

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.211208

基于可调 Q 因子小波变换与稀疏时域法的电力系统 低频振荡模态辨识

张程^{1,2}, 邱炳林¹

(1. 福建工程学院电子电气与物理学院, 福建 福州 350118; 2. 智能电网仿真分析与综合控制
福建省高校工程研究中心, 福建 福州 350118)

摘要: 对于目前电力系统低频振荡模式识别和参数提取中的噪声干扰等问题, 提出一种新的提取低频振荡关键模态参数的方法, 将可调 Q 因子小波变换(Tunable Q factor Wavelet Transform, TQWT)和稀疏时域法(Sparse Time Domain method, STD)进行联合。首先运用 TQWT 技术对含有噪声的电力系统低频振荡广域测量信号进行预处理, 达到降噪的目的。而后将处理后的信号作为新的输入信号, 利用稀疏时域法进行振荡模态及其参数的辨识, 其输入信号的采集既可单点测量也可多点测量。通过对测试信号和 EPRI-36 机系统仿真验证了所提方法的优越性, 能够在信噪比较低的环境下对噪声进行有效抑制而准确地辨识出系统的振荡模态参数。与传统方法相比具有更好的抗噪能力, 所提方法辨识过程中所需时间更短且辨识出的参数也更为准确。

关键词: 电力系统; 低频振荡; 可调 Q 因子小波变换; 稀疏时域法; 随机减量法; 振荡模态参数

Power system low frequency oscillation modal identification based on a tunable Q -factor wavelet transform and sparse time domain method

ZHANG Cheng^{1,2}, QIU Binglin¹

(1. School of Electronic Electrical and Physics, Fujian University of Technology, Fuzhou 350118, China;

2. Fujian Provincial University Engineering Research Center for Simulation Analysis and Integrated Control of Smart Grid, Fuzhou 350118, China)

Abstract: There are problems of noise interference in low-frequency oscillation pattern recognition and parameter extraction in a power system. Thus a new method for extracting key modal parameters of low-frequency oscillation is proposed, one which combines a tunable Q factor wavelet transform (TQWT) with a sparse time domain (STD) method. First, TQWT technology is used to preprocess the wide-area measurement signal of low-frequency oscillation in a power system with noise, and then the processed signal is used as a new input signal to identify the oscillation modes and their parameters by an STD algorithm. Then the input signal can be collected by single-point or multi-point measurement. The advantages of the proposed method are verified by simulation of the test signal and a EPRI-36 machine system. It can effectively suppress the noise and accurately identify the oscillation modal parameters of the system in the environment with low signal-to-noise ratio. Compared with the traditional method, it has better anti-noise ability, shorter identification time and more accurate identified parameters.

This work is supported by the National Natural Science Foundation of China (No. 51977039).

Key words: power system; low frequency oscillation; TQWT; STD algorithm; ITD algorithm; oscillation modal parameters

0 引言

随着电力网络规模的持续扩大、各地区电网之

间的密切联系以及电能需求量剧增等因素, 致使电力系统时常发生一些振荡事故^[1-3], 其中发生低频振荡的风险也在日益增长, 特别是以水电机组为主导的电力网络, 还存在着发生超低频振荡的风险^[4-5]。对于此类低频振荡事故, 若任由其发展而不加以及时处理, 其造成的危害将可能波及整个网络。处理

基金项目: 国家自然科学基金项目资助(51977039); 福建工程学院海洋研究专项基金项目资助(GY-Z22063)

低频振荡事故的关键在于能够及时准确地辨识出系统中存在的振荡模态及其参数,而在实际运行工况中存在大量噪声的背景下准确地辨识出系统的模态参数,对于维护电网的安全稳定运行具有重大的实际意义,同时也是关键所在^[6-7]。

在现代电力网络背景下,如随机子空间辨识(SSI)技术^[8],通过对状态空间进行特征值分解而获取低频振荡模态参数,但因其计算过程复杂而难以在现代大电网的背景下进行在线应用。因此,要求当前分析法必须能够对信号进行在线分析的同时降低计算的复杂程度,以准确、快速辨识出系统的振荡模态参数,为后续抑制低频振荡提供一个必要的前提^[9]。其中,较为常用的信号分析法为傅立叶变换(FFT)、小波变换(WT)、普罗尼(Prony)和希尔伯特-黄变换(HHT)等分析法。文献[10]通过引入快速FFT变换与滑动窗,利用频谱分解手段获取低频振荡模态参数,解决了传统FFT无法实现在线应用的不足,但其参数辨识的准确性却依赖于初始参考频率的选取。文献[11]中采用的小波变换则存在着小波脊选取困难、计算量较大而难以满足在线分析要求的问题。在信号的分析法中,Prony法较为经典,但其最大的问题在于抗干扰能力较差且模型阶数难以确定,文献[12-13]虽对该问题进行了有效解决,但其辨识精度仍有待进一步的提高。近年来,HHT法的应用越来越广泛,自适应能力较强,克服了传统FFT和Prony处理非平稳信号的不足与WT小波脊选取困难等问题,但HHT在EMD分解过程中存在着模态混合现象。为此文献[14]分别引入了能量权重指标,以此确定系统的关键振荡模态,有效剔除了系统的虚假分解分量,但EMD分解本身存在的模态混叠仍无法完全消除,削弱了系统的关键振荡模态,使参数的提取不够准确。文献[15]中则采用了一种高效、全局的动态模式分解法(DMD),但该方法只能以振荡响应作为输入,因而具有一定的局限性。

上述讨论的分析方法虽然都有着各自的优点,但也存在一定程度上的不足,其中一个不可忽略的问题是,传统方法只能实现参数的单通道辨识,无法同时处理多组信号,文献[16]则引入随机减量法(ITD)以实现参数的多通道辨识,但该方法在处理信噪比较低的信号时所辨识出的参数精度较低。为提高参数的辨识精度,文献[17]提出用改进的稀疏时域法(STD)提取振荡模态参数,使算法在矩阵的运算过程中计算量有所减少,但对于算法的抗噪性能

却无实质性提升,由于缺少一定的信号预处理环节,导致在信噪比较低的情况下算法所辨识出的参数精度较低。对于信号的预处理,大多数方法在实际的应用过程中处理效果往往欠佳,近年来,相关学者提出的小波阈值去噪得到了广泛的应用,但存在着阈值和小波脊选取困难以及阈值函数本身存在缺陷的问题^[18],将导致信号处理后的波形失真,对于关键振荡模态参数的提取极为不利。

针对以上问题,本文提出一种将可调 Q 因子小波变换(TQWT)与稀疏时域法(STD)联合辨识电力系统低频振荡模态参数的新方法。该方法首先在含有大量噪声的环境下对低频振荡信号进行TQWT预处理,随即得到去除噪声后的信号,将去噪后的信号作为新的主导信号,利用STD进行振荡模态参数的辨识。通过对测试信号和EPRI-36机系统仿真,验证了本文提出的新方法能够在信噪比较低的环境下对噪声进行有效抑制而准确地辨识出系统的振荡模态参数,与传统方法相比较具有更好的抗噪能力,辨识的参数也更为准确。

1 可调 Q 因子小波变换(TQWT)

TQWT 是基于迭代双通道滤波器组和离散傅里叶变换来实现对含噪信号的处理^[19],能够根据振荡信号的特点对品质因子 Q 进行调节以更好地对含噪信号进行去噪预处理。

设离散时间信号 $x(n)=[x(0),\dots,x(N-1)]$,其中, $0\leq n\leq N-1$, N 和 k 分别表示变换的点数和第 k 个频谱,则 $x(n)$ 的离散傅里叶变换表示为

$$X(k) = \sum_{n=0}^{N-1} x(n) \exp(-j\frac{2\pi}{N}nk) \quad (1)$$

式中, $0\leq k\leq N-1$ 。

如图1所示,TQWT通过分解与重构滤波器组实现信号的分解与重构^[20],其中, $H_0(\omega)$ 和 $H_1(\omega)$ 分别表示为低通与高通滤波器; $V_0(n)$ 和 $V_1(n)$ 分别表示低通子带信号与高通子带信号,其信号长度分别为 N_0 和 N_1 。由此得出信号的低通尺度参数 $\alpha\approx N_0/N$ 和高通尺度参数 $\beta\approx N_1/N$,其取值为 $0<\alpha<1$, $0<\beta\leq 1$ 且 $\alpha+\beta>1$,对应的低通子带信号 $V_0(n)$ 、高通子带信号 $V_1(n)$ 的采样频率分别为 αf_s 、 βf_s ,其中 f_s 为信号 $x(n)$ 的采样频率。冗余度 r 定义为小波系数长度之和与原信号长度之比;品质因子 Q 定义为信号的中心频率 ω_0 与带宽 B_w 的比值,具体分析过程详见文献[21],各系数之间的关系以及分解层数 J 的获取由式(2)确定。

$$\begin{cases} \beta = \frac{2}{Q+1} \approx \frac{N_1}{N} \\ \alpha = 1 - \frac{\beta}{r} \approx \frac{N_0}{N} \\ Q = \frac{\omega_0}{B_w} = \frac{2 - \beta}{\beta} \\ J \approx \frac{\log(\beta \cdot N / 8)}{\log(1/\alpha)} \end{cases} \quad (2)$$

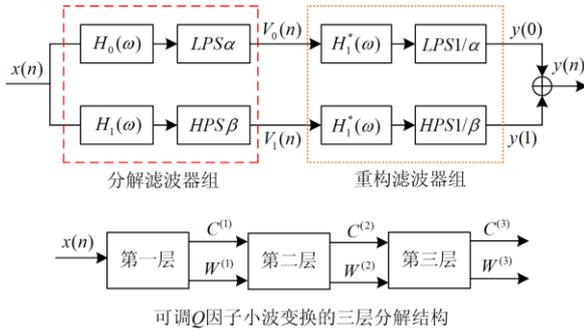


图1 TQWT 分解与重构示意图

Fig. 1 Schematic diagram of TQWT decomposition and reconstruction

TQWT 有 3 个可调系数, 分别是品质因子 Q 、冗余度 r 以及分解层数 J 。 Q 因子作为小波振荡次数的度量, 其数值的大小决定了小波振荡频次的高低, 在信号去噪的应用上, 将分别使用高 Q 因子和低 Q 因子小波变换对具有稀疏表示的信号进行建模, 由经验可知, 高 Q 因子的取值介于 3~8 之间, 低 Q 因子的取值介于 1~1.5 之间; 冗余度则起到局域化信号特征的作用, 根据多次实验表明, 冗余度 r 取 3 或 4 时效果较好; 对于分解层数, 其取值越大则信号被分解得越细致, 可通过式(2)中的近似估算公式确定出合适的分解层数 J 。

经过分解滤波器组与重构滤波器组之后, 输出一个重构信号 $y(n)$, 其傅里叶变换的表达式^[22]为

$$\begin{cases} H_0(\omega)^2 X(\omega), & \omega \leq (1-\beta)\pi \\ H_0(\omega)^2 X(\omega) + H_1(\omega)^2 X(\omega), & (1-\beta)\pi \leq \omega < \alpha\pi \\ H_1(\omega)^2 X(\omega), & \alpha\pi \leq \omega < \pi \end{cases} \quad (3)$$

式中, $H_0(\omega)$ 、 $H_1(\omega)$ 、 $X(\omega)$ 分别表示频域内的低通滤波器、高通滤波器以及频域形式的时间信号。

为得到最佳的信号处理结果, 可对信号进行多层 TQWT 的分解与重构, 如图 1 所示, 仅表示出三层 TQWT 的分解过程, 每一层都包含一个分解滤波器

组, 通过三层分解后将所得分解序列输入至三层重构滤波器组中, 最终将得到去噪后的信号 $y(n)$ 。

2 稀疏时域法(STD)

设存在 n 阶系统, 在某一观测点中信号 $x(t)$ 可表示为如式(1)形式的复指数函数的线性组合^[23]。

$$x(t) = \sum_{i=1}^m p_i e^{\lambda_i t} = \sum_{i=1}^m p_i e^{(-\xi_i \omega_i + j \omega_i \sqrt{1-\xi_i^2})t} \quad (4)$$

式中: λ_i 、 p_i 、 ξ_i 、 ω_i 分别表示为第 i 个振荡模式的特征值、振型系数、阻尼比以及角频率; $m = 2n$, n 为阶数。

若系统有 r 个观测点, 在任意观测点 c 以相同的采样时间 Δt 进行采样, 则由所有观测点构造出的响应矩阵 Φ 表示为

$$\Phi = \begin{bmatrix} x_1(t_1) & x_1(t_2) & \cdots & x_1(t_N) \\ x_2(t_1) & x_2(t_2) & \cdots & x_2(t_N) \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ x_r(t_1) & x_r(t_2) & \cdots & x_r(t_N) \end{bmatrix} \quad (5)$$

将式(4)代入式(5)可得

$$\Phi = \Psi A \quad (6)$$

$$\Psi = \begin{bmatrix} P_{11} & P_{12} & \cdots & P_{1m} \\ P_{21} & P_{22} & \cdots & P_{2m} \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ P_{r1} & P_{r2} & \cdots & P_{rm} \end{bmatrix} \quad (7)$$

$$A = \begin{bmatrix} e^{\lambda_1 t_1} & e^{\lambda_1 t_2} & \cdots & e^{\lambda_1 t_N} \\ e^{\lambda_2 t_1} & e^{\lambda_2 t_2} & \cdots & e^{\lambda_2 t_N} \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ e^{\lambda_m t_1} & e^{\lambda_m t_2} & \cdots & e^{\lambda_m t_N} \end{bmatrix} \quad (8)$$

将式(4)和式(5)延时 Δt 后可得

$$x(t_{k+1}) = x(t_k + \Delta t) = \sum_{i=1}^m p_i e^{\lambda_i (t_k + \Delta t)} \quad (9)$$

$$\tilde{\Phi} = \begin{bmatrix} x_1(t_2) & x_1(t_3) & \cdots & x_1(t_{N+1}) \\ x_2(t_2) & x_2(t_3) & \cdots & x_2(t_{N+1}) \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ x_r(t_2) & x_r(t_3) & \cdots & x_r(t_{N+1}) \end{bmatrix} \quad (10)$$

将式(9)代入式(10)可得

$$\tilde{\Phi} = \Psi \alpha A \quad (11)$$

式中, $\alpha = \text{diag}[e^{\lambda_1 \Delta t} \ e^{\lambda_2 \Delta t} \ \cdots \ e^{\lambda_m \Delta t}]$, 再由式(6)代入式(11)可得 $\tilde{\Phi} = \Phi A^{-1} \alpha A$, 因为 $\tilde{\Phi}$ 和 Φ 又存在着 $\tilde{\Phi} = \Phi B$ 的线性关系, 则有 $B A^{-1} = A^{-1} \alpha$, 从而可解出式(12)矩阵 B 中的未知元素^[24]。

$$\mathbf{B} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & \cdots & 0 & b_1 \\ 1 & 0 & 0 & \cdots & 0 & b_2 \\ 0 & 1 & 0 & \cdots & 0 & b_3 \\ \vdots & \vdots & \vdots & & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & 1 & b_N \end{bmatrix} \quad (12)$$

矩阵 \mathbf{B} 的第 i 阶特征值为 $\tilde{\lambda}_i = e^{\lambda_i \Delta t}$ ，根据所获取的特征值即可求出振荡模态中的频率 f_i 和阻尼比 ξ_i ，如式(13)所示。

$$\begin{cases} V_i = \ln \lambda_i \\ f_i = \frac{\text{Im}(V_i)}{2\pi \Delta t} \\ \xi_i = \frac{1}{\sqrt{1 + (\text{Im}(V_i) / \text{Re}(V_i))^2}} \end{cases} \quad (13)$$

由上述 STD 法的基本原理可知，将采集得到的实测数据通过稀疏时域法直接构造自由响应矩阵，从而获得各振荡模态的频率与阻尼比。

3 TQWT-STD 方法辨识低频振荡模态

3.1 评价指标

在信号预处理部分，本文将通过信噪比(SNR)和均方误差(MSE)对比各去噪方法的优劣；在信号辨识部分，为比较各方法对原始信号的拟合程度，本文引入一个确定系数(*R-square*)指标来表示信号拟合的精确度，表达式为

$$R\text{-square} = \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - \bar{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y}_i)^2} \quad (14)$$

式中： \hat{y}_i 表示拟合信号； y_i 和 \bar{y}_i 分别为原始信号及其均值。式中 *R-square* 的取值通常在 0~1 的范围内，其数值越接近 1 则表示拟合信号和原始信号的拟合程度越高，曲线的拟合效果越好。

3.2 分析步骤及流程

本文将测试信号、模型仿真信号以及实测信号作为原始信号。首先对混有噪声的含噪信号进行 TQWT 预处理，将原始信号从含噪信号中提取出来，随后通过稀疏时域法分析预处理后的原始信号中关键振荡模态参数。具体步骤如下。

Step 1: 首先根据含噪信号的特点选择合适的分解层数 L 、品质因子 Q 以及冗余度 r ，通常 $r \geq 3$ ，并在振荡特性较强时选择较大的 Q 值。

Step 2: 根据以上参数的设置对低频振荡含噪信号进行 L 层 TQWT 分解，获取个数介于 1 至 L

的子带小波系数 w 。

Step 3: 对分解得到的各子带小波系数 w 进行 TQWT 重构，将原始信号 x 从低频振荡含噪信号 y 中提取出来。

Step 4: 利用去噪后的低频振荡信号，根据式(6)和式(11)分别构造出自由响应矩阵和延时 Δt 后的延时自由响应矩阵。

Step 5: 通过延时前后自由响应矩阵之间的关系求解 Hessenberg 矩阵 \mathbf{B} 中的未知元素。

Step 6: 最后由模型与系统之间的特征值关系即根据式(13)获取各振荡模态的频率与阻尼比。

本文低频振荡信号模态辨识的总体流程如图 2 所示。

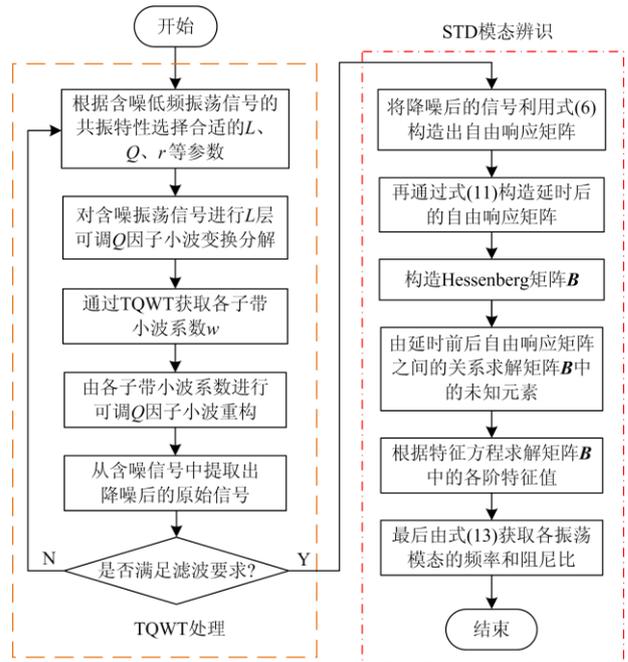


图 2 TQWT-STD 辨识法的总流程

Fig. 2 General process of TQWT-STD identification method

4 仿真与实验分析

4.1 测试信号

在实际的电网运行中，所测得的低频振荡信号通常为含噪信号，为此将构造如式(15)所示的测试信号，分别由 3 个低频振荡模式和一个高斯白噪声 $n(t)$ 分量所构成。

$$y(t) = 5e^{-0.1t} \cos(2\pi \times 0.5t + 60^\circ) + 1.5e^{-0.3t} \cos(2\pi \times t + 30^\circ) + e^{-0.5t} \cos(2\pi \times 1.5t + 45^\circ) + n(t) \quad (15)$$

式中，振荡模式 1—3 的频率分别为 0.5 Hz、1 Hz 和 1.5 Hz，阻尼比分别为 0.031 8、0.047 7 和 0.053 0；

对于高斯白噪声 $n(t)$ 分量, 考虑到现实中的实测信号噪声含量往往较大并且具有不确定性, 因此本文将基于不同的信噪比环境下进行实验, 分别采取 5 dB、10 dB 和 15 dB, 图 3 表示不同信噪比下的测试信号曲线, 其中采样频率为 20 Hz, 采样点数 400, 仿真时间取 20 s。

首先, 为验证本文预处理方法的有效性, 如表 1 所示, 在相同的实验条件下, 分别使用奇异值分解(SVD)、中值滤波(MF)以及 TQWT 3 种去噪方法对信号进行预处理, 通过信噪比和均方误差可知, TQWT 最高能提升信号的信噪比至 28.012 6 dB, 同时具有更小的均方误差, 其误差最小至 0.004 9, 在同样的信噪比下 TQWT 表现较优。

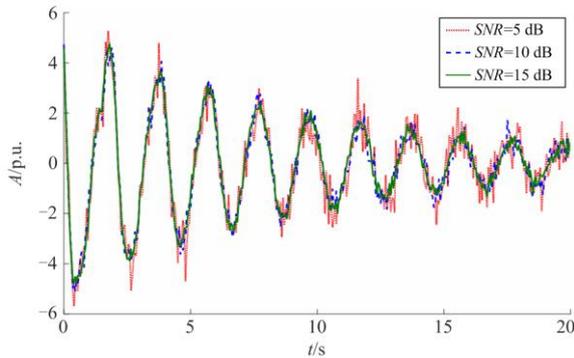


图 3 不同信噪比下的测试信号曲线

Fig. 3 Test signal curves under different SNR ratios

表 1 不同信噪比环境下各去噪方法对比

Table 1 Comparison of denoising methods in different SNR environments

信噪比/dB	辨识方法	去噪后信噪比/dB	均方误差
5	SVD	21.753 7	0.020 9
	MF	18.519 3	0.044 2
	TQWT	21.799 1	0.020 8
10	SVD	21.967 2	0.019 9
	MF	21.773 0	0.020 9
	TQWT	25.967 2	0.007 9
15	SVD	22.152 0	0.019 1
	MF	24.652 6	0.010 8
	TQWT	28.012 6	0.004 9

根据式(2), 确定的第一组 TQWT 参数如下: 低通与高通尺度参数 $\alpha_1 = 0.83$ 、 $\beta_1 = 0.5$ 、高品质因子 $Q_1 = 3$ 、冗余度 $r_1 = 3$ 以及分解层数 $J_1 = 17$; 尺度参数 $\alpha_2 = 0.67$ 、 $\beta_2 = 1$ 、低品质因子 $Q_2 = 1$ 、冗余度 $r_2 = 3$ 以及分解层数 $J_2 = 10$ 。为进一步说明本文 TQWT 参数设置的合理性, 将另外选取两组参数: 第二组(Q_1 、 Q_2 以及 r 分别取 3、1 和 5, 相应

地 α_1 、 β_1 、 J_1 分别为 0.9、0.5、30, α_2 、 β_2 、 J_2 分别为 0.8、1、18), 第三组(Q_1 、 Q_2 以及 r 分别取 5、1.5 和 4, 相应地 α_1 、 β_1 、 J_1 分别为 0.92、0.33、34, α_2 、 β_2 、 J_2 分别为 0.8、0.8、17)。三组参数设置下的去噪效果对比如表 2 所示。

表 2 各参数组别设置下的信号去噪效果对比

Table 2 Comparison of signal denoising effects under various parameter groups

信噪比/dB	不同的参数设置	去噪后信噪比/dB	均方误差
5	第一组	21.799 1	0.020 8
	第二组	20.978 3	0.027 1
	第三组	22.100 2	0.016 3
10	第一组	25.967 2	0.007 9
	第二组	25.234 0	0.009 3
	第三组	25.451 5	0.008 7
15	第一组	28.012 6	0.004 9
	第二组	27.257 3	0.012 5
	第三组	26.988 6	0.015 4

根据表 2 中的信噪比和均方误差可知, 在信噪比为 5 dB 时, 第三组参数下的 TQWT 处理信号所得到的信噪比为 22.100 2 dB, 相比于第一组参数设置下的 21.799 1 dB, 信噪比有所提升, 但第三组参数的分解层数为 34 和 17, 相比于第一组参数的分解层数 17 和 10 明显过大, 而过大的分解层数则会增加不必要的计算量, 并且在信号噪声为 15 dB 的模式下, 其去噪效果反而下降, 由此说明了取过大的 Q 值 (由原来的 3、1 变为 5、1.5) 并不可取。第二组参数与第一组参数的区别主要在于将原来的冗余度 r 由 3 改为 5, 去噪效果在 3 个噪声模式下都有所下降, 表明冗余度 r 通常取 3 或 4 时较为合适。经分析可知, 由式(2)确定得到的第一组参数的设置下, TQWT 能够更好地对含噪信号进行噪声的去噪, 表明了本文 TQWT 参数设置的合理性。

其次, 对本文方法辨识低频振荡模态参数的精度进行仿真验证, 分别使用 Prony 法、随机减量法(ITD)和稀疏时域法(STD)对测试信号进行模态参数的辨识, 由于 Prony 等算法对信号的噪声较为敏感, 为保证仿真结果的客观性, 各方法都将使用 TQWT 预处理后的信号作为仿真输入信号。辨识结果如表 3 所示, 表中 Prony、ITD 以及本文所提方法辨识参数的平均阶数分别为 32 阶、15 阶及 20 阶, 其阶数是由以准确辨识为前提所取得的最小阶数确定。由表 3 中参数可知, Prony 法虽能够对信号进行较为准确的辨识, 但其阶数相比于 ITD 和 STD 算法明显过高, 且在同样的信噪比条件下, Prony 法辨识

出的各频率误差也略大一些；对于 ITD 算法而言，虽辨识参数所需阶数略低，但其个别模式下存在着阻尼比无法准确辨识的问题，在 5 dB、15 dB 下的模式 3 其阻尼比误差分别达到了 0.031 7、0.010 5，在 10 dB 下的模式 2 误差达到了 0.018 4，对于阻尼比而言误差较大。

由表 3 可知，TQWT-Prony、TQWT-ITD 以及本文所提 TQWT-STD 法所辨识出的最大频率误差分别为 0.038 3 Hz、0.028 1 Hz、0.021 6 Hz，最大阻尼比误差分别为 0.006 7、0.031 7、0.004 3，可见本文方法在参数的辨识上，相较于 Prony 和 ITD 具有更高的辨识精度，同时也避免了如 Prony 法中为达到较高的辨识精度而需过大阶数的问题，也不会出现如 ITD 法中辨识出误差过大阻尼比的情况。

表 3 基于 TQWT 预处理下 3 种算法的辨识结果

Table 3 Identification results of three algorithms based on TQWT preprocessing

辨识方法	信噪比/dB	频率/Hz	误差/Hz	阻尼比	阻尼误差
TQWT-Prony	5	0.498 9	0.001 1	0.030 8	0.001 0
		1.016 7	0.016 7	0.047 6	0.000 1
		1.538 1	0.038 1	0.051 4	0.001 6
	10	0.500 1	0.000 1	0.029 8	0.002 0
		1.017 2	0.017 2	0.041 0	0.006 7
		1.538 3	0.038 3	0.049 5	0.003 5
	15	0.500 2	0.000 2	0.030 1	0.001 7
		1.007 4	0.007 4	0.043 5	0.004 2
		1.524 1	0.024 1	0.055 1	0.002 1
TQWT-ITD	5	0.495 0	0.005 0	0.033 0	0.001 2
		0.997 9	0.002 1	0.049 3	0.001 6
		1.517 5	0.017 5	0.021 3	0.031 7
	10	0.498 4	0.001 6	0.031 1	0.000 7
		1.008 4	0.008 4	0.029 3	0.018 4
		1.528 1	0.028 1	0.051 4	0.001 6
	15	0.500 1	0.000 1	0.028 2	0.003 6
		1.002 1	0.002 1	0.038 9	0.008 8
		1.512 6	0.012 6	0.063 5	0.010 5
TQWT-STD	5	0.499 7	0.000 3	0.033 0	0.001 2
		1.009 4	0.009 4	0.049 2	0.001 5
		1.514 6	0.014 6	0.050 8	0.002 2
	10	0.500 2	0.000 2	0.031 8	0.000 0
		1.003 2	0.003 2	0.045 7	0.000 2
		1.478 4	0.021 6	0.051 7	0.001 3
	15	0.500 4	0.000 4	0.030 9	0.000 9
		1.005 1	0.005 1	0.046 9	0.000 8
		1.515 0	0.015 0	0.057 3	0.004 3

为进一步说明本文方法在信号预处理上的优势以及在低频振荡模态参数辨识精度上的提高，如图

4 以信噪比 10 dB 为例，通过观察能够初步判断本文方法对于信号的曲线拟合具有较好的效果；表 4 列出了各方法在不同信噪比下的拟合结果，由表 4 中的确定系数(*R-square*)指标以及均方误差可知，TQWT-Prony、TQWT-ITD 以及 TQWT-STD 法所得到的最高确定系数依次为 0.998 7、0.996 9、0.999 5，最小的均方误差依次为 0.003 9、0.009 9、0.002 0，可以看出 TQWT-STD 的确定系数更接近 1，而均方误差更接近 0，由此说明了本文方法所得到的拟合曲线能更好地还原出原始信号。

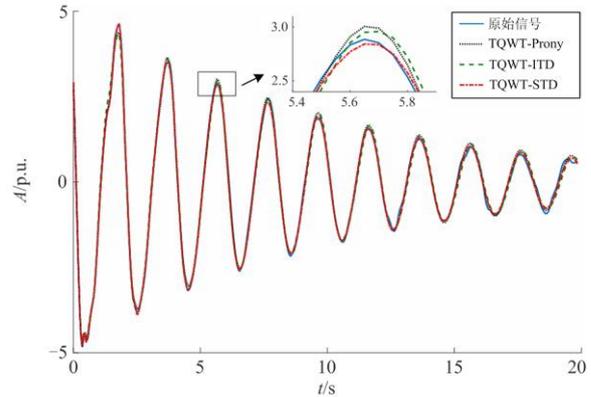


图 4 基于信噪比 10 dB 下各方法的拟合曲线

Fig. 4 Fitting curve of each method based on SNR of 10 dB

表 4 不同信噪比下各方法辨识的拟合精度

Table 4 Fitting accuracy of each method identification under different SNR

辨识方法	信噪比/dB	拟合阶数	<i>R-square</i>	均方误差
TQWT-Prony	5	32	0.992 9	0.027 6
	10		0.997 0	0.010 0
	15		0.998 7	0.003 9
TQWT-ITD	5	15	0.976 6	0.078 6
	10		0.995 3	0.014 6
	15		0.996 9	0.009 9
TQWT-STD	5	20	0.994 8	0.020 7
	10		0.998 3	0.005 1
	15		0.999 5	0.002 0

4.2 EPRI-36 系统算例分析

为验证本文所提方法在电力系统低频振荡模态参数辨识中的有效性，将采用 EPRI-8 机 36 节点系统^[25]作为本文的仿真分析系统，仿真平台使用中国科学院研发的电力系统综稳分析程序(PSASP)。设置如下故障：在母线 20 处设置一个大小为 0.5 p.u. 的有功功率冲击负荷，作用时间开始于 0.2 s，持续时间 0.4 s，仿真时间 20 s。以发电机 G1 为参考，采集发电机 G1—G7 的相对功角振荡曲线作为分析信

号, 考虑到实测信号中通常含有一定程度的噪声干扰, 并根据信号的特点分别添加 15 dB、20 dB、25 dB 的高斯白噪声, 如图 5 所示。本文算例通过小干扰分析获得的系统振荡模式参数信息如表 5 所示。

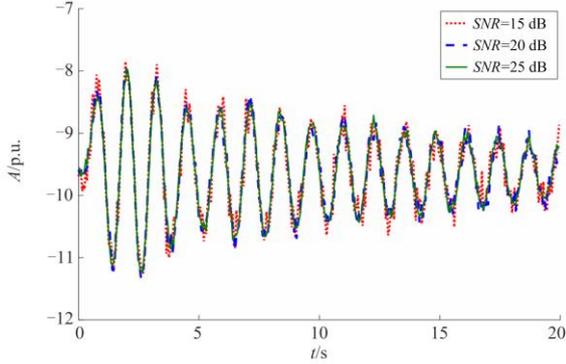


图 5 G1—G7 的相对功角振荡曲线

Fig. 5 Relative power angle oscillation curves of G1—G7

表 5 特征值计算结果

Table 5 Results of calculating eigenvalue

实部	虚部	频率/Hz	阻尼比
-0.792 4	11.473 3	1.826 0	0.068 9
-0.911 5	10.348 6	1.647 0	0.087 7
-0.618 0	7.859 4	1.250 9	0.078 3
-0.673 9	7.157 3	1.139 1	0.093 7
-0.268 1	6.158 6	0.980 2	0.043 4
-0.054 9	4.885 4	0.777 5	0.011 2

首先, 对上述添加不同信噪比的含噪信号进行 TQWT 预处理, 为比较不同去噪方法在本文信号中的适用性, 各方法的预处理结果如表 6 所示, 由表 6 可知, SVD 降噪、中值滤波 MF 以及 TQWT 所提升到的最高信噪比分别为 19.743 7、26.422 4、31.060 4, 所达到的最小均方误差分别为 0.004 6、0.001 0、0.000 3, 可知 TQWT 能够明显地提升信号的信噪比, 并且具有较小的均方误差, 表明了 TQWT 在本文含噪信号下具有更好的去噪性能。

表 6 不同信噪比环境下各去噪方法对比

Table 6 Comparison of denoising methods in different

SNR environments

信噪比/dB	辨识方法	去噪后信噪比/dB	均方误差
15	SVD	18.475 9	0.006 2
	MF	19.071 8	0.005 4
	TQWT	23.530 6	0.001 9
20	SVD	19.080 1	0.005 4
	MF	22.922 4	0.002 2
	TQWT	27.396 7	0.000 8
25	SVD	19.743 7	0.004 6
	MF	26.422 4	0.001 0
	TQWT	31.060 4	0.000 3

其次, 将经过 TQWT 预处理后的含噪信号进行振荡模式参数的辨识, 各方法所得辨识结果如表 7 所示。在电力系统中若某振荡模式的阻尼比小于 5%, 则作为影响较大的关键振荡模式; 各方法都辨识出了表 5 中频率分别为 0.777 5 Hz、0.980 2 Hz, 阻尼比分别为 0.011 2、0.043 4 的两个关键振荡模式; 其中, Prony、ITD 以及本文 STD 辨识所需阶数分别为 30 阶、24 阶和 19 阶, 由阶数及表 7 中的数据可知, 在系统仿真实验中 ITD 法完全失去了优势, 不论在阶数上还是在参数辨识的精度上都明显较差, 阻尼比误差甚至超过了 0.01, 误差较大; 而 Prony 最大的问题则是无法正确辨识出第 2 个模式的阻尼比; 如图 6 绘制出各方法辨识出的两个振荡模式的阻尼比分布, 以模式 2 为例, Prony 辨识出的阻尼比已完全偏离正常值, ITD 法在信噪比 10 dB 和 15 dB 下辨识出的阻尼比也在较大程度上远离正常值, 而本文方法则能够以较小的误差进行准确的辨识。

最后, 以 15 dB 下的相对功角振荡信号的拟合曲线为例, 如图 7 所示, 通过观察各方法的拟合曲线与原始信号曲线之间距离的远近关系, 初步判断本文方法能够更好地还原出原始信号; 根据表 8 中各方法的拟合精度以及均方误差可知, TQWT-Prony、TQWT-ITD 以及 TQWT-STD 法所得到的最高 R -square 指标分别为 0.997 5、0.975 9、0.999 7, 最小的均方误差指标分别为 0.002 0、0.010 7、0.000 5,

表 7 基于 TQWT 预处理下 3 种算法的辨识结果

Table 7 Identification results of three algorithms

based on TQWT preprocessing

辨识方法	信噪比/dB	频率/Hz	误差/Hz	阻尼比	阻尼误差
TQWT-Prony	15	0.779 8	0.002 3	0.016 6	0.005 4
		1.031 2	0.051 0	0.109 6	0.066 2
	20	0.777 9	0.000 4	0.015 5	0.004 3
		0.992 0	0.011 8	0.091 6	0.048 2
	25	0.776 2	0.001 3	0.014 3	0.003 1
		0.975 7	0.004 5	0.068 5	0.025 1
TQWT-ITD	15	0.774 5	0.003 0	0.021 6	0.010 4
		0.982 9	0.002 7	0.058 9	0.015 5
	20	0.780 4	0.002 9	0.003 5	0.003 8
		0.975 5	0.004 7	0.031 8	0.011 6
	25	0.771 1	0.006 4	0.010 5	0.000 7
		0.962 5	0.017 7	0.061 5	0.018 5
TQWT-STD	15	0.777 0	0.000 5	0.012 7	0.001 5
		0.986 4	0.004 4	0.053 8	0.003 0
	20	0.777 2	0.000 3	0.012 3	0.001 1
		0.983 1	0.002 9	0.049 0	0.005 6
	25	0.776 8	0.000 7	0.012 6	0.001 4
		1.515 0	0.000 4	0.048 2	0.004 8

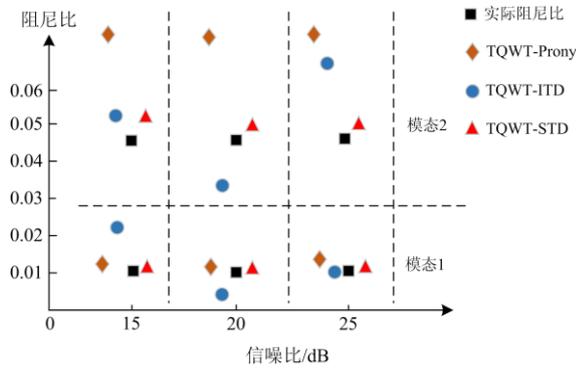


图 6 不同方法辨识出的阻尼比

Fig. 6 Damping ratio identified by different methods

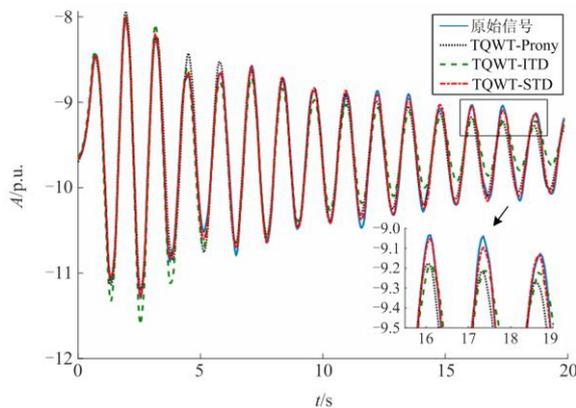


图 7 基于信噪比 15 dB 下各方法的拟合曲线

Fig. 7 Fitting curve of each method based on SNR of 15 dB

表 8 不同信噪比下各方法辨识的拟合精度

Table 8 Fitting accuracy of each method identification under different SNR

辨识方法	信噪比/dB	拟合阶数	R-square	均方误差
TQWT-Prony	15 dB	30	0.976 3	0.011 4
	20 dB		0.991 5	0.005 5
	25 dB		0.997 5	0.002 0
TQWT-ITD	15 dB	24	0.975 7	0.023 4
	20 dB		0.956 6	0.022 9
	25 dB		0.975 9	0.010 7
TQWT-STD	15 dB	19	0.996 2	0.001 8
	20 dB		0.998 6	0.000 6
	25 dB		0.999 7	0.000 5

表明了 TQWT-STD 能够以更接近 1 的拟合精度且更小的均方误差对信号进行拟合；各方法所需阶数分别为 30、24 以及 19 阶，通过各方法的拟合阶数可以看出，Prony 法通常需要以较高的阶数对信号进行相对准确的辨识，ITD 法在阶数和辨识精度上也并无优势；对于本文方法来说，辨识所需的阶数仅为 19 阶，同时能够保证具有更准确的参数辨识精

度。综上所述，本文方法在参数辨识精度以及辨识阶数上能够做到较好的平衡。

为分析本文 TQWT-STD 在多路信号下即多量测点信号数据下的辨识准确度，在上述条件的基础上，选取 G1—G7 的相对功角振荡信号、1 号发电机以及 7 号发电机各自的有功功率振荡信号，将如上选取的三点测量信号作为本文方法的输入信号，并在各测量点上分别添加不同程度的信噪比，以此模拟实际测量环境下的低频振荡信号。

所得实验结果如表 9 所示，由辨识出的参数误差可知，TQWT-STD 在多点测量信号下所辨识出的参数误差较小，频率在最大误差时仅为 0.005 0 Hz，能够满足辨识的精度要求，并结合表 7 可知，本文方法不论是在多点测量还是在单点测量信号下，都能对系统的振荡频率和阻尼比实现准确的辨识。

表 9 本文方法在多点测量信号下的辨识结果

Table 9 Identification results of this method under multi-point measurement signals

信噪比/dB	模式	频率/Hz	误差/Hz	阻尼/%	阻尼误差
15	1	0.773 2	0.004 3	0.024 5	0.013 3
	2	0.984 4	0.004 2	0.057 6	0.014 2
20	1	0.782 1	0.004 6	0.004 8	0.006 4
	2	0.974 7	0.004 5	0.035 9	0.007 5
25	1	0.772 7	0.004 8	0.013 7	0.002 5
	2	0.975 2	0.005 0	0.050 2	0.006 8

最后，列写出各方法在测试信号、仿真信号中进行参数辨识所需的求解时间，如表 10 所示。本文操作系统的配置如下：windows7、64 位操作系统、8 GB 安装内存(RAM)、处理器为 Intel(R) Pentium(R) G4400 @ 3.30GHz i5 处理器。根据表 10 中的所用时间可知，各方法在求解振荡模态参数的过程中所耗费的时间都较短，即各方法都能够满足在线分析的时间要求，但相比较而言，本文方法 TQWT-STD 在求解低频振荡模态参数的过程中所用时间仅在 0.67 s 以内，所需时间更短，因而本文方法在模态参数的求解时间上也稍占优势。

表 10 多次求解平均所耗时间

Table 10 Average time spent on multiple solutions

方法	测试信号 t/s	仿真信号 t/s	时间/s
TQWT-Prony	0.706 5	0.702 4	<0.71
TQWT-ITD	0.693 6	0.695 6	<0.70
TQWT-STD	0.663 1	0.667 3	<0.67

5 结论

本文联合了可调 Q 因子小波变换(TQWT)和稀疏时域法(STD)，在电力系统的低频振荡模态及参

数辨识方面提出一种新的分析方法, 并对该方法进行多方面的实验分析, 得出结论如下:

1) 在信号的预处理方面本文采用了 TQWT 进行信号的降噪, 通过对比多种方法降噪前后的信噪比和均方误差, 客观地反映出本文方法在预处理方面的优势, 能够较好地还原出原始信号曲线, 提高信噪比的同时保留信号的特征。

2) 为保证试验的客观性, 本文在仿真分析中, 对不同的辨识法均采用 TQWT 处理后的信号进行振荡模态及其参数的辨识以及曲线的拟合, 所得结果客观地表明了本文方法在不同噪声环境下均具有更准确的参数辨识能力。

3) 本文 TQWT-STD 辨识法是以单点测量或是多点测量信号作为其输入信号, 与传统方法相比较所辨识出的模态参数具有较高的准确度、误差较小, 并且具有良好的抗噪性能, 同时在辨识参数的过程中所需辨识时间较短、计算量较小。

参考文献

- [1] 杨蕾, 黄伟, 张丹, 等. 异步联网下云南电网低频与超低频振荡综合抑制策略[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(11): 133-140.
YANG Lei, HUANG Wei, ZHANG Dan, et al. Comprehensive suppression strategies of low frequency and ultra-low frequency oscillations of the Yunnan power grid under asynchronous interconnection[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(11): 133-140.
- [2] ZOU Xiaoming, DU Xiong, TAI Hengming. Stability analysis for direct-drive permanent magnet synchronous generator based wind farm integration system considering wind speed[J]. IET Renewable Power Generation, 2020, 14(11): 1894-1903.
- [3] 徐衍会, 耿雨柔, 杨博文. 风电场引发发电机组次同步振荡的机理及影响因素研究[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(18): 1-9.
XU Yanhui, GENG Yurou, YANG Bowen. Study on the mechanism and influencing factors of subsynchronous oscillations induced by wind farms in a fossil fuel power plant[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(18): 1-9.
- [4] 徐广, 方勇杰, 李兆伟, 等. 超低频振荡中的区间联络线功率振荡现象及机理[J]. 电力系统自动化, 2020, 44(17): 69-82.
XU Guang, FANG Yongjie, LI ZhaoWei, et al. Phenomenon and mechanism of inter-area tie-line power oscillation in ultra-low frequency oscillation[J]. Automation of Electric Power Systems, 2020, 44(17): 69-82.
- [5] CHEN Gang, LIU Chang, FAN Chengwei, et al. Research on damping control index of ultra-low-frequency oscillation in hydro-dominant power systems[J]. Sustainability, 2020, 12(18): 7316-7316.
- [6] DU Wenjuan, BI Jingtian, WANG Haifeng, et al. Inter-area low-frequency power system oscillations caused by open-loop modal resonance[J]. IET Generation, Transmission & Distribution, 2018, 12(19): 4249-4259.
- [7] 姜涛, 刘方正, 陈厚合, 等. 基于多通道快速傅里叶小波变换的电力系统主导振荡模式及模态协同辨识方法研究[J]. 电力自动化设备, 2019, 39(7): 125-132.
JIANG Tao, LIU Fangzheng, CHEN Houhe, et al. Cooperated identification method of dominant oscillation modes and mode shapes for power system based on multi-channel fast Fourier transform based continuous wavelet transform[J]. Electric Power Automation Equipment, 2019, 39(7): 125-132.
- [8] SARMADI S A N, VENKATASUBRAMANIAN V. Electromechanical mode estimation using recursive adaptive stochastic subspace identification[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2014, 29(1): 349-358.
- [9] 李生虎, 张浩. 风电系统振荡模式对DFIG-PSS传递函数的灵敏度分析[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(16): 11-17.
LI Shenghu, ZHANG Hao. Sensitivity analysis of the oscillation modes to transfer function of DFIG-PSS in a wind power system[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(16): 11-17.
- [10] KHALILINIA H, ZHANG L, VENKATASUBRAMANIAN V. Fast frequency-domain decomposition for ambient oscillation monitoring[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2015, 30(3): 1631-1633.
- [11] 喻敏, 王斌, 陈绪轩, 等. 同步挤压小波变换在电力系统低频振荡模态参数提取中的应用[J]. 电工技术学报, 2017, 32(6): 14-20.
YU Min, WANG Bin, CHEN Xuxuan, et al. Application of synchrosqueezed wavelet transform for extraction of the oscillatory parameters of low frequency oscillation in power systems[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2017, 32(6): 14-20.
- [12] 赵峰, 吴梦娣. EEMD-RobustICA 和 Prony 算法在电力系统低频振荡模态辨识中的应用[J]. 太阳能学报, 2019, 40(10): 2919-2929.
ZHAO Feng, WU Mengdi. Application of EEMD-RobustICA and Prony algorithm in modes identification of power system low frequency oscillation[J]. Acta Energetica Solaris Sinica, 2019, 40(10): 2919-2929.
- [13] 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 power system low frequency oscillations with ISPM and SDM-Prony[J]. Power System Technology, 2016, 40(4): 1209-1216.
- [14] 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 system using multivariate empirical mode decomposition and Hilbert-Huang transform[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(6): 124-135.
- [15] YANG D, ZHANG T, CAI G, et al. Synchrophasor-based dominant electromechanical oscillation modes extraction using OpDMD considering measurement noise[J]. IEEE System Journal, 2019, 13(3): 3185-3193.
- [16] 王明甲, 武永顶. 基于随机减量法振动系统模态分析仿真研究[J]. 机电技术, 2017(5): 56-64.
WANG Mingjia, WU Yongding. Modal analysis and simulation of vibration system based on random decrement method[J]. Mechanical & Electrical Technology, 2017(5): 56-64.
- [17] 韩润, 滕予非, 谢剑, 等. 基于改进 STD 法的电力系统低频振荡辨识[J]. 电力自动化设备, 2019, 39(3): 58-63.
HAN Run, TENG Yufei, XIE Jian, et al. Identification of low-frequency oscillation in power system based on improved STD algorithm[J]. Electric Power Automation Equipment, 2019, 39(3): 58-63.
- [18] 李志军, 张鸿鹏, 王亚楠, 等. 排列熵—CEEMD 分解下的新型小波阈值去噪谐波检测方法[J]. 电机与控制学报, 2020, 24(12): 120-129.
LI Zhijun, ZHANG Hongpeng, WANG Yanan, et al. Wavelet threshold denoising harmonic detection method based on permutation entropy-CEEMD decomposition[J]. Electric Machines and Control, 2020, 24(12): 120-129.
- [19] 杨晓梅, 郭林明, 肖先勇, 等. 基于可调品质因子小波变换和随机森林特征选择算法的电能质量复合扰动分类[J]. 电网技术, 2020, 44(8): 3014-3020.
YANG Xiaomei, GUO Linming, XIAO Xianyong, et al. Classification of power quality complex disturbances based on TQWT and random forest feature selection algorithm[J]. Power System Technology, 2020, 44(8): 3014-3020.
- [20] PAN Meiyang, SUN Jun, YANG Yuhao, et al. Improved TQWT for marine moving target detection[J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2020, 31(3): 470-481.
- [21] 刘思议, 张程, 金涛. 基于相邻系数 TQWT 与改进 TLS-ESPRIT 算法的电力系统低频振荡模态辨识[J]. 高电压技术, 2019, 45(3): 890-898.
LIU Siyi, ZHANG Cheng, JIN Tao. Research on modes identification of low-frequency oscillation of power system based on adjacent coefficient TQWT and improved TLS-ESPRIT algorithm[J]. High Voltage Engineering, 2019, 45(3): 890-898.
- [22] 高倩, 陈晓英, 孙丽颖. 基于稀疏表示的 TQWT 在低频振荡信号去噪中应用[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(13): 55-60.
GAO Qian, CHEN Xiaoying, SUN Liying. Low frequency oscillation signals denoising based on TQWT via sparse representation[J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(13): 55-60.
- [23] 王雨虹, 许可, 刘晓东. 基于 RDT 和 STD 的电力系统次同步振荡参数辨识[J]. 电力系统及其自动化学报, 2021, 33(1): 100-106.
WANG Yuhong, XU Ke, LIU Xiaodong. Parameter identification of subsynchronous oscillation in power system based on RDT and STD[J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2021, 33(1): 100-106.
- [24] 赵雄, 樊伟, 郑联语, 等. 基于优化 STD 法的大飞机垂尾装配界面精加工过程模态参数识别[J]. 航空学报, 2019, 40(10): 315-325.
ZHAO Xiong, FAN Wei, ZHENG Lianyu, et al. Modal parameter identification of finishing assembly interface of vertical tail section of large aircraft based on optimized STD method[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2019, 40(10): 315-325.
- [25] 雷强, 刘光晔, 朱永强, 等. 基于 EEMD 和矩阵束算法的低频振荡主导模式识别[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(12): 56-62.
LEI Qiang, LIU Guangye, ZHU Yongqiang, et al. Identification of the dominant mode based on EEMD and matrix pencil algorithm for low frequency oscillations[J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(12): 56-62.

收稿日期: 2021-08-31; 修回日期: 2021-11-03

作者简介:

张程(1982—), 男, 博士, 副教授, 硕士生导师, 研究方向为电力系统稳定性分析, 广域监测等; E-mail: zhangcheng@fjut.edu.cn

邱炳林(1998—), 男, 硕士研究生, 研究方向为电力系统分析、稳定和控制在。E-mail: 1577204130@qq.com

(编辑 周金梅)