资助项目(61304260)

Project supported by the European Community 7th Framework Programme(909880) and the National Natural Science Foundation of China(61304260)

值函数的选取,传统的方法采用通用阈值门限,取法如下:

$$\lambda = \sigma \sqrt{2 \ln N} \quad (2)$$

$$\sigma = (\text{median} |\omega_{j,k}|) / 0.6745 \quad (3)$$

其中, σ 为信号噪声强度,实际应用中按式(3)进行取值; $\text{median} |\omega_{j,k}|$ 为尺度 j 上的小波系数的中值。

通用阈值门限在每个尺度上是固定的,而小波系数随着分解层数的增加,其幅值不断变小,采用通用阈值去噪,会导致“过扼杀”现象。针对通用阈值门限的不足,本文对阈值门限进行如下改进:

$$\lambda = \sigma \sqrt{2 \ln N} / e^{(j-1)/3} \quad (4)$$

其中, j 为小波分解的层数。通过引入一个系数,使得阈值门限随着分解层数的变化而变化,具有自适应性。

1.2 RCRSV 定阶法

一般情况下,待辨识系统的阶数是不确定的,采用传统阈值方法确定阶数,若阈值设定过大,则会丢失一些重要的振荡模式;若设定过小,则会增加计算机的计算量,同时产生多余的模式。针对此问题,本文采用 RCRSV 确定阶数,定义 RCRSV,通过引入一个量化的数学指标,避免人为设定阈值,具有自适应性。RCRSV 定阶的具体步骤如下。

a. 对构造的矩阵进行奇异值分解(SVD),并将奇异值按从大到小排序:

$$\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \sigma_{p-1} \gg \sigma_p \approx \dots \approx \sigma_{p_e} \approx 0 \quad (5)$$

式(5)中的奇异值在某点处(p)数值会发生突变,可将这一点作为有效信号和噪声信号的临界点;但是当噪声较大时,通过肉眼很难观察出来,因此本文通过步骤 b 引入一个量化指标来确定模型阶数。

b. 定义 RCRSV 指标:

$$\text{RCRSV}_i = \frac{\sigma_i - \sigma_{i+1}}{\sigma_{i+1}} \quad i=1, 2, \dots, p_e-1 \quad (6)$$

其中, p_e 为奇异值个数。

由于奇异值为降序排列,突变点大的地方, RCRSV_i 也是一个大值,定义 RCRSV 最大值相对应的阶数为模型的阶数。

图 1 为经改进小波阈值去噪后的信号在进行 SVD 后奇异值从大到小的排列分布图(取前 51 个)和 RCRSV 分布图。

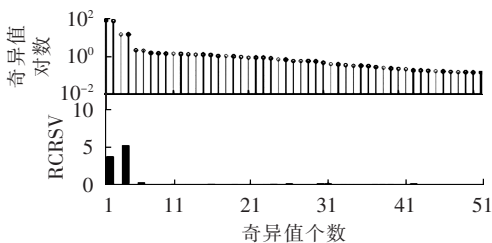


图 1 奇异值与奇异值相对变化率分布图

Fig.1 Singular value distribution and RCRSV distribution

1.3 本文算法步骤

假设含噪声的采样数据为 $x(n) = y(n) + s(n)$, $n = 0, 1, \dots, N-1$, 其中 $y(n)$ 为不含噪的低频振荡信号, 如式(7)所示。

$$y(n) = \sum_{k=1}^M b_k z_k^{n-1} \quad (7)$$

其中, M 为低频振荡模式数; z_k 为包含振荡模式 k 的振荡频率和衰减指数信息的参数; b_k 为对应振荡模式 k 的包含振荡幅值和初相角信息的参数。本文算法步骤如下。

a. 考虑噪声的影响,对采集信号运用本文方法去噪,得到观测数据序列 $\{x_1(0), x_1(1), \dots, x_1(N-1)\}$ 。

b. 由观测数据序列 $\{x_1(0), x_1(1), \dots, x_1(N-1)\}$ 构造 Hankel 数据矩阵:

$$X = \begin{bmatrix} x_1(L) & x_1(L-1) & \dots & x_1(0) \\ x_1(L+1) & x_1(L) & \dots & x_1(1) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x_1(N-1) & x_1(N-2) & \dots & x_1(N-L-1) \end{bmatrix} \quad (8)$$

其中, L 为 MP 参数,一般取为 $N/4 \sim N/3$ 。

c. 进行 SVD, $X = USV^T$ 。其中, U 为 $(N-L) \times (N-L)$ 阶正交矩阵; V 为 $(L+1) \times (L+1)$ 阶正交矩阵; S 为 $(N-L) \times (L+1)$ 阶对角矩阵,其主对角元素 σ_i 即为 X 的第 i 个奇异值。

d. X 的有效秩 M 由 RCRSV 方法确定。

e. 重构矩阵 S' 、 V_0^H 、 V_1^H 。 S' 为 $(N-L) \times L$ 阶矩阵,其前 M 行元素由 S 的前 M 个奇异值组成,后 $N-L-M$ 行元素为 0,如式(9)所示; V_0^H 为 X 经 SVD 后的前 M 个主导右特征向量 V^T 的第 1— L 行; V_1^H 为 X 经 SVD 后 V^T 的前 M 个主导右特征向量的第 2— $L+1$ 行。

$$S' = \begin{bmatrix} d_1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & d_2 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & d_M \\ [0]_{(N-L-M) \times M} & [0]_{(N-L-M) \times (L-M)} \end{bmatrix}_{(N-L) \times L} \quad (9)$$

f. 构建样本矩阵 X'_0, X'_1 。

$$\begin{cases} X'_0 = US'V_0^H \\ X'_1 = US'V_1^H \end{cases} \quad (10)$$

g. 求取特征值 z ,由式(11)求相应的振荡频率和衰减系数;由式(12)求振荡的幅值和相角。详细步骤和计算过程参见文献[12-13]。

$$\alpha_i + jw_i = \frac{\ln z_i}{T_s} \quad i=1, 2, \dots, M \quad (11)$$

$$\begin{cases} A_i = \text{abs}(b_i) \\ \theta_i = \arctan(\text{Im}(b_i)/\text{Re}(b_i)) \end{cases} \quad (12)$$

在上述改进小波阈值去噪和改进 MP 算法的基础上,本文算法具体实施过程流程图如图 2 所示。

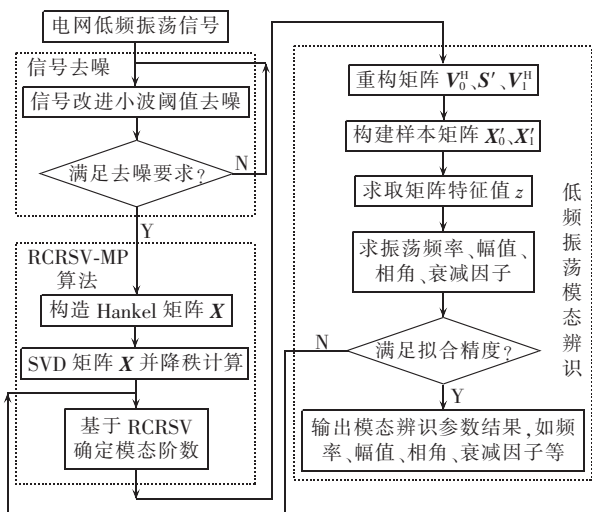


图 2 算法流程图
Fig.2 Flowchart of algorithm

衡量去噪效果的指标主要有 SNR 以及信号重构的均方误差(MSE)。SNR 计算式如式(13)所示。

$$SNR=10\lg\frac{\sum_{i=1}^Sx^2(i)}{\sum_{i=1}^S(\hat{x}(i)-x(i))^2}\tag{13}$$

其中, S 为信号的长度; $x(i)$ 为原始的参考信号; $\hat{x}(i)$ 为去噪后的信号。去噪效果越好,则 SNR 越大,MSE 越小。

本文阈值函数采用软阈值,阈值采用式(4)所示改进后的阈值。图 3 为本文方法与其他方法的去噪效果对比图,图中幅值为标么值。

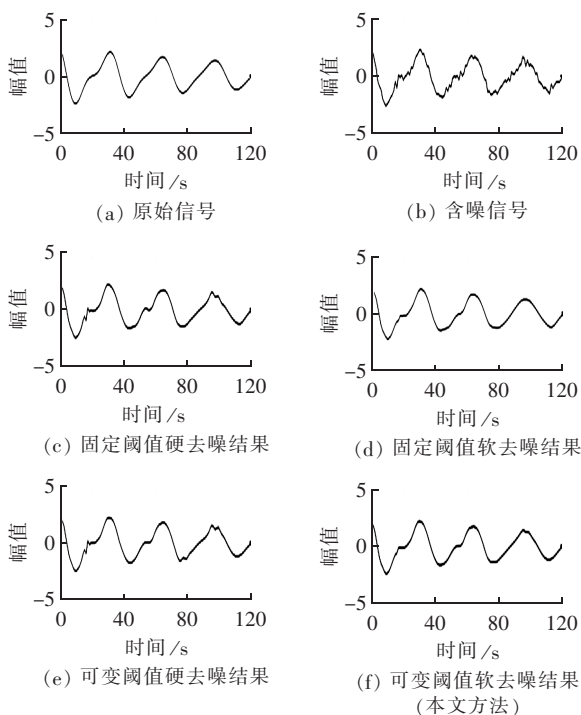


图 3 本文方法及其他方法去噪效果图
Fig.3 De-noising effect diagrams of proposed and other methods

为了进一步比较各种方法的去噪效果,计算出各种方法处理后信号的 SNR 及 MSE,如表 1 所示。从表 1 中可知本文方法比其他方法的去噪效果更好。

表 1 各种方法的 SNR 和 MSE
Table 1 SNRs and MSEs of different methods

去噪方法	去噪前 SNR/dB	去噪后 SNR/dB	MSE
通用阈值硬函数	15	15.2797	0.0102
通用阈值软函数	15	18.1154	0.0106
改进阈值硬函数	15	18.3647	0.0100
本文方法	15	20.1365	0.0067

为了表征估计值与原信号的接近程度,定义拟合精度如式(14)所示。

$$AOF=10\lg\frac{\|x\|}{\|x-\hat{x}\|}\tag{14}$$

其中, $\hat{x}$ 为估计信号; x 为原始信号;算子 $\|\cdot\|$ 定义为二范数;AOF 单位为 dB。AOF 数值越大则拟合效果越好。一般情况下,AOF 值大于 10 即可满足拟合精度要求。

2 算例分析

2.1 数值信号算例

构造如下测试信号:

$$x(t)=2e^{-0.1t}\cos\left(2\pi\times0.6t+\frac{\pi}{3}\right)+e^{-0.3t}\cos\left(2\pi\times1.2t+\frac{\pi}{6}\right)\tag{15}$$

图 4 给出了原始信号 $x(t)$ 、加入噪声 15 dB 的含噪信号以及用本文所提改进小波阈值去噪后的信号(图中幅值为标么值,后同),从图中可以看出采用本文方法可以有效去除信号中噪声的干扰,使去噪后的信号更接近于原始信号。

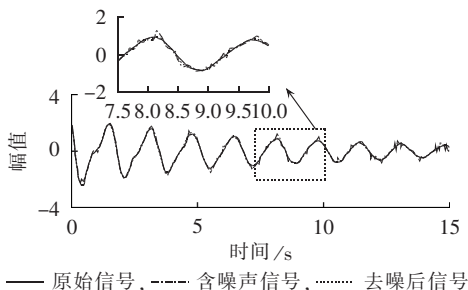


图 4 原始信号、加噪信号及本文方法去噪后的信号
Fig.4 Original signal, noised signal and signal de-noised by proposed method

表 2 为 NSVRM(阈值为 0.01 和 0.001)及 RRCRSV 方法 2 种方法确定的阶数和拟合精度的对比。

由表 2 可以看出,若阈值设定得过小,则会产生多余的模态;本文 RRCRSV 定阶方法不用设定阈值,具有自适应性,能够实现准确定阶,且拟合精度比传统方法高。

表 2 NSVRM 与 RCRSV 方法定阶对比
Table 2 Comparison of order setting
between NSVRM and RCRSV

方法	阶数	AOF/dB
NSVRM(阈值 0.01)	25	12.08
NSVRM(阈值 0.001)	73	11.94
RCRSV 方法	4	14.67

图 5 为使用 Prony 算法、MP 算法及本文改进算法对含噪信号辨识后的拟合图。从图 5 中可以看出,Prony 算法的拟合效果比较差,本文改进算法的拟合信号基本与原始信号重合,拟合效果最好。

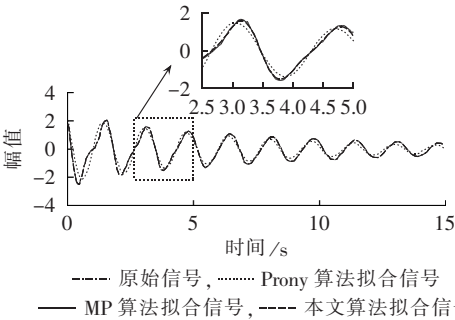


图 5 Prony 算法、MP 算法与本文算法对含噪信号辨识后的拟合曲线
Fig.5 Fitting curves of noised signals identified by Prony,MP and proposed algorithms

进一步验证本文方法的抗噪性,对测试信号加一定强度的高斯白噪声,进行 500 次蒙特卡洛仿真,分别用 Prony 算法和本文算法对含噪信号的 0.6 Hz 频率进行辨识,2 种算法的概率密度直方图如图 6 所示。从图 6 中可以看出,Prony 算法在有噪声情况下频率发生一定的偏移,而本文算法的频率偏移程度小。

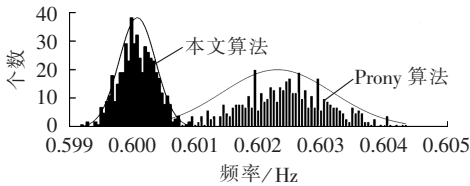


图 6 Prony 算法和本文算法的概率密度直方图
Fig.6 Probability density histograms of Prony and proposed algorithms

表 3 为不同辨识算法(Prony、MP、本文算法)对含噪声信号的辨识结果。从表中可看出,Prony 算法有一个模式辨识不出,本文算法的辨识效果比 Prony 算法及 MP 算法都好。Prony 算法、MP 算法及本文算法的 AOF 分别为 4.56 dB、12.88 dB、14.66 dB。

2.2 IEEE 4 机 11 节点系统算例

采用 IEEE 4 机 11 节点^[18-19]系统算例做进一步分析。在 1 s 时刻向机组 2、4 同时加入幅值为 5% 的方波,时长为 0.1 s。提取发电机角速度振荡曲线和联络线功率振荡曲线加入高斯白噪声,用本文方法去噪

表 3 不同算法辨识含噪信号的结果
Table 3 Results of noised signal identification
by different algorithms

辨识 算法	模 态	频率/Hz		阻尼因子		阻尼比	
		取值	误差	取值	误差	取值	误差
理论	1	1.2000	0	-0.3000	0	0.0398	0
值	2	0.6000	0	-0.1000	0	0.0265	0
Prony	1	—	—	—	—	—	—
算法	2	0.6057	0.0057	-0.1416	-0.0416	0.0372	0.0107
MP	1	1.2012	0.0012	-0.3323	0.0323	0.0440	0.0042
算法	2	0.5994	0.0006	-0.0973	0.0023	0.0258	0.0007
本文	1	1.1989	0.0011	-0.3221	0.0221	0.0427	0.0029
算法	2	0.5995	0.0005	0.0983	0.0017	0.0261	0.0004

并采用传统 MP 算法和本文算法对含噪声的 4 机角速度(w_1 、 w_2 、 w_3 、 w_4)振荡曲线和含噪声的联络线功率振荡曲线进行曲线拟合,拟合图如图 7 所示(图中角速度为标么值)。

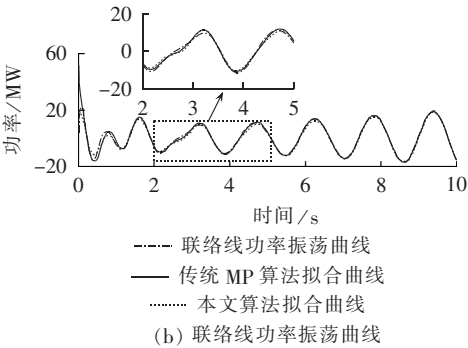
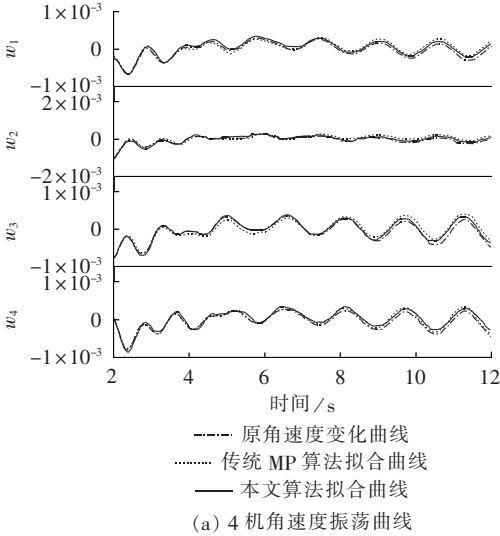


图 7 传统 MP 算法拟合与本文算法拟合对比
Fig.7 Comparison of fitting results between
traditional MP and proposed algorithms

表 4 为传统 MP 算法与本文算法的阶数与拟合精度,从表中可知本文算法在阶数定阶上不存在多余的模态,且拟合精度比传统算法高。

表 5 为采用 2 种算法对振荡曲线进行辨识的结果。表 5 中 4 台机组都存在 0.64 Hz 左右的区域间低频振荡模态,除此之外,4 台机组都存在 1.2 Hz 左右、阻尼因子约为 -0.6 的区域内低频振荡模态。

表 4 传统 MP 算法和本文算法的拟合阶数和拟合精度对比

Table 4 Comparison of AOF and fitting order between traditional MP and proposed algorithms

变量	阶数		AOF/dB	
	传统 MP 算法	本文算法	传统 MP 算法	本文算法
w_1	18	6	14.4192	15.6233
w_2	16	6	14.1699	15.6317
w_3	21	6	12.8945	17.9159
w_4	23	6	12.5354	14.7817
联络线功率	7	4	13.5914	15.1547

表 5 传统 MP 算法和本文算法辨识结果比较

Table 5 Comparison of identification results between traditional MP and proposed algorithms

对象	模态	频率/Hz		阻尼因子	
		传统 MP 算法	本文算法	传统 MP 算法	本文算法
机组 1	1	1.1337	1.1032	-0.5655	-0.5690
	2	0.6376	0.6409	0.0839	0.0874
机组 2	1	1.1310	1.1466	-0.5965	-0.5603
	2	0.6391	0.6335	0.0907	0.0692
机组 3	1	1.1573	1.1716	-0.6267	-0.5845
	2	0.6375	0.6421	0.1157	0.0916
机组 4	1	1.1549	1.1371	-0.6430	-0.5387
	2	0.6436	0.6379	0.1301	0.0879
联络线	1	1.1749	1.2063	-0.4788	-0.5190
	2	0.6415	0.6410	0.0992	0.1132

用本文算法对 4 台发电机的转速曲线在含噪声时进行 200 次辨识。图 8 为 4 台发电机转速曲线的特征根估计图。从图中可以看出特征根估计值与真实值基本重合,说明本文算法辨识效果较为准确,收敛性较优。

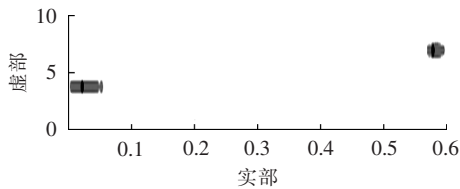
进一步地,利用文献[20]中提到的 K -均值聚类理论分析进行多次辨识,以确定本文提出算法的有效性。表 6 为本文算法 200 次辨识结果进行 K -均值聚类分析得到的特征值类中心值对比结果。由对比结果可以看出:本文算法的辨识值与真实值很接近,误差较小。

提取各机组模态幅值和相角,绘出振荡模式矢量图,如图 9 所示。图 9(a)为区域 A 内机组 1、2 的局部振荡模态和区域 B 内机组 3、4 的局部振荡模态,两区域相角差约为 150°;由图 9(b)可看出机组 1、2 组成的区域 A 与机组 3、4 组成的区域 B 间存在区域间振荡模态,相角差约为 180°。

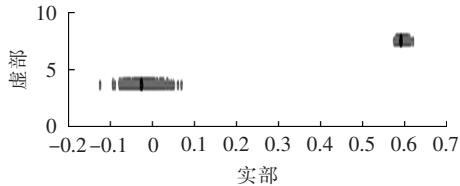
2.3 北美电网实测算例

为了进一步验证本文方法的可行性,将本文方法应用于实测的北美电网实际数据。以某地在 2008 年 5 月 1 日 20:05:10—20:05:45 总共 35 s 时间段内发生低频振荡为例,实际频率曲线与去噪后的频率曲线如图 10 所示。

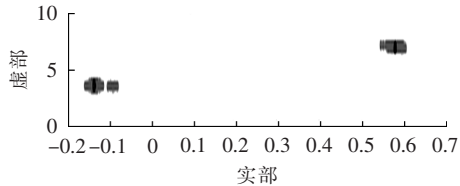
从图 10 可看出,本文方法有效抑制了噪声;在 20:05:25—20:05:37 时间段内频率波动较大,说明系统在此时间段内极有可能受到外界的干扰,发生了低



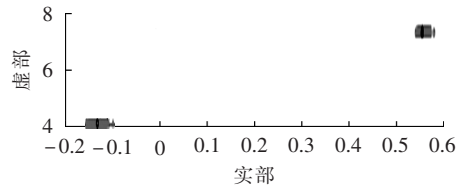
(a) 机组 1



(b) 机组 2



(c) 机组 3



(d) 机组 4

● 辨识所得特征根, ● 真实特征根

图 8 发电机转速特征根估计图

Fig.8 Estimation of generator speed eigenvalues

表 6 K -均值聚类分析结果

Table 6 Results of K -means clustering analysis

机组	模态	真实值聚类结果		本文算法聚类结果	
		实部	虚部	实部	虚部
1	1	0.5768	6.8217	0.5823	6.8166
	2	0.0216	3.9031	0.0248	3.8987
2	1	0.5709	7.0780	0.5747	7.0793
	2	-0.0157	4.0231	-0.0134	4.0212
3	1	0.5774	7.0277	0.5813	7.0378
	2	-0.1256	4.0476	-0.1217	4.0457
4	1	0.5535	7.3055	0.5566	7.3105
	2	-0.1203	4.0376	-0.1197	4.0395

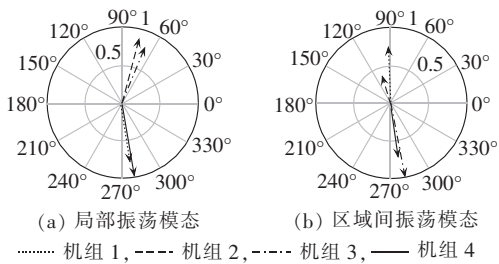


图 9 振荡模式矢量图

Fig.9 Vector diagrams of oscillation modes

频振荡。

采用 Prony 算法、MP 算法及本文算法进行辨识,辨识结果如表 7 所示。从表 7 中可以看出,传统

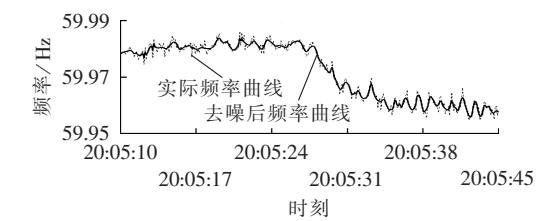


图 10 实际频率曲线与去噪后频率曲线
Fig.10 Actual and de-noised frequency curves

算法和本文算法都能辨识出较为接近的低频振荡模态,与此次北美电网低频振荡事件结论基本一致,但本文算法在阶数和运算速度方面比其余 2 种算法更具优势。

表 7 数据辨识结果
Table 7 Results of data identification

辨识方法	模态	频率/Hz	阻尼因子	阶数
Prony 算法	1	0.6165	-0.671 1	26
	2	0.8924	0.0329	
	3	1.6239	-0.2604	
MP 算法	1	0.6161	-0.1672	21
	2	0.8816	0.0321	
	3	1.7526	-0.5234	
本文算法	1	0.5652	-0.1784	10
	2	0.9220	0.1108	
	3	1.6420	-0.0457	

3 结论

本文针对低频振荡模态辨识中噪声的存在会影响辨识精度的问题,提出了改进小波阈值去噪的方法来对含噪低频信号去噪,该算法具有自适应性,阈值随着分解层数的增加而改变,能够有效地抑制噪声的影响;引入 RCRSV 定阶方法,无需人为设定阈值,实现自适应定阶,使得估计阶数更加接近系统的真实值,降低了计算量,提高了系统的辨识效率。通过仿真算例、测试系统及电网实际案例的结果显示,本文方法与其他方法相比,其在抗噪性能、拟合精度以及定阶方面都更具优势,具有较强的实用性,能够实现在线辨识。

参考文献:

[1] 赵研,李志民,李天云. 低频振荡模态参数辨识的共振稀疏分解 SSI 分析方法[J]. 电工技术学报,2016,31(2):136-144.
ZHAO Yan,LI Zhimin,LI Tianyun. Low frequency oscillation modal parameter identification using resonance-based sparse signal decomposition and SSI method[J]. Transactions of China Electrotechnical Society,2016,31(2):136-144.

[2] 董恒锋,徐政,黄弘扬,等. 大电源特高压集中外送系统低频振荡的网侧控制技术[J]. 高电压技术,2016,42(29):571-580.
DONG Hengfeng,XU Zheng,HUANG Hongyang,et al. Grid side damping control technologies of low frequency oscillation of ultra high voltage transmission systems for large-scale energy bases[J]. High Voltage Engineering,2016,42(29):571-580.

[3] 郑超,马世英,盛灿辉,等. 跨大区互联电网与省级电网大扰动振

荡耦合机制[J]. 中国电机工程学报,2014,34(10):1556-1565.

ZHENG Chao,MA Shiying,SHENG Canhui,et al. Study on the oscillation coupling mechanism between interconnected power system and provincial power grid[J]. Proceedings of the CSEE, 2014,34(10):1556-1565.

[4] 鞠平,刘咏飞,王红印,等. 电力系统的广义强迫振荡[J]. 电力自动化设备,2014,34(5):1-6.

JU Ping,LIU Yongfei,WANG Hongyin,et al. General forced oscillations of power systems[J]. Electric Power Automation Equipment,2014,34(5):1-6.

[5] 潘学萍,韩旭雯,张平. 采用改进连续小波变换的电力系统短信号阻尼参数识别[J]. 电网技术,2011,35(4):60-64.

PAN Xueping,HAN Xuwen,ZHANG Ping. Damping parameter identification of power system short signals by improved continuous wavelet transform[J]. Power System Technology,2011,35(4):60-64.

[6] 张程,金涛. 基于 ISPM 和 SDM-Prony 算法的电力系统低频振荡模式辨识[J]. 电网技术,2016,40(4):1209-1216.

ZHANG Cheng,JIN Tao. Identification of low frequency oscillations in power systems using an improved smoothness priors method and second-derivative method-Prony[J]. Power System Technology,2016,40(4):1209-1216.

[7] DARSHANA P W,UDAYA D A,KRISH N. Identification of dominant low-frequency modes in ring-down oscillations using multiple Prony models[J]. IET Generation,Transmission & Distribution,2015,9(15):2206-2214.

[8] 郝思鹏,楚成彪,张仰飞,等. 基于多类型受扰轨迹的电力系统低频振荡分析[J]. 电力自动化设备,2014,34(12):52-57.

HAO Sipeng,CHU Chengbiao,ZHANG Yangfei,et al. Analysis of power system low-frequency oscillation based on multi-type perturbation trajectory[J]. Electric Power Automation Equipment, 2014,34(12):52-57.

[9] KAKIMOTO N,SUGUMI M,MAKINO T,et al. Monitoring of interarea oscillation mode by synchronized phasor measurement[J]. IEEE Transactions on Power Systems,2006,21(1):260-268.

[10] 马燕峰,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.

MA Yanfeng,ZHAO Shuqiang. Identification of low frequency oscillations in power system based on improved Hilbert-Huang Transform[J]. High Voltage Engineering,2012,38(6):1492-1499.

[11] 杨德友,蔡国伟,陈家荣. 基于动态响应的机电振荡特征识别与能控性评估方法[J]. 电力自动化设备,2014,34(2):54-60.

YANG Deyou,CAI Guowei,CHEN Jiarong. Characteristics extraction and controllability evaluation based on dynamic response of electro-mechanical oscillation[J]. Electric Power Automation Equipment,2014,34(2):54-60.

[12] 胡楠,李兴源,李宽,等. 基于四阶混合平均累计量的矩阵束算法在低频振荡在线辨识中的应用[J]. 中国电机工程学报,2013,33(7):53-60.

HU Nan,LI Xingyuan,LI Kuan,et al. A modified matrix pencil method based on fourth-order mixed mean cumulant for low frequency oscillation mode on-line identification[J]. Proceedings of the CSEE,2013,33(7):53-60.

[13] 云霄,刘涤尘,赵洁,等. 压水堆核电厂对电网低频振荡的影响[J]. 中国电机工程学报,2011,31(34):36-42.

YUN Lei,LIU Dichen,ZHAO Jie,et al. Effects of pressurized water reactor nuclear power plant on low-frequency oscillation of

- power grid[J]. Proceedings of the CSEE, 2011, 31(34):36-42.
- [14] 李大虎,曹一家. 基于模糊滤波和 Prony 算法的低频振荡模式在线辨识方法[J]. 电力系统自动化, 2007, 31(1):14-19.
LI Dahu, CAO Yijia. Online low-frequency oscillation detection based on fuzzy filtering and Prony algorithm[J]. Automation of Electric Power Systems, 2007, 31(1):14-19.
- [15] 侯王宾,刘天琪,李兴源. 基于自适应神经模糊滤波的低频振荡 Prony 分析[J]. 电网技术, 2010, 34(6):53-58.
HOU Wangbin, LIU Tianqi, LI Xingyuan. Prony analysis of low frequency oscillations based on adaptive neural-fuzzy filtering [J]. Power System Technology, 2010, 34(6):53-58.
- [16] 张宇辉,陈峰,李慧敏,等. 基于小波变化和矩阵束算法的同步电机参数辨识[J]. 电力系统保护与控制, 2012, 40(9):87-92.
ZHANG Yuhui, CHEN Feng, LI Huimin, et al. Based on wavelet transform and matrix pencil of algorithm parameter identification of synchronous motor[J]. Power System Protection and Control, 2012, 40(9):87-92.
- [17] 熊俊杰,邢卫荣,万秋兰. Prony 算法的低频振荡主导模式识别[J]. 东南大学学报(自然科学版), 2008, 38(1):64-68.
XIONG Junjie, XING Weirong, WAN Qiulan. Identification of control modes in low frequency oscillation analysis by Prony method[J]. Journal of Southeast University (Natural Science Edition), 2008, 38(1):64-68.
- [18] 郭成,李群湛. 基于改进 PSO 算法的 SSSC 广域阻尼控制器设计[J]. 电工技术学报, 2010, 25(1):151-158.
GUO Cheng, LI Qunzhan. SSSC wide-area damping controller design based on improved particle swarm optimization[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2010, 25(1):151-158.
- [19] 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 mode[J]. Power System Technology, 2010, 34(11):48-54.
- [20] 金涛,刘对. 基于广义形态滤波与改进矩阵束的电力系统低频振荡模式辨识[J]. 电工技术学报, 2017, 32(6):3-13.
JIN Tao, LIU Dui. Power system low frequency oscillation identification based on the generalized morphological method and improved matrix pencil algorithm[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2017, 32(6):3-13.

作者简介:



刘思议

刘思议(1992—),男,福建漳州人,硕士研究生,研究方向为电力系统广域监测与低频振荡分析;

金涛(1976—),男,湖北宜昌人,研究员,博士研究生导师,博士,研究方向为电力系统稳定性分析、在线测量与信号处理、新能源技术(E-mail:jintly@fzu.edu.cn);

刘对(1990—),男,湖北襄樊人,硕士研究生,研究方向为电力系统广域监测信号处理与低频振荡分析。

Power system low-frequency oscillation mode identification base on improved wavelet threshold de-noising and RCRSV-MP algorithm

LIU Siyi, JIN Tao, LIU Dui

(College of Electrical Engineering and Automation, Fuzhou University, Fuzhou 350116, China)

Abstract: Aiming at the noise interference and incorrect order in the low-frequency oscillation identification of wide-area measurement system, a method based on the improved wavelet threshold de-noising and RCRSV-MP(Relative Change Rate Singular Value ordered Matrix Pencil) algorithm is proposed to identify the low-frequency oscillation modes of power system. Based on the wavelet de-noising, the improved threshold varies with the increase of decomposition levels to effectively suppress the noise of low-frequency oscillation signals. The de-noised signals are then identified by the RCRSV-MP algorithm to obtain the parameters of each oscillation mode. The order set by the RCRSV is adaptive and no manual threshold is needed. Research results of simulation example, test system and actual grid case show that, compared to other methods, the proposed method has better anti-noise performance, higher fitting accuracy and stronger practicability in the on-line identification.

Key words: electric power systems; low-frequency oscillation; wavelet de-noising; MP algorithm; mode identification; RCRSV; fitting accuracy