

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.241215

# 基于改进 SOBI-SGMD 算法的次同步振荡模态辨识研究

郭成<sup>1</sup>, 杨宣铭<sup>1</sup>, 杨灵睿<sup>1</sup>, 奚鑫泽<sup>2</sup>

(1. 昆明理工大学电力工程学院, 云南 昆明 650500; 2. 云南电网有限责任公司电力科学研究院, 云南 昆明 650217)

**摘要:** 针对次同步振荡(sub-synchronous oscillation, SSO)信号的准确辨识问题, 提出了一种基于动态时间规整(dynamic time warping, DTW)算法改进的辛几何模态分解(symplectic geometry mode decomposition, SGMD)与二阶盲辨识(second order blind identification, SOBI)相结合的多通道次同步振荡辨识预警方法。首先, 对 SSO 信号进行 SGMD, 经对角平均化与自适应重构后分解为初始辛几何模态分量(initial symplectic geometric mode components, ISGMCs), 通过 DTW 算法计算 ISGMCs 间的最优距离值以度量序列的相似性, 自适应筛选出具有独立模态的辛几何分量(symplectic geometry components, SGCs)。其次, 将主导的 SGCs 作为观测信号输入 SOBI 算法矩阵中, 并对观测矩阵联合近似对角化逼近, 得到完整的 SSO 源估计信号, 引入最小二乘法改进 SOBI 算法直接辨识 SSO 的振荡频率、衰减因子。最后, 通过对理想算例与仿真算例的对比分析, 验证了所提算法能够精确高效地辨识多通道次同步振荡信号。

**关键词:** 辛几何模态分解; 二阶盲辨识; 次同步振荡; 多通道辨识; 动态时间规整算法

## Research on subsynchronous oscillation mode identification based on improved SOBI-SGMD algorithm

GUO Cheng<sup>1</sup>, YANG Xuanming<sup>1</sup>, YANG Lingrui<sup>1</sup>, XI Xinze<sup>2</sup>

(1. Faculty of Power Engineering, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, China;

2. Electric Power Research Institute of Yunnan Power Grid Co., Ltd., Kunming 650217, China)

**Abstract:** Aiming at the problem of accurate identification of subsynchronous oscillation (SSO) signals, a multi-channel SSO identification and early warning method is proposed by combining symplectic geometry mode decomposition (SGMD) improved with dynamic time warping (DTW) and second-order blind identification (SOBI). First, SGMD is applied to the SSO signal, which is then subjected to diagonal averaging and adaptive reconstruction to obtain the initial symplectic geometric mode components (ISGMCs). The optimal distance between ISGMCs is calculated by DTW algorithm to measure the similarity of sequences, and the symplectic geometry components (SGCs) with independent modes are adaptively selected. Next, the dominant SGCs are used as observation signals and input into the SOBI algorithm. By performing joint approximate diagonalization on the observation matrix, the complete SSO source estimation signals are obtained. The least square method is introduced to improve the SOBI algorithm, enabling direct identification of the SSO oscillation frequency and attenuation factor. Finally, through comparative analysis of ideal and simulation examples, it is verified that the proposed algorithm can accurately and efficiently identify multi-channel subsynchronous oscillation signals.

This work is supported by the National Natural Science Foundation of China (No. 52367002).

**Key words:** symplectic geometry mode decomposition; second order blind identification; subsynchronous oscillation; multi-channel identification; dynamic time warping algorithm

## 0 引言

随着“双碳”目标的持续推进, 我国新能源装

机容量正在快速提升, 高比例风电接入弱交流电网导致的次同步振荡(sub-synchronous oscillation, SSO)问题突出, 成为制约新能源发展的瓶颈<sup>[1-4]</sup>。开展次同步振荡模态辨识是及时发现并抑制 SSO 的前提<sup>[5-7]</sup>, 因此, 准确获取 SSO 模态是十分重要的。

针对 SSO 模态辨识问题, 国内外学者已展开一

**基金项目:** 国家自然科学基金项目资助(52367002); 云南省科技厅联合基金重点项目资助(202201BE070001-15)

系列研究。文献[8]提出一种基于小波去噪与 Prony 算法相结合的振荡模态辨识方法,提高了 Prony 算法的抗噪能力,但去噪效果依赖于小波阈值的设置。文献[9]针对经验模态分解过程中产生的频率混叠问题,提出一种改进的集合经验模态分解算法,利用相关系数法对固有模态叠加重构,但该算法的计算量较大。文献[10]提出一种改进插值傅里叶变换算法,有效减轻了频谱泄漏问题,但傅里叶变换算法辨识获取的特征参数较为单一。文献[11]将改进多元变分模态分解算法应用在 SSO 辨识预警,并实现了直驱风电机组多通道 SSO 辨识预警,但该算法中的模态参数  $K$  确定较为复杂。文献[12]提出了一种基于多支持向量机模型的 SSO 辨识方法,实现了 SSO 的自适应辨识,但该方法需要海量的数据作为学习样本。现有 SSO 辨识分析方法中,大多数是基于单通道特征参数辨识,然而实际工程应用中,风电机组的信号是由广域测量系统(wide area measurement system, WAMS)中各个站点 PMU 装置采集的,不同站点 PMU 装置采集的信号受到的干扰程度与传输路径也存在一定差异<sup>[13]</sup>。因此,SSO 采集信号具有多元性,为了提高辨识效率,有必要考虑多通道下的辨识问题<sup>[14]</sup>。

针对现有方法对 SSO 特征辨识中存在的问题,可以引入辛几何模态分解(symplectic geometry mode decomposition, SGMD)算法,SGMD 因具有较好的噪声鲁棒性和自适应性等优点,被广泛应用于机械故障检测方面<sup>[15]</sup>。文献[16]基于小波包的多层分解思想,提出一种辛几何包分解算法用以检测强背景噪声下的齿轮故障检测,成功弱化了噪声信号的干扰。文献[17]针对现有算法处理分析非平稳振动信号需要大量计算的问题,提出一种基于 Cramer-von Mises 准则的增强型辛几何分解算法,证明了所提算法在变速工况下对机械故障诊断的优越性。文献[18]提出一种自适应 SGMD 算法,通过改进分解过程中的重构环节,提高了扰动信号辨识结果的准确性。文献[19]将迭代思想应用于 SGMD 算法,提出了一种迭代辛几何模态分解算法,有效解决了 SGMD 重构过程中分解终止的问题。文献[20]针对 SGMD 算法因末端效应导致模态分解不彻底的问题,提出以余弦相似度为约束准则的改进 SGMD 算法。上述文献表明:SGMD 算法在模态分解处理上具有较强的抗噪性与自适应性等优点,但在重构过程中仍存在分解终止约束与末端效应的问题。动态时间规整(dynamic time warping, DTW)是一种基于最小距离衡量不同序列之间相似度的算法<sup>[21-23]</sup>。文献[24]采用 DTW 算法计算用户电压曲线之间的相似

性,用以辨识低压用户所属台区。文献[25]引入 DTW 算法定位配电网的故障区段,判断区段是否发生故障。因此,针对 SGMD 算法在重构环节存在的问题,可以采用 DTW 改进 SGMD 算法对 SSO 进行振荡模态辨识。通过计算序列间的相似性判断其是否构成独立的辛几何分量(symplectic geometry components, SGCs),解决了传统 SGMD 算法在重构环节可能存在的模态分离不彻底的问题,增强了自适应分离 SSO 模态的能力。

此外,在获取 SSO 数据的过程中,可能受到噪声、外部因素等干扰,进而影响辨识 SSO 的准确度。为了获取较为完整的源信号,可以借鉴盲源分离思想<sup>[26]</sup>,采用二阶盲辨识(second order blind identification, SOBI)算法<sup>[27]</sup>处理 SGMD 后的 SGCs。文献[28]结合集合经验模态分解与 SOBI 算法,对水电机组多源信号进行分解处理,提高了信息处理的准确性。文献[29]提出一种基于变分模态分解与 SOBI 算法结合的单通道 SSO 模态辨识方法,仿真结果证明了该方法的可行性。此外,为了提高对 SSO 模态特征提取的效率,引入最小二乘法改进 SOBI 算法,通过求解差分方程矩阵,直接辨识 SSO 的振荡频率、衰减因子,完成对 SSO 的特征模态辨识。

因此,为了提高 SSO 模态的辨识效率,在多通道下实现 SSO 模态的自适应分离与精确辨识。本文提出一种基于 DTW 改进的 SOBI-SGMD 算法。首先,将多通道下 SSO 数据 SGMD 为初始辛几何模态分量(initial symplectic geometric mode components, ISGMCs)。其次,基于 DTW 改进 SGMD 算法初始分量重构环节,采用 DTW 计算 ISGMCs 的最优距离以衡量两者间的相似性,以提取完全独立的 SGCs。然后,确定输入信号与噪声信号,经联合近似对角化逼近得到源估计信号,引入最小二乘法改进 SOBI 算法辨识 SSO 的模态特征参数。最后,通过理想算例与仿真算例的对比分析,验证了本文所提算法能够精确高效地辨识风电机组多通道 SSO 信号,为 SSO 的后续研究提供了更多的参考信息。

## 1 基于 DTW 改进的 SGMD

### 1.1 SGMD

设任意次同步振荡扰动信号的时间序列为  $x_n = [x_1 \ x_2 \ \cdots \ x_n]$ ,  $n$  为信号的采样数量。基于相空间重构处理后的轨迹矩阵  $\mathbf{X}$  为

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} x_1 & x_{1+\tau} & \cdots & x_{1+(d-1)\tau} \\ x_2 & x_{2+\tau} & \cdots & x_{2+(d-1)\tau} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x_m & x_{m+\tau} & \cdots & x_{m+(d-1)\tau} \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中:  $\tau$  为延迟时间;  $d$  为嵌入维数;  $m = n - (d - 1)\tau$ 。延迟时间与嵌入维数的选取关系到轨迹矩阵  $X$  的构建。因此, 采用 C-C 算法确定  $\tau$ , 通过计算功率密度谱(power spectral density, PSD)确定  $d$ 。计算次同步振荡扰动信号以获取 PSD 最大峰值频率  $f_{\max}$ , 设置归一化频率阈值为  $10^{-3}$ ,  $F_s$  为采样频率, 若  $f_{\max}/F_s$  的比值小于阈值, 取  $d = n/3$ , 反之, 则取  $d = 1.2F_s/f_{\max}$ 。

SGMD 方法首先基于相空间重构法处理原始信号  $x_n$ , 通过计算 PSD 以构造轨迹矩阵  $X_{m \times d}$ ; 然后, 利用辛几何相似变换求解哈密顿矩阵的特征值; 最后, 采用对角平均化与自适应重构矩阵的方法获得辛几何分量  $y_k$ 。篇幅所限, 对 SGMD 算法的推导过程不再一一赘述, 详细计算步骤可以参考文献 [30], 本文直接引出经 SGMD 算法分析后所获得的初始辛几何分量  $y_k$ 。

可以获得初始辛几何分量  $y_k$ , 如式(2)所示。

$$y_k = \begin{cases} \frac{1}{k} \sum_{p=1}^k z_{p,k-p+1}^*, & 1 \leq k < d^* \\ \frac{1}{d^*} \sum_{p=1}^{d^*} z_{p,k-p+1}^*, & d^* \leq k \leq m^* \\ \frac{1}{n-k+1} \sum_{p=k-m^*+1}^{n-m^*+1} z_{p,k-p+1}^*, & m^* < k \leq n \end{cases} \quad (2)$$

式中:  $z$  为初始单分量构成的重构矩阵, 定义  $z$  中的元素为  $z_{ij}$ , 且  $d^* = \min(m, d)$ ,  $m^* = \max(m, d)$ ,  $n = m + (d - 1)\tau$ ;  $p, k$  表示  $z$  矩阵中的具体位置。

### 1.2 基于 DTW 算法衡量 ISGMDs 相似性

结合式(1)、式(2), 可以将次同步振荡扰动信号  $x_n$  分解为  $n$  个不完全独立的初始辛几何模态分量  $y_k$ 。但是, 由于 ISGMDs 存在模态混叠现象, 某些分量仍具有相同的特性, 如周期、频率等。因此, 有必要将具有相同特性的 ISGMDs 进行重构。

针对 SGMD 算法对初始分量重构不彻底的问题, 本文提出一种基于 DTW 算法分析 ISGMDs 之间相关性的方法。通过计算两组 ISGMDs 序列之间沿着时间弯曲函数的矢量距离, 寻找 ISGMDs 之间的最大相似度。若 DTW 值小于预设阈值, 说明该初始分量与其余分量相似性较低, 则从原始数据中提取出独立的 SGCs, 反之, 则将剩余分量继续重复上述步骤, 直至提取所有 SGCs, 其中, DTW 改进 SGMD 算法流程图如图 1 所示。定义如下:

设两组 ISGMDs 序列分别为  $h = \{h_1, h_2, \dots, h_m\}$ ,  $V = \{v_1, v_2, \dots, v_n\}$ , 构造代价矩阵  $O_{m \times n}$ , 定义距离矩

阵  $O(i, j) = \|y_i - x_j\|_2$ , 式中  $\|\cdot\|_2$  为 2 范数。

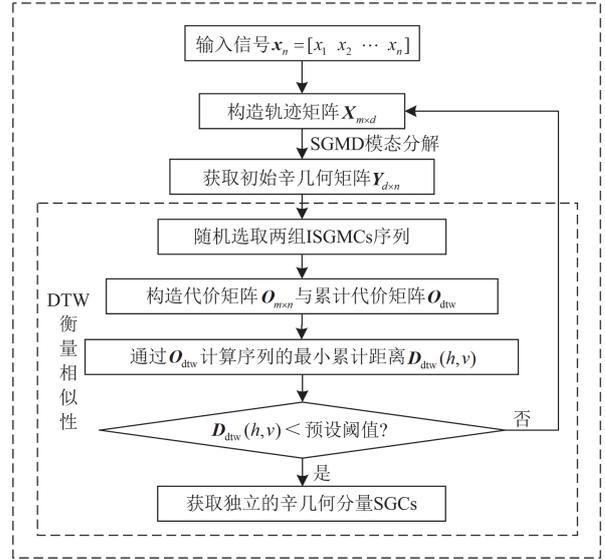


图 1 DTW 改进 SGMD 算法流程图

Fig. 1 SGMD algorithm flow chart improved by DTW

此外, 还需构建累计代价矩阵  $O_{dtw}$ , 用以统计两组 ISGMDs 序列从代价矩阵  $O_{m \times n}$  的起点(1,1)到终点( $m, n$ )之间的最小累计距离, 定义局部代价量度的加权和为  $r(i, j)$ , 如式(3)所示。

$$r(i, j) = \begin{cases} \sum_{k=1}^j O(1, k) & j \in [1, m] \\ \sum_{k=1}^i O(k, 1) & i \in [1, n] \\ O(i, j) + \min\{r(i-1, j), r(j, j-1), r(i-1, j-1)\} & i \in [2, n], j \in [2, m] \end{cases} \quad (3)$$

代价矩阵  $O_{m \times n}$  的终点  $r(m, n)$  值即为 ISGMDs 序列间的 DTW 距离, 获取的 DTW 距离值越小, 则说明序列间的相似度越大。

$$D_{dtw}(h, v) = r(m, n) \quad (4)$$

结合式(3)和式(4), 通过计算 ISGMDs 序列的 DTW 距离值, 筛选出相似度较高的序列组。将该组序列进行重构以获取一系列新的辛几何分量, 当第  $i$  个辛几何分量与剩余辛几何分量的  $D_{dtw}(h, v)$  小于阈值时, 获取第一个辛几何分量  $SGC_1$ , 从初始分量中提取  $SGC_1$ , 剩余的 SGCs 分量重复上述步骤, 直至分离重构得到相互独立的 SGCs, 如式(5)所示。

$$x(n) = \sum_{i=1}^N x_{SGC_i}(n) + G^{N+1}(n) \quad (5)$$

式中:  $x_{SGC_i}$  为独立的 SGCs 分量;  $N$  为分解重构后的 SGCs 分量个数;  $G^{N+1}(n)$  为初始信号的残差。

## 2 基于最小二乘法改进 SOBI 算法

SOBI 算法针对因源信号在传输过程中受损而无法精确获取源信号特性的问题, 对混合信号矩阵联合近似对角化, 进一步解混重构后提取出源信号。SOBI 算法的原理框图如图 2 所示。

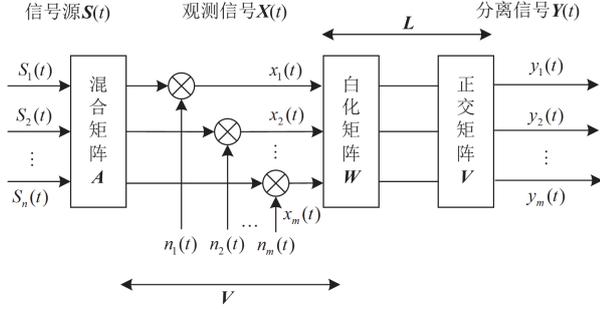


图 2 SOBI 算法原理框图

Fig. 2 Block diagram of SOBI algorithm

$n$  维源信号为  $\mathbf{S}(t) = [s_1(t), s_2(t), \dots, s_n(t)]^T$ , 源信号在传输过程中可能受到干扰, 经由  $m$  个传感器观测得到的观测信号为  $\mathbf{X}(t) = [x_1(t), x_2(t), \dots, x_m(t)]^T$ , 对应地, 传输过程中的干扰噪声为  $\mathbf{N}(t) = [n_1(t), n_2(t), \dots, n_m(t)]^T$ , 经过盲源分离后, 可以获得源估计信号  $\mathbf{Y}(t) = [y_1(t), y_2(t), \dots, y_m(t)]^T$ 。此时, SOBI 的混合模型如式(6)所示。

$$\mathbf{X}(t) = \mathbf{A}\mathbf{S}(t) + \mathbf{N}(t) \quad (6)$$

式中:  $\mathbf{A}$  为  $m \times n$  维的混合矩阵。

SOBI 算法的关键是求解合适的解混矩阵  $\mathbf{L}$ , 观测信号  $\mathbf{X}(t)$  经过解混矩阵  $\mathbf{L}$  的处理后, 可以获得源估计信号  $\mathbf{Y}(t)$ , 如式(7)所示。

$$\mathbf{Y}(t) = \mathbf{L}\mathbf{X}(t) \quad (7)$$

定义  $\mathbf{X}(t)$  的无偏差协方差矩阵为

$$\mathbf{R}_x(\tau) = \mathbf{E}[\mathbf{S}(t)\mathbf{S}(t)^T(1+\tau)] \quad (8)$$

$\mathbf{X}(t)$  的带时延  $\tau$  协方差矩阵为

$$\mathbf{R}_z(\tau) = \mathbf{E}[\mathbf{Z}(t)\mathbf{Z}^T(1+\tau)] \quad (9)$$

式中:  $\mathbf{Z}(t) = \mathbf{W}\mathbf{X}(t)$ ,  $\mathbf{W}$  为  $m \times n$  的白化矩阵;  $\mathbf{E}$  为单位矩阵。

结合式(8)和式(9), 进一步可得式(10)和式(11)。

$$\mathbf{R}_z(\tau) = \mathbf{V}\mathbf{R}_x\mathbf{V}^T \quad (10)$$

$$\mathbf{R}_z(\tau) = \mathbf{V}^T\mathbf{R}_z\mathbf{V} \quad (11)$$

由式(10)和式(11)可知, 正交矩阵  $\mathbf{V}$  可以通过对  $\mathbf{R}_z(\tau)$  进行联合对角化逼近获取, 它是求解解混矩阵的关键。相应地, 可以得到  $\mathbf{A} = \mathbf{W}^{-1}\mathbf{V}$ , 解混矩阵  $\mathbf{L} = \mathbf{V}^T\mathbf{W}$ , 进而获得源估计信号  $\mathbf{Y}(t)$ 。

设辨识信号  $\mathbf{y}_n$  是由指数函数构成的线性组合, 则有

$$\hat{\mathbf{y}}(n) = \sum_{i=1}^p b_i Q_i^n, \quad n = 0, 1, \dots \quad (12)$$

式中:  $p$  为信号阶数;  $b_i = A_i e^{j\theta_i}$ ,  $A_i$  表示幅值,  $\theta_i$  表示相位;  $Q_i = e^{(\alpha_i + j2\pi f_i)\Delta t}$ ,  $\alpha_i$  表示衰减因子,  $f_i$  为采样频率,  $\Delta t$  为采样时间。

构造差分方程, 如式(13)所示。

$$\hat{\mathbf{y}}(n) = \sum_{i=1}^p a_i \mathbf{y}(n-i), \quad n = 0, 1, \dots \quad (13)$$

为了确保误差函数最小, 构建最小二乘矩阵  $\mathbf{K}_{p \times p}$ , 如式(14)所示。

$$\mathbf{K}_{p \times p} = \begin{bmatrix} k(1,0) & k(1,1) & \dots & k(1,p) \\ k(2,0) & k(2,1) & \dots & k(2,p) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ k(p,0) & k(p,1) & \dots & k(p,p) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \\ \vdots \\ a_p \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix} \quad (14)$$

式中:  $a_p$  为矩阵系数。

结合式(12)一式(14), 通过求解可进一步得到 SSO 模态辨识所需的特征参数, 如式(15)所示。

$$\begin{cases} f_i = \arctan \left[ \frac{\text{Im}(Q_i)}{\text{Re}(Q_i)} \right] / (2\pi\Delta t) \\ \alpha_i = \ln |Q_i| / \Delta t \end{cases} \quad (15)$$

## 3 SOBI-SGMD 算法辨识预警流程

针对 SSO 信号呈非线性时变、频率模态混叠, 导致 SSO 信号特征辨识不准确的问题, 提出一种基于改进 SOBI-SGMD 算法的多通道 SSO 辨识预警方法, 算法流程如图 3 所示。

1) 根据式(1)计算风电机组三相电流监测数据的 PSD 以构造轨迹矩阵  $\mathbf{X}$ 。

2) 根据式(2)对轨迹矩阵  $\mathbf{X}$  自相关分析, 进一步得到协方差矩阵  $\mathbf{U}$  与哈密顿矩阵  $\mathbf{M}$ , 经对角平均转换矩阵后, 可以获取不完全独立的初始辛几何模态分量 ISGMCs。

3) 根据式(3)一式(5)提出基于 DTW 算法分析 ISGMCs 之间相关性的方法, DTW 距离值越小, 说明 ISGMCs 序列间的相似度越高。需将相似序列重构, 直至 DTW 距离值超过给定的阈值, 证明该 ISGMC 序列是完全独立的辛几何分量 SGC<sub>1</sub>。重复上述操作, 即可输出所有的 SGCs。

4) 根据式(6)确定 SOBI 算法所需的输入信号矩阵与噪声信号矩阵。

5) 根据式(8)和式(9)获取观测信号  $\mathbf{X}(t)$  的无偏差协方差矩阵  $\mathbf{R}_x(\tau)$  与带时延  $\tau$  协方差矩阵  $\mathbf{R}_z(\tau)$ 。

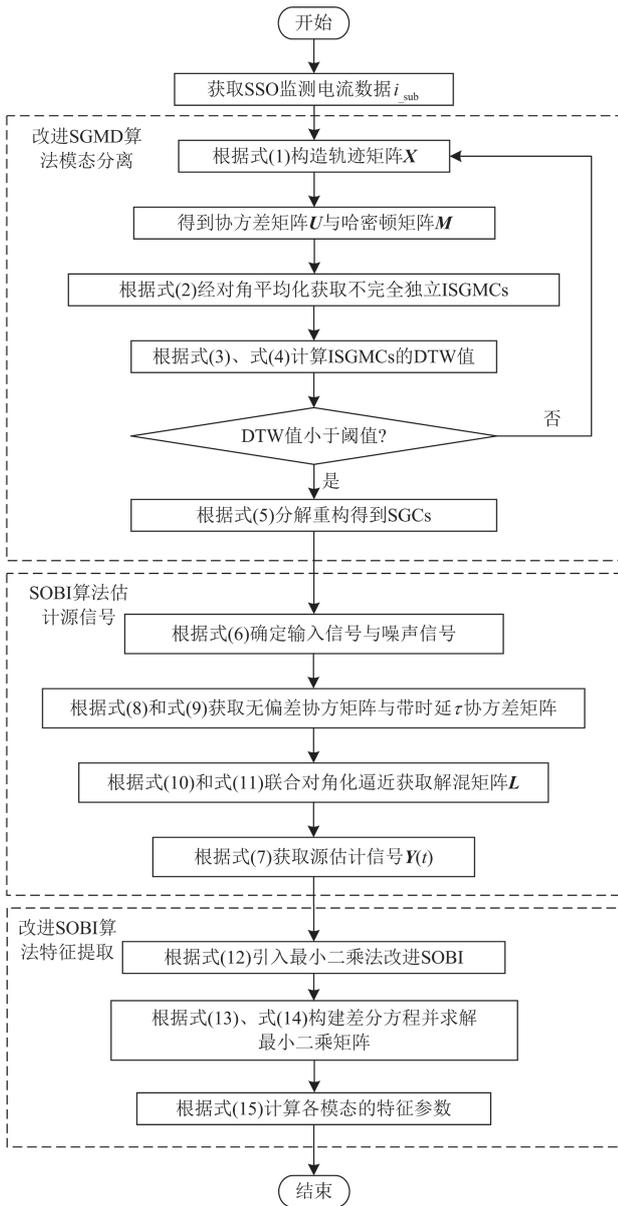


图3 基于改进 SOBI-SGMD 的 SSO 辨识预警流程图  
Fig. 3 SSO identification early warning flow chart based on improved SOBI-SGMD

6) 根据式(10)和式(11)对  $R_z(\tau)$  进行联合对角化逼近获取矩阵  $V$ ，进一步求解得到 SOBI 算法的解混矩阵  $L$ 。

7) 根据式(7)计算出源估计信号  $Y(t)$ 。

8) 根据式(12)引入最小二乘法改进 SOBI 算法，以便直接辨识 SSO 的特征参数。

9) 根据式(13)、式(14)构建差分方程，求解最小二乘矩阵  $K_{p \times p}$ 。

10) 根据式(15)计算 SSO 模态的特征参数：振荡频率、衰减因子。

## 4 算例分析

### 4.1 理想算例分析

为了验证本文所提算法能够精确高效地辨识风电机组多通道 SSO 模态，满足系统辨识预警的需求。本节构建了多通道 SSO 理想信号  $X_L(t) = \{x_1(t) + n_G(t), x_2(t) + n_G(t), x_3(t) + n_G(t)\}$ ，其中： $x_1(t)$ 、 $x_2(t)$ 、 $x_3(t)$  的表达式如式(16)所示； $n_G(t)$  为高斯白噪声。由于实测 SSO 信号中大多含有噪声干扰，因此本次理想算例中加入信噪比为 15 dB 的高斯白噪声  $n_G(t)$ ，模拟实测环境下可能受到的干扰。 $X_L(t)$  的波形如图 4 所示，下面结合理想算法，简述基于改进 SOBI-SGMD 算法辨识处理风电机组多通道 SSO 的流程。

$$\begin{cases} x_1(t) = 6.4e^{-0.13t} \cos(2\pi \times 7t + \frac{\pi}{6}) + 16.5e^{-0.08t} \cos(2\pi \times 23t + \frac{\pi}{4}) + 25.9e^{-0.21t} \cos(2\pi \times 35t + \frac{\pi}{3}) \\ x_2(t) = 7.6e^{-0.23t} \cos(2\pi \times 11t + \frac{\pi}{6}) + 19.5e^{-0.18t} \cos(2\pi \times 26t + \frac{\pi}{4}) + 25.9e^{-0.27t} \cos(2\pi \times 38t + \frac{\pi}{3}) \\ x_3(t) = 4.6e^{-0.26t} \cos(2\pi \times 14t + \frac{\pi}{6}) + 13.5e^{-0.06t} \cos(2\pi \times 28t + \frac{\pi}{4}) + 27.9e^{-0.17t} \cos(2\pi \times 37t + \frac{\pi}{3}) \end{cases} \quad (16)$$

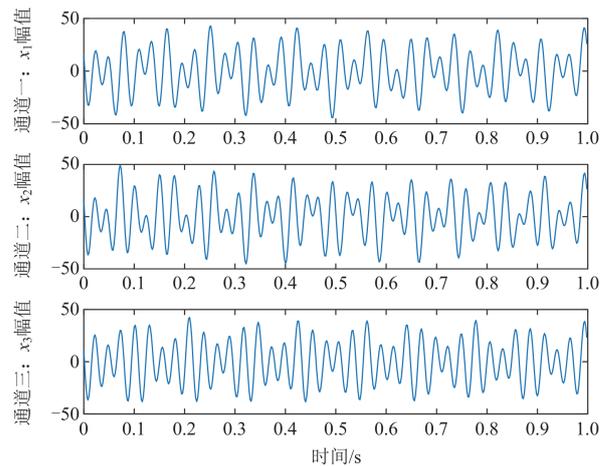


图4 多通道理想信号  $X_L(t)$  次同步振荡波形图  
Fig. 4 Multichannel ideal signal  $X_L(t)$  sub-synchronous oscillation waveform diagram

首先，获取风电机组并网点次同步振荡理想信号  $X_L(t)$  后，对 SSO 信号进行 SGMD 分解，通过计

算 ISGMC 的最小 DTW 距离值, 判定信号序列间的相似性, 以获取不同模式的 SGCs 分量, 重复上述操作后, 最终得到 SGCs 分量的最小 DTW 距离值。

其次, 从不同模式 SGCs 分量中确定输入信号矩阵与噪声矩阵, 白化处理后求出无偏差协方差矩阵  $R_s(\tau)$  与带时延  $\tau$  协方差矩阵  $R_x(\tau)$ , 经联合对角化近似解混, 得到完整的源估计信号  $Y_L(t)$ , 如图 5 所示。基于最小二乘法改进 SOBI 算法, 直接提取各 SSO 的振荡模式, 准确辨识风电机组多通道下 SSO 的频率、衰减因子等特征参数, 为 SSO 的预警

与抑制策略提供更为详细的信息。

最后, 为了验证本文所提算法对多通道下 SSO 辨识预警的准确性, 分别与 SGMD-Prony 算法、RIVMD-SOBI 算法进行对比辨识分析, 结果如表 1 所示。

为了验证本文所提方法对多通道下 SSO 信号辨识的有效性, 将经改进 SOBI-SGMD 算法分解得到的源估计信号  $Y_L(t)$  归一化拟合处理, 重新拟合去噪后的信号分量  $X_L(t)$ , 并与 SSO 原始分量  $X_L(t)$  对比分析, 如图 6 所示。

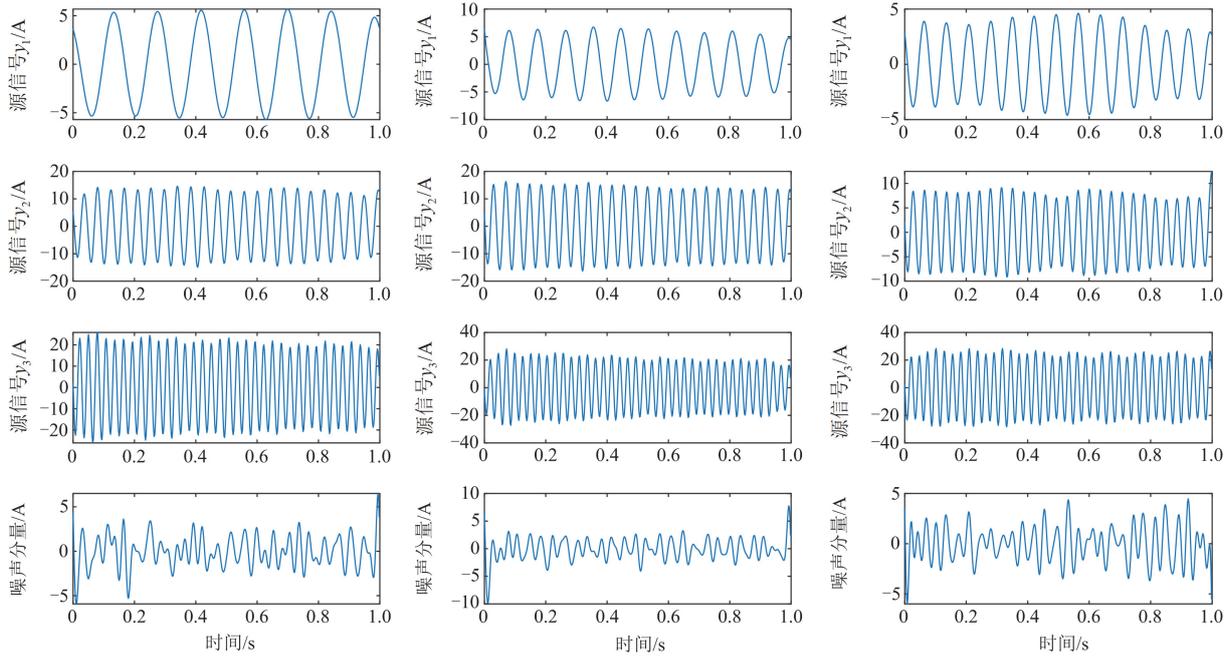


图 5 多通道工况下 SOBI 输出源估计信号  $Y_L(t)$

Fig. 5 SOBI output source estimation signal  $Y_L(t)$  under multi-channel condition

表 1 多通道次同步振荡模式辨识对比结果

Table 1 Comparison results of multi-channel sub-synchronous oscillation mode identification

通道	模态	理论值		本文所提算法			SGMD-Prony 算法			RIVMD-SOBI 算法		
		频率/ Hz	衰减 因子	频率/ Hz	衰减 因子	频率偏差/ Hz	频率/ Hz	衰减 因子	频率偏差/ Hz	频率/ Hz	衰减 因子	频率偏差/ Hz
一	模态 1	7	-0.13	7.0060	-0.129	0.006	7.027	-0.2005	0.027	6.835	-0.172	0.165
	模态 2	23	-0.08	23.007	-0.084	0.007	23.019	-0.153	0.019	23.237	-0.103	0.237
	模态 3	35	-0.21	35.005	-0.222	0.005	35.014	-0.242	0.014	35.156	-0.142	-0.156
二	模态 4	11	-0.23	11.007	-0.224	0.007	11.016	-0.311	0.016	10.742	-0.112	0.258
	模态 5	26	-0.18	25.998	-0.206	0.002	26.029	-0.232	0.029	26.217	-0.231	0.217
	模态 6	38	-0.27	37.993	-0.277	0.007	37.986	-0.353	0.014	38.085	-0.368	0.085
三	模态 7	14	-0.26	13.991	-0.257	0.009	13.976	-0.110	0.024	13.872	-0.147	0.128
	模态 8	28	-0.06	28.006	-0.069	0.006	27.965	-0.032	0.035	28.297	-0.131	0.297
	模态 9	37	-0.17	36.991	-0.169	0.009	37.019	-0.201	0.019	37.110	-0.249	0.110

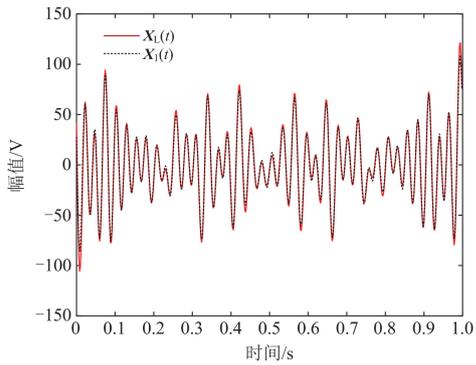


图 6 原始信号  $X_L(t)$  与拟合信号  $X_1(t)$  对比图  
Fig. 6 Diagram comparing the initial signal  $X_L(t)$  with the fitted signal  $X_1(t)$

由图 6 中原始信号  $X_L(t)$  与拟合信号  $X_1(t)$  对比可知, 本文所提算法能够有效改善原始信号中的毛刺, 经改进 SOBI-SGMD 算法处理后的信号更为平滑, 为后续从信号中提取相对应的振荡特征参数奠定了良好的基础, 证明了本文所提算法能够有效提高对 SSO 辨识的准确性与适应性。

同时, 为了更直观地体现改进 SOBI-SGMD 算法在处理风电机组次同步振荡信号上的准确性, 本文中采用短时傅里叶变换分析多通道下的原始信号  $X_L(t)$  与拟合信号  $X_1(t)$ , 以三维图的形成呈现出 SSO 信号中时间与频率之间的关系, 如图 7 所示。

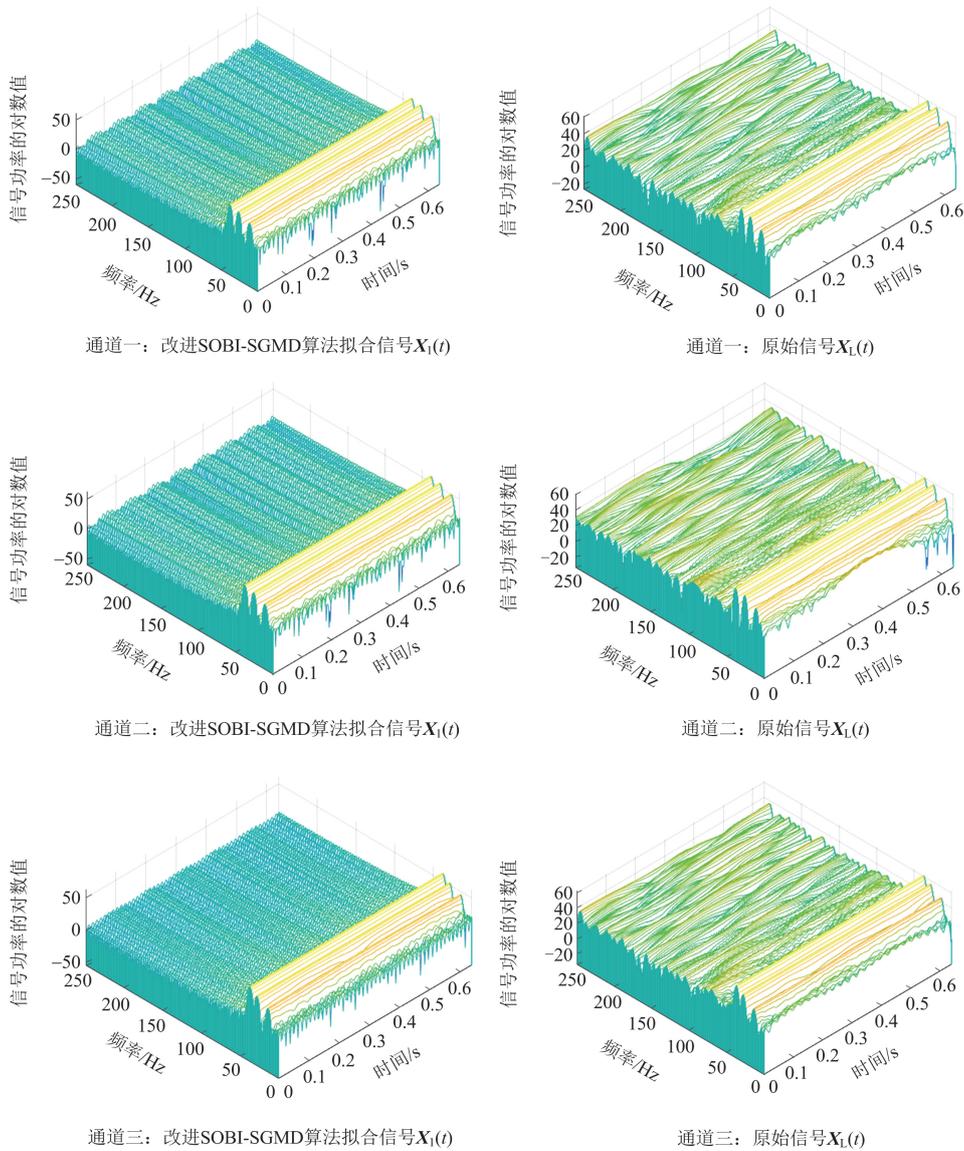


图 7 多通道下工况原始信号  $X_L(t)$  与拟合信号  $X_1(t)$  对比三维图

Fig. 7 Comparative three-dimensional diagram of the initial signal  $X_L(t)$  and the fitted signal  $X_1(t)$  under multi-channel condition

## 4.2 仿真算例分析

为了进一步验证本文所提算法的有效性, 通过仿真软件搭建风电机组接入弱交流电网的仿真模型, 如图 8 所示。

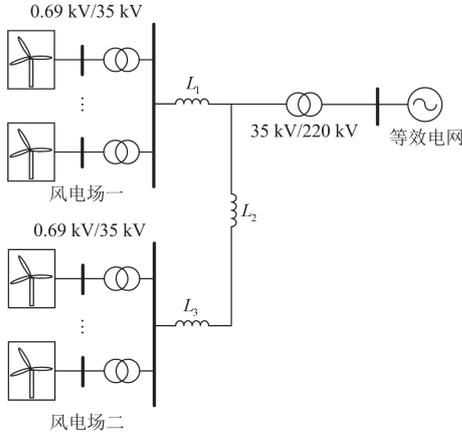


图 8 风电场并网示意图

Fig. 8 Grid connection diagram of direct drive wind farm

待风电机组接入交流系统稳定并网运行后, 在第 5 s 降低系统短路比以模拟弱交流电网环境, 进而引发风电机组 SSO, 电流振荡波形如图 9 所示。

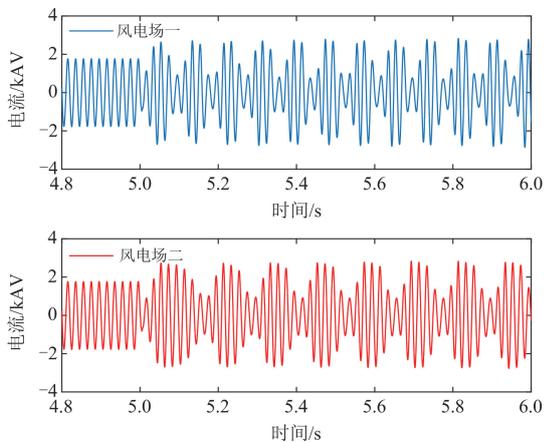


图 9 风电机组次同步振荡电流波形图

Fig. 9 Sub-synchronous oscillation current waveform diagram of direct-drive wind turbine unit

采用本文所提的改进 SOBI-SGMD 算法对上述风电场中产生的次同步振荡电流信号  $i_{sub\_1}$ 、 $i_{sub\_2}$  进行振荡模态分解, 并提取完整源信号以辨识风电机组 SSO 的特征参数。为了验证改进 SOBI-SGMD 算法处理 SSO 模态分离的有效性, 采用快速傅里叶变换(fast Fourier transform, FFT)分析模态分离后的振荡频率特征, 以检验本文方法的准确性, 如图 10 和图 11 所示。同时, 仍采用理想案例中 SGMD-Prony

算法、RIVMD-SOBI 算法对比分析 SSO 模态辨识结果, 如图 12、图 13 所示。

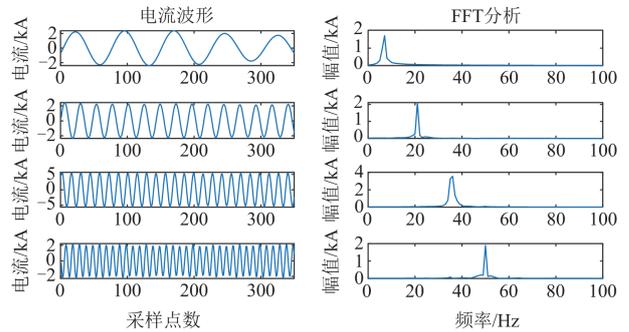


图 10 风电场一 SSO 模态分解与 FFT 分析结果图

Fig. 10 SSO decomposition and FFT analysis results of wind farm 1

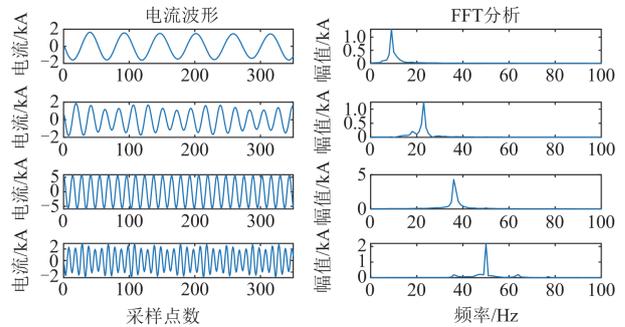


图 11 风电场二 SSO 模态分解与 FFT 分析结果图

Fig. 11 SSO modal decomposition and FFT analysis results of wind farm 2

在使用 SGMD-Prony 算法分析 SSO 模态特征参数时, 虽未出现虚假频率与严重的频率混叠问题, 但因 Prony 算法对噪声较为敏感, 仍会影响对振荡模态的辨识精度。SGMD-Prony 算法处理 SSO 模态分解的波形如图 12 所示。

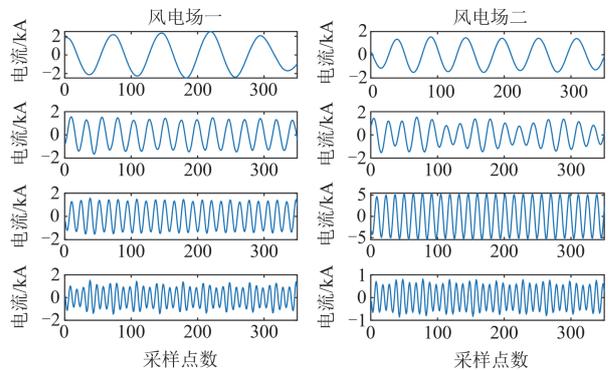


图 12 SGMD-Prony 算法处理 SSO 模态分解图

Fig. 12 SSO mode decomposition graph using SGMD-Prony algorithm

在使用 RIVMD-SOBI 算法分析 SSO 模态特征参数时,通过对比电流振荡模态分解的波形图可知,RIVMD-SOBI 算法在分析振荡模态 1 的电流波形时出现了频率混叠的问题,且在振荡模态 5 处产生了虚假振荡频率。因此,RIVMD-SOBI 算法会降低对 SSO 振荡模态的辨识精度。RIVMD-SOBI 算法处理 SSO 模态分解的波形如图 13 所示。

通过对采用本文所提改进 SOBI-SGMD 算法与 SGMD-Prony 算法、RIVMD-SOBI 算法的处理结果进行对比分析可知,本文所提算法能够有效改善 SSO 分析过程中的频率混叠、虚假频率的问题,提高了 SSO 振荡模态辨识的准确性。为了进一步直观地体现该算法的优越性,本文对比分析上述算法对 SSO 的特征参数辨识结果,如表 2 所示。

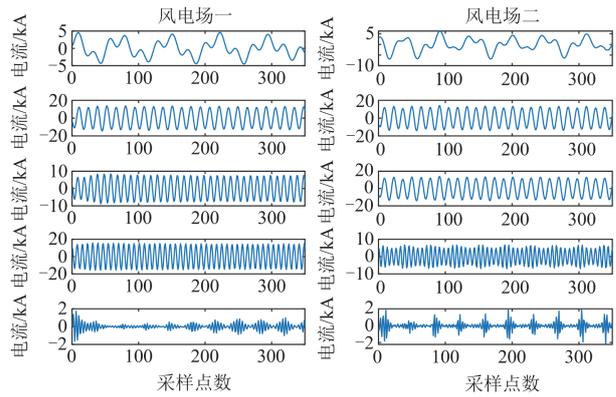


图 13 RIVMD-SOBI 算法处理 SSO 模态分解图

Fig. 13 Subsynchronous oscillation mode decomposition graph using RIVMD-SOBI algorithm

表 2 风电机组 SSO 特征参数辨识结果

Table 2 Identification table of SSO characteristic parameters of direct drive wind turbine

通道	模态	频率/Hz (理论值)	本文所提算法			SGMD-Prony 算法			RIVMD-SOBI 算法		
			频率/Hz	衰减因子	频率偏差/Hz	频率/Hz	衰减因子	频率偏差/Hz	频率/Hz	衰减因子	频率偏差/Hz
一	模态 1	6.836	6.830	-0.187	0.006	7.003	-0.128	0.167	6.530	-0.126	0.306
	模态 2	20.908	20.900	-0.428	0.008	20.930	-0.301	0.022	20.979	-0.631	0.071
	模态 3	35.156	35.159	-0.111	0.003	35.194	-0.198	0.035	35.321	-0.383	0.165
二	模态 4	8.789	8.786	-0.034	0.003	8.923	-0.112	0.137	9.115	-0.091	0.326
	模态 5	22.461	22.459	-0.369	0.002	22.355	-0.351	0.104	22.744	-0.132	0.285
	模态 6	36.133	36.141	-0.100	0.008	36.257	-0.093	0.166	36.296	-0.274	0.163

由表 2 的结果可知,相较于 SGMD-Prony 算法、RIVMD-SOBI 算法,本文提出的基于改进 SGMD-SOBI 算法能够更为精确地辨识 SSO 的振荡模态特征,辨识结果与理论值的偏差更小。此外,由辨识结果可知,风电场一与风电场二均存在 3 个个次同步振荡模态,通过分析振荡点对应的衰减因子可知,此次引发的次同步振荡问题不会减弱。因此,需要采取相应的控制措施抑制 SSO,降低电力系统并网造成的经济损失。

## 5 结论

针对 SSO 信号振荡模态准确辨识的问题,提出了一种基于 DTW 改进的 SGMD 算法与 SOBI 算法相结合的多通道 SSO 辨识方法。本文得出主要结论如下。

1) 本文基于 DTW 改进 SGMD 算法,实现了风电机组多通道下 SSO 模态自适应分解,并采用 SOBI 算法提取完整源信号进行特征参数辨识。通过对比分析重新拟合 SOBI-SGMD 算法分解后的模态信号与初始信号,表明了本文所提方法在平滑初始信号方面有较好的效果,能够有效提高对 SSO 辨识的准确性。

2) 通过建立理想算例与仿真算例,与 SGMD-Prony 算法、RIVMD-SOBI 算法对比分析表明,本文所提方法能够精确辨识 SSO 特征参数,进一步验证了改进 SOBI-SGMD 算法的优越性。

3) 本文所提方法为 SSO 的抑制策略研究提供了更多的信息,有利于 SSO 抑制工作的开展。

## 参考文献

- [1] 赵妍, 潘怡, 李亚波, 等. 基于 AVMD 多尺度模糊熵和 VPMCD 算法的宽频振荡分类[J]. 电力系统保护与控制, 2024, 52(13): 179-187.  
ZHAO Yan, PAN Yi, LI Yabo, et al. Broadband oscillation classification based on AVMD multi-scale fuzzy entropy and the VPMCD algorithm[J]. Power System Protection and Control, 2024, 52(13): 179-187.
- [2] 黄志光, 陈浩, 丁浩寅, 等. 计及数字控制延时影响的含 PMSG 电力系统的宽频振荡 z 域阻抗判据研究[J]. 电力系统保护与控制, 2024, 52(10): 138-146.  
HUANG Zhiguang, CHEN Hao, DING Haoyin, et al. The z domain impedance criterion for wide-band oscillation stability analysis of a power system with PMSG considering the impact of digital control delay[J]. Power

- System Protection and Control, 2024, 52(10): 138-146.
- [3] 刘志坚, 骆军, 梁宁, 等. 虚拟同步控制对风电并网系统次同步振荡阻尼影响分析[J]. 电力系统自动化, 2023, 47(1): 135-142.
- LIU Zhijian, LUO Jun, LIANG Ning, et al. Analysis of influence of virtual synchronous control on subsynchronous oscillation damping for grid-connected wind power system[J]. Automation of Electric Power Systems, 2023, 47(1): 135-142.
- [4] 赵鹏, 黄云辉, 王栋, 等. 基于有源阻尼控制的区域电网新能源基地次同步振荡抑制的研究[J]. 智慧电力, 2024, 52(4): 85-90, 115.
- ZHAO Peng, HUANG Yunhui, WANG Dong, et al. Subsynchronous oscillation suppression of new energy base in regional power grid based on active damping control[J]. Smart Power, 2024, 52(4): 85-90, 115.
- [5] VERMA N, KUMAR N, GUPTA S, et al. Review of sub-synchronous interaction in wind integrated power systems: classification, challenges, and mitigation techniques[J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2023, 8(2): 1-26.
- [6] 徐衍会, 刘慧, 成蕴丹, 等. 基于 VMD 和主客观赋权的次同步振荡能量主导因素辨识[J]. 电力建设, 2024, 45(3): 137-148.
- XU Yanhui, LIU Hui, CHENG Yundan, et al. Identification of dominant factors of sub-synchronous oscillation energy based on VMD and subjective and objective weighting[J]. Electric Power Construction, 2024, 45(3): 137-148.
- [7] 陆友文, 崔昊, 陈佳宁, 等. 基于 RA-CNN 和同步相量的风电场次/超同步振荡参数智能辨识方法[J]. 中国电力, 2023, 56(4): 46-55, 67.
- LU Youwen, CUI Hao, CHEN Jianing, et al. Intelligent identification method of wind farm sub-synchronous/super-synchronous oscillation parameters based on RA-CNN and synchrophasor[J]. Electric Power, 2023, 56(4): 46-55, 67.
- [8] 金涛, 刘对. 基于改进去噪性能的 Prony 算法电网低频振荡模态辨识研究[J]. 电机与控制学报, 2017, 21(5): 33-41.
- JIN Tao, LIU Dui. Power grid low frequency oscillation recognition based on advanced Prony algorithm with improved denoising feature[J]. Electric Machines and Control, 2017, 21(5): 33-41.
- [9] 王果, 雷武, 闵永智, 等. 改进 EEMD 算法在高压并联电抗器声信号去噪中的应用[J]. 电力系统保护与控制, 2023, 51(24): 164-174.
- WANG Guo, LEI Wu, MIN Yongzhi, et al. Application of an improved EEMD algorithm in high voltage shunt reactor sound signal denoising[J]. Power System Protection and Control, 2023, 51(24): 164-174.
- [10] BELEGA D, PETRI D. Frequency and damping factor estimation of real-valued damped sinusoids by means of an improved two-point interpolated DFT algorithm[J]. Digital Signal Processing, 2024, 104.
- [11] 赵峰, 王雅娴, 王英, 等. 基于改进 MVMD-SOBI 算法的直驱风电机组多通道次同步振荡模态辨识[J]. 高电压技术, 2022, 48(4): 1365-1374.
- ZHAO Feng, WANG Yaxian, WANG Ying, et al. Multi-channel sub-synchronous oscillation mode identification of direct-drive wind turbines based on improved MVMD and SOBI algorithms[J]. High Voltage Engineering, 2022, 48(4): 1365-1374.
- [12] LIU Hao, QI Yuan, ZHANG Junbo, et al. Data-driven subsynchronous oscillation identification using field synchrophasor measurements[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2022, 37(1): 165-175.
- [13] 刁涵彬, 李培强, 郭思源, 等. PMU 小扰动信号下的综合负荷模型参数辨识方法[J]. 电力系统保护与控制, 2023, 51(13): 37-49.
- DIAO Hanbin, LI Peiqiang, GUO Siyuan, et al. Parameter identification method of composite load model using small disturbance signal of PMU[J]. Power System Protection and Control, 2023, 51(13): 37-49.
- [14] WU Sijia, MA Guangtong, YAO Chunxing, et al. Current sensor fault detection and identification for PMSM drives using multichannel global maximum pooling CNN[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2024, 39(8): 10311-10325.
- [15] 程正阳, 王荣吉, 潘海洋. 辛几何模态分解方法及其分解能力研究[J]. 振动与冲击, 2020, 39(13): 27-35.
- CHENG Zhengyang, WANG Rongji, PAN Haiyang. Symplectic geometry mode decomposition method and its decomposition ability[J]. Journal of Vibration and Shock, 2020, 39(13): 27-35.
- [16] CHENG Jian, YU Yang, LI Xin, et al. Symplectic geometry packet decomposition and its applications to gear fault diagnosis[J]. Mechanical Systems & Signal Processing, 2022, 174.
- [17] ZHANG Guangyao, WANG Yi, LI Xiaomeng, et al. Enhanced symplectic geometry mode decomposition and its application to rotating machinery fault diagnosis under variable speed conditions[J]. Mechanical Systems & Signal

Processing, 2022, 170.

[18] 李云峰, 高云鹏, 蔡星月, 等. 自适应辛几何模态分解和短时能量差分因子在电能质量扰动检测中的应用[J]. 电工技术学报, 2022, 37(17): 4390-4400.  
LI Yunfeng, GAO Yunpeng, CAI Xingyue, et al. Application of adaptive symplectic geometry modal decomposition and short-time energy difference factor in power quality disturbance detection[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2022, 37(17): 4390-4400.

[19] 林森, 靳行, 王延翠. 迭代辛几何模态分解的高速列车轴承故障诊断[J]. 振动工程学报, 2020, 33(6): 1324-1331.  
LIN Sen, JIN Xing, WANG Yancui. High speed train bearings fault diagnosis of iteration symplectic geometry mode decomposition[J]. Journal of Vibration Engineering, 2020, 33(6): 1324-1331.

[20] ZHANG Xiaoyuan, LI Chaoshun, WANG Xiaobo, et al. A novel fault diagnosis procedure based on improved symplectic geometry mode decomposition and optimized SVM[J]. Measurement, 2019, 114: 189-211.

[21] LIU Yutao, ZHANG Yongan, ZENG Ming, et al. A novel distance measure based on dynamic time warping to improve time series classification[J]. Information Sciences, 2024, 656.

[22] 薛展豪, 陈力, 林志颖, 等. 基于双向长短期记忆生成对抗网络的电力系统次同步振荡数据生成方法[J]. 智慧电力, 2024, 52(5): 60-66.  
XUE Zhanhao, CHEN Li, LIN Zhiying, et al. Subsynchronous oscillation data generation method of power system based on bidirectional long short term memory generative adversarial network[J]. Smart Power, 2024, 52(5): 60-66.

[23] 钟声, 李晓洋, 梁胜乐, 等. 基于线圈电流信号及动态时间规整的高压断路器状态评估方法[J]. 高压电器, 2023, 59(4): 24-31.  
ZHONG Sheng, LI Xiaoyang, LIANG Shengle, et al. Condition assessment method on high voltage circuit breaker based on coil current signal and dynamic time warping[J]. High Voltage Apparatus, 2023, 59(4): 24-31.

[24] 李克明, 江亚群, 黄世付, 等. 基于 DTW 距离和聚类分析的配电台区低压拓扑结构辨识方法[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(14): 29-36.  
LI Keming, JIANG Yaqun, HUANG Shifu, et al. Topology identification method of a low-voltage distribution station area based on DTW distance and cluster analysis[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(14): 29-36.

[25] 李卫国, 许文文, 王旭光, 等. 基于 DTW 距离搜索的配电网故障区段定位方法[J]. 电力系统及其自动化学报, 2020, 32(6): 80-87.  
LI Weiguang, XU Wenwen, WANG Xuguang, et al. Location method for fault section in distribution network based on DTW distance search[J]. Proceedings of the CSU-EPSCA, 2020, 32(6): 80-87.

[26] GU Jianju, YAO Dingding, LI Junfeng, et al. A novel semi-blind source separation framework towards maximum signal-to-interference ratio[J]. Signal Processing, 2024, 217.

[27] LI Yunpeng. Second-order approximation of minimum discrimination information in independent component analysis[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2022, 29: 334-338.

[28] 职保平, 秦净净, 杨春景, 等. 基于 EEMD-SOBI 的水电机组多源信息分离处理[J]. 振动与冲击, 2023, 42(4): 229-235, 294.  
ZHI Baoping, QIN Jingjing, YANG Chunjing, et al. Multi-source information separation of a hydroelectric generating set based on EEMD-SOBI[J]. Journal of Vibration and Shock, 2023, 42(4): 229-235, 294.

[29] 王雅娴, 赵峰. 基于改进 VMD 和 SOBI 算法的直驱永磁同步风电机组次同步振荡模态辨识[J]. 噪声与振动控制, 2020, 40(6): 102-108.  
WANG Yaxian, ZHAO Feng. Sub synchronous oscillation mode identification of direct-drive permanent magnet synchronous wind turbine generators based on improved VMD and SOBI algorithms[J]. Noise and Vibration Control, 2020, 40(6): 102-108.

[30] PAN Haiyang, YANG Yu, LI Xin, et al. Symplectic geometry mode decomposition and its application to rotating machinery compound fault diagnosis[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019, 114: 189-211.

收稿日期: 2024-09-08; 修回日期: 2024-12-04

作者简介:

郭成(1978—), 男, 工学博士, 教授, 主要研究方向为电力系统稳定分析与控制、电能质量监测与分析。E-mail: gc325@126.com

(编辑 周金梅)