

基于互联自适应卡尔曼观测器的 PMSM 参数辨识^{*}李世元¹ 杨恒占¹ 钱富才^{1,2} 谭 博¹

(1. 西安工业大学电子信息工程学院 西安 710021; 2. 西安理工大学自动化与信息工程学院 西安 710048)

摘 要: 针对永磁同步电机运行过程中参数变化及耦合误差问题,本文提出一种基于互联式自适应扩展卡尔曼观测器的在线多参数辨识模型。首先,通过建立互联式多参数耦合补偿辨识模型降低测量噪声和参数耦合误差对辨识精度的影响,获取到高精度的辨识结果。其次,使用自适应方法对扩展卡尔曼观测器进行动态调整,保证工况转变后电机参数辨识的快速性和准确性,并使用 Lyapunov 函数分析了观测器存在模型误差时的收敛性。最后,在 Matlab 和 RT-LAB 半仿真物理系统平台进行了仿真和半仿真实验,结果表明,本文的方法有效降低了测量噪声误差和参数耦合误差,并显著改善了观测器的抗扰动性能。

关键词: 永磁同步电机;互联式观测器;自适应;扩展卡尔曼;在线多参数辨识

中图分类号: TM351;TN751.1 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.8010

PMSM parameter identification based on interconnected adaptive Kalman observer

Li Shiyuan¹ Yang Hengzhan¹ Qian Fucan^{1,2} Tan Bo¹

(1. School of Electronic Information Engineering, Xi'an Technological University, Xi'an 710021, China;

2. School of Automation and Information Engineering, Xi'an University of Technology, Xi'an 710048, China)

Abstract: Aiming at the problem of parameter changes and coupling errors during the operation of permanent magnet synchronous motor, this paper proposes an online multi-parameter identification model based on the interconnected adaptive extended Kalman observer. First, by establishing an interconnected multi-parameter coupling compensation identification model to reduce the impact of measurement noise and parameter coupling errors on identification accuracy, high-precision identification results are obtained. Secondly, the adaptive method is used to dynamically adjust the extended Kalman observer to ensure the speed and accuracy of motor parameter identification after working conditions change, and the Lyapunov function is used to analyze the convergence of the observer when there is a model error. Finally, simulation and semi-simulation experiments were conducted on Matlab and RT-LAB semi-simulation physical system platforms. The results show that the method in this paper effectively reduces the measurement noise error and parameter coupling error, and significantly improves the anti-disturbance performance of the observer.

Keywords: permanent magnet synchronous motor; interconnected observer; adaptive; extended Kalman; online multi-parameter identification

0 引 言

永磁同步电机(permanent magnet synchronous motor, PMSM)因低噪音、结构简单、调速范围广等优点,在家用电器、工业制造以及船舶动力等多个领域得到广泛应用^[1-6]。在实际工业生产中,永磁同步电机的电气参数易受到温度、磁路分布与磁饱和等因素影响导致特性偏移,影响其动态性能,严重时甚至可能引发电机故障^[7-8]。精确识别

电机参数可以提高控制精度并降低故障发生率,因此,电机参数的在线辨识尤为重要^[9]。

在线参数辨识方法基于电机运行期间传感器测量的数据,以估计电机参数。传感器输入数据的质量和电机数学模型的精确程度对辨识精度至关重要。首先,准确、无噪声的数据对于获取精确的参数估计至关重要。然而在实际应用中,受传感器性能和测量环境影响,电机所采集的电流、电压数据中常常包含噪声和干扰。这些噪声和干扰不仅影

响数据质量,还会显著增加辨识参数误差,进而降低控制精度^[10-11]。此外,另外,电机辨识参数一般包括电阻、电感和永磁体磁链等。然而,当电机稳态运行时,由于欠秩问题,这些参数难以被全部识别。其原因在于,电机稳态时方程的数量通常少于未知参数的数量,导致特征方程的数量不足以唯一且准确地确定待辨识的电气参数^[12]。为解决欠秩问题,一些学者尝试将部分参数视为固定值,仅辨识一组或两组参数。然而,这种方法可能导致部分参数无法在线识别,进而影响辨识结果的精确性,甚至无法满足控制要求^[13]。

为了进一步提高辨识精度,文献[14]提出了一种基于前馈扩张标称模型的观测器来观测参数耦合引起的扰动,但该方法难以准确收敛到待辨识参数的真实值。文献[15]使用最小二乘法(recursive least square, RLS)实现对电机电阻、电感和永磁体磁链参数的辨识,但这种方法十分占用计算资源。文献[16-19]通过递推的方式解决了最小二乘法辨识占用计算资源率高的问题,但是这种方法随着运算次数的增多,会出现“数据饱和”问题,估计值无法被新观测数据有效修正。文献[20]提出了一种带遗忘因子的最小二乘法用于辨识电机参数,通过引入遗忘因子,逐步降低旧数据在模型中的影响,从而减弱了“数据饱和”带来的问题,但又引入了计算量大的问题。文献[21]介绍了一种利用模型参考自适应系统(model reference adaptive system, MRAS)进行参数辨识的方法,解决了参数辨识时不同步的问题,然而,该方法未涉及电阻的参数辨识,且难以寻找到使观测器收敛的自适应律。文献[22]采用模型参考自适应法对 d 、 q 轴电感进行了精确辨识,具有较快的收敛速度,然而,当同时辨识三个或更多参数时,辨识方程会出现欠秩问题,导致结果不唯一且辨识精度降低。尽管这些方法在一定程度上提高了参数辨识的精度和速度,但在电机多参数在线辨识过程中,实时性的问题仍未得到有效解决。

扩展卡尔曼滤波器波(extended Kalman filter, EKF)具有较强的实时性,因此引起了部分研究人员的关注。文献[23]通过扩展卡尔曼观测器进行了电阻、电感和永磁体磁链的辨识,但并未考虑测量噪声的影响。文献[24]通过扩展卡尔曼滤波算法辨识了电阻、电感和永磁体磁链,但是未考虑到多参数耦合所带来影响。文献[25]将参数耦合误差与扩展卡尔曼观测器相结合,有效降低了参数耦合对参数辨识精度的干扰,但该方法对电机外部扰动的响应能力不足,鲁棒性较差。文献[26]提出一种自适应卡尔曼观测器,通过更新过程噪声协方差矩阵 Q ,有效提高了系统的动态性能,但未对观测器进行稳定性分析。

针对上述 PMSM 在参数辨识过程中遇到的多参数耦合、参数变化和噪声干扰的问题,本文提出了一种互联自适应扩展卡尔曼算法的多参数在线辨识方法。首先,构建了一个包含干扰的多参数互联耦合补偿辨识模型,以减轻测量噪声和参数耦合误差对辨识精度的影响;在此基础上,本

文设计了一种互联自适应扩展卡尔曼观测器(adaptive interconnected extended Kalman observer, AIEKO),该观测器能够在工况变化时动态调整传统扩展卡尔曼滤波中的固定噪声协方差矩阵,以提升观测器抗扰动能力。此外,利用 Lyapunov 函数分析了观测器存在模型误差情况下的收敛性。最后,在 Matlab 和 RT-LAB 半仿真物理系统平台进行了仿真和半仿真实验,结果表明,本文方法有效降低测量噪声误差和参数耦合误差,并显著改善了观测器的抗扰动性能,证明了所提方法的有效性和可行性。

1 PMSM 多参数模型辨识

1.1 PMSM 模型

在 d 、 q 旋转坐标系中,永磁同步电机电压方程可以表示为:

$$u_d = Ri_d + \frac{d\psi_d}{dt} - \omega_e \psi_q \quad (1)$$

$$u_q = Ri_q + \frac{d\psi_q}{dt} + \omega_e \psi_d \quad (2)$$

式中: u_d 和 u_q 表示 d 轴和 q 轴定子电压; i_d 和 i_q 代表 d 轴和 q 轴定子电流; ψ_d 和 ψ_q 分别为 d 轴和 q 轴的磁链; ω_e 是电角速度; R 是定子电阻; ψ_f 为永磁体磁链。

永磁同步电机机械运动方程如下:

$$J \frac{d\omega_e}{dt} = T_e - T_L - B\omega_e \quad (3)$$

式中: J 为转动惯量, T_e 为电磁转矩, T_L 为负载转矩, B 为摩擦系数。

转矩方程为:

$$T_e = \frac{3}{2}p((L_d i_d + \psi_f) i_q - L_q i_q i_d) = \frac{3}{2}p\psi_d i_q \quad (4)$$

式中: P 为极对数。

1.2 PMSM 在线多参数辨识

如图 1 所示,PMSM 在线多参数辨识观测器的结构包括利用电压和电流传感器获取线电压和相电流数据,转速通过读取连接在 PMSM 上的高精度光电编码器的脉冲信号得出。电流环采用了预测电流控制策略,并设置 $i_d \neq 0$ 以满足满秩条件,从而实现多参数识别^[27-28]。AIEKO 接收电压、电流和转速作为输入,输出电阻、电感和永磁体磁链的辨识结果。

1.3 PMSM 多参数互联补偿辨识模型

实现高精度多参数辨识的关键在于测量传感器的性能和电机数学模型的准确性。因此,本文采用多参数互联补偿辨识模型,结合对多参数耦合误差的补偿和输入信号噪声的处理,来达成这一目的。具体公式如下:

$$\sum_{i=1} \begin{cases} \dot{\mathbf{x}}_1 = \mathbf{A}_1(u) \mathbf{x}_2 + f_1(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2) + \mathbf{w}_1(t) \\ \mathbf{y}_1 = \mathbf{H}_1 \mathbf{x}_1 + \boldsymbol{\sigma}_1(t) \end{cases} \quad (5)$$

$$\sum_{i=2} \begin{cases} \dot{\mathbf{x}}_2 = \mathbf{A}_2(u) \mathbf{x}_2 + f_2(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2) + \mathbf{w}_2(t) \\ \mathbf{y}_2 = \mathbf{H}_2 \mathbf{x}_2 + \boldsymbol{\sigma}_2(t) \end{cases} \quad (6)$$

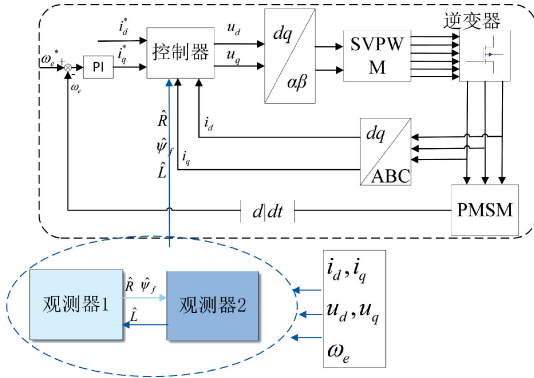


图1 PMSM控制器—观测器结构框图

Fig. 1 PMSM controller-observer structure diagram

式中: $w(t)$, $\sigma(t)$ 分别为模型 1、2 中的模型噪声和测量噪声分量,其他分量如下。

$$x_1 = [i_d \ i_q \ R \ \psi_f]^T,$$

$$x_2 = [i_d \ L^{-1}]^T;$$

$$y_1 = [i_d \ i_q]^T,$$

$$y_2 = i_d;$$

$$H_1 = [1 \ 1 \ 0 \ 0],$$

$$H_2 = [1 \ 0];$$

$$A_1(u) = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ u_d & u_q & 0 & 0 \end{bmatrix}^T,$$

$$A_2(u) = \begin{bmatrix} 0 & u_d \\ 0 & 0 \end{bmatrix};$$

$$f_1(x_1, x_2) = \begin{bmatrix} -RL^{-1}i_d + \omega_e i_q \\ -RL^{-1}i_q - \omega_e i_d - L^{-1}\psi_f \omega_e \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix},$$

$$f_2(x_1, x_2) = [\omega_e i_q - Ri_d L^{-1}].$$

2 耦合误差补偿模型的互联多参数辨识观测器

将多参数互联补偿辨识模型 (5) 和 (6) 离散化:

$$\dot{x} \approx (x_k - x_{k-1})/T_s$$

基于离散化的 PMSM 多参数互联耦合补偿辨识模型,设计了一种新的互联式多参数观测器,其结构图如图 2 所示。

$$O_1: \begin{cases} \hat{x}_{1,k} = \hat{x}_{1,k/k-1} + K_{1,k} e_{1,k/k-1} \\ \hat{x}_{1,k/k-1} = f_1(u_{1,k-1}, \hat{x}_{1,k-1}, \hat{x}_{2,k-1}) \\ \tilde{Y}_{1,k/k-1} = y_{1,k} - H_1(\hat{x}_{1,k/k-1}) \end{cases} \quad (7)$$

$$O_2: \begin{cases} \hat{x}_{2,k} = \hat{x}_{2,k/k-1} + K_{2,k} e_{2,k/k-1} \\ \hat{x}_{2,k/k-1} = f_2(u_{2,k-1}, \hat{x}_{2,k-1}, \hat{x}_{1,k-1}) \\ \tilde{Y}_{2,k/k-1} = y_{2,k} - H_2(\hat{x}_{2,k/k-1}) \end{cases} \quad (8)$$

式中: $\hat{x}_{1,k}$ 和 $\hat{x}_{2,k}$ 表示观测器 1、2 在 k 时刻的修正估计值,而 $\hat{x}_{1,k/k-1}$ 和 $\hat{x}_{2,k/k-1}$ 代表观测器 1、2 在 k 时刻的预测估计

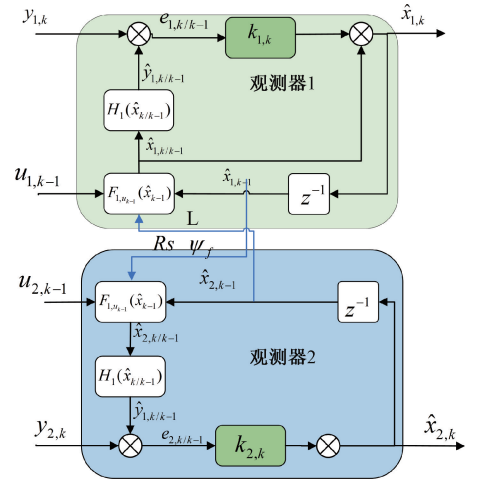


图2 互联观测器结构图

Fig. 2 Structure diagram of interconnected observer

值, $y_{1,k}$ 与 $y_{2,k}$ 分别为观测器 1、2 在 k 时刻的测量值,而 $\tilde{Y}_{1,k/k-1}$ 和 $\tilde{Y}_{2,k/k-1}$ 分别为观测器 1、2 在 k 时刻的测量修正值, $K_{1,k}$ 与 $K_{2,k}$ 则是观测器 1、2 在 k 时刻的增益矩阵。

EKF 的本质是最小均方差意义下的最优估计^[23],优化目标为:

$$E[x_k - \hat{x}_k][x_k - \hat{x}_k]^T = \min \quad (9)$$

卡尔曼滤波迭代步骤分为预测和修正两个阶段,具体叙述如下:

预测部分:

$$\begin{cases} \hat{x}_{k|k-1} = f(\hat{x}_{k-1}, u_{k-1}) \\ P_{k|k-1} = F_{k-1} P_{k-1} F_{k-1}^T + Q_{k-1} \end{cases} \quad (10)$$

$$\begin{cases} K_k = P_{k/k-1} H_k^T (H_k P_{k/k-1} H_k^T + R_k)^{-1} \\ \hat{x}_k = \hat{x}_{k/k-1} + K_k (y_k - H_k \hat{x}_{k/k-1}) \\ P_k = (I - K_k H_k) P_{k/k-1} \end{cases} \quad (11)$$

式中: $F_k = \frac{\partial f}{\partial x} \big|_{x=\hat{x}_{k-1}}$, $H_k = \frac{\partial h}{\partial x} \big|_{x=\hat{x}_{k-1}}$, $P_{k/k-1}$ 表示预测协方差矩阵, P_k 表示更新协方差矩阵, K_k 为卡尔曼增益矩阵; Q 表示系统噪声协方差矩阵; R 表示观测噪声协方差矩阵; I 为单位矩阵。

根据上述递归方程,通过式 (10) 可以得到此刻的状态预测值 $\hat{x}_{k/k-1}$ 和协方差矩阵预测值 $P_{k/k-1}$,随后,利用式 (11) 计算得到 K_k ,再结合观测值 Y_k 对状态预测值 $\hat{x}_{k/k-1}$ 进行修正,得到修正后的状态值 \hat{x}_k ,并更新协方差矩阵 P_k 。

在更新过程中,协方差矩阵 Q 和 R 对辨识结果的准确性有着显著的影响, Q 表示系统状态的不确定性,当 Q 的值增大时,辨识结果更容易受到系统波动的影响, R 反映了测量数据的不确定程度,当 R 的值增大时,表明了测了数据不确定性变大,辨识结果更易受到测量噪声的影响。

当工况或电机突变时,标准的 EKF 难以及时校正 K_k ,

导致无法及时获取最优估计结果。

3 改进的扩展卡尔曼观测器

3.1 改进的扩展卡尔曼观测器

扩展卡尔曼观测器(extend Kalman observer, EKO)具有最优性、有效性、状态平滑、灵活性好和鲁棒性强的特点。然而,由于 PMSM 系统是一个高阶非线性强耦合系统,准确建立无误差的数学模型非常困难。同时,互联观测器之间也存在模型误差,这些误差的噪声特性复杂且难以量化,严重影响观测器的观测结果。

传统 EKF 难以获得预期的观测结果,为提高观测器的观测精度,本文设计如下改进方法:

$$\tilde{\mathbf{Y}}_{k/k-1} = \mathbf{y}_k - \mathbf{H}_k \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} \quad (12)$$

$$\mathbf{Q}_k = \alpha \mathbf{I} + \beta \mathbf{Y}_{k/k-1}^T \tilde{\mathbf{Y}}_{k/k-1} \mathbf{I} \quad (13)$$

式中: α 表示一个足够小的正标量,而 β 则是一个足够大的正标量。

在式 (13) 中可看到,当系统出现扰动时,观测器的测量修正值 $\tilde{\mathbf{Y}}_{k/k-1}$ 会增大,使得此刻的 \mathbf{Q}_k 相对于误差协方差矩阵 $\mathbf{P}_{k/k-1}$ 而言,系统噪声协方差矩阵 \mathbf{Q}_k 极大,此时式 (10) 变为了:

$$\mathbf{P}_{k+1|k} \approx \mathbf{Q}_k \quad (14)$$

下一时刻的卡尔曼增益 \mathbf{K}_{k+1} 为:

$$\mathbf{K}_{k+1} = \mathbf{Q}_k (\mathbf{Q}_k + \mathbf{R}_k)^{-1} \quad (15)$$

此时卡尔曼增益趋近为 1,观测器完全相信测量值,忽略预测值,极大的减少了外部扰动对系统的影响。可以在扰动出现时,快速收敛到真实参数。

由此可以看出,选择足够小的 α 是为了在系统趋于稳定时减小先验误差,此时观测器将简化为传统 EKO。当系统初次启动或遇到扰动时,选择足够大的 β 可以在系统处于动态变化阶段时,通过扩大观测器的吸引域,减少系统震荡,使其能够更好地适应系统模型误差较大的情况,从而提高观测性能。

改进后的扩展卡尔曼滤波流程如图 3 所示。

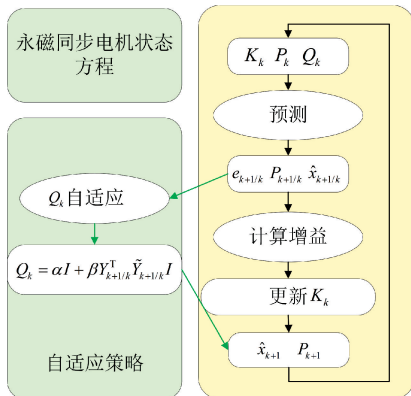


图 3 改进的扩展卡尔曼滤波过程

Fig. 3 Improved extended Kalman filter process

3.2 改进的扩展卡尔曼观测器收敛性分析

本文采用了 Lyapunov 方法对观测器进行稳定性分析。定义在时刻 k 的误差估计向量为观测器对系统状态的预测与实际系统状态之间的误差,其表达式如下:

$$\mathbf{e}_k = \mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_k \quad (16)$$

$$\mathbf{e}_{k/k-1} = \mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_{k/k-1} \quad (17)$$

式中: \mathbf{e} 为估计误差向量, \mathbf{x} 为实际系统状态向量, $\hat{\mathbf{x}}$ 是观测器对系统状态的估计向量。

通过式 (7), 结合式 (14)、(15) 得到:

$$\mathbf{e}_k = \mathbf{e}_{k/k-1} - \mathbf{K}_k \tilde{\mathbf{Y}}_{k/k-1} \quad (18)$$

选取离散 Lyapunov 函数为:

$$V_k = \mathbf{e}_k^T \mathbf{P}_k^{-1} \mathbf{e}_k \quad (19)$$

在传统 EKO 观测器的稳定性分析中,一般认为:

$$\mathbf{e}_{k/k-1} \approx \mathbf{F}_{k/k-1} \mathbf{e}_{k-1} \quad (20)$$

然而,式 (20) 中未考虑到模型误差的影响,当系统初始误差较大或模型存在显著误差时,传统 EKO 难以实现收敛。本文提出的互联式观测器正是针对这一问题进行了改进,考虑到观测器 1 和观测器 2 在初始状态及工况转变时均存在模型误差。定义 $\mathbf{e}_{k/k-1}$ 为:

$$\mathbf{e}_{k/k-1} = \lambda_k \mathbf{F}_{k/k-1} \mathbf{e}_{k-1} \quad (21)$$

$$\tilde{\mathbf{Y}}_{k/k-1} = \mathbf{H}_{k/k-1} \mathbf{e}_{k/k-1} \quad (22)$$

式中: λ_k 为模型误差系数。

由式 (10)、(11) 可得:

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_k \mathbf{H}_{k/k-1}^T \mathbf{R}^{-1} = \mathbf{P}_{k/k-1} \mathbf{H}_{k/k-1}^T (\mathbf{H}_{k/k-1} \mathbf{P}_{k/k-1} \mathbf{H}_{k/k-1}^T + \mathbf{R})^{-1} \quad (23)$$

$$\mathbf{P}_k^{-1} = \mathbf{P}_{k/k-1}^{-1} + \mathbf{H}_{k/k-1}^T \mathbf{R}^{-1} \mathbf{H}_{k/k-1} \quad (24)$$

将式 (18)、(21) ~ (22) 带入离散 Lyapunov 函数式 (19) 中,有:

$$V_k = V_{k/k-1} + \tilde{\mathbf{Y}}_{k/k-1}^T (-\mathbf{R}^{-1} + \mathbf{R}^{-1} \mathbf{H}_{k/k-1} \mathbf{P}_k \mathbf{H}_{k/k-1}^T \mathbf{R}^{-1}) \tilde{\mathbf{Y}}_{k/k-1} \quad (25)$$

其中,

$$V_{k/k-1} = \mathbf{e}_{k/k-1}^T \mathbf{F}_{k/k-1}^T \lambda_k (\mathbf{Q}_k + \mathbf{F}_{k/k-1} \mathbf{P}_{k-1} \mathbf{F}_{k/k-1}^T)^{-1} \lambda_k \mathbf{F}_{k/k-1} \mathbf{e}_{k-1} \quad (26)$$

这里定义一个正标量 $1 > \epsilon > 0$, 有:

$$V_k - V_{k-1} \leq -\epsilon V_{k-1} \quad (27)$$

结合式 (25) 和式 (26) 将式 (27) 两边相减得:

$$V_k - (1 - \epsilon) V_{k-1} = \tilde{\mathbf{Y}}_{k/k-1}^T (-\mathbf{R}^{-1} + \mathbf{R}^{-1} \mathbf{H}_{k/k-1} \mathbf{P}_k \mathbf{H}_{k/k-1}^T \mathbf{R}^{-1}) \tilde{\mathbf{Y}}_{k/k-1} + \mathbf{e}_{k/k-1}^T (\mathbf{F}_{k/k-1}^T \lambda_k (\mathbf{Q}_k + \mathbf{F}_{k/k-1} \mathbf{P}_{k-1} \mathbf{F}_{k/k-1}^T)^{-1} \lambda_k \mathbf{F}_{k/k-1} (1 - \epsilon) \mathbf{P}_{k-1}^{-1}) \mathbf{e}_{k-1} \leq 0 \quad (28)$$

$$\mathbf{F}_{k/k-1}^T \lambda_k (\mathbf{F}_{k/k-1} \mathbf{P}_{k-1} \mathbf{F}_{k/k-1}^T + \mathbf{Q}_k)^{-1} \lambda_k \mathbf{F}_{k/k-1} - (1 - \epsilon) \mathbf{P}_{k-1}^{-1} \leq 0 \quad (29)$$

可证得 Lyapunov 函数为单调递减,这表明系统是稳定的。对上式 (28) 和 (29) 分析可得,当存在模型误差时,通过增大 \mathbf{Q}_k 可以使观测器的收敛性得到进一步提高。因此本文提出的 \mathbf{Q}_k 对自适应率 (13) 可满足 AIEKO 抗扰动需求。

4 仿真与实验

为验证本文所提方法的有效性,本文搭建了基于RT-LAB实时半物理仿真系统的PMSM多参数辨识模型,系统整体硬件如图4所示,实验平台包括电源、上位机、示波器、驱动板和永磁同步电机。实验中驱动板型号为Xilinx Artix-7,上位机使用CPU为AMD 7600X,32 G内存。通过该模型,对本文方法的可行性与有效性进行了测试与验证。仿真和半实物所用PMSM参数如表1所示。



图4 半实物仿真实验平台

Fig.4 Semi-physical simulation experiment platform

表1 永磁同步电机参数表

Table 1 Permanent magnet synchronous motor parameters	
电机参数	数值
额定转速/(r·min ⁻¹)	1 500
永磁体磁链 ψ_f /Wb	0.18
定子电阻 R_s/Ω	2.8
直轴电感 L_d /mH	0.008 5
交轴电感 L_q /mH	0.008 5
极对数 N_p	4
转动惯量 J /(kg·m ²)	0.004 2
阻尼系数 B /(N·m·s)	0.003 2

实验设备中的各项电流传感器噪声特性相同,测量误差均值为零,且服从高斯分布, $\sigma_{\text{sensor}} = 520$ 。控制器通过AD模块来采集电流信息,得到EKO和AIEKO的噪声协方差矩阵 \mathbf{R} , $\mathbf{R} = \text{diag}\{10^{-3}, 10^{-3}\}$ 。

4.1 仿真分析

1) AIEKO性能分析

为了验证本文方法的有效性,进行仿真测试,并设置了3种初始参数误差,分别为0和±50%。测试中,电机在电流环运行 d 、 q 轴给定电流 i_d 、 i_q 分别设置为-1 A和1.5 A。同时,为了使仿真测试更贴近实际应用场景,在输入信号中添加了噪声。EKO和AIEKO的噪声协方差矩

阵均设置为: $\mathbf{Q} = \text{diag}\{10^{-6}, 10^{-6}, 10^{-6}, 10^{-6}\}$, $\mathbf{R} = \text{diag}\{10^{-3}, 10^{-3}\}$, $\mathbf{P} = \text{diag}\{10, 10, 10, 10\}$, AIEKO的参数 β 设置为 10^3 。

为了更清晰地展示仿真结果,采用平均相对误差这一指标对仿真结果进行分析:

$$\alpha_{\text{MRE}} = \sum_{n=1}^N |(\hat{x}_n - x)| \frac{100\%}{Nx} \tag{30}$$

式中: \hat{x}_n 表示第 n 个辨识结果, x 为真实值; N 表示数据个数。

仿真中,本文方法与RLS、EKO、MRAS辨识方法进行对比分析。实验结果图5(a)、(b)、(c)表明,本文方法在初始参数存在-50%、0%、+50%误差的情况下,本文方法的平均相对误差优于其他方法。这表明AIEKO在初始误差达到±50%下仍然能够进行高精度的参数辨识,具有良好的鲁棒性和适应性。

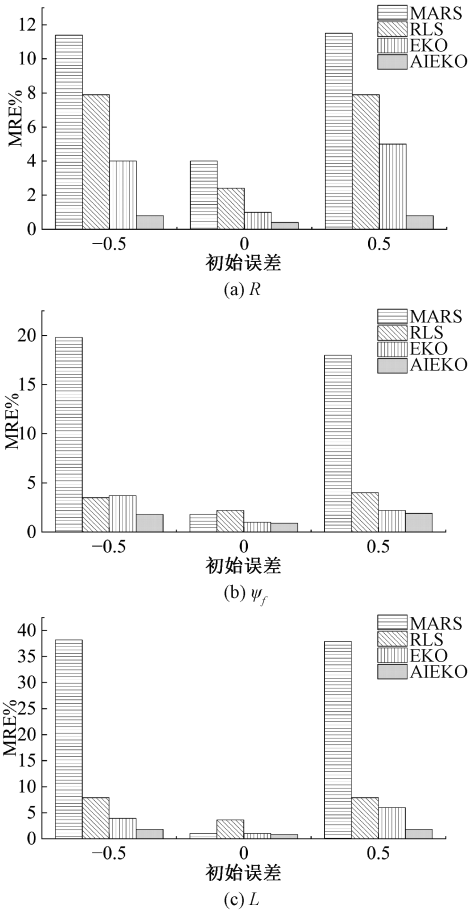


图5 MRE仿真对比结果图

Fig.5 MRE simulation comparison results

在初始误差设定为+50%时,图6(a)、(b)、(c)中分别展示了4种方法的辨识结果。可以看出,RLS和MRAS方法在该情况下未能有效收敛到真实值,误差较大,尤其是MRAS在电感辨识方面误差接近40%。传统的EKO尽管在总体精度上优于RLS和MRAS,但在电感辨识方面仍存

在 12% 的误差,且收敛速度较慢,未能满足快速响应的需求。

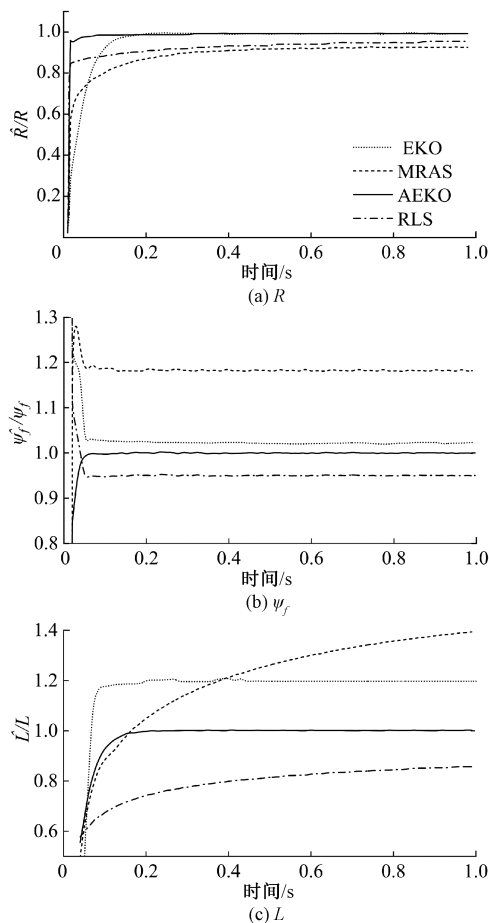


图 6 初始误差 50% 下不同方法多参数识别精度对比

Fig. 6 Comparison of multi-parameter recognition accuracy of different methods under 50% initial error

相比之下,本文提出的 AIEKO 方法在初始误差较大的情况下表现更优,其辨识速度明显快于传统 EKO,且误差低于 5%,显著提高了辨识精度,满足了高精度的需求。这表明,AIEKO 不仅具有更高的准确度,而且在处理初始条件较差的情况下也能保持稳定的收敛性能。

2) AIEKO 抗扰性分析

在第二部分分析中可知,观测器输出的是实际参数 x_k 的最优辨识值。传统 EKO 的过程噪声协方差矩阵 Q 和测量噪声协方差矩阵 R 通常由经验预设常数,且在状态预测和更新时会固定不变。在电机系统运行过程中,环境噪声或系统动态特性发生变化,而 Q 和 R 未随之调整,导致无法获得最优辨识结果。 P_k 作为状态估计协方差矩阵,其变化反映系统的抗扰能力。

但在实际应用中,精确获取 P_k 的值通常存在困难。本文设计了一个仿真实验,通过添加干扰来验证所提方法的抗扰动性能。实验中,在 0.5 s 和 1 s 时分别对永磁体的磁链和电阻施加了 +20% 的扰动;在 1.5 s 和 2 s 时则取消了

对这些变量的扰动。

在引入参数扰动的条件下,图 7(a)、(b)中展示了本文方法与传统 EKO 方法的辨识结果。当扰动出现时,传统 EKO 难以迅速收敛到真实值,辨识误差接近 15%,辨识结果不尽如人意。本文方法在面对干扰时能够迅速收敛到真实值,且误差显著低于传统 EKO 算法,抗扰能力强。

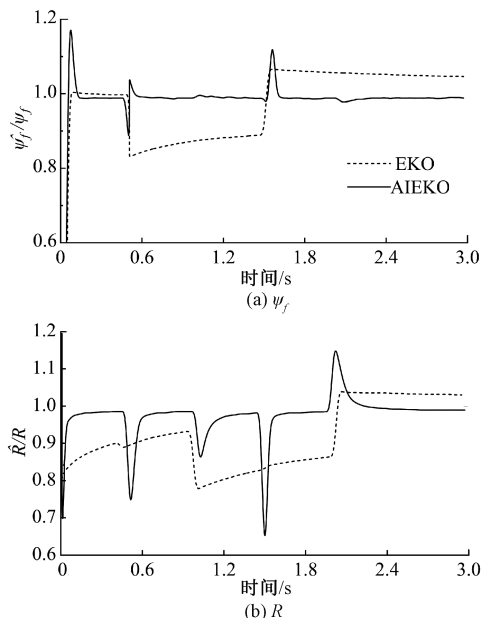


图 7 AIEKO 和 EKO 算法抗干扰性能对比

Fig. 7 Comparison of anti-interference performance between AIEKO and EKO algorithms

为深入分析具体原因,观察状态估计误差协方差矩阵 P_k ,并选择 P_k 中与永磁体磁链 ψ_f 和电阻 R 的相对的元素 P_{11} 和 P_{22} ,图 8 展示了这些矩阵在不同扰动情况下的变化情况。如图 8(a)中所示,在 0.5 s 和 1.5 s 时引入扰动,传统 EKO 方法的 P_k 在遭受扰动时并未发生变化,这表明传统 EKO 的鲁棒性较弱。分析图 8(b)可知,AIEKO 在遭遇扰动时 P_k 能够有效做出响应,从而减少扰动的影响。同时, P_k 的值随着辨识结果逐渐接近真实值而逐步减小。这表明本文提出的 AIEKO 方法相比传统 EKO 方法具有更快的收敛速度和更强的鲁棒性。

4.2 半仿真实验分析

1) AIEKO 多参数辨识抗干扰能力分析

鉴于在电机参数未知时,控制器参数调整的复杂性往往会引发显著的电流波动问题,本节设计并实施了一项电流扰动对比试验,旨在深入分析传统 EKO 策略与本文提出的 AIEKO 策略在实际应用中的效果差异。

在实验中,PMSM 在特定的电流环配置下运行,具体配置如图 9 所示,其中 q 轴电流设定为 1 A, d 轴电流设定为 -0.5 A,以模拟电机工况变化时 d 、 q 轴电流的波动情况。同时,观测器的参数设置与仿真环境中的一致,以确保实验的有效性和可比性。

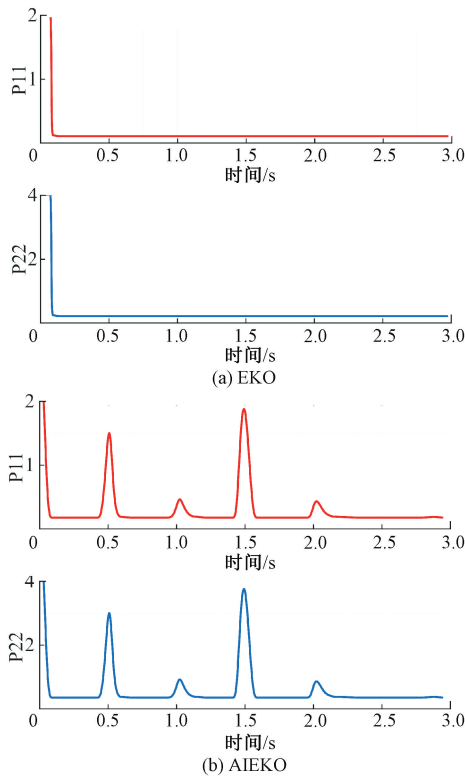


图8 P矩阵变化状况

Fig. 8 P matrix changes

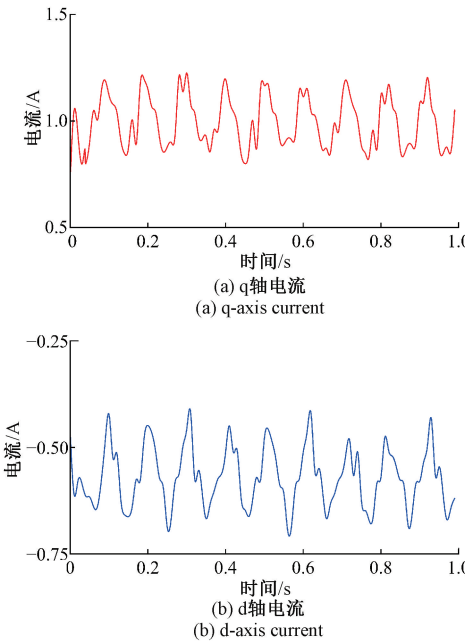


图9 电流波形

Fig. 9 Current waveform

针对电流波动场景,实验结果如图10所示。图9(a)和(b)分别展示了 q 轴电流的波形,可以明显看到 q 轴电流存在约0.3 A的波动。

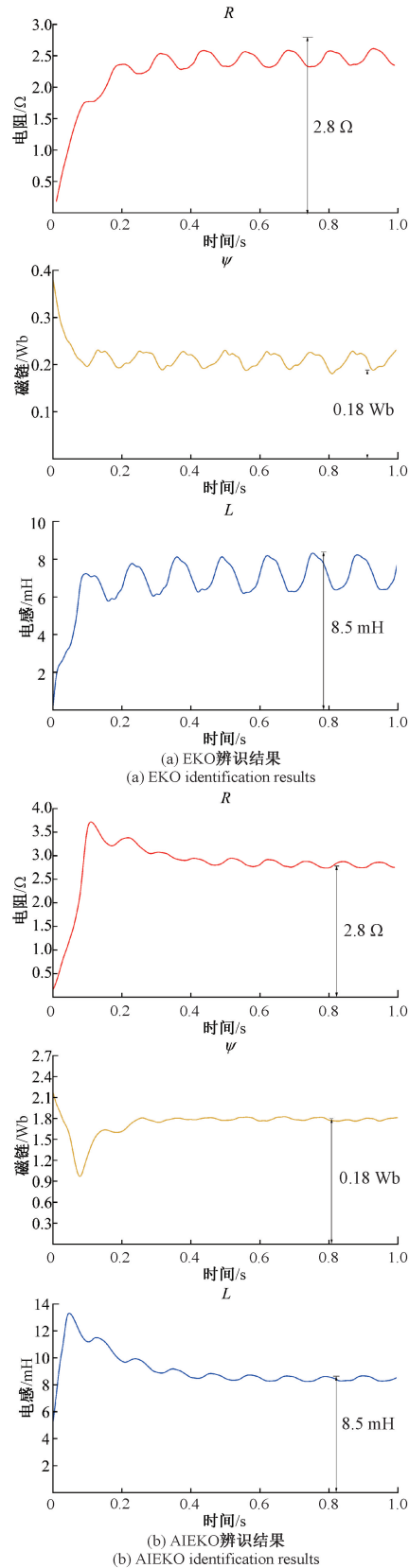


图10 工况转变情况下参数辨识结果

Fig. 10 Parameter identification results under working condition change

进一步分析图 10(a), 其中展示了使用传统 EKO 方法的多参数辨识结果。结果显示, 电阻 R 在大约 300 ms 时收敛至 $2.5\ \Omega$, 但并未精确匹配实际值, 且存在约 $0.6\ \Omega$ 的波动。永磁体磁链在 200 ms 内收敛至 0.18Wb , 但存在约 30mWb 的波动。电感 L 则在 300 ms 内收敛至 8.5mH , 同时保留了约 2mH 的波动。

相比之下, 图 10(b) 展示了 AIEKO 方法的辨识结果。采用 AIEKO 策略后, 在辨识电阻 R 时, 能够更精确地锁定实际值 $2.8\ \Omega$, 且波动幅度明显小于 EKO 方法, 仅为 $0.2\ \Omega$ 。对于永磁体磁链, AIEKO 同样实现了精准收敛至 0.18Wb , 消除了 EKO 方法中出现的 30mWb 的波动。此外, 电感 L 的辨识结果也更加稳定, 波动幅度远小于传统 EKO 方法。

5 结 论

为了应对永磁同步电机运行过程中参数变化及耦合误差问题, 本文提出了提出的基于互联式自适应扩展卡尔曼观测器的在线多参数辨识模型。首先, 构建了一个包含干扰的多参数互联耦合补偿辨识模型, 降低了测量噪声和参数耦合误差对辨识精度的影响, 使得多参数辨识误差低于 5%。其次, 设计了互联自适应扩展卡尔曼观测器 AIEKO, 该观测器能够在工况变化时动态调整传统扩展卡尔曼滤波中的固定噪声协方差矩阵, 以提升观测器抗扰动能力。能够有效保证工况转变后电机参数辨识的快速性和准确性。最后, 通过对比仿真结果, 可以看出本文算法在遇到扰动时, 可以在 100 ms 以内收敛到真实值, 所需时间远远低于其他算法。本文设计的观测器对电机的电阻、电感和磁链参数进行了有效辨识, 但未涉及到电机的惯量和摩擦力等其他参数, 后续会进一步研究, 对电机其他参数进行相应的辨识。

参考文献

- [1] 李红梅, 陈涛. 永磁同步电机参数辨识研究综述[J]. 电子测量与仪器学报, 2015, 29(5): 638-947.
LI H M, CHEN T. Review of research on parameter identification of PMSM [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2015, 29(5): 638-947.
- [2] RAFAQ M S, JUNG J W. A comprehensive review of state-of-the-art parameter estimation techniques for permanent magnet synchronous motors in wide speed range[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2019, 16(7): 4747-4758.
- [3] HUANG SH D, WU G P, RONG F, et al. Novel predictive stator flux control techniques for PMSM drives[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2018, 34(9): 8916-8929.
- [4] 刘柯, 曾成碧, 李明贤, 等. 轴向磁通永磁同步电机快速等效磁路分析[J]. 电子测量技术, 2023, 46(24): 14-20.

- LIU K, ZENG CH B, LI M X, et al. Fast equivalent magnetic circuit analysis of axial flux permanent magnet synchronous motor [J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(24): 14-20.
- [5] 赵凯辉, 谯梦洁, 吕玉映, 等. PMSM 无模型超螺旋快速积分终端滑模控制[J]. 电子测量与仪器学报, 2024, 38(5): 64-74.
ZHAO K H, QIAO M J, LYU Y Y, et al. Model-free super-twisting fast integral terminal sliding mode control for PMSM [J]. Electronic Measurement Technology, 2024, 38(5): 64-74.
- [6] 王祥松, 杨淑英, 谢震, 等. 基于多参数辨识的永磁同步电机磁链预测控制[J]. 电工技术学报, 2024, 15(4): 1-14.
WANG X S, YANG SH Y, XIE ZH, et al. Multi-parameter identification based flux predictive control for permanent magnet synchronous motor [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2024, 15(4): 1-14.
- [7] WANG M Y, LI L Y, PAN D H, et al. High-bandwidth and strong robust current regulation for PMLSM drives considering thrust ripple[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2015, 31(9): 6646-6657.
- [8] MWASILU F, JUNG J W. Enhanced fault-tolerant control of interior PMSMs based on an adaptive EKF for EV traction applications[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2015, 31(8): 5746-5758.
- [9] HANG J, WU H, DING SH C, et al. Improved loss minimization control for IPMSM using equivalent conversion method[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2020, 36(2): 1931-1940.
- [10] 李婕, 杨淑英, 谢震, 等. 基于有效信息迭代快速粒子群优化算法的永磁同步电机参数在线辨识[J]. 电工技术学报, 2022, 37(18): 21-28.
LI J, YANG SH Y, XIE ZH, et al. Online parameter identification of permanent magnet synchronous motor based on fast particle swarm optimization algorithm with effective information iterated[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2022, 37(18): 21-28.
- [11] 柯栋梁, 汪凤翔, 李家祥. 基于自适应高增益观测器的永磁同步电机预测电流控制方法[J]. 中国电机工程学报, 2021, 41(2): 8-15.
KE D L, WANG F X, LI J X. Predictive current control method for permanent magnet synchronous motor based on adaptive high gain observer [J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(2): 8-15.
- [12] BROSCHE A, HANKS 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, 2020, 36(2): 2179-2190.
- [13] 郑成淦, 于杰保, 张立, 等. 大型龙门式自动铺丝机空间

- 误差建模及参数辨识[J]. 计算机集成制造系统, 2022, 28(3): 709-723.
- ZHENG CH G, YU J B, ZHANG L, et al. Spatial error modeling and parameter identification technology of heavy gantry-type automated fiber placement machine [J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2022, 28(3): 709-723.
- [14] WANG Y D, XU SH, HUANG H, et al. A coupled recursive total least squares-based online parameter estimation for PMSM [J]. Journal of Electrical Engineering & Technology, 2018, 13(6): 2344-2353.
- [15] 赵可沧, 江境宏, 邓进, 等. 基于遗忘因子递推最小二乘法的锂电池等效电路模型参数辨识方法[J]. 电子测量技术, 2022, 45(23): 53-58.
- ZHAO K L, JIANG J H, DENG J, et al. Parameter identification method of lithium battery equivalent circuit model based on forgetting factor recursive least [J]. Electronic Measurement Technology, 2022, 45(23): 53-58.
- [16] 申中一, 吕刚震, 王建祥. 基于变步长自适应线性神经网络的PMSM参数辨识[J]. 电子测量技术, 2019, 42(23): 85-90.
- SHEN ZH Y, LYU G ZH, WANG J X. Parameter identification of PMSM based on variable step size Adaline neural network[J]. Electronic Measurement Technology, 2019, 42(23): 85-90.
- [17] 许爱德, 刘鑫, 李新宇, 等. 基于参数辨识的永磁辅助同步磁阻电机电流无差拍控制[J]. 电工技术学报, 2024, 28(1): 52-60.
- XU AI D, LIU X, LI X Y, et al. Current deadbeat control of permanent magnet-assisted synchronous reluctance motor based on parameter identification[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2024, 28(1): 52-60.
- [18] SHI ZH W, WANG Y, JI Z CH. Bias compensation based partially coupled recursive least squares identification algorithm with forgetting factors for MIMO systems: Application to PMSMs[J]. Journal of the Franklin Institute, 2016, 353(13): 3057-3077.
- [19] ZHONG CH Q, LIN Y Y. Model reference adaptive control(MRAC)-based parameter identification applied to surface-mounted permanent magnet synchronous motor[J]. International Journal of Electronics, 2017, 104(11): 1854-1873.
- [20] XU ZH, RAHMAN M F. Comparison of a sliding observer and a Kalman filter for direct-torque-controlled IPM synchronous motor drives[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2015, 59(11): 4179-4188.
- [21] 孙凯翔, 胡兆稳, 阚超豪, 等. 基于满秩辨识方程的内置式永磁同步电机多参数在线辨识[J]. 电子测量技术, 2018, 41(24): 112-118.
- SUN K X, HU ZH W, KAN CH H, et al. Full rank identification equation based muti-parameter online identification for interior permanent magnet synchronous motors [J]. Electronic Measurement Technology, 2018, 41(24): 112-118.
- [22] CHOI K, KIM Y H, KIM K S, et al. Using the stator current ripple model for real-time estimation of full parameters of a permanent magnet synchronous motor[J]. IEEE Access, 2019, 7: 33369-33379.
- [23] 张晓虎, 赵吉文, 王立俊, 等. 基于自适应互联扩展卡尔曼观测器的永磁同步直线电机高精度抗干扰在线多参数辨识[J]. 中国电机工程学报, 2022, 42(12): 4571-4581.
- ZHANG X H, ZHAO J W, WANG L J, et al. High precision anti-interference online multiparameter estimation of PMSLM with adaptive interconnected extend Kalman observer[J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42(12): 4571-4581.
- [24] 汪坤, 张国良, 张自杰, 等. 基于IMU的机械臂末端执行器姿态优化[J]. 电子测量技术, 2023, 46(1): 72-77.
- WANG K, ZHANG G L, ZHANG Z J, et al. IMU-based attitude optimization of the robotic arm end effector [J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(1): 72-77.
- [25] YILDIZ R, BARUT M, ZERDALI E. A comprehensive comparison of extended and unscented Kalman filters for speed-sensorless control applications of induction motors [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2020, 16(10): 6423-6432.
- [26] SHI T N, WANG ZH, XIA CH L. Speed measurement error suppression for PMSM control system using self-adaption Kalman observer[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2014, 62(5): 2753-2763.
- [27] HONG X, AUGYSTO O, WAGENAAR B H. Reflection on modern methods: a common error in the segmented regression parameterization of interrupted time-series analyses [J]. International Journal of Epidemiology, 2021, 50(3): 1011-1015.
- [28] ZHANG J, LI P, JIN C C, et al. A novel adaptive Kalman filtering approach to human motion tracking with magnetic-inertial sensors[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2020, 67(10): 8659-8669.

作者简介

杨恒占(通信作者), 博士, 副教授, 硕导, 主要研究方向为电机控制、随机系统等。

E-mail: yanghengzhan@xatu.edu.cn

李世元, 硕士研究生, 主要研究方向为电机控制。

E-mail: listudent@yeah.net

钱富才, 博士, 教授, 博导, 主要研究方向为系统优化、建模与控制。

E-mail: fcqian@xaut.edu.cn

谭博, 博士, 副教授, 硕导, 主要研究方向为电机控制。

E-mail: tanbo345@163.com