

基于多元经验模态分解的风电并网系统 次同步振荡检测

于鹏¹, 郭国先², 杨晓明¹, 刘颖明²

(1. 国网辽宁省电力有限公司电力调度控制中心, 辽宁 沈阳 110006; 2. 沈阳工业大学 电气工程学院, 辽宁 沈阳 110870)

摘要: 随着风电的大规模并网, 电力系统次同步振荡(SSO)事件频发, 严重威胁电网的安全稳定运行。实现风电并网系统 SSO 的准确检测, 对保障系统稳定运行具有重要意义。现有的基于量测数据的 SSO 检测方法多为单通道方法, 难以兼顾系统全局 SSO 特性。为此, 文章提出了一种基于多元经验模态分解(MEMD)的风电并网系统 SSO 检测方法。首先, 对风电并网点量测数据进行多元经验模态分解, 进而借助 Teager-Kaiser 能量算子(TKEO)筛选出含 SSO 模式的 IMF 分量; 然后, 采用希尔伯特黄变换(HHT)辨识次同步振荡频率及阻尼比; 最后, 结合改进的 4 机 2 区域测试系统的仿真数据对所提 SSO 检测方法进行测试, 结果验证了所提方法的有效性。

关键词: 次同步振荡检测; 量测信息; 多元经验模态分解; Teager-Kaiser 能量算子; 希尔伯特黄变换

中图分类号: TK81 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-5292(2024)06-0781-08

0 引言

随着风电的大规模接入及其装机容量的不断提升, 风电机组变流器与电网交互作用引起的次同步振荡(SSO)事件频繁发生, 对电力系统的安全稳定运行带来了严峻的考验^[1,2]。快速、准确辨识 SSO 的频率、阻尼比等振荡特征量, 可为电网调度运行人员分析 SSO、定位次同步振荡源、下达控制指令提供丰富的参考信息, 对抑制 SSO 具有重要意义^[3,4]。

相量测量单元(PMU)在电力系统中的广泛应用, 为在线分析 SSO 提供了丰富的数据基础^[5]。为辨识 SSO 参数, 学者开展了广泛的研究, 可细分为基于 PMU 子站的 SSO 辨识方法和基于广域量测系统(WAMS)主站的 SSO 辨识方法。在基于 PMU 子站的 SSO 辨识方法方面, 文献[6]采用离散傅里叶变换(DFT)分析 SSO 频率、幅值等信息, 但该方法易产生频谱泄露及栅栏效应等问题。文献[7,8]在文献[6]的基础上, 通过改进 DFT 方法, 避免了 DFT 缺陷对 SSO 检测的影响。文献[9]分析了辨识 SSO 频率误差的关键, 进而采用三点插值 DFT 估计振荡频率, 有效降低了频率估计误差。文献[10]采用同步压缩短时傅里叶变换检测 SSO, 有效提升了 SSO 的检测精度。上述基于 DFT 的方

法在 SSO 检测方面具有简便、快速等优势, 但其无法估计 SSO 模式阻尼比。为此, 文献[11]采用小波变换方法检测 SSO, 准确辨识 SSO 频率及阻尼比。文献[12]采用同步压缩小波变换辨识 SSO 特征参数。基于小波变换类的方法具有辨识精度高的优势, 但其辨识结果较为依赖基函数选取且存在计算耗时长等问题。模态分解类方法同样被应用于 SSO 检测, 文献[13]采用多重同步压缩短时傅里叶变换提取 SSO 分量, 进而借助最小二乘法估计幅值、频率、阻尼比 SSO 模态参数, 但该方法对数值敏感且计算复杂度较高。文献[14]将多重同步压缩短时傅里叶变换与希尔伯特变换(HT)结合以检测 SSO。文献[15]采用变分模态分解提取 SSO 模式, 有效改善了经验模态分解(EMD)存在的模态混叠现象。此外, 自回归滑动平均(ARMA)模型^[16]、随机子空间(SSI)^[17]、卡尔曼滤波(KF)^[18]等方法均被应用于 SSO 检测。上述 SSO 检测方法虽能够准确检测 SSO, 但其均为单通道方法, 在处理多元数据时需对 SSO 量测信息进行逐一分解, 难以兼顾各量测通道隐含的系统整体振荡特性, 导致 SSO 模式参数辨识精度较低。此外, 单通道方法在处理海量的量测信息时存在计算效率较低的缺陷。

收稿日期: 2024-01-08。

基金项目: 国家电网公司项目(2023GW-16)。

作者简介: 于鹏(1976-), 男, 高级工程师, 主要从事新能源电力系统规划、分析、运行与控制技术工作。E-mail: Yu_Peng2627@126.com

为此, 本文提出了一种基于多元经验模态分解(MEMD)的风电并网系统次同步振荡的多通道检测方法。首先, 分析了风电并网系统 SSO 的数学模型; 然后, 引入 MEMD, 对 SSO 期间量测信息进行同步分解, 借助 Teager-Kaiser 能量算子(TKEO) 筛选含 SSO 模式的本征模态函数(IMF)分量, 进而采用希尔伯特黄变换(HHT)辨识振荡频率和阻尼比; 最后, 采用改进的 4 机 2 区域系统仿真数据验证了所提方法的准确性。

1 风电并网系统次同步振荡数学模型

风电并网系统引发的次同步振荡机理复杂, 呈现非线性、非平稳特性, 其时域信号模型 $x(t)$ 可由工频分量及多组次同步模式分量构成, 即:

$$x(t) = A_0 \cos(2\pi f_0 t + \varphi_0) + \sum_{k=1}^m A_{s,k} e^{a_{s,k} t} \cos(2\pi f_{s,k} t + \varphi_{s,k}) \quad (1)$$

式中: A_0, f_0, φ_0 分别为工频分量的振幅、振荡频率和初始相位; $A_{s,k}, f_{s,k}, \varphi_{s,k}, a_{s,k}$ 分别为第 k 个次同步振荡模式分量的振幅、振荡频率、初始相位和阻尼系数; m 为次同步振荡模式个数。

对于采样频率为 f_p 的 PMU, 可得式(1)的离散形式为

$$x(n) = A_0 \cos(2\pi f_0 \frac{n}{f_p} + \varphi_0) + \sum_{k=1}^m A_{s,k} e^{a_{s,k} \frac{n}{f_p}} \cos(2\pi f_{s,k} \frac{n}{f_p} + \varphi_{s,k}) \quad (2)$$

式中: n 为采样点。

由式(1), (2)可知, 由于 SSO 信号的多模态特性, 实际应用信号辨识方法时应要求算法具有较好的多模态辨识精度。此外, 实测数据受采样、传输等过程中各类噪声的干扰, 同样要求辨识方法具有较好的抗噪性能。

2 基于 MEMD 的次同步振荡检测

如何快速、准确地辨识系统量测信息中的次同步振荡模式是分析次同步振荡的关键。为此, 本文引入 MEMD 及 HHT, 实现次同步振荡模式的准确检测。

2.1 MEMD 原理

MEMD 是一种数据分析和信号处理技术, 用于分解复杂非线性数据和信号^[19]。它是 EMD 的扩展, 旨在处理多维、多变量数据。MEMD 通过将 EMD 从单个变量到任意数量变量的扩展, 确保了

各量测通道 IMF 分量在数量和尺度上的同步性。

对于具有 l 个量测通道的风电并网系统 SSO 量测信号 $X(t), \{X(t)\}_{t=1}^T = \{x_1(t), x_2(t), \dots, x_l(t)\}$, 采用 MEMD 的分解流程如下:

①在 $(l-1)$ 维超球面上选择合适的采样点集;

②对于输入的 SSO 量测信号 $X(t)$, 计算其沿方向向量 s^{θ_k} 的投影, 记为 $p^{\theta_k}(t)_{t=1}^T$, 并将所有的投影方向向量集 k 的投影的集合记为 $p^{\theta_k}(t)_{k=1}^K$;

③获取 $p^{\theta_k}(t)_{k=1}^K$ 的极大值所对应的时刻 $t_i^{\theta_k}$;

④对极值点 $[t_i^{\theta_k}, x(t_i^{\theta_k})]$ 进行插值拟合, 以获取信号多元包络线 $e^{\theta_k}(t)_{k=1}^K$;

⑤计算 $e^{\theta_k}(t)_{k=1}^K$ 的均值 $m(t)$ 为

$$m(t) = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K e^{\theta_k}(t) \quad (3)$$

⑥将原始信号 $X(t)$ 减去均值 $m(t)$, 若得到的分量 $d(t)$ 满足多元 IMF 停止准则, 则对 $X(t) - d(t)$ 进行上述过程, 否则对 $d(t)$ 重复进行上述过程。

经过上述步骤, MEMD 可将多通道 SSO 信号分解为一系列 IMF 分量的集合, 每个 IMF 代表原始信号的特定组成部分, 具有不同的频率特征。

2.2 基于 Teager 能量的主导 SSO 模式筛选

采用电力系统 SSO 量测信息检测 SSO 时, 须提取出信号中含 SSO 模式的主导 IMF 分量, 忽略对 SSO 无意义的 IMF 分量, 进而简化计算过程。电力系统量测数据通常包含多组振荡模式, 起主导作用的为主导振荡模式, 其振荡能量权重较大。通过筛选出 IMF 分量中能量权重占比大的分量, 忽略其余能量权重小的分量, 筛选后的 IMF 分量能够有效表征电力系统的振荡特性, 可有效避免其他分量对信号的干扰, 提高辨识精度。本文采用 Teager 能量算子对 IMF 信号进行筛选。

信号的 Teager 能量算子是一种简易信号分析方法, 具有较好的鲁棒性, 其离散形式为^[20]

$$\psi(x[n]) = x[n]^2 - x[n-1]x[n+1] \quad (4)$$

式中: $\psi(x[n])$ 为 IMF 信号在采样点 n 的能量值; $x[n]$ 为第 n 个离散采样点值。

由下式计算第 i 个 IMF 信号的 Teager 能量值 E_i 。

$$E_i = \sum_{n=1}^N \psi(x[n]) \quad (5)$$

式中: N 为 IMF 信号采样点个数。

对应的能量权重 η_i 为

$$\eta_i = \frac{E_i}{\sum_{j=1}^J E_j} \times 100\% \quad (6)$$

由于信号振荡模式的能量反映该模式的重要程度,因此,可筛选出能量权重大的 IMF 分量作为 SSO 模式分量,估计其振荡特征参数。若 IMF 分量的能量权重大于设置的阈值 η_0 ,则将其作为主导分量保留。需要说明的是,对于不同的系统,能量权重阈值不同,实际工程中可根据系统大小及工程经验灵活设定阈值。

2.3 基于 HHT 的 SSO 参数辨识

HHT 是一种用于分析非线性和非平稳信号的自适应信号分析方法。HHT 通过对信号进行线性变换,将实信号转换为复信号。复信号的实部为原始信号,虚部为对原始信号进行希尔伯特变换后得到的信号。对于本文筛选出的含次同步振荡模式的时域 IMF 信号,其变换式为

$$H(t) = \frac{1}{\pi} p \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{x(\tau)}{t-\tau} d\tau \quad (7)$$

式中: $H(t)$ 为希尔伯特变换; p 为柯西主值积分; $x(t)$ 为原始信号。

将原始信号与 $H(t)$ 构成解析调制信号 $z(t)$ 。

$$\begin{cases} z(t) = x(t) + jH(t) = A(t)e^{j\phi(t)} \\ A(t) = \sqrt{x(t)^2 + H(t)^2} \\ \phi(t) = \arctan \frac{H(t)}{x(t)} \end{cases} \quad (8)$$

式中: $A(t)$ 为幅值函数; $\phi(t)$ 为相位函数。

对 $\phi(t)$ 求导,可得瞬时频率为

$$f(t) = \frac{1}{2\pi} \frac{d\phi(t)}{dt} \quad (9)$$

借助控制理论,式(1)中 SSO 模式可进一步表示为

$$x_{s,k}(t) = A_{s,k} e^{\zeta\omega_s t} \cos(\omega_{s,k} \sqrt{1-\zeta^2} t + \varphi_{s,k}) \quad (10)$$

对比可得:

$$\begin{cases} \zeta\omega_{s,k} = \sigma \\ \omega_{s,k} \sqrt{1-\zeta^2} = \omega \end{cases} \quad (11)$$

式中: σ, ω 分别为特征值的实部与虚部; ζ 为瞬时阻尼比。

$$\zeta = \frac{-\sigma}{\sqrt{\sigma^2 + \omega^2}} \quad (12)$$

σ 与 ω 可由 $A(t)$ 和 $\phi(t)$ 对时间 t 求导获得。

$$\begin{cases} \sigma(t) = \frac{dA(t)/dt}{A(t)} \\ \omega(t) = \frac{d\phi(t)}{dt} \end{cases} \quad (13)$$

综上所述,采用 HHT 能够准确辨识 IMF 信号的瞬时频率和瞬时阻尼比,跟踪信号的时变特性。

2.4 算法流程

本文提出的基于 MEMD 的次同步振荡检测方法流程如图 1 所示。

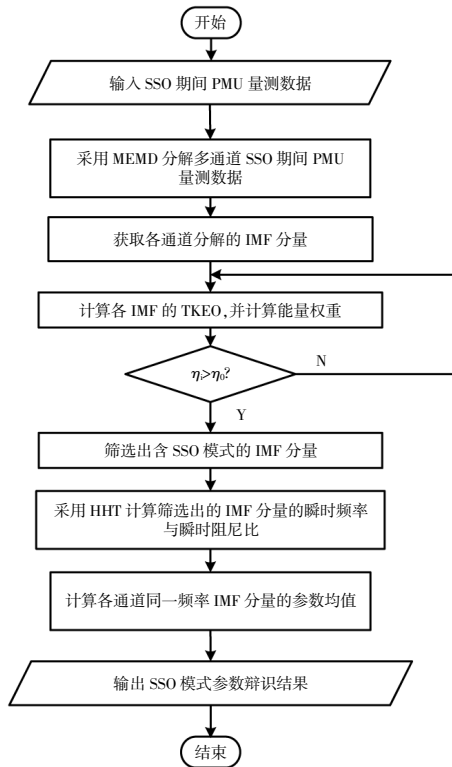


图 1 基于 MEMD 的次同步振荡检测方法流程图
Fig.1 Flow chart of subsynchronous oscillation detection method based on MEMD

基于 MEMD 的次同步振荡检测方法流程详细步骤如下:

- ① 获取 SSO 期间 PMU 量测的电压、电流数据;
- ② 采用 MEMD 同步分解包含电压、电流的 PMU 多通道量测数据,获取各通道 IMF 分量;
- ③ 借助 TKEO 计算各 IMF 分量的能量权重,提取各通道 SSO 模式对应的 IMF 分量;

④采用 HHT 辨识各通道 SSO 模式对应的 IMF 分量的瞬时振荡频率与瞬时阻尼比,并对各通道计算结果求均值。

3 仿真验证

以图 2 所示的改进的 4 机 2 区域测试系统为例,验证所提 SSO 检测方法的准确性和有效性。

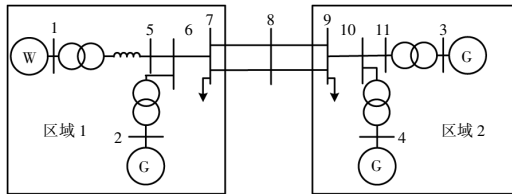


图 2 改进的 4 机 2 区域系统拓扑图

Fig.2 Topology diagram of the improved 4-machine 2-area system

仿真软件为 MATLAB 2016a/Simulink,将图 2 中节点 1 所连同步机替换为 460 台相同的 1.5 MW 的双馈风机,以模拟双馈风电场。单台 DFIG 参数如表 1 所示,风速为 9 m/s,等效串补度为 10%。其余发电机、线路、变压器等参数详见文献 [21]。

表 1 单台 DFIG 参数

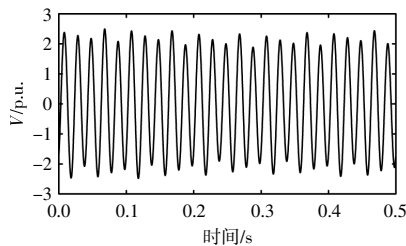
Table 1 Parameters of single DFIG

参数	数值	参数	数值
容量/MW	1.5	转子电抗/p.u.	0.22
定子电阻/p.u.	0.018	励磁电抗/p.u.	3.1
转子电阻/p.u.	0.031	定子电抗/p.u.	2.68

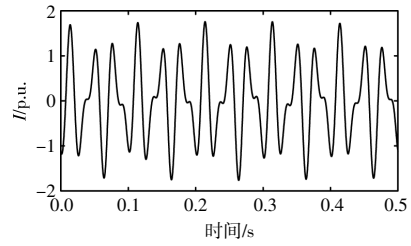
3.1 SSO 辨识准确性分析

为验证所提方法的准确性,通过设置 10 s 时修改风电场串补参数,以激发系统发生 SSO,仿真时长为 30 s,采样频率为 200 Hz。振荡期间风电场三相电压和电流如图 3 所示。其对应的 FFT 谱如图 4 所示。

由图 4 可知,系统发生的 SSO 主导振荡频率为 29.99 Hz,电流中的次同步分量幅值明显高于电压中的次同步分量。



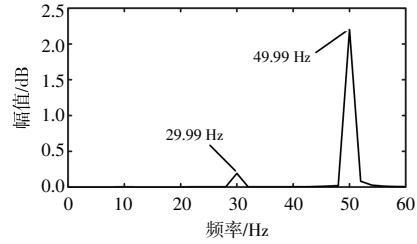
(a)A 相电压



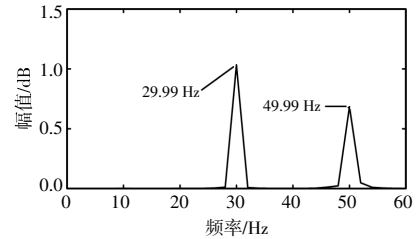
(b)A 相电流

图 3 SSO 期间电压、电流量测数据

Fig.3 Voltage and current measurements during SSO



(a)A 相电压



(b)A 相电流

图 4 电压、电流的 FFT 结果

Fig.4 FFT spectrums of voltage and current

以图 3 所示电压、电流量测数据作为算法输入信号,对其进行 MEMD,结果如图 5 所示。各通道均分解出 6 个 IMF 分量,同次迭代筛选出的 IMF 分量频率大致相同。

借助式(6)计算各 IMF 分量的 TKEO 及其对应的能量权重,结果如图 6 所示。由图 6 可知,在各通道分解所得的各 IMF 分量中,各通道 IMF1 和 IMF2 的能量权重均远高于其余分量。因此,可将各通道的 IMF1 分量和 IMF2 分量提取出来,并将其余 IMF 分量作为无关分量予以剔除。

借助 HHT 估计各 IMF 分量的主导振荡特征参数,并对各通道同一 IMF 的估计结果计算均值以反映系统的整体振荡特性。辨识结果如表 2 所示。

由表 2 可知,所提方法成功辨识出 2 组 IMF 分量的频率与阻尼比。基于 MEMD 算法分解原理,频率较高的基频分量被分解至 IMF1 分量中,SSO 分量被分解至 IMF2 分量中,振荡频率分别为 50.204 Hz 和 30.199 Hz,该辨识结果与 FFT 结

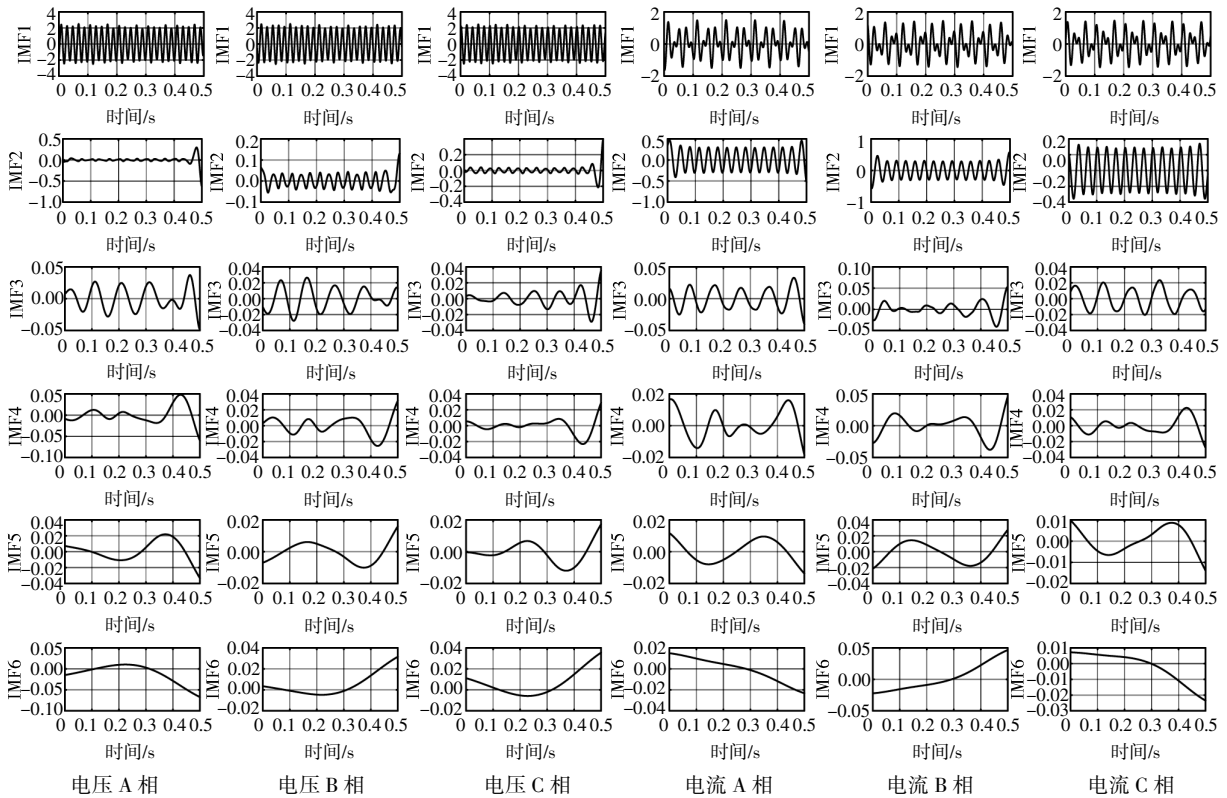


图5 三相电压、电流的 MEMD 分解结果

Fig.5 Decomposition results of three-phase voltage and current using MEMD

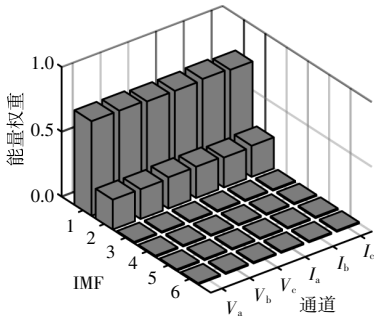


图6 MEMD 分解各 IMF 分量的能量权重

Fig.6 Energy weights of each IMF component decomposed by MEMD

果基本一致,有效验证了所提方法辨识 SSO 频率的准确性。对比所提方法与 PRONY 算法辨识结果可知,所提方法辨识的频率与阻尼比与 PRONY 算法的辨识结果基本一致,频率辨识误差分别为 0.428% 和 0.697%,阻尼比辨识误差分别为 9.169% 和 9.152%。综上可知,所提方法能够有效分离并辨识量测信息中的 SSO 分量。

3.2 辨识精度对比

为验证所提方法处理多通道次同步振荡信号的优势,进一步与单通道 EMD 方法进行对比。首

表2 各 IMF 分量的辨识结果

Table 2 Identification results of each IMF component using HHT

IMF	频率/Hz			阻尼比/%			
	单通道	多通道	PRONY	单通道	多通道	PRONY	
	道	均值		道	均值		
IMF1	V_a	50.217		0.759			
	V_b	50.187		0.769			
	V_c	50.195		0.754			
	I_a	50.188	50.204	50.124	0.766	0.762	0.698
	I_b	50.222			0.761		
	I_c	50.216			0.763		
IMF2	V_a	30.152		-0.887			
	V_b	30.145		-0.946			
	V_c	30.284		-0.862			
	I_a	30.229	30.199	30.068	-0.721	-0.811	-0.743
	I_b	30.182			-0.784		
	I_c	30.201			-0.668		

先,采用 EMD 对图 3 所示电压、电流量测信息进行逐一分解,得到含不同振荡模式的 IMF 分量,结果如图 7,8 所示。

由图 7,8 可知:由于电压量测信息中次同步振荡分量幅值较低,EMD 算法对电压量测信息仅

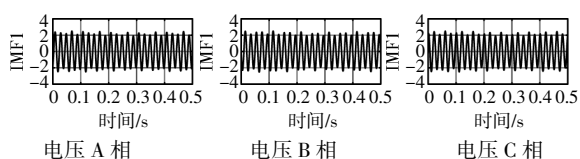


图7 三相电压的 EMD 分解结果
Fig.7 Decomposition results of three-phase voltage using EMD

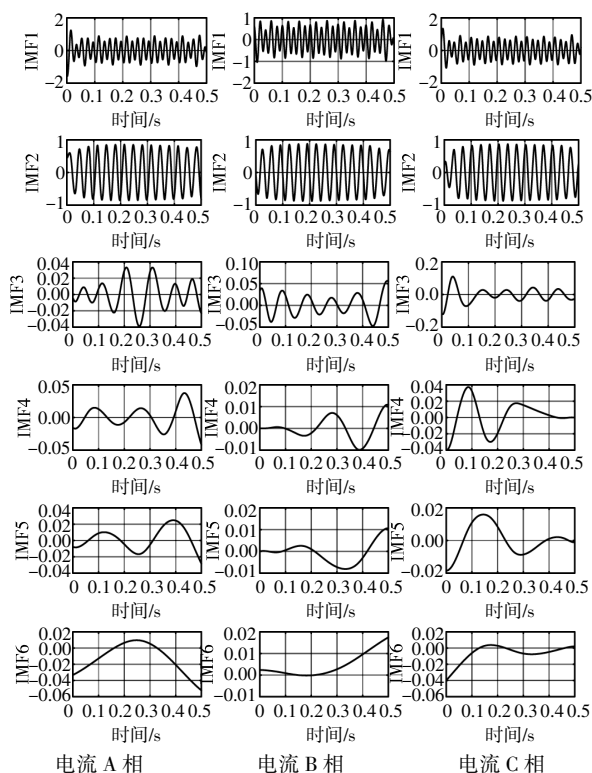


图8 三相电流的 EMD 分解结果
Fig.8 Decomposition results of three-phase current using EMD

分解出了工频分量,未能有效提取出次同步振荡分量;对于电流量测信息,EMD方法有效提取出了IMF2为SSO分量。综合对比图5可知,基于MEMD的SSO检测方法通过对电压、电流量测信息进行同步分解,有效提取出了各量测通道内的SSO分量,进而实现SSO频率、阻尼比的准确辨识,而EMD方法则仅能对各通道量测信息单独分解,受振荡模式可观性影响,难以对各量测信息进行准确辨识。图9为采用EMD分解的各IMF分量的能量权重。

由图9可知,电压通道和电流通道各IMF分量的能量权重具有明显差异,仅能够在电流通道提取出SSO分量。对比图6能量权重结果可知,基于MEMD的方法由于对各通道量测信息进行

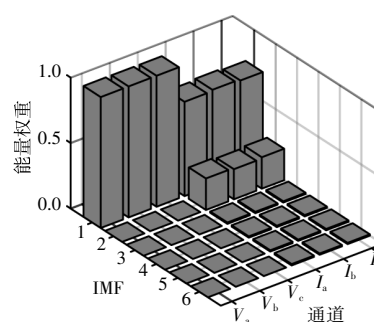


图9 EMD分解各IMF分量的能量权重

Fig.9 Energy weights of each IMF component decomposed by EMD

同步分解,各通道内均有效提取出了SSO分量,相较EMD方法具有更好的SSO模式提取效果。

3.3 鲁棒性分析

为进一步验证所提方法针对含噪声SSO信号的分析性能,对图3所示量测数据中分别注入信噪比为60,45,30dB的高斯白噪声,进而采用所提方法辨识次同步振荡模式。辨识结果如表3所示。

表3 噪声环境下各方法的辨识结果

Table 3 Identification results of each method in noise environment

SNR/dB	MEMD		EMD		PRONY	
	频率	阻尼比	频率	阻尼比	频率	阻尼比
	Hz	%	Hz	%	Hz	%
60	50.248	0.778	50.286	0.578	50.452	0.536
	30.187	-0.775	30.205	-0.721	30.337	-0.581
45	50.312	0.774	50.338	0.683	50.482	0.584
	30.203	-0.761	30.218	-0.703	30.396	-0.338
30	50.318	0.747	50.474	0.607	50.557	0.551
	30.229	-0.725	30.234	-0.715	30.568	-0.428

由表3可知:MEMD方法在60,45,30dB噪声环境下的辨识结果与无噪声环境下的辨识结果基本一致,频率的最大误差(相较无噪声环境)仅为0.227%,阻尼比最大误差仅为1.969%;EMD方法辨识的频率最大误差为0.537%,阻尼比最大误差为24.147%,在阻尼比辨识方面误差明显增大;PRONY方法同样受噪声影响,阻尼比辨识存在较大误差。上述结果表明,本文所提基于MEMD的次同步振荡辨识方法具有较强的抗噪性能。

3.4 计算效率分析

为测试所提方法的计算效率,进一步对比了所提方法与基于EMD方法的计算时间,结果如

图 10 所示。测试环境硬件为 CPU Intel Core i5-13500H,主频 4.7 GHz,内存 16 GB,软件为 MATLAB R2021a。

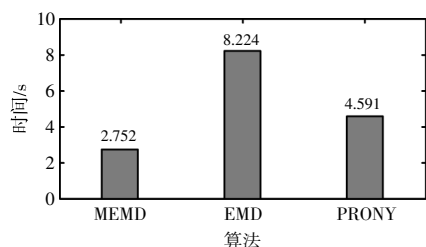


图 10 计算效率对比

Fig.10 Comparison of computational efficiency

由图 10 可知,本文所提基于 MEMD 的 SSO 检测方法由于对电压、电流量测信息进行多通道并行分析,大幅度减少了计算时间,相较传统单通道的 EMD 方法,计算效率提升了 66.537%,相较 PRONY 算法,计算效率提升了 40.057%,有效提高了 SSO 检测效率。

4 结论

本文针对单通道 SSO 检测方法存在辨识精度不足、计算效率低的问题,提出了一种基于 MEMD 的 SSO 检测方法,得到以下结论。

①基于 MEMD 的 SSO 检测方法通过对电力系统次同步振荡量测信息进行同步分解,可有效辨识出系统的次同步振荡频率及阻尼比。

②相较单通道方法,MEMD 的 SSO 检测方法能够同步考虑各通道量测信息的相关性,实现电力系统次同步振荡模式的同步提取。

③基于 MEMD 的 SSO 检测方法在噪声环境下表现良好,具有较好的鲁棒性。

参考文献:

[1] 王伟胜,张冲,何国庆,等.大规模风电场并网系统次同步振荡研究综述[J].电网技术,2017,41(4):1050-1060.

[2] 王秀云,刘国钦,梁晓龙,等.基于改进虚拟同步发电机的预同步并网控制研究[J].东北电力大学学报,2023,43(1):92-98.

[3] 徐衍会,成蕴丹,刘慧,等.基于瞬时功率的次同步振荡频率提取及振荡源识别方法[J].电工技术学报,2023,38(11):2894-2907.

[4] 吴熙,陈曦,吕万,等.电力系统次同步振荡检测与在线定位技术综述[J].电力自动化设备,2020,40(9):129-141.

[5] 顾文,吕万,杨宏宇,等.电力系统次同步振荡的检测技术综述[J].电测与仪表,2022,59(7):9-18.

[6] 王茂海,齐霞.电力系统次同步振荡分量的快速在线检测算法[J].电力系统自动化,2016,40(18):149-154.

[7] 李宁,左培丽,王新刚,等.基于改进 DFT 和时域准同步的间谐波检测算法[J].电力自动化设备,2017,37(4):170-178.

[8] 杨京,王彤,唐俊刺.基于滑窗 FFT 的次同步振荡时变幅频在线监测方法[J].中国电力,2020,53(11):139-146.

[9] Chen L,Zhao W,Wang F,et al.An interharmonic phasor and frequency estimator for subsynchronous oscillation identification and monitoring[J].IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement,2019,68(6):1714-1723.

[10] 童涛,张新燕,刘博文,等.基于傅里叶同步挤压变换和希尔伯特变换的谐波间谐波检测分析[J].电网技术,2019,43(11):4200-4208.

[11] 马俊杰,刘芳,吴敏,等.基于类噪声小波分解的风电场次同步振荡辨识[J].电网技术,2019,43(4):1294-1300.

[12] Zhao Y,Cui H,Huo H,et al. Application of synchrosqueezed wavelet transforms for extraction of the oscillatory parameters of subsynchronous oscillation in power systems[J].Energies,2018,11:1-18.

[13] Ma Y,Huang Q,Zhang Z,et al.Application of multisynchrosqueezing transform for subsynchronous oscillation detection using PMU data[J].IEEE Transactions on Industry Applications,2021,57(3):2006-2013.

[14] 任旭虎,王浩,刘通,等.基于 MSST-HT 的次同步振荡参数辨识研究[J].电子测量技术,2023,46(17):57-63.

[15] 王渝红,王宏宇,于光远,等.基于同步相量数据的次同步振荡检测与模态参数辨识方法[J].高电压技术,2023,49(6):2557-2568.

[16] 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(自然科学版),2020,43(6):790-796.

[17] 王雨虹,宋志超,孟宪敬,等.基于快速独立分量分析与改进随机子空间算法相结合的次同步振荡模态辨识[J].南方电网技术,2022,16(11):120-129.

[18] Thirumalaivasan R,Janaki M,Xu Y.Kalman filter based detection and mitigation of subsynchronous resonance with SSSC[J].IEEE Transactions on Power Systems,2017,32(2):1400-1409.

[19] Rehman N,Mandic D P.Multivariate empirical mode

- decomposition [J]. Proceedings of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences, 2010, 446(2117): 1291–1302.
- [20] 唐贵基, 孙军科, 王晓龙, 等. 基于改进 SSD-Teager 时频分析的引风机转子故障诊断方法[J]. 电力自动化设备, 2022, 42(3): 121–127, 167.
- [21] Prabha Kundur. 电力系统稳定与控制[M]. 北京: 中国电力出版社, 2001.

Subsynchronous oscillation detection in wind power system using multivariate empirical mode decomposition

Yu Peng¹, Guo Guoxian², Yang Xiaoming¹, Liu Yingming²

(1. Power Dispatching and Control Center, State Grid Liaoning Electric Power Co., Ltd., Shenyang 110006, China;
2. School of Electrical Engineering, Shenyang University of Technology, Shenyang 110870, China)

Abstract: With the large-scale integration of wind power, power system subsynchronous oscillation (SSO) events occur frequently, which seriously threatens the safe and stable operation of the power grid. The accurate detection of SSO in wind power grid-connected system is of great significance to ensure the stable operation of the power systems. Most of the existing SSO detection methods are single-channel methods, which are difficult to take into account the global SSO characteristics of the systems. Therefore, this paper proposes a SSO detection method for wind power grid-connected system based on multivariate empirical mode decomposition (MEMD). Firstly, the multivariate empirical mode decomposition is performed on the measurements of wind power grid-connected points, and then the IMF components with SSO mode are screened out via Teager-Kaiser energy operator (TKEO). Then, the Hilbert-Huang transform (HHT) is used to identify the SSO frequency and damping ratio. Finally, the proposed detection method is analyzed by the improved 4-machine 2-area system simulation data, and the results verify the effectiveness of the proposed method.

Keywords: subsynchronous oscillation detection; measurements; multivariate empirical mode decomposition; Teager-Kaiser energy operator; Hilbert-Huang transform