

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.250641

# 基于顺序变分模态分解和改进两步法的宽频 振荡频率动态估计

陈添富<sup>1</sup>, 高伟<sup>1,2</sup>, 郭谋发<sup>1,2</sup>, 杨耿杰<sup>1</sup>

(1. 福州大学电气工程与自动化学院, 福建 福州 350108; 2. 福州大学至诚学院电气工程系, 福建 福州 350002)

**摘要:** 高比例新能源并网加剧了电网宽频振荡问题, 可能引发机组脱网等后果。其宽频域、多模态等特性导致信号呈现混叠性和非平稳性, 给频率精确估计带来严峻挑战。实时精准的频率估计有助于抑制频率振荡。为此提出一种基于顺序变分模态分解(successive variational mode decomposition, SVMD)与改进两步法(improved two-step, ITS)的宽频振荡信号频率动态估计法。首先, 通过引入鲸鱼优化算法(whale optimization algorithm, WOA)自适应确定SVMD的最大惩罚因子, 然后对信号进行SVMD, 得到各个固有模态分量(intrinsic mode function, IMF), 有效避免了对先验知识的依赖。其次, 结合两步法(two-step method, TS)与多重同步压缩变换(multisynchrosqueezing transform, MSST), 通过相位解调技术和时频谱优化, 提高频率估计的分辨率与抗噪性。实验表明, 所提方法分解的IMF波形与原信号振荡分量波形高度相似, 频率动态估计的精确度相比TS、希尔伯特变换等方法显著提高, 在仿真和实测信号中均能实现对振荡信号瞬时频率的动态追踪。

**关键词:** 宽频振荡; 动态估计; 鲸鱼优化算法; 顺序变分模态分解; 多重同步压缩变换

## Dynamic frequency estimation of wideband oscillations based on successive variational mode decomposition and an improved two-step method

CHEN Tianfu<sup>1</sup>, GAO Wei<sup>1,2</sup>, GUO Moufa<sup>1,2</sup>, YANG Gengjie<sup>1</sup>

(1. College of Electrical Engineering and Automation, Fuzhou University, Fuzhou 350108, China; 2. Department of Electrical Engineering, Fuzhou University Zhicheng College, Fuzhou 350002, China)

**Abstract:** The high penetration of renewable energy integration has exacerbated wideband oscillation problems in power systems, potentially leading to consequences such as generator tripping. The wideband and multimodal characteristics of such oscillations result in signal aliasing and non-stationarity, posing significant challenges to accurate frequency estimation. Real-time and precise frequency estimation is crucial for suppressing frequency oscillations. To address this problem, this paper proposes a dynamic frequency estimation method for wideband oscillation signals based on successive variational mode decomposition (SVMD) and an improved two-step (ITS) approach. First, the whale optimization algorithm (WOA) is introduced to adaptively determine the maximum penalty factor of SVMD, and the oscillation signal is then decomposed via SVMD into intrinsic mode functions (IMFs), effectively avoiding reliance on prior knowledge. Second, by integrating the two-step (TS) method with multi-synchrosqueezing transform (MSST), the resolution and noise immunity of frequency estimation are enhanced through phase demodulation and time-frequency spectrum refinement. Experimental results demonstrate that the IMFs decomposed by the proposed method closely resemble the oscillation components of the original signal. Furthermore, the accuracy of dynamic frequency estimation is significantly improved compared to traditional methods such as TS and Hilbert Transform, enabling effective dynamic tracking of the instantaneous frequency of oscillation signals in both simulated and measured data.

This work is supported by the Natural Science Foundation of Fujian Province (No. 2021J01633).

**Key words:** wideband oscillation; dynamic estimation; whale optimization algorithm; successive variational mode decomposition; multi-synchrosqueezing transform

基金项目: 福建省自然科学基金项目资助(2021J01633)

## 0 引言

随着全球能源转型的加速, 新能源在电力系统中的渗透率不断提高, 系统呈现出“高比例可再生能源”和“高比例电力电子设备”的“双高”特征<sup>[1]</sup>。“双高”电力系统中可再生能源机组具有显著的非线性、波动性与运行工况不确定性, 可能导致电力系统引发宽频振荡现象<sup>[2-5]</sup>。振荡的频率较宽, 涵盖几赫兹到数千赫兹, 且振荡频率可能在较大范围内漂移, 表现出多模态特征以及显著的时变特性<sup>[6-8]</sup>。宽频振荡对电力系统的危害是多方面的, 包括设备损坏、系统稳定性降低、电能质量差以及新能源接入受限等问题, 不仅影响电力系统的安全稳定运行, 还对新能源的高效利用和可持续发展构成挑战<sup>[9-10]</sup>。如 2015 年 7 月 1 日, 新疆哈密地区风电场发生次同步振荡事故, 导致 3 台 660 MW 火电机组停运; 2011 年河北沽源地区的风电场多次发生次同步振荡事故, 导致大量风机脱网。因此, 快速、准确地识别宽频振荡现象, 及时实施有效的抑制措施, 是保障系统安全稳定运行的重要技术手段。目前宽频振荡的检测分析算法包括: Prony 分析法、经验模态分解法(empirical mode decomposition, EMD)、变分模态分解法(variational mode decomposition, VMD)等<sup>[11]</sup>。文献[12]对 Prony 算法进行了改进, 提高了算法分析的精度, 但对于采样数据本身的要求较高。文献[13]提出了一种基于动态时间规整改进的辛几何模态分解与二阶盲辨识多通道辨识方法, 实现了对次同步振荡模态频率与衰减因子的精确提取, 有效提升了辨识准确性与抗干扰能力。文献[14]提出了一种结合 VMD 和压缩感知的宽频振荡监测方法, 自适应性强、能有效抑制噪声并保留信号特征, 但 VMD 的分解需要提前设定模态分解个数, 容易出现过分解问题。传统 VMD 算法的分解模态和惩罚因子需要通过试凑法确定, 复杂且对于含有多种不同振荡模态的信号辨识适应性较差, 易出现频谱混叠问题<sup>[15]</sup>。文献[16]针对 VMD 的过分解问题做出了改进, 同时还考虑了 VMD 分解的边界效应以及对惩罚因子问题进行了讨论。该方法解决了宽频信号的基波分量存在频率偏移、频率动态变化的情况下各分量间的相互干扰问题, 但 VMD 的分解尺度和惩罚因子也需预先设定。

传统测量方法在分析宽频带信号时存在局限性, 主要表现为分辨率不足导致的频谱泄漏问题<sup>[17]</sup>。此外, 宽频振荡信号通常包含多模态分量与噪声, 其频率、幅值和相位各异, 导致传统方法在分解时存在缺陷: 噪声敏感导致伪模态、高频突变引发包

络畸变(如 EMD 在分解高频突变分量时, 会引发包络线畸变, 将邻近低频模态裹挟至同一模态函数(intrinsic mode function, IMF), 破坏模态正交性)、模态过分解及带宽失调等问题, 易产生虚假分量和模态混叠现象<sup>[18-20]</sup>。

针对宽频振荡信号频带宽、多模态、时变性、高噪声等引发其在频率估计上的一系列难题, 本文提出了一种将优化顺序变分模态分解(successive variational mode decomposition, SVMD)<sup>[21]</sup>算法与改进两步法(improved two-step method, ITS)相结合的宽频振荡信号频率动态估计新方法。

SVMD 无须预先设定模态数量, 通过动态调整惩罚因子来优化模态分解的带宽控制, 使其能够适应宽频带信号中不同频率成分的特性, 具有自适应分解模态个数的能力, 能有效避免如 VMD 初始化模态分解个数不当易导致结果出现虚假模态的情况, 在处理非线性、非平稳信号时表现出色。然而, SVMD 通过指数增长策略动态调整惩罚因子, 若惩罚因子范围的上限选择不当, 容易导致模态混叠。为此, 本文引入了鲸鱼优化算法(whale optimization algorithm, WOA)<sup>[22]</sup>寻找最优的惩罚因子上限(最大惩罚因子)。

基于优化后的 SVMD 结果, 实现高精度的频率估计是后续分析的关键。传统时频分析存在频率分辨率低、对噪声敏感等问题, 导致频率估计误差较大。希尔伯特变换(Hilbert transform, HT)虽可用于频率估计, 但对噪声敏感, 且对非线性或突变信号适应性差。相比之下, 两步法(two-step method, TS)<sup>[23]</sup>结合联合时频分析与相位解调技术, 能有效降低噪声敏感性和动态估计误差, 且参数选择简单。多重同步压缩变换(multisynchrosqueezing transform, MSST)<sup>[24]</sup>通过多级时频重分配, 可消除噪声干扰并增强频率分辨率。因此, 本文提出将 MSST 和 TS 结合的新型动态频率估计方法——ITS, 通过优化时频谱矩阵, 引入 MSST 提高 TS 的初步频率估计精度, 进而提升最终频率估计的准确性。

## 1 基于 WOA-SVMD 的宽频振荡信号分解

### 1.1 自适应选择最大惩罚因子

#### 1) 寻优方法与判据

WOA 是受一种座头鲸捕食行为启发的新型群体智能优化算法, 相比于其他优化算法而言, 该算法无须人为设置惯性权重、个体认知因子等参数, 降低了人工干预带来的不确定性, 并引入了动态调整参数, 根据迭代次数快速收敛, 在解决振荡信号优化问题方面具有较高的效率和竞争力。

信息熵可用于衡量信号的随机性, IMF 的熵值越低则表明振荡信号的能量集中, 振动模态就越明显。利用它作为分解指标并结合 WOA 自适应地确定最佳惩罚因子  $\alpha_m$ 。

$$H_k = -\sum_{d=1}^D F_d \log(F_d) \quad (1)$$

式中:  $H_k$  表示第  $k$  个模态信息熵值;  $F_d$  为第  $d$  个振荡频率值区间归一化的概率值。

## 2) 寻优机制

WOA 的寻优核心机制在于模拟座头鲸的捕食行为, 将随机搜索、包围机制和螺旋更新结合, 兼顾全局探索与局部开发, 寻找最优的最大惩罚因子  $\alpha_m$ , 其数学表述如下。

定义一个 0~1 的随机参数  $p$ , 当  $p < 0.5$  时, 搜索方向向随机选择的种群代理位置或者领导者所在位置包围, 其表达式为

$$\alpha_m^{\tau+1} = \begin{cases} R_{ld} - M \times |2 \times r_1 \times R_{ld} - \alpha_m^\tau|, & |M| \geq 1 \\ L_{ld} - M \times |2 \times r_1 \times L_{ld} - \alpha_m^\tau|, & |M| < 1 \end{cases} \quad (2)$$

式中:  $\tau$  表示迭代次数;  $R_{ld}$  为随机选择的位置所对应的数值;  $r_1$ 、 $r_2$  表示值为 0~1 的随机数;  $M = 2 \times a_1 \times r_2 - a_1$ ,  $a_1$  为动态调整参数, 随着迭代次数增加而减小, 值域为 0~2;  $L_{ld}$  为领导者所在位置所对应的数值。

当  $p \geq 0.5$  时, 搜索代理位置围绕领导者进行螺旋运动, 其表达式为

$$\alpha_m^{\tau+1} = |L_{ld} - \alpha_m^\tau| \times e^{b \times \xi} \times \cos(2\pi\xi) + L_{ld} \quad (3)$$

式中:  $b$  为螺旋系数;  $\xi = (a_2 - 1) \times r_3 + 1$ ,  $a_2$  为动态调整参数, 随着迭代次数增加从 -1 减到小到 -2,  $r_3$  表示 0~1 的随机数。

## 1.2 SVM 原理

### 1) SVM 变分问题构建

为了使分解出的 IMF 在其中心频率周围更加紧凑, 通过解析信号构造、时域导数惩罚和约束频域能量构造优化问题。定义约束函数  $J_1$  为

$$J_1 = \left\| \partial_t \left[ \left( \delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 \quad (4)$$

式中:  $\delta(t)$  为狄拉克函数;  $\partial_t[\cdot]$  为对时间的偏导数算子;  $*$  表示卷积;  $u_k(t)$  为第  $k$  个模态函数;  $\omega_k$  表示第  $k$  个振荡模态中心频率;  $t$  表示时间。

为了最小化残差信号在有效分量频率处的能量, 通过滤波对残差信号的能量进行约束, 定义函数  $J_2$  为

$$J_2 = \|\beta_k(t) * X_r(t)\|_2^2 \quad (5)$$

式中:  $\beta_k(t)$  为滤波器冲激响应, 用于抑制残差信号与当前模态的频谱重叠;  $X_r(t)$  为残差信号,  $\|\cdot\|_2^2$  表示二范数。

为了避免模态重复, 通过滤波器能量约束进一步细化信号分解中对模态特性的要求, 定义函数  $J_3$  为

$$J_3 = \sum_{i=1}^{k-1} \|\beta_i(t) * u_k(t)\|_2^2 \quad (6)$$

式中:  $\beta_i(t)$  为另一组滤波器冲激响应。

传统 VMD 在构建一个优化问题的同时, 会提取信号的所有模态, 这将导致计算复杂度高、需要预先设定模态数量等问题, 而 SVM 通过添加约束条件以避免与之前提取的模态和残余信号的频谱重叠, 实现自适应提取模态, 其表达式为

$$\begin{cases} \min_{u_k, \omega_k} \{\alpha J_1 + J_2 + J_3\} \\ \text{s.t. } u_k(t) + X_r(t) = X(t) \end{cases} \quad (7)$$

式中:  $\alpha$  为惩罚因子;  $X(t)$  为输入信号。

### 2) SVM 变分问题求解

得到受约束的 SVM 变分模型之后, 为了得到模型最优解, 引入二次惩罚项和拉格朗日算子得到增广拉格朗日函数, 将约束问题简化为无约束问题求解, 利用交替乘法, 交替计算更新, 即可得到最终的模态函数和模态中心频率。

## 1.3 算法流程图

综上所述, WOA-SVM 算法分解宽频振荡信号的流程如图 1 所示。具体步骤如下所述。

1) 首先初始化参数, 随机生成最大惩罚因子的初始种群;

2) 利用种群矩阵中所有的最大惩罚因子值, 分别对信号进行 SVM 分解提取 IMF, 按照式(1)计算分解后每个 IMF 的信息熵并求和, 从而得到每个最大惩罚因子值所对应的信息熵总和;

3) 根据分解后 IMF 的信息熵值, 通过式(2)、式(3)寻找最佳最大惩罚因子;

4) 得出本轮迭代所寻得的最佳最大惩罚因子并保存;

5) 循环  $T$  次, 对比每次迭代得出的最佳最大惩罚因子, 得出全局最佳最大惩罚因子;

6) 利用全局最佳最大惩罚因子值对宽频振荡信号进行 SVM 得到多个 IMF。

## 2 振荡频率动态估计

### 2.1 两步法原理

TS 是分两步对信号进行频率估计的方法, 第一

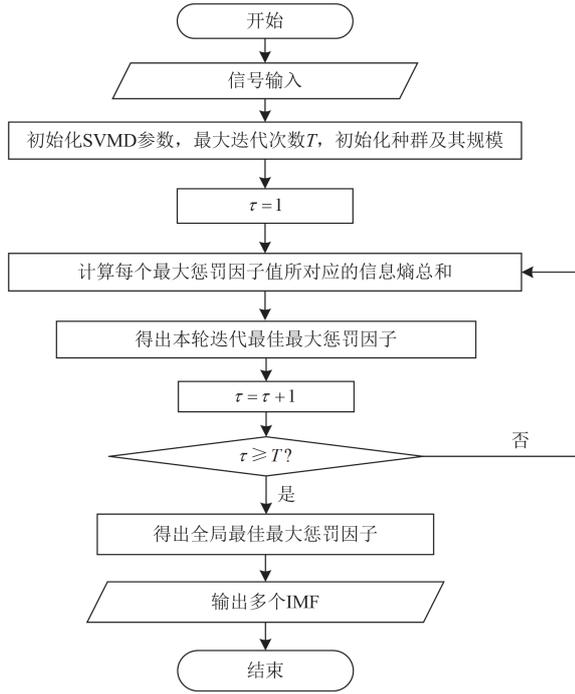


图1 WOA-SVMD 算法流程

Fig. 1 Algorithm flowchart of WOA-SVMD

步是基于时频分析追踪时频能量最大值, 粗略估计信号瞬时频率, 表达式为

$$f_{\max}(t) = \max_{\{t\}, \{f\}} [T_s(t, f)] \quad (8)$$

式中:  $f_{\max}(t)$  表示  $t$  时间时频谱能量最大处频率;  $T_s(t, f)$  为时频谱矩阵;  $f$  表示短时傅里叶变换 (short-time fourier transform, STFT) 的基准频率单元。

第二步是在此基础上, 联合时频分析与相位解调技术, 并借助带通滤波器, 对瞬时频率进行精确估计。在处理时变信号时, 能有效克服传统频率估计方法中噪声敏感性高和动态估计误差较大的问题, 同时在参数选择上相较于许多传统方法更加简单。

## 2.2 MSST 原理与时频谱矩阵优化

### 1) 时频能量的重定位

为了实现时频能量的精确重定位, 从频域和时域两个维度构建了联合校正机制, 保证时频能量在联合时频平面上的最优定位, 从而实现了时频分布的超分辨率表征。

在频域维度, 基于解析信号相位导数的理论, 可通过信号与窗函数导数的 STFT 结果除以信号 STFT 结果, 计算得到瞬时频率。在时域维度, 依据能量时延重心理论, 先将信号、窗函数和时间向量乘积进行 STFT, 再将其结果除以信号的 STFT 结

果, 得到估计群延迟。

### 2) 阈值去噪与信号分离

求解频域中瞬时频率的时间变化率以及时域中的群延迟的时间变化率, 通过两者的比值量化信号能量时间分布的变化特性, 其表达式为

$$c = \frac{R_{\omega, \Delta t}(t, f)}{R_{t, \Delta t}(t, f)} \quad (9)$$

式中:  $c$  为压缩率, 描述时频平面上能量分布的局部特征;  $R_{\omega, \Delta t}(t, f)$  表示瞬时频率的时间变化率;  $R_{t, \Delta t}(t, f)$  表示群延迟的时间变化率。

噪声信号往往具有较低的时频能量, 利用阈值法去除时频能量幅值小的部分, 然后通过压缩率  $c$  将时频谱分成两部分。压缩率小的部分能量在频率方向集中, 适合频率重分配; 压缩率大的部分能量在时间方向集中, 适合时间重分配。

### 3) 频谱压缩

最后将两部分时频谱进行多重同步压缩, 将时频能量更精确地分配到实际的时间和频率位置, 再将结果相加, 得到完整的时频谱矩阵, 多重同步压缩表达式为

$$T_{s1} = \sum_{f, t} G_1(t, f) \cdot \delta(f' - R_{\omega}(t, f)) \quad (10)$$

$$T_{s2} = \sum_{f, t} \hat{G}_1(t, f) \cdot e^{-2\pi j(f-1)\frac{t}{t_{lg}}} \cdot \delta(f' - R_t(t, f)) \quad (11)$$

$$T_s = T_{s1} + T_{s2} \quad (12)$$

式中:  $T_{s1}$  为频率重分配后的时频谱矩阵;  $T_{s2}$  为时间重分配后的时频谱矩阵;  $G_1(t, f)$  表示压缩率小的部分;  $\hat{G}_1(t, f)$  表示压缩率大的部分;  $f'$  表示重分配后的精确频率位置;  $R_{\omega}(t, f)$  表示估计的瞬时频率;  $R_t(t, f)$  表示估计的群延迟;  $t_{lg}$  表示信号总时间。

## 2.3 算法流程图

综上所述, 改进两步法的流程如图 2 所示。具体步骤如下。

1) 以第 1 节分解得到的 IMF 信号作为输入, 从频域和时域构建联合校正机制, 实现时频能量的高精度重定位;

2) 通过频谱能量幅值进行阈值去噪, 然后利用式(9)计算压缩率, 将信号时频谱分成两部分;

3) 按照式(10)、式(11)将两部分时频谱多重同步压缩后相加, 得到优化后的时频谱矩阵;

4) 通过式(8)寻找时频谱矩阵每个时间点对应能量的最大值, 初步估计瞬时频率;

5) 将初步估计结果进行窄带滤波与相位解调, 得到瞬时频率的精确估计。

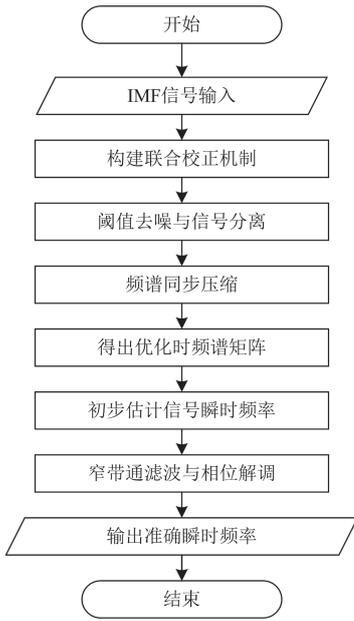


图2 ITS 算法流程

Fig. 2 ITS algorithm flowchart

### 3 算例分析

#### 3.1 宽频振荡信号建模

为了评估本文所提算法在信号分解和频率估计方面的效果, 构建了一个宽频带、多模态和时变性强宽频振荡信号数学模型。为更好地模拟振荡信号时变性的特点, 利用描述大气对流的 Lorenz 系统生成混沌信号, 再将其调制到振荡模型的幅度和相位中使得该模型下每个模态的幅值和相位都随时间变化<sup>[25]</sup>, 其表达式为

$$X(t) = \sum_{l=1}^L A_l(t) e^{-\nu_l t} \sin(2\pi f_l t + \theta_l(t)) \quad (13)$$

式中:  $X(t)$  表示宽频振荡信号;  $L$  为模态数;  $A_l(t)$  为信号振幅, 随时间变化而变化;  $\nu_l$  为衰减因子;  $f_l$  为振荡频率;  $\theta_l(t)$  为相位, 同样随时间变化而变化。

#### 3.2 宽频带信号验证

##### 1) 宽频带仿真信号构建

根据式(13)构建宽频振荡仿真模型, 如式(14)所示。

$$\begin{aligned} X(t) = & A_1^{40}(t) \cdot e^{-0.03t} \cdot \cos(2\pi \cdot 15t + \theta_1^{12\pi}(t)) + \\ & A_2^{60}(t) \cdot e^{-0.01t} \cdot \cos(2\pi \cdot 70t + \theta_2^{6\pi}(t)) + \\ & A_3^{40}(t) \cdot \cos(2\pi \cdot 290t + \theta_3^{8\pi}(t)) + \\ & 311 \cdot \cos(2\pi \cdot 50t) + \eta_1 \end{aligned} \quad (14)$$

式中:  $A_k^a(t)$  表示对  $a$  进行幅值调制, 其结果在  $a$  值附近随机波动;  $\theta_i^{bn}(t)$  表示对  $b$  进行相位调制, 使得

其变化率在  $\frac{b}{2}$  值内随机波动;  $\eta_1$  表示白噪声信号。

该信号模型包含次同步(2.5~50 Hz)、超同步(50~100 Hz)及中高频(大于 100 Hz) 3 类振荡模态, 频率覆盖 15~290 Hz 宽频谱带, 准确表征了实际宽频振荡的多模态并存特性。各模态呈现显著时变特性: 幅值最大波动  $\pm 10\%$ , 最大频率变化率超过 15 Hz/s 且频偏范围  $\pm 3$  Hz, 同时叠加 25 dB 信噪比高斯白噪声(符合新能源电场典型噪声特征), 有效表征了实际宽频振荡信号的动态行为与噪声环境。综上所述, 该模型基本满足实际工况中宽频振荡信号的情况。其波形如图 3 所示。

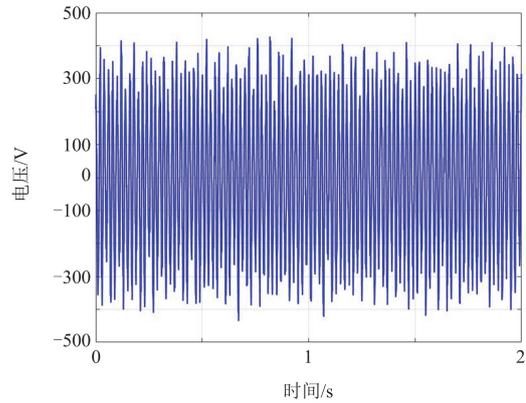


图3 宽频带信号波形

Fig. 3 Waveform of wideband signals

##### 2) 信号模态分解与对比验证

计算平台硬件配置为: CPU Intel Core i9-13900HX, 主频 2.2 GHz, 内存 16 GB。利用 WOA-SVMD 对仿真信号进行分解, 同时为了验证 SVMD 对于振荡信号的分解效果, 利用 EMD(取筛选停止阈值为 0.2, 最大迭代次数为 10, 最大 IMF 分解个数取 10)与 VMD(最大惩罚因子值选取与 WOA 寻优结果相同, IMF 最大分解个数取 4)进行分解对比。为克服传统模态分解类算法的端点效应, 依据文献[26]分析可知, 信号长度为其自身一半时辨识效果最佳, 因此本文取信号 1/4 到 3/4 的数据进行分析, 其分解的 IMF 分量经 FFT 处理后结果如图 4 所示, 从左往右依次为 EMD、VMD 和 SVMD。

从图 4 可以看出, EMD 在 IMF1 中表现出明显的噪声干扰, 这凸显了 EMD 在处理振荡信号时对噪声的高度敏感性。在同样的环境下, VMD 与 SVMD 在 IMF1—IMF4 展现了显著的噪声抑制能力, 在频谱图中噪声成分微乎其微。进一步观察发现, EMD 未能有效分离 70 Hz 和 50 Hz 的振荡模态, 二者被错误地归入同一 IMF, 即 IMF2 和 IMF3。且在 IMF4

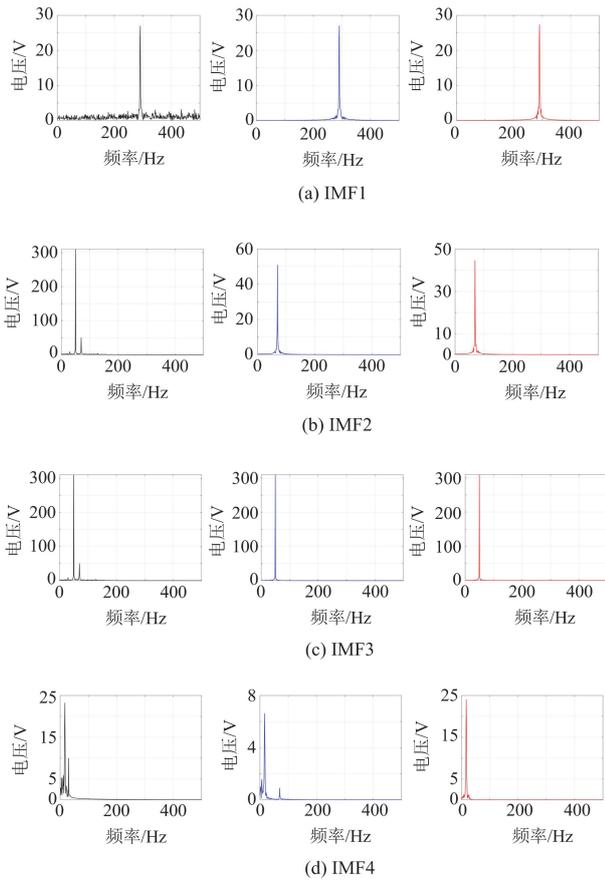


图 4 不同算法分解出 IMFs 的频谱图

Fig. 4 Spectral graphs of IMFs decomposed by different algorithms

中出现了显著的模态混叠现象，即 IMF4 中不仅有 15 Hz 的信号成分，还被 EMD 错误地分配了 30 Hz 左右的信号成分以及 15 Hz 以下的信号成分。

相比之下，VMD, SVMD 在分解 IMF1、IMF2 和 IMF3 时均展现出了处理多模态信号的优越性能。然而，在处理 IMF4 时，VMD 出现了明显的模态混叠现象，而 SVMD 则有效避免了这一问题。这表明在分解包含次同步振荡和中高频振荡的多模态、宽频带信号时，SVMD 在分解约束条件的设定和变分问题的求解策略上更具优越性，既能够兼顾频率相差较大的两个振荡模态，又能够更好地处理信号分解中多模态引起的模态混叠问题。

为了进一步验证 WOA-SVMD 对于振荡信号分解的效果，将其与灰狼优化算法(grey wolf optimization, GWO)<sup>[27]</sup>、粒子群优化算法(particle swarm optimization, PSO)<sup>[28]</sup>和红嘴蓝鹊优化算法(red-billed blue magpie optimization, RBMO)<sup>[29]</sup>进行比较，同时引入皮尔逊相关系数(Pearson correlation coefficient, PCC)<sup>[30-31]</sup>、互信息(mutual information, MI)和均方差(mean squared

error, MSE)衡量不同优化算法下 SVMD 的分解结果与原信号的相似度。PCC 是衡量两个波形之间线性相关程度的指标，当它达到 0.8~1 时表明两个波形相关性极强。MI 是量化两个波形之间的统计依赖性的指标，当  $MI > 0.5 \text{ bit}$  时表明两个波形之间存在强非线性关联，MI 值越大表明两波形之间的相关程度越高。值得一提的是，PCC 检测线性关联，MI 则补充非线性依赖性，如若波形存在相位，皮尔逊系数可能接近 0，但实际存在强非线性关联，两者结合评估波形相似性可以起到互补的作用。MSE 则是直接计算两个波形在同一时间点的瞬时幅值差异，直观感受两个波形的误差。不同寻优算法的分解结果如表 1 所示。

表 1 不同寻优算法的分解结果

Table 1 Decomposition results of different optimization algorithms

方法	时间/s	模态	PCC	MI/bit	MSE/V <sup>2</sup>
GWO <sup>[27]</sup>	16.154	IMF1	0.994	2.159	9.776
		IMF2	0.995	2.147	31.244
		IMF3	1.000	2.552	12.807
		IMF4	0.989	2.018	13.579
PSO <sup>[28]</sup>	20.700	IMF1	0.994	2.157	9.868
		IMF2	0.994	2.145	32.204
		IMF3	1.000	2.552	12.970
		IMF4	0.989	2.015	13.717
RBMO <sup>[29]</sup>	45.354	IMF1	0.989	2.007	18.740
		IMF2	0.995	2.167	32.577
		IMF3	1.000	2.550	14.829
		IMF4	0.987	1.987	16.543
WOA <sup>[22]</sup>	9.353	IMF1	0.994	2.158	9.811
		IMF2	0.995	2.146	31.683
		IMF3	1.000	2.552	12.909
		IMF4	0.989	2.017	13.643

从表 1 可以看出，在 PCC 指标上，4 种优化算法在时变振荡模态分解中均具有较高的精确度，在分解基波分量(IMF3)时更是能完全匹配。而在时间指标上，WOA 时间最短，相较于其他 3 种优化算法效率最高。总体上看，WOA 的分解效果最佳。

### 3) 宽频带信号频率动态估计

将 WOA-SVMD 分解后得到的除工频外的 3 个振荡模态利用 ITS 与 TS 分别进行瞬时频率估计，其结果如图 5 所示。

从图 5 可以看出，ITS 算法在 3 个模态中的频率动态估计误差均小于 0.5 Hz，很大程度上减小了信号时变性所带来的估计误差，同时也展现了对于 15~290 Hz 宽频带信号的高适应性。相比之下，TS 算法虽然也能进行动态跟踪，但波动较大，最大误差值超过 2.1 Hz。在 IMF4 中，噪声干扰导致 TS 所

估计出的频率波动呈现出显著的跳变现象, 这严重影响了频率估计的准确性。而 ITS 在面对相同噪声环境时, 未出现任何跳变情况, 这表明 ITS 具备卓越的抗噪性能, 能够精准地识别并有效滤除信号中因噪声引发的频率跳变异常部分, 从而确保频率估计结果的可靠性。综合考量, ITS 在频率估计精度方面相较于 TS 有着显著的优势。

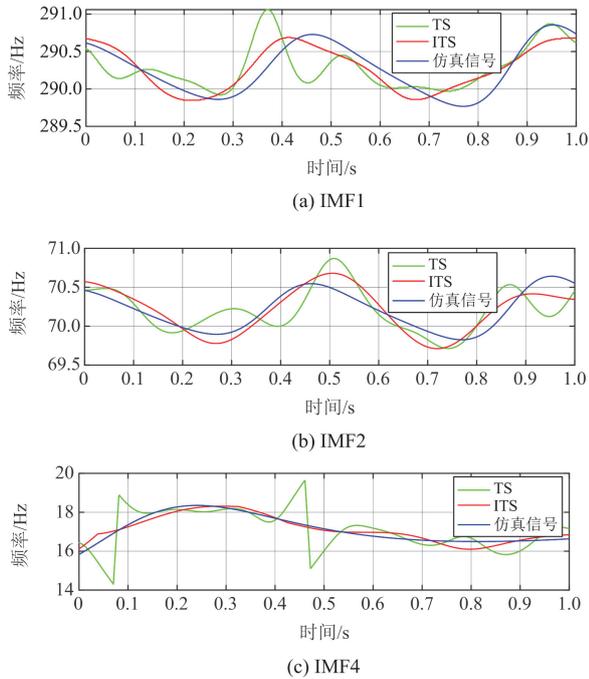


图 5 各个 IMF 分量的动态频率估计结果

Fig. 5 Dynamic frequency estimation results of each IMF component

为了进一步验证所提方法的准确性, 本文将其与 HT 和多项式调频变换 (polynomial chirplet transform, PCT)<sup>[32]</sup> 进行对比分析, 同样以 PCC、MI、MSE 作为频率估计的评价指标, 评估结果如图 6 所示。

由图 6 可知, ITS 的 3 种指标平均值分别为 0.9228、1.600 和 0.025, 表明其估计结果高度接近原始子信号, 表现最佳。其次是 TS 和 HT, 两者在 3 种评价指标下的表现各具优势。TS 在 PCC 与 MI 上表现略微突出, 而 HT 则在 MSE 上略胜一筹。PCT 估计效果最差, 其中 IMF1 的 PCC 值为 -0.443, 与原始信号频率呈负相关, 而 IMF2 的 PCC 值和 MI 值分别为 0.05 和 0.001, 几乎与仿真信号频率波形完全不相干。原因是该方法是多项式拟合为基础, 在处理时变性信号时容易出现多项式阶数无法满足时变特性的情况, 导致估计存在一定程度的误差, 进而使得估计结果与仿真信号频率波动存在负相关的关系。虽然 PCT 方法在 PCC 和 MI 指标上的表现

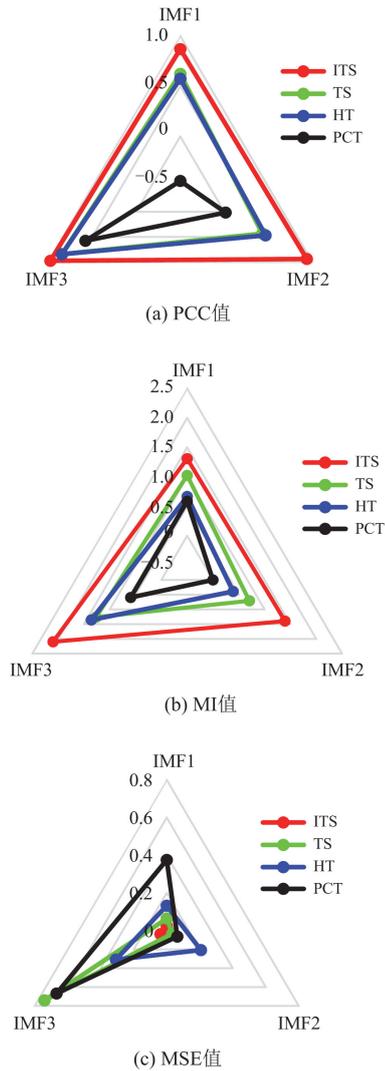


图 6 各 IMF 分量性能效果

Fig. 6 Performance effects of each IMF component

欠佳, 但其在 MSE 方面与其他 3 种方法的差距相对较小。这一结果表明: PCT 方法虽然难以准确捕捉频率的时变规律, 但其频率估计值与仿真信号真实值之间的数值差异并不显著。特别是在对 IMF2 的估计中, 尽管 PCC 和 MI 指标表现较差, 但其 MSE 值仅为 0.064, 显示出较好的数值逼近能力。

### 3.3 低频、高频振荡信号验证

#### 1) 低频、高频仿真信号构建

为了进一步验证所提算法对于不同频率信号的适应性, 分别构建只含有低频或只含有高频的两种振荡信号进行验证。低频信号由一个 2 Hz 的振荡模态与一个 15 Hz 的振荡模态组成, 同时施加 25 dB 的高强度噪声, 高频信号由一个 290 Hz 与一个 350 Hz 的振荡模态组成, 外加 30 dB 的噪声。

2) 信号模态分解与对比验证

对低、高频信号使用 GWO、PSO、RBMO 和 WOA 等不同的寻优算法进行寻优分解，分解结果如表 2 所示。

表 2 低频、高频信号的寻优分解结果

Table 2 Optimization decomposition results of low and high frequency signals

方法	时间/s	模态	PCC	MI/bit	MSE/V <sup>2</sup>
GWO <sup>[27]</sup>	9.026	低频 IMF1	0.789	0.108	590.4846
		低频 IMF2	0.789	0.969	624.351
		高频 IMF1	0.999	2.427	0.635
		高频 IMF2	0.999	2.410	0.843
PSO <sup>[28]</sup>	23.106	低频 IMF1	0.775	0.099	592.908
		低频 IMF2	0.790	0.969	626.066
		高频 IMF1	0.998	2.324	4.807
		高频 IMF2	0.998	2.228	25.9138
RBMO <sup>[29]</sup>	34.010	低频 IMF1	0.786	0.106	591.176
		低频 IMF2	0.790	0.969	624.845
		高频 IMF1	0.999	2.419	0.953
		高频 IMF2	0.999	2.401	1.059
WOA <sup>[22]</sup>	8.863	低频 IMF1	0.998	2.265	19.647
		低频 IMF2	0.999	2.389	2.225
		高频 IMF1	0.999	2.375	2.637
		高频 IMF2	0.998	2.318	5.164

在表 2 中，GWO 和 WOA 算法在平均分解时间上明显优于其他两种算法，显示出更高的分解效率。在评价指标方面，WOA 算法在处理低频信号时展现出显著优势，其分解性能的 3 个关键指标的平均值分别达到 0.999、2.327 和 10.936，表明 WOA 分解的信号与原始仿真信号保持了极高的相似度。相比之下，其他对比算法在处理低频信号时，由于未能处理好与频率接近的振荡分量，产生了明显的模态混叠现象。这一问题直接导致这些算法的 3 项评价指标数值趋于相近，且整体表现均明显逊于 WOA 算法。这表明 WOA 在平衡全局搜索和局部开发方面具有显著优势，特别是在分解低频且模态相近的信号时，能够很好地克服多模态之间的相互影响。

对于高频信号的分解，4 种优化算法均取得了与原始信号高度相似的结果。这表明在高频信号处理方面，这些算法都能有效地捕捉信号特征，实现精确的信号分解。

综上所述，WOA-SVMD 在信号分解效果上表现最优。无论是在低频还是高频信号处理中，都能提供高质量且高效的分解结果。

3) 低频、高频信号频率动态估计

利用本文所提的 ITS 以及 TS、HT、PTC 方法对 WOA-SVMD 分解后得到低频、高频振荡的 IMF

进行动态频率估计，其 PCC、MI 和 MSE 的值如图 7 所示。

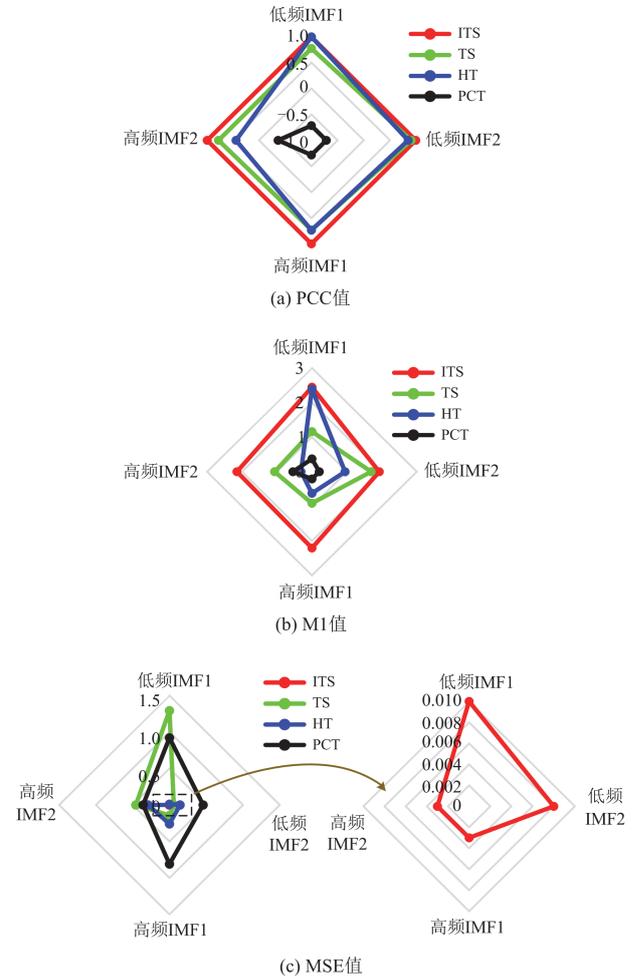


图 7 低频、高频信号 IMF 分量性能效果

Fig. 7 Performance effects of IMF components for low and high frequency signals

从图 7 的结果可以看出，ITS 在 3 种评价指标上均表现出色，其平均值分别达到 0.992、2.182 和 0.004，证明其能有效克服时变特性带来的误差影响。相比之下，TS 和 HT 方法的估计精度介于 ITS 和 PCT 方法之间。值得注意的是，由于低频信号的相位变化相对平缓，其瞬时频率估计对噪声干扰的敏感性较低，而 HT 方法对噪声较为敏感，这使得 HT 在低频信号估计中的表现(指标平均值: 0.921、1.670、0.076)优于 TS 方法(0.838、1.428、0.676);但在高频信号估计时，这一优势发生逆转，HT 的指标值(0.586、0.469、0.276)明显低于 TS(0.751、0.990、0.157)。这也侧面反映了噪声对于频率动态估计的影响，而 ITS 的 PCC 值仍能维持一个极高的水平，这也证明了其优越的抗噪性能。而 PCT 方法由于频

率分辨率不足, 其频率跟踪结果近似为一条直线, 导致计算 PCC 时出现负值(平均值为-0.629), 在 MI 与 MSE 指标上的综合表现均劣于其他对比方法。

### 3.4 实测波形验证

为了进一步验证所提算法在实际工程应用中的有效性, 将其应用于某地区发生振荡事故录波波形的分析中。数据的实测信号及 FFT 频谱如图 8 所示。

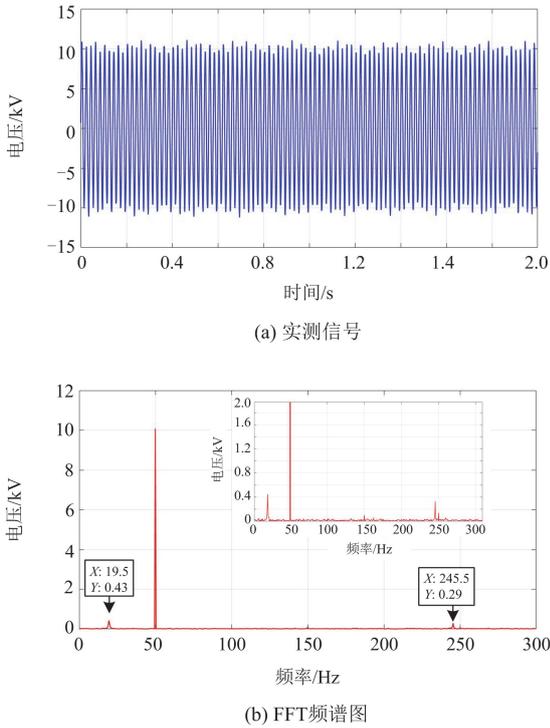


图 8 实测信号波形及 FFT 频谱

Fig. 8 Measured signal waveform and its FFT spectrum

利用本文所提算法对该信号进行动态频率估计, 其估计结果如图 9 所示。

从图 8(b)FFT 频谱上可以看出, 其主要频率是 19.5 Hz、50 Hz 以及 245.5 Hz, 同时存在微弱的 150 Hz

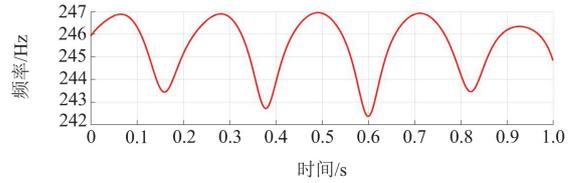
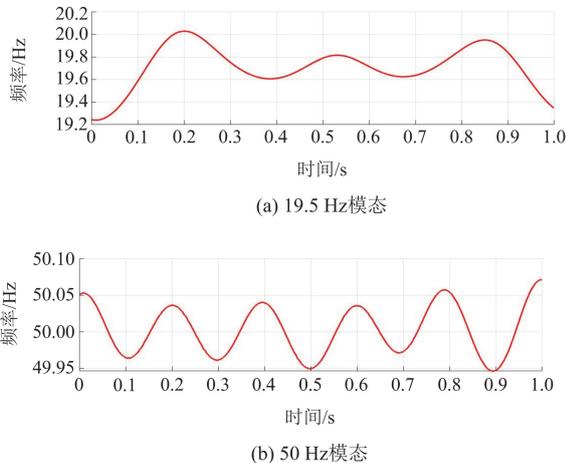


图 9 实测信号各个模态频率的估计结果

Fig. 9 Identification results of frequencies of each mode of measured signals

和 250 Hz 谐波成分。在经过 WOA-SVMD 分解和 ITS 算法频率估计后, 得到图 9 所示的 3 种模态频率的动态变化情况。245.5 Hz 的模态因受到 250 Hz 谐波的影响, 频率波动较大, 波动幅值约 2.5 Hz; 19.5 Hz 模态未受谐波干扰, 其频率相对稳定, 波动幅值小于 0.5 Hz; 而基波模态的波动最为稳定, 波动幅值仅 0.05 Hz 左右。综上, 本文算法能实现对实际振荡波形的动态频率估计, 相比静态识别能够更加精确地反映电力系统信号的频率特性。

为了验证所提频率估计方法的准确性, 本研究基于计算所得数据对信号进行了重构。考虑到 WOA-SVMD 分解得到的各模态波形数据同时包含幅值和相位信息且难以直接分离, 本文采用以下重构方法: 首先从 FFT 频谱图中提取各模态的峰值作为重构信号的幅值(具体为: 19.5 Hz 模态 0.43 kV, 50 Hz 模态 10.052 kV, 245.5 Hz 模态 0.29 kV), 然后基于 ITS 频率估计结果推导重构信号的瞬时相位。重构完成后, 采用 PCC、MI 和 MSE 评价指标对重构信号与原始信号进行定量评估, 结果如表 3 所示。

表 3 重构信号评估结果

Table 3 Evaluation results of reconstructed signals

方法	PCC	MI/bit	MSE/kV <sup>2</sup>
ITS	0.984	1.880	1.601
TS	0.943	1.542	5.870
HT	0.911	1.513	9.144
PCT	0.982	1.816	1.863

由表 3 的评估结果可知, ITS 方法在 3 个评价指标上均表现最优, 各项指标数值均达到理想水平, 充分证明 ITS 方法能够高精度地重构原始信号, 这直接反映了其频率估计结果具有极高的准确性。相比之下, PCT 方法的表现次之。通过分析 FFT 频谱图可以发现, 该原始信号中两个异常振荡模态的能量占比较小, 因此重构信号的评价指标主要受频率稳定的工频模态影响。结合 3.2 节对仿真信号的验证结果可知, PCT 方法在处理时变信号时存在明显

局限：其估计结果往往偏向稳定值。这一特性使其在估计工频模态时能够获得较好的效果，从而使基于 PCT 重构的信号与原始信号仍保持较高的相似度。

综上所述，本文提出的频率估计方法适用于大多数宽频振荡信号场景。为探究该方法的适用范围，通过两组数据测试其性能极限。影响模态分解与频率估计的两个关键因素是噪声和模态间频率差，因此：第一组数据设定信噪比为 20 dB，包含两个振荡模态，且模态间频率差从 10 Hz 逐步降至 2 Hz；第二组数据同样包含两个模态，固定模态间频率差为 10 Hz，信噪比从 25 dB 逐步降至 5 dB。为有效评估估计结果，采用 PCC、MI 和 MSE 对每个信号的两个模态估计结果进行评价。构建如式(15)的评估模型，将 3 个指标的结果进行综合计算。

$$Q_{\text{eff}} = Q_{\text{PCC}} + Q_{\text{MI}} - Q_{\text{MSE}} \quad (15)$$

式中： $Q_{\text{eff}}$  表示评估指标； $Q_{\text{PCC}}$ 、 $Q_{\text{MI}}$ 、 $Q_{\text{MSE}}$  分别表示数据 PCC、MI 和 MSE 值归一化后的结果。该模型的值域为  $-2 \sim 4$ ， $Q_{\text{eff}}$  越高表明信号的估计结果越好。评估结果如图 10 所示。

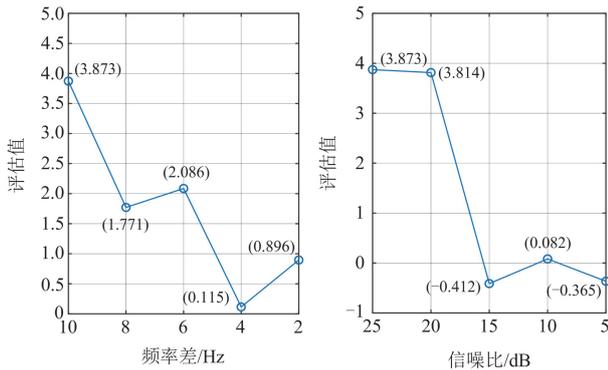


图 10 适用范围评估图

Fig. 10 Assessment chart of application scope

由图 10 可知，评估值随信噪比减小呈显著下降趋势。当信噪比降至 15 dB 时，评估值急剧下降。该现象源于低信噪比条件下噪声能量过高，导致模态分解失效并引发模态混叠。与此同时，评估值随频率差减小亦呈整体下降趋势。当频率差降至 8 Hz 时，模态间频率过度接近引发频谱泄漏，评估值显著降低。频率差进一步减小至 4 Hz 时，模态混叠与频谱泄漏同时发生，两模态不可分离，评估值再度骤降。当频率差为 2 Hz 时，本文方法已将两模态合并识别为单一模态，故评估值小幅回升。

综合以上分析，本文所提方法能够精确地估计模态频率差大于 10 Hz 且信噪比大于 20 dB 的宽频振荡信号。然而，当模态频率差小于 10 Hz 或信噪比低于 20 dB 时，评估效果会有所下降。这一结果

表明，本文所提方法在特定条件下具有较高的精度和可靠性，但在面对更为复杂或极端的信号环境时，仍需进一步优化和改进，以提高其适用性和鲁棒性。

## 4 结论

针对“双高”电力系统中宽频振荡信号“多模态”、“宽频带”、“时变性”和“高噪声”导致的检测难题，提出了一种基于 WOA-SVMD 和 ITS 的宽频振荡信号频率动态估计新方法，主要结论如下：

1) 引入 SVMD 算法分解宽频振荡模态，其自适应分解能力可有效抑制多模态信号的模态混叠与频谱泄漏，提升分解精度。

2) 采用 WOA 算法自适应优化 SVMD 的最大惩罚因子，避免人为参数设定的不确定性并减少实验成本，同时降低了带宽限制所带来的影响，避免因统一带宽设定导致的低频过平滑或高频信息丢失，提高宽频带信号的分解精度。仿真测试表明，所提方法的模态分解效率与精度显著提升，分解效率较 GWO 等对比方法至少提升了 38.2%，模态平均 PCC 达 0.997(接近理论最优值)，充分证实了其高精度分解能力。

3) 结合 MSST 与 TS 方法实现振荡模态动态频率估计，通过双重滤波机制完成信号去噪，同步实现时变频率跟踪。经仿真与实测试验验证，所提频率估计方法在强噪声环境下能够维持优异性能：相较于对比方法，频率跟踪精度提升了 32.9%，频率估计均方误差降低了 92.7%；实测信号重构 PCC 达 0.984，更能精确捕捉振荡信号的瞬时频率瞬变特性。

本研究在宽频振荡动态频率估计方面取得了新进展，未来需进一步提升算法在极端工况下的检测精度与鲁棒性，为电力系统宽频振荡检测及后续抑制措施提供更有力的技术支撑。

## 参考文献

- [1] 张东辉, 陈新. 基于阻抗视角的新能源发电系统宽频振荡抑制技术综述[J]. 中国电机工程学报, 2024, 44(24): 9672-9691.  
ZHANG Donghui, CHEN Xin. Overview of broadband oscillation mitigation of new energy generation power system based on impedance perspective[J]. Proceedings of the CSEE, 2024, 44(24): 9672-9691.
- [2] 周生奇, 菅学辉, 钟世民, 等. 基于模态分析的宽频带振荡区域定位研究[J]. 山东电力技术, 2024, 51(2): 37-45.  
ZHOU Shengqi, JIAN Xuehui, ZHONG Shimin, et al. Study on wide-band oscillation region location based on modal analysis[J]. Shandong Electric Power, 2024, 51(2): 37-45.

- [3] 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.
- [4] 刘芳, 彭宇恒, 刘乾易, 等. 基于振荡模式辨识的负阻尼振荡故障源定位方法[J]. 电力系统保护与控制, 2025, 53(9): 60-69.  
LIU Fang, PENG Yuheng, LIU Qianyi, et al. Fault source location method for negative damping oscillations based on oscillation mode identification[J]. Power System Protection and Control, 2025, 53(9): 60-69.
- [5] 许苏迪, 袁宇波, 李娟, 等. 基于加窗 DFT 滤波特性的电网宽频信号高精度测量方法[J]. 电力自动化设备, 2025, 45(7): 204-211.  
XU Sudi, YUAN Yubo, LI Juan, et al. High-accuracy measurement method for wide-frequency signals in power grid based on filtering characteristics of windowed DFT[J]. Electric Power Automation Equipment, 2025, 45(7): 204-211.
- [6] 马宁宁, 谢小荣, 贺静波, 等. 高比例新能源和电力电子设备电力系统的宽频振荡研究综述[J]. 中国电机工程学报, 2020, 40(15): 4720-4732.  
MA Ningning, XIE Xiaorong, HE Jingbo, et al. Review of wide-band oscillation in renewable and power electronics highly integrated power systems[J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(15): 4720-4732.
- [7] 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.
- [8] 程静, 苏乐, 岳雷. 双馈风电并网系统的宽频振荡机理分析与抑制[J]. 电力系统保护与控制, 2023, 51(12): 1-13.  
CHENG Jing, SU Le, YUE Lei. Mechanism analysis and suppression of broadband oscillation in a DFIG wind power grid-connected system[J]. Power System Protection and Control, 2023, 51(12): 1-13.
- [9] 李亦伦. 一起风电场高频振荡事故的原因和解决方法分析[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(9): 135-142.  
LI Yilun. Analysis of the cause and solution of a high-frequency oscillation accident in a wind farm[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(9): 135-142.
- [10] 马宁宁, 谢小荣, 唐健, 等. “双高”电力系统宽频振荡广域监测与预警系统[J]. 清华大学学报(自然科学版), 2021, 61(5): 457-464.  
MA Ningning, XIE Xiaorong, TANG Jian, et al. Wide-area measurement and early warning system for wide-band oscillations in “double-high” power systems[J]. Journal of Tsinghua University (Science and Technology), 2021, 61(5): 457-464.
- [11] 李文博, 钱伟荣, 李淑蓉, 等. 改进自适应 VMD 和 TLS-ESPRIT 的风电系统次/超同步振荡参数辨识[J]. 高电压技术, 2025, 51(1): 146-157.  
LI Wenbo, QIAN Weirong, LI Shurong, et al. Improved adaptive VMD and TLS-ESPRIT sub/sup-synchronous oscillation parameter identification for wind power systems[J]. High Voltage Engineering, 2025, 51(1): 146-157.
- [12] 竺炜, 唐颖杰, 周有庆, 等. 基于改进 Prony 算法的电力系统低频振荡模式识别[J]. 电网技术, 2009, 33(5): 44-47, 53.  
ZHU Wei, TANG Yingjie, ZHOU Youqing, et al. Identification of power system low frequency oscillation mode based on improved Prony algorithm[J]. Power System Technology, 2009, 33(5): 44-47, 53.
- [13] 郭成, 杨宣铭, 杨灵睿, 等. 基于改进 SOBI-SGMD 算法的次同步振荡模式辨识研究[J]. 电力系统保护与控制, 2025, 53(14): 100-110.  
GUO Cheng, YANG Xuanming, YANG Lingrui, et al. Research on subsynchronous oscillation mode identification based on improved SOBI-SGMD algorithm[J]. Power System Protection and Control, 2025, 53(14): 100-110.
- [14] 陈志同, 徐晋, 李国杰, 等. 基于变分模态分解和压缩感知的电力系统宽频振荡监测方法[J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50(23): 63-74.  
CHEN Zhitong, XU Jin, LI Guojie, et al. Monitoring method of power system wide-band oscillation based on variational mode decomposition and compressive sensing[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(23): 63-74.
- [15] 王杨, 晁苗苗, 谢小荣, 等. 基于同步相量数据的次同步振荡参数辨识与实测验证[J]. 中国电机工程学报, 2022, 42(3): 899-909.  
WANG Yang, CHAO Miaomiao, XIE Xiaorong, et al. Identification of subsynchronous oscillation parameters and field tests based on PMU data[J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42(3): 899-909.
- [16] 符玲, 郭颖, 李红艳, 等. 基于变分模态分解的宽频信号估计算法[J]. 电网技术, 2025, 49(2): 748-758.  
FU Ling, GUO Ying, LI Hongyan, et al. Wide-frequency signal estimation algorithm based on variational mode decomposition[J]. Power System Technology, 2025, 49(2):

- 748-758.
- [17] 王保帅, 肖勇, 胡珊珊, 等. 适用于非整数次幂的高精度混合基 FFT 谐波测量算法[J]. 电工技术学报, 2021, 36(13): 2812-2820, 2843.  
WANG Baoshuai, XIAO Yong, HU Shanshan, et al. High precision mixed radix FFT algorithm for harmonic measurement under non-integer power sequence[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2021, 36(13): 2812-2820, 2843.
- [18] 江友华, 朱毅轩, 杨兴武, 等. 基于 Hankel-SVD-CEEMDAN 改进阈值的局部放电特征提取方法[J]. 电网技术, 2022, 46(11): 4557-4567.  
JIANG Youhua, ZHU Yixuan, YANG Xingwu, et al. Hankel-SVD-CEEMDAN improved threshold partial discharge feature extraction method[J]. Power System Technology, 2022, 46(11): 4557-4567.
- [19] 王燕. 电能质量扰动检测的研究综述[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(13): 174-186.  
WANG Yan. Review of research development in power quality disturbance detection[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(13): 174-186.
- [20] 郑晓娇, 王斌, 李卜娟, 等. 基于参数优化变分模态分解的间谐波检测[J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50(11): 71-80.  
ZHENG Xiaojiao, WANG Bin, LI Bujuan, et al. Interharmonics detection based on parameter optimization variational mode decomposition[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(11): 71-80.
- [21] NAZARI M, SAKHAEI S M. Successive variational mode decomposition[J]. Signal Processing, 2020, 174.
- [22] MIRJALILI S, LEWIS A. The whale optimization algorithm[J]. Advances in Engineering Software, 2016, 95: 51-67.
- [23] URBANEK J, BARSZCZ T, ANTONI J. A two-step procedure for estimation of instantaneous rotational speed with large fluctuations[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2013, 38(1): 96-102.
- [24] YU G, WANG Z, ZHAO P. Multisynchrosqueezing transform[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2019, 66(7): 5441-5455.
- [25] 赖思佳, 刘骏扬, 裴茂林, 等. 基于混沌调制的电网宽频振荡信号模拟[J]. 电测与仪表, 2025, 62(11): 192-197.  
LAI Sijia, LIU Junyang, PEI Maolin, et al. Simulating wide-band oscillating signals in power grid based on chaos modulation[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2025, 62(11): 192-197.
- [26] 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.
- [27] MIRJALILI S, MIRJALILI S M, LEWIS A. Grey wolf optimizer[J]. Advances in Engineering Software, 2014, 69: 46-61.
- [28] GAD A G. Particle swarm optimization algorithm and its applications: a systematic review[J]. Archives of Computational Methods in Engineering, 2022, 29(5): 2531-2561.
- [29] FU S, LI K, HUANG H, et al. Red-billed blue magpie optimizer: a novel metaheuristic algorithm for 2D/3D UAV path planning and engineering design problems[J]. Artificial Intelligence Review, 2024, 57(6): 134-143.
- [30] 孙勇, 张鹏, 姜涛, 等. 基于同步压缩广义 S 变换的电力系统次/超同步振荡检测[J]. 电网技术, 2024, 48(10): 4002-4014.  
SUN Yong, ZHANG Peng, JIANG Tao, et al. Detection of sub/supersynchronous oscillation in power system using synchrosqueezing generalized S-transform[J]. Power System Technology, 2024, 48(10): 4002-4014.
- [31] 李俊卿, 韩小平, 黄涛, 等. 基于 ISDP 和膨胀胶囊网络的风电机组齿轮箱故障诊断[J]. 智慧电力, 2025, 53(3): 27-34.  
LI Junqing, HAN Xiaoping, HUANG Tao, et al. Fault diagnosis of wind turbine gearbox based on ISDP and DCapsNet[J]. Smart Power, 2025, 53(3): 27-34.
- [32] PENG Z, MENG G, CHU F, et al. Polynomial chirplet transform with application to instantaneous frequency estimation[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2011, 60(9): 3222-3229.

收稿日期: 2025-06-12; 修回日期: 2025-11-19

作者简介:

陈添富(2000—), 男, 硕士研究生, 研究方向为电力系统故障诊断; E-mail: 1169587797@qq.com

高伟(1983—), 男, 通信作者, 博士, 副教授, 博士生导师, 研究方向为电力系统及设备故障诊断、电力系统状态评估; E-mail: gaowei0203@fzu.edu.cn

郭谋发(1973—), 男, 教授, 博士生导师, 研究方向为电力系统故障诊断。E-mail: gmf@fzu.edu.cn

(编辑 周金梅)