

引用格式:姜新凡,刘永刚,孙铭锐,等.基于极大似然辨识的电网节点惯量估计方法[J].电力科学与技术学报,2025,40(2):21-29.

Citation: JIANG Xinfan, LIU Yonggang, SUN Mingrui, et al. Method for power grid nodal inertia estimation based on maximum likelihood identification[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2025, 40(2): 21-29.

基于极大似然辨识的电网节点惯量估计方法

姜新凡¹, 刘永刚¹, 孙铭锐², 吴晋波¹, 汪婧文², 文云峰²

(1. 国网湖南省电力有限公司, 湖南 长沙 410007; 2. 湖南大学电气与信息工程学院, 湖南 长沙 410082)

摘要:近年来,随着风电、光伏等电力电子接口电源大规模接入电网,电网整体惯量水平持续降低,节点惯量呈现出空间分布差异,系统频率失稳风险显著增加。因此,亟待快速评估电网惯量分布情况,以便调度运行人员及时制定有效惯量调控措施。提出了一种基于极大似然辨识的电网节点惯量估计方法。先利用频率和有功功率量测数据,构建用于惯量估计的带外部输入的自回归滑动平均模型(autoregressive moving average model with exogenous inputs, ARMAX);再利用极大似然辨识方法,识别 ARMAX 模型中的未知参数;然后,结合节点有功-频率传递函数和计数器确定惯量估计值和所需最小量测数据长度;最后,基于改进的 CEPRI-36 点系统进行的仿真测试验证了该方法的有效性。

关键词:频率;节点惯量;惯量估计;极大似然辨识

DOI:10.19781/j.issn.1673-9140.2025.02.003 **中图分类号:**TM73 **文章编号:**1673-9140(2025)02-0021-09

Method for power grid nodal inertia estimation based on maximum likelihood identification

JIANG Xinfan¹, LIU Yonggang¹, SUN Mingrui², WU Jinbo¹, WANG Jingwen², WEN Yunfeng²

(1. State Grid Hunan Electric Power Co., Ltd., Changsha 410007, China; 2. College of Electrical and Information Engineering, Hunan University, Changsha 410082, China)

Abstract: In recent years, with the large-scale integration of power electronic interfaced power sources such as wind power and photovoltaics into the power grid, the overall inertia level of the power grid has decreased, and the nodal inertia has shown spatial distribution differences, significantly increasing the risk of system frequency instability. It is urgent to quickly evaluate the distribution of inertia in the power grid so that dispatch and operation personnel can timely formulate effective inertia control measures. Therefore, a method for estimating the power grid nodal inertia based on maximum likelihood identification is proposed. Firstly, by using frequency and active power measurement data, the autoregressive moving average model with exogenous inputs (ARMAX) for inertia estimation is constructed. Secondly, the unknown parameters in the ARMAX model are identified via the maximum likelihood identification method. Additionally, the transfer function of active power and frequency of the node and counter are employed to determine the estimated inertia and the required minimal measurement data length. Finally, the simulation test is conducted based on the improved CEPRI-36 node system to verify the effectiveness of the proposed method.

Key words: frequency; nodal inertia; inertia estimation; maximum likelihood identification

传统同步发电机具备机械旋转特性,在系统受扰时能够提供惯量支撑并调节系统频率^[1]。然而,风力、太阳能等新能源发电设备通过电力电子变流器并网,其输出功率与系统频率解耦,导致传统同步电机在功率扰动下无法主动提供惯量支撑。这种特性使得以新能源为主的电力系统整体惯量水

平显著降低,频率抗扰能力减弱^[2-3]。此外,新能源机组受自然条件限制,其地理分布不均匀,这进一步加剧了系统中各节点惯量分布的差异。因此,有必要建立一种有效的电网节点层级惯量评估方法,以便调度人员及时了解和调控节点的惯量储备,避免过低的惯量水平削弱系统频率稳定性^[4]。

收稿日期:2023-12-24;修回日期:2024-11-01

基金项目:国家自然科学基金资助项目(52077066);国网湖南省电力有限公司科技项目(5216A5220023)

通信作者:孙铭锐(2002—),男,硕士研究生,主要从事低惯量电力系统运行与分析等方面的研究;E-mail:2375340001@qq.com

目前,节点惯量估计的方法主要可以分为基于频率扰动事件的离线评估与基于准稳态运行数据的在线评估这两类。

离线惯量估计一般基于扰动故障发生后的电网节点量测数据进行分析,且其严重依赖于准确识别扰动事件的发生时刻和初始频率变化率(rate of change of frequency, RoCoF)。在识别扰动事件的发生时刻研究方面,文献[5]基于小波变换理论提取频率信号奇异点,但其计算复杂度较高,需要对大量数据进行分析和处理,不适用于实时性要求较高的应用场景。文献[6]采用结合滑动窗口的去趋势波动分析(detrended fluctuation analysis, DFA),获得扰动事件的发生时刻,但不同尺寸窗口的选择会对扰动初始时刻判断造成较大影响。对于如何确定初始时刻的 RoCoF,现有研究主要采用基于频率数据的拟合方法。实际量测数据中的噪声和振荡成分对频率及其速率计算具有显著影响。文献[7-9]建立了基于多项式拟合的频率逼近模型,以减少测量噪声和振荡成分。但由于不同节点在不同场景下的频率响应特性存在明显差异,固定阶数的选择可能引发较大的拟合误差。为此,文献[10-11]采用自适应变阶来拟合确定多项式阶次,其计算精度和适应性相比传统方法的均有所提升。综上所述,这些方法依赖于电力系统实际测量数据及其质量,并仅适用于事故发生后离线分析,难以应用于实际工况。

基于准稳态运行数据的在线评估主要通过获取电网在日常小干扰下的监测数据来对惯量水平进行辨识。文献[12-15]使用预测误差算法(prediction error method, PEM),分段辨识并更新基于广域测量数据构建的频率响应输出误差模型,实现了不同节点惯量的常态化监测。文献[16-17]采用机器学习方法,基于历史数据构建神经网络模型,并通过同步相量测量单元(synchrophasor measurement unit, PMU)记录的数据实现等效惯量的实时评估。然而,这种评估方法需要利用海量的历史测量数据,且高度依赖于数据质量,其实际应用效果还有待进一步验证。文献[18-20]利用节点功率、频率信息构建惯量-频率状态空间模型,基于卡尔曼滤波实现了对电力系统节点惯量的有效估计。文献[21-23]基于分频器理论构建了电力系统惯量估计模型,通过利用发电机节点的有功功率和频率测量数据,结合增广导纳矩阵,实现了系统节点惯量的在线估计。然而,这些方法均需要足够的测量数据,且其辨识精度仍有待提升。

为实现利用较少测量数据得到实时准确的节点惯量估计结果,本文提出了一种基于极大似然辨识的节点惯量估计方法。该方法先利用各节点受扰期间的频率偏差和有功功率增量等测量数据来建立 ARMAX 辨识模型;再通过极大似然辨识方法快速识别模型中的参数向量;最后,基于节点有功-频率传递函数和计数器,确定电网节点惯量估计结果和所需最小量测数据长度。

1 电力系统节点惯量及评估模型

1.1 节点惯量

对于电力系统而言,惯量体现为发电节点受到功率扰动时的抵抗能力^[24-25]。当系统因为机组投切或负荷变化而出现不平衡功率时,发电节点将通过惯量响应及一次调频等频率响应措施抑制系统频率的快速变化。然而,由于一次调频具有死区及延迟响应问题,初期扰动阶段频率响应主要以惯量响应为主。

在惯量响应过程中,发电节点将转子中储存的动能转化为电磁功率,供电网吸收或释放,从而有效缓解系统的有功不平衡,并在一定程度上维持系统的频率稳定。对于节点 i ,其等效惯量 H_i 可根据转子运动方程进行表征,即

$$\begin{cases} 2H_i \frac{d\Delta f_i}{dt} = \Delta P_i - D_i \Delta f_i \\ \Delta P_i = \Delta P_{m,i} - \Delta P_{e,i} \end{cases} \quad (1)$$

式中, t 为时间; Δf_i 、 ΔP_i 、 $\Delta P_{m,i}$ 、 $\Delta P_{e,i}$ 分别为扰动后节点 i 的频率变化量、不平衡功率、机械功率变化量、电磁功率变化量; D_i 为阻尼系数。

1.2 惯量提取

在系统发生小扰动故障时,由于发电节点频率偏差未超过一次调频所设置的死区范围,调速器未动作, $\Delta P_{m,i} = 0$ kW。此时,节点 i 的频率响应仅包括惯量响应,其有功-频率传递函数 $H_1(s)$ 可表示为

$$H_1(s) = \frac{\Delta f_i}{\Delta P_i} = -\frac{1}{2sH_i + D_i} \quad (2)$$

式中, s 为拉普拉斯算子。

应用终值定理于式(2),可得

$$\lim_{s \rightarrow \infty} sH_1(s) = \lim_{s \rightarrow \infty} -\frac{1}{2H_i + \frac{D_i}{s}} = -\frac{1}{2H_i} \quad (3)$$

当系统发生大扰动故障时,节点 i 的频率偏差超出调速器的死区范围。因此,频率响应不仅包括惯量响应,还涉及一次调频响应,其模型如图1所示。在此情况下,本文用 $F_i(s)$ 表征节点 i 调速器的调频

特性,由文献[26]可知, $F_i(s)$ 可用有理真分式表示。因此,节点 i 的有功-频率传递函数 $H_2(s)$ 可表示为

$$H_2(s) = \frac{\Delta f_i}{\Delta P_i} = -\frac{1}{2sH_i + D_i - F_i(s)} \quad (4)$$

应用初值定理于式(4),则有

$$\lim_{s \rightarrow \infty} sH_2(s) = \lim_{s \rightarrow \infty} -\frac{1}{2H_i + \frac{D_i}{s} - \frac{F_i(s)}{s}} = -\frac{1}{2H_i} \quad (5)$$

由式(3)、(5)可知,当系统中发生大、小扰动故障时,若能获取节点的有功-频率传递函数,即可利用初值定理求取该节点的惯量值。

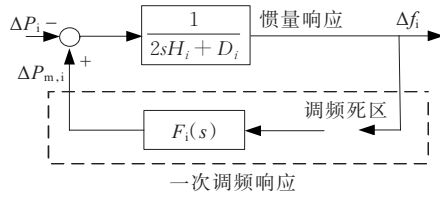


图1 电力系统发电节点频率响应模型

Figure 1 Frequency response model of power system generating nodes

1.3 惯量评估模型

在节点有功-频率传递函数确定后,可通过初值定理确定节点等效惯量。因此,如何准确求取该传递函数成为关键问题。考虑到系统辨识方法不依赖系统实际运行机制,可直接通过输入、输出时间序列数据建立系统行为的数学模型,本文提出将节点不平衡功率 ΔP_i 作为输入,频率变化量 Δf_i 作为输出,进而建立节点惯量辨识的动态模型。

在辨识模型的选择上,鉴于惯量估计对模型自身的鲁棒性和描述能力的需求,本文采用ARMAX模型进行辨识。该模型主要优势在于^[27]其所含的未知参数较少,且引入外生变量来考虑外部因素对时间序列的影响,可以更好地描述量测数据的动态变化。ARMAX惯量评估模型可表示为

$$\begin{cases} \Delta f_i(k) = \frac{B_i(z^{-1})}{A_i(z^{-1})} \Delta P_i(k) + \frac{C_i(z^{-1})}{A_i(z^{-1})} v_i(k) \\ A_i(z^{-1}) = 1 + a_{1,i}z^{-1} + a_{2,i}z^{-2} + \dots + a_{p,i}z^{-p} \\ B_i(z^{-1}) = b_{1,i}z^{-1} + b_{2,i}z^{-2} + \dots + b_{q,i}z^{-q} \\ C_i(z^{-1}) = 1 + c_{1,i}z^{-1} + c_{2,i}z^{-2} + \dots + c_{r,i}z^{-r} \end{cases} \quad (6)$$

式中, $A_i(z^{-1})$ 和 $B_i(z^{-1})$ 均为辨识多项式, $C_i(z^{-1})$ 为噪声模型; $\Delta f_i(k)$ 、 $\Delta P_i(k)$ 分别为模型输出变量、模型输入变量,即节点 i 在 k 时刻的频率变化量、不平衡功率; $v_i(k)$ 为节点 i 在 k 时刻的均值为零,方差为 σ_v^2 的高斯白噪声; $a_{1,i}$ 、 $a_{2,i}$ 、 $\dots$ 、 $a_{p,i}$ 为 $A_i(z^{-1})$ 的多项式系数; $b_{1,i}$ 、 $b_{2,i}$ 、 $\dots$ 、 $b_{q,i}$ 为 $B_i(z^{-1})$ 的多项式系数;

$c_{1,i}$ 、 $c_{2,i}$ 、 $\dots$ 、 $c_{r,i}$ 为 $C_i(z^{-1})$ 的多项式系数; z^{-1} 为单位后移算子,满足 $z^{-1}\Delta P_i(k) = \Delta P_i(k-1)$; p 、 q 和 r 均为对应多项式的阶次。

定义辨识参数向量为

$$\theta_i = [a_{1,i}, \dots, a_{p,i}, b_{1,i}, \dots, b_{q,i}, c_{1,i}, \dots, c_{r,i}]^T \quad (7)$$

对于节点 i ,基于ARMAX惯量评估模型所表示的有功-频率传递函数式 $G_i(z)$ 为

$$G_i(z) = \frac{B_i(z^{-1})}{A_i(z^{-1})} = \frac{b_{1,i}z^{-1} + b_{2,i}z^{-2} + \dots + b_{q,i}z^{-q}}{1 + a_{1,i}z^{-1} + a_{2,i}z^{-2} + \dots + a_{p,i}z^{-p}} \quad (8)$$

2 基于极大似然辨识的节点惯量估计方法

为实现对节点惯量的准确估计,本文先基于数据预处理后得到的标准数据集构建惯量评估模型,并采用极大似然辨识方法求解模型中的未知参数,从而获得节点的有功-频率传递函数;再结合双线性变换和计数器,进一步确定了惯量估计值以及所需的最小量测数据长度。

2.1 数据预处理

在实际电网中,电源管理单元(power management unit, PMU)所获得的频率、功率等量测数据,通常会夹杂着许多噪声或者出现无效数据。因此,需要对所获得的量测数据进行预处理。本文先采用Butterworth低通滤波器消除高频噪声,利用三阶差分法判断数据的有效性;再采用通过两点插值法获得的近似数据来代替无效数据;最后,对该数据进行归一化处理,得到标准数据集。经三阶差分法判定得到的无效数据 d_u 应满足^[28]

$$|d_u - d_{u-1}| \geq \frac{7}{3} \sum_{w=1}^3 |d_u - d_{u-w-1}| \quad (9)$$

式中, d_{u-w-1} 为 d_u 的前 $w+1$ 时刻所获数据。

基于两点插值法获得的近似替代数据 d_{sub} 为

$$d_{\text{sub}} = \frac{d_v + d_l}{2} \quad (10)$$

式中, d_v 、 d_l 分别为量测数据中与 d_u 距离最近的2个前、后有效观测数据。

数据归一化能消除量纲差异对模型计算的影响,并提高参数辨识的精度。该归一化计算式为

$$\begin{cases} \overline{\Delta f_i(k)} = \frac{\Delta f_i(k) - \Delta f_i(k_0)}{f_0} \\ \overline{\Delta P_i(k)} = \frac{\Delta P_i(k) - \Delta P_i(k_0)}{P_{i,0}} \end{cases} \quad (11)$$

式中, $\overline{\Delta f_i(k)}$ 、 $\overline{\Delta P_i(k)}$ 分别为节点 i 在时刻 k 的归一化频率、不平衡功率; $\Delta f_i(k)$ 、 $\Delta P_i(k)$ 分别为节点 i 在时刻 k 的频率、不平衡功率; $\Delta f_i(k_0)$ 、 $\Delta P_i(k_0)$ 分别为节点 i 初始时刻的频率偏差量、不平衡功率; f_0 为额定频率; $P_{i,0}$ 为节点 i 的有功功率稳态值。

2.2 极大似然辨识算法

为求解式(6)所构建的 ARMAX 惯量评估模型中的参数向量, 本文基于极大似然辨识算法进行参数估计。该方法通过构建以数据和未知参数为自变量的似然函数, 并对其极大化处理, 从而获得参数向量 θ_i 的估计值。对于式(6)所构建的节点惯量评估模型, 极大似然函数的表达式为^[29]

$$\left\{ \begin{array}{l} \left[\frac{\partial l(\mathbf{y}_{L_i} | \theta_i)}{\partial \theta_i} \right] \Big|_{\hat{\theta}_{i,ML}} = 0 \\ \mathbf{y}_{L_i} = [\Delta f_i(1), \Delta f_i(2), \dots, \Delta f_i(L_i)]^T \\ l(\mathbf{y}_{L_i} | \theta_i, \sigma_v^2) = -\frac{L_i}{2} \ln 2\pi - \frac{L_i}{2} \ln \sigma_v^2 - \\ \quad \frac{1}{2\sigma_v^2} \sum_{k=1}^{L_i} x_i^2(k) \\ x_i(k) = \Delta f_i(k) + \sum_{m=1}^r a_{1,i} \Delta f_i(k-m) \\ \sum_{m=1}^r b_{1,i} \Delta P_i(k-m) - \sum_{m=1}^r c_{1,i} v_i(k-m) \end{array} \right. \quad (12)$$

式中, $\mathbf{y}_{L_i}$ 、 L_i 分别为节点 i 的频率变化量所形成的数据向量、量测数据长度; $\hat{\theta}_{i,ML}$ 为对数似然函数 $l(\mathbf{y}_{L_i} | \theta_i)$ 取得极大值的参数估计向量; $x_i(k)$ 为节点 i 在 k 时刻的模型内部变量。

当似然函数取极大值时, $\hat{\theta}_{i,ML}$ 应满足

$$\hat{\theta}_{ML,i} = \arg \min J(\theta) = \arg \min \left(\sum_{k=1}^{L_i} x_i^2(k) \right) \quad (13)$$

式中, $J(\theta)$ 为准则函数。

为求解准则函数 $J(\theta)$ 的极小值问题, 本文采用递推辨识的方式求解。引入数据向量 $\mathbf{h}_i(k)$ 和滤波向量 $\mathbf{h}_{fi}(k)$, 即

$$\left\{ \begin{array}{l} \mathbf{h}_i(k) = \begin{bmatrix} -\Delta f_i(k-1), \dots, -\Delta f_i(k-p), \\ \Delta P_i(k-1), \dots, \Delta P_i(k-q), \\ v_i(k-1), \dots, v_i(k-r) \end{bmatrix}^T \\ \mathbf{h}_{fi}(k) = \begin{bmatrix} -\Delta f_{fi}(k-1), \dots, -\Delta f_{fi}(k-p), \\ \Delta P_{fi}(k-1), \dots, \Delta P_{fi}(k-q), \\ v_{fi}(k-1), \dots, v_{fi}(k-r) \end{bmatrix}^T \end{array} \right. \quad (14)$$

$$\left\{ \begin{array}{l} \Delta f_{fi}(k) = \Delta f_i(k) - \sum_{j=1}^r c_{j,i} \Delta f_i(k-j) \\ \Delta P_{fi}(k) = \Delta P_i(k) - \sum_{j=1}^r c_{j,i} \Delta P_i(k-j) \\ v_{fi}(k) = v_i(k) - \sum_{j=1}^r c_{j,i} v_i(k-j) \end{array} \right. \quad (15)$$

式中, $\Delta f_{fi}(k)$ 、 $\Delta P_{fi}(k)$ 、 $v_{fi}(k)$ 分别为节点 i 在 k 时刻频率变化量的滤波值、不平衡功率的滤波值、噪声时间序列的滤波值, $2 \leq k \leq L_i$; $c_{1,i}$, $c_{2,i}$, $\dots$, $c_{r,i}$ 均为节点 i 对应的惯量评估模型中噪声模型的辨识参数。

结合式(12)~(15), 基于 $J(\theta)$ 的递推形式及 $\hat{\theta}_i(k-1)$ 处的泰勒展开式, 可得极大似然辨识表达式:

$$\left\{ \begin{array}{l} \mathbf{K}(k) = \mathbf{P}(k-1) \mathbf{h}_{fi}(k) [\mathbf{h}_{fi}^T(k) \mathbf{P}(k-1) \mathbf{h}_{fi}(k) + 1]^{-1} \\ \mathbf{P}(k) = [\mathbf{I} - \mathbf{K}(k) \mathbf{h}_{fi}^T(k)] \mathbf{P}(k-1) \\ z_i(k) = \Delta f_i(k) - \mathbf{h}_i^T(k) \hat{\theta}_i(k-1) \\ \hat{\theta}_i(k) = \hat{\theta}_i(k-1) + \mathbf{K}(k) z_i(k) \end{array} \right. \quad (16)$$

式中, $\mathbf{K}(k)$ 、 $\mathbf{P}(k)$ 分别为 k 时刻的增益向量、数据协方差阵; $z_i(k)$ 、 $\hat{\theta}_i(k)$ 分别为 k 时刻的模型新息、参数向量估计值。

本文取 $\hat{\theta}_i(0) = 10^{-12} \mathbf{e}$, $\mathbf{e}$ 为单位列向量; $\mathbf{P}(0) = 10^{12} \mathbf{I}$, $\mathbf{I}$ 为单位矩阵。

2.3 惯量估计值及最小量测数据长度的确定

2.3.1 惯量估计值的确定

节点频率、功率数据通过预处理后, 可利用式(16)来辨识 ARMAX 模型中的参数向量, 进而获得传递函数 $G_i(z)$ 。由于 $G_i(z)$ 是离散传递函数, 需通过双线性变换将其转换为连续传递函数, 以便基于式(3)、(5)进行惯量估计值的求解。该双线性变换的表达式为^[30]

$$z = e^{sT} \approx \frac{2 + Ts}{2 - Ts} \quad (17)$$

式中, z 为 Z 变换算子; T 为采样周期, 取其值为 0.01 s。

式(8)经双线性变换后, 得到节点 i 的有功-频率连续传递函数, 即^[31]

$$G_i(s) = \frac{b_{1,i}' s^{n-1} + b_{2,i}' s^{n-2} + \dots + b_{n,i}'}{s^n + a_{1,i}' s^{n-1} + \dots + a_{n,i}'} \quad (18)$$

式中, $b_{1,i}'$, $b_{2,i}'$, $\dots$, $b_{n,i}'$, $a_{1,i}'$, $a_{2,i}'$, $\dots$, $a_{n,i}'$ 分别为 $G_i(s)$ 分子、分母的各项系数; n 为函数阶次。

结合式(3)、(5)和式(18), 可得节点 i 的惯量估计值 $\hat{H}_i$, 即

$$\hat{H}_i = -\frac{1}{2b'_{1,i}} \quad (19)$$

2.3.2 最小量测数据长度的确定

为优化辨识算法性能,综合考虑估计精度与计算效率,本文提出了一种基于计数器实时计数机制的最小量测数据长度确定方法。设数据长度为 L_i-1 时得到的节点 i 惯量估计值为 $\hat{H}_i(L_i-1)$ 。在算法更新过程中,引入计数器,其计数为 $C(L_i-1)$ 。定义当前估计值 $\hat{H}_i(L_i)$ 与 $\hat{H}_i(L_i-1)$ 的差值为 e 。当 $|e|$ 小于预设阈值时,计数器加1;否则,计数器清零。计数器的递推关系可表示为

$$\begin{cases} C(L_i) = \begin{cases} C(L_i-1) + 1, & e < \eta \\ 0, & e \geq \eta \end{cases} \\ e = |\hat{H}_i(L_i) - \hat{H}_i(L_i-1)| \end{cases} \quad (20)$$

式中, η 为计数器阈值,本文设为0.1。

为确保惯量估计值在一段连续的时间内保持基本恒定的状态,可通过设置计数门槛辅助算法确定合理的量测数据长度。对于节点 i ,其所需最小量测数据长度 $L_{\min,i}$ 可确定为

$$L_{\min,i} = \begin{cases} L_i + 1, & C(L_i) < C_{\text{set}} \\ L_i, & C(L_i) \geq C_{\text{set}} \end{cases} \quad (21)$$

式中, C_{set} 为阈值,其值由文3中算例测试情况来确定; $e=0.01$ 。

基于极大似然辨识的节点惯量估计方法的流程如图2所示。其步骤可分为3步。

1) 数据预处理。

首先,获取发电节点参数、系统发生有功扰动时节点的有功功率、频率数据;其次,通过Butterworth低通滤波器削减高频噪声对数据的影响,采用三阶差分法和两点插值法对数据中的无效值进行检测与替换;最后,对处理后的数据进行归一化处理,形成标准化数据集。

2) 极大似然辨识。

利用步骤1)获得的标准数据,根据式(6)构建用于惯量评估的ARMAX模型,并基于式(9)、式(16)~(19)联立求解模型中未知参数,并计算得到当前节点惯量估计值。

3) 确定惯量估计值及最小量测数据长度。

通过步骤2)得到的惯量当前估计值,结合式(20)控制计数器计数。当计数器计数满足式(21)时,增加量测数据长度($L_i = L_i + 1$),之后重复步骤2);否则,输出最终的惯量估计值 $H_{\text{final},i}$ 和最小量测数据长度 $L_{\min,i}$ 。

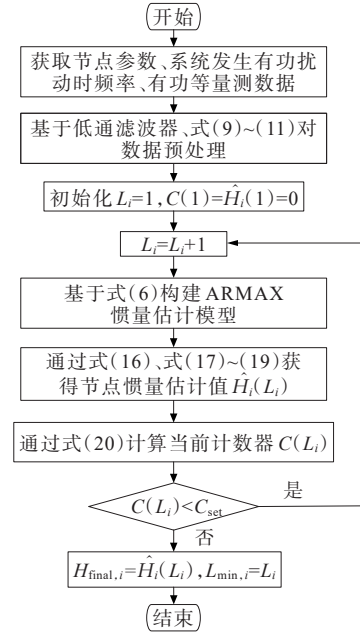


图2 基于极大似然辨识的电网节点惯量估计流程

Figure 2 Power grid nodal inertia estimation process based on maximum likelihood identification

3 算例分析

基于PSASP仿真平台,搭建改进的CEPRI 36节点系统,以验证所提节点惯量估计方法的有效性。改进后的CEPRI 36节点系统拓扑结构如图3所示。将原模型中的G4、G7和G8分别替换为400、200及200台1.5 MW风电机组构成的风电场(W1~W3)。各传统发电节点参数见表1,系统基准容量设定为100 MW,额定频率为50 Hz。数据采集时间间隔 Δt 为0.01 s,风电机组的详细参数详见文献[32]。系统中新能源渗透率为26.1%。所用计算机配置为13th Gen Intel(R) Core(TM) i5-13400F,内存为16 GB。

表1 各传统发电节点参数

Table 1 Parameters of each conventional generating node

节点编号	H_i/s	x'_d	x_d	x'_q	x_q	T'_{d0}	S_N/MW
1	3.750	0.282	0.282	0.282	0.282	10.00	500.0
2	2.125	0.270	2.266	2.266	2.266	8.375	706.0
3	4.507	0.349	1.217	0.600	0.600	7.240	882.0
5	3.075	0.306	1.951	1.951	1.951	6.200	637.5
6	1.320	0.197	1.633	1.633	1.633	6.920	100.0

本文算例部分将选取发电节点1、3、5作为分析对象,并从以下2方面验证所提方法的有效性。

1) 验证所提方法对于不同扰动规模故障的适

应性,设置2组扰动场景。

场景1(大扰动故障过程模拟): $t=2\text{ s}$ 时,母线20处的负荷突增0.5 p.u.(约占系统总负荷的2.5%),维持30 s后撤除;

场景2(小扰动故障过程模拟): $t=2\text{ s}$ 时,母线50处的负荷突增0.2 p.u.(约占系统总负荷的1.0%),维持30 s后撤除。

2) 验证所提方法对于准稳态场景的适用性,采用场景2中频率与功率均接近准稳态时的数据($\Delta f \leq 0.002\text{ Hz}$)开展惯量估计。

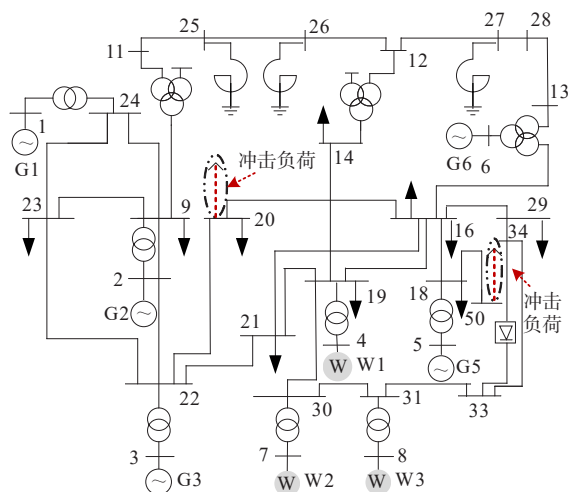


图3 改进后的CEPRI 36节点系统拓扑

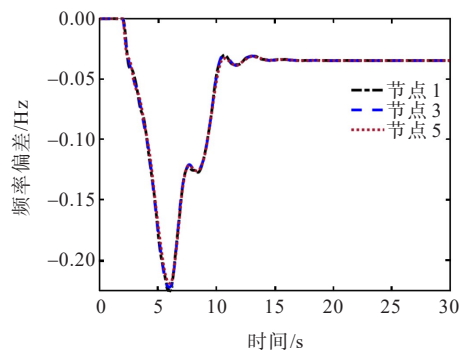
Figure 3 Topology of improved CEPRI 36 node system

3.1 基于不同扰动规模场景下的方法适应性验证

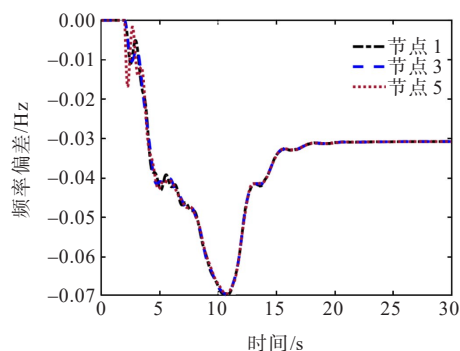
节点1、3、5在场景1、2中的频率响应曲线如图4所示,其仿真时间均为30 s。在场景1中,各节点最大频率偏差均超过0.20 Hz,超出电网正常运行状态下允许的最大频率偏差范围($\pm 0.20\text{ Hz}$)。在场景2中,各节点最大频率偏差均小于0.07 Hz。

通过对某一估计周期(2~5 s,对应的量测数据长度为0~300)内的各节点有功、频率数据,并基于本文所提方法开展惯量估计验证。随着数据长度的不断增加,估计值也随之更新。图5、6分别展示了各节点惯量估计结果及误差随数据长度增加的变化情况。

从图5(a)、6(a)中可以看出,初始时节点惯量估计值被赋值为0 s,但随着数据长度的增加,估计值迅速收敛于理论值。在场景1、2中,尽管各节点频率偏差和频率变化速率存在差异,但当数据长度 $L=50$ 时,即数据采样时间 $t_s=0.5\text{ s}$ 时,图5(b)、6(b)中显示的各节点惯量估计最大误差均小于3%。随着数据长度的进一步增加,估计误差将持续减小。



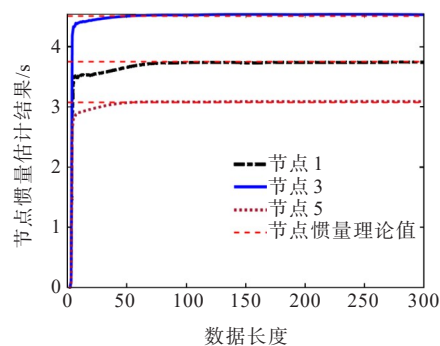
(a) 场景1



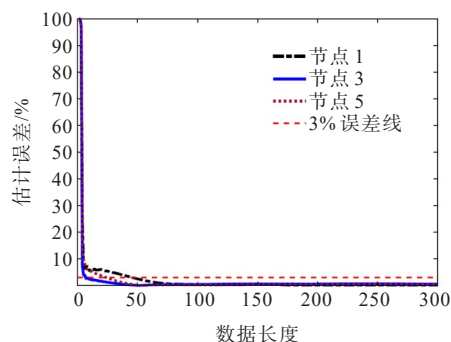
(b) 场景2

图4 大、小扰动故障下系统节点频率响应曲线

Figure 4 Frequency response curves of system node under large and small disturbance faults



(a) 节点惯量估计结果



(b) 估计误差

图5 大扰动故障下的各节点惯量估计结果及误差

Figure 5 Inertia estimation results and errors for each node under large disturbance faults

当数据长度 $L \in [50, 300]$ 时, 惯量估计误差变化很小, 此时计数器 $C(L)$ 开始计数。在保证算法高效率和高精度的基础上, 可确定最小量测数据长度 $L_{\min}$ 为 100, 计数阈值 $C_{\text{set}} \approx L_{\min} - 50 = 50$, 此时的各节点惯量估计误差均小于 1%, 所需数据采样时间 $t_s = 1$ s。对于大、小扰动场景, 基于 1 s 内的采样数据开展节点惯量估计所耗费的计算时间分别为 $t_{\text{run1}} = 0.3116$ s, $t_{\text{run2}} = 0.3277$ s。这些结果均表明, 本文所提惯量估计方法不仅精度高, 且计算速度快, 适用于大、小扰动场景, 具有较强的适应性。

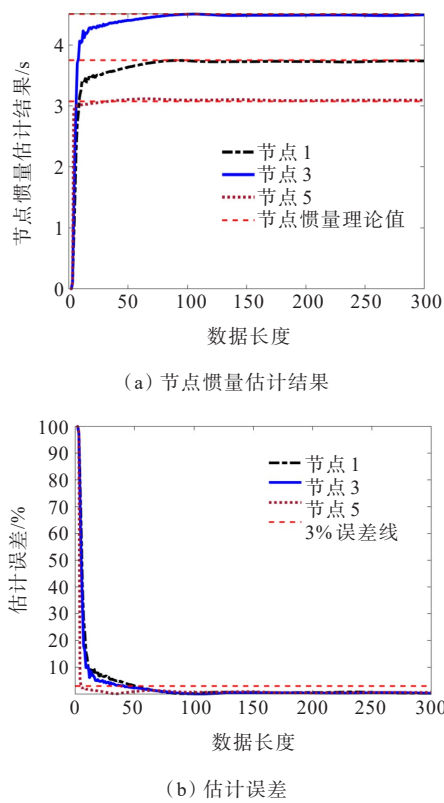


图6 小扰动故障下的各节点惯量估计结果及误差

Figure 6 Inertia estimation results and errors for each node under small disturbance faults

3.2 基于准稳态数据的算法适用性验证

利用场景2的频率、有功数据, 选取准稳态数据段 (20~23 s, $\Delta f \leq 0.002$ Hz), 进行节点惯量估计, 各节点惯量估计结果及误差如图7所示。

准稳态场景中频率、有功数据基本恒定导致惯量辨识难度增加。当 L 较小时, 节点惯量估计误差较大且波动剧烈。但随着 L 逐渐增加, 积累的量测数据显著提升了模型对节点有功-频率动态特性的表征能力, 惯量估计值逐渐逼近其理论值, 展现了所提方法的有效性。相较于大(小)扰动场景, 当 L

为 100 时, 准稳态场景所得各节点惯量结果误差约为 3%, 保持计数阈值 $C_{\text{set}} \approx L_{\min} - 100 = 50$ 时, $L_{\min}$ 确定为 150, 所需数据采样时间 $t_s = 1.5$ s, 在此情况下所耗费的计算时间为 $t_{\text{run3}} = 0.5179$ s。与文 3.1 中的估计结果对比, 不难发现所提方法在准稳态场景中同样适用, 且不依赖具体的扰动时间和扰动规模。

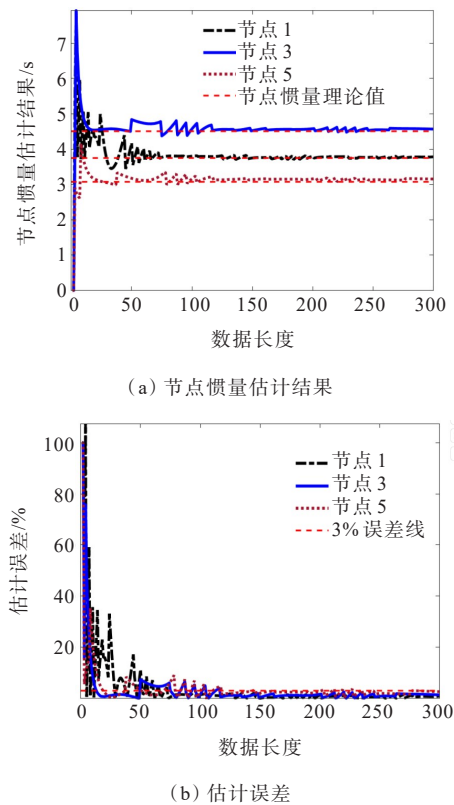


图7 基于准稳态数据的各节点惯量估计结果及误差

Figure 7 Inertia estimation results and errors for each node based on quasi-steady-state data

4 结语

在高比例电力电子接口电源馈入下, 电网节点惯量水平的监测仍存在盲区。针对该问题, 本文提出一种基于极大似然辨识的电网节点惯量估计方法, 对预处理后的节点频率、有功等数据, 构建 ARMAX 惯量评估模型反映其频率响应, 采用极大似然辨识方法求解模型未知参数, 在此基础上, 结合计数器确定惯量估计值与所需最小数据长度, 主要结论如下:

- 1) 所提 ARMAX 惯量评估模型能够有效反映节点受扰时的频率响应特性。结合模型参数辨识和有功-频率传递函数, 可实现惯量的准确估计。
- 2) 本文所提节点惯量估计方法对于不同规模

的扰动故障具有较好的适应性,而基于计数器实时计数的数据长度确定方法能够有效平衡惯量估计精度与计算效率。

3) 对于准稳态场景,本文方法仍能实现节点惯量的准确估计,且不依赖于特定的扰动时间和规模。

参考文献:

- [1] 叶希,徐韵扬,朱童,等.计及新能源低穿影响的系统频率响应模型[J].电网与清洁能源,2024,40(11):120-128.
YE Xi,XU Yunyang,ZHU Tong,et al.A system frequency response model considering impacts of new energy's LVRT[J].Power System and Clean Energy,2024,40(11):120-128.
- [2] 张武其,文云峰,迟方德,等.电力系统惯量评估研究框架与展望[J].中国电机工程学报,2021,41(20):6842-6856.
ZHANG Wuqi, WEN Yunfeng, CHI Fangde, et al. Research framework and prospect on power system inertia estimation[J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41 (20):6842-6856.
- [3] 龚仁喜,顾佳宇.负荷虚拟同步机惯性与阻尼自适应控制策略[J].电测与仪表,2023,60(3):130-135.
GONG Renxi, GU Jiayu. Adaptive control strategy of inertia and damping for load virtual synchronous machine[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2023,60(3):130-135.
- [4] YAN R F, MASOOD N A, KUMAR SAHA T, 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.
- [5] LIU Y F, ZHAO Q S, LIANG D K. Inertia characteristic analysis and inertia estimation of new energy power system[C]//2022 IEEE/IAS Industrial and Commercial Power System Asia (I&CPS Asia). Shanghai, China. IEEE, 2022:1350-1355.
- [6] ASHTON P M, SAUNDERS C S, TAYLOR G A, et al. Inertia estimation of the GB power system using synchrophasor measurements[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2015, 30(2):701-709.
- [7] PHURAILATPAM C, RATHER Z H, BAHRANI B, et al. Measurement-based estimation of inertia in AC microgrids[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2020, 11(3):1975-1984.
- [8] 孟建辉,叶泰然,任必兴,等.考虑频率不同响应阶段的惯量评估优化策略[J].电力自动化设备,2024,44(11):171-177.
MENG Jianhui, YE Tairan, REN Bixing, et al. Optimization strategy for inertia assessment considering different frequency response stages[J]. Electric Power Automation Equipment, 2024, 44(11):171-177.
- [9] 缪蔡然,朱姚培,王琦,等.考虑气热惯性的综合能源系统参与辅助服务策略[J].电力建设,2023,44(11):128-137.
MIAO Cairan, ZHU Yaopei, WANG Qi, et al. Ancillary service strategies for integrated energy systems considering gas-thermal inertia[J]. Electric Power Construction, 2023, 44(11):128-137.
- [10] 李勇,常樊睿,彭衍建,等.基于小扰动频率量测数据的电网节点惯量分布评估方法[J].电力系统自动化,2024, 48(13):50-59.
LI Yong, CHANG Fanrui, PENG Yanjian, et al. Evaluation method for node inertia distribution of power grids based on small disturbance frequency measurement data[J]. Automation of Electric Power Systems, 2024, 48(13):50-59.
- [11] 王雪,刘林,卓庆东,等.基于虚拟惯量控制的新型电力系统功率差前馈振荡抑制方法[J].中国电力,2024, 57(4):68-76.
WANG Xue, LIU Lin, ZHUO Qingdong, et al. Power difference feed-forward oscillation suppression method for new power system based on virtual inertial control[J]. Electric Power, 2024, 57(4):68-76.
- [12] 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.
- [13] 徐波,杨逸欣,余万强,等.基于状态空间模型与PEM迭代算法的电力系统惯量辨识[J].电力系统保护与控制, 2022, 50(18):123-130.
XU Bo, YANG Yixin, YU Wanqiang, et al. Power system inertia identification based on a state space model and a PEM iterative algorithm[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(18):123-130.
- [14] 刘林,王大龙,綦晓,等.基于双锁相环的海上风场综合惯量调频策略研究[J].发电技术,2024, 45(2):282-290.
LIU Lin, WANG Dalong, QI Xiao, et al. Study on double phase-locked loop on the synthetic inertia control of offshore wind farm frequency regulation[J]. Power Generation Technology, 2024, 45(2):282-290.
- [15] 禹海峰,马俊杰,周年光,等.面向储能惯量支撑能力评估的新型电力系统惯性系数辨识方法[J].智慧电力, 2023, 51(5):1-7+72.
YU Haifeng, MA Junjie, ZHOU Nianguang, et al. New power system inertia coefficient identification method for energy storage inertia support capability evaluation [J]. Smart Power, 2023, 51(5):1-7+72.
- [16] TUO M J, LI X P. Machine learning assisted inertia

- estimation using ambient measurements[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2023, 59(4): 4893-4903.
- [17] SONG J W, XIA Y X, WANG Q. Integrating model-driven and data-driven methods for inertia evaluation of power system[C]//2023 IEEE 13th International Conference on CYBER Technology in Automation, Control, and Intelligent Systems (CYBER). Qinhuangdao, China. IEEE, 2023: 1063-1067.
- [18] 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.
- [19] 金梦, 朱鑫要, 周前. 新能源对电网调峰特性影响定量评估及应用[J]. 高压电器, 2023, 59(4): 70-76.
- JIN Meng, ZHU Xinyao, ZHOU Qian. Quantitative assessment of influence of renewable energy on peak regulation characteristics of power grid and its application[J]. High Voltage Apparatus, 2023, 59(4): 70-76.
- [20] TAN B D, ZHAO J B. Data-driven time-varying inertia estimation of inverter-based resources[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2023, 38(2): 1795-1798.
- [21] ZENG F H, ZHANG J B, 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.
- [22] MILANO F, ORTEGA Á. A method for evaluating frequency regulation in an electrical grid - part I: theory[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2021, 36(1): 183-193.
- [23] LIU M Y, CHEN J R, MILANO F. On-line inertia estimation for synchronous and non-synchronous devices[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2021, 36(3): 2693-2701.
- [24] 李东东, 张佳乐, 徐波, 等. 考虑频率分布特性的新能源电力系统等效惯量评估[J]. 电网技术, 2020, 44(8): 2913-2921.
- LI Dongdong, ZHANG Jiale, XU Bo, et al. Equivalent inertia assessment in renewable power system considering frequency distribution properties[J]. Power System Technology, 2020, 44(8): 2913-2921.
- [25] 李志军, 郭燕龙, 苗庆玉. 基于解析法的高比例可再生能源系统惯量支撑储能配置[J]. 电测与仪表, 2023, 60(11): 11-18.
- LI Zhijun, GUO Yanlong, MIAO Qingyu. High proportion of renewable energy storage system for inertial support energy storage configuration based on analytical method[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2023, 60(11): 11-18.
- [26] 倪以信, 陈寿孙, 张宝霖. 动态电力系统的理论和分析[M]. 北京: 清华大学出版社, 2002: 5.
- NI Yixin, CHEN Shousun, ZHANG Baolin. Theory and analysis of dynamic power system[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2002.
- [27] 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.
- [28] 于鸿儒, 苏建徽, 徐华电, 等. 并网逆变器虚拟惯性与阻尼的等效及辨识[J]. 中国电机工程学报, 2019, 39(20): 6034-6043+6184.
- YU Hongru, SU Jianhui, XU Huadian, et al. Equivalent and identification of virtual inertia and damping of grid-connected inverter[J]. Proceedings of the CSEE, 2019, 39(20): 6034-6043+6184.
- [29] 萧德云. 系统辨识理论及应用[M]. 北京: 清华大学出版社, 2014.
- XIAO Deyun. Theory of system identification with applications[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2014.
- [30] 罗琴琴, 苏建徽, 林志光, 等. 基于递推最小二乘法的虚拟同步发电机参数辨识方法[J]. 电力系统自动化, 2019, 43(1): 215-221.
- LUO Qinqin, SU Jianhui, LIN Zhiguang, et al. Parameter identification method for virtual synchronous generators based on recursive least squares algorithm[J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(1): 215-221.
- [31] 蒋小亮, 李元臣, 郝元钊, 等. 计及新能源虚拟惯量的电力系统等效惯量评估[J]. 电力科学与技术学报, 2023, 38(4): 169-176.
- JIANG Xiaoliang, LI Yuanchen, HAO Yuanzhao, et al. Evaluation of power system equivalent inertia considering new energy virtual inertia[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2023, 38(4): 169-176.
- [32] 安军, 盛帅, 周毅博, 等. 基于量测数据的风电场等效虚拟惯量评估方法[J]. 电网技术, 2023, 47(5): 1819-1829.
- AN Jun, SHENG Shuai, ZHOU Yibo, et al. Evaluation of equivalent virtual inertia of wind farm based on measured data[J]. Power System Technology, 2023, 47(5): 1819-1829.