改进 VMD 和 TLS-N4SID 的双馈风电机组次同步振荡参数辨识

郭国先[1]， 刘颖明[1]， 王晓东[1]， 王瀚博[2]， 王若瑾[1]， 尚文祥[1]
(1. 沈阳工业大学 电气工程学院,辽宁 沈阳 110870; 2. 中油辽河工程有限公司,辽宁 盘锦 124010)

摘 要:为了提高双馈感应发电机(DFIG)次同步振荡(SSO)参数辨识精度和噪声适应性以及消除辨识中存在的模态混叠,提出一种改进变分模态分解(VMD)和最小二乘 - 子空间状态空间系统(TLS-N4SID)的 DFIG 的 SSO 参数辨识方法。基于 VMD 分解 DFIG 并网电流,并采用贝叶斯优化算法(BO)对 VMD 进行改进,获得最优本征模态函数(IMF)分解个数 K 和惩罚因子 α,以消除分解中的模态混叠现象和提高噪声适应性。将得到的 IMFs 与并网电流进行互信息(MI)分析,选取出主导 IMFs。重新采样主导 IMFs 并基于 TLS-N4SID 进行参数辨识,辨识过程中采用非支配排序遗传算法 II(NSGA-II)对 N4SID 进行改进,获得最优信号子空间阶数 b,以提高辨识精准性和噪声适应性,再结合 TLS 完成 DFIG 的 SSO 信号的参数辨识。通过复合信号、含双馈风电场的 4 机 2 区域的系统模型的时域仿真以及河北沽源风电场实际 SSO 数据进行分析,验证所提出辨识方法的有效性。

关键词:双馈感应发电机;次同步振荡;贝叶斯优化;变分模态分解;非支配排序遗传算法 II;最小二乘 - 子空间状态空间系统;参数辨识
DOI:10.15938/j.emc.2026.02.008
中图分类号:TM614 **文献标志码**:A **文章编号**:1007-449X(2026)02-0087-14

Improved VMD and TLS-N4SID sub-synchronous oscillation parameters identification method for DFIG

GUO Guoxian[1], LIU Yingming[1], WANG Xiaodong[1], WANG Hanbo[2], WANG Ruojin[1], SHANG Wenxiang[1]
(1. Institute of Electrical Engineering, Shenyang University of Technology, Shenyang 110870, China;
2. CNPC Liaohe Engineering Co., Ltd., Panjin 124010, China)

Abstract: In order to improve the accuracy of parameters identification and noise adaptability of sub-synchronous oscillation (SSO) for the doubly-fed induction generator (DFIG), as well as to eliminate mode aliasing in identification, an SSO parameters identification method for DFIG based on the improved variational mode decomposition (VMD) and the total least squares-numerical subspace state space system identification (TLS-N4SID) was proposed. The grid-connected current of the DFIG was decomposed using VMD. Bayesian optimization (BO) was employed to refine the VMD procedure by determining the opti-

收稿日期: 2025 - 08 - 25
基金项目:国家电网有限公司总部管理科技项目(4000 - 202355454A - 3 - 2 - ZN)
作者简介:郭国先(1993—),男,博士研究生,研究方向为风电机组并网稳定性控制;
刘颖明(1973—),男,博士,教授,博士生导师,研究方向为风力发电并网技术;
王晓东(1978—),男,博士,教授,博士生导师,研究方向为风力发电并网技术;
王瀚博(1991—),男,博士,工程师,研究方向为虚拟同步发电机及风力发电并网技术;
王若瑾(1994—),女,博士研究生,研究方向为风电机组载荷预测与控制;
尚文祥(1991—),男,博士研究生,研究方向为新能源电力系统分析、运行与控制技术。
通信作者:刘颖明

mal number of intrinsic mode functions (IMFs) K and the appropriate penalty parameter α, thereby eliminating mode aliasing and improving noise adaptability. The IMFs produced by the decomposition were evaluated through mutual information (MI) analysis with the original grid-connected current signal, allowing the dominant IMFs to be identified. The dominant IMFs were resampled and subjected to parameters identification using TLS-N4SID. During this process, the N4SID was improved by a non-dominated sorting genetic algorithm II (NSGA-II) to determine the optimal signal subspace order b, thereby enhancing identification accuracy and noise adaptability. The TLS method was employed to identify the characteristic parameters of the DFIG SSO signal. The proposed identification method was validated through tests on synthetic composite signal, time-domain simulations of a four-machine two-area system incorporating a DFIG-based wind farm, as well as real SSO records from the Guyuan wind farm in Hebei Province, all of which confirmed its effectiveness.

Keywords: doubly-fed induction generator; sub-synchronous oscillation; Bayesian optimization; variational mode decomposition; non-dominated sorting genetic algorithm II; total least squares-numerical subspace state space system; parameters identification

0 引 言

风电并网规模不断扩大,使风电机组与电网间的耦合增强,次同步振荡(sub-synchronous oscillation,SSO)事件发生频率显著上升。不仅影响风电输出的电能,还可能导致设备损坏及风电场脱网,危及系统的安全稳定[1-3]。因此,有必要在风电并网系统中快速、准确地检测存在的SSO,并对其振荡幅值和频率等关键特征参数进行识别,对及时发现和抑制振荡保障系统稳定运行具有重要意义。

目前,国内外针对SSO已提出多种识别方法,丰富并推动了风电并网系统稳定性研究的理论框架,但在辨识精准性和噪声适应性方面,仍需进一步优化和完善。针对SSO信号,普遍采用的辨识方法主要包括基于频域分析的离散傅里叶变换法(discrete Fourier transform,DFT)[4]、基于时频分析的小波变换[5]、本征模态函数(intrinsic mode function,IMF)分解法[6-7]以及参数谱估计法[8-9]和空间谱估计法[10-11]。文献[4]采用DFT识别SSO频率、幅值等参数,但该方法可能会导致栅栏效应和频谱泄漏,降低识别结果可靠性。文献[5]采用小波变换通过随频率变化的小波基函数对信号多尺度细化,实现对信号的自适应分析。然而,其识别结果很大程度上取决于所选择的基函数,且对噪声干扰较敏感。文献[6]采用经验模态分解(empirical mode decomposition,EMD)结合希尔伯特-黄变换(Hilbert-Huang transform,HHT)的方法对非线性信号进行稳定化处理,EMD在分解效果上表现出色,然而,当处理频率相近的IMFs时,会出现频谱泄漏现象。同时,HHT对采样频率的要求较为苛刻,使其存在一定的局限性。文献[7]提出变分模态分解(variational mode decomposition,VMD)方法,实现信号的自适应分解。然而,分解过程中对于预设的IMFs分解数量K和惩罚因子α这两个关键参数的选择并未给出具体指导,当参数设置不当时,可能会导致产生模态混叠。文献[8]采用Prony算法提取信号中的参数信息以实现信号识别。然而,在噪声干扰较大的情况下,该方法难以准确提取所需的信号矩阵。此外,信号矩阵的阶数需要人为设定,使得算法对于不同振荡模态的识别鲁棒性不足。文献[9]采用自回归滑动平均算法,对参数有较好的估计能力,但也容易受噪声影响而产生误判,导致辨识精度不高。文献[10]提出的矩阵束法(matrix pencil,MP)在处理数据信号时,能够有效地分离出各个信号模态,并估计出各个模态分量的幅值、频率、相位以及衰减因子。然而,在信号处理过程中对噪声的抵抗能力弱,容易受到外界干扰。文献[11]采用随机子空间法辨识信号状态方程的状态矩阵,计算状态矩阵的特征值获得各个信号模态参数,能够准确估计出振荡模态,但可能会产生虚假模态。

为解决以上问题,弥补上述文献中所提SSO参数辨识方法在辨识精准性和噪声适应性方面存在的不足,提出一种基于改进VMD和最小二乘-子空间状态空间系统(total least squares-numerical subspace state space system identification,TLS-N4SID)的双馈感应发电机(doubly-fed induction generator,

DFIG)的 SSO 参数辨识方法,针对上述文献需要完善的部分作进一步优化。采用 VMD 对相量测量单元(phasor measurement unit, PMU)采集的 DFIG 并网电流进行 IMF 分解,通过贝叶斯优化算法(Bayesian optimization,BO)改进 VMD 获得最优的 K 和 α,以消除模态混叠现象和提高噪声适应性。基于分解后的 K 个 IMFs 与 DFIG 并网电流的互信息关系,选取出主导 IMFs。对主导 IMFs 重采样并基于 TLS-N4SID 进行参数辨识,在辨识过程中采用非支配排序遗传算法(non-dominated sorting genetic algorithm II,NSGA-II)对 N4SID 进行改进,获得最优信号子空间阶数,以提高辨识精准性和提高噪声适应性。结合 TLS 完成 SSO 分量的幅值、频率、相位与衰减因子等关键特征的参数辨识。

1　PMU 采集 DFIG 并网电流信号模型与参数辨识机理

DFIG 并网的电流含 SSO 信号为时变的复合信号,其表达式 $y(t)$ 为

$$y(t) = a_{\mathrm{p}}(t)\cos[2\pi f_{\mathrm{p}}(t)t + \varphi_{\mathrm{p}}(t)] + \sum_{m=1}^{k} a_m(t)\mathrm{e}^{\varepsilon_m t}\cos[2\pi f_m(t)t + \varphi_m(t)]。 \tag{1}$$

式中:$a_{\mathrm{p}}(t)$、$f_{\mathrm{p}}(t)$ 和 $\varphi_{\mathrm{p}}(t)$ 分别为工频条件下的振幅、振荡频率和初始相位;$a_m(t)$、$f_m(t)$、$\varphi_m(t)$ 和 ε_m 分别为第 m 个 SSO 模式分量的振幅、振荡频率、初始相位和衰减因子;k 为次同步振荡模态个数。

鉴于 SSO 信号具有复杂的多模态和时变特性,为全面提取其内部信息特征,需要采用 IMF 分解法对其进行分解,分离出各种 IMFs 信号分量,然后再采用辨识方法对 IMFs 信号分量进行数据处理和参数辨识。

VMD 是一种用于将复杂信号分解为一系列具有不同中心频率和有限带宽的多个 IMFs 的信号处理技术[12-13]。因此,为获取 DFIG 并网电流的信号特征,采用 VMD 对其进行信号分解。VMD 分解结果的好坏主要取决于 K 和 α,K 和 α 值的大小决定了最终分解结果的精准性。若 K 值过小,会出现模态分解不彻底的现象;若 K 值过大,则会发生过分解现象,达不到理想效果。若 α 设置较小,则会出现模态混叠,影响特征提取;若 α 设置较大,虽然能避免模态混叠,但又会造成局部信息丢失的问题。因此,最优的 K 和 α 的取值对 VMD 分解而言是一个需要解决的问题。N4SID 是一种用于动态系统辨识方法,特别适用于系统状态空间模型的估计[14]。因此,可采用 N4SID 结合 TLS 对 SSO 信号进行参数辨识。基于 N4SID 对 IMF 信号分量进行数据处理和参数辨识时,信号子空间阶数需要进行设定,合适的阶数 b 选择不仅有助于提高计算效率,也能显著提升辨识精度。因此,最优的 b 的取值对 TLS-N4SID 参数辨识而言也是一个需要解决的问题。

PMU 采集 DFIG 并网电流信号时,通常会叠加多种噪声,其中以高斯白噪声为主,由于高斯白噪声的存在给 DFIG 并网电流信号的 IMF 分解和特征参数辨识的精准性带来了不利影响[15]。VMD 分解效果会受到噪声影响,噪声能量抬高整体功率谱,使 K 的估计偏高和 α 的带宽控制作用被噪声掩盖,进一步增加 K 和 α 的取值困难。N4SID 受噪声影响使奇异值分解(singular value decomposition,SVD)的截断点选择与系统阶数估计出现偏差,进一步增加了信号子空间定阶的难度。因此,DFIG 的 SSO 信号分量在参数辨识的过程中消除模态混叠现象和提高辨识精准性的同时,还需要提高其噪声适应性。

2　基于改进 VMD 和 TLS-N4SID 的 DFIG 的 SSO 信号分量参数辨识

2.1　BO 改进 VMD 分解

通过 PMU 采集 DFIG 并网电流信号时,会受到噪声干扰,因此在 VMD 分解过程中需对其进行信号重构。同时,VMD 分解结果也受到其他因素影响,IMF 分解平稳性和信息熵都体现出分解的效果好坏。重构误差表征全局保真度,重构误差越小,电流信号的 IMF 表达越完整,分解结果越可信;信息熵表征 IMF 复杂度,信息熵越低,IMF 越纯净,易筛选有用信息,剔除噪声;模态平稳性表征 IMF 可解释性,平稳性越高,IMF 的频率结构越稳定。VMD 分解过程中的归一化重构误差 M_{VMDN}、归一化信息熵 $H_{k\mathrm{N}}$ 和归一化模态平稳性 $S_{k\mathrm{N}}$ 的表达式为:

$$M_{\mathrm{VMDN}} = \frac{\| f(t) - \sum_{k=1}^{K} u_k(t) \|_2}{\| f(t) \|_2}; \tag{2}$$

$$H_{k\mathrm{N}} = -\frac{\sum_{k=1}^{K} p_k \log_2 p_k}{\log_2 K} = -\frac{\sum_{k=1}^{K} [u_k^2(t)/\sum_{k=1}^{K} u_k^2(t)] \log_2 [u_k^2(t)/\sum_{k=1}^{K} u_k^2(t)]}{\log_2 K}; \tag{3}$$

$$S_{kN} = \frac{1}{100}\sum_{k=1}^{K}\left(\frac{1}{\sigma_{\Delta u_k(t)}+\zeta}\right)。 \tag{4}$$

式中:$f(t)$为 IMF 的原始信号;$u_k(t)$为 IMF 的重构信号;p_k表示事件发生的概率;$\sigma_{\Delta u_k(t)}$表示 $u_k(t)$的一阶差分的标准差;ζ 表示一个极小的数。

BO 是一种用于函数全局最优化的策略,特别适用于超参数调优。其核心思想通常是高斯过程逐步选择最优的参数,从而有效地找到全局最优解[16]。因此,为提升对 IMF 数量未知的 SSO 信号的辨识精准性,采用 BO 对 VMD 进行改进,获得最优的 K 和 α,以消除在 VMD 分解过程中的模态混叠现象和提高噪声适应性。考虑 VMD 分解过程中的 M_{VMDN}、H_{kN}和 S_{kN},构建多目标优化目标函数 J_1为

$$J_1 = w_1 M_{\mathrm{VMDN}} + w_2 H_{kN} - w_3 S_{kN}。 \tag{5}$$

式中 w_1、w_2和 w_3分别为对应的权重。信息熵作为能够筛选有用信息、剔除噪声的重要功能,因此可以提高其权重,分别取 $w_1=0.25$、$w_2=0.5$ 和 $w_3=0.25$。考虑到 M_{VMDN}和 H_{kN}值越小,S_{kN}值越大,分解性能越好,因此,可将获取最优的 K 和 α 的过程转化为最小化 J_1的寻优问题。

2.2 主导 IMFS 的获取

DFIG 并网电流信号通常包含多种振荡 IMFs,其中主导 IMFs 在动态响应中起核心作用。互信息(mutual information,MI)是衡量两个变量之间信息依赖程度的一种非线性度量,互信息可以用于识别主导 IMFs,尤其适用于非高斯和非平稳信号[17]。MI 值越大,表示两个信号之间的相关性越强。MI 值越小,两者基本独立,互不包含信息。MI 的表达式 I 为

$$I(g;q_k) = \sum_{g,q_k} p(g,q_k)\log\left[\frac{p(g,q_k)}{p(g)p(q_k)}\right]。 \tag{6}$$

式中:$p(g;q_k)$表示联合概率分布;$p(g)$、$p(q_k)$是边缘概率分布;g 和 q_k表示两种输入信号。

2.3 NSGA-II 改进 TLS-N4SID

2.3.1 基于 TLS-N4SID 的主导 IMFs 分量参数辨识

作为一种基于子空间辨识的方法,N4SID 依赖于 SVD 分解从时域输入和输出数据中提取系统动态特征,进而实现对自由振荡信号的精确建模,并获取信号的参数特征。由 PMU 采集 DFIG 并网电流时序信号数据,经过 VMD 分解后得到主导 IMFs 信号分量的状态空间模型为:

$$\left.\begin{aligned}\boldsymbol{x}_{j+1} &= \boldsymbol{A}\boldsymbol{x}_j;\\ \boldsymbol{y}_j &= \boldsymbol{C}\boldsymbol{x}_j。\end{aligned}\right\} \tag{7}$$

式中:$\boldsymbol{x}_j \in \mathbf{R}^n$、$\boldsymbol{y}_j \in \mathbf{R}^l$ 分别是过程在 j 时刻的状态向量和输出观测向量;$\boldsymbol{A}$ 表示系统状态矩阵;$\boldsymbol{C}$ 表示输出矩阵。

由 VMD 分解后得到主导 IMFs,经过重采样后构成 Hankle 矩阵。设在 n 个采样时刻获取的信号为 y_n,则从时刻 0 开始的采样序列可表示为 $\boldsymbol{Y}=[y_0,y_1,\cdots,y_{N-1}]$。据此构建 $j\times N$ 阶的 Hankel 矩阵,过去输出 Hankle 矩阵 $\boldsymbol{Y}_{\mathrm{p}}$ 和未来输出 Hankle 矩阵 $\boldsymbol{Y}_{\mathrm{f}}$ 为:

$$\boldsymbol{Y}_{\mathrm{p}} = \begin{bmatrix} y(0) & y(1) & \cdots & y(N-1)\\ y(1) & y(2) & \cdots & y(N)\\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots\\ y(j-1) & y(j) & \cdots & y(j+N-2)\end{bmatrix}; \tag{8}$$

$$\boldsymbol{Y}_{\mathrm{f}} = \begin{bmatrix} y(j) & y(j+1) & \cdots & y(j+N-1)\\ y(j+1) & y(j+2) & \cdots & y(j+N)\\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots\\ y(2j-1) & y(2j) & \cdots & y(2j+N-2)\end{bmatrix}。 \tag{9}$$

对构建的 $\boldsymbol{Y}_{\mathrm{p}}$ 和 $\boldsymbol{Y}_{\mathrm{f}}$ 进行正交投影得到投影矩阵 $\boldsymbol{Q}_j$ 为

$$\boldsymbol{Q}_j = \boldsymbol{Y}_{\mathrm{f}}/\boldsymbol{Y}_{\mathrm{p}} = \boldsymbol{Y}_{\mathrm{f}}\boldsymbol{Y}_{\mathrm{p}}^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{Y}_{\mathrm{p}}\boldsymbol{Y}_{\mathrm{p}}^{\mathrm{T}})^{-1}\boldsymbol{Y}_{\mathrm{p}}。 \tag{10}$$

对 $\boldsymbol{Q}_j$ 进行 SVD 分解,结果如下:

$$\boldsymbol{Q}_j = [\boldsymbol{U}_1 \quad \boldsymbol{U}_2]\begin{bmatrix}\boldsymbol{\Sigma}_b & \boldsymbol{0}\\ \boldsymbol{0} & \boldsymbol{\Sigma}_d\end{bmatrix}\begin{bmatrix}\boldsymbol{V}_1^{\mathrm{T}}\\ \boldsymbol{V}_2^{\mathrm{T}}\end{bmatrix}。 \tag{11}$$

式中:$\boldsymbol{U}_1$ 和 $\boldsymbol{U}_2$ 分别表示矩阵 $\boldsymbol{U}$ 的信号子空间和噪声子空间元素;$\boldsymbol{\Sigma}_b$ 表示信号子空间元素,$\boldsymbol{\Sigma}_d$ 表示噪声子空间元素,组成了对角元素为 $\boldsymbol{Q}_j$ 的奇异值,其中,$\boldsymbol{\Sigma}_b \in \boldsymbol{C}^{b\times b}$,$b$ 表示复矩阵阶数,$b<j$,$b<N$;$\boldsymbol{V}_1^{\mathrm{T}}$ 和 $\boldsymbol{V}_2^{\mathrm{T}}$ 分别表示矩阵 $\boldsymbol{V}$ 的信号子空间和噪声子空间元素的转置。

由式(11)可得可观测性矩阵 $\boldsymbol{T}_j$ 为

$$\boldsymbol{T}_j = \boldsymbol{U}_1\boldsymbol{\Sigma}_1^{1/2}。 \tag{12}$$

结合式(7)和式(10)可得 N4SID 估计出来状态序列矩阵 $\hat{\boldsymbol{X}}_j$ 为

$$\hat{\boldsymbol{X}}_j = \boldsymbol{T}_j^{-1}\boldsymbol{Q}_j。 \tag{13}$$

由式(7)和式(13)可得 $\hat{\boldsymbol{X}}_j$ 的第 1 列 $\hat{\boldsymbol{X}}_1$ 和第 2 列 $\hat{\boldsymbol{X}}_2$ 为:

$$\left.\begin{aligned}\hat{\boldsymbol{X}}_1 &= [\boldsymbol{x}(0)\ \boldsymbol{x}(2)\ \cdots\ \boldsymbol{x}(N-1)];\\ \hat{\boldsymbol{X}}_2 &= [\boldsymbol{x}(1)\ \boldsymbol{x}(3)\ \cdots\ \boldsymbol{x}(N)]。\end{aligned}\right\} \tag{14}$$

根据式(7)和式(14)并采用 TLS 求解 $\boldsymbol{A}$ 如下:

$$\boldsymbol{A} \approx \hat{\boldsymbol{X}}_2\hat{\boldsymbol{X}}_1^{+} = \hat{\boldsymbol{X}}_2(\hat{\boldsymbol{X}}_1^{\mathrm{T}}\hat{\boldsymbol{X}}_1)^{-1}\hat{\boldsymbol{X}}_1^{\mathrm{T}}。 \tag{15}$$

式中 $\hat{\boldsymbol{X}}_1^+$ 表示 $\hat{\boldsymbol{X}}_1$ 的伪逆。

特征向量矩阵 $\boldsymbol{\eta}$ 和对角特征值矩阵 $\boldsymbol{\psi}_j$ 可以由下式获得,即

$$\boldsymbol{A} = \boldsymbol{\eta}\boldsymbol{\psi}_j\boldsymbol{\eta}^{-1}。\tag{16}$$

利用 $\boldsymbol{\psi}_j$ 可以计算出信号各个 IMFs 分量的频率 f_d和衰减因子 ε_d为:

$$\left.\begin{aligned} f_d &= \frac{\arctan[\mathrm{Im}(\boldsymbol{\psi}_j)/\mathrm{Re}(\boldsymbol{\psi}_j)]}{2\pi T_s};\\ \varepsilon_d &= -\frac{\ln|\boldsymbol{\psi}_j|}{T_s}。\end{aligned}\right\}\tag{17}$$

式中 T_s表示 N4SID 辨识过程中重采样后的采样周期。

利用特征值序列 $\boldsymbol{\psi}_j$ 基于 TLS 求解松弛系数 c_j为

$$\begin{bmatrix} y_0\\ y_1\\ \vdots\\ y_{N-1}\end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \psi_1^0 & \psi_2^0 & \cdots & \psi_j^0\\ \psi_1^1 & \psi_2^1 & \cdots & \psi_j^1\\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots\\ \psi_1^{N-1} & \psi_2^{N-1} & \cdots & \psi_j^{N-1}\end{bmatrix}\begin{bmatrix} c_1\\ c_2\\ \vdots\\ c_j\end{bmatrix}。\tag{18}$$

由式(18)可得振荡信号幅值 A_d和相位 θ_d为:

$$\left.\begin{aligned} A_d &= 2\mathrm{abs}(c_j);\\ \theta_d &= \arctan[\mathrm{Im}(c_j)/\mathrm{Re}(c_j)]。\end{aligned}\right\}\tag{19}$$

2.3.2　基于 NSGA-II 改进 N4SID 的 $\boldsymbol{\Sigma}_b$ 阶数 b 定阶优化

$\boldsymbol{\Sigma}_d$ 表示在参数辨识过程中的噪声干扰,$\boldsymbol{\Sigma}_b$ 是辨识主导 IMFs 的关键信息,为辨识提供数据需求,因此需要对 $\boldsymbol{\Sigma}_b$ 进行定阶数处理,以寻求 DFIG 并网电流中最佳的数据信息。N4SID 算法在模型定阶过程中通常依赖人工设定,选择最优的 b 对参数辨识精准性十分重要。因此,为提升对主导 IMFs 分量的辨识精准性,采用 NSGA-II 对 N4SID 进行改进,获得最优的 b,在完成 SSO 信号参数辨识的同时提高噪声适应性。N4SID 算法在对 VMD 分解后得到主导 IMFs 分量需要重采样和重构,N4SID 辨识过程中归一化重构辨识信号误差 M_{NDN}为

$$M_{NDN} = \frac{\|x(t)-\hat{x}(t)\|_2}{\|x(t)\|_2} = \frac{\|x(t)-\sum_{j=1}^{n_g}A_j\varphi_j(t)\|_2}{\|x(t)\|_2}。\tag{20}$$

式中:$x(t)$为主导 IMFs 的原始信号;$\hat{x}(t)$ 为主导 IMFs 的重构信号;A_j为 IMF 系数;$\varphi_j(t)$为 IMF 的基,$\varphi_j(t) = \mathrm{e}^{(\varepsilon_d+\mathrm{i}2\pi f_d)t}$,i 为虚数单位;$n_g$ 为主导 IMFs 的个数。其中,A_j大小决定了 IMF 的重要程度,A_j较大为信号 IMF,A_j较小则为噪声 IMF,因此可得 IMF 稀疏度 L_s为

$$L_s = \frac{\sum_{j=1}^{n_g}\mathrm{II}(|A_j|<\delta)}{n_g}。\tag{21}$$

式中 δ 为阈值,$\delta=0.01$,越多近似为 0 的 IMFs,说明模型越稀疏。

采用 N4SID 算法对主导 IMFs 分量进行辨识的过程中,M_{NDN} 和 L_s 会直接影响到辨识的精准性,M_{NDN}越小,L_s越大,辨识会更加精准。因此,为提高参数辨识精度和噪声适应性,将 $\boldsymbol{\Sigma}_b$ 定阶优化问题转化为多目标优化问题,通过获取最小的 M_{NDN}和最大化的 L_s实现 $\boldsymbol{\Sigma}_b$ 的最优 b 的选取。NSGA-II 是一种用于多目标优化的进化算法,其核心思想是通过非支配排序与拥挤度机制,在多个冲突目标之间寻找一组平衡解[18]。因此,可采用 NSGA-II 对 N4SID 进行改进。考虑 N4SID 辨识过程中的 M_{NDN}和 L_s构建多目标优化函数 J_2为

$$J_2 = \min[M_{NDN}, -L_s]。\tag{22}$$

3　改进 VMD 和 TLS-N4SID 的 DFIG 的 SSO 参数辨识流程

以 PMU 采集的 DFIG 基波同步电流相量作为原始输入信号,提取其中 SSO 分量的参数特征,算法的辨识流程如图 1 所示。具体的流程如下:

1)采用 VMD 对 PMU 采集的 DFIG 并网电流进行分解,通过 BO 改进 VMD 获得最优的 K 和 α;

2)基于分解后的 K 个 IMFs 与 DFIG 并网电流的 MI 关系,选取主导 IMFs;

3)对主导 IMFs 重采样,采用 TLS-N4SID 进行参数辨识,构建状态空间方程和过去输出 Hankle 矩阵 $\boldsymbol{Y}_p$ 和未来输出 Hankle 矩阵 $\boldsymbol{Y}_f$;

4)基于 $\boldsymbol{Y}_p$ 和 $\boldsymbol{Y}_f$ 进行正交投影得到投影矩阵 $\boldsymbol{Q}_j$,对 $\boldsymbol{Q}_j$ 进行 SVD 分解,采用 NSGA-II 改进 N4SID 在辨识过程中进行定阶优化,获得 $\boldsymbol{\Sigma}_b$ 的最优 b;

5)通过阶数 b 和 $\boldsymbol{Q}_j$ 的 SVD 分解结果求解可观测性矩阵 $\boldsymbol{T}_j$,并估算状态序列矩阵$\hat{\boldsymbol{X}}_j$, 结合 TLS 计算状态矩阵 $\boldsymbol{A}$,并计算 $\boldsymbol{A}$ 的对角特征值矩阵 $\boldsymbol{\psi}_j$;

6)利用 $\boldsymbol{\psi}_j$ 计算各个 IMF 的频率 f_d和衰减因子 α_d,基于 $\boldsymbol{\psi}_j$ 和 TLS 求解松弛系数 c_j,求解各个 IMF 的幅值 $\boldsymbol{A}_d$ 和相位 θ_d。

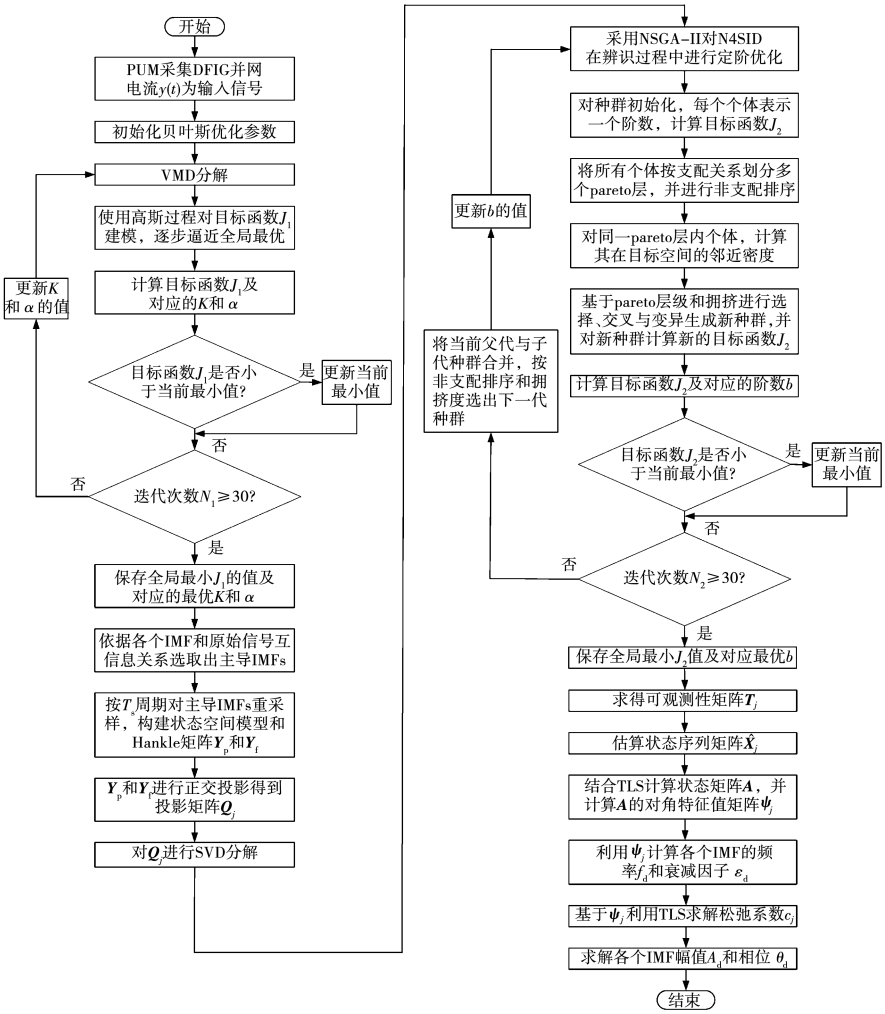


图 1 辨识算法流程图

Fig. 1 Flowchart of identification algorithm

4 仿真分析

为验证所提出辨识方法的正确性与有效性，开展了复合信号测试与时域仿真分析。在保持仿真条件一致的前提下，选用文献[8]中的 Prony 辨识方法和文献[10]中的 MP 辨识方法以及未改进的 VMD 和 TLS-N4SID 辨识方法与所提出的改进 VMD 和 TLS-N4SID 辨识方法进行辨识性能比较，以突出本方法在识别精准性方面的优势。

4.1 复合信号测试结果

4.1.1 基于 BO 改进 VMD 的复合信号分解结果

鉴于 PMU 采集过程易受高斯白噪声影响，因此，在次同步信号中叠加高斯白噪声，构造复合信号 $\boldsymbol{X}_1(t)$ 为

$$\boldsymbol{X}_1(t) = 0.7\mathrm{e}^{-0.4t}\cos\left(2\pi \cdot 45t + \frac{\pi}{6}\right) + 0.25\mathrm{e}^{-0.15t}\cos\left(2\pi \cdot 20t - \frac{\pi}{4}\right) + \boldsymbol{G}_{\mathrm{N}}(t)。 \tag{23}$$

式中 $\boldsymbol{G}_{\mathrm{N}}(t)$ 表示高斯白噪声 $\eta \sim N(0,\sigma)$，信噪比为 15 dB，标准差 σ 为 0.015。添加噪声干扰后的 $\boldsymbol{X}_1(t)$ 波形如图 2 所示。

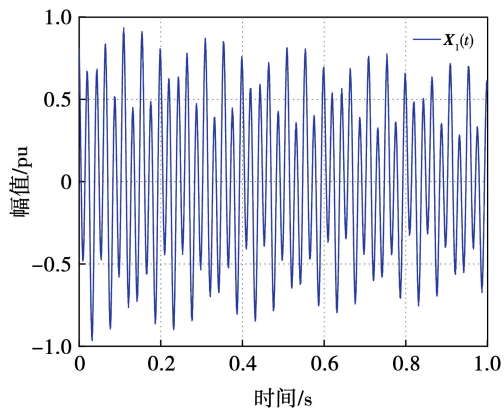


图 2 添加噪声干扰后的 $\boldsymbol{X}_1(t)$ 波形

Fig. 2 $\boldsymbol{X}_1(t)$ waveform after adding noise interference

为实现 J_1 的最小化，对 $\boldsymbol{X}_1(t)$ 进行 VMD 分解并

通过 BO 进行迭代寻优。在优化过程中,迭代次数设置为 30 次,K 的范围设置为 2 ~ 10,α 的范围设置为 0 ~ 10 000。经过 BO 对 VMD 改进后所得优化过程的迭代曲线如图 3 所示,对应的最优 J_1 结果如图 4所示。

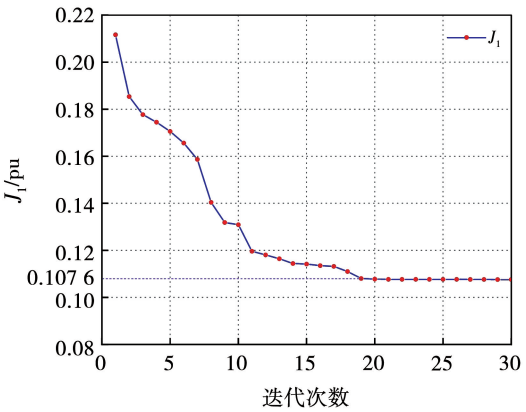


图 3　BO 改进 VMD 寻优迭代曲线

Fig. 3　BO-improved VMD optimization iteration curve

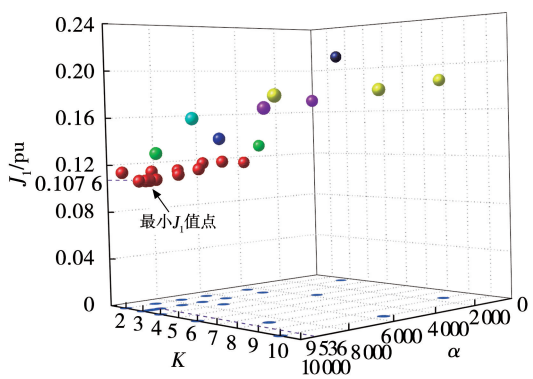


图 4　J_1的寻优结果

Fig. 4　Optimization results of J_1

由图 3 可知,J_1 经过迭代达到最小值 0. 107 6。结合图4 可知,在 J_1 取最小值时,可以确定最优参数组合 K 为 3、α 为 9 536。K 和 α 作为 VMD 分解中的关键参数取值至关重要,为体现 BO 对 VMD 的改进效果,在相同条件下分别采用未经改进和改进后的 VMD 对 $\boldsymbol{X}_1(t)$ 进行分解,可得未经改进和改进后的 VMD 分解结果与 FFT 分析结果分别如图 5 和图 6 所示。

由图 5 可知, $\boldsymbol{X}_1(t)$ 的 IMF1 和 IMF2 分量中都包含两种频率分量,IMF1 和 IMF2 对应的频率都为 20 Hz 和 45 Hz,虽说分解结果能够分解出 $\boldsymbol{X}_1(t)$ 中相关的频率,但 VMD 分解出现严重的模态混叠现象,同时 IMF2 受到噪声干扰严重。

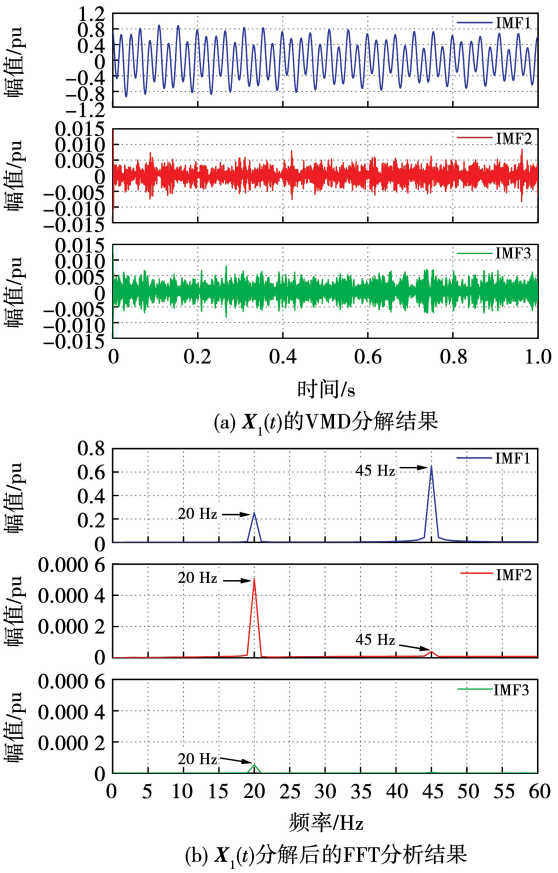


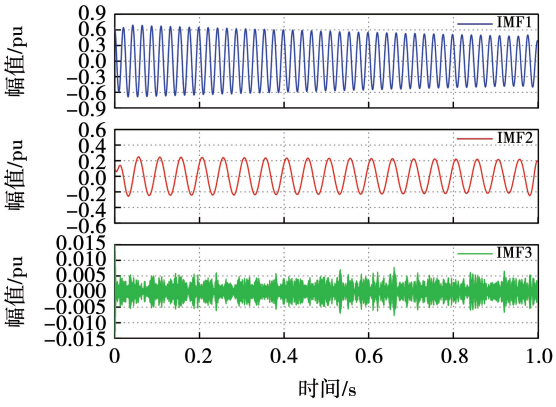
图 5　未经改进的 VMD 分解结果与 FFT 分析结果

Fig. 5　Unimproved VMD decomposition results and FFT analysis results

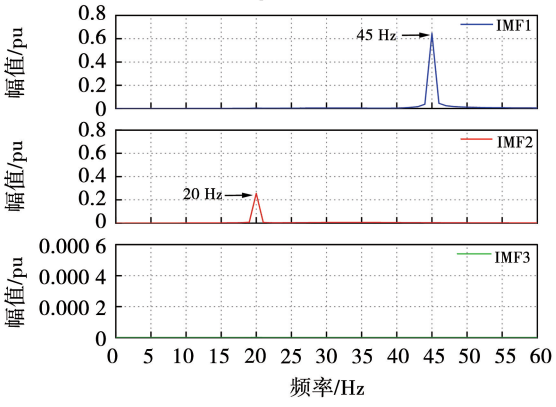
由图 6 可知,α 优化后 VMD 分解的模态混叠现象得以消除,分解结果 IMF1 和 IMF2 都可以清晰地描述出原始信号中的模态成分, $\boldsymbol{X}_1(t)$ 中的 IMF1 和 IMF2 对应得频率分别为 45 Hz 和 20 Hz,同时 IMF2 受到信噪比为 15 dB 的噪声干扰在分解中被削弱,分解结果和 $\boldsymbol{X}_1(t)$ 中的幅值和频率具有很好的一致性。因此,K 取 3 和 α 取 9 536 可以得到最佳分解效果。

为了选取 $\boldsymbol{X}_1(t)$ 通过 VMD 分解后的主导 IMFs,基于图 6(a)中的 IMFs 分解结果,计算各个 IMF 和 $\boldsymbol{X}_1(t)$ 之间的 MI 关系,得到各个 IMF 和 $\boldsymbol{X}_1(t)$ 的 MI 关系如图 7 所示。

由图 7 可知,IMF1 与 $\boldsymbol{X}_1(t)$ 之间的 MI 系数为 0. 929 6,IMF2 为 0. 375 8,而 IMF3 仅为 0. 013 5。IMF1 和 IMF2 对 $\boldsymbol{X}_1(t)$ 的影响显著;相比之下,IMF3 的影响基本可以忽略。因此,选取 IMF1 与 IMF2 为 $\boldsymbol{X}_1(t)$ 的主导 IMFs 分量。



(a) $X_1(t)$的VMD分解结果



(b) $X_1(t)$分解后的FFT分析结果

图 6 改进后的 VMD 分解结果与 FFT 分析结果

Fig. 6 Improved VMD decomposition results and FFT analysis results

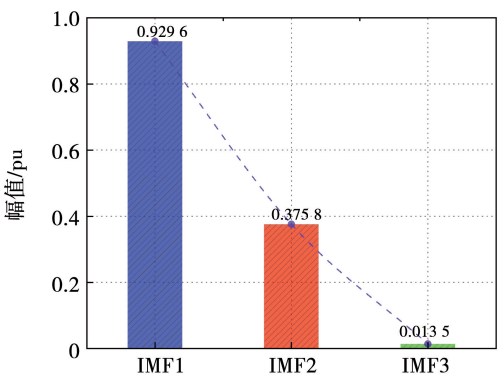


图 7 各个 IMF 和 $X_1(t)$ 之间的 MI 关系

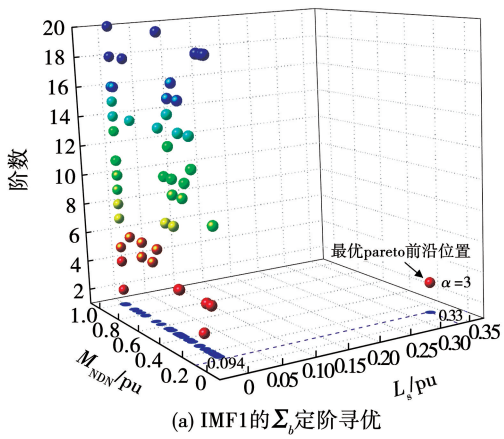
Fig. 7 MI relationships between various IMF and $X_1(t)$

4.1.2 基于改进 TLS-N4SID 的复合信号参数辨识结果

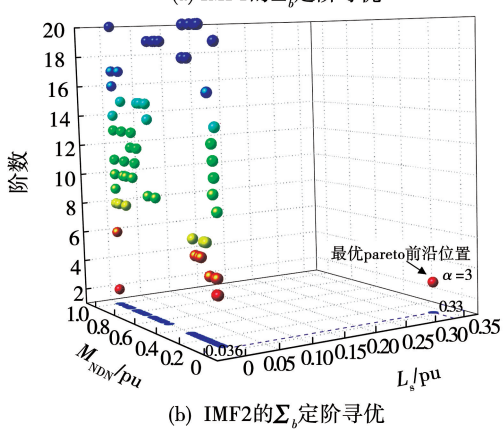
为提取主导 IMFs 的参数特征，分别对 IMF1 与 IMF2 进行重采样，并据此构建用于参数辨识的 $\boldsymbol{H}$ 矩阵。按照图 1 改进的 TLS-N4SID 流程对 IMF1 与 IMF2 进行参数建模和分析。

1）优化定阶分析。

由上述分析可知，进行 N4SID 计算时，需要设定出合适的 b。基于 2.3 节中的 NSGA-II 改进 N4SID 辨识过程对 $\boldsymbol{\Sigma}_b$ 进行定阶优化。在优化过程中，b 寻优范围设置为 2～20，种群规模设置为 30 个个体，迭代次数设置为 30 次，交叉率设置为 0.8，变异率设置为 0.333。经过寻优迭代可得 IMF1 和 IMF2 的 $\boldsymbol{\Sigma}_b$ 优化定阶结果如图 8 所示。



(a) IMF1的$\boldsymbol{\Sigma}_b$定阶寻优



(b) IMF2的$\boldsymbol{\Sigma}_b$定阶寻优

图 8 IMF1 和 IMF2 的 $\boldsymbol{\Sigma}_b$ 优化定阶

Fig. 8 Optimal order determination of $\boldsymbol{\Sigma}_b$ for IMF1 and IMF2

由图 8(a)可知，pareto 前沿取得最优位置时，IMF1 的 M_{NDN} 为 0.094，b 为 3，L_s 为 0.33。由图 8(b)可知，pareto 前沿取得最优位置时，IMF2 的 M_{NDN} 为 0.036，b 为 3，L_s 为 0.33。因此，在 N4SID 辨识过程中，为获得最佳的辨识效果，将 IMF1 和 IMF2 的 $\boldsymbol{\Sigma}_b$ 阶数 b 都设定为 3。

2）辨识精准性分析。

为较好地评价辨识性能，以准确率 C_r 作为评价信号参数辨识准确度的指标，其中 C_r 越接近 100%，表明辨识值越接近实际值，偏差越小精准性越高。C_r 的计算公式[19]为：

$$C_r=\begin{cases}\left[1-\sqrt{\left(\dfrac{z-\hat{z}}{z}\right)^2}\right]\times 100\%, z>0.01;\\ \left[1-\sqrt{\left(\dfrac{z-\hat{z}}{z+\varphi}\right)^2}\right]\times 100\%, z\leqslant 0.01。\end{cases}\tag{24}$$

式中:$\varphi=0.000\ 5z$;z 表示理论值;$\hat{z}$ 表示辨识值。

为评估所提出辨识方法的精度,对比采用文献[8]中的 Prony 法和文献[10]中的 MP 算法以及未改进的基于 VMD 和 TLS-N4SID 辨识方法进行仿真测试,得到 $\boldsymbol{X}_1(t)$ 辨识结果如表 1 所示。

表 1　不同辨识方法下 $\boldsymbol{X}_1(t)$ 的辨识结果

Table 1　Identification results of $\boldsymbol{X}_1(t)$ under different identification methods

参数	模态	理论值	未改进辨识方法		文献[8]		文献[10]		改进后辨识方法	
			结果	准确率/%	结果	准确率/%	结果	准确率/%	结果	准确率/%
幅值/pu	IMF1	0.7	0.750 3	92.81	0.741 3	94.10	0.738 4	94.51	0.704 9	99.30
	IMF2	0.25	0.279 5	88.20	0.278 2	88.72	0.266 9	93.24	0.254 7	98.12
频率/Hz	IMF1	45	47.29	94.91	46.83	95.93	46.96	95.64	45.29	99.36
	IMF2	20	22.26	88.70	21.79	91.05	21.93	90.35	20.31	98.45
相位/rad	IMF1	π/6	0.583 9	88.48	0.579 5	89.32	0.553 1	94.37	0.535 4	97.75
	IMF2	−π/4	−0.847 1	92.14	−0.839 4	93.12	−0.812 3	96.58	−0.796 7	98.56
衰减因子	IMF1	−0.4	−0.433 8	91.55	−0.380 6	95.15	−0.423 5	94.13	−0.412 5	96.88
	IMF2	−0.15	−0.167 6	88.27	−0.139 8	93.20	−0.162 8	91.47	−0.154 7	96.87

由表 1 可知,所提出的辨识方法中:幅值辨识最小准确率为 98.12%,相较改进前提升了 9.92%;频率辨识最小准确率为 98.45%,相较改进前提升了 9.75%;相位辨识最小准确率为 97.75%,相较改进前提升了 9.27%;衰减因子辨识的最小准确率为 96.87%,相较改进前提升了 8.6%。同时相较于文献[8]中的 Prony 辨识方法与文献[10]中的 MP 辨识方法,所提出的辨识方法辨识的最小准确率都高于它们,最大准确率精准性更高,2 个主导模态 IMF1 和 IMF2 的参数均能准确辨识,$\boldsymbol{X}_1(t)$ 的幅值、频率、相位和衰减因子相关特征量参数辨识结果更接近理论值。

为测试所提出的辨识方法对 $\boldsymbol{X}_1(t)$ 在不同噪声环境下的适应性,对 $\boldsymbol{X}_1(t)$ 分别叠加信噪比为 5、25、50 dB 的高斯白噪声并进行参数辨识,得到未改进的基于 VMD 和 TLS-N4SID 辨识方法和改进 VMD 和 TLS-N4SID 辨识方法在不同噪声水平下 $\boldsymbol{X}_1(t)$ 的参数辨识结果分别如表 2 和表 3 所示。

表 2　未改进的辨识方法在不同噪声水平下 $\boldsymbol{X}_1(t)$ 的参数辨识结果

Table 2　Parameters identification results of $\boldsymbol{X}_1(t)$ under different noise levels using an unimproved identification method

参数	模态	理论值	5 dB		25 dB		50 dB	
			结果	准确率/%	结果	准确率/%	结果	准确率/%
幅值/pu	IMF1	0.7	0.762 8	91.03	0.749 6	92.91	0.742 5	93.93
	IMF2	0.25	0.287 3	85.08	0.278 9	88.44	0.278 4	88.64
频率/Hz	IMF1	45	48.36	92.53	47.23	95.04	46.91	95.76
	IMF2	20	23.41	82.95	22.09	89.55	21.96	90.20
相位/rad	IMF1	π/6	0.591 9	86.96	0.582 4	88.77	0.580 7	89.09
	IMF2	−π/4	−0.915 4	83.45	−0.843 3	92.63	−0.841 2	92.90
衰减因子	IMF1	−0.4	−0.443 7	89.08	−0.431 7	92.08	−0.429 7	92.58
	IMF2	−0.15	−0.171 8	85.47	−0.165 6	89.60	−0.163 4	91.07

由表 2 可知,随着噪声强度的不断增强,改进前的辨识方法参数辨识结果准确率越来越小,辨识精准性变差。在 5 dB 信噪比的条件下,幅值辨识的最大准确率为 91.03%,频率辨识的最大准确率为 92.53%,相位辨识的最大准确率为 86.96%,衰减因子辨识的最大准确率为 89.08%。噪声适应性较

差,抗干扰能力有待进一步提高。

由表 3 可知,基于 VMD 和 TLS-N4SID 辨识方法经过对其改进后,在不同噪声环境下的辨识结果与理论值基本一致。在高信造比和低信造比的噪声干扰下均能实现准确辨识,具有较好的噪声适应性,抗干扰能力强。

表 3 改进辨识方法在不同噪声水平下 $X_1(t)$ 的参数辨识结果

Table 3 Parameter identification results of $X_1(t)$ under different noise levels using the improved identification method

参数	模态	理论值	5 dB		25 dB		50 dB	
			结果	准确率/%	结果	准确率/%	结果	准确率/%
幅值/pu	IMF1	0.70	0.705 2	99.26	0.704 6	99.34	0.702 3	99.67
	IMF2	0.25	0.256 1	97.56	0.254 3	98.28	0.251 9	99.24
频率/Hz	IMF1	45	45.35	99.22	45.26	99.42	45.21	99.53
	IMF2	20	20.39	98.05	20.24	98.80	20.16	99.20
相位/rad	IMF1	π/6	0.542 7	96.35	0.531 9	98.42	0.526 8	99.39
	IMF2	−π/4	−0.806 3	97.34	−0.793 4	98.98	−0.791 3	99.25
衰减因子	IMF1	−0.4	−0.414 5	96.38	−0.409 7	97.58	−0.407 5	98.13
	IMF2	−0.15	−0.155 8	96.13	−0.153 6	97.40	−0.152 2	98.53

4.2 基于含双馈风电场的 4 机 2 区域系统仿真验证

为验证所提出方法在风电系统 SSO 识别中的有效性,采用含双馈风电场的 4 机 2 区域结构系统进行时域仿真,具体结构如图 9 所示。双馈风电场包含 $n=100$ 台额定功率 5 MW 的 DFIG,DFIG 输出经 0.69/35 kV 升压变压器 Ta 接入公共交流母线。该母线通过 35/220 kV 升压变压器 T5 接入 220 kV 远距离交流输电线路,并通过串联补偿电容 C_g 并入区域 2 系统。图 9 中:区域 1 包含同步发电机 G1、G2,变压器 T1、T2 和负荷 Ld1;区域 2 包括同步机 G3、G4,变压器 T3、T4 和负荷 Ld2。设置 3 s 时输电线路中串接 C_g 进行系统仿真,得到 DFIG 并网电流如图 10 所示。DFIG 并网的仿真参数如表 4 所示,4 机2 区域其他相关的参数参考文献[20]。

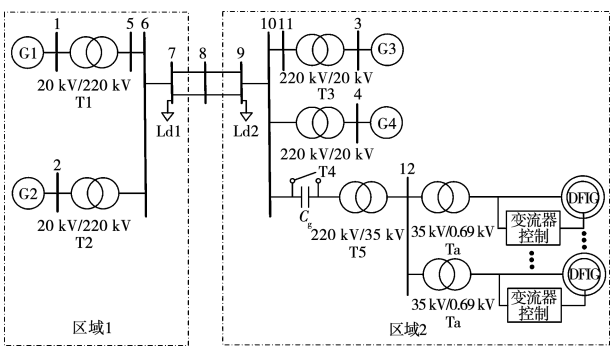


图 9 含双馈风电场的 4 机 2 区域系统结构

Fig. 9 System structure of a 4-machine 2-area system for doubly fed wind farm

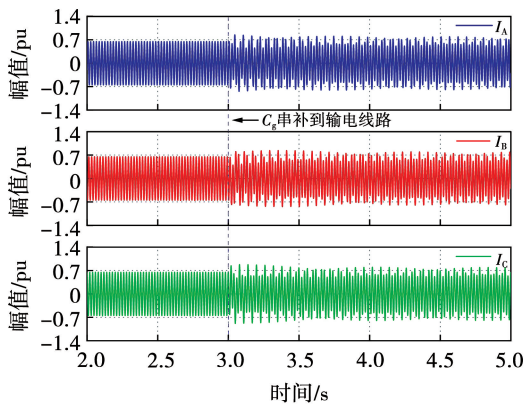


图 10 DFIG 并网电流

Fig. 10 DFIG grid-connected current

表 4 DFIG 的并网参数

Table 4 DFIG grid-connected parameters

参数	数值
有功功率 P_g/MW	5
并网电压 U_g/kV	0.69
转子电阻 R_r/pu	0.006 07
定子电阻 R_s/pu	0.005 4
转子自感 L_{lr}/pu	0.11
定子自感 L_{ls}/pu	0.10
定子与转子间互感 L_m/pu	4.5
电网频率 f/Hz	50
直流母线电容 C_{dc}/μF	15 000
风机台数 n	100

由图 10 可知,在 3 s 前 DFIG 并网电流处于平稳状态。当系统 3 s 时在输电线路中接入 C_g 后,DFIG 并网电流开始出现明显振荡,且呈现发散状态。为进一步分析此振荡过程,基于 BO 改进 VMD 对 DFIG 并网电流进行信号分解,DFIG 并网电流 VMD 分解结果如图 11 所示。

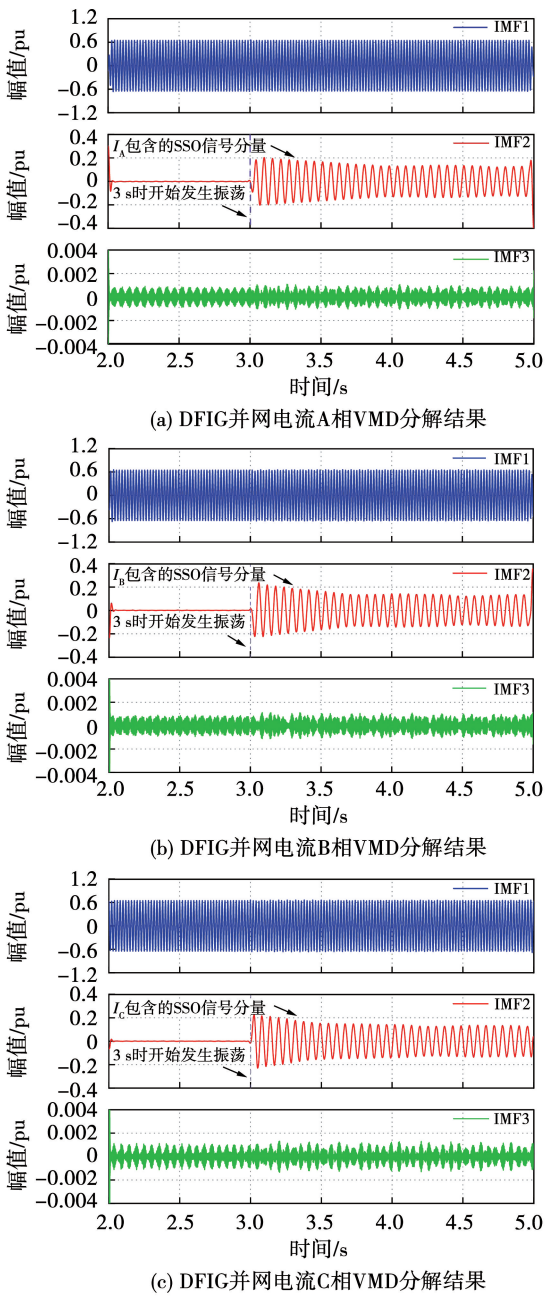


图 11　DFIG 并网电流 VMD 分解结果

Fig. 11　VMD decomposition results of DFIG grid-connected current

由图 11 可知,DFIG 并网电流在经过改进 VMD 分解后三相电流可以清晰地获得 3 种形式的波形 IMF1、IMF2 和 IMF3。其中:IMF1 为基波电流信号;IMF2 为 SSO 信号分量;IMF3 为噪声干扰分量,为下一步的 SSO 参数辨识提供了数据支持。DFIG 并网电流具体的 SSO 参数辨识过程和第 4.1.1 节 $\boldsymbol{X}_1(t)$ 仿真分析辨识部分操作步骤一致,因此不再详细阐述。通过和第 4.1.1 节相同的辨识过程可得图 11 中的主导模态 IMF1 和 IMF2 参数辨识结果如表 5 所示。

表 5　DFIG 并网电流参数辨识结果

Table 5　Parameters identification results of DFIG grid-connected current

信号	模态	幅值/pu	频率/Hz	相位/rad	衰减因子
I_A	IMF1	0.681 9	50.016	1.867 8	−0.001 2
	IMF2	0.137 1	17.089	1.039 1	−0.070 5
I_B	IMF1	0.685 3	50.004	−0.226 2	−0.000 9
	IMF2	0.134 6	17.077	−1.027 4	−0.064 3
I_C	IMF1	0.678 9	49.996	3.952 7	−0.000 8
	IMF2	0.136 2	17.082	3.135 5	−0.071 9

由表 5 可知,DFIG 并网电流经辨识后除了包含 50 Hz 的基波分量外,还存在一个频率约为 17 Hz 的 SSO 分量,其对应幅值约为 0.14 pu,对应的初始相位和衰减因子略有不同。鉴于该振荡成分可能对 4 机2 区域系统的运行稳定性产生不利影响,下一步需要对 DFIG 的 SSO 抑制策略展开研究。

4.3　实测数据验证

以 PMU 采集的河北沽源风电系统中沽莲线(沽源 – 莲花滩)和沽泉线(沽源 – 九龙泉)发生的 SSO 电流数据对所提方法进行验证。河北沽源风电系统结构如图 12 所示,图中:FSC 表示固定串联补偿;L1 ~ L7 分别表示不同输电线路,沽源风电场的风机以 1.5 MW 的 DFIG 为主。PMU 数据上报率为 50 Hz,沽莲线和沽泉线的 SSO 电流数据波形如图 13所示。

图 13(a)和图 13(b)分别为沽莲线和沽泉线 SSO 电流 A 相,通过河北沽源风电场 PMU 记录 1 s 的 SSO 数据用于辨识分析。沽莲线实际发生的 SSO 参数辨识过程和 4.1.1 节 $\boldsymbol{X}_1(t)$ 仿真分析辨识部分操作步骤一致,因此不再详细阐述,沽莲线和沽泉线的 SSO 电流数据 VMD 分解结果如图 14 所示。

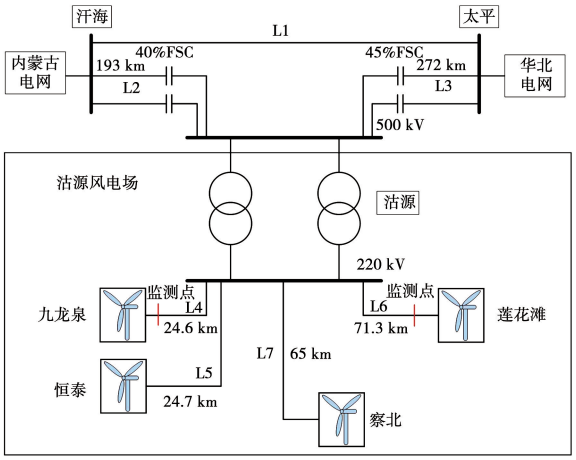


图 12 河北沽源风电系统结构图

Fig. 12 Structural diagram of wind power system in Guyuan, Hebei

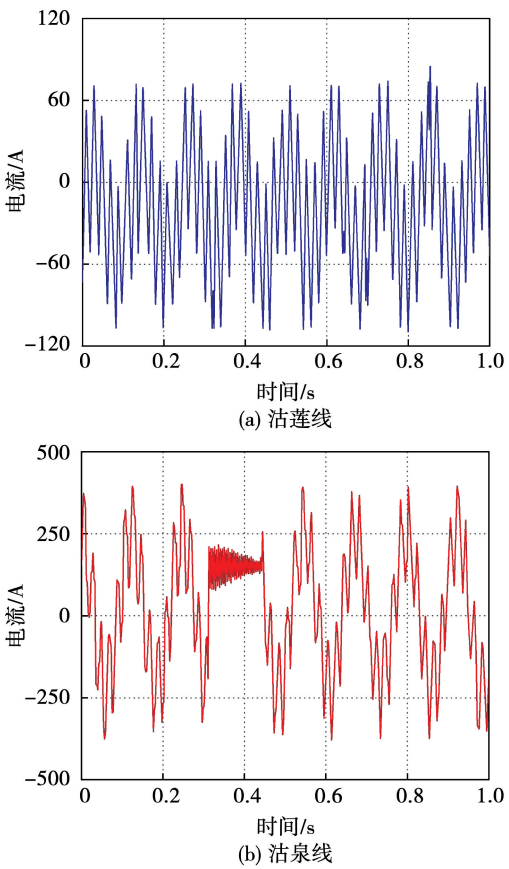


图 13 沽莲线和沽泉线 SSO 电流 A 相波形

Fig. 13 SSO current A-phase waveform of Gulian line and Guquan line

由图 14 可知,沽莲线和沽泉线 SSO 电流 A 相分别在经过改进 VMD 分解后三相电流可以清晰地获得 3 种形式的波形 IMF1、IMF2 和 IMF3。沽莲线 VMD 分解的结果中:IMF1 为 SSO 信号分量;IMF2 为基波电流信号;IMF3 为噪声干扰分量。沽泉线 VMD 分解的结果中:IMF1 为 SSO 信号分量;IMF2 为基波电流信号;IMF3 为振荡信号分量。

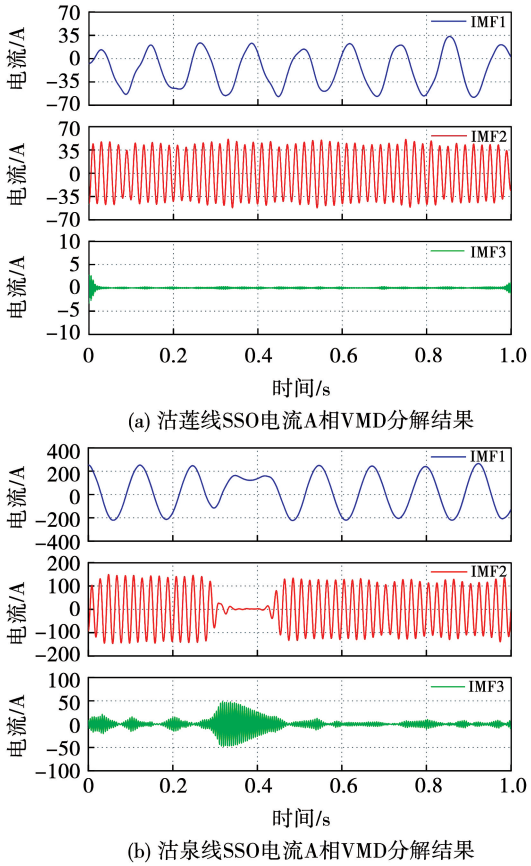


图 14 沽莲线和沽泉线 SSO 电流 A 相 VMD 分解结果

Fig. 14 VMD decomposition results of SSO current A-phase for Gulian line and Guquan line

通过和 4.1.1 节中相同的辨识过程可得图 14 中的主导模态 IMF1、IMF2 和 IMF3 参数辨识结果如表 6 所示,表中:I_{gA}表示沽莲线 SSO 电流 A 相;I_{qA}表示沽泉线 SSO 电流 A 相。

表 6 沽莲线和沽泉线 SSO 电流 A 相参数辨识结果

Table 6 Parameters identification results of SSO current A-phase for Gulian line and Guquan line

信号	模态	幅值/A	频率/Hz	相位/rad	衰减因子
I_{gA}	IMF1	48.95	8.41	1.33	-0.52
	IMF2	50.78	49.93	2.99	-0.26
I_{qA}	IMF1	244.11	7.34	0.51	-0.97
	IMF2	152.15	50.31	2.77	-1.05
	IMF3	42.18	381.15	1.36	-4.26

由表 6 可知,沽莲线 SSO 电流 A 相经辨识后除

了包含约为 50 Hz 的基波分量外,还存在一个频率为 8.41 Hz 的 SSO 分量,其对应幅值为 48.95 A;沽泉线 SSO 电流 A 相经辨识后除了包含约为 50 Hz 的基波分量外,还存在一个频率为 7.34 Hz 的 SSO 分量和一个频率为 381.15 Hz 的超同步振荡信号分量,其对应幅值分别为 244.11 A 和 42.18 A;沽莲线和沽泉线 SSO 电流 A 相对应的初始相位和衰减因子略有不同,其中超同步振荡信号分量 IMF3 具有较大的衰减因子,振荡幅值很快衰减至 0。

5　结　论

针对含双馈风电场的 4 机 2 区域系统中的 SSO 参数辨识问题,采用改进的 VMD 与 TLS-N4SID 方法展开研究。在分析其辨识原理的基础上,对辨识算法进行改进,确定出采集信号的最优分解参数 K 和 α 及信号子空间的最优阶数 b,有效提升了参数辨识的精准性与噪声适应性,无需额外增设降噪环节。主要研究结论如下:

1)所提出的改进 VMD 算法采用最小化重构误差与信息熵、最大化模态平稳性作为优化准则,通过 BO 改进 VMD 获得了最优的 K 和 α,消除了 VMD 分解中的模态混叠现象,同时提高了噪声适应性。

2)所提出的改进 TLS-N4SID 辨识方法,采用主导 IMFs 重采样后的最小化重构误差和最大化模态稀疏度作为优化准则,通过 NSGA-II 改进 TLS-N4SID 获得了最优的 b,提高了参数辨识的精准性和噪声适应性。

3)通过复合信号 $\boldsymbol{X}_1(t)$、含双馈风电场的 4 机 2 区域的系统模型的时域仿真以及河北沽源风电场实际 SSO 数据进行分析,验证了所提出的辨识方法的有效性和优越性,为后续相应的 SSO 抑制策略的制定提供了研究基础。

参 考 文 献:

[1] 孙东阳, 钱梓杰, 曹骏, 等. 基于哈密顿模型的 DFIG 强迫型次同步振荡自适应抑制策略研究[J]. 中国电机工程学报, 2025, 45(8): 3132.
SUN Dongyang, QIAN Zijie, CAO Jun, et al. Adaptive suppression strategy research of DFIG forced sub-synchronous oscillation based on Hamiltonian model[J]. Proceeding of the CSEE, 2025, 45(8): 3132.

[2] 孙东阳, 孟繁易, 王南, 等. 基于反步自适应准谐振控制的双馈风机次同步振荡抑制策略[J]. 电工技术学报, 2023, 38(9): 2375.
SUN Dongyang, MENG Fanyi, WANG Nan, et al. DFIG sub-synchronous oscillation suppression strategy based on backstepping adaptive quasi-resonant control[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2023, 38(9): 2375.

[3] 刘志坚, 余成骏, 梁宁, 等. 基于扩张状态观测的双馈风机次同步振荡阻尼控制策略[J]. 电机与控制学报, 2023, 27(7): 143.
LIU Zhijian, YU Chengjun, LIANG Ning, et al. Sub-synchronous oscillation damping control strategy of DFIG based on expansion state observation [J]. Electric Machines and Control, 2023, 27(7): 143.

[4] YANG X, ZHANG J, XIE X, et al. Interpolated DFT-based identification of sub-synchronous oscillation parameters using synchrophasor data[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2019, 11(3): 2662.

[5] PHILIP J G, JUNG J, ONEN A. Empirical wavelet transform based method for identification and analysis of sub-synchronous oscillation modes using PMU data[J]. Journal of Modern Power Systems and Clean Energy, 2023, 12(1): 34.

[6] OLALERE I O, OLANREWAJU O A. Tool and workpiece condition classification using empirical mode decomposition with Hilbert-Huang transform of vibration signals and machine learning models[J]. Applied Sciences, 2023, 13(4): 2248.

[7] 张彬彬, 李聪, 陈超波, 等. 基于 VMD 的风机次同步振荡模态辨识方法研究[J]. 电子测量技术, 2024, 47(14): 186.
ZHANG Binbin, LI Cong, CHEN Chaobo, et al. Research on sub-synchronous oscillation mode identification method based on VMD for wind turbines[J]. Electronic Measurement Technology, 2024, 47(14): 186.

[8] 刘克天, 胡新宇, 李想, 等. 基于 EMD 和 TLS-Prony 的次同步振荡模态辨识方法及电压反馈抑制策略[J]. 太阳能学报, 2023, 44(11): 294.
LIU Ketian, HU Xinyu, LI Xiang, et al. Sub-synchronous oscillation modal identification method based on EMD and TLS-Prony algorithm and voltage feedback suppression strategy[J]. Acta Energiae Solaris Sinica, 2023, 44(11): 294.

[9] 王雨虹, 杨明昆, 包伟川, 等. 基于五点三次平滑和 ARMA 的次同步振荡参数辨识[J]. 合肥工业大学学报, 2020, 43(6): 790.
WANG Yuhong, YANG Mingkun, BAO Weichuan, et al. Identification of sub-synchronous oscillation parameters based on cubical smoothing algorithm with five-point approximation and ARMA algorithm[J]. Journal of Hefei University of Technology, 2020, 43(6): 790.

[10] 赵兰明, 李宽, 张友泉, 等. 基于 FastICA-MP 算法的次同步振荡模态参数辨识[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 46(8): 37.
ZHAO Lanming, LI Kuan, ZHANG Youquan, et al. Parameter identification of sub-synchronous oscillation based on FastICA-MP algorithm[J]. Power System Protection and Control, 2018, 46

(8):37.

[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.
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.

[12] 韦延方,王志杰,王鹏,等. 基于VMD模糊熵与GG聚类的直流配电网故障检测方法[J]. 电机与控制学报,2024,28(2):129.
WEI Yanfang, WANG Zhijie, WANG Peng, et al. Fault detection method for DC distribution network based on VMD fuzzy entropy and GG clustering[J]. Electric Machines and Control, 2024,28(2): 129.

[13] 李英顺,阚宏达,郭占男,等. 基于数据预处理和VMD-LSTM-GPR的锂离子电池剩余寿命预测[J]. 电工技术学报,2024,39(10):3244.
LI Yingshun, KAN Hongda, GUO Zhannan, et al. Prediction of remaining useful life of lithium-ion battery based on data preprocessing and VMD-LSTM-GPR[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2024, 39(10): 3244.

[14] TUHTA S, GUNDAY F. MIMO system identification of industrial building using N4SID with ambient vibration[J]. International Journal of Innovations in Engineering Research and Technology, 2019, 6(8): 1.

[15] 许苏迪,袁宇波,王晨清,等. 次/超同步间谐波影响下PMU基波频率测量误差机理分析及抑制[J]. 电力系统自动化,2024,48(17):88.
XU Sudi, YUAN Yubo, WANG Chenqing, et al. Mechanism analysis and suppression of PMU fundamental frequency measurement error under influence of sub/super-synchronous interharmonics[J]. Automation of Electric Power Systems, 2024, 48(17): 88.

[16] 夏焰坤,唐文张,林欣懿. 基于优化高斯过程回归的谐波阻抗估计方法[J]. 电力系统及其自动化学报,2022,34(12):129.
XIA Yankun, TANG Wenzhang, LIN Xinyi. Harmonic impedance estimation method based on optimized Gaussian process regression[J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2022, 34(12): 129.

[17] 沈赋,张微,徐潇源,等. 基于随机森林和最大互信息系数关键特征选择的配电网拓扑辨识研究[J]. 电力系统保护与控制,2024,52(17):1.
SHEN Fu, ZHANG Wei, XU Xiaoyuan, et al. Topological identification of distribution networks based on key feature selection using RF and MIC[J]. Power System Protection and Control, 2024, 52(17): 1.

[18] JIANG Q, WANG P. NSGA-II algorithm based control parameters optimization strategy for megawatt novel nuclear power systems[J]. Energy, 2025, 316: 134444.

[19] ZHAN Y, WANG L, XIE X. Wind power integration capacity analysis considering sub/super-synchronous oscillation stability constraint[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2025, 61(2): 2782.

[20] CHENG S, WANG H, ZHENG Y, et al. Comparison analysis for inter-area oscillation suppression of DFIG based on POD applied to RSC and GSC[J]. Electrical Engineering, 2025, 107(11): 14587.

(编辑:邱赫男)