

基于系统模型在线估计的微网频率 预测控制

宁静波¹, 黄媛¹, 唐志远¹, 王镜峒¹, 吴国梁²

(1. 四川大学电气工程学院, 成都市 610065; 2. 国网南京供电公司, 南京市 210005)

摘要: 频率控制是保证微网安全稳定运行的一项重要措施。在实际微网中, 由于新能源出力的强波动性, 微网系统参数和运行状态时刻发生变化, 传统基于固定参数模型设计的频率控制策略自适应能力较差, 无法实现系统频率的实时最优控制, 为此提出了一种基于系统模型在线估计的微网频率预测控制方法。首先, 基于实时量测数据, 采用动态模式分解法, 实时辨识微网系统参数, 更新系统模型; 其次, 基于更新的系统模型, 结合模型预测控制方法, 设计微网频率控制策略, 实现微网频率的实时最优调节; 最后, 在 Matlab/Simulink 上搭建微网系统对所提的方法进行仿真验证, 结果表明所提方法能正确识别系统状态参数, 并能对微网频率进行实时最优控制。

关键词: 频率控制; 微电网; 动态模式分解; 在线估计; 模型预测控制

Model Predictive Control-Based Frequency Control with Recursively Estimated System Model for Microgrids

NING Jingbo¹, HUANG Yuan¹, TANG Zhiyuan¹, WANG Jingyao¹, WU Guoliang²

(1. College of Electrical Engineering, Sichuan University, Chengdu 610065, China;
2. State Grid Nanjing Electric Power Supply Company, Nanjing 210005, China)

ABSTRACT: Frequency control is important to ensure safe and stable operation of microgrids. In an actual microgrid, owing to the variable generation of distributed energy resources, the microgrid system parameters and operating conditions change continuously. The traditional, frequency-control strategy designed based on the fixed-parameter model has poor self-adaptive capability and cannot realize real-time optimal control of the system frequency. In the new, real-time measurement data-based design, the dynamic mode-decomposition method is used to update the system model by identifying the system parameters in real time. The microgrid frequency-control strategy was designed to realize real-time, optimal, microgrid frequency regulation based on the updated system model and combined with the predictive-control method. Finally, the proposed method was simulated and verified through a detailed microgrid system using MATLAB/Simulink software. Simulation results indicate that the proposed method can correctly identify the system-state parameters and effectively control the microgrid frequency.

This work is supported by National Natural Science Foundation of China (No. 52207127) and Fundamental Research Funds for the Central Universities (No. YJ2021163).

KEYWORDS: frequency control; microgrid; dynamic mode decomposition; online estimation; model predictive control

中图分类号: TM761 文献标志码: A 文章编号: 1000-7229(2024)07-0068-08
DOI: 10.12204/j.issn.1000-7229.2024.07.006

0 引言

作为解决分布式能源 (distributed generation, DG) 消纳, 降低其出力随机性和不可预测性对电网带来的冲击, 保障区域负荷供电可靠性的有效手段, 微网 (microgrid, MG) 已成为新型电力系统不可或缺的组成部分。近年来, 随着分布式电源渗透率的不断提

高, 微网运行方式呈现出很强随机性、波动性和不确定性, 微网频率波动问题越发突出。为了保障微网安全稳定运行, 亟需制定有效的微网频率控制策略^[1-2]。

传统下垂控制是一种分散式频率控制方法, 由于其成本低且计算量小, 已在 MG 中广泛应用^[1-4], 然而下垂控制忽略了系统自身约束和动力学特性, 可能导致较差的暂态性能^[5-6], 而且仅仅依靠下垂控制, 无法实现系统频率的无差调节, 难以为高比例可再生能源渗透下的微网提供安全可靠的频率调节。为解决

基金项目: 国家自然科学基金项目 (52207127); 中央高校基本科研业务费专项资金资助项目 (YJ2021163)

这一问题,现有研究提出了基于模型预测控制(model predictive control, MPC)的微网频率控制方法^[7]。MPC是一种基于滚动优化和负反馈校正思想的优化控制方法,具有控制效果好、鲁棒性强等优点,在在线优化中性能出色^[8-9],可有效地克服系统模型及扰动的不确定性,并且能方便地处理被控变量和操作变量中各种约束^[10-12]的同时,充分考虑系统动力学问题,在MG的频率控制中效果显著^[13-14]。MPC算法的控制效果高度依赖系统模型的精度,只有获取准确的系统模型,才能进行有效的系统行为预测和控制。然而,随着DG等主动元件的广泛接入,微网系统的结构、元素、参数、状态等变化日益显著,传统基于固定模型参数的MPC算法难以适应新形势下控制需求。针对这一问题,本文利用在线量测数据对系统模型进行实时辨识以提升系统模型的准确性,进而提升控制效果。

目前系统模型构建主要包括机理驱动和数据驱动2种方法。机理驱动方法须根据微网系统各组成部分的物理模型进行模型构建,其建模类型通常有2种:第一种是精细化建模,但模型的高阶性和复杂性增加了系统分析及控制器设计的难度,必要的模型降阶和简化无法避免^[15-16];第二种是向量模型,此模型只利用分布式电源节点的功角和电压作为状态变量,忽略其他动态特征不明显的变量,在保证模型基本准确性的基础上实现计算的简化和效率的提升^[17],但向量模型的“未建模动态”是否会导致系统分析和控制的“不安全”尚未有清晰的定论^[18]。此外,在实际微网中,微网组成成分及参数时刻变化并且难以实时准确获取,因此基于机理驱动的方法难以适用于复杂多变的微网系统^[19]。另一方面,随着数据收集手段的进步,基于数据驱动的系统模型辨识方法逐渐受到青睐,这得益于在线数据对系统结构、元素、参数、扰动等变化的直接反映和及时捕获。

当前主流的系统模型参数辨识方法有希尔伯特黄变换(Hilbert-Huang transform, HHT)算法、Prony算法及其改进算法、小波变换法^[20]。文献[21]针对主导振荡模式在振荡过程的时变特性,借助HHT追踪各主导振荡模式的瞬时振荡频率和阻尼比,该方法能够较好地非输入的非线性系统量测数据中提取状态矩阵特征,但会出现模态混叠及端点效应,影响提取特征的精确度。文献[22]用Prony算法对去噪信号进行辨识得到电力系统低频振荡的模态参数,其是利用指数函数的线性组合所构成的信号来对量测信号进行近似表示,但其需要多次迭代优化来保证拟合信号准确性,计算量大大增加。小波变换法将量测信

号表示为特定的小波函数的线性组合,以此获得小波系数,对小波系数进行处理便可获得状态矩阵特征值及特征向量。文献[23]利用小波变换法估计各主导振荡模式下系统的振荡模态实现基于连续小波变换的电力系统动态稳定综合评估,但在实际应用中其对于小波基的选取较为困难,过大过小均会造成较大影响。

相比于上述算法,动态模式分解(dynamic mode decomposition, DMD)算法完全不需要系统模型,是一种描述高维动态数据时空特征的数据驱动模态分解方法,可适用于非线性动力系统。DMD结合了2种强大的数据分析工具,即:空间上的正交分解和时间上的傅里叶变换。它不仅拥有强大的高维时空数据处理能力,而且在面对高阶时变非线性系统时具备优异的动态行为挖掘能力^[24-27]。文献[28]提出了一种利用DMD的在线惯性估计技术,但未考虑励磁、调速对惯量的影响。文献[29]利用DMD进行发电机惯量和阻尼系数估计,然而只是在设定三相短路故障下得到了一组固定的发电机参数,未能进行在线参数辨识。

为解决上述问题,本文提出一种基于系统模型在线估计的微网频率预测控制方法。首先,搭建一个微网系统,实时采样微网系统中发电机的功率和系统频率值,基于其变化值采用动态模式分解法实时辨识微网系统参数,更新系统模型;然后,基于更新的系统模型,结合模型预测控制法,设计微网频率控制策略,实现微网频率的实时最优控制;最后在Matlab/Simulink上搭建微网系统对所提的方法进行仿真验证。

1 微网系统建模

MG将发电机、新能源、负荷、储能装置及控制装置等系统地结合在一起,形成一个单一可控的单元,同时向用户供给电能,其一般系统结构如图1所示^[30]。



图1 微电网系统结构

Fig. 1 Structure of microgrid system

1.1 同步发电机模型

本文采用三阶同步发电机 (synchronous generator, SG) 模型^[31], 对连接到母线 m 的同步发电机, 其具体模型为:

$$\begin{cases} T'_{d0} \frac{dE'_q}{dt} = E_f - E'_q - (X_d - X'_d) i_d \\ 2H \frac{d\omega}{dt} = P_m - P_e - D(\omega - 1) \\ \frac{d\delta}{dt} = \omega - 1 \end{cases} \quad (1)$$

式中: T'_{d0} 为 d 轴暂态开路时间常数; E'_q 为 q 轴暂态电势; E_f 为同步发电机励磁绕组电压; X_d 为 d 轴同步电抗; X'_d 为 d 轴暂态电抗; i_d 为 d 轴电流; H 为惯性常数; ω 为转子角速度; P_m 为同步发电机机械功率; P_e 为同步发电机电磁功率; D 为阻尼常数; δ 为转子角度。

同步发电机的定子代数方程为:

$$0 = V_m e^{j\theta_m} + jX'_d (i_d + j i_q) e^{j(\delta - \frac{\pi}{2})} - [(X_q - X'_d) i_q + jE'_q] e^{j(\delta - \frac{\pi}{2})} \quad (2)$$

式中: V_m 为母线 m 电压模量; θ_m 为母线 m 相位角; X_q 为 q 轴同步电抗; i_q 为 q 轴电流。

同步发电机的输出视在功率为:

$$S_{SGm} = P_{SGm} + jQ_{SGm} = V_m e^{j\theta_m} (i_d - j i_q) e^{-j(\delta - \frac{\pi}{2})} \quad (3)$$

式中: S_{SGm} 为发电机视在功率, 包括有功功率 P_{SGm} 和无功功率 Q_{SGm} 。

1.2 风力发电机模型

本文采用文献[9]中的风机(wind generators, WG)模型, 该模型忽略了风机动态方程, 将其建模为一个功率因数为 1 的时变电源。因此, 连接到母线 m 的 WG 的视在功率 S_{Wm} 等于有功功率 P_{Wm} , 即 $S_{Wm} = P_{Wm}$ 。

1.3 负荷模型

连接到母线 m 的负荷采用幂指数静态负荷模型建模, 具体模型为:

$$S_{Lm} = P_{Lm} + jQ_{Lm} = P_{0m} \left(\frac{V_m}{V_{0m}} \right)^{n_m^p} + jQ_{0m} \left(\frac{V_m}{V_{0m}} \right)^{n_m^q} \quad (4)$$

式中: S_{Lm} 为负荷的视在功率, 包括有功功率 P_{Lm} 和无功功率 Q_{Lm} ; P_{0m} 、 Q_{0m} 、 V_{0m} 分别为标称有功功率、无功功率、负载电压; 参数 n_m^p 、 n_m^q 分别为 P_{Lm} 和 Q_{Lm} 的电压指数。

1.4 潮流模型

母线 m 处的功率平衡方程表示为:

$$\begin{aligned} P_m + jQ_m &= P_{SGm} + jQ_{SGm} + P_{Wm} + jQ_{Wm} - \\ &P_{Lm} - jQ_{Lm} = \sum_l V_m V_l Y_{ml} e^{j(\theta_m - \theta_l - \alpha_{ml})} \end{aligned} \quad (5)$$

式中: P_m 、 Q_m 分别为母线 m 的有功功率、无功功率;

P_{Wm} 、 Q_{Wm} 分别为 WG 的有功功率、无功功率; V_l 为母线 l 电压模量; θ_l 为母线 l 相位角; Y_{ml} 和 α_{ml} 分别表示系统导纳矩阵 (m, l) 的模量和角度。如果母线 m 上没有 SG (WG/负荷), 本文设置 $P_{SGm} + Q_{SGm} = 0$ ($P_{Wm} + Q_{Wm} = 0/P_{Lm} + Q_{Lm} = 0$)。

1.5 微网系统模型

假设 MG 由 N_g 个 SG、 N_w 个 WG 和 N_l 个负荷构成, 共有 n 条母线。通过结合方程式(1)–(5), 可以得到由以下微分代数方程描述的微网系统模型:

$$\begin{cases} \dot{\tilde{\mathbf{x}}} = f(\tilde{\mathbf{x}}, \tilde{\mathbf{y}}, \tilde{\mathbf{u}}) \\ 0 = g(\tilde{\mathbf{x}}, \tilde{\mathbf{y}}, \tilde{\mathbf{P}}_W) \end{cases} \quad (6)$$

式中: $\tilde{\mathbf{x}} = [\tilde{\mathbf{x}}_1, \dots, \tilde{\mathbf{x}}_{N_g}]$ 为系统状态变量, 其中 $\tilde{\mathbf{x}}_i = [E'_q, \omega_i, \delta_i]^T$, $i = 1, 2, \dots, N_g$; $\tilde{\mathbf{y}} = [i_{d1}, \dots, i_{dN_g}, i_{q1}, \dots, i_{qN_g}, E_{f1}, \dots, E_{fN_g}, V_1, \dots, V_n, \theta_1, \dots, \theta_n]^T$ 为系统代数变量; $\tilde{\mathbf{u}} = [P_{m1}, \dots, P_{mN_g}]^T$ 为系统控制变量; $\tilde{\mathbf{P}}_W = [P_{W1}, \dots, P_{WN_g}]$ 为风机出力; $f(\cdot)$ 为系统模型微分方程, 包含了系统动力学方程式(1); $g(\cdot)$ 为系统模型代数方程, 包含定子代数方程式(2)和潮流方程式(5)。

2 基于系统参数在线估计的微网频率预测控制

2.1 控制器设计思路

本文基于微网系统模型式(6)设计微网频率控制器, 然而由于系统模型式(6)的高阶高复杂性, 难以直接利用式(6)进行控制器设计。本文聚焦于频率控制, 为降低控制器设计复杂度, 本文采用如下线性降维离散时间模型式(7)进行控制框架设计, 其中状态变量为 $\boldsymbol{\omega} = [\omega_1, \dots, \omega_{N_g}]^T$ 。

本文采用 MPC 实现频率的最优控制, 其优化基于如下所示的微网系统线性模型:

$$\Delta \boldsymbol{\omega}(k+1) = \mathbf{A} \Delta \boldsymbol{\omega}(k) + \mathbf{B} \Delta \mathbf{u}(k) \quad (7)$$

式中: k 表示离散时刻; 为简化问题, 在计算过程中本文以 $\Delta \mathbf{P}_m(k) - \Delta \mathbf{P}_e(k)$ 近似代替 $\Delta \mathbf{u}(k)$, 其表示系统不平衡功率; 所有 Δ 表示在 $t = cT_0$ ($c = 0, 1, 2, \dots$) 时与其更新值的偏差, $T_0 = 0.1$ s 为更新时间间隔; \mathbf{A} 、 \mathbf{B} 为近似的线性模型的系统矩阵。

为得到微网系统更新模型, 本文基于实时量测数据, 采用动态模式分解法实时辨识系统参数, 更新系统模型; 然后基于更新的系统模型, 结合模型预测控制法实现频率实时最优控制。其具体流程如图 2 所示, 由以下 3 个密切相关的部分组成。

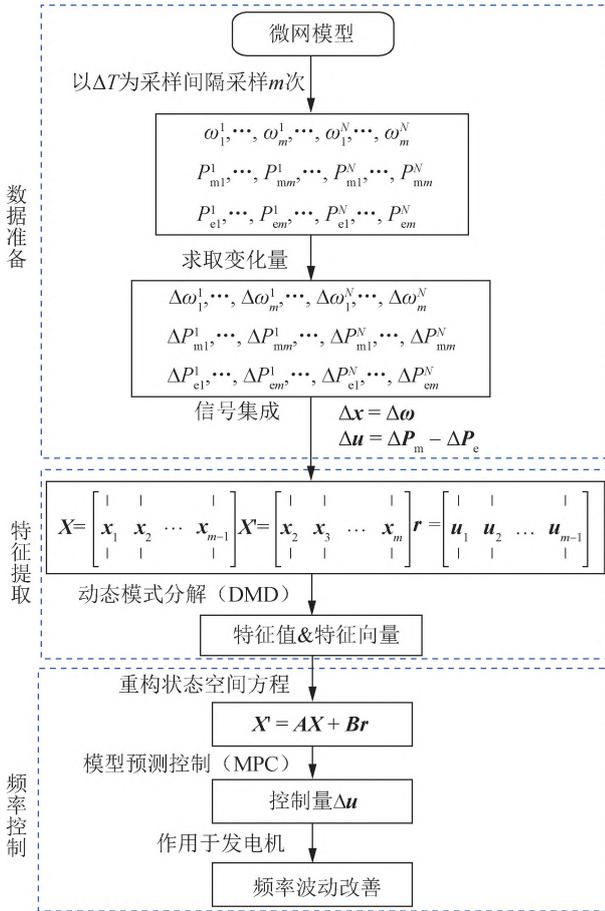


图 2 基于系统模型在线估计的 MPC 频率控制流程

Fig. 2 Flow chart of MPC-Based frequency control with a recursively estimated system model

1) 数据准备: 记录相量测量单元 (phase measurement unit, PMU) 测量的微网系统数据, 以集成频率信号和功率信号。

2) 特征提取: 以第 1 部分的频率信号和功率信号作为输入, 使用在线 DMD 实时提取系统特征值和特征向量。

3) 频率控制: 基于第 2 部分中获得的实时特征参数更新微网系统模型, 基于更新微网系统模型进行 MPC 控制, 实现频率实时最优控制。

2.2 基于 DMD 的系统参数动态估计

DMD 最早应用于流体领域, 从流体系统的量测数据中提取状态矩阵特征^[32]。

由式(7), 微网系统线性模型动态方程可表达为:

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{A}\mathbf{x}_k + \mathbf{B}\mathbf{u}_k \quad (8)$$

式中: 离散状态变量 $\mathbf{x}_k = \mathbf{x}(k\Delta t)$ 为量测量, $k = 1, 2, \dots, m$, Δt 为时间样本周期, m 为测量的总次数。

以 Δt 为间隔对量测量 \mathbf{x}_k 采样 m 次得到的测量数据矩阵 \mathbf{x}_d 为:

$$\mathbf{x}_d = [\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_m] \quad (9)$$

将数据矩阵 \mathbf{x}_d 分为前 $m-1$ 个数据和后 $m-1$ 个数据组成的 2 个矩阵, 其中 \mathbf{X}' 为 \mathbf{X} 的时移矩阵。

$$\begin{cases} \mathbf{X} = \begin{bmatrix} | & | & \cdots & | \\ \mathbf{x}_1 & \mathbf{x}_2 & \cdots & \mathbf{x}_{m-1} \\ | & | & \cdots & | \end{bmatrix} \\ \mathbf{X}' = \begin{bmatrix} | & | & \cdots & | \\ \mathbf{x}_2 & \mathbf{x}_3 & \cdots & \mathbf{x}_m \\ | & | & \cdots & | \end{bmatrix} \end{cases} \quad (10)$$

式中: $\mathbf{X}, \mathbf{X}' \in n \times (m-1)$, 这是系统测量矩阵的标准形式, 被称为克雷洛夫 (Krylov) 子空间。在单次测量的情况下, 测量数据必须设置为移位堆积形式, 这样 DMD 就能够找到共轭对的特征值, 而不是单一的真实值^[33]。增强的数据矩阵形式 \mathbf{X}_{aug} 、 \mathbf{X}'_{aug} 涉及移位堆叠和延时, 如下所示:

$$\begin{cases} \mathbf{X}_{aug} = \begin{bmatrix} | & | & \cdots & | \\ \mathbf{x}_1 & \mathbf{x}_2 & \cdots & \mathbf{x}_{m-s} \\ | & | & \cdots & | \\ \mathbf{x}_2 & \mathbf{x}_3 & \cdots & \mathbf{x}_{m-s+1} \\ | & | & \cdots & | \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ | & | & \cdots & | \\ \mathbf{x}_s & \mathbf{x}_{s+1} & \cdots & \mathbf{x}_{m-1} \\ | & | & \cdots & | \end{bmatrix} \\ \mathbf{X}'_{aug} = \begin{bmatrix} | & | & \cdots & | \\ \mathbf{x}_2 & \mathbf{x}_3 & \cdots & \mathbf{x}_{m-s+1} \\ | & | & \cdots & | \\ \mathbf{x}_3 & \mathbf{x}_4 & \cdots & \mathbf{x}_{m-s+2} \\ | & | & \cdots & | \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ | & | & \cdots & | \\ \mathbf{x}_{s+1} & \mathbf{x}_{s+2} & \cdots & \mathbf{x}_m \\ | & | & \cdots & | \end{bmatrix} \end{cases} \quad (11)$$

式中: $\mathbf{X}_{aug}, \mathbf{X}'_{aug} \in s \times (m-s)$, s 代表时间偏移。本文研究是在式(11)增强矩阵的形式上进行的, 以下 DMD 算法步骤对式(10)和式(11)两种形式都是兼容的。

以同样方法可以得到控制变量的测量数据矩阵 \mathbf{r} :

$$\mathbf{r} = \begin{bmatrix} | & | & \cdots & | \\ \mathbf{u}_1 & \mathbf{u}_2 & \cdots & \mathbf{u}_{m-1} \\ | & | & \cdots & | \end{bmatrix} \quad (12)$$

因此包含数据矩阵的式(8)可以表达为:

$$\mathbf{X}' \approx \mathbf{A}\mathbf{X} + \mathbf{B}\mathbf{r} \approx [\mathbf{A} \ \mathbf{B}] \begin{bmatrix} \mathbf{X} \\ \mathbf{r} \end{bmatrix} = \mathbf{G}\boldsymbol{\Omega} \quad (13)$$

则

$$\mathbf{G} = \mathbf{X}'\boldsymbol{\Omega}^\dagger \quad (14)$$

$$[\mathbf{A} \ \mathbf{B}] = \mathbf{X}' \begin{bmatrix} \mathbf{X} \\ \mathbf{r} \end{bmatrix}^\dagger \quad (15)$$

式中: \dagger 表示穆尔-彭罗斯 (Moore-Penrose) 矩阵的伪逆; \mathbf{G} 包含状态变量和控制变量信息, 通过最小化 $\|\mathbf{X}' - \mathbf{G}\boldsymbol{\Omega}\|_F$ 的 Frobenius 范数, 可以找到欠定问题 $\mathbf{X}' = \mathbf{G}\boldsymbol{\Omega}$ 的最小二乘解 \mathbf{G} 。

对于大规模系统来说, 数据矩阵 \mathbf{x}'_d 阶数很高, 直接求解式(15)不仅计算成本高, 而且难以解决, 而 DMD 通过使用奇异值分解 (singular value decomposition, SVD) 则可避免这种复杂情况。

首先, 对 $\boldsymbol{\Omega}$ 的 SVD 分解降阶处理如下:

$$\mathbf{Q} = \mathbf{U}\mathbf{\Sigma}\mathbf{V}^* = \begin{bmatrix} \tilde{\mathbf{U}} & \tilde{\mathbf{U}}_{\text{rem}} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \tilde{\mathbf{\Sigma}} & 0 \\ 0 & \mathbf{\Sigma}_{\text{rem}} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \tilde{\mathbf{V}}^* \\ \tilde{\mathbf{V}}_{\text{rem}}^* \end{bmatrix} \approx \tilde{\mathbf{U}}\tilde{\mathbf{\Sigma}}\tilde{\mathbf{V}}^* \quad (16)$$

式中: $\mathbf{U} \in \mathbf{R}^{n \times n}$; $\mathbf{\Sigma} \in \mathbf{R}^{n \times (m-1)}$; $\tilde{\mathbf{U}} \in \mathbf{R}^{n \times r}$; $\mathbf{V}^* \in \mathbf{R}^{(m-1) \times (m-1)}$; $\tilde{\mathbf{\Sigma}} \in \mathbf{R}^{r \times r}$; $\tilde{\mathbf{V}}^* \in \mathbf{R}^{r \times (m-1)}$; \mathbf{U}, \mathbf{V} 为酉矩阵, r 为奇异值的截断值; 下标 rem 表示剩余的 $m-1-r$ 项奇异值; 上标 * 表示共轭转置。

式(16)表明可以通过选取适当的 r 来减小数据矩阵 \mathbf{G} 的维数, 消除余项 (rem)。由于伪逆是平方的, 所以伪逆可以实现。联立式(14)和式(16)有:

$$\mathbf{G} \approx \tilde{\mathbf{G}} = \mathbf{X}'\tilde{\mathbf{V}}\tilde{\mathbf{\Sigma}}^{-1}\tilde{\mathbf{U}}^* \quad (17)$$

式中: $\mathbf{G} \in \mathbf{R}^{n \times (n+l)}$ 。

\mathbf{A}, \mathbf{B} 可由左奇异变量 $\tilde{\mathbf{U}}$ 分解得到。

$$[\mathbf{A} \ \mathbf{B}] \approx [\tilde{\mathbf{A}} \ \tilde{\mathbf{B}}] \approx [\mathbf{X}'\tilde{\mathbf{V}}\tilde{\mathbf{\Sigma}}^{-1}\tilde{\mathbf{U}}_1^* \ \mathbf{X}'\tilde{\mathbf{V}}\tilde{\mathbf{\Sigma}}^{-1}\tilde{\mathbf{U}}_2^*] \quad (18)$$

式中: $\tilde{\mathbf{U}}_1^* \in \mathbf{R}^{n \times r}$; $\tilde{\mathbf{U}}_2^* \in \mathbf{R}^{l \times r}$; $\tilde{\mathbf{U}}^* = [\tilde{\mathbf{U}}_1^* \ \tilde{\mathbf{U}}_2^*]$ 。但是对于 $n \gg 1$ 的大规模系统, 与式(15)类似直接计算 \mathbf{A}, \mathbf{B} 十分困难, 因此需要进行第二次 SVD 分解找到降阶矩阵。

$$\mathbf{X}' = \hat{\mathbf{U}}\hat{\mathbf{\Sigma}}\hat{\mathbf{V}}^* \quad (19)$$

式中: $\hat{\mathbf{U}} \in \mathbf{R}^{n \times p}$; $\hat{\mathbf{\Sigma}} \in \mathbf{R}^{p \times p}$; $\hat{\mathbf{V}}^* \in \mathbf{R}^{p \times (m-1)}$, p 为截断值, 且一般 $r > p$ 。使用 $\mathbf{x} = \hat{\mathbf{U}}\tilde{\mathbf{x}}$ 变换, 可以得到降阶近似的 \mathbf{A} 和 \mathbf{B} :

$$\tilde{\mathbf{A}} = \hat{\mathbf{U}}^* \hat{\mathbf{A}} \hat{\mathbf{U}} = \hat{\mathbf{U}}^* \mathbf{X}'\tilde{\mathbf{V}}\tilde{\mathbf{\Sigma}}^{-1}\tilde{\mathbf{U}}_1^* \hat{\mathbf{U}} \quad (20)$$

$$\tilde{\mathbf{B}} = \hat{\mathbf{U}}^* \hat{\mathbf{B}} \hat{\mathbf{U}} = \hat{\mathbf{U}}^* \mathbf{X}'\tilde{\mathbf{V}}\tilde{\mathbf{\Sigma}}^{-1}\tilde{\mathbf{U}}_2^* \hat{\mathbf{U}} \quad (21)$$

式中: $\tilde{\mathbf{A}} \in \mathbf{R}^{p \times p}$; $\tilde{\mathbf{B}} \in \mathbf{R}^{p \times l}$ 。对其进行特征分解得到的特征值即是所需要的系统特征值。

2.3 基于 MPC 的频率控制

基于 2.1 节系统线性降维模型和 2.2 节得到的系统矩阵, 本文采用 MPC 算法在满足发电机出力约束的情况下, 实现频率偏差和控制量最小化, 即:

$$\begin{cases} \min_{\Delta \mathbf{u}} J = \sum_{k=0}^{N_p-1} [\Delta_s \boldsymbol{\omega}(k+1)]^T \mathbf{H} \Delta_s \boldsymbol{\omega}(k+1) + \\ \quad \Delta \mathbf{u}(k)^T \mathbf{R} \Delta \mathbf{u}(k) \\ \text{s. t. } \Delta \boldsymbol{\omega}(k+1) = \mathbf{A} \Delta \boldsymbol{\omega}(k) + \mathbf{B} \Delta \mathbf{u}(k) \\ \quad \mathbf{P}_{\text{min}} \leq \Delta \mathbf{u}(k) + \mathbf{P}_m(k) \leq \mathbf{P}_{\text{max}} \\ \quad \forall k = 0, 1, \dots, N_p - 1 \end{cases} \quad (22)$$

式中: N_p 为预测步骤; $\mathbf{H} = \text{diag}(h_1, \dots, h_{N_g})$; $\mathbf{R} = \text{diag}(r_1, \dots, r_{N_g})$ 为相应的对角加权矩阵; $\Delta_s \boldsymbol{\omega} = [\Delta_s \omega_1, \dots, \Delta_s \omega_{N_g}]^T$ 为测量的系统频率偏差; \mathbf{P}_{min} 、 \mathbf{P}_{max} 为常规同步发电机的出力约束。

为了减小预测误差, 本文不采用初始点 $t=0$ 处导出的固定线性模型, 而是在 $t = cT_0$ ($c = 0, 1, 2, \dots$) 处周期性地更新式(7)中的系统矩阵 \mathbf{A}, \mathbf{B} , 并在相应的预测周期 $t \in [cT_0, cT_0 + N_p T_s]$ 中滚动计算控制信号 $\Delta \mathbf{u}(cT_0)$ 。此外, 在预测控制器中使用线性化模型而不是原始的非线性模型, 以保证所求问题的可求解性。

3 仿真算例

3.1 实验设置

本文采用文献[34]的 6.6 kV MG 系统作为测试系统并进行了部分参数调整, 以验证所提控制策略的有效性及其优越性, 系统参数如表 1 所示。图 3 为本文搭建微网系统结构。MG 包含 2 个 SG, 其中 SG1 为参考机组。除了 SG, MG 在母线 2、7、10 上分别有 3 个负载, 在母线 3、8、9 上分别有 3 个 WG; 负载是 $P_0 = 2$ pu, $Q_0 = 0.1$ pu (基准功率为 10 MV · A) 的恒阻抗模型; WG 为在单位功率因数模式下工作的时变电源, 额定功率为 2.2 pu。参考 PMU 常用采样间隔, 数据采样间隔设置为 0.1 s。系统仿真时间为 100 s。已知采样时间及采样间隔即可计算采样数据点数 m 为:

$$m = \frac{T}{\Delta T} \quad (23)$$

式中: T 为采样时间; ΔT 为采样间隔。本算例中对系统仿真时间全长进行采样, 由式(23)可知, 采样数据点数为 1 000 个。

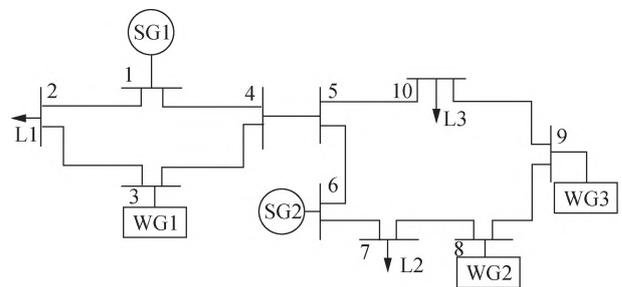


图 3 微网系统
Fig. 3 Microgrid system

本文主要研究 MG 在离网情况下的运行情况来验证所提控制策略的有效性及其优越性。表 1 列出了用于仿真的参数值, 其中负载为 $n_p = n_q = 2$ 的恒阻抗负载, MPC 算法参数根据实际仿真确定, 其余表示 SG 参数的值来自文献[23]。本文具体控制目标为

使系统频率偏离标准值 f_s (即 50 Hz (1 pu)) 最小, 基于此目标, 本文应用了几种性能测量来比较不同控制器的控制性能, 它们是最大频率偏差 Δf_{\max} 、模拟周期内的平均频率偏差 Δf_{ave} 。

表 1 仿真参数
Table 1 Parameters for simulation

| 参数 | 数值 | 参数 | 数值 |
|-----------------|-------|------------------|-------|
| n_p | 2 | N_p | 10 |
| n_q | 2 | T_0/s | 0.1 |
| H/s | 1.07 | T_s/s | 0.1 |
| D | 0.107 | X'_d/pu | 0.296 |
| T'_{d0}/s | 6 | X_q/pu | 1.06 |
| X_d/pu | 1.56 | | |

3.2 仿真验证

3.2.1 场景 1: 有效性验证

该案例通过与无控制策略时的频率变化比较, 证明所提控制策略的有效性。

在实验中, 2 种风机输出模式用于表示实际中可能发生的典型场景。WG1、WG2、WG3 的输出功率分别为 P_{w1} 、 P_{w2} 、 P_{w3} , 其曲线如图 4 所示, 这表示不同的风力条件, 并且在这种情况下不存在风力预测误差的情况。微网系统中由于风力波动引起的频率波动如图 5 所示。

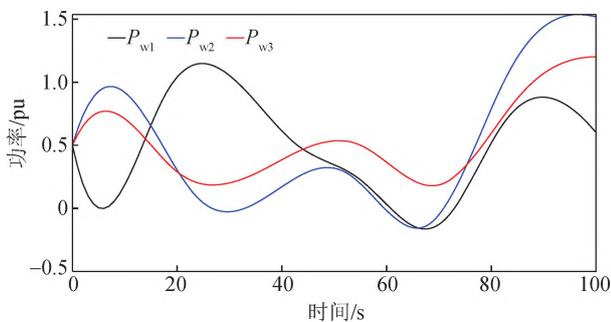


图 4 风机输出功率
Fig. 4 Wind turbine outputs

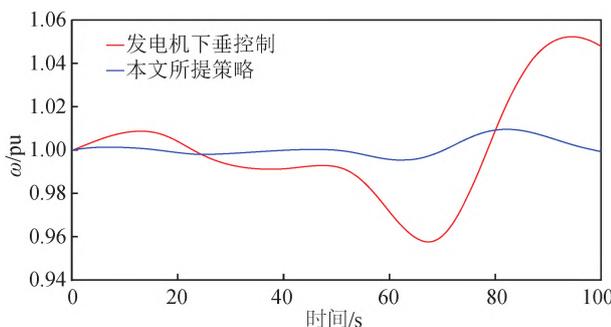


图 5 系统频率波动曲线
Fig. 5 Curves of system frequency variation

从图 5 可以看出, 无上层优化控制器, 只有本身发电机下垂控制的情况下, 系统频率波动范围大, 最高振荡幅度达到 5.28%, 严重超过频率波动规定范围。采用本文提出控制策略后, 系统频率在 1 pu (标准频率) 附近极小范围波动, 最高振荡幅度只有 0.96%, 符合规定, 频率波动明显变小, 频率控制效果十分显著。

3.2.2 场景 2: 系统状态矩阵 A、B 验证

2.3 节中本文基于 2.2 节得到的系统矩阵进行 MPC 频率控制, 其中通过 DMD 对系统状态矩阵 A、B 在线估计的准确性越高, 最终 MPC 频率控制的效果越优异。本文使用 DMD 从 2 台发电机的采样数据中提取特征值, 重构出的系统状态矩阵 A、B 及系统矩阵真实值如表 2 所示。由于本文每 $T_0=0.1\text{ s}$ 更新一次系统数据, 表 2 中数据代表所有更新系统矩阵的平均值。从表 2 中可以看出, 利用 DMD 在线估计系统参数后得到的系统状态矩阵和真实值相近, 最大误差为 20%, 最小误差为 11.15%。

表 2 估计系统状态矩阵及真实系统状态矩阵
Table 2 Estimating system state matrix and real system state matrix

| 矩阵 | 重构值 | 真实值 |
|----|--|--|
| A | $\begin{bmatrix} -0.06 & 0 \\ 0 & -0.06 \end{bmatrix}$ | $\begin{bmatrix} -0.05 & 0 \\ 0 & -0.05 \end{bmatrix}$ |
| B | $\begin{bmatrix} 0.4152 & 0 \\ 0 & 0.4062 \end{bmatrix}$ | $\begin{bmatrix} 0.4673 & 0 \\ 0 & 0.4673 \end{bmatrix}$ |

3.2.3 场景 3: 优越性对比

在场景 1 中相同的风力扰动下, 图 6 和表 3 比较了本文控制策略和传统自动发电控制 (automatic generation control, AGC) 策略下的频率波动^[35], 从图 6 中可以看出, AGC 策略下频率波动有一定改善但改善程度不高, 最大频率偏差仍有 3.72%, 仍然超过频率波动规定范围, 而本文所提控制策略下频率波动

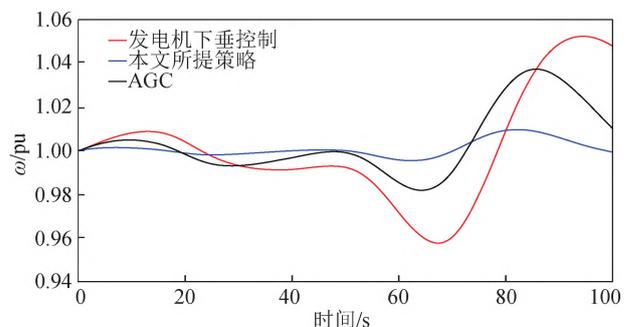


图 6 不同控制策略下系统频率波动
Fig. 6 System frequency variation under different control strategies

改善程度大幅提升,最大频率偏差仅为 0.96%,这表明本文所提控制策略的频率稳定控制性能更加优越,表 3 也证明了所提基于 DMD 的 MPC 在频率控制中的这种优势,从表 3 可以看出,本文控制策略下的最大频率偏差和平均频率偏差远小于 AGC 策略。

表 3 控制性能测量比较

Table 3 Control performance measurements comparison

| 控制策略 | $\Delta f_{\max}/10^{-3}$ pu | $\Delta f_{\text{ave}}/10^{-3}$ pu |
|---------|------------------------------|------------------------------------|
| 发电机下垂控制 | 52.8 | 14.2 |
| AGC | 37.2 | 9.1 |
| 本文所提策略 | 9.6 | 2.6 |

4 结 论

本文提出了一种基于系统参数在线估计的微网频率预测控制方法,将本文所提方法应用于 Matlab/Simulink 所搭建的微网系统进行仿真验证,主要得出以下结论:

1) DMD 从仿真实验数据中实时提取的系统特征值和特征向量较为准确,可实时得到不断更新系统模型。

2) 算例证明本文所提控制策略可以有效实时改善微网频率波动。该控制策略基于线性方程组求解,从而本文所提方法对大规模电力系统适用性较强。

3) 算例证明与 AGC 策略相比,本文所提控制策略可实现更优异的微网频率实时调节。

未来新能源技术大力发展, MG 的应用将更加广泛,提出一种有效的微网频率控制策略有利于保障微网系统安全稳定运行。因此,本文后续工作也将着重于系统参数的在线估计,基于估计系统参数设计有效的频率控制策略。

5 参 考 文 献

- [1] 吉祥, 谢敏, 曾东, 等. 考虑风光互补特征的多微网系统自治经济调度模型[J]. 浙江电力, 2022, 41(10): 97-105.
JI Xiang, XIE Min, ZENG Dong, et al. Autonomous economic dispatch of multi-microgrid systems considering complementarity between wind and solar power[J]. Zhejiang Electric Power, 2022, 41(10): 97-105.
- [2] 邱纯, 应展烽, 冯奕, 等. 计及碳配额的混合储能综合微能源网优化运行研究[J]. 电力工程技术, 2022, 41(2): 119-127.
QIU Chun, YING Zhanfeng, FENG Yi, et al. Optimal operation of hybrid energy storage integrated micro-energy network considering carbon quote[J]. Electric Power Engineering Technology, 2022, 41(2): 119-127.
- [3] 周林, 吕智林, 刘斌. 基于无功电流自适应下垂系数控制的多微网调度与控制协调运行[J]. 智慧电力, 2022, 50(11): 41-47.
ZHOU Lin, LYU Zhilin, LIU Bin. Coordinated operation of multi-

- microgrid scheduling and control based on reactive current adaptive droop coefficient control[J]. Smart Power, 2022, 50(11): 41-47.
- [4] 胡治国, 张磊冲, 司少康, 等. 基于电压下垂法的独立直流微网混合储能系统控制策略改进[J]. 智慧电力, 2022, 50(9): 39-44.
HU Zhiguo, ZHANG Leichong, SI Shaokang, et al. Improvement of hybrid energy storage system control strategy of independent DC microgrid based on voltage sag method[J]. Smart Power, 2022, 50(9): 39-44.
- [5] OLIVARES D E, MEHRIZI-SANI A, ETEMADI A H, et al. Trends in microgrid control[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2014, 5(4): 1905-1919.
- [6] YAZDANIAN M, MEHRIZI-SANI A. Distributed control techniques in microgrids[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2014, 5(6): 2901-2909.
- [7] 李得民, 吴在军, 赵波, 等. 基于模型预测控制的孤岛微电网二次调节策略[J]. 电力系统自动化, 2019, 43(10): 60-67.
LI Demin, WU Zaijun, ZHAO Bo, et al. Secondary regulation strategy for islanded microgrid based on model predictive control[J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(10): 60-67.
- [8] ERSDAL A M, IMSLAND L, UHLEN K. Model predictive load-frequency control[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2016, 31(1): 777-785.
- [9] JIANG H, LIN J, SONG Y H, et al. MPC-based frequency control with demand-side participation: a case study in an isolated wind-aluminum power system[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2015, 30(6): 3327-3337.
- [10] 叶丽莎, 王晓兰, 张晓英, 等. 大型风力发电系统的多模型预测控制[J]. 兰州理工大学学报, 2015, 41(2): 96-102.
YE Lisha, WANG Xiaolan, ZHANG Xiaoying, et al. Multi-model predictive control of large-scale wind power generation systems[J]. Journal of Lanzhou University of Technology, 2015, 41(2): 96-102.
- [11] 肖浩, 裴玮, 孔力. 基于模型预测控制的微电网多时间尺度协调优化调度[J]. 电力系统自动化, 2016, 40(18): 7-14, 55.
XIAO Hao, PEI Wei, KONG Li. Multi-time scale coordinated optimal dispatch of microgrid based on model predictive control[J]. Automation of Electric Power Systems, 2016, 40(18): 7-14, 55.
- [12] 张彦, 张涛, 孟繁霖, 等. 基于模型预测控制的能源互联网系统分布式优化调度研究[J]. 中国电机工程学报, 2017, 37(23): 6829-6845.
ZHANG Yan, ZHANG Tao, MENG Fanlin, et al. Model predictive control based distributed optimization and scheduling approach for the energy internet[J]. Proceedings of the CSEE, 2017, 37(23): 6829-6845.
- [13] MOHAMED T H, BEVRANI H, HASSAN A A, et al. Decentralized model predictive based load frequency control in an interconnected power system[J]. Energy Conversion and Management, 2011, 52(2): 1208-1214.
- [14] MOHAMED T H, MOREL J, BEVRANI H, et al. Model predictive based load frequency control-design concerning wind turbines[J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2012, 43(1): 859-867.
- [15] SHUAI Z K, PENG Y L, LIU X, et al. Dynamic equivalent

- modeling for multi-microgrid based on structure preservation method [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2019, 10(4): 3929-3942.
- [16] RASHEDUZZAMAN M, MUELLER J A, KIMBALL J W. Reduced-order small-signal model of microgrid systems[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2015, 6(4): 1292-1305.
- [17] SONG Y, HILL D J, LIU T, et al. A distributed framework for stability evaluation and enhancement of inverter-based microgrids [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2017, 8(6): 3020-3034.
- [18] 侯忠生, 许建新. 数据驱动控制理论及方法的回顾和展望[J]. 自动化学报, 2009, 35(6): 650-667.
HOU Zhongsheng, XU Jianxin. On data-driven control theory: the state of the art and perspective[J]. Acta Automatica Sinica, 2009, 35(6): 650-667.
- [19] TANG Z Y, EKOMWENRENREN E, SIMPSON-PORCO J W, et al. Measurement-based fast coordinated voltage control for transmission grids [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2021, 36(4): 3416-3429.
- [20] 王丽馨, 蔡国伟, 杨德友, 等. 基于自适应变分模态分解的电力系统机电振荡特征提取[J]. 电网技术, 2019, 43(4): 1387-1395.
WANG Lixin, CAI Guowei, YANG Deyou, et al. Extracting modes from electromechanical oscillation signals for power system based on adaptive variational mode decomposition [J]. Power System Technology, 2019, 43(4): 1387-1395.
- [21] 葛维春, 殷翔翔, 葛延峰, 等. 基于MEMD和HHT的电力系统低频振荡模式识别方法研究[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(6): 124-135.
GE Weichun, YIN Xiangxiang, GE Yanfeng, et al. Estimating low frequency oscillation mode in power systems using multivariate empirical mode decomposition and Hilbert-Huang transform [J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(6): 124-135.
- [22] 赵峰, 吴梦娣. EEMD-RobustICA和Prony算法在电力系统低频振荡模式辨识中的应用[J]. 太阳能学报, 2019, 40(10): 2919-2929.
ZHAO Feng, WU Mengdi. Application of EEMD-RobustICA and Prony algorithm in modes identification of power system low frequency oscillation[J]. Acta Energetica Solaris Sinica, 2019, 40(10): 2919-2929.
- [23] 刘春晓, 姜涛, 李雪, 等. 基于连续小波变换的电力系统动态稳定综合评估[J]. 电力自动化设备, 2021, 41(2): 144-152.
LIU Chunxiao, JIANG Tao, LI Xue, et al. Comprehensive assessment of power system dynamic stability based on continuous wavelet transform [J]. Electric Power Automation Equipment, 2021, 41(2): 144-152.
- [24] SUSUKI Y, MEZIC I. Nonlinear koopman modes and coherency identification of coupled swing dynamics[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2011, 26(4): 1894-1904.
- [25] BAROCIO E, PAL B C, THORNHILL N F, et al. A dynamic mode decomposition framework for global power system oscillation analysis[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2015, 30(6): 2902-2912.
- [26] NEDZHIBOV G. On alternative algorithms for computing dynamic mode decomposition[J]. Computation, 2022, 10(12): 210.
- [27] BAI Z, KAISER E, PROCTOR J L, et al. Dynamic mode decomposition for compressive system identification [J]. AIAA Journal, 2020, 58(2): 561-574.
- [28] MAKOLO P, ZAMORA R, LIE T T. Online inertia estimation for power systems with high penetration of RES using recursive parameters estimation [J]. IET Renewable Power Generation, 2021, 15(12): 2571-2585.
- [29] 杨德友, 邵致远, 王博. 基于动态模式分解的发电机惯量及阻尼系数评估方法[J]. 电网技术, 2022, 46(1): 311-321.
YANG Deyou, SHAO Zhiyuan, WANG Bo. Evaluation of generator inertia and damping coefficient based on dynamic mode decomposition [J]. Power System Technology, 2022, 46(1): 311-321.
- [30] 于力, 纪贺天, 王祥宇, 等. 光伏并网孤岛检测控制器的软硬件设计[J]. 农业科技与装备, 2016(12): 38-40.
YU Li, JI Hetian, WANG Xiangyu, et al. Design of hardware and software for photovoltaic grid connected islanding detection controller[J]. Agricultural Science & Technology and Equipment, 2016(12): 38-40.
- [31] 申健, 金钧. 电力系统仿真分析中几种同步发电机数学模型的比选[J]. 电气技术, 2007(9): 48-51.
SHEN Jian, JIN Jun. Compare several mathematical models of synchronous machine in power system simulation analysis [J]. Electrical Engineering, 2007(9): 48-51.
- [32] ROWLEY C W, MEZI I, BAGHERI S, et al. Spectral analysis of nonlinear flows[J]. Journal of Fluid Mechanics, 2009, 641: 115-127.
- [33] KUTZ J N, BRUNTON S L, BRUNTON B W, et al. Dynamic mode decomposition: data-driven modeling of complex systems [M]. Society for Industrial and Applied Mathematics, 2016.
- [34] SHAHNIA F. Stability and eigenanalysis of a sustainable remote area microgrid with a transforming structure [J]. Sustainable Energy, Grids and Networks, 2016, 8: 37-50.
- [35] 段正阳, 李冰, 黄珣, 等. 适应电网侧AGC不同控制模式的光伏发电参与电网频率调节[J]. 可再生能源, 2020, 38(3): 373-379.
DUAN Zhengyang, LI Bing, HUANG Xun, et al. Photovoltaic generation takes part in grid frequency regulation with different grid-side AGC control modes[J]. Renewable Energy Resources, 2020, 38(3): 373-379.

收稿日期: 2023-08-08

作者简介:

宁静波(1998),男,硕士研究生,主要从事电力系统稳定与控制研究工作,E-mail:951769248@qq.com;

黄媛(1974),女,博士,副教授,硕士生导师,主要从事新能源发电及接入问题、电力系统稳定与控制研究工作,E-mail:yuanhuang@scu.edu.cn;

唐志远(1992),男,博士,副研究员,通信作者,主要从事考虑新能源并网的新型电力系统控制及规划运行、分布式控制及优化研究工作,E-mail:tangzhiyuan@scu.edu.cn;

王镜晓(1998),女,硕士研究生,主要从事配电网运行与调度研究工作,E-mail:455147314@qq.com;

吴国梁(1980),男,高级工程师,主要从事电网调度自动化与科技管理工作,E-mail:370224177@qq.com.

(编辑 景贺峰)