

DOI: 10.12158/j.2096-3203.2025.05.014

基于含可变遗忘因子递推最小二乘的电力系统惯量评估方法

周茂一¹, 黄婷钰², 刘子文¹, 党子妍², 许云皓¹, 牛子扬¹

(1. 河海大学电气与动力工程学院, 江苏 南京 211100; 2. 河海大学新能源学院, 江苏 南京 211100)

摘要:随着大规模可再生能源的并网和电力系统电力电子化水平的提升,近年来因惯量水平不足导致的电力系统运行稳定弱化问题时有发生。为此,准确评估高比例新能源电力系统的惯量水平,能够为惯量提升方案的制定提供基础,对于保障电网的安全稳定运行具有重要作用。鉴于此,文中提出一种基于含可变遗忘因子递推最小二乘的电力系统惯量评估方法。首先,构建含高斯白噪声的电力系统受控自回归滑动平均(controlled autoregressive moving average, CARMA)惯量评估模型;然后,使用赤池信息准则(Akaike information criterion, AIC)确定合适的辨识模型阶次,改善模型过拟合问题,并提出基于指数衰减型可变遗忘因子的改进递推最小二乘算法,通过增强算法对量测数据动态变化的跟踪能力解决数据饱和问题,从而提高惯量辨识结果的准确性;最后,基于算例仿真验证所提方法的有效性和优越性。

关键词:电网惯量估计;系统辨识;受控自回归滑动平均(CARMA)模型;赤池信息准则(AIC);可变遗忘因子;递推最小二乘

中图分类号: TM711

文献标志码: A

文章编号: 2096-3203(2025)05-0148-11

0 引言

在化石能源日益枯竭、碳排放要求越发苛刻的趋势下,推动能源绿色低碳转型逐渐成为共识^[1-4]。在此背景下,以风光为主的新能源正逐步成为我国新型电力系统建设的主力军^[5-8]。随着新能源占比的逐渐提高,以电力电子换流器为接口的非同步电源接入数量和容量快速增长,未来电网将呈现出新能源高渗透率和高比例电力电子化的显著特征^[9]。但由于非同步电源与电网频率互相解耦,在有功扰动下不能主动为系统提供惯量支撑,电力系统的惯量水平大幅降低,导致系统的频率稳定性恶化^[10-12]。近年来,以英国“8·9”、巴西“8·15”^[13-14]等为代表的电力系统大停电事故都与高比例新能源接入后系统惯量不足密切相关。因此,准确评估高比例新能源电力系统的惯量水平,能够为惯量提升方案的制定提供基础,对保障电网的安全稳定运行具有重要作用。

目前,国内外学者已在电力系统的惯量水平评估方面开展了相关研究。文献^[15]设计惯量评估问题的总体研究框架,根据时间尺度原则,将惯量评估方法划分为离线评估、在线估计以及趋势预测。由于对大扰动事件的依赖,惯量离线评估的应用范围有限,同时难以确定扰动时间。而惯量趋势预测处于起步阶段,同时随着高比例新能源系统的

发展,惯量趋势预测更加复杂。利用正常运行状态下系统的量测数据,惯量在线评估能够实现对电力系统惯量的实时连续监测。文献^[16]采用模糊逻辑理论修正系统辨识模型与实际模型间的差距并评估得到电力系统惯量,但所提方法以专家经验为依据,具有一定的主观性。文献^[17]利用递归思想初步获得多个时间点的电力系统惯量并采用基于最大似然估计的贝叶斯网络滚动修正电力系统惯量值,但算法复杂度较高,工程可实现性欠佳。文献^[18]针对基于大扰动数据的惯量在线评估问题,对频率和功率量测数据采用滑动窗口处理方法,利用系统等值转子运动方程实现惯量评估。文献^[19]提出利用相量测量单元信号估计电力系统惯量的方法,通过测量频率响应、区域间振荡和同步功率,提取相应的相位差和交换功率实现评估。文献^[20]主动向系统中注入扰动信号,利用闭环识别方法评估电力系统的等效惯量。文献^[21-23]进一步利用广域量测信息改进惯量在线评估方法,为自适应频率控制提供支持,同时所提方法对噪声干扰具有较好的鲁棒性。然而,惯量的在线监测需要采集处理大量数据,随着量测数据规模的增长,常规评估方法会出现数据饱和现象,削弱新的量测数据对辨识结果的修正作用,影响评估结果的准确性。

为此,文中构建含高斯白噪声的电力系统受控自回归滑动平均(controlled autoregressive moving average, CARMA)惯量评估模型,并提出基于改进递推最小二乘的惯量评估方法。该方法将输入功

收稿日期: 2025-03-08;修回日期: 2025-05-26

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(52007050)

率扰动序列和输出频率偏差序列作为已知量, 构建含高斯白噪声的参数化 CARMA 模型; 采用赤池信息准则 (Akaike information criterion, AIC) 确定合适的系统辨识模型阶次, 改善模型的过拟合问题, 并提出基于指数衰减型可变遗忘因子的改进递推最小二乘算法, 通过增强算法对量测数据动态变化的跟踪能力解决数据饱和问题, 从而提高惯量辨识结果的准确性; 通过算例仿真验证所提方法的有效性和优越性。

1 电网惯量估计的基本原理

1.1 电力系统的惯量

电力系统的惯量表征系统面对外界干扰时维持频率稳定的能力^[24]。单台同步发电机转子中储存的动能 E_k 和惯性时间常数 H 分别为:

$$\begin{cases} E_k = \frac{1}{2} J \omega_n^2 \\ H = \frac{E_k}{S_N} = \frac{J \omega_n^2}{2 S_N} \end{cases} \quad (1)$$

式中: ω_n 为发电机转子的额定角速度; J 为转动惯量; S_N 为发电机的额定容量。

随着风光等非同步电源的逐渐发展, 仅考虑同步发电机转子提供的转动惯量无法真实反映系统的整体惯量水平, 需要考虑新能源虚拟惯量、负荷侧惯量等多样化资源对系统等效惯量的贡献。因此, 综合考虑同步发电机惯量、新能源机组惯量和负荷侧惯量的电力系统等效惯量 H_{sys} 为:

$$H_{sys} = \frac{E_{rsg} + E_{ssg} + E_{load}}{S_{sys}} \quad (2)$$

式中: E_{rsg} 、 E_{ssg} 、 E_{load} 分别为同步发电机储存的旋转动能、新能源机组虚拟惯量控制提供的能量和负荷惯量响应提供的能量; S_{sys} 为系统整体容量。

1.2 惯量响应与评估原理

惯量响应是指在电力系统频率发生变化时, 通过释放或吸收部分能量调节系统频率^[25]。电力系统受到扰动后, 在不平衡功率的作用下, 系统的惯量响应过程可通过摇摆方程描述, 其表达式为:

$$2H_{sys} \frac{df(t)}{dt} = P_m - P_e - D\Delta f(t) \quad (3)$$

式中: f 为系统频率; P_m 为机械功率; P_e 为电磁功率; D 为阻尼系数; Δf 为频率变化量。在小扰动情况下, 可认为机械功率保持不变, 即机械功率变化量 $\Delta P_m = 0$, 并进行拉氏变换可得:

$$2H_{sys} s \Delta f(s) = -\Delta P_e(s) - D \Delta f(s) \quad (4)$$

式中: ΔP_e 为电磁功率变化量。进一步可得一阶传递函数 $G_H(s)$ 及其时域形式 $g_H(t)$ 为:

$$\begin{cases} G_H(s) = \frac{\Delta f(s)}{\Delta P_e(s)} = -\frac{1}{2H_{sys}s + D} \\ g_H(t) = -\frac{1}{2H_{sys}} e^{-\frac{D}{2H_{sys}}t} \end{cases} \quad (5)$$

由式(5)可知, 根据采集得到的功率小扰动数据 ΔP_e 和频率小扰动数据 Δf 可求得系统的传递函数 $G_H(s)$, 进而得到 H_{sys} 为:

$$H_{sys} = -\frac{1}{2 \lim_{s \rightarrow \infty} s G_H(s)} \quad (6)$$

1.3 信号数据滤波环节的影响

在信号的采集和传输过程中, 测量延迟、噪声等会导致数据存在误差, 一般会对采集到的数据进行预处理^[26-27]。如图1所示, 文中在频率测量环节引入一阶惯性环节 $G_F(s)$ 对延迟和滤波处理进行等效, $G_F(s)$ 表达式见式(7), Δf_f 为数据预处理后的频率量测值, $G'_H(s)$ 为引入一阶惯性环节后的传递函数。

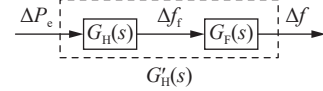


图1 考虑惯性环节的惯量评估传递函数模型

Fig.1 Transfer function model for inertia evaluation with the addition of inertial links

$$G_F(s) = \frac{1}{T_F s + 1} \quad (7)$$

式中: T_F 为延迟、滤波等环节的时间常数。由于在采集数据的环节中引入了一阶惯性环节 $G_F(s)$, 故传递函数从 $G_H(s)$ 变为:

$$G'_H(s) = \frac{G_H(s)}{T_F s + 1} \quad (8)$$

则考虑一阶惯性环节后, 式(6)可表示为:

$$H_{sys} = -\frac{1}{2 \lim_{s \rightarrow \infty} (T_F s^2 + s) G'_H(s)} \quad (9)$$

分析式(9)可知, 辨识传递函数在形式上应满足极点数比零点数多2, 否则 H_{sys} 将会趋向于零或无穷大。因此需要将极点、零点个数差设置为恒为2, 才能得到准确的惯量估计值。

2 基于 CARMA 的惯量评估模型构建

2.1 构建参数辨识模型

根据上文分析, 将扰动功率变化量的量测数据 ΔP_e 作为输入, 对应的频率变化量的量测数据 Δf 作为输出。然而仅利用 ΔP_e 和 Δf 无法直接获取连续传递函数 $G'_H(s)$, 因此文中建立含高斯白噪声的参数化 CARMA 模型, 描述 ΔP_e 和 Δf 之间的动态关系^[28]。CARMA 模型描述方程为:

$$A(z)y(t) = B(z)u(t) + D(z)v(t) \quad (10)$$

式中: $y(t)$ 为系统 t 时刻输出; $u(t)$ 为系统 t 时刻输入; $v(t)$ 为零均值白噪声; $A(z)$ 、 $B(z)$ 、 $D(z)$ 均为单位后移算子 z^{-1} 的多项式 ($z^{-1}y(t) = y(t-1)$)。

$$\begin{cases} A(z) = 1 + a_1 z^{-1} + a_2 z^{-2} + \cdots + a_{n_f} z^{-n_f} \\ B(z) = b_1 z^{-1} + b_2 z^{-2} + \cdots + b_{n_g} z^{-n_g} \\ D(z) = 1 + d_1 z^{-1} + d_2 z^{-2} + \cdots + d_{n_m} z^{-n_m} \end{cases} \quad (11)$$

式中: a 、 b 、 c 为各项系数; n_f 、 n_g 、 n_m 分别为 $A(z)$ 、 $B(z)$ 、 $C(z)$ 多项式中系数个数。

由式(11)可知, 在标准 CARMA 模型中, 需要辨识 $n_f+n_g+n_m$ 个未知参数。根据前文所述, n_f 、 n_g 、 n_m 的设置应满足辨识方程转化为传递函数后, 极点、零点个数相差 2。

2.2 模型定阶

对于惯量评估, 系统 CARMA 辨识模型阶次选择的合理性尤为重要, 阶次过低会导致模型的表达契合度不够准确, 阶次过高会导致过拟合现象发生^[29]。为解决上述问题, 采用 AIC 确定 CARMA 模型的阶次。AIC 性能指标 L_{AIC} 定义如下:

$$\begin{cases} L_{AIC}(n_f, n_g, n_m) = 2N + M \ln(R_{SS}/M) \\ R_{SS} = \sum_{i=0}^{M-1} (y(t-i) - \hat{y}(t-i))^2 \end{cases} \quad (12)$$

式中: N 为辨识模型中参数数量, $N=n_f+n_g+n_m$; M 为待观察的数据数量; $y(t-i)$ 为第 $t-i$ 个实际输出数据; $\hat{y}(t-i)$ 为 $y(t-i)$ 对应的评估值; R_{SS} 为基于实际数据和评估结果计算得到的残差平方和。AIC 性能指标综合考量了模型的精度和复杂度, 且合适的辨识模型所对应的 L_{AIC} 值应尽可能小。一般而言, n_f 、 n_g 、 n_m 的取值范围为 $[1, 11]$ ^[29], 在确保评估结果准确性的同时应尽量减小评估算法的时间复杂度。

3 含可变遗忘因子的递推最小二乘惯量评估算法

3.1 递推最小二乘惯量评估算法

由前文分析可知, 为了得到系统惯量 H_{sys} , 需要辨识 CARMA 模型中的未知参数。在工程上, 由于易于实现和收敛速度快的优点, 最小二乘算法被广泛应用^[30]。但随着量测数据规模的增长, 会出现数据饱和现象^[31], 进而削弱算法对新的量测数据的动态追踪能力, 影响评估结果的准确性。为此, 文中提出含可变遗忘因子的最小二乘算法以实现对模型未知参数的辨识。

使用递推最小二乘算法对模型未知参数进行辨识时, 首先将 CARMA 模型化成最小二乘形式:

$$y(t) = \varphi^T(t)\theta + v(t) \quad (13)$$

式中: 系统 t 时刻输出 $y(t)$ 为节点频率偏差数据;

$\varphi(t)$ 为信息向量; θ 为参数向量。

$$\begin{cases} \varphi(t) = (-y(t-1), \cdots, -y(t-n_f), u(t-1), \cdots, \\ u(t-n_g), \cdots, v(t-1), \cdots, v(t-n_m))^T \\ \theta = (a_1, \cdots, a_{n_f}, b_1, \cdots, b_{n_g}, d_1, \cdots, d_{n_m})^T \end{cases} \quad (14)$$

式中: 系统 t 时刻输入 $u(t)$ 为节点功率扰动数据。

进一步利用频率偏差和功率扰动数据构造堆栈输出向量 $Y(t)$ 和堆积信息矩阵 $\Phi(t)$, 分别为:

$$\begin{cases} Y(t) = (y(t), y(t-1), \cdots, y(t-p+1))^T \\ \Phi(t) = (\varphi(t), \varphi(t-1), \cdots, \varphi(t-p+1))^T \end{cases} \quad (15)$$

式中: p 为所采集的量测数据的总组数。量测数据窗口长度对评估精度有一定影响, 一般窗口长度越长, 评估结果越准确。文中所提在线惯量评估方法能够通过滚动获取相关数据, 确保所采集的数据窗口长度能够满足惯量评估的数据需求。

为了使评估误差尽可能小, 定义准则函数 $J(\theta)$:

$$J(\theta) = \|Y(t) - \Phi(t)\theta\|^2 \quad (16)$$

基于最小二乘法最优估计原则^[32], 参数向量 θ 的递推最小二乘估计值 $\hat{\theta}(t)$ 满足式(17)时, 能够实现最优估计。

$$\hat{\theta}(t) = (\Phi^T(t)\Phi(t))^{-1}\Phi^T(t)Y(t) \quad (17)$$

由于信息向量 $\varphi(t)$ 中的 $y(t)$ 和 $u(t)$ 均已知, 但 $v(t)$ 为未知噪声项, 因此需要用 $v(t)$ 的估计值 $\hat{v}(t)$ 进行迭代更新:

$$\hat{v}(t) = y(t) - \varphi^T(t)\hat{\theta}(t-1) \quad (18)$$

将第 k 次递推中得到的 $\varphi_k(t)$ 简写为 φ_k , 其余需进行迭代的向量同理简写。进一步令:

$$\begin{cases} F_k^{-1} = \Phi_k^T \Phi_k \\ K_k = F_k \varphi_k \end{cases} \quad (19)$$

式中: F_k 为第 k 次递推的协方差矩阵; K_k 为第 k 次递推的增益向量。借助递推最小二乘的思想, 可以推得:

$$\begin{cases} \hat{\theta}_k = \hat{\theta}_{k-1} + K_k(y_k - \varphi_k^T \hat{\theta}_{k-1}) \\ K_k = F_{k-1} \varphi_k / (1 + \varphi_k^T F_{k-1} \varphi_k) \\ F_k = (I - K_k \varphi_k^T) F_{k-1} \end{cases} \quad (20)$$

式中: $\hat{\theta}_k$ 为第 k 次递推得到的参数向量 θ_k 的估计值; I 为单位矩阵。得到式(20)后, 可实现对未知噪声量 $v(t)$ 和参数 $\hat{\theta}_k$ 的迭代更新, 并根据迭代结果实现对 CARMA 模型中系统未知参数的辨识。

3.2 基于可变遗忘因子的改进递推最小二乘算法

随着量测数据的增加, $\hat{\theta}_k$ 的修正项 $K_k(y_k - \varphi_k^T \hat{\theta}_{k-1})$ 会不断趋近于零, 使新的量测数据无法对辨识结果起到修正作用, 即出现数据饱和现象。为解决这一问题, 可以在式(20)的基础上加入遗忘因子 μ ^[33], $\mu \in (0, 1)$ 。遗忘因子通过对数据给予相应的权重来凸显不同数据的重要性, 能够降低 F_k 中已有数据的占有程度, 使得当 t 趋于无穷大时 F_k 不趋于零, 从

而保证在迭代更新过程始终存在 K_k 来修正 $\hat{\theta}_k$ 的值。基于定长遗忘因子的最小二乘递推公式为:

$$\begin{cases} \hat{\theta}_k = \hat{\theta}_{k-1} + K_k(y_k - \varphi_k^T \hat{\theta}_{k-1}) \\ K_k = F_{k-1} \varphi_k / (\mu + \varphi_k^T F_{k-1} \varphi_k) \\ F_k = (I - K_k \varphi_k^T) F_{k-1} / \mu \\ \hat{y}_k = y_k - \varphi_k^T \hat{\theta}_{k-1} \end{cases} \quad (21)$$

然而, 定长遗忘因子并不能很好地捕捉时变电力系统的动态变化特征^[34]。而 μ 的大小会影响算法对于量测数据的跟踪能力和算法的稳定性。 μ 越小, 算法跟踪能力越强, 但参数估计结果波动性较大; μ 越大, 算法稳定性越强, 但跟踪能力会相应减弱。基于式(21)的定长遗忘因子难以兼顾算法的跟踪能力和稳定性。为此, 文中提出如式(22)所示的指数衰减型可变遗忘因子 μ_k , 使其能够灵活应对不同时刻量测数据的动态变化情况。

$$\begin{cases} \hat{\theta}_k = \hat{\theta}_{k-1} + K_k(y_k - \varphi_k^T \hat{\theta}_{k-1}) \\ K_k = F_{k-1} \varphi_k / (\mu_{k-1} + \varphi_k^T F_{k-1} \varphi_k) \\ F_k = (I - K_k \varphi_k^T) F_{k-1} / \mu_{k-1} \\ \hat{y}_k = y_k - \varphi_k^T \hat{\theta}_{k-1} \\ \mu_k = \alpha \mu_{k-1} + (1 - \alpha) \end{cases} \quad (22)$$

式中: α 为衰减系数, $\alpha \in (0, 1)$ 。

针对 μ_k , 可进一步求解通项公式为:

$$\mu_k = \alpha^k \mu_0 + (1 - \alpha^k) \quad (23)$$

式中: μ_0 为遗忘因子的初始值。 μ_k 能够根据指数加权的方式对每次迭代的数值进行更新, 且可以根据具体需求调整衰减系数。对于初值 μ_0 的选择, 由于遗忘因子通常满足 $0 < \mu_k < 1$, 故可以选择介于 0~1 的值, 有助于模型更快地适应新的量测数据。

因此, 文中所提方法利用指数衰减这一特性, 可以较好地模拟电力系统扰动后的频率变化过程, 通过改变遗忘因子初值、衰减系数自适应调整遗忘因子, 提高时变运行场景中不断产生的新数据对辨识结果修正作用的权重大小, 提高惯量评估结果对实际运行工况的适应能力。

3.3 离散模型的连续化

构建系统 CARMA 模型并辨识得到未知参数后, 可获取离散传递函数 $G_H'(z)$ 。文中采用脉冲不变 z - s 变换法实现离散模型向连续时间模型的变换, 具有精度高、误差小的特点^[35]。脉冲不变 z - s 变换下连续传递函数 $G_H'(s)$ 与离散传递函数 $G_H'(z)$ 转换如下:

$$G_H'(s) = \frac{1}{2\pi j} \oint \frac{G_H'(z)}{z \left(s - \frac{1}{T} \ln z \right)} dz \quad (24)$$

式中: T 为采样周期, 积分范围为包围 $G_H'(z)$ 所有极

点的曲线。在得到式(24)所示连续传递函数 $G_H'(s)$ 后, 可根据式(9)得到惯性时间常数的估计值, 从而实现系统惯量水平的评估。

综合前述分析, 基于含可变遗忘因子递推最小二乘算法的惯量评估整体流程如图2所示。

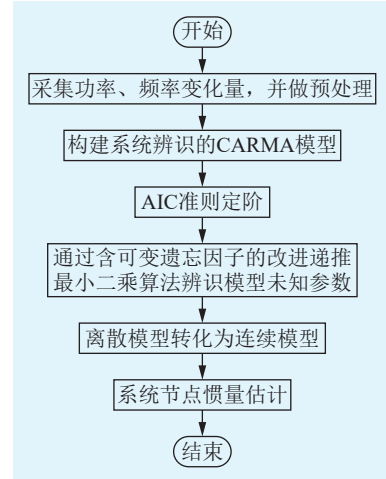


图2 基于含遗忘因子递推最小二乘算法的惯量辨识流程
Fig.2 Inertia evaluation process based on recursive least squares algorithm with forgetting factor

4 算例分析

为验证文中所提电力系统惯量评估方法的可靠性和准确性, 采用图3所示 IEEE 新英格兰 10 机 39 节点系统展开验证。该系统包括 10 台发电机, 即 G30—G39, 其中 39 号节点为平衡节点, 该节点所连发电机惯量设置较大, 无须进行辨识, 其他发电机仿真参数见表1。

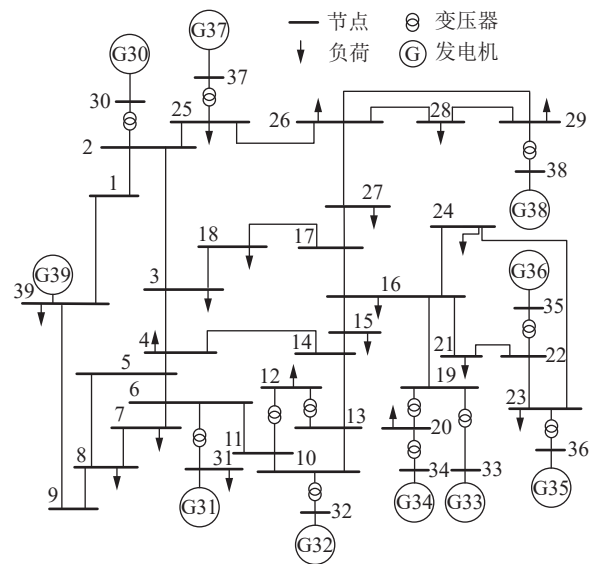


图3 IEEE10机39节点模型
Fig.3 IEEE 10-machine 39-bus model

4.1 随机小扰动下的惯量评估

设置随机小扰动获取频率和功率变化量数据,

表 1 发电机参数

Table 1 Generator parameters

发电机	惯性时间常数/s	额定容量/MW
G30	5.20	289.590
G31	4.02	557.660
G32	4.58	679.580
G33	3.86	641.490
G34	3.60	534.360
G35	4.48	683.830
G36	3.64	569.070
G37	3.43	540.000
G38	4.45	830.314

进而对系统惯量进行评估。在系统稳定运行的时间段内,在母线 7、10、19、25、29 处设置频率变化量为 1 Hz 的随机小负荷波动。选取考察时间段内 G30 在随机小扰动下的有功扰动量 $\Delta P_e(t)$ 和频率偏移量 $\Delta f(t)$ 近 2 000 组数据作为辨识模型的输入量 $u(t)$ 和输出量 $y(t)$ 。图 4 为 G30 在 8 s 内的功率、频率波动情况。采用文中所提基于 CARMA 的含可变遗忘因子的递推最小二乘(recursive least squares with variable forgetting factor based on CARMA, RLS-VFF-CARMA)算法进行参数辨识。

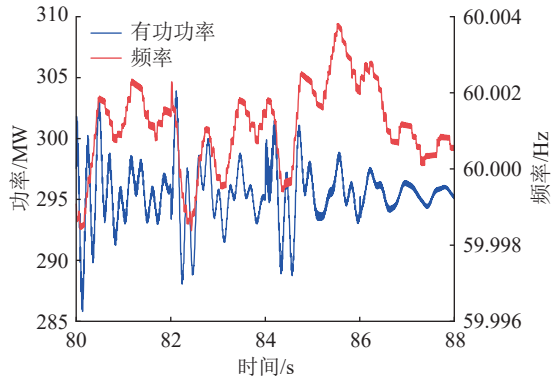


图 4 G30 的功率和频率波动

Fig.4 Power and frequency fluctuation of G30

图 5 为 G30 的频率实际波动曲线和拟合曲线。可知, G30 的频率实际波动曲线和拟合曲线高度重合,因此利用 RLS-VFF-CARMA 算法的辨识结果参数对输出频率偏差量进行拟合,能够得到理想的拟合效果,验证了文中算法的有效性。

进一步利用文中算法对其余发电机的惯量进行评估,评估结果如图 6 所示。

定义发电机组 i 的评估误差 σ_i 为:

$$\sigma_i = \left| \frac{H_i - H_{i,N}}{H_{i,N}} \right| \times 100\% \quad (25)$$

式中: H_i 为发电机组 i 的惯量评估数据; $H_{i,N}$ 为发电机组 i 的惯量实际值。

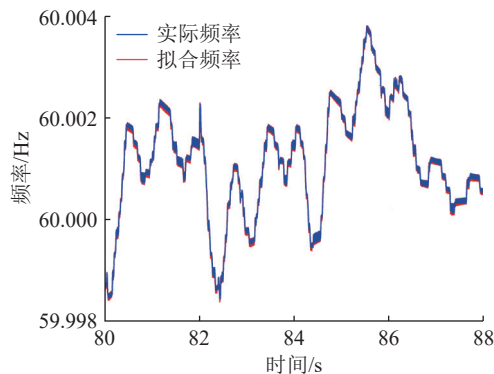


图 5 G30 的频率采集值和拟合值

Fig.5 Acquisition and fitted frequency values of G30

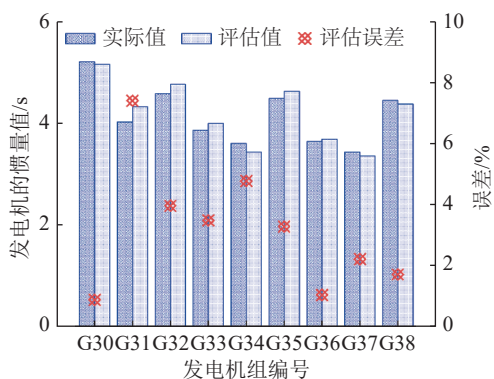


图 6 小扰动下发电机组评估结果

Fig.6 Evaluation results of generator units under small disturbances

可知,利用文中算法能够实现对各发电机组惯量的准确评估,误差总体能够控制在 8% 内,体现了文中算法的有效性。

为进一步验证噪声存在时文中算法的优越性和有效性,开展数据采集信号存在白噪声影响时系统惯量评估结果的仿真验证。在母线 7、10、19、25、29 处设置频率变化量为 1 Hz 的随机小负荷波动。采集各发电机组 8 s 内的功率、频率数据,作为输入、输出数据。为体现噪声的影响,在这 2 组量测数据中增加幅值为测量信号 1.5% 的零均值白噪声以模拟实际测量设备的测量噪声。

表 2 和图 7 为噪声存在时各发电机组惯量评估结果与无噪声情况的误差比较。可以看出,相对于无噪声存在,存在噪声信号的小扰动场景下的评估误差增大,而利用文中所提算法,依然可以将误差总体控制在 12% 以内,保持较好的准确性。由此可见,在含有噪声影响的扰动场景下,文中算法同样能够保证系统惯量估计结果的有效性。

4.2 不同评估算法的效果对比

为验证所提 RLS-VFF-CARMA 算法的优越性,将其与基于 CARMA 的常规递推最小二乘(recursive least squares based on CARMA, RLS-CARMA)算

表 2 含白噪声影响的随机小扰动下发电机组惯量估计结果

Table 2 Inertia estimation results of generator units under random small disturbance with while noise					
发电 机组	实际 值/s	噪声下惯 量估计值/s	噪声下评 估误差/%	无噪声惯 量估计值/s	无噪声评 估误差/%
G30	5.20	5.021 1	3.44	5.120 6	1.53
G31	4.02	3.609 6	10.21	4.307 3	7.21
G32	4.58	4.788 5	4.56	4.778 8	4.34
G33	3.86	4.049 9	4.92	3.946 2	2.23
G34	3.60	3.999 6	11.01	3.366 7	6.48
G35	4.48	4.271 7	4.65	4.675 1	4.35
G36	3.64	4.014 9	10.30	3.350 6	7.97
G37	3.43	3.144 2	8.33	3.354 2	2.21
G38	4.45	4.746 8	6.67	4.303 2	3.30

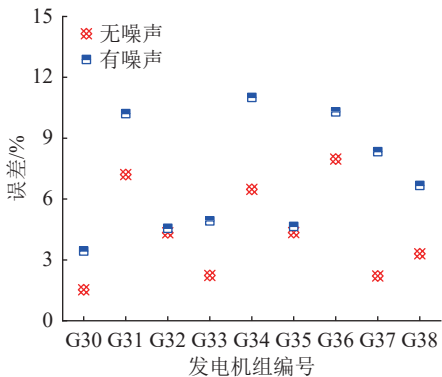


图 7 随机小扰动下含白噪声惯量估计结果

Fig.7 Inertia estimation results under small disturbance with white noise

法、基于 ARMA 的含可变遗忘因子的递推最小二乘(recursive least squares with variable forgetting factor based on ARMA, RLS-VFF-ARMA)算法进行对比分析。其中, ARMA 模型的表达形式为:

$$A(z)y(t)=B(z)u(t)+v(t)$$

(26)

图 8 为不同算法的辨识结果对 G30 输出端频率进行拟合的效果对比。可以看出, RLS-VFF-ARMA 算法拟合出的频率数据相对于实际采集值偏差较大, 而 RLS-VFF-CARMA 与 RLS-CARMA 算法均能够起到较好的拟合效果, 验证了相比于 ARMA 模型, 利用 CARMA 作为辨识模型能够对外部干扰项更精细地建模, 从而具有更好的辨识准确度。

表 3 和图 9 为采用不同算法对各发电机组惯量进行评估得到的结果。可以看出, 基于 RLS-VFF-ARMA 算法的评估误差相对较大, 最大误差达到 20.76%, 且仅有 3 台发电机的惯量评估误差能够小于 5%(G35、G36、G38), 算法的准确性较差。而基于 RLS-CARMA 算法和 RLS-VFF-CARMA 算法的惯量评估结果准确度均有较大提升, 且 RLS-VFF-

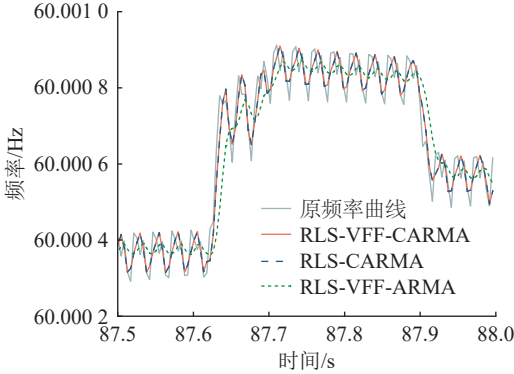


图 8 不同算法的拟合效果对比

Fig.8 Comparison of fitting effects of different algorithms

CARMA 算法具有更好的精度和准确性。可以看出, 利用 RLS-VFF-CARMA 算法进行评估, 所有发电机组的惯量评估结果误差均最小, 明显优于其他算法, 8 台发电机的惯量评估误差小于 5%, 其中 G30 的评估误差最小, 为 0.88%。

表 3 基于不同算法的评估结果

Table 3 Evaluation results based on different algorithms

发电 机组	实际值/s	估计值/s		
		RLS-VFF- CARMA	RLS- CARMA	RLS-VFF- ARMA
G30	5.20	5.120 6	5.090 1	4.855 2
G31	4.02	4.307 3	4.347 7	3.662 4
G32	4.58	4.778 8	4.973 6	4.136 5
G33	3.86	3.946 2	4.108 7	3.358 2
G34	3.60	3.366 7	3.384 1	2.852 5
G35	4.48	4.675 1	4.678 4	4.331 8
G36	3.64	3.350 6	3.685 5	3.591 2
G37	3.43	3.354 2	3.581 6	4.254 3
G38	4.45	4.303 2	4.540 1	4.659 2

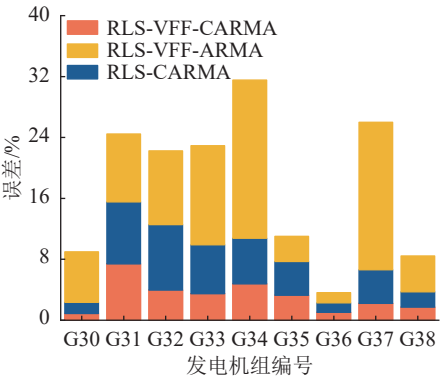


图 9 不同算法的评估误差

Fig.9 Evaluation errors using different algorithms

4.3 参数敏感性分析

以 G30 为例, 针对 RLS-VFF-CARMA 算法, 分析遗忘因子初值 μ_0 、衰减系数 α 和辨识方程阶数等不同关键参数变化对评估结果准确性的影响。

图 10 为遗忘因子初值 μ_0 对惯量评估结果的影响。可以看出, μ_0 减小时,G30 的惯量评估结果增大,并逐渐接近实际值,即评估误差降低。当 μ_0 取值为 1 时,RLS-VFF-CARMA 算法退化为常规的 RLS-CARMA 算法,评估误差最大。因此在利用文中算法进行辨识时,应尽量取较小的遗忘因子初值,仿真结果与理论部分保持一致。

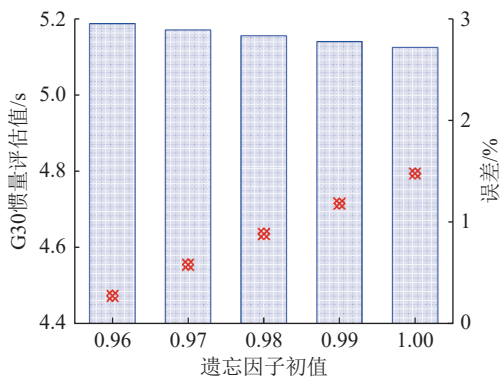


图 10 遗忘因子初值对惯量评估结果的影响
Fig.10 Impact of initial forgetting factor values on inertia evaluation results

图 11 为不同衰减因子 α 对惯量评估结果的影响。可以看出,随着 α 值的增大,惯量评估结果增大且更接近实际值,评估误差减小。因此,利用文中算法进行辨识时,应选取较大的衰减因子以加速迭代更新,从而获取更好的评估结果。

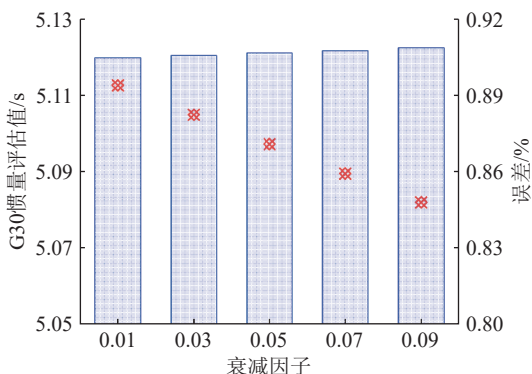


图 11 衰减因子对惯量评估结果的影响
Fig.11 Impact of decay factor on inertia evaluation results

图 12 为 AIC 准则对惯量评估结果的影响,组合 1—组合 4 的 L_{AIC} 值逐渐增大。可以发现,随着 L_{AIC} 值的增大,评估结果误差随之增加,与前述 L_{AIC} 值应尽可能小的结论保持一致,验证了文中算法的正确性。

4.4 新能源场站等效惯量辨识结果

4.1 节—4.3 节通过传统的电力系统算例,验证了文中算法的准确性和可靠性。为验证文中算法对于含虚拟惯量控制的新能源场站的电力系统惯量评估同样适用,基于传统的 10 机 39 节点模型,

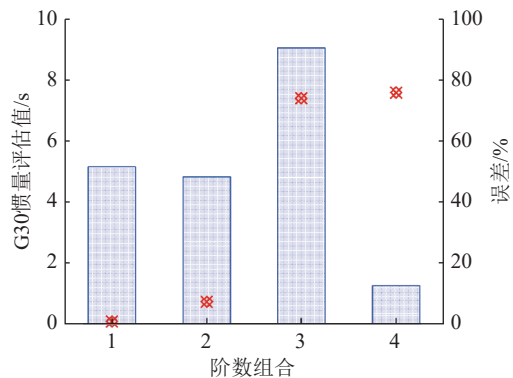


图 12 AIC 定阶对惯量评估的影响
Fig.12 Impact of AIC-based order determination on inertia evaluation results

在母线 9、18、27 分别接入风电机组 W1、W2、W3,在母线 5、24 处分别接入光储单元 PE1、PE2,风机和光储单元均采用类似同步发电机的虚拟惯量控制策略参与频率调节。含高比例新能源的改进算例模型如图 13 所示,新能源渗透率设置为 35%^[36]。

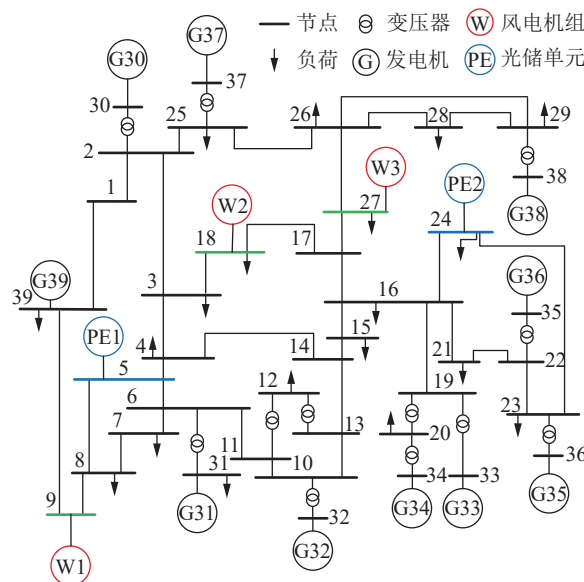


图 13 含高比例新能源的改进算例模型
Fig.13 Improved case study model with a high proportion of new energy sources

同样设置随机小扰动获取频率和功率变化量数据。第 80 s 在母线 15 处切负荷 10% 并持续 20 s,第 81 s 在母线 15 处增加 16.7% 的冲击负荷并持续 60 s。新能源场站的等效惯量的评估流程与同步发电机类似,以 W1 为例,选取考察时间段内 W1 并网母线处的有功扰动量 $\Delta P_e(t)$ 和频率偏移量 $\Delta f(t)$ 作为辨识模型的输入量 $u(t)$ 和输出量 $y(t)$ 。图 14 为风力发电机 W1 在 60 s 内的功率、频率波动。此时风力发电机表现出虚拟惯性响应来抑制小扰动对电力系统的影响,第 80 s 时母线 15 切负荷,W1 有功功率瞬时减少,第 81 s 时母线 15 增加冲击负荷,

W1有功功率瞬时增加。而81 s后的W1功率曲线几乎没有变化。可见新能源的虚拟惯性响应是瞬时的,且随着时间的推移,虚拟惯性响应频率支撑的能力会逐渐衰退。利用文中算法对各新能源场站的等效惯量进行评估。同时,为验证噪声对新能源场站的影响,在量测数据中增加幅值为测量信号1.5%的零均值白噪声以模拟实际测量设备的量测噪声。有、无噪声下新能源场站的等效惯量评估值如表4和图15所示。由表4和图15可知,相对于无噪声情况,存在噪声信号的小扰动场景下的新能源场站等效惯量评估误差较大。由于文中算法是一个基于数据驱动的方法,因此量测数据噪声给新能源场站等效惯量评估带来的误差不可忽视。

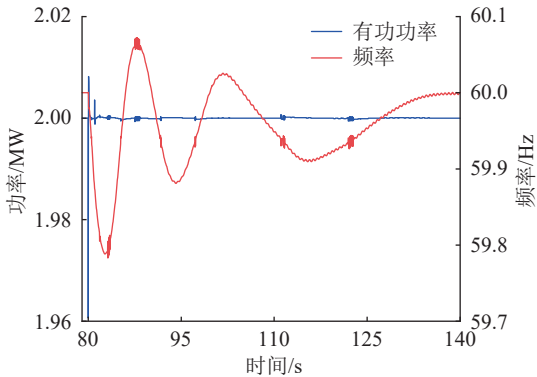


图 14 W1 的功率和频率波动
Fig.14 Power and frequency fluctuation of W1

表 4 含白噪声影响的新能源场站等效惯量评估结果
Table 4 Equivalent inertia evaluation results for the new energy power station with white noise

新能源场站	实际值/s	噪声下惯量估计值/s	噪声下评估误差/%	无噪声惯量估计值/s	无噪声评估误差/%
W1	4.61	3.769 6	15.83	4.291 9	6.90
W2	4.89	4.150 6	17.55	4.358 5	10.87
W3	4.23	3.560 4	12.16	3.875 9	8.37
PE1	3.17	2.613 7	18.23	2.845 1	10.25
PE2	3.55	3.118 3	15.12	3.215 9	9.41

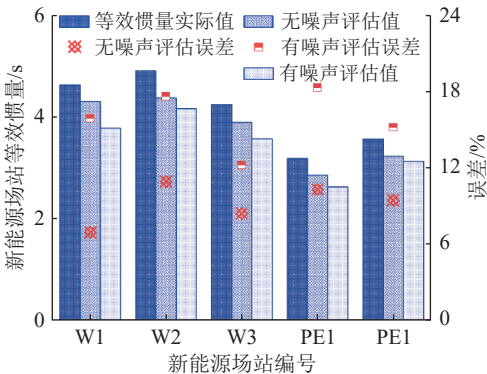


图 15 含白噪声下新能源场站等效惯量的评估结果
Fig.15 Evaluation results of the equivalent inertia of new energy power stations with white noise

为进一步验证文中算法的有效性和适应性,通过改变新能源容量,将系统的新能源渗透率分别设置为20%、35%、50%,同时设置同样的小扰动获取频率和功率变化量数据。图16为考察时间段内不同新能源渗透率下电力系统频率的变化情况。可知,相同小扰动下,新能源渗透率越高,电力系统频率支撑能力越差,系统频率最大波动幅度越大,恢复到稳态的能力越差。

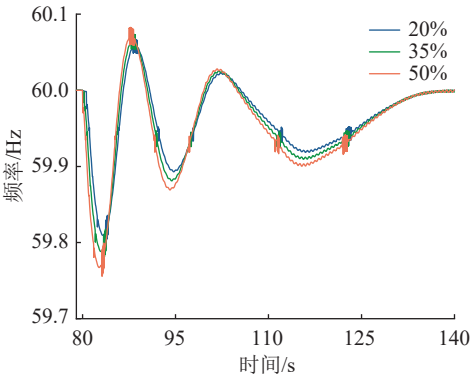


图 16 不同新能源渗透率下电力系统频率
Fig.16 Power system frequency under different new energy penetration levels

利用文中算法对各新能源场站的等效惯量进行评估,评估结果如表5和图17所示。

表 5 不同渗透率下新能源场站等效惯量评估结果
Table 5 Evaluation results of equivalent inertia of new energy power stations with different penetration rates

新能源场站	实际值/s	估计值/s		
		渗透率20%	渗透率35%	渗透率50%
W1	4.61	4.282 7	4.137 5	3.794 5
W2	4.89	4.732 1	4.429 9	4.427 4
W3	4.23	3.952 9	3.938 1	3.716 1
PE1	3.17	3.014 0	2.825 4	2.427 6
PE2	3.55	3.366 8	3.252 9	3.111 6

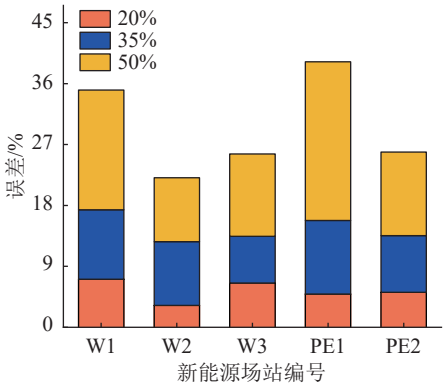


图 17 不同渗透率下新能源场站等效惯量评估误差
Fig.17 Evaluation errors of equivalent inertia of new energy power stations with different penetrations rates

可知,随着新能源渗透率的增加,新能源场站的等效惯量评估值不断减小,等效惯量评估误差则不断增大。因此,随着新能源占比的提高,电力系统全网惯量不断减小,电网抵抗扰动的能力会不断下降。算例结果证明了文中算法在高比例新能源场景下对系统惯量水平进行评估的适用性。

5 结论

文中基于 CARMA 和含可变遗忘因子的递推最小二乘法,实现对高比例新能源电力系统惯量水平的有效评估,主要结论如下。

(1) 提出基于指数衰减型可变遗忘因子的改进递推最小二乘算法,通过增强算法对量测数据动态变化的跟踪能力解决数据饱和问题,同时利用 AIC 准则定阶,改善模型的过拟合问题。

(2) 在有功-频率小扰动场景下,当实际测量数据存在噪声信号时,所提算法依然可以得到准确的系统惯量评估值,体现了所提算法在实际工程中的普适性。在实际应用中,可以根据运行工况和数据噪声水平,调整算法中的遗忘因子初值和衰减因子,以加速迭代更新,从而获取更好的评估结果。

(3) 新能源场站的惯量评估误差受新能源渗透率、量测数据噪声的影响,而所提算法的抗噪声能力可以为高比例新能源渗透下电力系统惯量的在线评估以及频率安全稳定分析控制提供理论依据和方法支撑。

参考文献:

- [1] 王宝财,孙华东,李文锋,等.考虑动态频率约束的电力系统最小惯量评估[J].中国电机工程学报,2022,42(1):114-127.
WANG Baocai, SUN Huadong, LI Wenfeng, et al. Minimum inertia estimation of power system considering dynamic frequency constraints[J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42(1): 114-127.
- [2] 文云峰,杨伟峰,汪荣华,等.构建100%可再生能源电力系统述评与展望[J].中国电机工程学报,2020,40(6):1843-1856.
WEN Yunfeng, YANG Weifeng, WANG Ronghua, et al. Review and prospect of toward 100% renewable energy power systems[J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(6): 1843-1856.
- [3] 罗莎莎,郭经韬,蔡颖倩,等.面向碳中和的广东省电源结构转型分析[J].南方能源建设,2024,11(4):102-110.
LUO Shasha, GUO Jingtao, CAI Yingqian, et al. Analysis on power supply structure transformation towards carbon neutrality in Guangdong[J]. Southern Energy Construction, 2024, 11(4): 102-110.
- [4] 刘泽洪,孟婧,张瑾轩,等.电-氢-碳耦合促进新能源基地开发模式研究[J].全球能源互联网,2024,7(5):473-491.
LIU Zehong, MENG Jing, ZHANG Jinxuan, et al. Research on the development model of new energy bases based on the electricity-hydrogen-carbon synergy[J]. Journal of Global Energy Interconnection, 2024, 7(5): 473-491.
- [5] 卓振宇,张宁,谢小荣,等.高比例可再生能源电力系统关键技术及发展挑战[J].电力系统自动化,2021,45(9):171-191.
ZHUO Zhenyu, ZHANG Ning, XIE Xiaorong, et al. Key technologies and developing challenges of power system with high proportion of renewable energy[J]. Automation of Electric Power Systems, 2021, 45(9): 171-191.
- [6] 李璐,张泽端,毕贵红,等.“双碳”目标下基于系统动力学的发电行业碳减排政策研究[J].电力系统保护与控制,2024,52(12):69-81.
LI Lu, ZHANG Zeduan, BI Guihong, et al. Carbon emission reduction policy in the power generation sector based on system dynamics with "dual carbon" targets[J]. Power System Protection and Control, 2024, 52(12): 69-81.
- [7] 陈倩,朱婵霞,奚巍民,等.基于国际对标的风光新能源发电市场政策机制思考[J].电力建设,2024,45(6):120-129.
CHEN Qian, ZHU Chanxia, XI Weimin, et al. Policy mechanism thinking for new energy power generation market based on international benchmarking[J]. Electric Power Construction, 2024, 45(6): 120-129.
- [8] 孙浩男,杜鹏,刘念,等.大规模风光储场站功率跟踪优化控制实时仿真[J].电力建设,2024,45(8):62-74.
SUN Haonan, DU Peng, LIU Nian, et al. Real-time simulation of optimal power tracking control for large-scale wind-photovoltaic-storage power station clusters[J]. Electric Power Construction, 2024, 45(8): 62-74.
- [9] WANG T, JIN M X, LI Y D, et al. Adaptive damping control scheme for wind grid-connected power systems with virtual inertia control[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2022, 37(5): 3902-3912.
- [10] 张礼浩,刘翔宇,顾雪平,等.新型电力系统频率安全稳定研究综述及展望[J].浙江电力,2024,43(10):12-26.
ZHANG Lihao, LIU Xiangyu, GU Xueping, et al. Review and prospects of frequency security and stability research in new-type power systems[J]. Zhejiang Electric Power, 2024, 43(10): 12-26.
- [11] 马骏超,陆承宇,王晨旭,等.新型电力系统惯量特性及其实时感知技术[J].浙江电力,2024,43(2):1-12.
MA Junchao, LU Chengyu, WANG Chenxu, et al. Inertia characteristics and the real-time sensing technology of new-type power systems[J]. Zhejiang Electric Power, 2024, 43(2): 1-12.
- [12] 杨黎,兰怡希,林玲,等.风储系统中储能虚拟惯量评估与频率支撑技术[J].浙江电力,2024,43(6):52-60.
YANG Li, LAN Yixi, LIN Ling, et al. A virtual inertia assessment and frequency support technology for wind-storage power generation system[J]. Zhejiang Electric Power, 2024, 43(6): 52-60.
- [13] 王国春,董昱,许涛,等.巴西“8.15”大停电事故分析及启示[J].中国电机工程学报,2023,43(24):9461-9470.
WANG Guochun, DONG Yu, XU Tao, et al. Analysis and

- lessons of Brazil blackout event on August 15, 2023[J]. Proceedings of the CSEE, 2023, 43(24): 9461-9470.
- [14] 方勇杰. 英国“8·9”停电事故对频率稳定控制技术的启示[J]. 电力系统自动化, 2019, 43(24): 1-5.
- FANG Yongjie. Reflections on frequency stability control technology based on the blackout event of 9 August 2019 in UK[J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(24): 1-5.
- [15] 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.
- [16] 秦昊. 基于准稳态数据的电力系统惯量评估方法研究[D]. 济南: 山东大学, 2023.
- QIN Hao. Research on inertia estimation methods for power systems based on quasi-steady state data[D]. Jinan: Shandong University, 2023.
- [17] 黄思维, 张俊勃, 曾繁宏. 适用于电力系统惯性秒级追踪的高效在线算法[J]. 高电压技术, 2021, 47(10): 3519-3527.
- HUANG Siwei, ZHANG Junbo, ZENG Fanhong. Efficient online algorithm for fast inertia tracking of power system[J]. High Voltage Engineering, 2021, 47(10): 3519-3527.
- [18] RATHNAYAKE D B, RAZZAGHI R, BAHRANI B. Generalized virtual synchronous generator control design for renewable power systems[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2022, 13(2): 1021-1036.
- [19] KERDPHOL T, WATANABE M, NISHIKAWA R, et al. Inertia estimation of the 60 Hz Japanese power system from synchrophasor measurements[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2023, 38(1): 753-766.
- [20] 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.
- [21] 曹斌, 原帅, 刘家豪, 等. 考虑频率动态响应实时分区的电力系统惯量在线评估方法[J]. 电网技术, 2023, 47(3): 930-941.
- CAO Bin, YUAN Shuai, LIU Jiahao, et al. Power system online inertia estimation considering real-time clustering of frequency dynamic response[J]. Power System Technology, 2023, 47(3): 930-941.
- [22] 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.
- [23] 刘道伟, 张东霞, 孙华东, 等. 时空大数据环境下的大电网稳定态势量化评估与自适应防控体系构建[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(2): 268-276.
- LIU Daowei, ZHANG Dongxia, SUN Huadong, et al. Construction of stability situation quantitative assessment and adaptive control system for large-scale power grid in the spatio-temporal big data environment[J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(2): 268-276.
- [24] 贾焦心, 杨添淇, 颜湘武, 等. 电力电子并网装备等效惯量评估研究进展[J]. 电力自动化设备, 2023, 43(9): 3-10.
- JIA Jiaoxin, YANG Tianqi, YAN Xiangwu, et al. Research progress on equivalent inertia estimation of grid-connected power electronic devices[J]. Electric Power Automation Equipment, 2023, 43(9): 3-10.
- [25] 韩如磊, 樊子铭, 王粟, 等. 新型电力系统惯量支撑和调频响应特性典型建模综述[J]. 电工电能新技术, 2023, 42(11): 67-83.
- HAN Rulei, FAN Ziming, WANG Su, et al. Review of typical modeling for inertial support and frequency regulation response characteristics of new-type power system[J]. Advanced Technology of Electrical Engineering and Energy, 2023, 42(11): 67-83.
- [26] TAN B D, ZHAO J B, NETTO M, et al. Power system inertia estimation: review of methods and the impacts of converter-interfaced generations[J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2022, 134: 107362.
- [27] ARAGON D A, UNAMUNO E, DE MURO A G, et al. Second-order filter-based inertia emulation (SOFIE) for low inertia power systems[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2024, 39(1): 530-541.
- [28] PALMA-BEHNKE R, VALENCIA F, VEGA-HERRERA J, et al. Synthetic time series generation model for analysis of power system operation and expansion with high renewable energy penetration[J]. Journal of Modern Power Systems and Clean Energy, 2021, 9(4): 849-858.
- [29] 徐波, 章林炜, 俞向栋, 等. 基于系统辨识的电力系统惯量在线评估改进方法[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(18): 62-69.
- XU Bo, ZHANG Linwei, YU Xiangdong, et al. An improved method of power system inertia online estimation based on system identification[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(18): 62-69.
- [30] REZKALLA M, PERTL M, MARINELLI M. Electric power system inertia: requirements, challenges and solutions[J]. Electrical Engineering, 2018, 100(4): 2677-2693.
- [31] BROSCHE A, HANKE S, WALLSCHEID O, et al. Data-driven recursive least squares estimation for model predictive current control of permanent magnet synchronous motors[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2021, 36(2): 2179-2190.
- [32] 陈涵, 郝瑞祥, 刘颖英, 等. 基于改进 RLS 算法的时变幂函数负荷模型参数辨识[J]. 高电压技术, 2020, 46(7): 2380-2388.
- CHEN Han, HAO Ruixiang, LIU Yingying, et al. Parameter identification of time-varying exponential load model based on improved RLS algorithm[J]. High Voltage Engineering, 2020, 46(7): 2380-2388.
- [33] 李世春, 宋秋爽, 薛臻瑶, 等. 含风电虚拟惯性响应的新能源电力系统惯量估计[J]. 电力工程技术, 2023, 42(2): 84-93.
- LI Shichun, SONG Qiushuang, XUE Zhenyao, et al. Inertia estimation of new energy power system with virtual inertia

- response of wind power[J]. Electric Power Engineering Technology, 2023, 42(2): 84-93.
- [34] 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.
- [35] PEREIRA S, REYNDERS E, MAGALHÃES F, et al. The role of modal parameters uncertainty estimation in automated modal identification, modal tracking and data normalization[J]. Engineering Structures, 2020, 224: 111208.
- [36] 张剑云, 李明节. 新能源高渗透的电力系统频率特性分析[J]. 中国电机工程学报, 2020, 40(11): 3498-3507.

ZHANG Jianyun, LI Mingjie. Analysis of the frequency characteristic of the power systems highly penetrated by new energy generation[J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(11): 3498-3507.

作者简介:



周茂一

周茂一(2003), 男, 硕士在读, 研究方向为新能源电力系统主动惯量支撑(E-mail: 470919009@qq.com);

黄婷钰(2003), 女, 硕士在读, 研究方向为新能源发电建模与优化;

刘子文(1991), 男, 博士, 副教授, 研究方向为高比例新能源电力系统主动支撑技术等。

Evaluation of power system inertia based on recursive least squares with variable forgetting factors

ZHOU Maoyi¹, HUANG Tingyu², LIU Ziwen¹, DANG Ziyang², XU Yunhao¹, NIU Ziyang¹

(1. School of Electrical and Power Engineering, Hohai University, Nanjing 211100, China;

2. College of Renewable Energy, Hohai University, Nanjing 211100, China)

Abstract: With the integration of large-scale renewable energy and the increased electrification of power systems, issues related to the weakening of power system stability due to insufficient inertia levels have become frequent in recent years. Consequently, the inertia levels evaluating of high-renewable-energy power systems is crucial for developing effective inertia enhancement strategies and ensuring the safe and stable operation of the power system. A method for power system inertia evaluating based on a recursive least squares algorithm with variable forgetting factor is proposed. Firstly, a controlled autoregressive moving average (CARMA) model, incorporating Gaussian white noise, is developed to evaluate the inertia of the power system. The Akaike Information criterion (AIC) is used to determine the appropriate model order, addressing the issue of model overfitting. Then, an improved recursive least squares algorithm with an exponentially decaying variable forgetting factor is proposed to enhance the algorithm's ability to track dynamic changes in the measured data, thereby resolving data saturation issues and improving the accuracy of inertia evaluations. Finally, the effectiveness and superiority of the proposed method are verified through the case study.

Keywords: grid inertia estimation; system identification; controlled autoregressive moving average (CARMA) model; Akaike information criterion (AIC); variable forgetting factor; recursive least squares

(编辑 方晶)