

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.211740

考虑厂用旋转负荷贡献的发电厂惯量修正估计

李世春^{1,2}, 黄森焰^{1,2,3}, 李惠子^{1,2}, 罗颖^{1,2}, 田冰杰^{1,2}

(1. 三峡大学电气与新能源学院, 湖北 宜昌 443002; 2. 梯级水电站运行与控制湖北省重点实验室(三峡大学), 湖北 宜昌 443002; 3. 国网湖南省电力有限公司怀化供电分公司, 湖南 怀化 418000)

摘要: 在传统的电网惯量和频率稳定评估中, 忽略了发电厂内部异步电动机负荷的惯量贡献, 可能导致评估结果产生偏差。基于此, 研究了常态下、考虑旋转负荷贡献的发电厂惯量修正估计方法。将发电厂及内部电动机负荷等效为一个整体, 利用出口母线的有功/频率常态化小扰动数据估计发电厂等效惯量。针对发电厂等效惯量为时变参数的特点, 提出应用受控自回归模型和基于可变遗忘因子的递推最小二乘辨识算法估计惯量参数。算例验证结果表明: 所提出的辨识模型精度较高, 能适应小扰动输入/输出数据的参数辨识。考虑电动机旋转负荷的惯量贡献时, 发电厂等效惯量和系统等效惯量均存在差异, 并具有时变特性, 获得的修正惯量能更客观地评估发电厂惯量和系统惯量。

关键词: 发电厂等效惯量; 电动机旋转负荷; 时变参数辨识; 受控自回归模型; 递推最小二乘算法; 可变遗忘因子

Correction estimation of the inertia of a power plant considering the contribution of rotating load

LI Shichun^{1,2}, HUANG Senyan^{1,2,3}, LI Huizi^{1,2}, LUO Ying^{1,2}, TIAN Bingjie^{1,2}

(1. School of Electrical and New Energy, China Three Gorges University, Yichang 443002, China; 2. Hubei Provincial Key Laboratory of Cascade Hydropower Station Operation and Control (China Three Gorges University), Yichang 443002, China; 3. Huaihua Power Supply Branch of State Grid Hunan Electric Power Co., Ltd., Huaihua 418000, China)

Abstract: In traditional grid inertia and frequency stability evaluation, the inertia contribution of the asynchronous motor load in the power plant is ignored. This may lead to deviations in the evaluation results. Given this, a method for estimating the inertia correction of power plants under normal conditions and considering the contribution of rotating load is studied. The power plant and the internal motor load are equivalent to a whole, and the equivalent inertia of the power plant is estimated by using the active/frequency normalized small disturbance data of the export bus. Noting the characteristic that the equivalent inertia of the power plant is a fast time-varying parameter, a controlled autoregressive model and a recursive least squares identification algorithm based on a variable forgetting factor are proposed to estimate the inertia parameters. The verification results of a test system show that the proposed identification model has high accuracy and can adapt to the parameter identification of small disturbance input/output data. When considering the inertia contribution of the rotating load, there are differences between the equivalent inertia of the power plant and the equivalent inertia of the system. Also they have time-varying characteristics, and the obtained modified inertia can more objectively evaluate the inertia of the power plant and the system inertia.

This work is supported by the National Natural Science Foundation of China (No. 51907104).

Key words: power plant equivalent inertia; motor rotating load; time-varying parameter identification; controlled autoregressive model; recursive least square algorithm; variable forgetting factor

0 引言

随着国家碳中和、碳达峰能源政策的持续推进,

风电、光伏等新能源将以更高渗透率接入电网, 会进一步挤占常规电厂的并网占比。在此背景下, 常规电厂作为支撑电网动态频率稳定的重要主体, 精确评估其惯量水平显得愈加重要^[1-3]。然而, 在目前关于发电厂惯量相关研究中, 大多只考虑同步发电机组的惯量, 而认为厂用电动机旋转负荷的容量相

对较小,常忽略其旋转动能和惯量贡献,会影响电网惯量及频率稳定评估的客观真实性。

实际上,在常规发电厂中,凝汽式火力发电厂的厂用电率约为5%~8%,热电厂为8%~10%,其中旋转负荷又占据厂用电负荷的60%~70%^[4-6]。另一方面,已有研究证明,异步电动机也具有显著的惯性响应特性。文献[7]分析了异步电动机的惯性响应产生机理和特征,指出其有效惯量受转子转速和转差率影响而具有时变特性。文献[8]首次对电网中各类电动机负荷的惯量进行了评估,论证了发电厂中异步电动机负荷群具有明显的惯性响应特性,但该文仅基于离散的频率事件及其数据对旋转负荷的有效惯量进行了粗略估算,未获得连续、精确的惯量估计结果。综上所述,可知发电厂异步电动机负荷约占其总出力的5%左右,且具有时变惯量特性,但其惯量贡献目前被忽略,这可能会“低估”全网实际等效惯量大小。

为评估电网受到扰动时的频率支撑能力,帮助运行人员及时做出预判和预决策,避免严重频率事故的发生,需对发电厂及全网进行惯量估计。针对这一问题,当前国内外学者已开展过大量相关研究。文献[9-11]基于扰动后类噪声数据采用系统辨识模型对发电机组惯量进行辨识,获得了较为精确的电网惯量估计结果。文献[12]使用PMU测量电网母线上的功率-频率数据,采用微扰法对同步机进行惯量的闭环辨识。文献[13]将同步机惯量建模成按非高斯模型分布的周期分量和随机噪声之和,提出一种卡尔曼滤波的惯量估计方法。文献[14]提出一种电网正常运行状态下的子空间辨识算法,实时获得同步发电机的惯量并能较快地进行惯量更新。上述研究对全网惯量进行评估时,主要关注发电厂内同步机惯量,忽视了厂内具有时变特性的异步电机惯量。当考虑厂内电动机负荷的惯性响应作用时,由于异步电机负荷群的惯量时变特征,使发电厂等效惯量同为时变参数。因此,上述基于恒定参数的辨识方法不再适用,研究考虑旋转负荷贡献的发电厂惯量时,须寻求时变参数的辨识方法。

关于时变参数的辨识算法主要有矩形窗法、卡尔曼滤波法及多新息辨识类算法等^[15],这些研究主要基于标准算例,单纯对算法计算精度进行改进,取得了令人满意的效果,但缺乏基本的电力工程应用背景。例如,文献[16]研究了电网负荷模型参数辨识问题,建立了时变幂函数负荷模型,采用基于三阶累积量的改进递推最小二乘算法求解,较好地跟踪了参数变化,但其模型时变参数的时间尺度较慢,无法直接推广至异步电动机惯量的较快时变特

征辨识中。文献[17-19]采用多新息递推算法对双馈电机和同步电机物理结构参数进行辨识,提高了辨识收敛速度,也获得了较精确的参数结果。但这些物理参数属于恒定参数,该研究实际未涉及时变参数的辨识过程。

综上所述,当前关于发电厂惯量估计的研究忽略了厂用旋转负荷的惯量贡献,尚未探讨计及厂用旋转负荷作用的发电厂惯量估计问题,而对模型中时变参数的研究也大多脱离电力工业应用背景。鉴于此,本文研究考虑旋转负荷贡献的发电厂惯量修正估计方法,有望获得常态下连续的、更精确的发电厂等效惯量,从而为调度提供更精细化的电网惯量数据,为评估系统频率动态稳定性提供更客观的理论基础。

1 含旋转负荷的发电厂等效惯量分析及求解

1.1 含旋转负荷的发电厂等效惯量分析

根据定义^[20-21],同步发电机组的惯性时间常数 H 可表示为

$$H = \frac{\frac{1}{2}J\omega_r^2}{S_r} \quad (1)$$

式中: J 为发电机组转动惯量; ω_r 为额定转速; S_r 为额定容量。当发电厂内包含 n 台机组时,则其等效惯量 H_p 可表示为

$$H_p = \frac{E_p}{S_p} = \frac{\sum_{i=1}^n H_{\text{gen},i} S_{\text{gen},i}}{\sum_{i=1}^n S_{\text{gen},i}} \quad (2)$$

式(2)表示仅考虑同步发电机组惯性响应作用的发电厂等效惯量;其中 E_p 、 S_p 为发电机组额定转速下总动能和额定容量; $H_{\text{gen},i}$ 、 $S_{\text{gen},i}$ 分别为第 i 台同步发电机的惯量、额定容量。

发电厂辅机系统接入大量异步电动机负荷,当频率发生扰动时,这部分旋转负荷会释放其转子上储存的动能,向电网提供惯性响应。根据文献[5],此时异步电动机负荷的惯量贡献效果通过异步电动机总动能除以发电机组的总容量体现出来,正是由于异步电动机的这一惯量贡献形式,其本身容量不予考虑。因此,若考虑发电厂内部旋转负荷的惯性响应时,应将式(2)表示为^[5]

$$H_p = \frac{E_p}{S_p} = \frac{\sum_{i=1}^n H_{\text{gen},i} S_{\text{gen},i} + E_{\text{load}\Sigma}}{\sum_{i=1}^n S_{\text{gen},i}} \quad (3)$$

式中, $E_{load\Sigma}$ 表示发电厂内部旋转负荷总的惯性响应动能。

1.2 发电厂等值转子运动方程及等效惯量辨识

图 1 表示了包含 n 台发电机组和厂内异步电动机旋转负荷的发电厂拓扑结构。

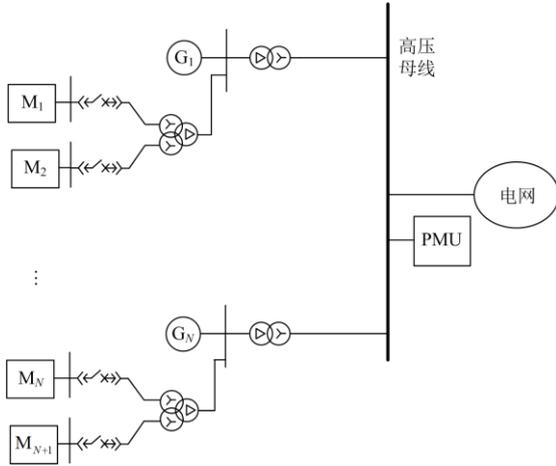


图 1 发电厂拓扑结构示意图

Fig. 1 Schematic diagram of power plant topology

当系统发生扰动时, 厂内异步电动机群会向主网馈送/吸收动能和电磁功率, 该变化的电磁功率可通过发电厂出口处电源管理单元(Power Management Unit, PMU)量测到, 并反映出厂内异步电动机群的惯量动态效应。因此, 虽然大多数厂用电负荷通过电动机负载消耗掉, 但对应其惯性响应的反馈电磁功率和能量却可通过 PMU 量测, 并用于辨识计算发电厂等效修正惯量。此时可将高压(或机端)母线往下元件作为整体, 若测得母线电压角频率为 ω_B , 发电厂等效阻尼为 D , 则可得到发电厂等值转子运动方程^[22]为

$$2H_p \frac{d\omega_B}{dt} = \Delta P_{m\Sigma} - \Delta P_{e\Sigma} - D\Delta\omega_B \quad (4)$$

式中, $\Delta P_{m\Sigma}$ 、 $\Delta P_{e\Sigma}$ 分别为发电厂等效机械功率增量和电磁功率增量。对式(4)进行拉普拉斯变换可得传递函数模型为

$$G(s) = \frac{\Delta\omega_B(s)}{\Delta P_B(s)} = -\frac{1/2H_p}{s + D/2H_p} \quad (5)$$

式中: $\Delta\omega_B(s)$ 为母线角频率增量的频域形式; $\Delta P_B(s)$ 为母线上功率增量频域形式, 取流出为正方向, 通过对式(4)中 $\Delta P_{m\Sigma} - \Delta P_{e\Sigma}$ 之差进行拉普拉斯变换得到。

当发生类噪声小扰动时, 发电厂等效频率响应仅包含惯性响应的动态过程^[23], $\Delta P_{m\Sigma} = 0$, 进一步将式(5)转化为时域表达式, 如式(6)所示。

$$g(t) = -\frac{1}{2H_p} \exp\left(-\frac{D}{2H_p}t\right) \quad (6)$$

式中: $g(t)$ 为传递函数式(5)对应的时域解; t 为时间。由式(6)可知, $g(t)$ 按指数规律衰减, 其幅值为 $2H_p$ 的负倒数, 若能求得 $g(t)$ 的初始幅值, 即可求解出发电厂等效惯量 H_p 。

当发生大扰动时, 发电厂等效频率响应包含惯性和一次调频的动态过程, 一次调频响应可由传递函数表示, 而由文献[10]针对大扰动下的发电机组惯量求解式可知, 发电厂惯量仍可通过求解模型的初始冲激响应来获得, 并且数值上也等于 2 倍惯量的负倒数。因此, 可以利用发电厂出口处“有功-频率”扰动数据对连续传递函数模型中的参数进行辨识, 再做拉普拉斯反变换来获取其冲激响应, 即为 $g(t)$ 初始时刻的响应值, 从而估计出 H_p 。

需要说明的是, 负荷波动使系统发生频率扰动时, 传输到异步电机的有功功率 P_e 增加或减小, 影响了异步电机的运行工作点, 初始功率和初始转差率发生变化。通过建立异步电动机有功功率-电网角频率受扰系统的频率响应模型, 并求解异步电动机等效惯量的传递函数表达式发现, 该等效惯量的传递函数拉氏反变换时域解具有时变特性^[7], 这使发电厂等效惯量 H_p 也同为时变参数。鉴于此, 在估计 H_p 时, 须寻求适用于时变参数的辨识模型和算法。

2 发电厂等效惯量估计

为获得发电厂等效惯量精确估计结果, 须研究数据获取和预处理、辨识模型建立、辨识算法求解和发电厂惯量计算多个过程, 以下分别进行论述。

2.1 数据获取和预处理

由于所测量的类噪声数据存在噪声污染, 在建立辨识模型和研究辨识求解算法前, 需要对获取的数据信息进行预处理, 以提高识别效率和辨识精确性^[24]。文中数据预处理主要包括以下过程:

- 1) 使用巴特沃斯低通滤波器对原始数据滤波, 滤除随机扰动下的噪声数据;
- 2) 将 1) 处理后的数据信息转换成标么值;
- 3) 将数据信息与均值作差, 作为辨识模型的输入/输出变化量信息。

2.2 辨识模型及阶次的选择

根据研究方法的不同, 参数辨识模型可分为输入/输出模型和状态空间模型两大类。其中, 输入/输出模型主要描述系统的外部特性, 状态空间模型则深入到系统的内部情况, 可对系统内部结构及物理参数进行辨识^[15]。文中将发电厂作为整体, 对其

等效惯量进行估计,并不关注发电厂内部结构和物理参数。此外,相比于状态空间模型,输入/输出模型更能适应时变参数的寻优辨识。因此,选择输入/输出模型类中的受控自回归模型(Controll Auto Regressive model, CAR 模型)来辨识发电厂等效惯量。

CAR模型可表示为

$$A(z)y(t) = z^{-d}B(z)u(t) + \xi(t) \quad (7)$$

式中: $u(t)$ 和 $y(t)$ 分别表示系统的输入和输出; t 为采样时刻; $d(d \geq 0)$ 为纯延时,一般取0或1; $\xi(t)$ 为随机扰动; z^{-1} 为单位后移算子 ($z^{-1}y(t) = y(t-1)$); $A(z)$ 、 $B(z)$ 为单位后移算子多项式,其展开式分别为

$$\begin{cases} A(z) = 1 + a_1z^{-1} + a_2z^{-2} + \dots + a_nz^{-n} \\ B(z) = b_0 + b_1z^{-1} + b_2z^{-2} + \dots + b_nz^{-n} \end{cases} \quad (8)$$

n_a 、 n_b 分别为 $A(z)$ 、 $B(z)$ 的阶次,多项式系数 a_n 、 b_n 为须辨识的未知参数。对应式(7)的CAR模型结构如图2所示。

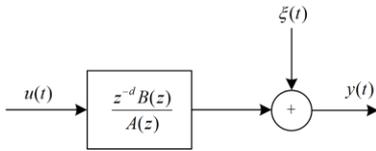


图2 CAR 模型结构

Fig. 2 CAR model structure

CAR 模型为离散系统参数模型,其对应的离散传递函数为

$$G(z) = \frac{z^{-d}B(z)}{A(z)} \quad (9)$$

由于电网惯量参数系统为连续系统,可应用Tustin 变换法将式(9)转化为连续传递函数,具体可通过 Matlab 中 d2c 函数实现。转换为连续传递函数后的形式为

$$G(s) = \frac{k_0s^n + k_1s^{n-1} + \dots + k_n}{s^n + l_0s^{n-1} + \dots + l_{n-1}}, \quad d = 0, 1 \quad (10)$$

式中: k_0, \dots, k_n 、 l_0, \dots, l_{n-1} 为连续传递函数模型中的待定系数; s 为拉普拉斯算子。

模型参数在辨识时须事先选定式(8)中 $A(z)$ 、 $B(z)$ 的阶次 n_a 和 n_b , 从而使模型结构产生的误差最小。可使用损失函数检验法来确定模型阶次,损失函数为残差平方和 $J(n)$, 表示为

$$J(n) = \sum_{t=n+1}^{n+N} E^2(t) = \sum_{t=n+1}^{n+N} [y(t) - \hat{y}(t)]^2 \quad (11)$$

式中, $\hat{y}(t)$ 是由辨识模型获得的估计值。在实际应

用时,首先确定一个低阶阶次,求出估计值 $\hat{y}(t)$, 计算相应的 $J(n)$, 随后阶次渐增进行新的辨识计算。当 $J(n)$ 和 $J(n+1)$ 没有明显差异时, n 就被认为是比较接近模型的真实阶次,从而辨识出模型的参数。

2.3 辨识算法

上述CAR模型传递函数参数是未知的,需要选取合适的辨识算法来求解。此外,由于发电厂等效惯量 H_p 为时变参数,这使式(10)中对应的传递函数系数 k_0, \dots, k_n 、 l_0, \dots, l_{n-1} 同属时变参数。鉴于此,文中提出采用基于可变遗忘因子的时变递推最小二乘算法(Varying Forgetting Factor Recursive Least Square, VFF-RLS)来对模型参数进行辨识。

VFF-RLS基于恒定遗忘因子递推最小二乘法(Forgetting Factor Recursive Least Square, FF-RLS)衍生而来,以下先简述其实现原理^[25]。

2.3.1 基于恒定遗忘因子递推最小二乘法

对CAR模型进行辨识时,先将式(7)转化为算法能实现的最小二乘格式:

$$y(t) = \mathbf{h}^T(t) \times \boldsymbol{\theta} + \xi(t) \quad (12)$$

其中

$$\begin{cases} \mathbf{h}^T(t) = [-y(t-1), \dots, y(t-n), u(t-1), \dots, u(t-m)] \\ \boldsymbol{\theta} = [a_1, \dots, a_n, b_1, \dots, b_m]^T \end{cases} \quad (13)$$

式中: $\mathbf{h}(t)$ 是由系统频率/功率数据构成的回归信息向量; $\boldsymbol{\theta}$ 为待辨识的参数向量。根据最小二乘辨识原理,定义遗忘因子准则函数 J 作为代价函数,以代价函数取极小值作为目标函数计算,如式(14)。

$$J(\boldsymbol{\theta}) = \sum_{j=1}^t \left[\lambda^{t-j} [y(j) - \mathbf{h}^T(j)\boldsymbol{\theta}]^2 \right] = \quad (14)$$

$$(\mathbf{Y}_t - \mathbf{H}_t\boldsymbol{\theta})^T \mathbf{W}_t (\mathbf{Y}_t - \mathbf{H}_t\boldsymbol{\theta})$$

式中: $\mathbf{W}_t = \text{diag}[1, \lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_{t-1}]$ 为遗忘因子对角阵; $\mathbf{Y}_t := [y(1) \ y(2) \ \dots \ y(t)]^T$; $\mathbf{H}_t := [\mathbf{h}^T(1) \ \mathbf{h}^T(2) \ \dots \ \mathbf{h}^T(t)]^T$; λ 为遗忘因子,一般在0.92~0.99之间,设 $\boldsymbol{\theta} = \hat{\boldsymbol{\theta}}$ 时, $\min J(\boldsymbol{\theta}) = J(\hat{\boldsymbol{\theta}})$, 令 $J(\boldsymbol{\theta})$ 对 $\boldsymbol{\theta}$ 的偏导数为0,得

$$\frac{\partial}{\partial \boldsymbol{\theta}} \sum_{j=1}^t \left[\lambda^{t-j} [y(j) - \mathbf{h}^T(j)\boldsymbol{\theta}]^2 \right] \Big|_{\boldsymbol{\theta}=\hat{\boldsymbol{\theta}}} = 0 \quad (15)$$

将式(15)展开可得

$$\hat{\boldsymbol{\theta}} = (\mathbf{H}_t^T \mathbf{W}_t \mathbf{H}_t)^{-1} \mathbf{H}_t^T \mathbf{W}_t \mathbf{Y}_t \quad (16)$$

上述估计计算量大,特别是 $\hat{\boldsymbol{\theta}}$ 的维数很大时,计算量非常大,不适用于在线辨识,此时定义协方

差矩阵的逆 $\mathbf{P}^{-1}(t) := \mathbf{H}_t^T \mathbf{W}_t \mathbf{H}_t$, 可得

$$\hat{\boldsymbol{\theta}}(t) = \mathbf{P}(t)[\mathbf{H}_{t-1}^T \mathbf{W}_{t-1} \mathbf{Y}_{t-1} + \mathbf{h}(t)\mathbf{y}(t)] = \hat{\boldsymbol{\theta}}(t-1) + \mathbf{P}(t) \times \mathbf{h}(t) \times \mathbf{E}(t) \quad (17)$$

$$\mathbf{E}(t) = \mathbf{y}(t) - \mathbf{h}^T(t)\hat{\boldsymbol{\theta}}(t-1) \quad (18)$$

$$\mathbf{P}^{-1}(t) = \lambda \mathbf{P}^{-1}(t-1) + \mathbf{h}(t)\mathbf{h}^T(t) \quad (19)$$

式(18)中 $\mathbf{E}(t)$ 为标量新息。为避免协方差阵的求逆运算, 利用矩阵求逆引理, 并定义增益向量 $\mathbf{K}(t) := \mathbf{P}(t)\mathbf{h}(t) \in \mathbf{R}_l$, 可以推导出 $\mathbf{K}(t)$ 与 $\mathbf{P}(t)$ 的计算公式为

$$\mathbf{K}(t) = \mathbf{P}(t-1)\mathbf{h}(t) \times [\lambda + \mathbf{h}^T(t)\mathbf{P}(t-1)\mathbf{h}(t)]^{-1} \quad (20)$$

$$\mathbf{P}(t) = \lambda^{-1}[\mathbf{I} - \mathbf{K}(t)\mathbf{h}^T(t)] \times \mathbf{P}(t-1) \quad (21)$$

基于式(17)一式(21)推导出遗忘因子递推最小二乘法。

2.3.2 基于可变遗忘因子的时变递推最小二乘算法

在 FF-RLS 算法中, 其遗忘因子为定常数, 不能快速跟踪时变系统的动态特性, 无法准确辨识出模型的时变参数。对此, 引入可变遗忘因子 λ_k 来解决: 当参数变化较快时, 自动选择较小的遗忘因子计算; 当参数变化较慢时, 选择较大的遗忘因子计算, 并增加遗忘步长。具体实施时, λ_k 按式(22)方法计算。

$$\begin{cases} \lambda_k = 1 - \frac{\mathbf{E}^2(t)}{D(t)R} \\ D(t) = 1 + \mathbf{y}^T(t-1-l)\mathbf{P}(t-1)\mathbf{y}(t-1-l) \end{cases} \quad (22)$$

式中: l 为遗忘步长; R 为设计参数, 须满足 $0 < \lambda_k < 1$, 可设置为常数或变量。

应用 VFF-RLS 算法辨识 CAR 模型参数时, 可按照如图 3 所示流程计算, 具体步骤如下所述。

步骤 1: 量测发电厂出口处功率数据 $u(t)$ 、频率数据 $y(t)$, 设置初始数据窗长度为 2 s, 电网频率为 50 Hz, 采样周期为 1/50 s, t 为采样时刻, 并进行数据预处理; 对各参数进行初始化, 包括: 令 $t=1$, $\mathbf{P}(0) = p_0 \mathbf{I}$, $\boldsymbol{\theta}(0) = \mathbf{I}/p_0$, 为提高算法的跟踪能力, 初始 λ_k 尽量选择大一些, 文中 λ_k 初始值取 0.95; 模型初始阶次定为 1; p_0 为一个足够大正数, 一般取为 10^6 , \mathbf{I} 为 $2(m+n) \times 2(m+n)$ 单位矩阵。

步骤 2: 利用量测数据, 用式(13)构造信息向量 $\mathbf{h}(t)$, 由式(20)计算出增益向量 $\mathbf{K}(t)$, 再由式(21)计算出协方差矩阵 $\mathbf{P}(t)$, 最后用式(18)计算出标量新息 $\mathbf{E}(t)$ 并由式(17)刷新参数估计向量 $\hat{\boldsymbol{\theta}}$, t 时刻参数估计完成之后 λ_k 由式(22)进行更新, t 增加 1, 进行下一采样时刻的辨识计算。

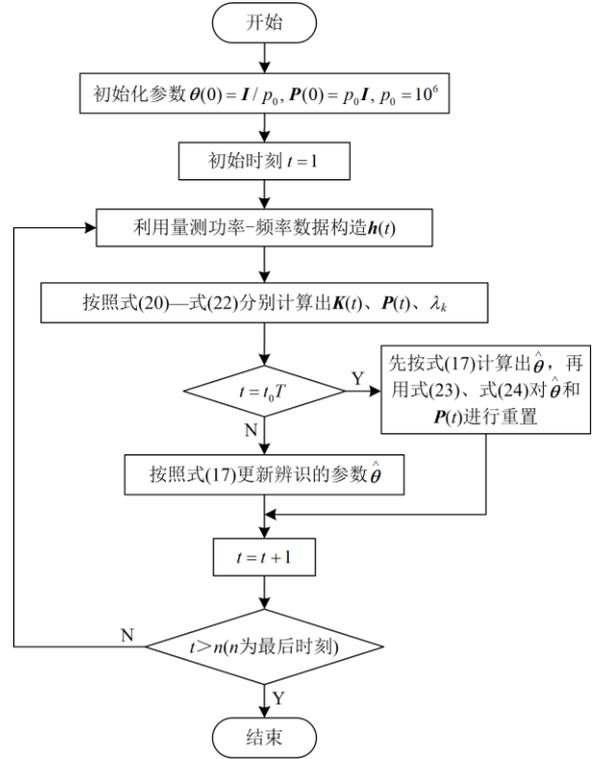


图 3 VFF-RLS 算法流程图

Fig. 3 VFF-RLS algorithm flow chart

在每次迭代计算中, 为减弱辨识过程中老数据对辨识精度的影响, 设置协方差重置周期 T , 当输入/输出数据变化较快时取 T 较短, 当数据变化较慢时取 T 较长, 具体取值由 λ_k 确定。当 $t_0 T < t < (t_0 + 1)T$ 时, $t_0 = 0, 1, 2, L$, 令 $t = t - t_0 T$, 直接运用算法计算各矩阵值。当 $t = t_0 T$ 时, 先根据式(17)一式(21)计算出 $\hat{\boldsymbol{\theta}}$ 和 $\mathbf{P}(t-1)$, 然后按照式(23)、式(24)进行重置。

$$\hat{\boldsymbol{\theta}}(t_0 T) = \begin{bmatrix} \mathbf{I}_1 & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{I}_1 \end{bmatrix} \hat{\boldsymbol{\theta}}(t_0 T^-) \quad (23)$$

$$\hat{\mathbf{P}}(t_0 T - 1) = \hat{\mathbf{P}}(t_0 T^- - 1) \begin{bmatrix} \mathbf{I}_1 & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{I}_1 \end{bmatrix} \quad (24)$$

式中: $t_0 T^-$ 为重置前的邻近时刻; \mathbf{I}_1 和 $\mathbf{0}$ 分别为 $(n+m) \times (n+m)$ 单位矩阵和零矩阵, 按式(23)和式(24)重置 $\hat{\boldsymbol{\theta}}$ 和 $\hat{\mathbf{P}}$ 之后, 进行下一时刻的辨识运算。

步骤 3: 递推计算出参数向量 $\hat{\boldsymbol{\theta}}$, 并利用式(17)快速更新未知参数的辨识结果, 求解出 CAR 模型中的未知参数, 得到对应的离散传递函数式(9)。

2.4 惯量提取

经前述辨识过程获得参数 $\hat{\boldsymbol{\theta}}$ 后, 即获得了式(9)

中传递函数 $G(z)$ ，再利用Matlab中的d2c函数将离散传递函数转换为连续传递函数，从而获得式(10)；接着对 $G(s)$ 的初始时刻冲激响应值进行求解。其中，当式(10)中 d 为0时， k_0 不为0，当 d 为1时， k_0 为0，根据初值定理，式(10)的冲激响应值为

$$\lim_{s \rightarrow \infty} sG(s) = \begin{cases} k_1 - k_0 l_0, & d = 0 \\ k_1, & d = 1 \end{cases} \quad (25)$$

为准确提取出惯量，采用CAR模型辨识得到的冲激响应值应与式(5)转化后的时域表达式(6)对应，于是，将其与式(6)中 $g(t)$ 的初始幅值进行匹配，可得发电厂等效惯量为

$$H_p = \begin{cases} -\frac{1}{2k_1}, & d = 1 \\ -\frac{1}{2(k_1 - k_0 l_0)}, & d = 0 \end{cases} \quad (26)$$

3 算例验证

为了验证文中所提理论方法的有效性，采用如图4所示算例系统进行仿真验证，详细的仿真参数可参考附录A。

首先在节点15、21、23、27、29、31处加入小幅值动态负荷，以模拟常态下系统中负荷随机扰动。考虑动态负荷小扰动服从正态分布 $(N(0, \sigma^2))$ ，标准差 σ 表征信号强度，设置 $\sigma = 10^6 \text{ W}$ 。同时，按照如图1所示的拓扑结构模型，在算例系统的发电厂P1—P10内接入异步电动机负载，其所带的负荷是与转速平方成正比的机械负荷，总接入容量为发电机组额定容量的5%。主要的仿真项目包括：1) 惯量估计模型精确性验证；2) 发电厂惯量修正估计；3) 风电接入时全网等效惯量修正估计。

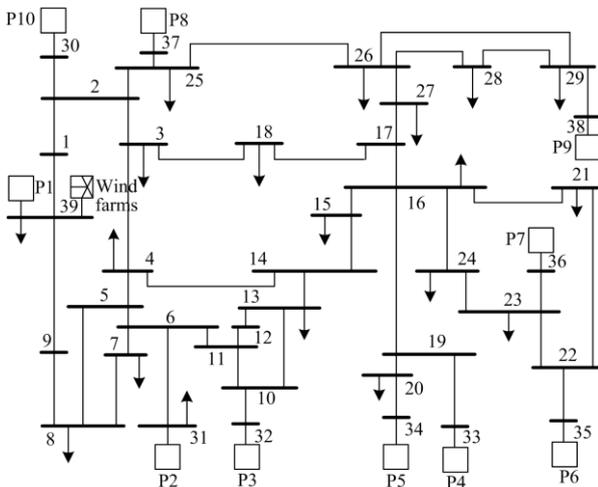


图4 10机39节点系统

Fig. 4 10-machine 39-bus system

3.1 辨识模型精确性验证

式(7)一式(10)为惯量估计模型，是发电厂惯量修正估计的基础。首先利用该模型及负荷随机扰动下的有功/频率类噪声数据进行数据预处理，然后验证该模型的辨识适应性和精确性。在量测发电厂出口母线上有功功率和频率数据时，若发电厂经三绕组变压器接入电网，可分别测得高压/中压母线出口的功率数据，将二者相加作为总输出功率，频率扰动数据可通过高压母线测得。扰动数据如图5所示。通过惯量估计模型输入量测有功扰动，经模型输出对应的频率扰动估计值，再与频率扰动实测值比较，结果如图6所示。

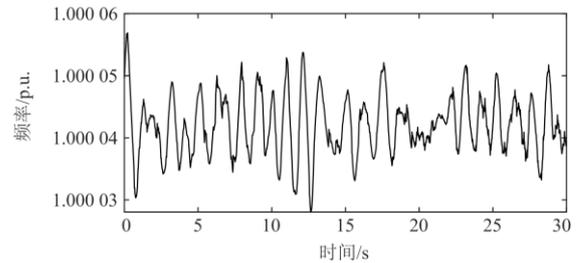
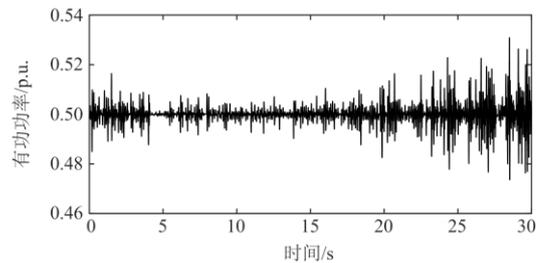


图5 发电厂P5有功功率-频率值

Fig. 5 Power-frequency changes of power plant 5

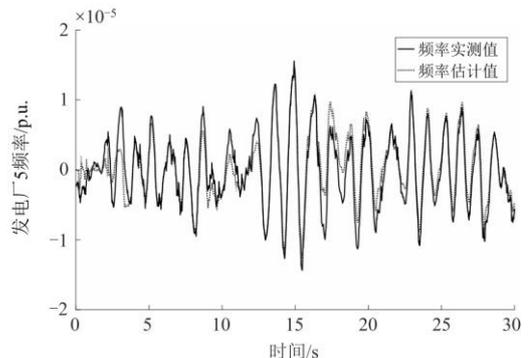


图6 发电厂P5出口频率扰动实测与估计值对比

Fig. 6 Comparison of measured and estimated value of output frequency disturbance of power plant 5

由图6可知，惯量模型得到的频率扰动估计值与实测值偏差控制在 $0 \sim 10^{-5}$ 以内，这表明对应相同的有功扰动输入，该辨识模型能较精确地识别系统

输入输出数据, 所建立的惯量模型是可靠的, 可进一步利用该模型进行发电厂惯量修正估计。

3.2 发电厂惯量修正估计

在算例系统中, 随机选取发电厂 P5、P6, 当不考虑厂内电动机旋转负荷时, 负荷无惯量贡献, 发电厂等效惯量由同步机组惯量参数唯一决定, 先将厂内各同步机组惯量和容量聚合(按式(2)计算)所得发电厂惯量值作为参考对照值, 其中发电厂 P5、P6 的惯量参考值分别 2.56 s、3.42 s; 利用 2.2 节所述原理, 选取不同阶次的模型, 计算各阶次的残差平方和, 当 $n=2$ 时, $J(n) \approx J(n+1)$, 故选取模型的阶次为 2, 在对发电厂惯量进行辨识的过程中, 先估计出了离散传递函数 $G(z)$ 中的参数, 给出估计 P6 惯量时其离散传递函数中的各参数, 如图 7 所示。

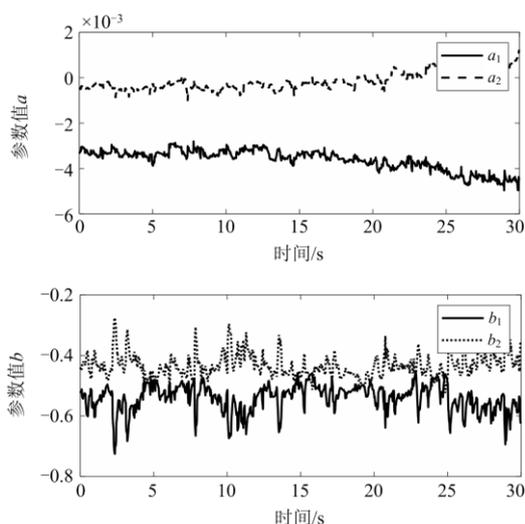


图 7 发电厂 P6 的离散传递函数参数

Fig. 7 Discrete transfer function parameters of power plant 6

接着利用 d2c 函数将离散传递函数转化为连续传递函数, 进而获取主要参数 k_0 、 k_1 、 l_0 等, 然后运用本文所提方法提取出发电厂等效惯量。当考虑厂内电动机旋转负荷惯量贡献时, 同样估计出发电厂 P5、P6 的等效修正惯量, 估计结果如图 8 所示。

由图 8 可知, 不考虑厂用电时, 辨识出的发电厂等效惯量与参考值基本重合, 能较为准确地反映算法的准确度, 实现惯量秒级的跟踪。当考虑厂内电动机旋转负荷时, 运用所提算法估计出的 P5、P6 的惯量在 30 s 内随时间变化, 其中发电厂 P5 惯量在 2.65~2.69 s 区间变化, 使发电厂 P5 等效惯量整体提升了 2.84%~4.72%, P6 惯量在 3.54~3.69 s 区间变化, 整体提升了 3.8%~8.3%。由此说明两点: 1) 当不考虑旋转负荷作用时, 发电厂惯量明显较小, 考虑旋转负荷惯量贡献进行修正估计可获得更

精确、更真实的发电厂惯量, 惯量提升比例在 2.84%~8.3% 之间; 2) 常态下、包含旋转负荷的发电厂等效惯量具有时变特征, 其值并非恒定常数。

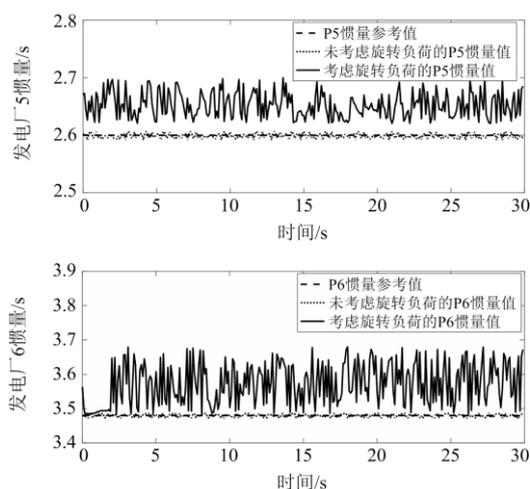


图 8 发电厂 P5、P6 的修正惯量

Fig. 8 Corrected inertia of power plant 5 and 6

发电厂等效惯量之所以具有时变特征, 是因为厂内异步电动机等效惯量的时变特性所致, 算例系统设置随机负荷扰动强度为 10^6 W, 这会引异步电动机吸收的有功功率 P_e 变化, 并使其运行工作点发生变化, 从而激发出时变惯量响应特性。为了验证异步电动机群的惯量时变特性, 利用附录 B 所示异步电动机惯量估计原理, 通过量测扰动发生时异步电动机接入的公共低压母线上的有功和频率扰动数据, 应用文中所提辨识模型和算法估计异步电动机的等效惯量, 估计结果如图 9 所示。

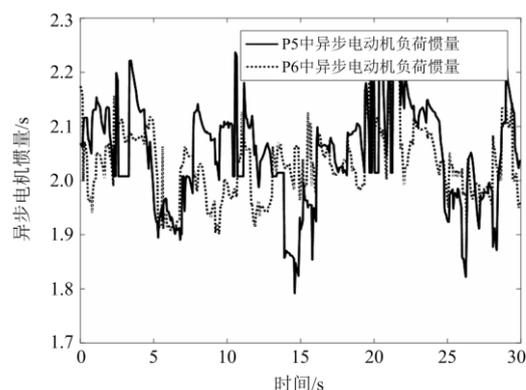


图 9 异步电动机惯量

Fig. 9 Asynchronous motor inertia

由图 9 可知, 发电厂 P5、P6 中异步电动机群有效惯量刚开始在 2.1 s 上下变化, 而后在 2.0 s 左右变化, 波动范围为 1.81~2.25 s, 说明异步电动机

群等效惯量具有秒级的时变特性,而文中模型和算法也能跟踪其变化特征,有效地识别其等效惯量。

3.3 风电接入时全网等效惯量修正估计

上述发电厂惯量修正估计结果表明,考虑异步电动机旋转负荷惯量作用时,发电厂等效惯量具有一定的数值差异和时变特性。考虑全网发电厂的上述影响,为进一步验证在全网中考虑新能源之后所提算法的有效性,在节点 39 接入一大型风电场,并网容量为 1000 MW,在 30 s 内设置两种风况,前 15 s 内风速为 11.2 m/s,后 15 s 内风速为 7.2 m/s,以反映系统中新能源并网且风速随机变化的情况,再应用典型的辨识算法(即文献[14]和文献[26]采用的子空间算法)辨识发电厂惯量,并与本文算法对比辨识效果,具体结果如图 10 所示。

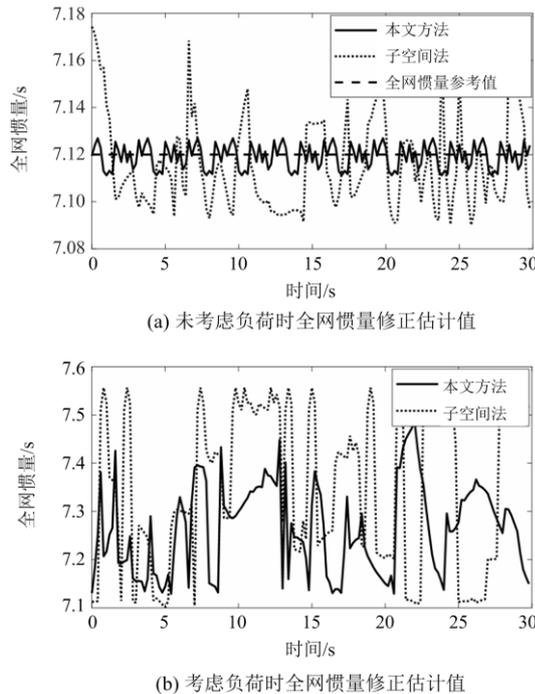


图 10 考虑/未考虑旋转负荷的全网惯量修正估计值
Fig. 10 Modified estimation of inertia of the whole network with/without considering rotating load

由图 10 可知,接入风电场后,当不考虑旋转负荷惯量贡献时,结合文献[2]的惯量计算式,计算所得全网惯量参考值为 7.11 s;本文方法估计的全网等效惯量与电网惯量真实值很接近,误差较小,而子空间法的估计结果误差较大,这是由于子空间法受类噪声小扰动及风电场风速变化的影响更加突出,难以剔除奇异值,因此本文方法能更好地适应异步电动机负荷影响的电网惯量辨识应用。

另一方面,风电接入系统后,即使风电场风速随机变化,但本文算法辨识速度很快,亦能快速精确跟踪电网惯量的快速时变特性,估计出较精确惯量值(如图 10(a)结果),说明本文方法的稳定性更好,抗扰动的能力更强。当考虑旋转负荷作用时,本文方法估计得到的全网惯量在 7.25~7.50 s 区间变化,较未考虑负荷时惯量水平有较明显的提升(对比图 10(a)和图 10(b)),证明了发电厂内电动机负荷对电网惯量的有益支持效果。

惯量估计完成之后,在各个电厂中选择了 300 个惯量估计样本进行统计分析,各项统计数据结果如表 1 所示。由表 1 可知,在 95%置信水平下,各发电厂等效惯量具有一个较小的波动区间,其中,全网等效惯量处于 7.28~7.49 s 区间,提升了 2.40%~5.35%,且估计方差较小,惯量均值为 7.40 s,较未考虑旋转负荷作用时提升了 4.1%,可将该均值近似为考虑旋转负荷贡献的全网惯量修正估计结果,各发电厂最终选取的惯量同样依据此方法,以供实际电力系统评估及应用。

表 1 各发电厂及电网等效惯量估计结果

Table 1 Estimation results of equivalent inertia of power plants and power grids

发电厂	不考虑旋转负荷时惯量/s	考虑旋转负荷时惯量均值/s	惯量方差 σ^2/s^2	含旋转负荷时、95%置信区间的惯量/s
P1	50.00	50.20	1.31	49.63~50.57
P2	3.03	3.12	0.12	3.07~3.17
P3	3.58	3.67	0.17	3.61~3.73
P4	2.86	2.95	0.12	2.91~2.99
P5	2.56	2.67	0.12	2.63~2.72
P6	3.42	3.57	0.09	3.54~3.61
P7	2.64	2.75	0.12	2.71~2.80
P8	2.43	2.64	0.12	2.55~2.69
P9	3.45	3.55	0.19	3.51~3.62
P10	4.20	4.31	0.20	4.24~4.38
全网	7.11	7.40	0.51	7.28~7.49

4 结论

文中应用受控自回归模型和可变遗忘因子的递推最小二乘算法对包含厂用旋转负荷作用的发电厂等效惯量进行修正估计,并在 10 机 39 节点系统中进行了仿真验证,得出如下结论:

1) 所提出的受控自回归模型能适应常态下功率/频率小扰动数据的辨识应用,模型精度良好;

VFF-RLS 算法能够较精确地跟踪辨识发电厂和异步电动机负荷的时变等效惯量参数。建立的辨识模型和辨识算法对发电厂等效惯量修正估计有效可行, 在风电接入时, 上述方法和辨识效果适应性仍良好。

2) 考虑厂用异步电动机负荷惯量贡献之后, 发电厂及全网等效惯量均有所提升, 算例验证了异步电动机及各发电厂惯量的时变特性, 同时依据旋转负荷大小不同惯量提升比例存在一定差异, 得出的惯量评估值能更好地反映发电厂惯量的客观真实性。

基于文中研究工作, 未来将研究新型电力系统中包含异步电动机旋转负荷惯量贡献的电网动态频率稳定性评估理论和方法。

附录 A

算例系统参数(基准容量为 1000 MVA, 均为标么值)

附表 A1 同步发电机参数

Table A1 Generator parameters

发电机	H	x'_d	x'_q	x_d	x_q	T'_{do}	T'_{qo}	x_f
1	50.00	0.06	0.08	0.20	0.19	7.00	0.70	0.03
2	3.03	0.70	1.70	2.95	2.82	6.56	1.50	0.35
3	3.58	0.53	0.88	2.50	2.37	5.70	1.50	0.30
4	2.86	0.44	1.66	2.62	2.58	5.69	1.50	0.30
5	2.60	1.32	1.66	6.70	6.20	5.40	0.44	0.54
6	3.48	0.50	0.81	2.54	2.41	7.30	0.40	0.22
7	2.64	0.49	1.86	2.95	2.92	5.66	1.50	0.32
8	2.43	0.57	0.91	2.90	2.80	6.70	1.41	0.28
9	3.45	0.57	0.59	2.11	2.05	4.79	1.96	0.30
10	4.20	0.31	0.08	1.00	0.69	10.2	0.00	0.13

附表 A2 异步电动机参数

Table A2 Asynchronous motor parameters

异步电动机	H	R_s	$L_{\sigma s}$	R'_r	$L'_{\sigma r}$	p	L_m
1	2	0.11	0.000 45	0.241	0.000 45	2	0.02
2	2	0.72	0.001 10	0.650	0.001 14	2	0.07
3	2	0.21	0.000 69	0.070	0.001 40	2	0.03
4	2	0.22	0.000 67	0.163	0.000 23	2	0.02
5	2	0.31	0.001 07	0.200	0.003 70	2	0.05
6	2	0.21	0.000 69	0.163	0.000 23	2	0.02
7	2	0.20	0.000 86	0.106	0.002 79	2	0.03
8	2	0.22	0.000 65	0.077	0.001 40	2	0.03
9	2	0.13	0.000 67	0.095	0.001 90	2	0.02
10	2	1.03	0.001 00	0.706	0.001 10	2	0.06

附表 A3 线路参数

Table A3 Line parameters

起始母线	终端母线	电阻 $R/p.u.$	电抗 $X/p.u.$	电纳 $B/p.u.$
1	2	0.0035	0.0411	0.6987
1	39	0.0010	0.0250	0.7500
2	3	0.0013	0.0151	0.2572
2	25	0.0070	0.0086	0.1460
3	4	0.0013	0.0213	0.2214
3	18	0.0011	0.0133	0.2138
4	5	0.0008	0.0128	0.134 2
4	14	0.0008	0.0129	0.1382
5	6	0.0002	0.0026	0.0434
5	8	0.0008	0.0112	0.1476
6	7	0.0006	0.0092	0.1130
6	11	0.0007	0.0082	0.1389
7	8	0.0004	0.0046	0.0780
8	9	0.0023	0.0363	0.3804
9	39	0.0010	0.0250	1.2000
10	11	0.0004	0.0043	0.0729
10	13	0.0004	0.0043	0.0729
13	14	0.0009	0.0101	0.1723
14	15	0.0018	0.0217	0.3660
15	16	0.0009	0.0094	0.1710
16	17	0.0007	0.0089	0.1342
16	19	0.0016	0.0195	0.3040
16	21	0.0008	0.0135	0.2548
16	24	0.0003	0.0059	0.0680
17	18	0.0007	0.0082	0.1319
17	27	0.0013	0.0173	0.3216
21	22	0.0008	0.0140	0.2565
22	23	0.0006	0.0096	0.1846
23	24	0.0022	0.0350	0.3610
25	26	0.0032	0.0323	0.5130
26	27	0.0014	0.0147	0.2396
26	28	0.0043	0.0474	0.7802
26	29	0.0057	0.0625	1.0290
28	29	0.0014	0.0151	0.2490
12	11	0.0016	0.0435	0.0000
12	13	0.0016	0.0435	0.0000
6	31	0.0000	0.0250	0.0000
10	32	0.0000	0.0200	0.0000
19	33	0.0007	0.0142	0.0000
20	34	0.0009	0.0180	0.0000
22	35	0.0000	0.0143	0.0000
23	36	0.0005	0.0272	0.0000
25	37	0.0006	0.0232	0.0000
2	30	0.0000	0.0181	0.0000
29	38	0.0008	0.0156	0.0000
19	20	0.0007	0.0138	0.0000

附录 B

对异步电机频率动态过程进行表征, 区别异步电动机转子惯量, 建立低压母线异步电机等效惯量的方程为

$$\Delta P_e - \Delta P_m - D_a \omega_a = 2H_a \frac{d\omega_a}{dt} \quad (\text{B1})$$

式中: ΔP_e 为电磁功率增量, 与异步电机吸收的有功功率相等; ΔP_m 为机械功率增量且恒定不变; H_a 、 D_a 分别为异步电机等效惯量、阻尼系数; ω_a 为低压母线频率。

参考文献

- [1] 王博, 杨德友, 蔡国伟. 高比例新能源接入下电力系统惯量相关问题研究综述[J]. 电网技术, 2020, 44(8): 2998-3006.
WANG Bo, YANG Deyou, CAI Guowei. Review of research on power system inertia related issues in the context of high penetration of renewable power generation[J]. Power System Technology, 2020, 44(8): 2998-3006.
- [2] 孙华东, 王宝财, 李文锋, 等. 高比例电力电子电力系统频率响应的惯量体系研究[J]. 中国电机工程学报, 2020, 40(16): 5179-5191.
SUN Huadong, WANG Baocai, LI Wenfeng, et al. Research on inertia system of frequency response for power system with high penetration electronics[J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(16): 5179-5191.
- [3] 李东东, 刘强, 徐波, 等. 考虑频率稳定约束的新能源电力系统临界惯量计算方法[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(22): 24-33.
LI Dongdong, LIU Qiang, XU Bo, et al. New energy power system critical inertia estimation method considering frequency stability constraints[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(22): 24-33.
- [4] 熊信良. 发电厂电气部分[M]. 北京: 中国电力出版社, 2009.
- [5] HENNING T, CLEMENS J. Determining the load inertia contribution from different power consumer groups[J]. Energies, 2020, 13: 1-14.
- [6] KUNDUR P, BALU N J, LAUBY M G. Power system stability and control[M]. New York: McGraw-hill, 1994.
- [7] 王玘, 袁小明. 异步电机机电时间尺度有效惯量评估及其对可再生能源并网系统频率动态的影响[J]. 中国电机工程学报, 2018, 38(24): 7258-7266.
WANG Ding, YUAN Xiaoming. Available inertia estimation of induction machine in electromechanical timescale and its effects on frequency dynamics of power systems with renewable energy[J]. Proceedings of the CSEE, 2018, 38(24): 7258-7266.
- [8] BIAN Y, WYMAN-PAIN H, LI F, et al. Demand side contributions for system inertia in the GB power system[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2018, 33(4): 3521-3530.
- [9] LUGNAI L, DOTTA D, LACKNER C, et al. ARMAX-based method for inertial constant estimation of generation units using synchrophasors[J]. Electric Power Systems Research, 2019, 180: 1-9.
- [10] 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.
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.
- [11] 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.
- [12] ZHANG J B, XU H C, et al. Online identification of power system equivalent inertia constant[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2017, 64(10): 8098-8107.
- [13] ALLELLA F, CHIODO E, GIANNUZZI G M, et al. On-line estimation assessment of power systems inertia with high penetration of renewable generation[J]. IEEE Access, 2020, 8: 62689-62697.
- [14] ZENG F, ZHANG J, CHEN G, et al. Online estimation of power system inertia constant under normal operating conditions[J]. IEEE Access, 2020, 8: 101426-101436.
- [15] 李言俊. 系统辨识理论及应用[M]. 北京: 国防工业出版社, 2003.
- [16] 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): 2380-2387.
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): 2380-2387.
- [17] WU Dinghui, ZHANG Jianyu, HUANG Xu. Parameter

- identification for PMSM based on varying forgetting factor multi-innovation stochastic gradient identification algorithm[C] // The 36th Chinese Control Conference, July 26, 2018, Dalian, China: 403-408.
- [18] 张秀丽, 黄旭, 杨德亮, 等. 基于正交投影与多新息 RLS 的 PMSM 参数辨识[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 46(14): 33-39.
ZHANG Xiuli, HUANG Xu, YANG Deliang, et al. Identification of PMSM based on orthogonal projection and multi-innovation RLS combined algorithm[J]. Power System Protection and Control, 2018, 46(14): 33-39.
- [19] HUANG X, WU D, ZHENG Y. Parameter identification for DFIG based on varying forgetting factor multi-innovation stochastic gradient identification algorithm[J]. Measurement & Control Technology, 2019, 38(3): 116-120.
- [20] 江涵, 岳程燕, 严兴煜, 等. 高比例可再生能源系统惯量约束对灵活性分析的影响研究[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(18): 44-51.
JIANG Han, YUE Chengyan, YAN Xingyu, et al. Influence of system inertia on flexibility resource analysis for an interconnection system with a high proportion of intermittent renewable energy[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(18): 44-51.
- [21] ZOGRAFOS D, GHANDHARI M. Estimation of power system inertia[C] // 2016 IEEE Power and Energy Society General Meeting (PESGM), July 17-21, 2016, Boston, MA, USA: 1-5.
- [22] 刘铖, 赵晓洋, 张宇驰, 等. 面向区域间振荡模式的电力系统小扰动惯量域构建[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(20): 9-19.
LIU Cheng, ZHAO Xiaoyang, ZHANG Yuchi, et al. Construction of a small signal inertia region of a power system for inter-area oscillation mode[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(20): 9-19.
- [23] 李东东, 孙雅茹, 徐波, 等. 考虑频率稳定的新能源高渗透率电力系统最小惯量与一次调频容量评估方法[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(23): 54-61.
LI Dongdong, SUN Yaru, XU Bo, et al. Minimum inertia and primary frequency capacity assessment for a new energy high permeability power system considering frequency stability[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(23): 54-61.
- [24] PANDA R K, MOHAPATRA A, SRIVASTAVA S C. Online estimation of system inertia in a power network utilizing synchrophasor measurements[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2020, 35(4): 3122-3132.
- [25] 谢仕炜, 胡志坚, 吴方劫, 等. 基于递推最小二乘法的多端口外网静态等值参数辨识方法[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 46(3): 26-34.
XIE Shiwei, HU Zhijian, WU Fangjie, et al. Static equivalent parameter identification method of multi-port external network based on recursive least squares algorithm[J]. Power System Protection and Control, 2018, 46(3): 26-34.
- [26] 李浩然, 夏智雄, 李世春. 基于子空间法的电网暂态频率扰动惯量估计[J]. 电力建设, 2021, 42(2): 1-8.
LI Haoran, XIA Zhixiong, LI Shichun. Power system inertia estimation based on subspace method under transient frequency disturbance[J]. Electric Power Construction, 2021, 42(2): 1-8.

收稿日期: 2021-12-22; 修回日期: 2022-02-25

作者简介:

李世春(1984—), 男, 博士, 副教授, 研究方向为含新能源电力系统运行与控制; E-mail: lschun_023@126.com

黄森焰(1997—), 男, 通信作者, 硕士研究生, 研究方向为含新能源电力系统运行与控制。E-mail: hsybz_8888@163.com

(编辑 魏小丽)