

文章编号 1004-924X(2012)10-2308-07

自适应卡尔曼滤波在无刷直流 电机系统辨识中的应用

魏 彤, 郭 蕊*

(北京航空航天大学 惯性技术重点实验室,
新型惯性仪表与导航系统技术国防重点学科实验室, 北京 100191)

摘要: 为了有效抑制量测噪声特性变化对系统辨识精度的影响以获得准确的无刷直流电机模型, 提出了一种采用自适应卡尔曼滤波算法的无刷直流电机系统辨识方法。通过计算新息理论方差的极大似然最优估计, 并将其引入卡尔曼滤波算法中修正滤波增益来抑制量测噪声特性变化对辨识结果的影响, 使该滤波算法实现对模型参数的准确估计, 提高辨识精度。实验结果表明, 在量测噪声特性变化的情况下, 该算法能够准确跟踪实际量测噪声特性的变化, 参数估计平滑, 相对于目前系统辨识广泛采用的带有遗忘因子的递推最小二乘算法, 输出误差的均方根值减小了 73.5%。该算法简单易行, 计算量小, 辨识结果可以很好地描述系统行为, 便于在工程实践中应用。

关 键 词: 无刷直流电机; 系统辨识; 参数估计; 自适应卡尔曼滤波

中图分类号: TM 351 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/OPE.20122010.2308

Application of adaptive Kalman filtering to system identification of brushless DC motor

WEI Tong, GUO Rui*

(Laboratory of Science and Technology on Inertia, The National Defense Key Laboratory of Novel Inertial Instrument & Navigation System Technology, Beihang University, Beijing 100191, China)

* Corresponding author, E-mail: ginny_gr@126.com

Abstract: To restrain the effect of variable measurement noise and to acquire the accurate model of a brushless DC motor, the identification method for the motor based on adaptive Kalman filtering algorithm was proposed. By computing the maximum likelihood estimation of the innovation variance and using it to modify the filter gain, the influence of variable measurement noise could be restrained and the parameters could be estimated accurately. In this way, the identification accuracy was improved. Experiments show that the adaptive Kalman filtering algorithm can follow the change of actual measurement noise accurately and get smooth estimation results. Compared with the recursive least square algorithm which is widely used in system identification at present, the root mean square value of output error is reduced by 73.5% under the variable measurement noise. The identification results can de-

收稿日期: 2012-05-14; 修订日期: 2012-07-06.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(No. 61174134); 国家民用航天预研项目

scribe well the system behavior, and offer the same response with the real system. The algorithm is easy to apply to the engineering practice.

Key words: brushless DC motor; system identification; parameter estimation; adaptive Kalman filtering

1 引 言

控制力矩陀螺是空间站等长期运行的大型航天器实现姿态控制的关键执行机构^[1],它由陀螺房(陀螺转子、支承系统、驱动电机)和框架系统组成。根据陀螺转子的支承方式,控制力矩陀螺可分为机械控制力矩陀螺和磁悬浮控制力矩陀螺(Magnetic Suspended Control Momentum Gyro, MSCMG)两类,其中 MSCMG 以其无摩擦、高精度、低功耗、长寿命等优点,成为航天器姿态控制的理想执行机构之一^[2]。

无刷直流电机是 MSCMG 陀螺转子的驱动机构,其转速精度是决定陀螺输出力矩精度的重要因素^[3]。在长期运行过程中,电机绕组会随着使用时间增长而出现特性慢变,再加上温度变化和磁路饱和的影响,电机的参数不再保持恒定^[4-5],继而引起电机模型发生变化,其结果会导致依照先前模型设计的控制器无法得到令人满意的控制效果。系统辨识是获得电机模型的有效方法,通过系统辨识可以实现电机的干扰观测、自适应控制和在线故障诊断等,有利于电机的长期正常运行。但是在 MSCMG 系统的实际工作过程中,实测的电机转速经常包含有各种量测噪声,这些噪声的特性通常是变化的。在这种情况下进行系统辨识,需要选择一种能够有效抑制噪声影响的辨识方法。

系统辨识的传统方法包括脉冲响应法、频率响应法、极大似然法和最小二乘法等,其中带有遗忘因子的递推最小二乘算法(Recursive Least Squares with forgetting factor, RFF)因能跟踪系统参数的慢变并克服“数据饱和”的影响,在工程实践中获得了广泛的应用。但是这种算法在量测噪声显著变化的情况下,辨识结果随噪声而波动,辨识精度不高。随着智能控制理论研究的不断深入,近些年来出现了一些基于神经网络^[7]、遗传算法^[8]、模糊理论^[9]等知识的现代系统辨识方法,但是由于这些算法比较复杂,目前大都处于仿真阶

段,在生产实践中应用较少^[6-10]。

相比之下,基于新息的自适应卡尔曼滤波(Adaptive Kalman Filtering, AKF)算法可以有效解决量测噪声特性变化导致的系统状态估计不准确的问题^[11-14],并在组合导航等领域获得了广泛应用,但是目前尚未见这种算法应用于电机系统辨识的报道。本文将基于新息的自适应卡尔曼滤波算法引入系统辨识领域,用于解决量测噪声特性变化情况下的电机系统参数辨识问题,并进行实验验证。

2 无刷直流电机系统建模

本文所用无刷直流电机的电枢绕组与逆变器采用三相星形六状态形式联接,其模型可以通过 2 个方程来建立:

电势平衡方程:

$$u - 2E = 2iR + 2L \frac{di}{dt}, \quad (1)$$

转矩平衡方程:

$$2T_e = b\omega + J \frac{d\omega}{dt}, \quad (2)$$

其中: $T_e = K_T i$ 为单相绕组的电磁转矩(N·m), K_T 为电机单相绕组转矩常数(N·m/A), $E = K_e \omega$ 为单相绕组的反电动势(V), K_e 为电机单相绕组反电动势常数(V·s/rad), u 为电机端电压(V), i 为电枢电流(A), R 为单相绕组电枢电阻(Ω), L 为电枢自感与互感差值(H), ω 为电机的角速率(rad/s), J 为转子转动惯量($\text{kg} \cdot \text{m}^2$), b 为系统阻尼系数。

根据式(1)、(2)可以得到无刷直流电机系统的框图如图 1 所示。

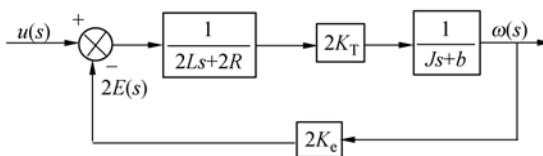


图 1 无刷直流电机系统框图

Fig. 1 Block diagram of brushless DC motor

根据图 1, 可得系统的传递函数为:

$$G(s) = \frac{\omega(s)}{u(s)} = \frac{\frac{K_T}{LJ}}{s^2 + \left(\frac{L}{R} + \frac{J}{b}\right) \cdot \frac{Rb}{LJ} s + \left(1 + \frac{2K_T K_e}{Rb}\right) \cdot \frac{Rb}{LJ}}, \quad (3)$$

式(3)的 z 函数形式为:

$$G(z) = \frac{\omega(z)}{u(z)} = \frac{b_1 z + b_2}{z^2 + a_1 z + a_2}, \quad (4)$$

其中: a_1, a_2, b_1, b_2 为被估参数。对于实际系统, 在考虑量测噪声的情况下, 根据式(4)可以得到电机系统以差分方程形式表示的模型为:

$$\omega(k) = - \sum_{i=1}^n a_i \omega(k-i) + \sum_{i=1}^n b_i u(k-i) + \xi(k), \quad (5)$$

其中: $\omega(k)$ 和 $u(k)$ 分别为输出和输入的量测值, $\xi(k)$ 为量测噪声, $n=2$ 为系统模型阶次。

3 自适应卡尔曼滤波参数辨识算法

定义量测矩阵 $\boldsymbol{\varphi}(k) = [-\omega(k-1), -\omega(k-2), u(k-1), u(k-2)]$, 被估参数 $\boldsymbol{\theta} = [a_1, a_2, b_1, b_2]^T$, 则式(5)可写成

$$\omega(k) = \boldsymbol{\varphi}(k) \boldsymbol{\theta} + \xi(k). \quad (6)$$

以被估参数 $\boldsymbol{\theta}$ 作为状态变量, 得到卡尔曼滤波算法的状态方程和量测方程为:

$$\begin{cases} \boldsymbol{\theta}(k) = \mathbf{A}(k) \boldsymbol{\theta}(k-1) + \boldsymbol{\varepsilon}(k-1) \\ \omega(k) = \boldsymbol{\varphi}(k) \boldsymbol{\theta}(k) + \xi(k) \end{cases}, \quad (7)$$

其中: $\mathbf{A}(k)$ 为一步转移矩阵, $\boldsymbol{\varepsilon}(k)$ 为系统噪声。由于在正常工作过程中, 电机参数变化极其缓慢, 为了简化算法可以认为一步转移矩阵 $\mathbf{A}(k)$ 为单位阵且系统噪声可以忽略不计, 因此式(7)可以简写为:

$$\begin{cases} \boldsymbol{\theta}(k) = \boldsymbol{\theta}(k-1) \\ \omega(k) = \boldsymbol{\varphi}(k) \boldsymbol{\theta}(k) + \xi(k) \end{cases}. \quad (8)$$

用 $\hat{\boldsymbol{\theta}}, \hat{a}_1, \hat{a}_2, \hat{b}_1, \hat{b}_2$ 分别表示 $\boldsymbol{\theta}, a_1, a_2, b_1, b_2$ 的估计值, 得到常规的卡尔曼滤波参数辨识算法:

$$\begin{cases} \hat{\boldsymbol{\theta}}(k) = \hat{\boldsymbol{\theta}}(k-1) + \mathbf{K}(k) [\omega(k) - \boldsymbol{\varphi}(k) \hat{\boldsymbol{\theta}}(k-1)] \\ \mathbf{K}(k) = \mathbf{P}(k-1) \boldsymbol{\varphi}^T(k) [R(k) + \boldsymbol{\varphi}(k) \mathbf{P}(k-1) \boldsymbol{\varphi}^T(k)]^{-1} \\ \mathbf{P}(k) = [\mathbf{I} - \mathbf{K}(k) \boldsymbol{\varphi}(k)] \mathbf{P}(k-1) \\ e(k) = \omega(k) - \boldsymbol{\varphi}(k) \hat{\boldsymbol{\theta}}(k-1) \end{cases}, \quad (9)$$

其中: $\mathbf{K}(k)$ 为滤波增益, $\mathbf{P}(k)$ 是估计误差的方差,

$R(k)$ 是量测噪声理论方差, $e(k)$ 为新息。常规的卡尔曼滤波算法中 $R(k)$ 采用给定的常值, 在实际量测噪声特性变化的情况下, $R(k)$ 没有随之改变, 因此难以实现对模型参数 $\boldsymbol{\theta}$ 的准确估计。

为了有效抑制量测噪声特性变化对系统辨识精度的影响, 使卡尔曼滤波辨识算法实现对模型参数的准确估计, 需要根据量测噪声实际方差 $R'(k)$ 的变化自适应调节 $R(k)$ 。但是量测噪声的实际方差 $R'(k)$ 往往无法直接获得, 只能间接地建立 $R'(k)$ 与 $R(k)$ 的关系式, 而该关系式比较复杂, 计算量较大, 因此不便采用直接调节 $R(k)$ 的方式实现自适应辨识。

注意到 $R(k)$ 是通过滤波增益 $\mathbf{K}(k)$ 来影响辨识结果的 (见式(9)), 因此在不便于直接调节 $R(k)$ 的情况下考虑通过调节 $\mathbf{K}(k)$ 来实现对模型参数的准确估计。

根据式(6)可将新息进一步展开为:

$$e(k) = \boldsymbol{\varphi}(k) \boldsymbol{\theta}(k) + \xi(k) - \boldsymbol{\varphi}(k) \hat{\boldsymbol{\theta}}(k-1) = \boldsymbol{\varphi}(k) \tilde{\boldsymbol{\theta}}(k-1) + \xi(k), \quad (10)$$

其中 $\tilde{\boldsymbol{\theta}}(k-1) = \boldsymbol{\theta}(k) - \hat{\boldsymbol{\theta}}(k-1)$ 称为估计误差。由式(10)可知新息中包含有量测噪声 $\xi(k)$, 当量测噪声变化时, 新息也随之变化, 故可将新息的统计特征作为调整滤波算法的依据。根据式(10)可以求出新息的理论方差为:

$$P_v(k) = \boldsymbol{\varphi}(k) \mathbf{P}(k-1) \boldsymbol{\varphi}^T(k) + R(k), \quad (11)$$

可以看出 $P_v(k)$ 就是式(9)中滤波增益 $\mathbf{K}(k)$ 的分母项。同时, 根据长度为 $k-M+1$ 的实测新息序列可以求出 $P_v(k)$ 的估计值:

$$C_v(k) = \frac{1}{k-M+1} \sum_{i=M}^k e(i)^2. \quad (12)$$

为了减少计算量并且易于在工程实践中应用, 这里将(12)改写成递推形式:

$$C_v(k) = C_v(k-1) + \frac{1}{k-M+1} [e(k)^2 - C_v(k-1)]. \quad (13)$$

文献[14]中已经证明 $C_v(k)$ 是 $P_v(k)$ 的极大似然最优估计, 且由于 $C_v(k)$ 中包含 $e(k)$, 即包含有量测噪声实际方差 $R'(k)$ 的信息, 因此考虑将式(9)中的 $P_v(k)$ 用 $C_v(k)$ 代替, 得到随着量测噪声实际方差变化而变化的滤波增益:

$$\mathbf{K}'(k) = \mathbf{P}(k-1) \boldsymbol{\varphi}^T(k) [C_v(k)]^{-1}. \quad (14)$$

对式(9)~(14)进行归纳, 得到自适应调整滤

波增益的卡尔曼滤波辨识算法。

$$\begin{cases} \hat{\theta}(k) = \hat{\theta}(k-1) + \mathbf{K}'(k) [\omega(k) - \varphi(k) \hat{\theta}(k-1)] \\ e(k) = \omega(k) - \varphi(k) \hat{\theta}(k-1) \\ C_v(k) = C_v(k-1) + \frac{1}{k-M+1} [e(k)^2 - C_v(k-1)] \\ \mathbf{K}'(k) = \mathbf{P}(k-1) \boldsymbol{\varphi}^T(k) [C_v(k)]^{-1} \\ \mathbf{P}(k) = [\mathbf{I} - \mathbf{K}'(k) \boldsymbol{\varphi}(k)] \mathbf{P}(k-1) \end{cases} \quad (15)$$

该算法不需要量测噪声的先验知识,通过计算新息理论方差的极大似然最优估计,并将其引入到卡尔曼滤波辨识算法中用于修正滤波增益的值,可以有效地抑制量测噪声特性变化对辨识结果的影响,使该滤波算法实现对模型参数的准确估计,提高了辨识精度。

4 实验结果及验证

4.1 实验设备及实验条件

采用作者所在实验室自行研制的磁悬浮控制力矩陀螺系统进行实验,设备如图 2 所示,主要包括:磁悬浮控制力矩陀螺、控制电路及数据处理系统等。

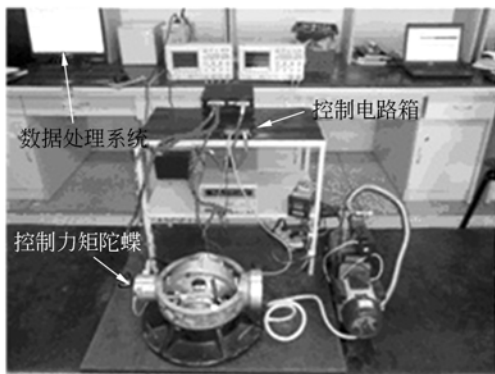


图 2 磁悬浮控制力矩陀螺系统
Fig. 2 MSCMG system

系统辨识实验原理如图 3 所示。由于所用电机惯量较大,为了充分激励该系统,选用周期为 200 s、幅值为 1.2 V 的方波电压与 2 V 的直流电压叠加作为系统的输入^[15-16],以 20 Hz 的采样频率对输入输出数据进行采样。为了模拟系统在长期运行过程中量测噪声特性变化的情况,实验中在系统输出端叠加方差变化的零均值高斯白噪声(如图 4 所示),噪声最大幅值约为输出转速的

2%,以充分验证本文所用方法的有效性。

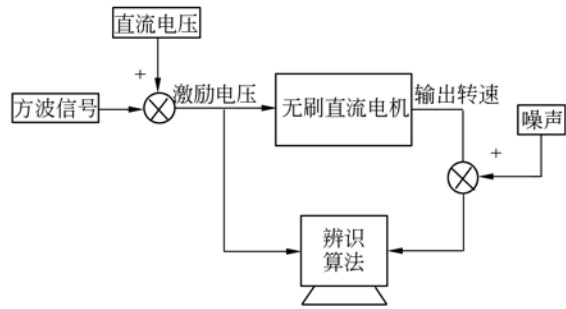


图 3 系统辨识实验原理框图

Fig. 3 Block diagram of identification experiments

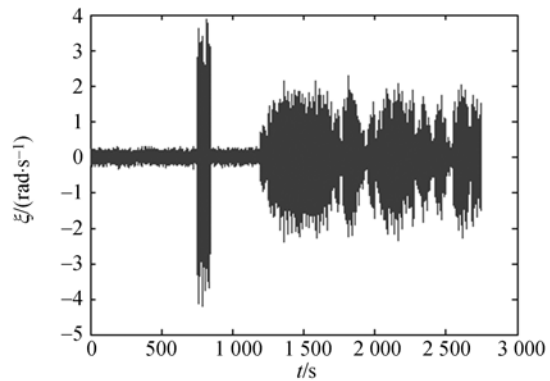


图 4 方差变化的零均值高斯白噪声

Fig. 4 Variance changed zero mean white Gaussian noise

4.2 实验结果

给定初值 $\hat{\theta}(0) = 0$, $\mathbf{P}(0) = 1\ 000 \mathbf{I}_4$, $C_v(0) = 0$,其中 \mathbf{I}_4 表示 4×4 的单位阵。运用本文所述的自适应卡尔曼滤波算法进行辨识,得到参数 a_1, a_2, b_1, b_2 的辨识结果如图 5 所示。可见在 $t=550$ s 以后,参数辨识结果趋于收敛,稳态值分别为 $\hat{a}_1 = -0.507\ 6 \pm 0.000\ 4$, $\hat{a}_2 = -0.492\ 3 \pm 0.000\ 4$, $\hat{b}_1 = 0.086\ 4 \pm 0.000\ 3$ 和 $\hat{b}_2 = -0.074\ 3 \pm 0.000\ 4$,说明该算法能有效抑制量测噪声特性变化产生的影响,参数辨识结果平滑。

由于 $C_v(k)$ 是 $P_v(k)$ 的极大似然最优估计,利用式(11)和(12)还可实现对量测噪声实际方差 $R'(k)$ 的实时估计:

$$R_e'(k) = C_v(k) - \boldsymbol{\varphi}(k) \mathbf{P}(k-1) \boldsymbol{\varphi}^T(k) \quad (16)$$

$R_e'(k)$ 的计算结果与所加噪声实际方差 $R'(k)$ 如图 6 所示,可以看出 $R_e'(k)$ 与 $R'(k)$ 的变化过程基本一致,说明该算法能够跟踪实际量测噪声特性的变化,自适应性强。

在 $t=550$ s 之后, $\hat{\theta} = [\hat{a}_1, \hat{a}_2, \hat{b}_1, \hat{b}_2]^T$ 趋于收

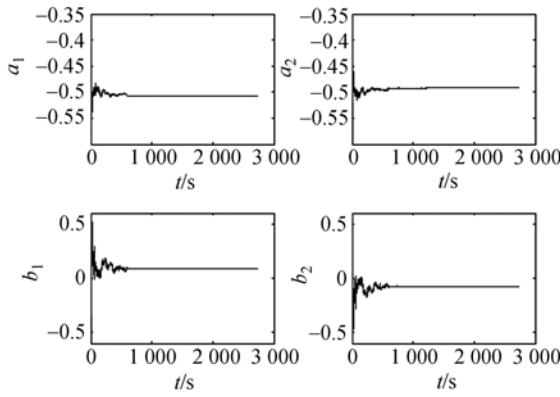


图 5 AKF 算法的辨识结果

Fig. 5 Identification results of the AKF algorithm

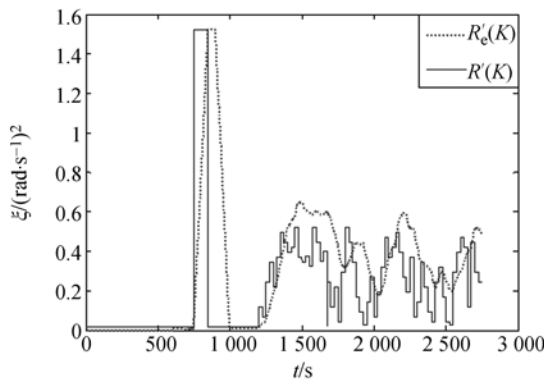


图 6 $R'_c(k)$ 和 $R'(k)$ 对比

Fig. 6 Comparison of $R'_c(k)$ and $R'(k)$

敛,由式(4)和辨识得到的 $\hat{\theta}$ 可得到系统实时模型 $\hat{G}(z)$,该模型输出与电机系统实际输出对比曲线如图 7 所示。由图可见实时模型输出与电机实际输出基本一致,说明在量测噪声特性变化的情况下,该算法辨识的模型仍然能够很好地描述电机系统行为。

对参数 $\hat{\theta}$ 的最后 1 000 个值取平均,得到自适应卡尔曼滤波算法辨识出的离散系统模型:

$$G_m'(z) = \frac{0.086\ 32z - 0.074\ 43}{z^2 - 0.507\ 7z - 0.492\ 2}$$

为了充分体现这种算法的有效性,在相同的噪声环境及初值条件下,采用 RFF 算法进行对比实验。在遗忘因子 $\lambda=0.995$ 的条件下,辨识结果如图 8 所示。可见 RFF 算法的辨识结果容易受噪声影响而出现较大波动,难以收敛,并且越小,波动越剧烈。增大 λ 虽然可以降低波动程度,但 λ 即使增大到 1(退化为常规递推最小二乘法),仍然不能有效抑制噪声的影响,反而会因数据饱和

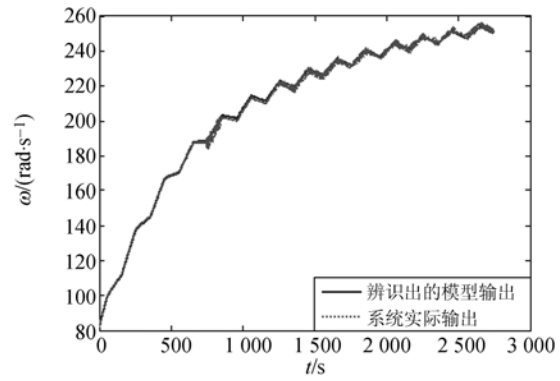


图 7 AKF 辨识的实时模型输出与实际输出对比

Fig. 7 Output comparison of real system and AKF model

致使辨识精度下降。电机系统实际输出与 RFF 算法辨识出的实时模型输出对比如图 9 所示。由图可见,RFF 算法辨识的模型输出误差较大,说明在量测噪声特性变化的情况下,该算法辨识精度低,不能准确描述系统行为。

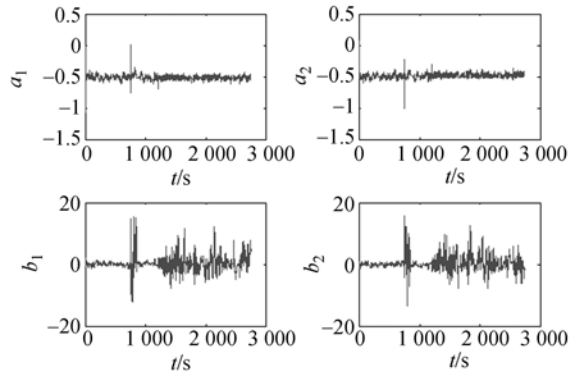


图 8 RFF 算法的辨识结果

Fig. 8 Identification results of the RFF algorithm

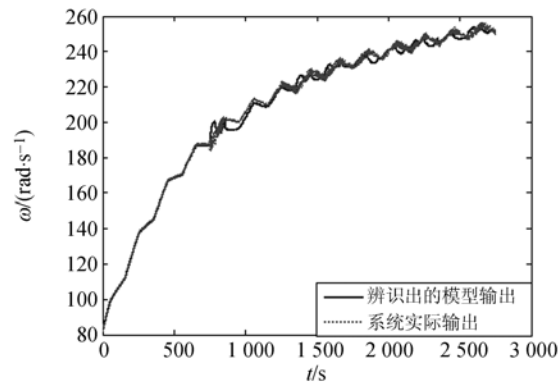


图 9 RFF 辨识的实时模型输出与实际输出对比

Fig. 9 Output comparison of real system and RFF model

输出误差的均方根值(Root mean square,

RMS)是一种常用且有效的系统辨识精度评价标准。分别求出 AKF 辨识算法和 RFF 辨识算法的输出误差的 RMS 值如表 1 所示。由表可知, AKF 算法辨识出的系统模型输出误差 RMS 值比 RFF 法减小了 73.5%,说明 AKF 算法的辨识结果更为准确。

表 1 RFF 与 AKF 算法辨识出的模型输出误差 RMS 值对比
Tab.1 RMS value comparison of RFF and AKF algorithms

辨识方法	RFF 法	AKF 法
输出误差 RMS 值	3.562 5	0.943 2

5 结 论

本文针对量测噪声特性变化导致无刷直流电机系统辨识结果不准确的问题,引入了一种基于新息的自适应卡尔曼滤波算法。该算法调节迅

速,不需要量测噪声的先验知识,只通过计算新息理论方差的极大似然最优估计,并将其引入到卡尔曼滤波辨识算法中用于修正滤波增益的值,即可有效抑制量测噪声特性变化对辨识结果的影响,实现对模型参数的准确估计。实验证明在量测噪声特性变化的情况下,本文采用的自适应卡尔曼滤波算法能够有效地跟踪实际量测噪声的变化,辨识结果平滑,辨识的模型输出与实际输出基本一致,与目前系统辨识广泛采用的带有遗忘因子的递推最小二乘算法相比,输出误差的 RMS 值减小了 73.5%。通过本文方法可以获得无刷直流电机的准确模型。

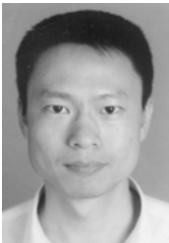
针对基于辨识得到的电机准确模型,拟进一步研究无刷直流电机的干扰观测和自适应控制,为保证磁悬浮控制力矩陀螺长期正常运行奠定基础。

参考文献:

- [1] 徐向波, 房建成, 李海涛. 控制力矩陀螺框架系统的谐振抑制与精度控制[J]. 光学精密工程, 2012, 20(2):305-312.
XU X B, FANG J CH, LI H T. Resonance elimination and precision control of CMG gimbal system [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2012, 20(2):305-312. (in Chinese)
- [2] 魏彤, 房建成, 刘珠荣. 双框架磁悬浮控制力矩陀螺动框架效应补偿方法[J]. 机械工程学报, 2010, 46(2):159-165.
WEI T, FANG J CH, LIU ZH R. Moving-gimbal effects compensation of double gimbal magnetically suspended control moment gyroscope based on compound control [J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2010, 46(2):159-165. (in Chinese)
- [3] HAN B CH, MA J J. The influence and optimization design of transmission ratio on the performance of gimbal Servo-system in CMG[C]. 2010 *International Conference on Computer Application and System Modeling, Taiyuan*, 2010:280-284.
- [4] 吴靖. 电机传动系统参数辨识方法的研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2008.
WU J. *Research on parameter identification method of motor drive system*[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2008. (in Chinese)
- [5] HE Y H, FENG Y P, WANG Y, *et al.*. Parameter identification of an induction machine at standstill using the vector constructing method[J]. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 2012, 27(2): 905-915.
- [6] 黄宇, 韩璞, 刘长良, 等. 改进量子粒子群算法及其在系统辨识中的应用[J]. 中国电机工程学报, 2011, 31(20):114-120.
HUANG Y, HAN P, LIU CH L, *et al.*. An improved quantum particle swarm optimization and its application in system identification[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2011, 31(20):114-120. (in Chinese)
- [7] 王松, 刘明光, 石双双. 基于卡尔曼滤波和神经网络的 PMSM 参数辨识[J]. 北京交通大学学报, 2010, 34(2):124-136.
WAN G S, LIU M G, SHI SH SH. Identification of PMSM based on EKF and Elman neural network [J]. *Journal of Beijing Jiaotong University*, 2010, 34(2):124-136. (in Chinese)
- [8] 董岩, 张涛, 李文明, 等. 机载立体测绘相机滚转轴伺服系统的辨识与设计[J]. 光学精密工程, 2011, 19(7):1580-1586.
DONG Y, ZHANG T, LI W M, *et al.*. Identification and design of roll axis servo system in airborne solid mapping camera [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2011, 19(7):1580-1586. (in Chinese)
- [9] 李迪, 陈向坚, 续志军, 等. 自组织递归区间二型

- 模糊神经网络在动态时变系统辨识中的应用[J]. 光学 精密工程, 2011,19(6):1406-1412.
- LI D, CHEN X J, XU ZH J, *et al.*. Type II fuzzy neural networks with self-organizing recurrent intervals for dynamic time varying system identification [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2011, 19 (6): 1406-1412. (in Chinese)
- [10] 李颖, 陈兴林, 宋申民. 小波神经网络用于光纤陀螺漂移误差辨识[J]. 光学 精密工程, 2007,15(5):773-778.
- LI Y, CHEN X L, SONG SH M. Application of wavelet neural network for identification of drifts errors in fiber optical gyroscope[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2007,15(5):773-778. (in Chinese)
- [11] 徐田来, 游文虎, 崔平远. 基于模糊自适应卡尔曼滤波的 INS/GPS 组合导航系统算法研究[J]. 宇航学报, 2005,26(5):571-575.
- XU T L, YOU W H, CUI P Y. Research on GPS/INS Integrated Navigation System Based on Fuzzy Adaptive Kalman Filtering[J]. *Journal of Astronautics*, 2005,26(5):571-575. (in Chinese)
- [12] 赵龙, 吴康. 新型自适应 Kalman 滤波算法及其应用[J]. 压电与声光, 2009, 31(6):908-911.
- ZHAO L, WU K. A new type of adaptive kalman filtering algorithm and its application[J]. *Piezoelectrics & Acoustooptics*, 2009, 31(6):908-911. (in Chinese)
- [13] 李旦, 秦永元, 梅春波. 组合导航自适应卡尔曼滤波改进算法研究[J]. 测控技术, 2011,30(3):114-116.
- LI D, QIN Y Y, MEI CH B. An improved adaptive Kalman filter algorithm for SINS /GPS integrated navigation system [J]. *Measurement and control technology*, 2011,30(3):114-116. (in Chinese)
- [14] 卞鸿巍, 金志华, 王俊璞, 等. 组合导航系统新息自适应卡尔曼滤波算法[J]. 上海交通大学学报, 2006,40(6):1000-1003.
- BIAN H W, JIN Zh H, WANG J P, *et al.*. The Innovation-based estimation adaptive Kalman filter algorithm for INS/GPS integrated navigation system[J]. *Journal of Shang Hai Jiao Tong University*, 2006, 40(6):1000-1003. (in Chinese)
- [15] LYAS E. Open-loop and closed-loop experimental on-line identification of a three-mass electromechanical system[J]. *Mechatronics*, 2004,14:549-565.
- [16] NECLA T, SEDATBAYSEC, TOLGAYKARA. Nonlinear modeling and identification of a spark ignition engine torque[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2012,26:294-304.

作者简介:



魏 彤(1972—),男,福建霞浦人,博士,副教授,1993年于北京轻工业学院自动化专业获学士学位,2006年于北京航空航天大学仪器科学与光电工程学院获博士学位,主要从事磁悬浮轴承控制、无刷直流电机伺服控制、磁悬浮控制力矩陀螺研制方面的研究。E-mail: weitong3000@sina.com



郭 蕊(1988—),女,内蒙古呼伦贝尔人,硕士研究生,2010年于中国计量学院获学士学位,主要从事电机伺服控制方面的研究。E-mail: ginny_gr@126.com