

# 基于 $K$ -means 聚类 and 同步挤压小波变换的 次同步振荡检测

刘韶峰<sup>1,2</sup>, 徐泰山<sup>1,2</sup>, 鲍颜红<sup>1,2</sup>, 陈颖杰<sup>1</sup>

(1. 南瑞集团有限公司(国网电力科学研究院), 江苏 南京 211106; 2. 智能电网保护和运行控制国家重点实验室, 江苏 南京 211106)

**摘要:**电力系统次同步振荡具有非平稳、非线性特性, 现有检测方法难以捕获振荡特征和变化趋势, 为此提出  $K$ -means 结合 SWT 的振荡检测方法, 并将该方法引入次同步振荡谐波检测分析中。首先, 利用 SWT 较强的抗模态混叠能力和抗噪性, 在噪声环境下清晰直观表征信号振荡模态。同时, 在 SWT 中运用频域切片, 提取电力信号中的多重振荡模态, 进行重构和参数辨识。考虑到 SWT 将小波系数挤压至中心频率, 采用  $K$ -means 聚类方法准确求出重构前振荡信号中心频率, 并自动选择信号重构频域区间。最后, 通过仿真算例验证该方法的有效性。

**关键词:**次同步振荡; 同步挤压小波变换; 时频分析;  $K$ -means 聚类

DOI:10.19781/j.issn.1673-9140.2021.04.017 中图分类号:TM763 文章编号:1673-9140(2021)04-0132-09

## Sub-synchronous oscillation detection based on $K$ -means clustering and frequency synchrosqueezing wavelet transforms

LIU Shaofeng<sup>1,2</sup>, XU Taishan<sup>1,2</sup>, BAO Yanghong<sup>1,2</sup>, CHEN Yingjie<sup>1</sup>

(1. NARI Group Corporation/State Grid Electric Power Research Institute, Nanjing 211106, China;

2. State Key Laboratory of smart Grid Protection and Control, Nanjing 211106, China)

**Abstract:** Power system has non-stationary and nonlinear characteristics of the sub-synchronous oscillation (SSO), it is difficult for existing detection methods to capture the oscillation characteristics and the changing trend. In this paper, an oscillation detection approach, which combines  $K$ -means clustering and synchrosqueezed wavelet transform (SWT), is proposed to achieve the harmonic detection and analysis of subsynchronous oscillation. The anti-modal aliasing ability and anti-noise ability of the SWT are utilized to clearly and intuitively show the oscillation modes of the signals with noise. The frequency domain slicing is employed in the SWT to extract multiple oscillation modes for the reconstruction and the parameter identification. Considering that the SWT will squeeze the wavelet coefficients to the central frequency, the  $K$ -means clustering method is applied to calculate the central frequency of the oscillating signal. At the same time, the frequency interval of the signal can be automatically selected for reconstruction. Finally, the simulations are conducted to examine the effectiveness of the proposed method.

**Key words:** subsynchronous oscillation; synchrosqueezed wavelet transforms; time frequency analysis;  $K$ -means clustering

收稿日期:2020-06-15; 修回日期:2020-11-25

基金项目:国家电网有限公司总部科技项目(SGSH0000DKJS1800428)

通信作者:刘韶峰(1977-),男,硕士,高级工程师,主要从事电力系统稳定分析与控制研究;E-mail:liushaofeng\_1@163.com

随着风力发电等新能源并网增加和大功率电力电子技术广泛运用,多源多变换的新能源电力系统逐渐形成,次同步振荡(sub-synchronous oscillation, SSO)问题不断凸显<sup>[1-3]</sup>,严重威胁电力系统安全稳定运行。因此,快速准确识别并及时消除电力系统 SSO 变得非常重要<sup>[4-8]</sup>。

长期以来,系统精确建模方法一直是次同步振荡研究较为关注的领域,而电力系统次同步振荡信号分析方法因物理意义薄弱缺乏关注。然而,新能源并网使系统精确建模难度加大,而以信号为基础的时频分析法因其简便快捷获得重视,且可作为精确建模方法的参考验证。传统的时频方法主要包括快速傅里叶变换(fast fourier transform, FFT)<sup>[9-10]</sup>、小波变换(wavelet transform, WT)<sup>[11-12]</sup>、希尔伯特黄变换(Hilbert-Huang transform, HHT)<sup>[13-14]</sup>等。但 FFT 无法体现信号的时域特性;小波变换存在小波基选取困难,抗噪表现较差;HHT 易产生模态混叠等不足。

I. Daubechies 等人在 2011 年提出了一种基于小波变换的时频分析方法,即同步挤压小波变换(synchrosqueezing wavelet transforms, SWT)<sup>[15]</sup>,将同步挤压理论应用于小波变换中,在小波变换的基础上,提高了算法的抗噪性和时频分辨率。文献[12]将 SWT 引入间谐波及低频振荡参数辨识中,验证了 SWT 优于 HHT 和小波变换的检测性能;文献[16]提出 SWT 在间歇波检测分析中,但会出现虚假模态,且模态参数辨识精度不高;文献[11]介绍了频域切片概念,通过定位模态出现的频域,在此频域内进行信号重构,避免产生虚假模态;文献[17-18]将频域切片应用于 SWT,在模拟 SSO 信号参数辨识上获得较高精度的辨识结果。然而,上述文献中,对重构频域的选择均是通过观察 SWT,导致时频图须选择重构区间,增加了算法的人工参与度。由于这些研究需通过信号重构才能获得包括信号频率在内的具体信号参数,因此大大降低了 SWT 的便捷性,无法直接获取振荡频率,因而无法形象具体展现模态能量变化。

该文提出 K-means<sup>[19-21]</sup>结合 SWT 的次同步振荡检测方法。运用 SWT,将小波系数挤压至振荡模态中心频率周围,得到清晰、不存在交叉项的各模态

时频曲线。采用 K-means 聚类方法,将时频面上已紧密聚集的同步挤压变量归集划分,得到表征振荡模态分量的簇,无需经过重构,直接求出振荡模态中心频率。采用频域切片思想指导重构,加入 K-means 聚类,改进“需观察判断振荡频率才可选取频域区间进行模态重构”的缺点,减少算法的人工参与,增加频域切片的实用性,避免重构中引入虚假模态,提高模态的重构精度。经 Hilbert 变换后,得到高精度的次同步振荡信号参数。最后,通过仿真算例验证该文所提方法的有效性。

## 1 同步挤压变换

由 Daubechies 等人提出的 SWT 算法以小波变换为基础,利用再分配方法——同步挤压改善连续小波变换的时频分布,提高时频曲线的精细度以期获得精度更高的模态分量。假设存在一信号  $f(t)$ , 其连续小波变换系数可表示为

$$W_f(a, b) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) a^{-\frac{1}{2}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad (1)$$

式中  $\psi$  为小波基函数;  $a$  为小波变换的尺度因子;  $b$  为平移因子。

对任意使  $W_f(a, b) \neq 0$  的  $(a, b)$ ,  $W_f(a, b)$  对平移因子  $b$  求偏导得到瞬时频率:

$$\omega_f(a, b) = \frac{-i}{W_f(a, b)} \cdot \frac{\partial(W_f(a, b))}{\partial b} \quad (2)$$

若信号只含单一频率分量  $\omega$ , 则  $\omega_f(a, b) = \omega$ 。小波变换中频率与尺度因子相关,如此以来便建立了  $(b, a) \rightarrow (b, \omega_s(a, b))$  的映射关系。将时间—尺度平面上的信息传递至时间—频率平面上。据此关系计算同步挤压变换量值:

$$T_f(\omega_l, b) = (\Delta\omega)^{-1} \cdot \sum_{a_k^l \omega_f(a, b) - a_l \leq \frac{\Delta\omega}{2}} W_f(a, b) a_k^{-\frac{3}{2}} (\Delta a)_k \quad (3)$$

式中  $a_k$  为连续小波变换尺度  $a$  的离散值;  $(\Delta a)_k = a_k - a_{k-1}$ ;  $\Delta\omega = \omega_l - \omega_{l-1}$ ;  $\omega_l$  为信号  $f(t)$  第  $l$  个频率分量的中心频率。

由式(3)可知, SWT 将原本在  $(a, b)$  平面上的  $W_f(a, b)$  在  $(\omega, b)$  平面上重新分配,即把时间—尺度平面转化到时间—频率平面上。通过式(3),

SWT 可将  $W_f(a, b)$  挤压至振荡频率  $\omega_l$  的附近,使  $W_f(a, b)$  与  $\omega_l$  的间距不大于  $\omega_l$  与邻近频率间距的一半,在时频面上则表现为时频曲线精细化,各曲线清晰无交叉,提供更优秀的时频分辨率。

重建信号中的第  $k$  分量  $f_k$ , 即

$$f_k(t_m) \approx \frac{2}{R_\psi} \operatorname{Re} \left( \sum_{l \in L_k(t_m)} \widetilde{T}_{\bar{f}}(\omega_l, t_m) \right) \quad (4)$$

其中,  $L_k(t_m)$  是围绕在  $f_k$  ( $f$  的第  $k$  个分量) 曲线的窄频带附近  $\omega_l$  的下标集合, 且满足:

$$R_\psi = 0.5 \times \int_0^{+\infty} \bar{\psi}(\xi) d\xi / \xi \quad (5)$$

重构值与信号的第  $k$  个分量间的误差小于  $C\epsilon^{1/3}$  ( $C$  为常数,  $\epsilon$  为  $W_f(a, b)$  的阈值), 通过式(4)可实现信号中各分量  $f_k(t_m)$  的近似完全重构。

## 2 结合 K-means 聚类的次同步振荡 SWT 检测方法

### 2.1 K-means 聚类原理

K-means 聚类算法是一种基于划分的硬聚类算法<sup>[19-21]</sup>。该算法采用距离衡量样本间的相似性, 能将样本集  $x_1, x_2, \dots, x_n$  划分成  $K$  个簇, 簇  $C_i$  的均值向量为该簇的质心  $\mu_i$ , 即

$$\mu_i = \frac{1}{|C_i|} \sum_{x \in C_i} x \quad (6)$$

K-means 算法的目的是寻找  $K$  个质心, 以获得新质心与旧质心间的最小距离—最小化平方误差  $E$ 。平方误差  $E$  越小, 则簇内样本的相似度越高<sup>[21]</sup>。平方误差  $E$  可表示为

$$E = \sum_{i=1}^k \sum_{x \in C_i} \|x - \mu_i\|_2^2 \quad (7)$$

假设有一样本集  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ , 先从中随机选择  $K$  个样本  $\{\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_K\}$  作为初始质心; 然后, 计算样本集中其余样本  $x_i$  与质心  $\mu_j$  间的距离, 将样本与离它最近的质心归为一类; 将所有样本归好集合后, 重新计算每个集合的质心。最后, 不断重复该过程, 直到计算所得的新质心与旧质心间的最小距离小于设置的阈值, 即最小化平方误差  $E$  小于期望, 则认为算法收敛。

### 2.2 K-means 聚类结合 SWT 方法

通过式(3), 虽然 SWT 可“锐化”时频曲线得到清晰明确的信号时频信息, 但其并未给出如何寻找振荡中心频率  $\omega_l$ , 需分离后重构模态分量, 进行参数辨识等方法获取。因此, 该文提出采用 K-means 聚类算法, 从已高度聚集、在振荡中心频率  $\omega_l$  形成的类簇中直接计算获得振荡频率数据。

对含有次同步振荡分量的电力信号进行同步挤压小波变换, 求得时频面内的离散同步挤压变换量值  $T_f(\omega_l, b)$ 。由于 SWT 使  $T_f(\omega_l, b)$  与频率建立了联系, 因此, 在时频面上以频率  $\omega$  作为标签, 对应  $T_f(\omega_l, b)$  的模作为 K-means 聚类的目标样本集进行聚类。设信号有  $K$  个振荡分量, 经 SWT 处理后, 信号的  $T_f(\omega_l, b)$  会被限制在  $K$  个振荡分量中心频率即振荡频率的周围, 形成  $K$  个数据簇。再利用 K-means 聚类, 通过式(6), 把已聚集的  $|T_f(\omega_l, b)|$  归集划分成  $K$  个振荡分量簇  $C_i$ , 求出每个簇的质心, 即每个振荡分量的振荡频率:

$$\omega_f = \frac{1}{|C_i|} \sum_{T_f(\omega_l, b) \in C_i} |T_f(\omega_l, b)| \quad (8)$$

为避免文献[16]所述 SWT 存在模态重构获得虚假模态的问题, 将频域切片思想用于 SWT 重构。但无法直接获取振荡频率, 需通过观察定位 SWT 振荡模态所处频域进行重构, 会使 SWT 的易用性降低。使用 K-means 聚类从时频图中提取振荡频率, 指导重构, 解决了因引入频域切片产生的困扰。

通过 K-means 结合 SWT 方法, 无需经过重构, 直接从时频图中提取出振荡模态频率, 并将其用于选取准确频率区间进行信号重构, 减少人工参与, 经参数辨识获取振荡模态信号参数。该方法的具体步骤如下。

1) SWT 时频分析。对 SSO 信号进行 SWT 时频分析, 得到反映信号时频信息的时频图。根据时频图上的时频曲线, 判断是否发生次同步振荡及振荡模态数量。

2) 确定振荡模态中心频率。采用 K-means 聚类方法, 对总体时频分析所求得同步挤压变换值  $T_f(\omega_l, b)$  进行聚类, 从时频图中提取信号所包含的振荡模态中心频率。

3) 重构振荡模态。根据式(2)中确定的振荡模态频率,定位振荡模态所处频域,通过式(4)进行重构,得到振荡模态分量。

4) 获取模态参数。通过 Hilbert 变换,辨识和提取振荡模态分量信号参数。

### 3 数值仿真分析

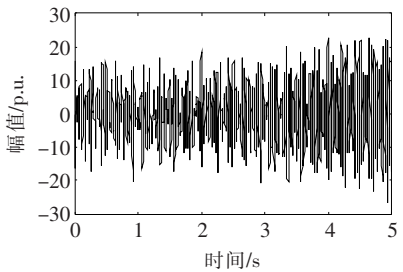
#### 3.1 模拟 SSO 信号算例分析

模拟一组含 4 个振荡模态的电力系统 SSO 数值信号  $s(t)$ , 其表达式为

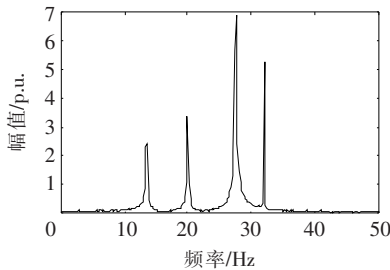
$$s(t) =$$

$$4e^{-0.5t} \cos(25\pi t + 30^\circ) + 8e^{-0.4t} \cos(40\pi t + 45^\circ) + 4e^{0.3t} \cos(55\pi t + 60^\circ) + 5e^{0.02t} \cos(64\pi t + 30^\circ)$$

信号的长度为 5 s, 采样频率为 500 Hz, 加入标准差为 0.5 的白噪声, 使信噪比达到 25 dB。模拟 SSO 数值信号的原始信号如图 1(a) 所示, 对该信号进行 FFT 频谱分析, 结果如图 1(b) 所示。



(a) SSO 信号的波形



(b) SSO 信号的 FFT 分析结果

图 1 模拟 SSO 信号的时域仿真和 FFT 分析结果

Figure 1 The waveform and FFT analysis results of simulation SSO signals

由 FFT 频谱分析结果可以得出, 模拟 SSO 数值信号符合预设, 包含 4 个振荡模态。其中 27.5 Hz 的振荡模态幅值最高, 能量最强; 其次为振荡频率为 32 Hz 的振荡模态; 较低频域的 12.5、20 Hz 的

振荡模态幅值较弱。但 FFT 仅能给出信号整体的频率特性, 对于随时间变化的次同步振荡信号, 无法展现其时域变化, 因此存在局限性。

采用 K-means 聚类结合 SWT 方法对该模拟数值信号进行分析。首先, 使用 SWT 分析该信号, 得到的时频分析结果如图 2 所示, 可以观察到, 时频面内存在 4 条清晰的时频曲线, 说明 SWT 通过挤压达到了“锐化”时频曲线的目的。由分析可知, SWT 准确地捕捉到了信号所包含的 4 个振荡模态及其所处频率, 并展现出信号的时域变化。

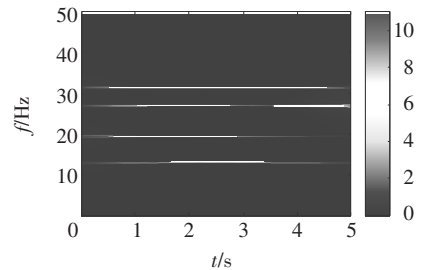


图 2 模拟 SSO 信号的 SWT 总体时频

Figure 2 The spectrogram of the SSO signals with SWT in simulation

SWT 的时频图虽然清晰地呈现了振荡模态所处频率, 但并未直接给出具体数值。为避免重构产生虚假分量, 采用频域切片思想, 定位振荡频率所在频域进行重构, 得到准确的模态数量。但在此情况下只能通过观察法进行重构频域的选择, 增加了算法使用的负担。

因此, 该文提出采用 K-means 结合 SWT 的方法, 通过聚类将振荡频率从分析所得的时频图提取出, 无需重构辨识, 直接获取模态振荡频率。同时能为频域切片提供指示, 选取振荡重构频域, 得到准确的模态数量。

经 K-means 聚类后的聚类结果如图 3 所示。

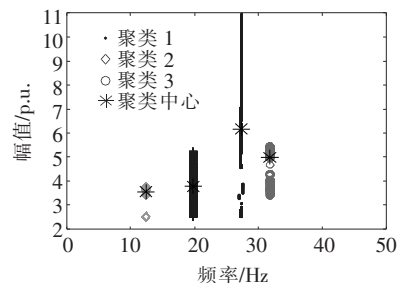


图 3 模态振荡频率的 K-means 聚类

Figure 3 K-means clustering of oscillation frequencies of modes

由图3可以看到,  $|T_f(\omega_l, b)|$  形成了如同时频曲线的线型类簇, 验证了 SWT 能获得良好的挤压效果, 重新分配  $W_f(a, b)$  使其在时间—频率平面上紧密地靠在振荡频率周围, 聚类提取的模态振荡频率如表1所示, 可以看出, 无需通过重构, K-means 聚类结合 SWT 能分析得到高精度模态振荡频率。

根据表1的 K-means 聚类结果, 选择频域区间进行振荡模态信号重构, 重构结果如图4所示, 可以看出, 频率为 12.5 Hz 的 IMT1 和频率为 20 Hz 的 IMT2 随时间的推移, 信号幅值逐渐减小, 正好对应于 SWT 时频图中能量逐渐减弱的 2 条时频曲线, 而频率为 27.5 Hz 的 IMT3 则随着时间的推移, 信号幅值逐渐增大, 可判断其为能量发散的模态。

重构模态经 Hilbert 变换后模态的信号参数辨识结果如表2所示, IMT1~IMT4 表示重构得到的模态 1~4, 可见经参数辨识得到了精度较高的振荡频率、幅值及衰减因子。其中振荡频率的误差最小, 精度最高; 其次是模态幅值, IMT4 的振荡因子的数值较小, 相对误差略大于  $\pm 5\%$ 。从 IMT4 的波形可以看出, 较小的衰减因子意味着信号的变化趋势不明显, 因此误差可以接受。

表2 SWT 的振荡模态参数辨识结果

Table 2 Identification result of oscillation modes parameters with the SWT

IMT	幅值/p. u.		频率/Hz		衰减因子/p. u.	
	辨识结果	误差/%	辨识结果	误差/%	辨识结果	误差/%
1	3.979 1	-0.522 5	12.493 7	-0.050 1	-0.498 3	-0.344 1
2	7.961 6	-0.479 6	20.001 9	0.009 4	-0.396 4	-0.898 0
3	4.007 9	0.197 5	27.499 2	-0.003 1	0.299 8	-0.066 1
4	4.934 4	-1.312 2	32.000 6	0.001 9	0.021 4	7.050 0

综上, 在含噪模拟 SSO 信号的分析中, 结合 K-means 的 SWT 方法能从时频图中提取高精度的模态振荡频率, 依据此结果选取频域区间进行信号重构, 得到准确数量的振荡模态以及精确度高的 SSO 振荡模态参信号数, 达到避免虚假模态产生目的的同时减少了人工参与。测试采用的计算机配置如下: AMD Ryzen5-3600 3.6 GHz、16.0 GB DDR4 RAM、Windows 10 操作系统以及 Matlab 版本 R2019b。考虑表1、2的辨识精度, 该算例耗时为 2.4 s, 辨识时间稍长。考虑到算例中的采样频率与

表1 K-means 聚类振荡频率计算

Table 1 Oscillation frequency result of K-means clustering

模态	振荡频率/Hz		误差/%
	理论值	辨识结果	
1	12.50	12.599 2	0.793 6
2	20.00	20.000 5	0.002 5
3	27.50	27.585 2	0.309 8
4	32.00	32.000 3	0.001 0

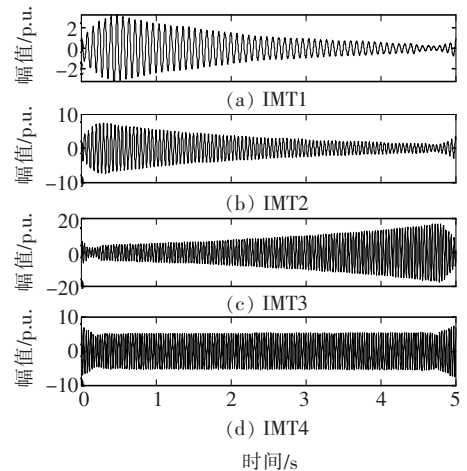


图4 SWT 振荡模态重构结果

Figure 4 Reconstructed signals of oscillation modes with the SWT

信号长度, 此辨识时间可以接受。

### 3.2 IEEE 第一标准模型算例分析

在次同步振荡问题的研究中, IEEE 工作组提供了用于计算机仿真的 IEEE 次同步振荡第一标准模型<sup>[22]</sup>。在 PSCAD/EMTDC 中, 建立次同步振荡 IEEE 第一标准模型时域仿真, 如图5所示。该模型为单机无穷大系统, 汽轮机组轴系的弹簧—质量模型含有 6 个质量块, 分别为高、中压缸, 低压缸 A、B, 同步电机和励磁机。该模型存在 5 个固有振荡模态, 振荡频率分别为 15.71、20.21、25.55、32.28、

47.4 Hz。系统仿真设置见文献[22]。

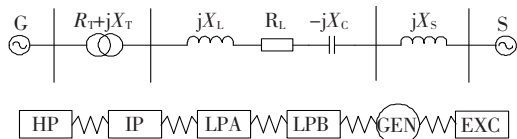


图 5 IEEE 次同步振荡第一标准模型

Figure 5 IEEE first benchmark system model of sub-synchronous oscillations

在串联补偿电容后,设置的三相短路接地故障发生在  $t=1.5\text{ s}$  时,持续时间为  $75\text{ ms}$ 。选取同步电机和励磁机两质量块间的转矩作为待分析信号,仿真的持续时间为  $2.5\text{ s}$ ,信号波形如图 6 所示。为模拟噪声干扰环境,加入标准差为  $0.5$  的白噪声作为模拟干扰信号,含噪转矩信号的时域仿真如图 7 所示。

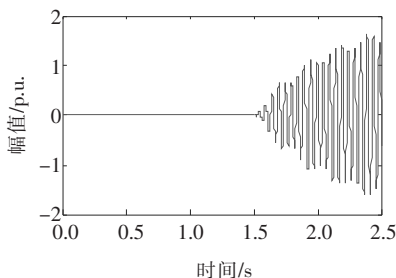


图 6 同步电机与励磁机间的转矩

Figure 6 Torque between the synchronous motor and the exciter

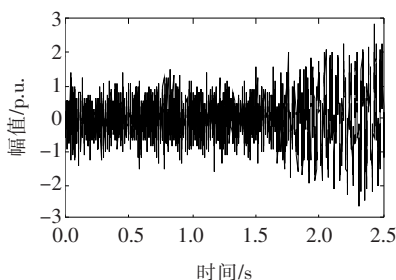


图 7 含标准差为 0.5 的白噪声的转矩信号

Figure 7 Noisy torque signal with the standard deviation of 0.5

对转矩进行 FFT 频谱分析,结果如图 8 所示,表明信号中存在一个振荡模态,振荡频率处于  $20\text{ Hz}$  左右。对待分析的转矩信号进行 SWT 时频分析,如图 9 所示,分别为原始信号及含噪信号的 SWT 时频。

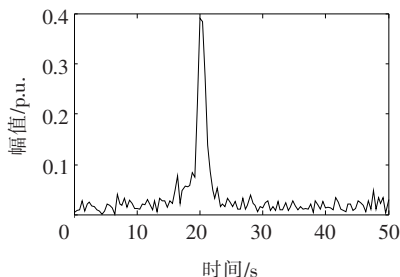
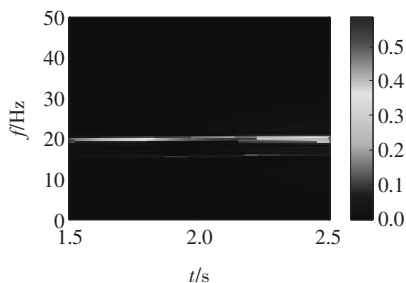
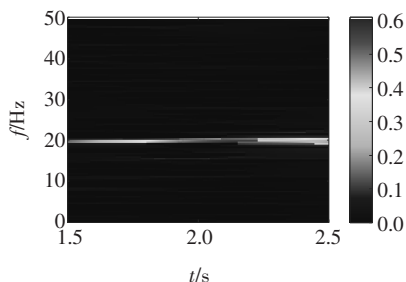


图 8 同步电机与励磁机间转矩的 FFT 分析结果

Figure 8 FFT analysis result of torques between the synchronous motor and the exciter



(a) 未含有白噪声



(b) 含有标准差为 0.5 的白噪声

图 9 不含噪与含噪转矩信号的 SWT 结果

Figure 9 The SWT results of the torque signal with or without the noise whose standard deviation is 0.5

由图 9(a)可见,频率在  $20\text{ Hz}$  左右的振荡模态比较集中,且能量不衰减。同时,在  $15\text{ Hz}$  附近存在一个能量微弱的振荡模态,时频曲线若隐若现,能量逐渐衰减。因此, $20\text{ Hz}$  左右的振荡模态是需特别关注的次同步振荡模态,有发散可能。图 9(b)为加入噪声后的转矩信号时频,可以看出,白噪声干扰对时频谱图影响不大,仍能清楚地观察到振荡频率为  $20\text{ Hz}$  振荡信号,与图 9(a)结论相同;而振荡频率处于  $15\text{ Hz}$  左右的信号能量太微弱,对比图 9(a)可发现此模态时频曲线依然存在,但因与噪声能量接近不好辨认。由此可知,噪声对 SWT 分析影响不大,算法具有较强的抗噪声能力。

接着采用 K-means 聚类方法求取转矩信号振

荡频率,聚类结果如图 10 所示,可以看出,SWT 在转矩信号的分析中依然能将小波系数挤压至振荡频率周围。在此基础上, $K$ -means 聚类所求振荡频率为 20.147 1 Hz。可见, $K$ -means 聚类提取获得了较高精度的振荡频率,由此结果可做出判断,系统发生了次同步振荡,振荡模态是频率为 20.21 Hz 的固有振荡模态。为获取更多的次同步振荡参数,根据  $K$ -means 聚类结果选取频域进行模态重构,重构结果如图 11 所示。

对 SWT 重构信号采用 Hilbert 进行模态参数辨识。为了验证该算法的有效性,采用 Matlab 2018b 的 pronyanalysis 工具进行信号分析辨识,辨识结果如表 3 所示,可知 2 种方法获得的次同步振荡转矩信号振荡频率均在 20.2 Hz 左右。

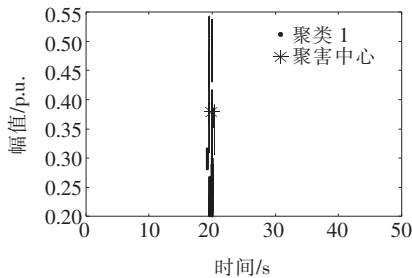


图 10  $K$ -means 聚类提取转矩信号振荡频率

Figure 10  $K$ -means clustering extraction of oscillation frequencies of torque

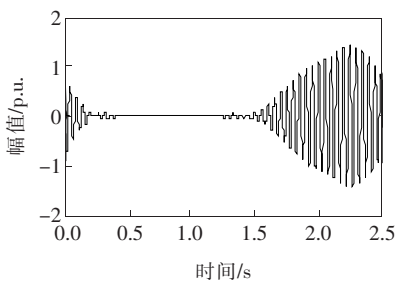


图 11 SWT 的重构信号

Figure 11 The reconstructed signal of the SWT analysis

表 3 模态参数辨识结果对比

Table 3 Comparison of modal parameter identification results

方法	振荡频率/Hz	衰减系数/p. u.	阻尼比/p. u.
$K$ -means 提取	20.147 1	—	—
$K$ -means+SWT	20.241 4	2.497 5	-0.122 5
Prony	20.000 0	2.400 0	-0.119 1

根据 IEEE 工作组提供的 IEEE 次同步振荡第一标准模型<sup>[22]</sup>中所述,该模型发电机轴系存在一个自然扭振频率为 20.21 Hz 的振荡模态。由此,可确定系统发生振荡频率为 20.21 Hz 的次同步振荡。

将  $K$ -means 聚类直接提取振荡频率作为一种方法列入表 3 进行对比。通过表 3 对比,对于含噪声的次同步振荡信号,3 种分析检测方法的频率检测精度由高到低依次为  $K$ -means + SWT >  $K$ -means 提取 > Prony。由于时频面内的离散同步挤压变换量值  $T_f(a, b)$  无法直接表达信号的衰减系数及阻尼比,即 2 个反映振荡模态趋势的参数,因此, $K$ -means 聚类直接提取相对于重构辨识和 Prony 分析方法,可得信号参数较少,有一定的局限性。然而,该文中  $K$ -means 结合 SWT 的主要目的是直接从时频图中获取振荡模态频率,为信号重构区间选择提供准确参考,经重构辨识获得正确的模态数量及精确的重构模态。聚类提取的振荡频率精度不亚于经重构辨识后的模态频率辨识精度,验证了  $K$ -means 聚类用于改进 SWT 的有效性。

## 4 结语

该文提出  $K$ -means 聚类结合同步挤压变换 SWT 的检测方法,并应用于电力系统次同步振荡检测与参数辨识。根据 SWT 特点,引入  $K$ -means 聚类方法,计算出振荡模态频率,减少人工参与,方便计算量化处理。

1) SWT 方法提取次同步振荡谐波的频率分辨率较高,模态时频曲线清晰。采用频域切片的思想指导模态重构,避免虚假分量的产生,重构获得准确的高精度的辨识结果。

2)  $K$ -means 聚类方法可从 SWT 总体时频数据,直接获取高精度的模态振荡频率,可清晰判断振荡模态对应的振荡频率及能量变化情况,以便采取应对措施,抑制振荡。

3)  $K$ -means 结合 SWT 的检测方法,改进了原始 SWT 方法需通过观察法判断振荡频率的不足。采用聚类所得振荡频率,可自动选择频率区间进行振荡模态定位重构,提高算法的便利性。最后,仿真

验证了所提方法的有效性。

### 参考文献:

- [1] 毕天姝,孔永乐,肖仕武,等. 大规模风电外送中的次同步振荡问题[J]. 电力科学与技术学报,2012,27(1):10-15.  
BI Tianshu,KONG Yongle,XIAO Shiwu,et al. Review of subsynchronous oscillation with large-scale wind power transmission[J]. Journal of Electric Power Science and Technology,2012,27(1):10-15.
- [2] 张航,滕予非,王晓茹,等. 计及并联补偿高抗的电力系统对次同步振荡的影响研究[J]. 电力系统保护与控制,2019,47(4):25-34.  
ZHANG Hang,TENG Yufei,WANG Xiaoru,et al. Analysis of sub-synchronous oscillation of power system with shunt reactors[J]. Power System Protection and Control,2019,47(4):25-34.
- [3] 叶逢春,张涛,张迪,等. 基于数值等效建模的双馈风电场次同步振荡研究[J]. 电网与清洁能源,2019,35(4):1-7.  
YE Fengchun,ZHANG Tao,ZHANG Di,et al. Research on subsynchronous oscillation of dfig-based wind farm based on numerical equivalent modeling[J]. Power System and Clean Energy,2019,35(4):1-7.
- [4] 袁明军,江浩,黎强,等. 电力系统实时动态监测子站关键技术研究[J]. 电力科学与技术学报,2019,34(1):109-114.  
YUAN Mingjun,JIANG Hao,LI Qiang,et al. Study on key technology for real-time dynamic monitoring slave station of power system[J]. Journal of Electric Power Science and Technology,2019,34(1):109-114.
- [5] 谢小荣,王银,刘华坤,等. 电力系统次同步和超同步谐波相量的检测方法[J]. 电力系统自动化,2016,40(21):189-194.  
XIE Xiaorong,WANG Yin,LIU Huakun,et al. Detection method for sub-synchronous and super-synchronous harmonic phasors in power system[J]. Automation of Electric Power Systems,2016,40(21):189-194.
- [6] 张陵,李君芝,杨金成,等. 风电汇集地区次同步振荡控制系统的研究[J]. 高压电器,2019,55(3):199-207.  
ZHANG Ling,LI Junzhi,YANG Jincheng,et al. Research on subsynchronous oscillation control system for wind power integration areas[J]. High Voltage Apparatus,2019,55(3):199-207.
- [7] 邱衍江,张新燕,张超,等. 新能源汇集地区广域次同步振荡监测系统研究与构建[J]. 电力系统保护与控制,2019,47(1):88-94.  
QIU Yanjiang,ZHANG Xinyan,ZHANG Chao,et al. Research and construction of wide-area subsynchronous oscillation monitoring system in new energy influx area [J]. Power System Protection and Control,2019,47(1):88-94.
- [8] 张家军,张新燕,高亮,等. 基于振荡分量时频特性的次同步振荡早期预警[J]. 电测与仪表,2020,57(19):21-26.  
ZHANG Jiajun,ZHANG Xinyan,GAO Liang,et al. Early warning of subsynchronous oscillation based on time-frequency characteristics of oscillatory components [J]. Electrical Measurement & Instrumentation,2020,57(19):21-26.
- [9] Wen H,Guo S,Teng Z,et al. Frequency estimation of distorted and noisy signals in power systems by FFT-based approach[J]. IEEE Transactions on Power Systems,2014,29(2):765-774.
- [10] 杨京,王彤,唐俊刺. 基于滑窗 FFT 的次同步振荡时变幅频在线监测方法[J]. 中国电力,2020,53(11):139-146.  
YANG Jing,WANG Tong,TANG Junci. Subsynchronous oscillation time-varying amplitude frequency on-line monitoring method based on sliding window FFT[J]. Electric Power,2020,53(11):139-146.
- [11] 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.  
ZHAO Yan,LI Wujing,NIE Yonghui. A method for subsynchronous oscillation detection using frequency slice wavelet transform[J]. Transactions of China Electrotechnical Society,2017,32(6):106-114.
- [12] 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.
- [13] 高静,李鹏,徐绍军,等. 基于小波变换和 HHT 的光伏并网谐振检测方法[J]. 电力科学与技术学报,2017,32(4):31-37.  
GAO Jing, LI Peng, XU Shaojun, et al. Detection method of PV resonance based on wavelet transform and HHT[J]. Journal of Electric Power Science and Technology,2017,32(4):31-37.
- [14] Huang N E, Shen Z, Long S R. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear non-stationary time series analysis[J]. Proceedings of the Royal Society of London,1998,454: 903-995.
- [15] Daubechies I, Lu J, Wu H T. Synchrosqueezed wavelet transforms: an empirical mode decomposition-like tool [J]. Applied and Computational Harmonic Analysis, 2011,30(2):243-261.
- [16] 童涛,张新燕,刘博文,等. 基于傅里叶同步挤压变换和希尔伯特变换的谐波间谐波检测分析[J]. 电网技术,2019,43(11):4200-4208.  
TONG Tao, ZHANG Xinyan, LIU Bowen, et al. Analysis of harmonic and inter-harmonic detection based on Fourier-based synchrosqueezing transform and Hilbert transform[J]. Power System Technology, 2019, 43(11):4200-4208.
- [17] 赵妍,崔浩瀚,荣子超. 次同步振荡在线监测的同步提取变换和朴素贝叶斯方法[J]. 电力系统自动化,2019,43(3):187-193.  
ZHAO Yan, CUI Haohan, RONG Zichao. On-line monitoring of subsynchronous oscillation based on synchroextracting transform and Naive Bayes Method[J]. Automation of Electric Power,2019,43(3):187-193.
- [18] Zhao Y, Cui H H, Huo H, et al. Application of synchrosqueezed wavelet transforms for extraction of the oscillatory parameters of subsynchronous oscillation in power systems[J]. Energies,2018,11(6):1525.
- [19] 张然,孙晓璐,何仲潇,等. 基于异常点检测和改进 K-means 算法的台区用户相别辨识方法[J]. 智慧电力,2020,48(1):91-96.  
ZHANG Ran, SUN Xiaolu, HE Zhongxiao, et al. Phase identification method for distribution area users based on outlier detection and improved K-means algorithm [J]. Smart Power,2020,48(1):91-96.
- [20] 孙毅,冯云,崔灿,等. 基于动态自适应 K 均值聚类的电力用户负荷编码与行为分析[J]. 电力科学与技术学报,2017,32(3):3-8.  
SUN Yi, FENG Yun, CUI Can, et al. Power user load code and behavior analysis based on dynamic adaptive K-means clustering[J]. Journal of Electric Power Science and Technology,2017,32(3):3-8.
- [21] Marco Capó, Aritz Pérez, Lozano J A. An efficient approximation to the K-means clustering for massive data[J]. Knowledge-Based Systems,2017,117:56-69.
- [22] None. First benchmark model for computer simulation of subsynchronous resonance[J]. IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems,1977,96(5):1565-1572.