

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.241427

# 基于改进 MLE 参数辨识 ARMAX 模型的电力系统节点惯量评估

赵伟<sup>1</sup>, 武家辉<sup>1</sup>, 买力哈巴<sup>2</sup>, 李伟<sup>2</sup>

(1. 可再生能源发电与并网控制教育部工程研究中心(新疆大学), 新疆 乌鲁木齐 830047;  
2. 国网新疆综合能源服务有限公司, 新疆 乌鲁木齐 830011)

**摘要:** 随着风电渗透率的持续上升, 电力系统的惯量水平显著下降, 对系统频率稳定性构成了新的挑战。为有效评估风电并网情况下电力系统节点惯量的变化, 提出了一种基于受控自回归滑动平均(autoregressive moving average with exogenous variable, ARMAX)模型的改进最大似然估计(maximum likelihood estimation, MLE)参数辨识方法对系统机组直接相连节点进行惯量评估。首先, 构建 ARMAX 模型对发电机组直接相连节点的动态特性进行建模, 并利用改进 MLE 对模型参数进行辨识, 以评估与机组直接相连的节点惯量。然后, 基于 k-means 聚类算法对发电机组节点惯量进行分区, 计算得到系统区域惯量和中心频率, 并进一步对非发电机组节点频率进行自适应多项式拟合计算, 得到其系统节点惯量。最后, 搭建 IEEE39 含风力发电机组节点系统, 绘制热力图直观展示电力系统节点和区域的惯量分布, 验证了所提改进方法的有效性。该方法有助于精准识别系统中不同节点的动态响应特性, 为风电并网系统的分析和规划提供了有力支持。

**关键词:** 最大似然; 参数辨识; 节点惯量; 惯量分区; 多项式拟合

## Power system node inertia evaluation based on improved MLE parameter identification ARMAX model

ZHAO Wei<sup>1</sup>, WU Jiahui<sup>1</sup>, MAI Lihaba<sup>2</sup>, LI Wei<sup>2</sup>

(1. Engineering Research Center of Renewable Energy Power Generation and Grid-connected Control, Ministry of Education, Xinjiang University, Urumqi 830047, China; 2. State Grid Xinjiang Integrated Energy Service Company Limited, Urumqi 830011, China)

**Abstract:** With the continuous increase of wind power penetration, the inertia level of power systems decreases significantly, posing new challenges to system frequency stability. To effectively evaluate the change of power system node inertia under wind power integration, this paper proposes an improved maximum likelihood estimation (MLE) based on autoregressive moving average with exogenous variable (ARMAX) to evaluate the inertia at nodes directly connected to generation units. First, an ARMAX model is constructed to represent the dynamic characteristics of the nodes directly connected to generation units. The improved MLE method is then applied to identify model parameters and estimate the corresponding node inertia. Then, based on the k-means clustering algorithm, the generator nodes are partitioned according to their inertia, allowing for the calculation of the inertia and center frequency of the system region. Furthermore, adaptive polynomial fitting is employed to estimate the node inertia of non-generator nodes based on their frequency behavior. Finally, the IEEE39-node system including wind turbine generator nodes is modeled, and the heatmap is drawn to visually display the inertia distribution of the power system nodes and regions, which verifies the effectiveness of the improved method in this paper. This approach enables accurate identification of dynamic responses at various nodes and provides strong support for the analysis and planning of wind-integrated power systems.

This work is supported by the National Natural Science Foundation of China (No. 52167016).

**Key words:** maximum likelihood estimation (MLE); parameter identification; node inertia; inertia partitioning; polynomial fitting

**基金项目:** 国家自然科学基金项目资助(52167016); 新疆维吾尔自治区重点实验室开放课题(2023D04071); 新疆维吾尔自治区重点研发专项资助项目(2022B01020-3)

## 0 引言

随着全球能源结构的转型, 可再生能源在电力系统中的渗透率不断提升, 风能、太阳能等新能源发电逐步取代了传统的化石燃料发电。相对于同步发电机组, 新能源和直流电源由电力电子换流器接入, 其输出功率与电网的频率解耦, 不能主动响应系统频率变化, 呈现出无惯量或弱惯量特征, 严重降低了系统的抗干扰能力<sup>[1]</sup>。电力系统惯量影响电力系统频率变化率和频率最低点两个指标<sup>[2-3]</sup>。频率是电力系统平衡状态的反映, 当负荷和发电功率匹配时, 系统频率保持稳定; 当功率失衡发生时, 系统频率会发生偏移。因此, 惯量直接关系到电网的频率响应能力。

近年来, 新能源高占比电力系统惯量不足引发的安全问题逐渐凸显。2016年和2019年, 先后发生在澳大利亚(损失1.8 GW 负荷)<sup>[4]</sup>和英国(损失5%左右总负荷)<sup>[5]</sup>的大面积停电事故, 都与新能源占比过高导致系统惯量支撑能力不足有关。为使运行人员能够掌握并调控系统惯量储备状态, 避免由于惯量过小而影响系统的稳定性, 有必要对系统的惯量水平进行评估<sup>[6]</sup>。电力系统的惯量可以有效缓解突发功率失衡对频率稳定性的冲击, 而节点惯量作为惯量分布的细化评估指标, 对电网局部区域的动态响应具有重要意义。因此, 电力系统节点惯量的准确评估, 成为保障现代电网安全、稳定运行的关键技术问题。

随着相量测量单元(phasor measurement units, PMU)在电网中的广泛应用, 使得电力系统功率、频率等数据的实时同步采集成为可能, 为基于观测数据的惯量评估奠定了基础<sup>[7]</sup>。通过记录大量历史数据, 如频率、频率变化率、功角和有功功率等, 建立噪声类信号与系统惯量之间的关系。随后, 对这些数据进行训练, 建立惯量评估模型, 并在此基础上将实时的频率和功率等参数输入到模型中, 最终输出惯量评估结果<sup>[8-9]</sup>。相较于传统电力系统, 含新能源电力系统中的新能源有功出力的时变性、波动性和随机性增强, 系统中各节点的有功功率-频率动态关系的时变性和波动性也随之增强, 导致惯量系数的时变性也增强, 从而增加了系统频率波动的风险。

目前现有的惯量估计方法主要可分为两种: 1) 基于频率事件的惯量离线评估; 2) 基于准稳态运行的惯量在线评估。离线惯量评估主要基于同步发电机转子运动方程, 并结合扰动后所测量的频率变化率、功率变化数据以评估系统的等效惯量<sup>[10]</sup>。文献[11]则通过发电机连接母线的数据来获得由电压

波动引起的负荷功率变化, 从而进行惯量评估, 文献[12]采用曲线拟合(五阶多项式)计算来消除实测数据中的振荡, 评估结果误差较大。文献[13]提出一种基于同步向量测量数据计算频率二阶导数的方法, 该方法计算量小、精度高, 可用于实时辨识, 但易受到干扰时间的准确判定和扰动功率的大小的影响。

基于准稳态运行的惯量在线评估主要是通过监测电网小扰动状态下的测量数据进行建模来实现惯量的在线辨识, 文献[14]分析功率信号中频率和阶数与转动惯量之间的关系, 然后利用稳定图算法对发电机的转动惯量参数进行识别。为了提高模型精度, 文献[15-16]分别采用赤池信息准则(Akaike information criterion, AIC)确定模型阶次, 并通过最小二乘方法和系统阶跃响应辨识模型, 计算系统等效惯量。文献[17]在多种动态条件下能够进一步提高电力系统惯量评估的效率。文献[18]基于最小二乘法、牛顿-拉夫逊法, 通过广域量测数据不断更新、辨识频率响应聚合模型, 进而估计同步发电机等效惯量。文献[19]提出一种扩展卡尔曼滤波的方法, 离散化转子运动方程并辨识其中参数, 实现发电机惯量的在线估计。文献[20]针对区域电网, 利用区域机械功率增量、负荷增量和联络线功率增量作为输入, 区域频率偏差作为输出, 基于输出误差模型, 实现了同步发电机主导的电力系统区域惯量和全网等效惯量的持续估算。

基于受控自回归滑动平均(autoregressive moving average with exogenous variable, ARMAX)模型的惯量辨识方法, 提高了数据处理的精度, 确保了在复杂电力系统中更加稳定的惯量评估。相较于传统的计算方式, 参数辨识能够在复杂环境下保持较高的可靠性, 特别是在新能源渗透率较高的电力系统中, 其对扰动响应的准确性更为突出。

最大似然估计(maximum likelihood estimation, MLE)方法是一种统计估计方法, 旨在通过观测数据来估计模型参数, 使得所观测到的数据在所估计参数下的似然函数达到最大值<sup>[21-22]</sup>。该方法对于处理随机性强、数据噪声较大的系统提供了一种更为精确的解决方案。通过将ARMAX模型与改进的MLE参数辨识相结合, 可以有效估算系统节点的惯量。相较于传统的递归最小二乘法(recursive least squares, RLS), MLE通过最大化观测数据的似然函数, 能够更好地处理噪声干扰和非线性问题, 从而提供更精确的惯量估计。这一方法不仅提升了系统动态响应的参数辨识精度, 还减少了数据处理的复杂性, 提高了系统节点惯量评估的准确度。

## 1 节点惯量特性建模

惯量是电力系统在功率波动时阻碍频率变化的一种固有属性, 其大小体现了系统内惯量资源协同在阻碍功率扰动时的协同能力<sup>[23]</sup>。具体来说, 较高的惯量不仅能够显著降低频率波动的幅度, 还能够减小频率变化率的大小, 从而为调频措施提供更多的时间, 避免系统频率跌落最低点过小, 造成系统失衡。因此, 确保评估节点惯量大小准确度对于保障电力系统的安全稳定运行至关重要。

### 1.1 同步机组惯量响应

同步发电机的惯量特性主要反映在其旋转部件的机械惯量对电力系统频率稳定性的影响。当系统受到扰动时, 发电机转子动能会发生变化, 其能量的释放或吸收通过输出电磁功率的增减体现出来。同步发电机的转动惯量大小与其转子的半径和质量有关, 较大的惯量意味着发电机具有更强的能力去抵抗外部扰动对系统稳定性造成的影响<sup>[24]</sup>。

在分析同步发电机的惯量响应时, 在系统发生功率扰动的瞬间, 即惯量响应阶段, 调速系统由于死区的设置没有动作, 发电机组一次调频能力不起作用, 同步机组频率动态响应模型通过摇摆方程来描述功率和频率的关系, 如式(1)所示<sup>[25]</sup>。

$$\begin{cases} 2H_i \frac{df}{dt} = \Delta P_c - \Delta P_m - \Delta P_L - D\Delta f \\ \Delta P = \Delta P_c - \Delta P_m - \Delta P_L \end{cases} \quad (1)$$

式中:  $H_i$  为同步机组直接相连节点等效惯量时间常数;  $\frac{df}{dt}$  为节点频率变化率;  $D$  为阻尼系数;  $\Delta P_m$  为发电机功率变化;  $\Delta P_c$  为发电机电磁功率变化;  $\Delta P_L$  为负载有功功率变化;  $\Delta P$  为功率变化。

由于扰动初期频率偏差较小,  $\Delta f \approx 0$ , 因此可以忽略  $D\Delta f$ , 从而在惯量评估中忽略系统阻尼系数的影响, 根据上述可以得到惯量时间常数、频率、功率三者的关系满足式(2)。

$$2H_i \frac{df}{dt} = \Delta P \quad (2)$$

### 1.2 新能源机组虚拟惯量

由于新能源机组接入, 无法响应系统频率的变化, 因此采用虚拟惯量控制以提高系统稳定性<sup>[26-27]</sup>。风力发电机的惯量响应通过控制系统模拟传统同步发电机的惯量响应。通过虚拟惯量的引入, 可以帮助弥补风电机组惯量不足的问题, 并增强系统的频率稳定性。根据同步机组的频率响应模型来计算风电机组的惯量时间常数如式(3)所示。

$$2H_w \frac{df}{dt} = \Delta P \quad (3)$$

由于单机容量小, 其对电网的功率支撑作用有限, 因此本文从风电场的整体层面评估其惯量响应能力。将风电场等效为一台同步机组, 并通过风电场的虚拟惯量时间常数  $H_w$  来衡量其惯量响应效果, 从而更好地反映风电场在频率扰动时的整体表现。针对系统的有效惯量时间常数, 采用这一等效模型可以更全面地评价风电场在有功扰动下对电网频率稳定性的贡献, 其数学表达式即为当前情况下的系统等效惯量的具体表达式, 如式(4)所示。

$$H_{\text{sys}} = \frac{\sum_{i=1}^{M_1} H_i S_i + \sum_{i=1}^{M_2} H_{w,i} S_{w,i}}{\sum_{i=1}^{M_1} S_i + \sum_{i=1}^{M_2} S_{w,i}} \quad (4)$$

式中:  $H_{\text{sys}}$  为系统等效惯量;  $H_{w,i}$  为风电机组的等效惯量;  $S_i$  为传统机组的容量;  $S_{w,i}$  为风力发电机的容量;  $M_1$  和  $M_2$  分别为同步机组和风电机组的数量。

## 2 基于改进 MLE 参数辨识发电机组节点惯量评估

在新型电力系统中, 各节点不一定存在电源。电力系统中的节点大致可以归为两类, 一类为连接同步发电机或风力发电机等惯量资源的节点; 另一类为只连接输电线路或负荷的一般节点<sup>[28]</sup>。节点惯量评估可以用来分析系统的惯量分布特性, 对于电力系统来说, 影响节点计算惯量的主要因素为各发电机的惯量大小和节点到发电机的距离。

风电机组通常采用电力电子变换器连接到电网, 与传统同步发电机不同, 风电机组本身不提供物理惯量。这导致接入大量风电的节点惯量显著降低, 系统对频率波动的敏感性增大。因此, 风电接入后的系统惯量评估需要考虑这些特性变化。电力系统惯量估计一般依赖电力系统的动态模型, 在电力系统发生扰动时, 一次调频过程的前几秒主要是惯量响应, 故通过建立电力系统频率响应模型, 提取包含惯量信息的频率、功率等相关数据, 实现电力系统节点惯量估计。

### 2.1 构建 ARMAX 模型

在构建动态模型的基础上, 将与发电机直接相连节点的有功功率偏差作为输入、母线频率变化作为输出建立 ARMAX 模型, 如式(5)所示。

$$\begin{cases} y(t) = x(t) + w(t) \\ x(t) = G(q)u(t) = \frac{B(q)}{A(q)}u(t) \\ w(t) = N(q)w(t) = \frac{D(q)}{A(q)}w(t) \end{cases} \quad (5)$$

其中:

$$\begin{cases} A(q) = 1 + a_1q^{-1} + a_2q^{-2} + \dots + a_{n_a}q^{-n_a} \\ B(q) = b_1q^{-1} + b_2q^{-2} + \dots + b_{n_b}q^{-n_b} \\ D(q) = 1 + d_1z^{-1} + d_2z^{-2} + \dots + d_{n_d}z^{-n_d} \end{cases}$$

式中:  $u(t)$  为系统输入;  $y(t)$  为系统输出;  $w(t)$  为白噪声序列;  $x(t)$  为真实输出;  $G(q)$  为模型中线性部分的传递函数;  $N(q)$  为噪声模型的传递函数,  $q$  为后向平移算子;  $t$  为检测到系统扰动发生的时刻;  $a_1, a_2 \dots a_{n_a}$ 、 $b_1, b_2 \dots b_{n_b}$  和  $d_1, d_2 \dots d_{n_d}$  分别为 ARMAX 模型的  $n_a$ 、 $n_b$  和  $n_d$  个未知参数。

## 2.2 AIC 模型阶数辨识

在时间序列分析和系统建模中, 模型阶数的选择是一个关键问题, 直接影响模型的拟合精度和预测能力。AIC 用于在模型拟合质量与复杂度之间进行权衡, 以辨识最优的模型阶数。其计算公式为

$$\text{AIC}(n) = 2k - 2\ln(E) \quad (6)$$

式中:  $n$  为模型阶数;  $k$  为模型参数的数量;  $E$  为模型的最大似然估计。

在评估辨识模型与实际数据拟合度时, 通常使用 Bestfit 指标进行衡量<sup>[20]</sup>。

$$\text{Bestfit} = \left( 1 - \frac{\sqrt{(\mathbf{y}^* - \mathbf{y})^2}}{\sqrt{(\mathbf{y} - \bar{\mathbf{y}})^2}} \right) \times 100\% \quad (7)$$

式中:  $\mathbf{y}^*$  表示模型辨识的输出值向量;  $\mathbf{y}$  和  $\bar{\mathbf{y}}$  分别表示实际输出值的向量及其平均值。

若辨识模型与实际数据的拟合度较高, 惯量估计结果可能会出现较大偏差。

## 2.3 改进 MLE 方法参数辨识

在电力系统正常运行时, 信号采集到的电网数据通常含有大量噪声。当辨识模型拟合度过高时, 可能会出现过拟合现象, 从而导致惯量在线评估产生误差。为避免由于过多的辨识数据引起模型过拟合问题, 需要将实测信号进行去趋势和低通滤波降噪处理。

改进 MLE 方法主要针对传统 MLE 在电力系统复杂动态环境中的不足之处进行了优化。首先, 在模型构建过程中, 通过引入更细致的噪声处理机制和权重调整方法, 增强了对干扰信号和不确定因素的鲁棒性。其次, 改进 MLE 方法利用拉普拉斯变

换和双线性变换法, 更好地处理系统中的时域和频域信息, 从而有效提高了辨识过程中对时变参数的捕捉精度。此外, 采用终值定理来进一步简化参数求解过程, 使得惯量估计结果更为稳定和准确, 尤其在大规模复杂系统中展现出良好的适应性。

ARMAX 模型通过改进 MLE 进行参数估计值时,  $t$  时刻的均值为零的高斯随机白噪声时间序列  $w(t)$  满足分布其中均值为零、方差为  $w_v$  的白噪声时间序列, 且所采用的似然函数表达式为

$$L(\mathbf{Y}_L | \boldsymbol{\theta}, w_v^2) = -\frac{L}{2} \ln 2\pi - \frac{L}{2} \ln w_v^2 - \frac{1}{2w_v^2} \sum_{k=1}^L w^2(t) \quad (8)$$

其中:

$$\begin{cases} \boldsymbol{\theta} = [a_1, \dots, a_{n_a}, b_1, \dots, b_{n_b}, d_1, \dots, d_{n_d}]^T \\ \mathbf{Y}_L = [y(1), y(2), \dots, y(L)]^T \end{cases}$$

式中:  $L(\mathbf{Y}_L | \boldsymbol{\theta}, w_v^2)$  为似然函数;  $\mathbf{Y}_L$  为输出数据向量;  $\boldsymbol{\theta}$  为未知参数向量;  $L$  为数据长度;  $y(1) \sim y(L)$  分别为数据长度为 1 到  $L$  的输出数据。

$$\begin{cases} \mathbf{h}(t) = [-y(t-1), \dots, -y(t-n_a), u(t-1), \dots, \\ u(t-n_b), w(t-1), \dots, w(t-n_d)]^T \\ \mathbf{h}_f(t) = [-y_f(t-1), \dots, -y_f(t-n_a), u_f(t-1), \dots, \\ u_f(t-n_b), w_f(t-1), \dots, w_f(t-n_d)]^T \end{cases} \quad (9)$$

其中:

$$\begin{cases} y_f(t) = y(t) - d_1y_f(t-1) - \dots - d_{n_d}y_f(t-n_d) \\ u_f(t) = u(t) - d_1u_f(t-1) - \dots - d_{n_d}u_f(t-n_d) \\ w_f(t) = w(t) - d_1w_f(t-1) - \dots - d_{n_d}w_f(t-n_d) \end{cases}$$

式中:  $\mathbf{h}(t)$  和  $\mathbf{h}_f(t)$  分别为数据向量与滤波向量;  $y(t)$  为频率变化量;  $u(t)$  为功率增量;  $w(t)$  为均值为零的高斯随机白噪声时间序列;  $y_f(t)$  为频率变化量的滤波值;  $u_f(t)$  为功率增量的滤波值;  $w_f(t)$  为均值为零的高斯随机白噪声时间序列的滤波值。

改进 MLE 辨识未知参数估计值是指根据式(10)基于泰勒展开和递推求解最大似然函数来辨识未知参数估计值。

$$\begin{cases} \mathbf{K}(t) = \mathbf{P}(t-1)\mathbf{h}_f(t)[\mathbf{h}_f^T(t)\mathbf{P}(t-1)\mathbf{h}_f(t) + 1]^{-1} \\ \mathbf{P}(t) = [\mathbf{I} - \mathbf{K}(t)\mathbf{h}_f^T(t)]\mathbf{P}(t-1) \\ \tilde{\mathbf{y}}(t) = y(t) - \mathbf{h}^T(t)\tilde{\boldsymbol{\theta}}(t-1) \\ \tilde{\boldsymbol{\theta}}(t) = \tilde{\boldsymbol{\theta}}(t-1) + \mathbf{K}(t)\tilde{\mathbf{y}}(t) \end{cases} \quad (10)$$

式中:  $\mathbf{K}(t)$  为增益向量;  $\mathbf{P}(t)$  为协方差矩阵;  $\tilde{\mathbf{y}}(t)$  为频率变化量的预测误差;  $\tilde{\boldsymbol{\theta}}(t)$  为参数向量估计值;  $\mathbf{I}$  为单位矩阵。

通过 ARMAX 模型描述的有功功率变化和频率

变化之间的动态关系, 需要提取出模型中的有效惯量。实际上辨识结果的 ARMAX 模型足够准确就可以直接提取出惯性时间常数。原本的离散时间系统得以转换为连续时间系统, 为了确保在不同时间尺度上对系统节点惯量动态的准确描述, 采用双线性变换将 ARMAX 模型的离散传递函数变换为连续时间函数, 其函数表达式为

$$G(s) = \frac{b'_1 s^{n-1} + b'_2 s^{n-2} + b'_3 s^{n-3} + \dots + b'_n}{s^n + a'_1 s^{n-1} + a'_2 s^{n-2} + \dots + a'_n} \quad (11)$$

式中:  $G(s)$  为连续时间函数;  $b'_1, b'_2, \dots, b'_n$  分别为  $B(q^{-1})$  经过双线性变换后得到的连续时间函数的各项系数;  $a'_1, a'_2, \dots, a'_n$  分别为  $A(q^{-1})$  经过双线性变换后得到的连续时间函数的各项系数。

基于连续时间函数及终值定理得到电力系统节点的惯量估计表达式为

$$\lim_{s \rightarrow \infty} sG(s) = \frac{1}{2H(t)}, H(t) = \frac{1}{2b'_1} \quad (12)$$

式中:  $H(t)$  为  $t$  时刻电力系统节点的惯量估计值。

基于改进 MLE 参数辨识方法的发电机组直接连接节点的等效惯量时间常数的在线测量过程如图 1 所示。

### 3 基于 k-means 聚类分区与改进自适应多项式拟合评估非发电机组节点惯量

由于可再生能源资源的局限性, 新能源在电力系统中的分布并不均匀。随着互联电网的发展以及风力发电比例的增加, 不同地区之间的惯量特性差异日益显著。这种差异表现为电力系统频率响应呈现出时空分布的特点, 因此在进行电力系统分区时, 发电机组节点惯量是一个重要的考虑因素。通过改进自适应多项式拟合节点频率曲线, 根据一次项系数评估非发电机组节点惯量抑制扰动功率的贡献, 从而精确计算各节点的惯量值。

#### 3.1 基于 k-means 聚类系统节点惯量分区

获取发电机组内电势节点的系统导纳矩阵, 对其进行归一化处理, 将其元素映射到 0 到 1 的区间内建立电气距离的相关度矩阵。在相关度矩阵中元素的数值大小表明了不同节点之间的距离, 其中发电机与自身的相关度为 1, 而与完全无关的发电机的相关度为 0。该方法能够有效衡量发电机组之间的电气联系强度, 有助于更好地理解节点之间的耦合程度以及能够在评估节点间相互影响时提供更精确的参考依据。

通过归一化导纳矩阵, 系统可以从整体角度量化发电机之间的电气距离, 并为电力系统的运行调

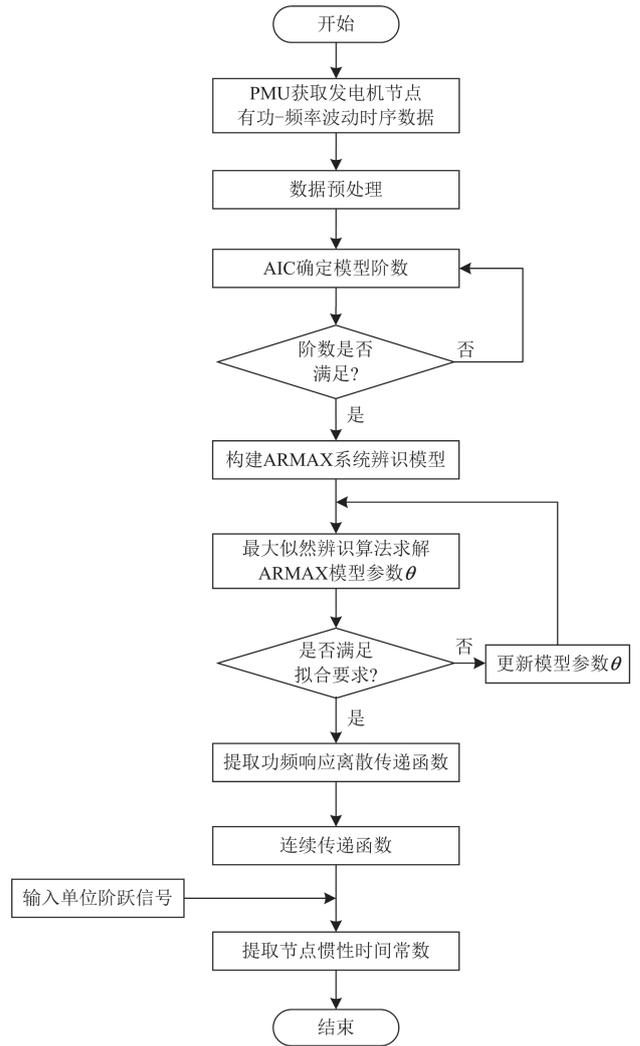


图 1 基于改进 MLE 参数辨识的发电机组节点惯量评估流程图  
Fig. 1 Flowchart of generator units' node inertia assessment based on improved MLE parameter identification

度提供数据支持, 尤其是在稳定性分析和优化分区方面。然后再通过 k-means 聚类算法对相关度矩阵  $Z$  进行聚类分析, 划分发电机节点区域, 以确保每个区域内部节点的耦合性较强。最后, 系统中剩余节点依据与电气距离最近的区域进行划分, 从而实现电力系统节点的惯量分区。

基于惯量中心的概念对系统频率进行了定义<sup>[29]</sup>, 为精确评估节点惯量分布和分析电力系统稳定性提供了依据, 据此系统分区结果计算各区域的惯量中心和频率中心。

$$H_{\text{area}, p} = \frac{\sum_{i=1}^M H_i S_i}{\sum_{i=1}^M S_i} \quad (13)$$

$$f_{\text{area},p} = \frac{\sum_{i=1}^M H_i f_i}{\sum_{i=1}^M H_i} \quad (14)$$

式中： $H_{\text{area},p}$  为系统区域  $p$  等效惯量； $f_{\text{area},p}$  为系统区域  $p$  的频率中心； $f_i$  为同步机组直接相连节点的频率； $M$  为该区域内发电机组数量。

### 3.2 基于自适应多项式拟合评估非发电机组节点惯量

通过区域惯量计算电力系统各个区域所包含的节点惯量大小,由于电力系统扰动具有全局性特征,因此能够有效减弱扰动位置对各节点频率影响的差异性,在同一扰动事件下,各个节点具有相似阶数大小<sup>[22]</sup>。根据各个区域的节点的频率曲线进行自适应多项式拟合确定系统节点的拟合曲线的一次项系数,进行区域惯量的贡献从而求得节点的惯量大小。该方法通过频率变化率与惯量特性之间的关系,提供了一种精确评估节点惯量的途径,确保了系统在频率扰动下的稳定性。

自适应多项式拟合不仅能够捕捉频率响应的关键趋势,还能帮助识别潜在的系统稳定性问题,从而为惯量估算提供重要的数据支撑。多项式拟合的结果取决于拟合函数阶数  $m$ , 为确保结果的精确性,选择  $m=3$  开始对频率响应曲线进行自适应阶数拟合。计算出每轮迭代的结果  $\alpha_1^{(m)}$ 、 $\beta_1^{(m)}$  后,考虑到节省计算资源和提高计算速度的目标,与上一次迭代结果  $\alpha_1^{(m-1)}$ 、 $\beta_1^{(m-1)}$  进行比较满足精度要求  $\varepsilon$ 。因此采用自适应多项式对节点的频率响应曲线进行拟合。

$$\begin{cases} f_{p,j}(t) = \alpha_0 + \alpha_1 t + \alpha_2 t^2 + \dots + \alpha_m t^m \\ f_{\text{area},p}(t) = \beta_0 + \beta_1 t + \beta_2 t^2 + \dots + \beta_m t^m \end{cases} \quad (15)$$

式中： $\alpha_0, \alpha_1 \dots \alpha_m$  和  $\beta_0, \beta_1 \dots \beta_m$  为多项式系数； $f_{p,j}$  为区域  $p$  内节点  $j$  的频率变化曲线函数。对式(15)取关于  $t$  的一阶导数可得

$$\begin{cases} F_{p,j}(t) = \alpha_1 + 2\alpha_2 t + \dots + m\alpha_m t^{m-1} \\ F_{\text{area},p}(t) = \beta_1 + 2\beta_2 t + \dots + m\beta_m t^{m-1} \end{cases} \quad (16)$$

由于非电源节点没有实际容量且不吸收扰动功率,可以通过节点惯量描述母线在频率波动时母线阻碍其自身频率变化的特性。因此,重新定义节点惯量系数,并对式(2)进行改写<sup>[30]</sup>,得到

$$H_{p,j} = \frac{F_{p,j} \big|_{t=0}}{F_{\text{area},p} \big|_{t=0}} H_{\text{area},i} \quad (17)$$

式中： $H_{p,j}$  为系统的区域  $p$  内节点  $j$  惯量。

通过对 PMU 测量节点的频率数据进行多项式拟

合,获得各节点的一次项系数。通过比较分区中心频率的一次项系数与节点频率的一次项系数,并将其比值乘以该分区的等效惯量,获得系统非发电机组节点惯量大小,具体步骤如图 2 所示。

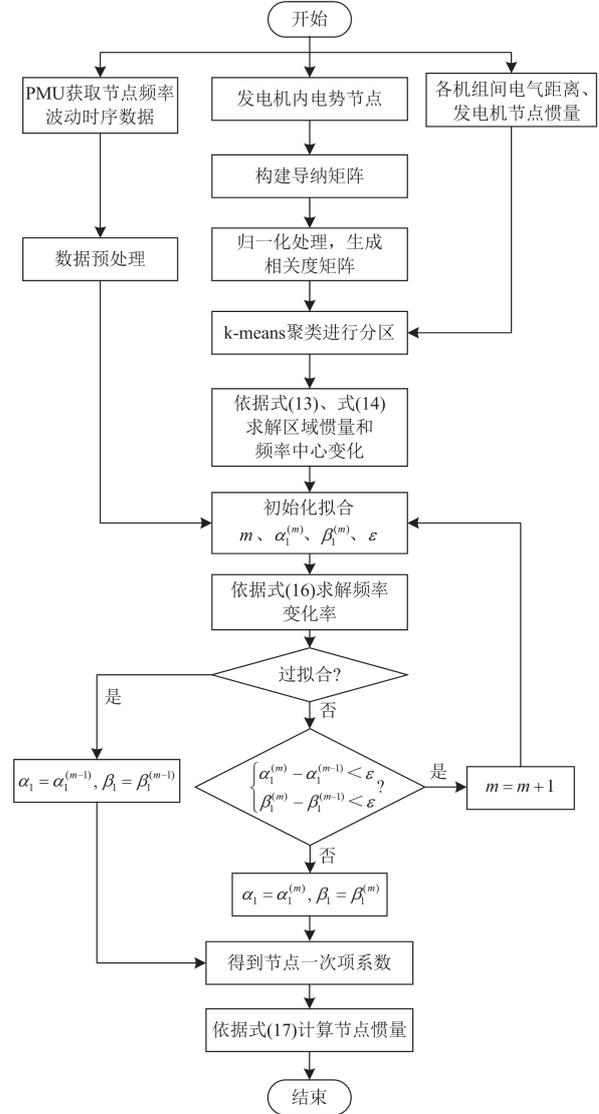


图 2 自适应多项式拟合评估节点惯量流程图

Fig. 2 Flow chart of node inertia assessment by adaptive polynomial fitting

## 4 算例分析

在 DIgSILENT/PowerFactory 仿真软件中搭建了 IEEE10 机 39 节点系统,系统结构如图 3 所示。风力发电机组为等值 1000 MW 的风电场,并与 39 节点相连,为了模拟真实的电力系统运行情况,设置了相应的负荷波动条件,并通过仿真获取系统的动态响应数据。为了保证节点惯量评估的正确性,数据采样时间间隔为 0.01 s,各发电机的具体参数

如表 1 所示, 这些参数为后续评估过程提供了必要的基础数据支持。通过仿真设置和参数选择, 能够有效分析风电接入对电力系统稳定性及节点惯量分布的影响。

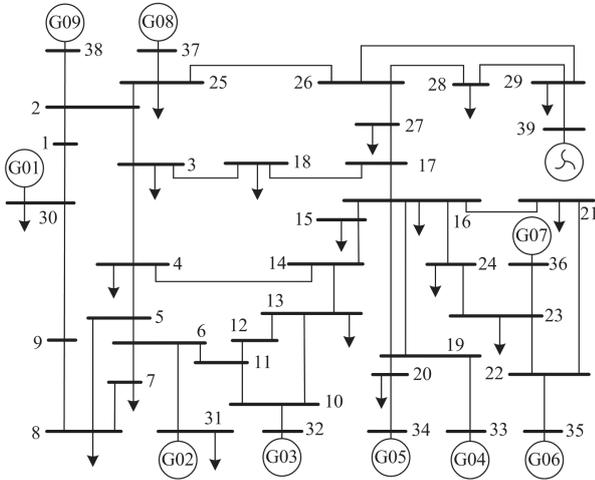


图 3 IEEE10 机 39 节点电力系统拓扑图

Fig. 3 Topology diagram of IEEE 10-generator 39-node system

表 1 电力系统发电机基本参数

Table 1 Basic parameters of power system generator

发电机	额定容量/MW	惯量时间常数/s
G01	10 000	5
G02	700	4.329
G03	800	4.475
G04	800	3.575
G05	600	4.333
G06	800	4.35
G07	700	3.771
G08	700	3.471
G09	1000	4.2
风电机组	1000	3.2

#### 4.1 改进 MLE 参数辨识发电机组节点惯量估计准确性验证

为了验证本文提出的发电机组节点惯量估计模型在不同节点位置和故障情形下的适应性和准确性, 节点惯量估计模型根据式(7)一式(14)构建了惯量估算的基础。在实际应用中, 电力系统运行往往面临各种突发情况, 因此, 为了模拟实际电力系统运行过程中可能出现的负载突增情形, 本文在  $t = 2\text{ s}$  时对系统进行了负载随机增加 100 MW 的仿真。此负载扰动模拟了系统在高峰负荷或突发性事件下的运行状态, 能够有效检验所提出方法的适应性和鲁棒性。

在该扰动条件下, 针对发电机 G01 和风电机组,

利用同步 PMU 对其相连母线出口处的有功功率和频率进行实时测量, 记录频率扰动和功率变化的动态响应。图 4 和图 5 在负载扰动情况下发电机组和风电机组的动态响应特性。

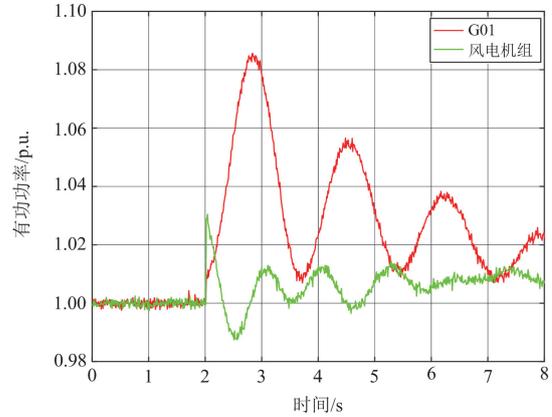


图 4 节点有功功率变化曲线

Fig. 4 Curves of node active power change

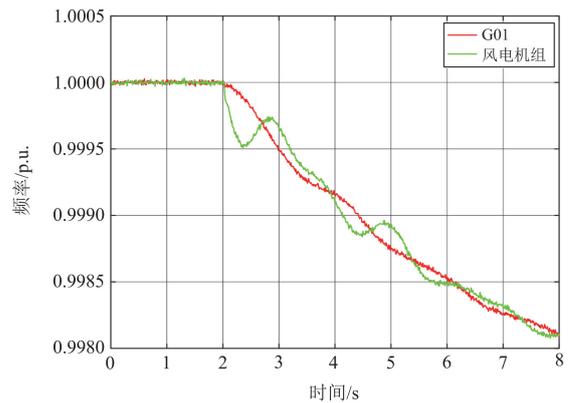


图 5 节点频率变化曲线

Fig. 5 Curves of node frequency change

根据系统节点的有功-频率为变化建立模型, 依据 AIC 选取合适的低阶 ARMAX 模型结构, 对扰动过程中数据进行拟合, 将获得的结果与 RLS 进行分析和比较, 估计电力系统中与机组直接相连节点的惯量时间常数结果如表 2 所示。

从表 2 可以看出, 不同发电机组和风电机组节点惯量值存在明显差异, 实际惯量值与两种惯量估计方法(RLS 和改进 MLE)的估计结果也不尽相同。通过对比实际值与估计值, 发现本文所改进的 MLE 辨识方法在大部分机组相连节点的估计误差较小(如 G04 和 G08 的误差分别为 1.99%和 3.77%), 而 RLS 方法在某些机组上的误差较大(如 G03 的误差为 9.34%); 风电机组的惯量估计表现尤为突出, RLS 和改进 MLE 的误差分别达到 10.25%和 4.27%,

表明风电机组的惯量特性与传统发电机组不同，估计难度更大。对比 RLS 估计结果可知，本文改进的方法能够有效识别机组的惯量响应动态，并精确估计各机组相连节点的惯量值。

表 2 发电机组节点惯量评估结果

Table 2 Node inertia assessment results of generator units

发电机组	节点	实际惯量值/s	惯量估计值/s		误差值/%	
			改进 MLE	RLS	改进 MLE	RLS
G01	30	5.000	5.125	5.328	2.50	6.56
G02	31	4.329	4.452	4.126	2.84	4.69
G03	32	4.475	4.299	4.893	3.87	9.34
G04	33	3.575	3.646	3.403	1.99	4.82
G05	34	4.333	4.232	4.601	2.33	6.18
G06	35	4.350	4.491	4.238	3.24	2.57
G07	36	3.771	3.843	4.097	1.90	8.65
G08	37	3.471	3.602	3.382	3.77	2.57
G09	38	4.200	4.334	4.471	3.19	6.45
风电机组	39	3.200	3.365	3.528	4.27	10.25

4.2 基于 k-means 聚类算法系统节点分区

第 3 节提出的 k-means 聚类算法分析如图 6 所示。与发电机组 G01 直接相连的节点 30 和与其他各机组直接相连节点的频率响应特性差异显著，可单独作为一个区域；相比之下发电机组 G02 和 G03 分别连接的节点 31 和节点 32 具有较高的关联性；发电机组 G04—G07 连接的节点频率响应特性相似；发电机组 G08 和 G09 以及与风电机组连接的节点频率响应特性表现出较高的相关性。这种基于 k-means 聚类算法频率响应特性的节点聚类分析，为系统划分提供了依据，使不同区域的惯量特性更加清晰，能够有效辅助电网规划与调度。

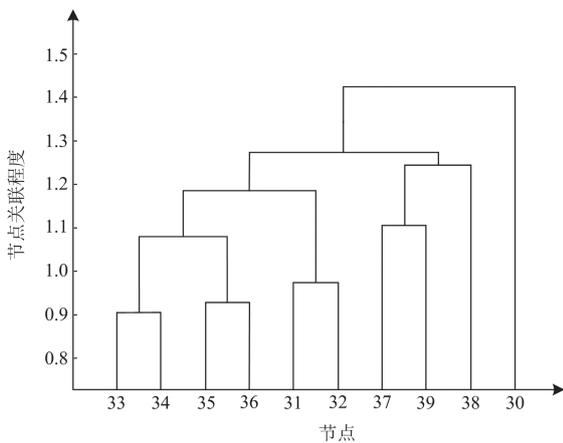


图 6 k-means 聚类系统节点分区结果

Fig. 6 Node partitioning results of k-means clustering system

通过电气距离计算公式和系统的导纳矩阵分析，并一步对发电机组节点的惯量作为分区的依据，

将未与发电机直接相连的节点分到相应的区域，此过程有效地优化了各节点的归属，使得划分结果更加符合实际电气距离分布的特征，从而更准确地评估电力系统中各节点的惯量分布及其动态响应特性。所得系统节点分区结果如表 3 所示。

表 3 电力系统节点分区情况

Table 3 Partitioning of the nodes of the power system

区域编号	区域内发电机编号	区域内与发电机直接相连节点	区域内不与发电机直接相连节点
1	G01	30	1、9
2	G02、G03	31、32	4、5、6、7、8、10、11、12、13、14、15
3	G04、G05、G06、G07	33、34、35、36	16、19、20、21、22、23、24
4	G08、G09、风电机组	37、38、39	2、3、17、18、25、26、27、28、29

根据分区结果和式(13)求得系统的区域惯量时间常数如表 4 所示。

表 4 惯量区域理论值与评估值

Table 4 Theoretical and assessment values of inertia regions

区域	惯量理论值/s	本文方法惯量评估值/s	误差/%
区域 1	5	5.125	2.50
区域 2	4.407	4.371	0.82
区域 3	3.993	4.048	1.38
区域 4	3.641	3.785	3.95

4.3 电力系统节点惯量评估及其分布

为了验证所提方法的有效性，节点等效惯量通过比较节点频率与系统区域频率变化水平的差异进行定义，使用自适应多项式拟合方法计算电力系统中每个节点的频率变化情况，并将其与区域频率的变化相结合，从而获得系统扰动下的节点等效惯量。此方法能够更加全面、精准地反映系统内各节点在频率扰动过程中的惯量贡献，从而为电力系统的稳定性评估提供更为有效的依据，提升节点惯量响应的准确性。

根据 4.2 节的分区结果可以得到区域中心发生系统扰动后的频率变化曲线，如图 7 和图 8 所示。

从图 7 和图 8 可以看出，区域 1 的频率变化率较小，其对应的区域惯量值最大，相比较区域 4 的频率变化率较大，对应区域惯量值最小。评估结果不仅验证了系统惯量分布的合理性，也为优化不同区域的惯量资源配置提供了可靠依据，确保在功率扰动时系统的整体频率稳定性得到有效维护。

通过对比不同区域的惯量评估结果，进一步验证了本文提出的方法能够准确捕捉各节点及其所在区域的惯量特性。该方法能够有效识别出高惯量节

点和低惯量节点的分布, 为电力系统惯量的优化配置提供了可靠依据。这不仅提升了评估的准确度, 还确保了电力系统在复杂扰动和功率波动情况下的频率稳定性。

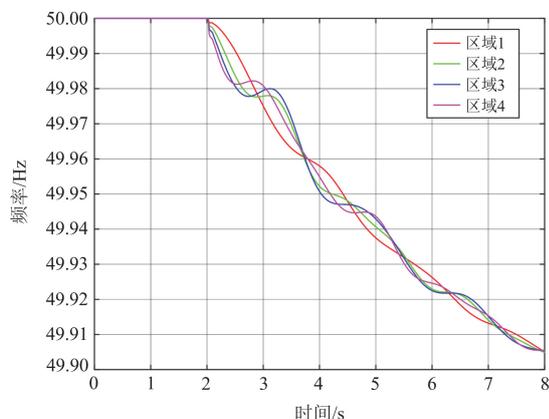


图7 系统各区域中心频率变化图

Fig. 7 Frequency variation in the center of each region of the system

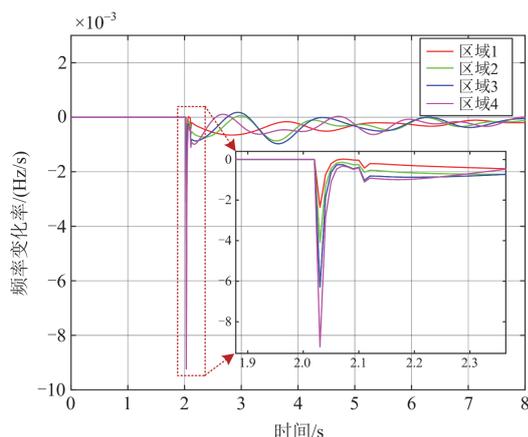


图8 系统各区域中心频率变化率变化图

Fig. 8 Change of center frequency change rate in each region of the system

通过自适应多项式拟合评估各个节点值并通过热力图的形式实现节点惯量的可视化。从图9和图10中颜色的描述来看, 节点惯量的大小是由蓝色到红色, 表示惯量值从低到高。蓝色区域代表低惯量, 而红色区域代表高惯量。

根据图9和图10可知, 系统左下区域, 尤其是靠近发电机组G01的节点1、9、30等部分, 显示出高惯量分布(红色)。评估值与理论值在这一部分的惯量差异较小, 显示该区域的发电单元对系统稳定性贡献较大, 评估值与实际情况较为接近。评估的误差来源于节点之间的电气耦合特性, 部分节

点通过功率流动受邻近高惯量节点的影响, 因此惯量表现出局部上升的现象。惯量较低的区域集中在靠近右边和中间区域, 而惯量较高的区域则集中在左边及部分区域。

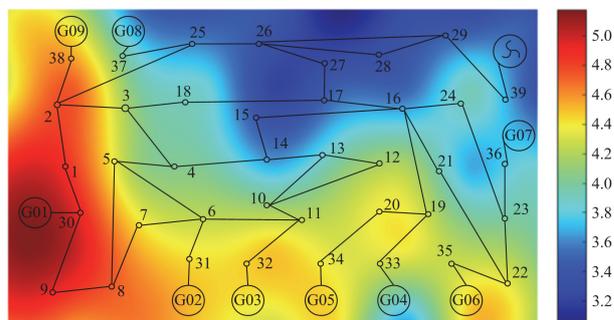


图9 电力系统节点惯量分布评估值

Fig. 9 Evaluation value of node inertia distribution in power system

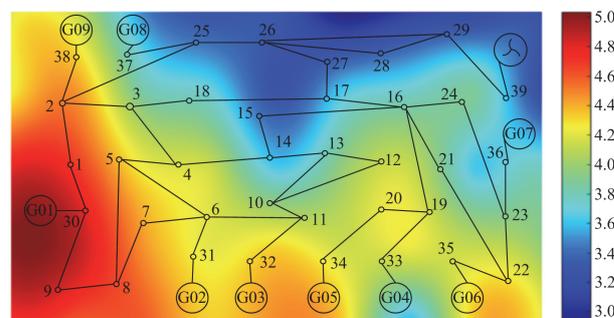


图10 电力系统节点惯量分布理论值

Fig. 10 Theoretical value of node inertia distribution in power system

系统惯量分布存在明显的空间差异, 部分区域具备较高的惯量支撑, 而其他区域则惯量较弱。节点39连接风力发电机组。由于风力发电机组通常缺乏机械惯量, 理论上该节点及其周边区域惯量应较低。在图中可以看到, 节点39周围的惯量水平较低(接近蓝色), 无论在评估图还是理论图中, 惯量分布较其他节点明显偏低, 这与风电并网的惯量特性一致。此外, 数据分析还揭示了在风电接入较高的区域, 区域的节点惯量明显低于传统机组的惯量。

此外, 数据分析表明, 风电接入比例较高的区域, 其节点惯量普遍低于传统同步机组所在的区域。这种差异进一步突显了新能源接入对系统惯量的影响, 尤其是在风电集中的区域, 惯量不足问题较为明显。因此, 针对这些惯量较低的区域, 采取额外的惯量补偿措施, 诸如引入虚拟同步机或储能设备, 有助于提高系统的整体频率稳定性, 增强电网的抗扰能力。

## 5 结论

本文提出的改进 MLE 参数辨识电力系统节点惯量估计方法, 主要步骤包括: 节点数据的提取并进行预处理; 确定与发电机节点直接相连节点惯量、频率和功率的关系来构建含惯量的 ARMAX 模型; 基于改进 MLE 参数辨识求解模型中未知参数; 利用拉普拉斯变换、双线性变换法、终值定理得到未知参数与惯量估计值的表达式, 最终确定发电机节点的惯量大小。本文证明了该方法在准确性和稳定性方面的显著优势。通过对电力系统各节点的频率和功率变化数据进行分析, 改进 MLE 方法能够有效识别出 ARMAX 模型的参数, 从而为惯量评估提供可靠的基础, 具有更好的适应性和更高的精度, 从而能够为电网运行调度人员确定新能源机组接入电网的比例或采取场站级的惯量稳控措施提供辅助决策, 确保系统安全稳定运行。

通过热力图的可视化分析, 本文直观地呈现了电网中不同节点的惯量分布, 有助于电网规划人员识别系统中惯量不足的薄弱环节, 评估结果为电力系统的稳定性分析和优化提供了重要参考, 有助于提升电网的安全性和可靠性。通过得到各节点的惯量分布特征, 运营人员能够更好地预测和应对潜在的系统风险, 尤其是在惯量较弱的区域, 可以提前采取措施避免不稳定情况的发生。同时应用于实际 PMU 数据时, 需关注数据采集精度、同步性、传输延时、噪声和安装位置等因素, 这些都会影响惯量评估的准确性。因此, 数据预处理和噪声滤波至关重要, 针对实际电网中的 PMU 测量数据, 相关的评估方法需进一步优化。

### 参考文献

- [1] 文云峰, 杨伟峰, 林晓煌. 低惯量电力系统频率稳定分析与控制研究综述及展望[J]. 电力自动化设备, 2020, 40(9): 211-222.  
WEN Yunfeng, YANG Weifeng, LIN Xiaohuang. Review and prospect of frequency stability analysis and control of low-inertia power systems[J]. Electric Power Automation Equipment, 2020, 40(9): 211-222.
- [2] 张磊, 熊致知, 叶婧, 等. 考虑风电不确定性的电力系统惯量评估方法[J]. 电工电能新技术, 2023, 42(1): 89-96.  
ZHANG Lei, XIONG Zhizhi, YE Jing, et al. Inertia evaluation method of power system considering wind power uncertainty[J]. Advanced Technology of Electrical Engineering and Energy, 2023, 42(1): 89-96.
- [3] 莫维科, 严焕斌, 赵天阳, 等. 计及调速系统详细模型和调频备用的大扰动下频率最低值预测方法[J]. 电力系统保护与控制, 2024, 52(9): 79-87.  
MO Weike, YAN Huanbin, ZHAO Tianyang, et al. Frequency nadir prediction for large disturbances in power systems considering detailed governor system models and frequency regulation reserves[J]. Power System Protection and Control, 2024, 52(9): 79-87.
- [4] 文云峰, 张武其, 郭威. 电力系统惯量需求: 概念、指标及评估方法[J]. 电力系统自动化, 2024, 48(8): 30-41.  
WEN Yunfeng, ZHANG Wuqi, GUO Wei. Inertia requirement of power system: concepts, indexes, and evaluation method[J]. Automation of Electric Power Systems, 2024, 48(8): 30-41.
- [5] 孙华东, 许涛, 郭强, 等. 英国“8·9”大停电事故分析及对中国电网的启示[J]. 中国电机工程学报, 2019, 39(21): 6183-6192.  
SUN Huadong, XU Tao, GUO Qiang, et al. Analysis on blackout in Great Britain power grid on August 9th, 2019 and its enlightenment to power grid in China[J]. Proceedings of the CSEE, 2019, 39(21): 6183-6192.
- [6] YAN R, SAHA T K, BAI F, et al. The anatomy of the 2016 South Australia blackout: a catastrophic event in a high renewable network[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2018, 33(5): 5374-5388.
- [7] 李碧君, 李威, 董希建. 新型电力系统中主控型安全稳定服务质量的在线评估[J]. 中国电力, 2024, 57(8): 168-181.  
LI Bijun, LI Wei, DONG Xijian. Online assessment of control-based system security and stability service quality for new power system[J]. Electric Power, 2024, 57(8): 168-181.
- [8] TUTTELBERG K, KILTER J, WILSON D, et al. Estimation of power system inertia from ambient wide area measurements[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2018, 33(6): 7249-7257.
- [9] SCHIFFER J, ARISTIDOU P, ORTEG R. Online estimation of power system inertia using dynamic regressor extension and mixing[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2019, 34(6): 4993-5001.
- [10] INOUE T, TANIGUCHI H, IKEGUCHI Y, et al. Estimation of power system inertia constant and capacity of spinning-reserve support generators using measured frequency transients[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 1997, 12(1): 136-143.
- [11] AZIZIPANAH-ABARGHOEE R, MALEKPOUR M, PAOLONE M, et al. A new approach to the online estimation of the loss of generation size in power systems[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2018, 34(3): 2103-2113.
- [12] ASHTON P M, TAYLOR G A, CARTER A M, et al. Application of phasor measurement units to estimate power system inertial frequency response[C] // 2013 IEEE Power & Energy Society General Meeting, July 21-25, 2013, Vancouver, BC, Canada: 1-5.
- [13] WANG W, YAO W, CHEN C, et al. Fast and accurate frequency response estimation for large power system disturbances using second derivative of frequency data[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2020, 35(3): 2483-2486.
- [14] 李慧敏, 于兴林. 基于稳定图算法的发电机转动惯量参数辨识[J]. 电气自动化, 2019, 41(5): 7-9, 22.

- LI Huimin, YU Xinglin. Parameter identification for generator rotational inertia based on stabilization diagram algorithm[J]. *Electrical Automation*, 2019, 41(5): 7-9, 22.
- [15] 程定一, 马欢, 秦昊, 等. 基于准稳态数据的电力系统等效惯量评估方法[J]. *现代电力*, 2023, 40(4): 434-440. CHENG Dingyi, MA Huan, QIN Hao, et al. Estimation method for power system equivalent inertia based on quasi-steady-state data[J]. *Modern Electric Power*, 2023, 40(4): 434-440.
- [16] 王博, 王宇, 张颂, 等. 基于随机数据驱动 SDMD 的电力系统区域惯量评估方法[J]. *电力系统自动化*, 2024, 48(10): 78-86. WANG Bo, WANG Yu, ZHANG Song, et al. Regional inertia estimation method for power system based on random data-driven subspace dynamic mode decomposition[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2024, 48(10): 78-86.
- [17] PHURAILATPAM C, RATHER Z H, BAHRANI B, et al. Measurement-based estimation of inertia in AC microgrids[J]. *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, 2019, 11(3): 1975-1984.
- [18] GUO S, BIALEK J. Synchronous machine inertia constants updating using wide area measurements[C] // 2012 3rd IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies Europe (ISGT Europe), October 14-17, 2012, Berlin, Germany: 1-7.
- [19] HUANG Z, DU P, KOSTEREV D, et al. Generator dynamic model validation and parameter calibration using phasor measurements at the point of connection[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2013, 28(2): 1939-1949.
- [20] 李世春, 夏智雄, 程绪长, 等. 基于类噪声扰动的电网惯量常态化连续估计方法[J]. *中国电机工程学报*, 2020, 40(14): 4430-4439, 4723. LI Shichun, XIA Zhixiong, CHENG Xuchang, et al. Continuous estimation method of power system inertia based on ambient disturbance[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2020, 40(14): 4430-4439, 4723.
- [21] ZEEPHONGSEKUL P, JAYASINGHE C L, FIONDELA L, et al. Maximum-likelihood estimation of parameters of NHPP software reliability models using expectation conditional maximization algorithm[J]. *IEEE Transactions on Reliability*, 2016, 65(3): 1571-1583.
- [22] 王璐, 李光春, 乔相伟, 等. 基于极大似然准则和最大期望算法的自适应 UKF 算法[J]. *自动化学报*, 2012, 38(7): 1200-1210. WANG Lu, LI Guangchun, QIAO Xiangwei, et al. An adaptive UKF algorithm based on maximum likelihood principle and expectation maximization algorithm[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2012, 38(7): 1200-1210.
- [23] 曾繁宏, 张俊勃. 电力系统惯性的时空特性及分析方法[J]. *中国电机工程学报*, 2020, 40(1): 50-58, 373. ZENG Fanhong, ZHANG Junbo. Temporal and spatial characteristics of power system inertia and its analysis method[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2020, 40(1): 50-58, 373.
- [24] 任凯奇, 张东英, 黄越辉, 等. 基于新能源出力比例的大规模系统惯量估计[J]. *电网技术*, 2022, 46(4): 1307-1315. REN Kaiqi, ZHANG Dongying, HUANG Yuehui, et al. Large-scale system inertia estimation based on new energy output ratio[J]. *Power System Technology*, 2022, 46(4): 1307-1315.
- [25] 刘军, 朱世祥, 柳盼攀, 等. 考虑系统频率安全稳定约束的风储联合频率响应控制策略[J]. *电力系统保护与控制*, 2024, 52(1): 73-84. LI Jun, ZHU Shixiang, LIU Panpan, et al. Coordinated control strategy for wind turbine and energy storage equipment considering system frequency safety and stability constraints[J]. *Power System Protection and Control*, 2024, 52(1): 73-84.
- [26] ZENG Y, YANG Q, LIN Y, et al. Fractional-order virtual inertia control and parameter tuning for energy-storage system in low-inertia power grid[J]. *Protection and Control of Modern Power Systems*, 2024, 9(5): 70-83.
- [27] 谈竹奎, 文贤馗, 杨涛, 等. 面向新型电力系统的双馈风力发电机并网控制策略研究[J]. *电力系统保护与控制*, 2023, 51(3): 181-187. TAN Zhukui, WEN Xiankui, YANG Tao, et al. A grid-connected control strategy for doubly-fed wind turbines for new power systems[J]. *Power System Protection and Control*, 2023, 51(3): 181-187.
- [28] 裴铭, 叶林, 罗雅迪, 等. 计及频率响应时空相关性的新能源电力系统惯量估计方法[J]. *电力系统自动化*, 2024, 48(8): 53-66. PEI Ming, YE Lin, LUO Yadi, et al. Inertia estimation method for power system with renewable energy considering spatio-temporal correlation of frequency response[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2024, 48(8): 53-66.
- [29] 李东东, 董楠, 姚寅, 等. 考虑频率响应分散性及系统分区的含风电系统等效惯量估计[J]. *电力系统保护与控制*, 2023, 51(3): 36-45. LI Dongdong, DONG Nan, YAO Yin, et al. Equivalent inertia estimation of a power system containing wind power considering dispersion of frequency response and system partitioning[J]. *Power System Protection and Control*, 2023, 51(3): 36-45.
- [30] ZENG F, ZHANG J, ZHOU Y, et al. Online identification of inertia distribution in normal operating power system[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2020, 35(4): 3301-3304.

收稿日期: 2024-10-25; 修回日期: 2025-02-17

作者简介:

赵伟(2000—), 男, 硕士研究生, 研究方向为新型电力系统安全稳定分析与惯量评估; E-mail: 2351289710@qq.com

武家辉(1988—), 女, 通信作者, 博士, 副教授, 研究方向为风电并网系统稳定性、复杂能源系统稳定分析与控制。E-mail: wjh229@xju.edu.cn

(编辑 石晋美)