

多元系统耦合带遗忘因子有限数据窗 递推最小二乘辨识方法

时振伟, 纪志成, 王 艳

(江南大学 物联网工程学院, 江苏 无锡 214122)

摘 要: 针对多元线性或非线性回归系统, 将耦合辨识思想与带遗忘因子有限数据窗辨识理论相结合, 提出一种耦合带遗忘因子有限数据窗递推最小二乘辨识算法. 该算法每次递推计算时既不涉及矩阵求逆运算, 又可以克服数据饱和现象, 因此, 该算法不仅计算效率高, 而且可以快速地跟踪时变参数, 获得精确的参数估计. 通过辨识基于多元模型的永磁同步电机参数的实例, 验证了所提出算法的有效性和实用性.

关键词: 多元系统; 有限数据窗; 最小二乘; 参数辨识; 永磁同步电机

中图分类号: TP273

文献标志码: A

Coupled finite-data-window RLS identification approach with forgetting factors for multi-variate systems

SHI Zhen-wei, JI Zhi-cheng, WANG Yan

(School of Internet of Things Engineering, Jiangnan University, Wuxi 214122, China. Correspondent: JI Zhi-cheng, E-mail: zcji@jiangnan.edu.cn)

Abstract: For multi-variable linear/nonlinear regression systems, this paper combines the coupling identification idea with the finite-data-window with forgetting factors theory to present a coupled finite data-window RLS algorithm with forgetting factors. Because the proposed algorithm can avoid the matrix inversion at each recursive calculation and can overcome the data saturation phenomenon, it not only has a highly efficient computation, but also tracks effectively the time-varying parameter and obtains accurate parameter estimates. The application example of parameter identification of the permanent magnet synchronous machine based on the multi-variable model shows the effectiveness and feasibility of the proposed algorithm.

Keywords: multi-variate systems; finite-data-window; RLS; parameter identification; permanent magnet synchronous machine

0 引 言

多元系统在工业过程中有着广泛的应用, 许多控制对象可以转变成多元模型来研究^[1-5]. 例如: 陆超等^[1]在电网运行过程中, 在考虑负荷随机类噪声的情况下, 研究了基于多元自回归滑动平均模型的电力系统的自适应控制问题. 李春燕等^[2]针对电力系统的非线性特性, 建立了反映系统潮流与各机组出力间非线性关系的多元非线性回归模型. 在图象处理中, 孙隼华等^[3]提出了一种基于样条变换多元回归模型的摄像机标定算法, 利用这种拟多元线性回归模型相对独立的局部性质, 建立图像上点的像素坐标与其相应世

界坐标之间的非线性映射关系, 完成摄像机的隐式标定. 张崇欣等^[4]以多元线性回归模型为基础, 研究了一类煤矿自移式破碎机系统生产能力的预测问题. 对于批过程重复控制系统、周期时变系统和迭代学习控制系统等, 也可以采用多元模型来描述. 因为对于同一个时不变参数系统(可以是标量系统), 使用不同的输入信息序列多次激励这些系统, 进行重复实验, 得到输入输出数据, 就可以表示成多元模型^[5].

对于多元(或多变量)系统的参数辨识, 许多学者提出了相应的辨识方法^[6-8]. 如: Han等^[6]针对具有滑动平均噪声的多变量系统, 提出了递阶最小二乘法迭

收稿日期: 2015-09-30; 修回日期: 2016-05-01.

基金项目: 国家863计划项目(2014AA041505); 国家自然科学基金项目(61572238, 61573167); 江苏省省杰出青年基金项目(BK20160001).

作者简介: 时振伟(1978—), 男, 讲师, 博士生, 从事系统辨识、电机高性能控制和自适应控制的研究; 纪志成(1959—), 男, 教授, 博士生导师, 从事电机高性能控制和智能化制造等研究.

代辨识方法; Ding 等^[7]推导了基于数据滤波的递推最小二乘估计算法, 用于辨识多元伪线性自回归系统; Ding 等^[8]根据辅助模型和多新息辨识理论, 研究了多元线性回归模型的多新息随机梯度辨识方法. 但这些辨识算法大多会涉及到矩阵的求逆运算, 因此算法的计算量较大.

耦合辨识方法^[5,9]是近年来出现的一种新颖的辨识思想, 可以用来研究结构复杂、子系统间存在参数耦合的线性或非线性多变量系统的参数辨识问题. 其主要的思想是通过子系统参数估计的耦合关系, 避免子系统参数向量的冗余估计, 减小辨识算法的计算量, 从而提高辨识算法的收敛速度和参数的估计精度^[5]. 在不少国际和国内的期刊上, 都刊登了耦合辨识算法方面的文章. 例如: 耦合最小二乘辨识方法^[10]、部分参数耦合随机梯度辨识方法^[11]、多变量方程误差类系统的部分耦合迭代辨识方法^[12]和耦合多新息随机梯度类辨识方法^[13]等.

本文将耦合辨识思想加以推广, 与有限数据窗递推最小二乘辨识理论^[14]相结合, 提出一种耦合带遗忘因子有限数据窗最小二乘 (FF-C-FDWRLS) 算法, 用于研究多元系统的参数辨识问题. FF-C-FDWRLS 算法的特点在于: 不仅能避免传统多变量带遗忘因子有限数据窗递推最小二乘算法由于需要进行矩阵求逆运算而产生计算负担大的缺点, 又能通过子系统参数估计的耦合关系减小子系统参数向量的冗余估计, 进而减小辨识算法的计算量, 加快 FF-C-FDWRLS 算法的收敛速度, 同时又保留了结合遗忘因子后有限数据窗最小二乘算法更加快速跟踪时变参数的优点.

1 系统描述与辨识模型

首先介绍一些符号: 上标 T 表示向量或矩阵的转置, 符号 I_n 表示维数 $n \times n$ 的单位矩阵, 符号 $\mathbf{1}_n$ 表示 n 维单位列向量, “ $a =: x$ ”或“ $x =: a$ ”表示 a 定义为 x , N^+ 表示正整数.

考虑下列一类多元线性或非线性回归系统的辨识问题:

$$\mathbf{y}(k) = \Phi^T(k)\theta + \mathbf{v}(k). \quad (1)$$

其中: $\mathbf{y}(k) \in \mathbf{R}^m$ 是系统的输出向量, $\Phi^T(k) = [\Phi_1, \Phi_2, \dots, \Phi_m]^T \in \mathbf{R}^{m \times n}$ 是系统的回归信息矩阵, $\theta \in \mathbf{R}^n$ 是待辨识的系统参数向量, $\mathbf{v}(k) \in \mathbf{R}^m$ 是零均值不相关白噪声向量. 假设当 $k < 0$ 时, $\mathbf{y}(k) = \mathbf{0}$, $\mathbf{v}(k) = \mathbf{0}$ 和 $\Phi^T(k) = \mathbf{0}$. 在式 (1) 中, 当回归信息矩阵 $\Phi^T(k)$ 中的信息项是线性关系时, 式 (1) 可以表示成多元线性回归模型^[15]; 当回归信息矩阵 $\Phi^T(k)$ 中的信息项是非线性关系时, 式 (1) 表示为多元非线性回归模型 (参见第 4 节的实例).

2 耦合带遗忘因子有限数据窗递推最小二乘算法

下面推导基于耦合辨识原理带遗忘因子有限数据窗递推最小二乘辨识方法. 令 $\Phi_i^T \in \mathbf{R}^{1 \times n}$ 是 $\Phi^T(k)$ 的第 i 行, 则多元系统 (1) 分解成 m 个子系统, 即

$$y_i(k) = \Phi_i^T(k)\theta + v_i(k), \quad i = 1, 2, \dots, m. \quad (2)$$

在这 m 个子系统中, 多包含一个共同的参数向量 $\theta \in \mathbf{R}^n$, 为了提高参数的辨识精度, 有必要利用所有采集的观测数据来辨识 θ .

对式 (2) 中每个子系统的参数向量 θ , 分别用带遗忘因子有限数据窗最小二乘算法 (FF-FDWLS) 来辨识. 为了清楚起见, 用 θ_i 表示式 (2) 中第 i 个子系统的参数 θ , 则可得到如下子系统 FF-FDWLS 辨识算法:

$$\begin{aligned} \hat{\theta}_i(k) &= \hat{\theta}_i(k-1) + \mathbf{P}_i(k)\Phi_i(k)[y_i(k) - \\ &\quad \Phi_i^T(k)\hat{\theta}_i(k-1)], \end{aligned} \quad (3)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{P}_i^{-1}(k) &= \lambda_i \mathbf{P}_i^{-1}(k-1) + \Phi_i(k)\Phi_i^T(k) - \\ &\quad \lambda_i^q \Phi_i(k-q)\Phi_i^T(k-q). \end{aligned} \quad (4)$$

其中: $\mathbf{P}_i(k) \in \mathbf{R}^{n \times n}$ 是第 i 个子系统的协方差阵, $0 < \lambda_i \leq 1$ 是第 i 个子系统的遗忘因子, q 是数据窗长度. 在这 m 个子 FF-FDWLS 算法中, 可以辨识得到 m 个不同的参数估计值 $\hat{\theta}_i(k)$. 为了得到唯一的参数估计值 $\hat{\theta}(k)$, 采用其平均作为参数向量的估计值, 即

$$\hat{\theta}(k) = \frac{\hat{\theta}_1(k) + \hat{\theta}_2(k) + \dots + \hat{\theta}_m(k)}{m} \in \mathbf{R}^n. \quad (5)$$

式 (3)~(5) 就构成了子系统带遗忘因子有限数据窗最小二乘算法 (FF-S-FDWLS). 在式 (4) 中, 将子协方差矩阵 $\mathbf{P}_i(k)$ 改写成如下形式:

$$\begin{aligned} \mathbf{P}_i^{-1}(k) &= \lambda_i \mathbf{Q}_i^{-1}(k-1) + \Phi_i(k)\Phi_i^T(k), \\ 0 < \lambda_i &\leq 1, \quad i = 1, 2, \dots, m; \end{aligned} \quad (6)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{Q}_i^{-1}(k-1) &= \\ \mathbf{P}_i^{-1}(k-1) &- \lambda_i^{q-1} \Phi_i(k-q)\Phi_i^T(k-q). \end{aligned} \quad (7)$$

分别对式 (6) 和 (7) 运用矩阵求逆引理

$$\begin{aligned} (A + BC)^{-1} &= \\ A^{-1} - A^{-1}B(I + CA^{-1}B)^{-1}CA^{-1}, \end{aligned} \quad (8)$$

可得

$$\begin{aligned} \mathbf{Q}_i(k-1) &= \\ \mathbf{P}_i(k-1) &+ \\ \frac{\mathbf{P}_i(k-1)\Phi_i(k-q)\Phi_i^T(k-q)\mathbf{P}_i(k-1)}{\lambda_i^{1-q} - \Phi_i^T(k-q)\mathbf{P}_i(k-1)\Phi_i(k-q)}, \end{aligned} \quad (9)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{P}_i(k) &= \\ \frac{1}{\lambda_i} &\left[\mathbf{Q}_i(k-1) - \right. \end{aligned}$$

$$\frac{\mathbf{Q}_i(k-1)\Phi_i(k)\Phi_i^T(k)\mathbf{Q}_i(k-1)}{\lambda_i + \Phi_i^T(k)\mathbf{Q}_i(k-1)\Phi_i(k)} \Big]. \quad (10)$$

式(3)、(5)、(9)和(10)构成了递推形式的子系统带遗忘因子有限数据窗递推最小二乘(FF-S-FDWRLS)算法。

注 1 在 FF-S-FDWRLS 算法中, 对共同的参数向量 θ 要重复计算, 这将造成大量的冗余计算. 为了避免冗余计算, 下面介绍 FF-C-FDWRLS 算法.

根据递推辨识算法, 假设参数估计值随着数据长度的增大而总是收敛于真参数. 即认为第 $i-1$ 个子系统在时刻 k 的参数估计值 $\hat{\theta}_{i-1}(k)$ 比第 i 个子系统在时刻 $k-1$ 的参数估计值 $\hat{\theta}_i(k-1)$ 更接近真参数 θ . 本文借鉴文献[5]中部分耦合随机梯度辨识算法的基本原理和雅可比、高斯赛德尔迭代的思想^[16-17], 推导出 FF-C-FDWRLS 算法: 在式(3)的右边, 用 $\hat{\theta}_{i-1}(k)$ 代替 $\hat{\theta}_i(k-1)$, $i = 2, 3, \dots, m$, 当 $i = 1$ 时, 式(3)右边的 $\hat{\theta}_1(k-1)$ 用 $\hat{\theta}_m(k-1)$ 代替; 用 $\mathbf{P}_{i-1}(k)$ 代替式(4)右边的 $\mathbf{P}_i(k-1)$, $i = 2, 3, \dots, m$, 当 $i = 1$ 时, 式(4)右边的 $\mathbf{P}_1(k-1)$ 用 $\mathbf{P}_m(k-1)$ 代替. 于是可以得到如下 FF-C-FDWLS 辨识算法:

$$\hat{\theta}_i(k) = \hat{\theta}_{i-1}(k) + \mathbf{P}_i(k)\Phi_i(k)[y_i(k) - \Phi_i^T(k)\hat{\theta}_{i-1}(k)], \quad (11)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{P}_i^{-1}(k) = & \lambda_i \underbrace{[\mathbf{P}_{i-1}^{-1}(k) - \lambda_i^{q-1}\Phi_i(k-q)\Phi_i^T(k-q)]}_{\mathbf{Q}_i^{-1}(k-1)} + \\ & \Phi_i(k)\Phi_i^T(k) = \lambda_i \mathbf{Q}_i^{-1}(k-1) + \Phi_i(k)\Phi_i^T(k), \\ & 0 < \lambda_i \leq 1, i = 2, 3, \dots, m; \end{aligned} \quad (12)$$

和

$$\begin{aligned} \hat{\theta}_1(k) = & \hat{\theta}_m(k-1) + \mathbf{P}_1(k)\Phi_1(k)[y_1(k) - \Phi_1^T(k)\hat{\theta}_m(k)], \quad (13) \\ \mathbf{P}_1^{-1}(k) = & \lambda_1 \underbrace{[\mathbf{P}_m^{-1}(k-1) - \lambda_1^{q-1}\Phi_1(k-q)\Phi_1^T(k-q)]}_{\mathbf{Q}_m^{-1}(k-1)} + \\ & \Phi_1(k)\Phi_1^T(k) = \lambda_1 \mathbf{Q}_m^{-1}(k-1) + \Phi_1(k)\Phi_1^T(k), \\ & 0 < \lambda_1 \leq 1. \end{aligned} \quad (14)$$

为避免计算式(12)和(14)中矩阵 $\mathbf{P}_i(k) \in \mathbf{R}^{n \times n}$ 和矩阵 $\mathbf{Q}_i(k) \in \mathbf{R}^{n \times n}$ 的逆, 应用矩阵求逆引理(8)于式(12)和(14), 则 FF-C-FDWLS 算法可以等价表示为如下递推形式:

$$\begin{aligned} \hat{\theta}_i(k) = & \hat{\theta}_{i-1}(k) + \mathbf{P}_i(k)\Phi_i(k)[y_i(k) - \Phi_i^T(k)\hat{\theta}_{i-1}(k)], \\ & 0 < \lambda_i \leq 1, i = 2, 3, \dots, m; \end{aligned} \quad (15)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{Q}_i(k-1) = & \mathbf{P}_{i-1}(k) + \\ & \frac{\mathbf{P}_{i-1}(k)\Phi_i(k-q)\Phi_i^T(k-q)\mathbf{P}_{i-1}(k)}{\lambda_i^{1-q} - \Phi_i^T(k-q)\mathbf{P}_{i-1}(k)\Phi_i(k-q)}, \end{aligned} \quad (16)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{P}_i(k) = & \frac{1}{\lambda_i} \left[\mathbf{Q}_i(k-1) - \frac{\mathbf{Q}_i(k-1)\Phi_i(k)\Phi_i^T(k)\mathbf{Q}_i(k-1)}{\lambda_i + \Phi_i^T(k)\mathbf{Q}_i(k-1)\Phi_i(k)} \right]; \end{aligned} \quad (17)$$

和

$$\begin{aligned} \hat{\theta}_1(k) = & \hat{\theta}_m(k-1) + \mathbf{P}_1(k)\Phi_1(k)[y_1(k) - \\ & \Phi_1^T(k)\hat{\theta}_m(k-1)], \hat{\theta}_m(0) = \mathbf{1}_n/p_0; \end{aligned} \quad (18)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{Q}_1(k-1) = & \mathbf{P}_m(k-1) + \\ & \frac{\mathbf{P}_m(k-1)\Phi_1(k-q)\Phi_1^T(k-q)\mathbf{P}_m(k-1)}{\lambda_1^{1-q} - \Phi_1^T(k-q)\mathbf{P}_m(k-1)\Phi_1(k-q)}, \\ & \mathbf{P}_m(0) = p_0\mathbf{I}_n; \end{aligned} \quad (19)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{P}_1(k) = & \frac{1}{\lambda_1} \left[\mathbf{Q}_1(k-1) - \frac{\mathbf{Q}_1(k-1)\Phi_1(k)\Phi_1^T(k)\mathbf{Q}_1(k-1)}{\lambda_1 + \Phi_1^T(k)\mathbf{Q}_1(k-1)\Phi_1(k)} \right]. \end{aligned} \quad (20)$$

在上述 FF-C-FDWRLS 中, λ_i 为第 i 个子系统的遗忘因子, q 为有限数据窗的长度, $\hat{\theta}_i(k)$ 和 $\mathbf{P}_i(k)$ 分别为第 i 个子系统在时刻 k 时的参数估计值和协方差矩阵, $\hat{\theta}_{i-1}(k)$ 和 $\mathbf{P}_{i-1}(k)$ 分别为第 $i-1$ 个子系统在时刻 k 时的参数估计值和协方差矩阵, $\hat{\theta}_m(k-1)$ 和 $\mathbf{P}_m(k-1)$ 分别为第 m 个子系统在时刻 $k-1$ 时的参数估计值和协方差矩阵. FF-C-FDWRLS 算法(15)~(20)的关系如图 1 所示.

FF-C-FDWRLS 算法的计算步骤如下:

Step 1: 设置初始值. 选择合适的数据窗长度 q , 使 $k = q$, $\hat{\theta}_m(0) = \mathbf{1}_n/p_0$, $\mathbf{P}_m(0) = p_0\mathbf{I}_n$, $\lambda_i^{1-q} = (0.995)^{1-q}$, $i = 1, 3, \dots, m$ 和 $p_0 = 10^6$.

Step 2: 收集每个子系统的观测信息, 形成 $y_i(k)$ 和 $\Phi_i^T \in \mathbf{R}^{1 \times n}$, 其中 $i = 1, 3, \dots, m$.

Step 3: 用式(19)计算矩阵 $\mathbf{Q}_1(k-1)$, 用式(20)计算协方差矩阵 $\mathbf{P}_1(k)$, 用式(18)更新参数估计值 $\hat{\theta}_1(k)$.

Step 4: 对每一个 i ($i = 2, 3, \dots, m$), 用式(16)计算矩阵 $\mathbf{Q}_i(k-1)$, 用式(17)计算协方差矩阵 $\mathbf{P}_i(k)$, 用式(15)更新参数估计值 $\hat{\theta}_i(k)$.

Step 5: 令 $k + 1$, 跳到 Step 2.

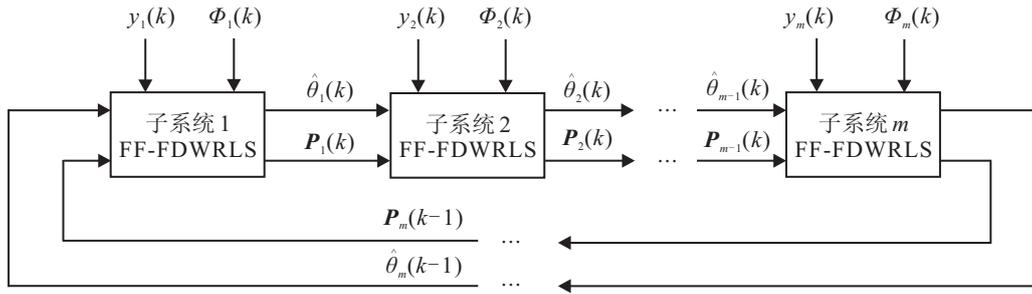


图 1 FF-C-FDWRLS 算法示意图

3 计算量比较

将本文所提出的 FF-C-FDWRLS 算法与 FF-M-FDWRLS^[18]及 FF-S-FDWRLS 算法的计算量进行比较. 表 1 给出了这 3 个算法在每一次递推计算中的乘

法次数和加法次数, 其中方括号中的数字表示系统阶数 $n = 5$, 输出量 $m = 3$ 时, 算法的每一次递推计算量. 从表 1 中可以明显地看出, FF-C-FDWRLS 算法比其他两个算法计算量更小, 效率更高.

表 1 3 种辨识算法的计算量

辨识算法	乘法次数	加法次数
FF-M-FDWRLS	$4m^4 + 12m^3 + (16 + 4n)m^2 + (9m + 1)n^2 + (2n - 4)m + 4 + q = [1694 + q]$	$2m^3 + (6n - 4)m^2 + (7n^2 - 9n + 2)m + 2n^2 - 2 = [732]$
FF-S-FDWRLS	$m(6n^2 + 6n + 1) + n + q - 1 = [546 + q]$	$m(5n^2 + n) + n(m - 1) = [400]$
FF-C-FDWRLS	$m(6n^2 + 6n + 1) + q - 1 = [541 + q]$	$m(5n^2 + n) = [390]$

注 1 相比于其他两个辨识算法, 本文的 FF-C-FDWRLS 算法在每一次递推计算中既不要求计算两个 $n \times n$ 阶逆矩阵, 也不需要计算参数 $\hat{\theta}_i(k)$ 的平均值, 因此, FF-C-FDWRLS 算法具有较小的计算负担.

4 实例验证

4.1 永磁同步电机的多元非线性回归模型

为了验证所提出的辨识算法的有效性, 下面给出一个永磁同步电机 (PMSM) 参数辨识的例子. 在 $dq0$ 同步旋转坐标系下, PMSM 的电压方程和磁链方程^[19]可表示为

$$\begin{cases} u_q = R_s i_q + \frac{d\psi_q}{dt} + \omega_e \psi_d, \\ u_d = R_s i_d + \frac{d\psi_d}{dt} - \omega_e \psi_q; \end{cases} \quad (21)$$

和

$$\begin{cases} \psi_q = L_q i_q, \\ \psi_d = L_d i_d + \psi_f. \end{cases} \quad (22)$$

其中: u_q 、 u_d 和 i_q 、 i_d 分别为 q 、 d 轴的电压和电流; R_s 、 L_q 、 L_d 分别为定子绕组的电阻和 q 、 d 轴的电感; ψ_q 、 ψ_d 为定子绕组在 q 、 d 轴的磁链分量; ψ_f 为永磁体磁链; ω_e 为同步角速度.

联立式 (21) 和 (22), 可以得到如下 PMSM 连续系统的参数辨识模型:

$$\begin{bmatrix} u_d \\ u_q - \omega_e \psi_f \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} i_d & -\omega_e i_q & \frac{di_d}{dt} \\ i_q & \frac{di_q}{dt} & \omega_e i_d \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R_s \\ L_d \\ L_q \end{bmatrix}. \quad (23)$$

在式 (23) 中, 对微分量 $\frac{di_d}{dt}$ 、 $\frac{di_q}{dt}$ 进行离散化处理^[20], 可得

$$\begin{cases} \frac{di_d}{dt} = \frac{i_d(k) - i_d(k-1)}{T_s}, \\ \frac{di_q}{dt} = \frac{i_q(k) - i_q(k-1)}{T_s}. \end{cases} \quad (24)$$

联立式 (24), 对式 (23) 进行离散化, 可以得到 PMSM 离散化参数辨识模型为

$$\begin{bmatrix} u_d(k) \\ u_q(k) - \omega_e(k)\psi_f \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} i_d(k) & -\omega_e(k)i_q(k) & \frac{i_d(k) - i_d(k-1)}{T_s} \\ i_q(k) & \frac{i_q(k) - i_q(k-1)}{T_s} & \omega_e(k)i_d(k) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R_s \\ L_d \\ L_q \end{bmatrix}. \quad (25)$$

根据式 (25), 可以得到如下多元非线性回归模型:

$$\mathbf{y}(k) = \Phi^T(k)\theta + v(k). \quad (26)$$

其中: 输出向量

$$\mathbf{y}(k) = \begin{bmatrix} y_1(k) \\ y_2(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} u_d(k) \\ u_q(k) - \omega_e(k)\psi_f \end{bmatrix}, \quad (27)$$

信息矩阵

$$\Phi^T(k) = \begin{bmatrix} \Phi_1^T(k) \\ \Phi_2^T(k) \end{bmatrix} =$$

$$\begin{bmatrix} i_d(k) & -\omega_e(k)i_q(k) & \frac{i_d(k) - i_d(k-1)}{T_s} \\ i_q(k) & \frac{i_q(k) - i_q(k-1)}{T_s} & \omega_e(k)i_d(k) \end{bmatrix}, \quad (28)$$

参数向量 $\theta = [R_s \ L_d \ L_q]^T$, $v(k) = \begin{bmatrix} v_1(k) \\ v_2(k) \end{bmatrix}$ 为零均值随机量测噪声, T_s 为 A/D 数据采样周期。

显然, 式 (28) 可以分成两个子系统

$$y_i(k) = \Phi_i^T(k)\theta + v_i(k), \quad i = 1, 2, \quad (29)$$

这两个子系统都包含一个共同的参数向量 $\theta \in \mathbf{R}^3$ 。

4.2 实验结果

基于 dSPACE (digital signal processing and control engineering) 单板 DS1104 系统, 构建了 PMSM 参数辨识的数据采集平台。PMSM 参数为: 额定功率 $P_N = 1800 \text{ W}$, 额定转速 $\omega_N = 1000 \text{ r/min}$, 额定转矩 $T_{mN} = 5 \text{ N}\cdot\text{m}$, 极对数 $n_p = 2$, 额定电压 $U = 220 \text{ V}$, 定子电阻 $R_s = 2.873 \ \Omega$, 永磁体磁链 $\psi_f = 0.275 \text{ Wb}$, 电感 $L_d = L_q = 0.0085 \text{ H}$ 。实验中, 功率单元模块的 PWM 调制频率设为 10 kHz , A/D 采样时间 $T_s = 0.0001 \text{ s}$ 。为了能够充分激励系统的所有模态以获得系统的辨识信息, PMSM 输入信号必须满足在辨识时间内持续激励系统, 本文选择 M 序列伪随机序列信号作为辨识信号^[21]。

4.2.1 PMSM 参数定常辨识

PMSM 运行在额定工况下, PMSM 参数为定常值 $\theta = [R_s \ L_d \ L_q]^T = [2.873 \ 0.0085 \ 0.0085]^T$, 数据长度 $q = 1000$ 。分别采用 FF-C-FDWRLS、FF-M-FDWRLS 和 FF-S-FDWRLS 算法, 辨识 PMSM 的参数估计误差 $\delta = \|\hat{\theta}(k) - \theta\|/\|\theta\|$, 随数据长度 k 的变化情况如图 2 所示, PMSM 的参数估计值及其估计误差如表 2 所示。

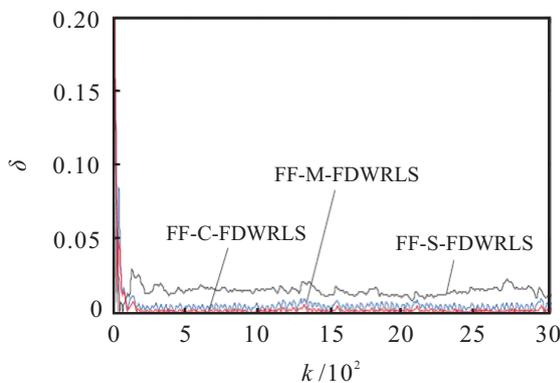


图 2 参数估计误差随数据长度 k 的变化

由图 2 和表 2 可以看出, 3 种辨识算法得到的 PMSM 参数估计值 $\hat{\theta}$ 都一致收敛于真实值, 但 FF-C-

表 2 3 种算法参数估计值及误差

辨识算法	k	\hat{R}_s	\hat{L}_d	\hat{L}_q	$\delta/\%$
	100	2.86844	0.00846	0.00864	0.22829
	500	2.86127	0.00850	0.00850	0.47766
	1000	2.86248	0.00849	0.00851	0.43533
FF-M-FDWRLS	2000	2.86248	0.00850	0.00857	0.43537
	3000	2.86058	0.00852	0.00856	0.50171
	100	2.83964	0.00846	0.00911	1.22997
	500	2.83446	0.00838	0.00849	1.41016
	1000	2.83085	0.00839	0.00850	1.53568
	2000	2.84110	0.00840	0.00852	1.17915
FF-S-FDWRLS	3000	2.84257	0.00839	0.00853	1.12800
	100	2.85561	0.00850	0.00859	0.88318
	500	2.87471	0.00848	0.00859	0.21889
FF-C-FDWRLS	1000	2.87768	0.00848	0.00850	0.11541
	2000	2.87557	0.00848	0.00858	0.18898
	3000	2.87370	0.00848	0.00870	0.25390
真值		2.873	0.00850	0.00850	

FDWRLS 算法的收敛速度和精度好于其他两种算法, 这是因为 FF-C-FDWRLS 算法每次递推运算时, 能够重复利用前一次参数的辨识值和协方差信息^[10], 从而获得了理想的辨识效果。其中, d 轴电感 \hat{L}_d 辨识收敛速度和精度好于 q 轴电感 \hat{L}_q 的辨识, 这是因为 q 轴电流 i_q 容易引起 q 轴电感磁饱和, 所以 \hat{L}_q 出现较大的波动^[22]。

4.2.2 PMSM 参数阶跃时变辨识

在实际运行环境中, PMSM 定子电阻 R_s 会随着电机运行温度的升高而变化, 同时也为了验证 FF-C-FDWRLS 算法辨识阶跃时变参数的辨识能力, 本文选择定子电阻 R_s 作为时变参数, 有

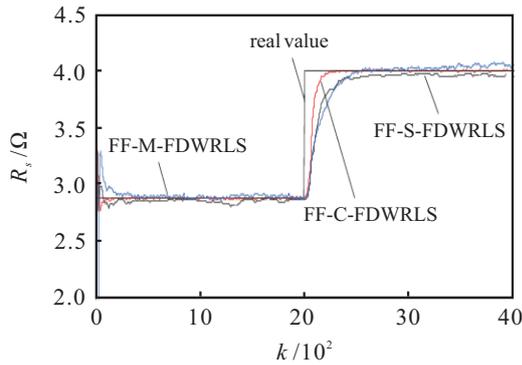
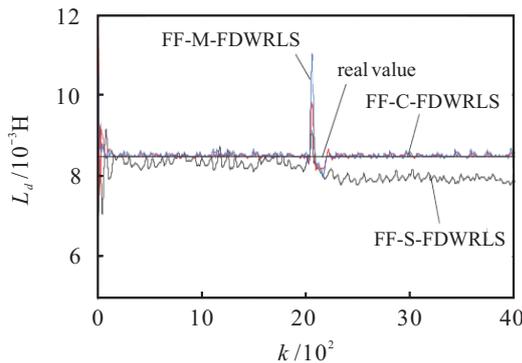
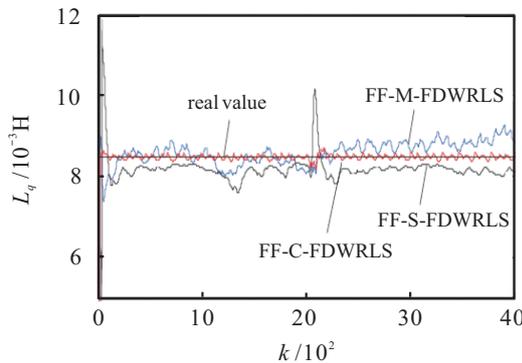
$$\theta = [R_s(k) \ L_d \ L_q]^T = [R_s(k) \ 0.0085 \ 0.0085]^T.$$

其中

$$R_s(k) = \begin{cases} 2.873 \ \Omega, & 0 < k \leq 2000; \\ 4 \ \Omega, & 2000 < k. \end{cases}$$

PMSM 的运行状态和上个实验的状态相同。

图 3~图 5 为定子电阻 R_s 阶跃时变时, 3 种算法分别辨识 PMSM 参数的比较。其中: 图 3 为定子电阻 R_s 的辨识结果比较, FF-C-FDWRLS 算法的收敛速度和辨识精度要好于其他两种辨识算法的辨识结果; 图 4 和图 5 分别为 d 、 q 轴电感 L_d 、 L_q 的辨识结果的比较, 显然, FF-C-FDWRLS 算法的辨识误差最小。

图3 定子电阻 R_s 阶跃时变的辨识图4 d 轴电感 L_d 的辨识图5 q 轴电感 L_q 的辨识

5 结论

本文将耦合辨识思想与带遗忘因子有限数据窗辨识理论相结合,研究了多元系统的FF-C-FDWRLS辨识算法.相比于FF-M-FDWRLS和FF-S-FDWRLS算法,FF-C-FDWRLS算法计算量少,易于实现,能够快速跟踪时变参数,可以获得高精度参数估计.理论分析和仿真实验结果均验证了上述结论.

本文所提出的FF-C-FDWRLS算法也可以结合其他先进的控制理论,进一步地研究PMSM的高性能控制问题.这一工作有待于深入研究.

参考文献(References)

[1] 陆超,吴超,王天,等.多元自回归滑动平均模型辨识与电力系统自适应阻尼控制[J].中国电机工程学报,2010,30(19):31-36.

(Lu C, Wu C, Wang T, et al. Auto regressive moving averaging vector model identification and power system adaptive damping control[J]. Chinese Society for Electrical Engineering, 2010, 30(19): 31-36.)

[2] 李春燕,俞集辉,谢开贵,等.基于多元非线性回归的阻塞管理优化模型[J].电工技术学报,2008,23(2):96-102. (Li C Y, Yu J H, Xie K G, et al. Optimal model of congestion management based on non-linear regression[J]. Trans of China Electrotechnical Society, 2008, 23(2): 96-102.)

[3] 孙棣华,李陆,廖孝勇,等.基于样条变换多元回归模型的摄像机标定算法[J].仪器仪表学报,2012,33(5):991-997.

(Sun D H, Li L, Liao X Y, et al. Camera calibration algorithm with multiple regression model based on spline transformation[J]. Chinese J of Scientific Instrument, 2012, 33(5): 991-997.)

[4] 张崇欣,李克民,肖双双.基于多元线性回归—BP神经网络的自移式破碎机生产能力预测[J].中国矿业,2013,22(10):137-140.

(Zhang C X, Li K M, Xiao S S. Prediction of self-moving crusher's production based on multiple linear regression—BP neural network[J]. China Mining Magazine, 2013, 22(10): 137-140.)

[5] 丁锋.系统辨识新论[M].北京:科学出版社,2013:350-352.

(Ding F. System identification—New theory and methods[M]. Beijing: Science Press, 2013: 350-352.)

[6] Han H Q, Xie L. Hierarchical least squares based iterative identification for multivariable systems with moving average noises[J]. Mathematical and Computer Modelling, 2010, 51(9): 1213-1220.

[7] Ding S, Ding R, Yang Erfu. A filtering based recursive least squares estimation algorithm for pseudo-linear auto-regressive systems[J]. J of the Franklin Institute, 2014, 351(3): 1801-1809.

[8] Ding F, Liu X P, Liu G. Auxiliary model based multi-innovation eExtended stochastic gradient parameter estimation with colored measurement noises[J]. Signal Process, 2009, 89(10): 1883-1890.

[9] 丁锋.系统辨识(8):耦合辨识概念与方法[J].南京信息工程大学:自然科学版,2012,4(3):193-212.

(Ding F. System identification Part H: Coupled identification concept and methods[J]. J of Nanjing University of Information Science and Technology: Natural Science Edition, 2012, 4(3): 193-212.)

- [10] Ding F. Coupled least squares identification for multivariable systems[J]. IET Control Theory and Applications, 2013, 7(1): 68-79.
- [11] Ding F, Liu G, Liu X P. Partially coupled stochastic gradient identification methods for non-uniformly sampled systems[J]. IEEE Trans on Automatic Control, 2010, 55(8): 1976-1981.
- [12] 丁锋, 汪菲菲, 汪学海. 多变量方程误差类系统的部分耦合迭代辨识方法[J]. 南京信息工程大学: 自然科学版, 2014, 6(4): 289-305.
(Ding F, Wang F F, Wang X H. Partially coupled iterative identification methods for multivariable equation error type systems[J]. J of Nanjing University of Information Science and Technology: Natural Science Edition, 2014, 6(4): 289-305.)
- [13] 丁锋, 汪菲菲. 多元系统耦合多信息随机梯度类辨识方法[J]. 南京信息工程大学: 自然科学版, 2014, 6(1): 1-16.
(Ding F, Wang F F. Coupled multi-innovation stochastic gradient type identification methods for multivariate systems[J]. J of Nanjing University of Information Science and Technology: Natural Science Edition, 2014, 6(1): 1-16.)
- [14] 丁锋, 丁滔, 萧德云, 等. 时变系统有限数据窗最小二乘辨识的有界收敛性[J]. 自动化学报, 2002, 28(5): 754-761.
(Ding F, Ding T, Xiao D Y, et al. Bounded convergence of finite data window least squares identification for time-varying systems[J]. Acta Automatica Sinica, 2002, 28(5): 754-761.)
- [15] Ding F, Chen T. Hierarchical gradient-based identification of multivariable discrete-time systems[J]. Automatica, 2005, 41(2): 315-325.
- [16] Sen A, Sinha N K. On-line estimation of the parameters of a multivariable system using matrix pseudo-inverse[J]. Int J of Systems Science, 1976, 7(4): 461-471.
- [17] Golub G H, Loan C F V. Matrix computations[M]. 4th ed. Baltimore: Johns Hopkins University Press, 2013: 320-322.
- [18] 丁锋. 系统辨识——辨识方法性能分析[M]. 北京: 科学出版社, 2014: 219-222.
(Ding F. System identification — Performance analysis for identification methods[M]. Beijing: Science Press, 2014: 219-222.)
- [19] 陈振锋, 钟彦儒, 李洁. 嵌入式永磁同步电机自适应在线参数辨识[J]. 电机与控制学报, 2010, 14(4): 9-13.
(Chen Z F, Zhong Y R, Li J. Online adaptive parameter identification for interior permanent magnet synchronous motor drive[J]. Electric Machines and Control, 2010, 14(4): 9-13.)
- [20] 杜中兰, 赵海森, 刘晓芳, 等. 基于 $dq0$ 坐标系的异步电机等效电路参数在线辨识方法研究[J]. 华北电力大学学报, 2013, 40(2): 30-35.
(Du Z L, Zhao H S, Liu X F, et al. Study on on-line identification method of equivalent circuit parameters of asynchronous motors based[J]. J of North China Electric Power University, 2013, 40(2): 30-35.)
- [21] Wang S, Shi S S, Chen C, et al. Identification of PMSM based on EKF and elman neural network[C]. IEEE Int Conf on Automation and Logistics. Shenyang: IEEE, 2009: 1459-1463.
- [22] Underwood S J, Husain I. Online parameter estimation and adaptive control of permanent magnet synchronous machines[J]. IEEE Trans on Industrial Electronics, 2010, 57(7): 2435-2443.

(责任编辑: 李君玲)