

[引用格式] 石麟, 胡桥, 石鑫东, 等. 水下装备关节电机多参数辨识研究 [J]. 水下无人系统学报, 2024, 32(6): 1029-1038.

水下装备关节电机多参数辨识研究

石麟¹, 胡桥^{1,2*}, 石鑫东¹, 孙良杰¹, 张箭¹, 刘海洋¹

(1. 西安交通大学 机械工程学院, 陕西 西安, 710049; 2. 西安交通大学 陕西省智能机器人重点实验室, 710049)

摘要: 随着水下无人系统的快速发展, 关节电机作为水下机器人、水下机械臂等水下装备的核心驱动装置发挥着重要的作用。文中针对不同工作环境影响下导致的关节电机参数改变, 从而引起的电机控制的精确性和稳定性变差的问题, 开展电机多参数在线辨识研究。采用增加稳态工作点方法实现多参数的满秩辨识。同时, 为提高辨识方法的精度和鲁棒性, 研究了扩展卡尔曼滤波(EKF)和 H_∞ 滤波(HIF)算法在电机参数辨识方面的可行性, 进而提出了一种基于自适应 EKF(AEKF)和自适应 HIF(AHIF)的联合估计方法。通过仿真对比发现, 在参数辨识时, 所提出的 AEKF+AHIF 联合估计方法相较于 AEKF 算法稳态标准差最大减少了 84.7%, 相较于 AHIF 算法精确度最大提升了 91.7%。该联合估计方法可为水下装备关节电机的稳定高效运行提供理论和技术支撑。

关键词: 水下装备; 关节电机; 参数辨识; 扩展卡尔曼滤波; H_∞ 滤波

中图分类号: TJ630.32; U674

文献标识码: A

文章编号: 2096-3920(2024)06-1029-10

DOI: 10.11993/j.issn.2096-3920.2024-0062

Multi-parameter Identification of Underwater Equipment Joint Motor

SHI Lin¹, HU Qiao^{1,2*}, SHI Xindong¹, SUN Liangjie¹, ZHANG Jian¹, LIU Haiyang¹

(1. School of Mechanical Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China; 2. Shaanxi Key Laboratory of Intelligent Robots, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: With the rapid development of unmanned undersea systems, joint motors play an important role as the core driving devices of underwater robots, underwater manipulators, and other underwater equipment. In this paper, the on-line multi-parameter identification of an underwater joint motor is studied to solve the problem that the precision and stability of motor control are deteriorated due to the change of motor parameters under the influence of different working environments. Specifically, the method of increasing steady-state operating points is used to realize multi-parameter full rank identification. At the same time, to improve the accuracy and robustness of the identification method, this study investigates the feasibility of extended Kalman filter(EKF) and H_∞ filter(H-infinity filter, HIF) in the identification of motor parameters. Then a new joint estimation method based on adaptive EKF(AEKF) and adaptive HIF(AHIF) is proposed. Through simulation comparison, it is found that in parameter identification, the steady-state standard deviation of the proposed AEKF+AHIF joint estimation method is reduced by 84.7% compared with that of the AEKF method, and the accuracy is increased by 91.7% compared with that of the AHIF method. The joint estimation method can provide theoretical and technical support for the stable and efficient operation of underwater joint motors.

Keywords: underwater equipment; joint motor; parameter identification; extended Kalman filter; H-infinity filter

收稿日期: 2024-04-03; 修回日期: 2024-04-29; 录用日期: 2024-05-11.

基金项目: 国家自然科学基金项目资助(52371337).

作者简介: 石麟(1998-), 男, 在读硕士, 主要研究方向为水下机器人关节电机驱动控制.

* 通信作者简介: 胡桥(1977-), 男, 博士, 教授, 主要研究方向为海洋智能感知与仿生机器人.

OPEN ACCESS

0 引言

海洋作为人类尚未充分开发的领域之一,是各国竞相争夺的重要战略目标,而海洋装备如水下机器人的探索和研发已成为该领域研究的核心。关节电机作为水下机器人、水下机械臂等水下装备的驱动装置发挥着重要的作用。其中,永磁同步电机(permanent magnet synchronous motor, PMSM)因结构简单、体积小且效率高等优点常被用于关节电机。电机系统是一个复杂的强耦合、非线性系统,在电机运行中,其参数会随着时间、环境的影响而发生变化,引起电机响应电流的变化,但此时控制器仍按照参数变化前响应设定的参数运行,使得控制器的控制参数与实际控制响应特性不匹配,严重影响控制系统的准确性和稳定性变。因此,为提高关节电机控制精度,电机参数在线辨识研究受到了广泛关注。

当前,应用于 PMSM 参数辨识领域中的常见辨识方法主要有最小二乘(least squares, LS)算法、模型参考自适应系统(model reference adaptive system, MRAS)算法及卡尔曼滤波算法等。

LS 算法通过最小化误差的平方和来确定最佳参数值^[1-4]。吴洪涛等^[5]根据电压方程采用 LS 算法来辨识电机的电感、电阻和转子磁链;刘旭等^[6]在 LS 算法中加入遗忘因子,增强了算法的跟踪性能,提高了其在不同运行工况的辨识能力。当辨识过程中遗忘因子被设置为某一定值时,LS 算法难以保证鲁棒性。方桂花等^[7]提出一种改进的递推 LS 算法,利用理论输出与实际输出的误差作为变量,动态调节遗忘因子,加快了收敛速度并保证了算法的鲁棒性。

MRAS 算法通过自适应律调节待辨识参数,使参考模型和可调模型输出的误差趋近于零,从而完成参数辨识^[8-11]。Wang 等^[12]设计了新的双滑膜模型,参考自适应在无传感器的情况下实现对速度和位置的辨识。王飞宇等^[13]提出的变增益系数自适应算法优化了系统稳定性与收敛速度,但不适用于复杂的多参数辨识场景。李垣江等^[14]加入 2 个可调模型改进了 MRAS 算法,解决了多个参数估计问题。

卡尔曼滤波算法是一种根据最小方差估计,通

过递推公式计算出最新时刻估计值的方法^[15-18]。刘康安等^[19]通过梯度下降法优化过程噪声协方差矩阵,提出了自适应无迹卡尔曼滤波(unscented Kalman filter, UKF)算法,显著提高了估计精度,加快了系统的收敛速度。Yildiz 等^[20]对扩展卡尔曼滤波(extended Kalman filter, EKF)和 UKF 在感应电机无速度传感器控制中的应用效果进行了对比研究,得出 EKF 在感应电机的估计中表现更为出色。Yin 等^[21]通过应用对称型强跟踪 EKF 算法,实现了对感应电机速度的实时辨识,显著提升了模型对实际系统和环境的适应能力,进一步增强了系统的稳定性。

综上,电机参数辨识的研究成果丰硕,但在面对复杂噪声干扰问题时,现有辨识算法依然面临着辨识误差增大、算法稳定性降低等问题。因此,文中基于 EKF 和 H_∞ 滤波(H-infinity filter, HIF)^[22]算法,通过加权分配增益系数,设计了一种联合估计的参数辨识方法,以实现电机多参数在线辨识,提高关节电机运行的稳定性和控制精度。

1 基于 EKF 的参数辨识

1.1 EKF 算法原理

EKF 凭借对系统可观测信号的精准测量,在最小方差的意义下实现了对参数的最优估计,并将状态空间的概念巧妙地引入随机估计理论中,从而有效克服白噪声信号的干扰,显著降低了噪声对系统的不良影响。这种创新的结合不仅提升了估计的精度,也增强了系统的稳定性和可靠性。EKF 主旨是在观测信号的基础上寻求状态变量的最小方差估计值,其代价函数为

$$J_{\text{EKF}} = \sum_{k=0}^N E(\|\mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_k\|_2) \quad (1)$$

式中: $\mathbf{x}_k$ 为第 k 时刻的状态变量; $\hat{\mathbf{x}}_k$ 为第 k 时刻的估计值。

EKF 估计的步骤如下。

状态预测

$$\hat{\mathbf{x}}_k^{k+1} = \phi \hat{\mathbf{x}}_k^k \quad (2)$$

误差协方差预测

$$\mathbf{P}_k^{k+1} = \phi \mathbf{P}_k^k \phi^T + \mathbf{Q} \quad (3)$$

式中: $\mathbf{P}$ 为误差协方差矩阵; $\mathbf{Q}$ 为过程噪声协方差矩阵; ϕ 为传递函数。

计算卡尔曼增益

$$\mathbf{K}_{k+1} = \mathbf{P}_k^{k+1} \mathbf{H}^T (\mathbf{H} \mathbf{P}_k^{k+1} \mathbf{H}^T + \mathbf{R})^{-1} \quad (4)$$

式中: $\mathbf{H}$ 为观测矩阵; $\mathbf{R}$ 为量测噪声协方差矩阵; $\mathbf{K}$ 为卡尔曼增益系数。

误差协方差修正

$$\mathbf{P}_{k+1}^{k+1} = (\mathbf{I}_n - \mathbf{K}_{k+1} \mathbf{H}) \mathbf{P}_k^{k+1} \quad (5)$$

更新下一时刻状态

$$\hat{\mathbf{x}}_{k+1}^{k+1} = \hat{\mathbf{x}}_k^{k+1} + \mathbf{K}_{k+1} (\mathbf{y}_{k+1} - \mathbf{H} \hat{\mathbf{x}}_k^{k+1}) \quad (6)$$

式中, $\mathbf{y}$ 为量测值。

EKF 基于符合高斯分布下的线性模型对系统状态进行估计, 而对于 PMSM 这类系统, 其数学模型是非线性的, 所以需要使用 EKF 通过泰勒展开的方法将非线性方程线性化, 以实现非线性系统状态的估计, 具体推导步骤如下。

将非线性系统表示为

$$\begin{cases} \mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{f}(\mathbf{x}_k, \mathbf{u}_k) + \mathbf{w}_k \\ \mathbf{y}_k = \mathbf{h}(\mathbf{x}_k, \mathbf{u}_k) + \mathbf{v}_k \end{cases} \quad (7)$$

式中: $\mathbf{x}_k$ 为 k 时刻的状态变量; $\mathbf{u}_k$ 为 k 时刻的系统输入; $\mathbf{y}_k$ 为 k 时刻的系统输出; $\mathbf{f}(\mathbf{x}_k, \mathbf{u}_k)$ 为 k 时刻的状态变量非线性关系; $\mathbf{h}(\mathbf{x}_k, \mathbf{u}_k)$ 为 k 时刻的观测变量非线性关系; $\mathbf{w}_k, \mathbf{v}_k$ 分别为 k 时刻系统的过程噪声和量测噪声, 其噪声统计特性服从

$$\begin{cases} \sum_{k=0}^N \|\mathbf{w}_k\|_{\mathbf{Q}_k}^2 < \infty \\ \sum_{k=0}^N \|\mathbf{v}_k\|_{\mathbf{R}_k}^2 < \infty \end{cases} \quad (8)$$

对非线性函数作泰勒展开并舍去 2 阶及高阶项, 得

$$\mathbf{x}_{k+1} \approx \mathbf{f}(\mathbf{x}_k, \mathbf{u}_k) + \frac{\partial \mathbf{f}}{\partial \hat{\mathbf{x}}_k} (\mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_k) + \mathbf{w}_k \quad (9)$$

令

$$\frac{\partial \mathbf{f}}{\partial \mathbf{x}_k} \Big|_{\mathbf{x}_k = \hat{\mathbf{x}}_k} = \Phi_{k+1|k} \quad (10)$$

$$\mathbf{f}(\mathbf{x}_k, \mathbf{u}_k) - \frac{\partial \mathbf{f}}{\partial \mathbf{x}_k} \Big|_{\mathbf{x}_k = \hat{\mathbf{x}}_k, \hat{\mathbf{x}}_k = \phi_k \quad (11)$$

非线性状态变量预估方程线性化表示

$$\mathbf{x}_{k+1} = \phi_k^{k+1} \mathbf{x}_k + \phi_k + \mathbf{W}_k \quad (12)$$

同理观测方程线性化表示为

$$\mathbf{Z}_k = \mathbf{H}_k \mathbf{x}_k + \mathbf{h}_k + \mathbf{V}_k \quad (13)$$

1.2 自适应滤波

在上述介绍的滤波算法中, 其噪声协方差矩阵是根据经验设定的, 而在实际运行工况下, 存在设定值与实际情况不匹配从而影响算法稳定性和精度的情况。所以需要引入自适应滤波算法^[23], 根据观测值和状态估计值自适应更新噪声矩阵, 从而提高算法辨识精度。自适应滤波具体内容如下。

定义自适应滤波中的新息为

$$\mathbf{V}_k = \mathbf{y}_k - \mathbf{H} \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} \quad (14)$$

结合式(13), 则过程噪声为

$$\mathbf{v}_k = \mathbf{V}_k - \mathbf{H}(\mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}) \quad (15)$$

噪声协方差矩阵可根据下式实时更新

$$\mathbf{R}_{k+1} = (1 - d_k) \mathbf{R}_k + d_k (\mathbf{V}_k \mathbf{V}_k^T - \mathbf{H} \mathbf{P}_{k|k-1} \mathbf{H}^T) \quad (16)$$

其中

$$d_k = \frac{1 - b}{1 - b^k} \quad (17)$$

式中, b 为遗忘因子, 取值范围为 $0 < b < 1$, 通常取 0.95~0.99。

通过以上推导, 可知自适应滤波通过调整量测噪声协方差矩阵 $\mathbf{R}_{k+1}$ 实现滤波算法的自适应。

2 基于 EKF 和 HIF 联合估计的参数辨识

2.1 HIF 算法原理

在实际的 PMSM 系统运行过程中, 往往难以精确掌握其噪声的统计特性。而 HIF 算法因对噪声没有严格要求, 具备良好的鲁棒性, 适用于实际运行工况下有噪声和建模误差的系统, 在电机参数辨识方面具有一定优势。HIF 算法原理如下。

以降低状态噪声和量测噪声的影响为目标, 设计 HIF 滤波器的代价函数为

$$J_{\text{HIF}} = \frac{\sum_{k=0}^{N-1} \|\mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_k\|_{\mathbf{S}_k}^2}{\|\mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_k\|_{\mathbf{P}_0}^2 + \sum_{k=0}^{N-1} (\|\mathbf{w}_k\|_{\mathbf{Q}_k}^2 + \|\mathbf{v}_k\|_{\mathbf{R}_k}^2)} \quad (18)$$

式中: $\mathbf{P}_0$ 为协方差矩阵; N 为测量时间; $\mathbf{S}_k$ 为自定义的权重矩阵。 $\mathbf{S}_k$ 、 $\mathbf{P}_0$ 、 $\mathbf{Q}_k$ 和 $\mathbf{R}_k$ 均设定为对称正定。

滤波器的目标是找到 1 个 $\hat{\mathbf{x}}_k$, 使得代价函数达

到最小值(与此相反,自然界中的系统则倾向于最大化这一代价函数),故 $\mathbf{w}_k$ 、 $\mathbf{v}_k$ 、 $\mathbf{x}_0$ 位于代价函数的分母上,求取合适的 $\hat{\mathbf{x}}_k$ 使得代价函数最小。由于直接求得 $\hat{\mathbf{x}}_k$ 较为困难,一般通过设置性能边界 γ ,使得代价函数满足条件 $J_{\text{HIF}} < \gamma^2$,将代价函数转换为更容易处理的形式,即

$$J_{\text{HIF}} = \|\mathbf{x} - \hat{\mathbf{x}}_0\|_{\mathbf{P}_k}^2 + \sum_{k=0}^{N-1} \|\mathbf{w}_k\|_{\mathbf{Q}_k}^2 + \sum_{k=0}^{N-1} \left[\begin{pmatrix} \mathbf{y}_k - \mathbf{H}_k \mathbf{x}_k \\ \mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_k \end{pmatrix}^T \begin{pmatrix} \mathbf{R}_k^{-1} & 0 \\ 0 & -\gamma^{-2} \mathbf{I}_k \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \mathbf{y}_k - \mathbf{H}_k \mathbf{x}_k \\ \mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_k \end{pmatrix} \right] \quad (19)$$

式中: $\mathbf{x}_0$ 为系统状态初始值; $\hat{\mathbf{x}}_0$ 为 $\mathbf{x}_0$ 的均值; $\mathbf{P}_k$ 为 k 时刻的误差协方差矩阵。

扩展 HIF 算法的内容如下。

状态预测

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} = \mathbf{f}(\hat{\mathbf{x}}_{k-1}, \mathbf{u}_{k-1}) \quad (20)$$

式中, $\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}$ 为 k 时刻的先验估计向量。

误差协方差预测

$$\mathbf{P}_{k|k-1} = \mathbf{F}_{k-1} \mathbf{P}_{k-1} \mathbf{F}_{k-1}^T + \mathbf{Q}_k \quad (21)$$

式中, $\mathbf{F}_{k-1} = (\partial \mathbf{f}(\mathbf{x}_{k-1})) / (\partial \mathbf{x}_{k-1})$ 为 $k-1$ 时刻的状态转移矩阵。

扩展 HIF 增益

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{k|k-1} \mathbf{H}^T (\mathbf{H} \mathbf{P}_{k|k-1} \mathbf{H}^T + \mathbf{R}_k)^{-1} \quad (22)$$

状态修正

$$\hat{\mathbf{x}}_k = \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} + \mathbf{K}_k (\mathbf{y}_k - \mathbf{H} \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}) \quad (23)$$

误差协方差修正

$$\mathbf{P}_k = (\mathbf{P}_{k|k-1}^{-1} - \gamma^2 \mathbf{I} + \mathbf{H}^T \mathbf{R}_k^{-1} \mathbf{H})^{-1} \quad (24)$$

HIF 存在的条件是 $\mathbf{P}_k > 0$,即需满足 $\mathbf{P}_{k|k-1}^{-1} - \gamma^2 \mathbf{I} + \mathbf{H}^T \mathbf{R}_k^{-1} \mathbf{H} > 0$ 。 γ 可用于调整平衡算法的鲁棒性和精度,当 γ 增大时,HIF 算法的估计精度提高;当 γ 减小且接近 0 时,HIF 算法的鲁棒性增强。

2.2 自适应 EKF 和 HIF 联合估计方法

HIF 算法具有较高的鲁棒性和抗干扰能力,而 EKF 算法有着较高的精确度,结合二者特点设计一种同时具备二者最优性能的辨识方法。

EKF 估计的最小化代价函数为

$$J_2 = \lim_{N \rightarrow \infty} \sum_{k=0}^N E(\|\mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_k\|_2) \quad (25)$$

在 $\mathbf{S}_k$ 和 $\mathbf{L}_k$ 是单位矩阵情况下,稳态 H_∞ 估计的最小化的代价函数为

$$J_\infty = \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{\sum_{k=0}^{N-1} \|\mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_k\|_{\mathbf{S}_k}^2}{\|\mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_k\|_{\mathbf{P}_0}^2 + \sum_{k=0}^{N-1} (\|\mathbf{w}_k\|_{\mathbf{Q}_k^{-1}}^2 + \|\mathbf{v}_k\|_{\mathbf{R}_k^{-1}}^2)} \quad (26)$$

EKF 和 HIF 的侧重优化有所不同,EKF 致力于最小化均方根估计误差,HIF 则关注最坏情况下的估计误差。尽管两者的优化方向不同,但可通过设计加权分配来发挥其优势。

混合滤波器的增益为

$$\mathbf{K} = \omega_1 \mathbf{K}_{\text{EKF}} + \omega_2 \mathbf{K}_\infty \quad (27)$$

式中: $\mathbf{K}_{\text{EKF}}$ 为设定稳态的 EKF 增益; $\mathbf{K}_\infty$ 为同时稳态的 HIF 增益; $\omega_1, \omega_2 \in [0, 1]$ 且 $\omega_1 + \omega_2 = 1$,为 EKF 与 HIF 的凸组合。

权值分配是混合滤波器的关键步骤,越接近观测值越应赋予更高的权值。通过高斯函数计算每个新息的权值。其中该新息为

$$\mathbf{m}_k = \mathbf{y}_k - \hat{\mathbf{y}}_k \quad (28)$$

第 i 个辨识器的条件概率密度函数为

$$f(\mathbf{y}_k | \mathbf{p}_i) = \frac{1}{2\pi\sigma} e^{-(\mathbf{m}_k^2)/(2\sigma^2)} \quad (29)$$

式中: $\mathbf{p}_i$ 为第 i 个辨识系统参数集; σ 为噪声标准差。

根据贝叶斯原理,在 $\mathbf{y}_k$ 发生情况下,辨识器的条件概率为

$$Pr(\mathbf{p}_j | \mathbf{y}_k) = \frac{f(\mathbf{y}_k | \mathbf{p}_j) Pr(\mathbf{p}_j)}{\sum_{j=1}^N f(\mathbf{y}_k | \mathbf{p}_i) Pr(\mathbf{p}_i)} \quad (30)$$

式中, $Pr(\mathbf{p}_j)$ 是辨识器参数值确定的概率($j=1, 2$),条件概率表示每个辨识器对估计精度的贡献的权重值 ω 。

同时,由于

$$Pr(\mathbf{p}_i | \mathbf{y}_{k-1}) = \frac{Pr(\mathbf{y}_{k-1} | \mathbf{p}_i) Pr(\mathbf{p}_i)}{Pr(\mathbf{y}_{k-1})} \quad (31)$$

因 $Pr(\mathbf{y}_{k-1} | \mathbf{p}_i) = Pr(\mathbf{y}_{k-1}) = 1$,则 $Pr(\mathbf{p}_i | \mathbf{y}_{k-1}) = Pr(\mathbf{p}_i)$,代入式(30)得

$$\omega_j^k = Pr(\mathbf{p}_j | \mathbf{y}_k) = \frac{f(\mathbf{y}_k | \mathbf{p}_j) \omega_j^{k-1}}{\sum_{i=1}^N f(\mathbf{y}_k | \mathbf{p}_i) \omega_i^k} \quad (32)$$

由上可知,将式(29)的概率密度代入式(32)可得当前时刻权值。设计自适应 EKF(adaptive EKF,

AEKF)+自适应 HIF(adaptive HIF, AHIF)联合估计算法, 流程如下: 首先初始化相关参数; 然后采集电压和电流信号, 等待系统状态稳定后, 对 2 种算法分别进行先验估计、协方差估计和增益系数的计算; 之后进行权值分配, 更新增益系数、协方差矩阵和辨识参数。联合算法流程如图 1 所示。

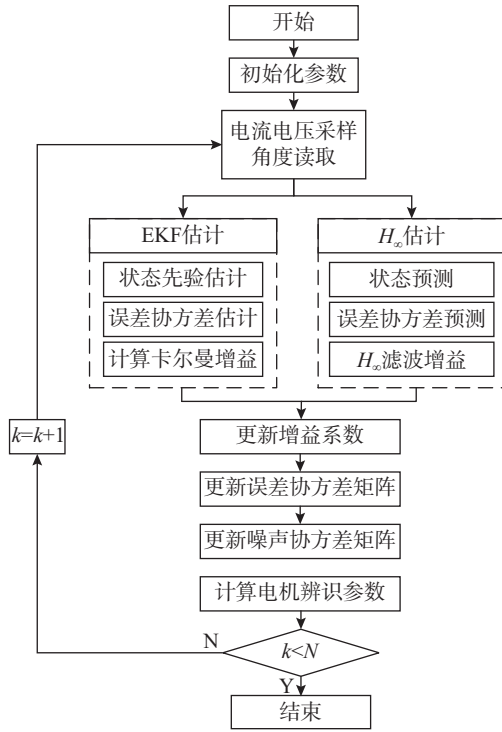


图 1 AEKF 和 AHIF 联合估计算法流程

Fig.1 Flow chart of AEKF+AHIF joint estimation algorithm

3 PMSM 辨识模型

以 PMSM 的定子电阻和定子磁链为辨识参数, 构建辨识系统的状态方程为

$$\begin{cases} \frac{di_d}{dt} = -\frac{R_s}{L}i_d + \omega_e i_q + \frac{u_d}{L} \\ \frac{di_q}{dt} = -\frac{R_s}{L}i_q + \omega_e i_d + \frac{u_q}{L} - \omega_e \frac{\psi_f}{L} \\ \frac{dR_s}{dt} = 0 \\ \frac{d\psi_f}{dt} = 0 \end{cases} \quad (33)$$

式中: ψ_f 为永磁体磁链; L 为定子电感; R_s 为定子电阻; u_d, u_q 为在 d, q 轴上的定子电压分量; ω_e 为电机的电角度。

系统的离散状态方程可表示为

$$\begin{cases} i_d^k = i_d^{k-1} + \frac{T_s}{L}(u_d^{k-1} - R_s^{k-1}i_d^{k-1} + \omega_e^{k-1}Li_q^{k-1}) \\ i_q^k = i_q^{k-1} + \frac{T_s}{L}(u_q^{k-1} - R_s^{k-1}i_q^{k-1} - \omega_e^{k-1}(Li_d^{k-1} + \psi_f^{k-1})) \\ R_s^k = R_s^{k-1} \\ \psi_f^k = \psi_f^{k-1} \end{cases} \quad (34)$$

式中, T_s 为离散系统的控制周期。

选择 d, q 轴电流作为模型的输出, 则输出方程为

$$\begin{cases} Z_1^k = i_d^k \\ Z_2^k = i_q^k \end{cases} \quad (35)$$

进一步可得

$$H(k) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (36)$$

结合式(34)得传递函数为

$$\phi(k+1|k) = \begin{bmatrix} 1 - \frac{R_s^{k-1}T_s}{L} & \omega_e^{k-1}T_s & -\frac{i_d^{k-1}T_s}{L} & 0 \\ -\omega_e^{k-1}T_s & 1 - \frac{R_s^{k-1}T_s}{L} & -\frac{i_q^{k-1}T_s}{L} & -\frac{\omega_e^{k-1}T_s}{L} \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (37)$$

定子电感的辨识方程同理上述推导过程。

因上述参数辨识利用稳态 d/q 轴电压方程实现, 该方程组有 2 个方程最多只能求解 2 个未知量, 若要辨识 2 个以上的参数存在欠秩问题, 会遇到收敛困难和结果错误等。因此, 需引入有效方程的个数来实现系统多参数辨识。

在稳态运行情况下, 电机的有效方程个数为 2 个, 为实现 2 个以上的参数辨识, 通过向 d 轴注入电流的方式增加新的有效方程, 从而实现多参数的满秩辨识。具体方法如下: 先使电机在 $i_{d0} = 0$ 的控制模式下以稳定转速运行, 角标 0 表示该运行状态下的变量, 经过一段时间后, 在 d 轴加入负向电流, 用角标 n 表示该运行状态下的变量。则该运行策略下的辨识方程为

$$\begin{cases} u_{d0} = -\omega_e L_q i_{q0} \\ u_{q0} = R_s i_{q0} + \omega_e \psi_f \\ u_{dn} = R_s i_{dn} - \omega_e L_q i_{qn} \\ u_{qn} = R_s i_{qn} + \omega_e L_d i_{dn} + \omega_e \psi_f \end{cases} \quad (38)$$

每 1 个稳态方程都可以进行相应变形, 改写为符合算法的形式, 为了构建不同的稳态方程, 需向 d 轴注入负向直流电流, 获取稳态下相应的交直流电压 u_{dn} 和 u_{qn} , 交直流电流 I_{dn} 和 I_{qn} 。

多稳态的参数辨识策略步骤如图 2 所示。首先, 在 $i_{d0} = 0$ 的控制模式下运行, 此时, d 轴方程的待辨识参数只有电感, 根据式(38)的第 1 个方程, 可对定子电感 L 进行辨识; 在第 1 个参数辨识完成之后, 注入负向 d 轴电流, 其他控制参数保持不变, 将已经得到的电感参数代入式(38)的第 3 和第 4 个方程中, 实现对定子电阻 R 和永磁体磁链 ψ_f 的辨识。

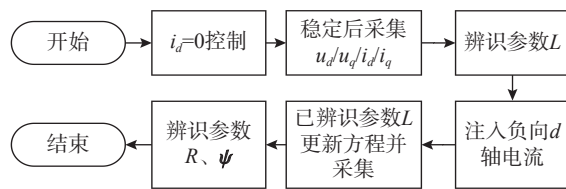


图 2 基于多稳态工作点的满秩参数辨识策略

Fig. 2 Full rank parameter identification based on multi-stable operating points

4 仿真与分析

在 MATLAB/Simulink 环境中搭建 $I_d=0$ 控制策略下的 PMSM 控制模型, 其控制周期 $T_s=50 \mu\text{s}$ 。电机参数如表 1 所示。

表 1 仿真系统 PMSM 参数

Table 1 Parameters of the PMSM in simulation system

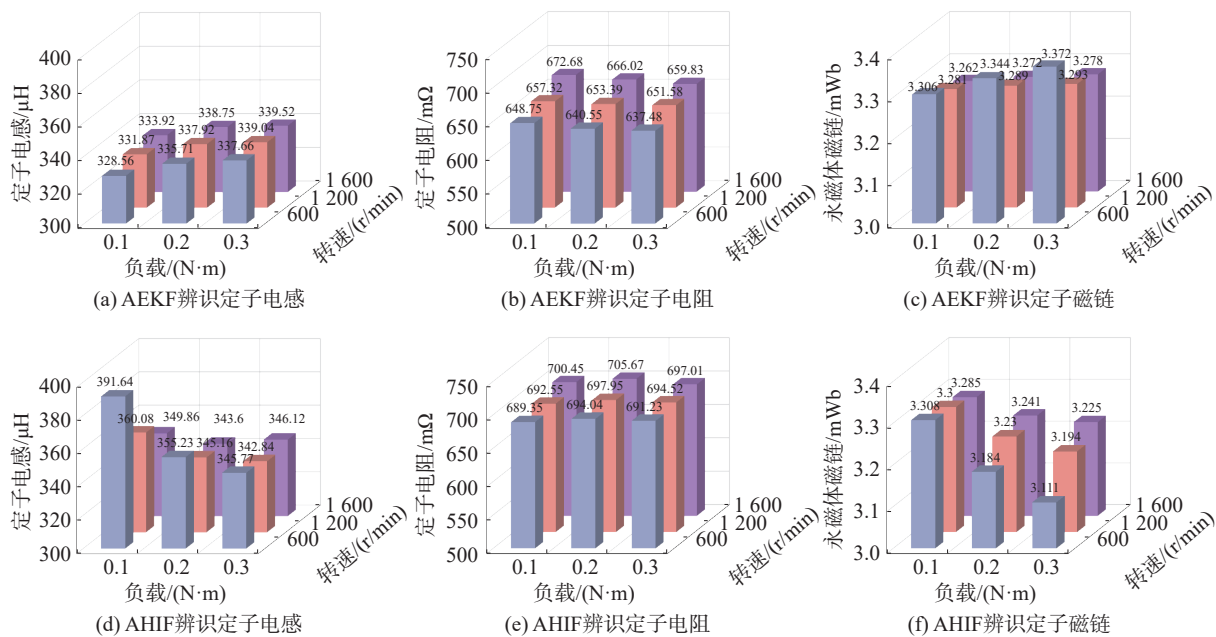
参数	数值	参数	数值
额定电压/V	24	d 轴电感/ μH	340
额定电流/A	2.5	q 轴电感/ μH	340
额定扭矩/($\text{N}\cdot\text{m}$)	0.3	定子电阻/ $\text{m}\Omega$	650
额定转速/(r/min)	1 200	转子磁链/Wb	0.003 3
转动惯量/($\text{kg}\cdot\text{m}^2$)	1.8×10^{-5}	极对数	14

对 PMSM 在转速分别为 600、1 200、1 800 r/min , 负载分别为 0.1、0.2、0.3 $\text{N}\cdot\text{m}$ 工况下进行仿真。设置自适应律遗忘因子为 0.97, 过程噪声协方差矩阵和量测协方差矩阵分别为: $\mathbf{Q}_1 = \text{diag}[1, 1 \times 10^{-8}]$, $\mathbf{Q}_2 = \text{diag}[1, 1, 1 \times 10^{-3}, 1 \times 10^{-3}]$, $\mathbf{R}_1 = 0.1$, $\mathbf{R}_2 = \text{diag}[1, 1]$ 。

设置过程噪声和量测噪声服从混合高斯分布, 即 $\omega_k \sim 0.95 \times N(0, \mathbf{Q}) + 0.05 \times N(0, 100\mathbf{Q})$, $v_k \sim 0.95 \times N(0, \mathbf{R}) + 0.05 \times N(0, 100\mathbf{R})$ 。

分别使用 AEKF、AHIF 以及 AEKF+AHIF 联合估计 3 种方法对 PMSM 的电感、电阻及磁链等参数进行辨识。3 种方法在不同工况下的辨识结果如图 3 所示。在额定工况即转速为 1 200 r/min 、负载为 0.3 $\text{N}\cdot\text{m}$ 下, 不同方法的辨识结果对比如图 4 所示。表 2 为辨识结果评价指标汇总。

图 3 为电机在转速 600~1 800 r/min 和负载 0.1~0.3 $\text{N}\cdot\text{m}$ 的 9 种工况下运行的算法辨识结果对



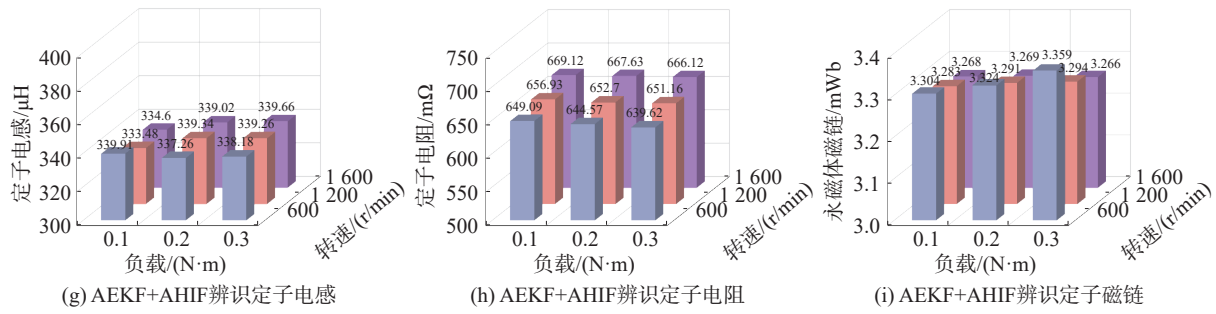


图 3 不同工况下不同方法辨识结果对比

Fig. 3 Comparison of identification results of different methods under different working conditions

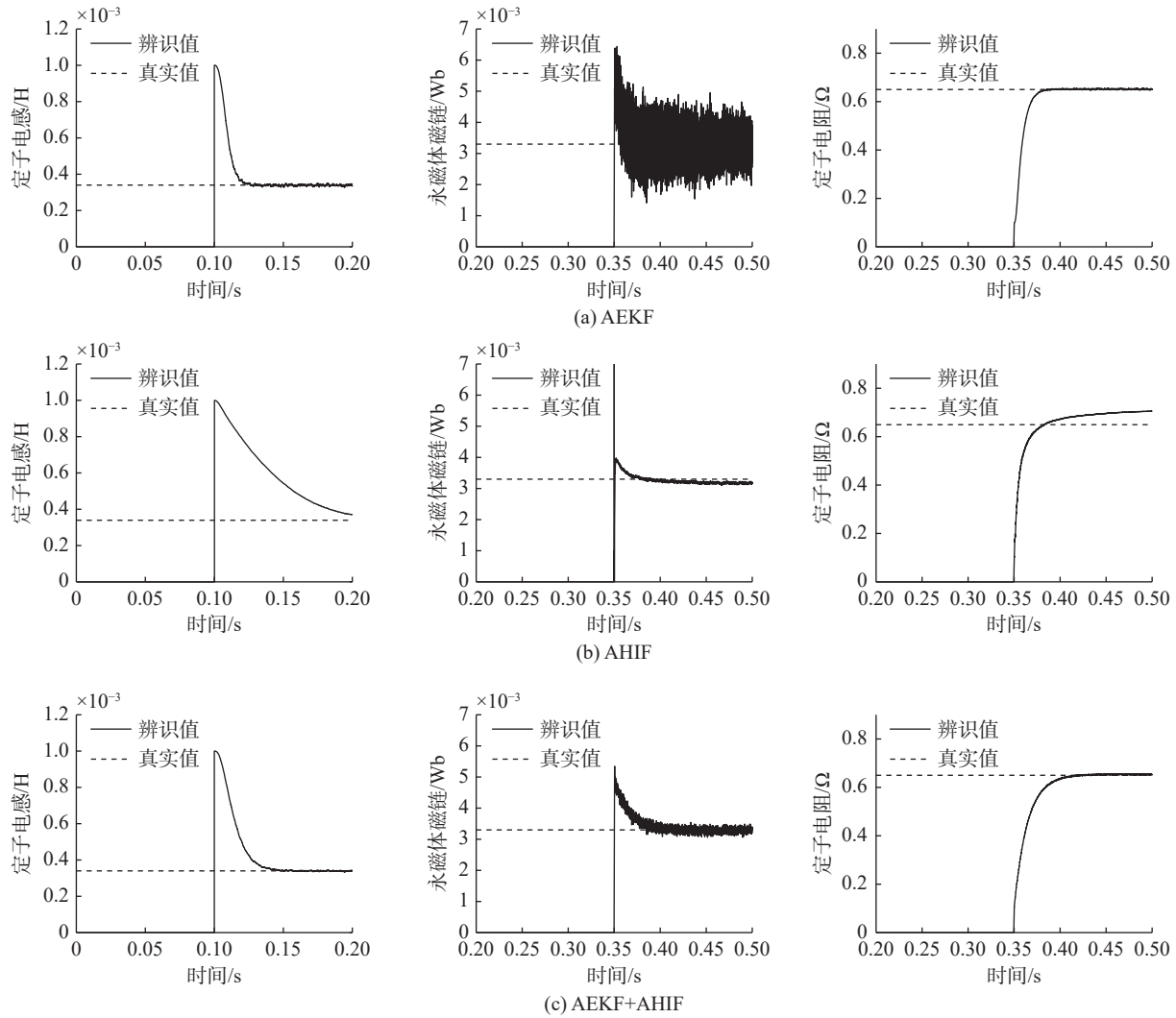


图 4 额定工况下不同方法辨识结果

Fig. 4 Identification results of different methods under rated working conditions

比。可以看出, AHIF 算法在不同工况下的辨识结果差异较大, 容易因运行工况的变化导致辨识精度下降; AEKF 和联合估计算法在不同工况下的辨识结果差异较小, 相应受到工况变化的影响较

小。相比于 AEKF 和联合算法, AHIF 在不同工况下都与真实值偏离较大, 辨识精度较低。

图 4 比较额定工况下不同算法的辨识结果。对定子电感辨识对比可知, AHIF 方法的辨识波动

表 2 额定工况下不同辨识方法性能对比
Table 2 Comparison of the performance of different identification methods under rated working conditions

参数	方法	均值	相对误差/%	标准差	均方根误差
$L_s/\mu\text{H}$	AEKF	339.040	0.28	4.264	4.370 0
	AHIF	342.840	0.84	0.900	2.980 0
	AEKF+AHIF	339.260	0.22	2.232	2.350 0
$R_s/\text{m}\Omega$	AEKF	651.400	0.22	1.510	2.040 0
	AHIF	694.520	6.85	0.970	54.220 0
	AEKF+AHIF	653.700	0.57	1.030	3.850 0
$\psi_f/(\text{mWb})$	AEKF	3.293	1.11	0.438	0.438 3
	AHIF	3.194	4.08	0.028	0.109 5
	AEKF+AHIF	3.294	1.08	0.067	0.067 7

最小,对噪声抑制效果最好,但收敛速度最慢,同时收敛值与真实值存在较大偏差,精确性较低;AEKF 辨识方法收敛速度最快,能够收敛到真实值,但收敛值有较大波动;联合估计算法能同时发挥二者优势,快速收敛到真实值的同时波动值也相应减小。对永磁体磁链辨识对比可以看出,AEKF 的波动最大,受到噪声干扰最严重,辨识效果最差;AHIF 的波动最小,噪声抑制效果最好,但收敛值跟真实值也存在小偏差;联合估计算法与 AEKF 方法相比能较好地抑制噪声的干扰,同时能够收敛到真实值,准确性高。对定子电阻辨识对比可知,AHIF 方法收敛值与真实值存在一定偏差,精确性较差;AEKF 和联合估计算法能够收敛到真实值,联合估计算法稳态波动值比 AEKF 略小。

由表 2 可以看出,在辨识结果精确度方面,AHIF 最差,AEKF 和联合估计的辨识精度较高,联合估计辨识精度略好于 AKEF。AEKF 的标准差较大,对噪声抑制效果较弱。联合估计算法综合二者优势,在具有较高精确度的同时对噪声抑制效果较好。下面将具体对比分析各误差性能指标。

根据图 5 可以看出,在电感辨识时,联合估计法的均方根误差最小,AHIF 方法次之,AEKF 最大,联合估计法相比 AEKF 均方根误差减小了 46.19%;AHIF 的标准差最小,联合估计法次之,AEKF 最大,联合估计法与 AEKF 相比标准差减小了 47.65%;AEKF 和联合估计方法的相对误差较小,并且二者的值相接近,而 AHIF 的相对误差与之相比较小,联合估计法与 AHIF 相比相对误差减小了 73.94%。

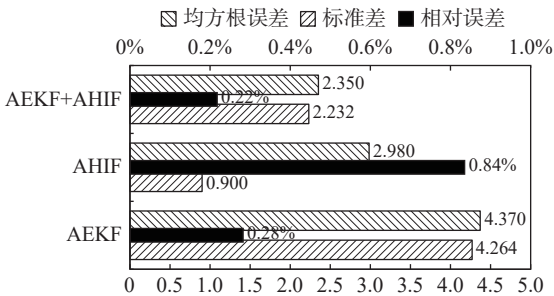


图 5 额定工况下定子电感辨识性能对比
Fig. 5 Comparison of stator inductance identification performance under rated working conditions

由图 6 可以看出,在电阻辨识时,联合估计法的均方根误差最小,AEKF 次之,AHIF 最大,联合估计法相比 AEKF 的均方根误差减小了 89%;AHIF 的标准差最小,联合估计方法次之,AEKF 最大,联合估计法与 AEKF 相比标准差减小了 31.79%;AEKF 和联合估计法的相对误差较小,并且二者的值相接近,而 AHIF 的相对误差与之相

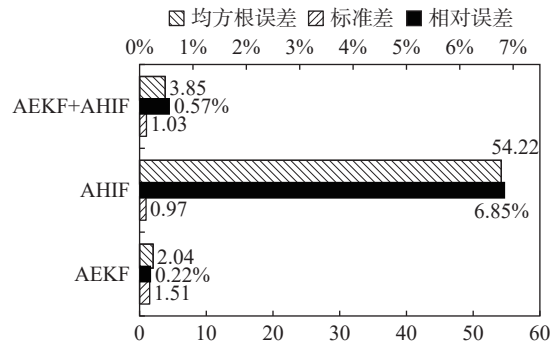


图 6 额定工况下定子电阻辨识性能对比
Fig. 6 Comparison of stator resistance identification performance under rated working conditions

比较大,联合估计法与 AHIF 相比相对误差减小了 91.69%。

由图 7 可以看出,在永磁体磁链辨识时,联合估计法的均方根误差最小,AEKF 次之,AHIF 最大,联合估计相比 AEKF 的均方根误差减小了 84.55%;AHIF 的标准差最小,联合估计法与之接近,AEKF 的标准差最大,联合估计与 AEKF 相比标准差减小了 84.7%;AEKF 和联合估计法的相对误差较小,并且二者的值相同,而 AHIF 的相对误差与之相比比较大,联合估计与 AHIF 相比相对误差减小了 73.53%。

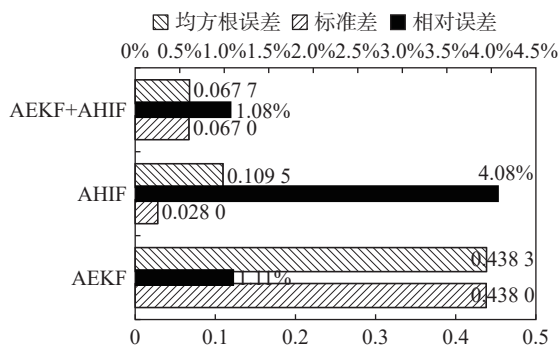


图 7 额定工况下永磁体磁链辨识性能对比

Fig. 7 Comparison of flux identification performance of permanent magnet under rated working conditions

通过对比分析可以看出,AEKF 方法的相对误差较小,但均方根误差和方差较大,说明其对噪声的抑制效果较差;AHIF 方法的方差虽然小,但相对误差较大,精确度低;而联合估计方法的均方根误差和方差较小,说明其对噪声抑制效果较好的同时有着较高的精确度。所以联合估计方法能够兼顾联合估计收敛快、逼近真实值的特点和 AHIF 对噪声抑制效果好的特点,具有高鲁棒性和准确性的特点。

5 结束语

文中提出一种基于 AEKF 和 AHIF 的联合估计辨识算法并将其应用于电机矢量控制系统,使控制系统工作在带宽高、相位裕度合适的位置,以提高控制系统的稳定性和准确性。具体介绍了该辨识算法的实现逻辑,并在 MATLAB/Simulink 环境中搭建了 PMSM 的矢量控制模型。分别使用 AEKF、AHIF 和 AEKF+AHIF 联合估计方法对电机系统的参数进行了辨识和仿真对比。结果表明,

所提出的方法在电机参数辨识过程中能够兼顾 EKF 算法快速收敛逼近真值的特点和 HIF 算法对噪声抑制较好的优势,该方法同时具有高的辨识精度和鲁棒性,能够有效提升控制模型的精度,具有一定的实际应用价值。

参考文献:

- [1] ITO K, LIANG Y, ZOU J. Least-squares method for inverse medium problems[EB/OL]. [2022-01-02]. <https://arxiv.org/abs/2201.00280>.
- [2] SHE J, XIE M, LI Y, et al. A VFF-RLS method of inertia identification for PMSM[C]//2019 IEEE Conference on Control Technology and Applications(CCTA). Hong Kong, China: IEEE, 2019: 942-943.
- [3] 董召强, 徐秋霞, 高瑾. 基于最小二乘法和硬件在环平台的永磁同步电机参数辨识[J]. 电机与控制应用, 2017, 44(6): 57-62.
DONG Z Q, XU Q X, GAO J. Parameters identification of pmsm based on recurrence least square and hardware in the loop platform[J]. *Electric Machines & Control Application*, 2017, 44(6): 57-62.
- [4] 娄天浩, 杨家强, 高健, 等. 基于递推辅助变量最小二乘法的永磁电机参数在线辨识策略[J]. 电工技术, 2022(5): 96-100, 104.
LOU T H, YANG J Q, GAO J, et al. Online identification strategy of permanent magnet motor parameters based on RIVLS[J]. *Electric Engineering*, 2022(5): 96-100, 104.
- [5] 吴洪涛, 何宗卿, 朱亮, 等. 基于最小二乘法的永磁同步电机参数辨识[J]. 电子技术, 2021, 50(2): 48-49.
WU H T, HE Z Q, ZHU L, et al. Parameter identification of permanent magnet synchronous motor based on least squares[J]. *Electronic Technology*, 2021, 50(2): 48-49.
- [6] 刘旭, 王旭平, 王淑红, 等. 基于最小二乘法的永磁同步电机电感辨识研究[J]. 电机与控制应用, 2020, 47(6): 1-5, 32.
LIU X, WANG X P, WANG S H, et al. Inductance identification of permanent magnet synchronous motor based on least square method[J]. *Electric Machines & Control Application*, 2020, 47(6): 1-5, 32.
- [7] 方桂花, 王鹤川, 高旭. 基于动态遗忘因子递推最小二乘法的永磁同步电机参数辨识算法[J]. 计算机应用与软件, 2021, 38(1): 280-283.
FANG G H, WAGN H C, GAO X. Parameter identification algorithm of permanent magnet synchronous motor based on dynamic forgetting factor recursive least square method[J]. *Computer Applications and Software*, 2021, 38(1): 280-283.
- [8] HOAGG J B, BERNSTEIN D S. Retrospective cost model reference adaptive control for nonminimum-phase discrete-time systems, part 2: stability analysis[C]//Proceed-

- ings of the 2011 American Control Conference. San Francisco, CA, USA: IEEE, 2011: 2927-2932.
- [9] ELBULUK M, LIU T, HUSAIN I. Neural network-based model reference adaptive systems for high performance motor drives and motion controls[C]//Conference Record of the 2000 IEEE Industry Applications Conference. Thirty-Fifth IAS Annual Meeting and World Conference on Industrial Applications of Electrical Energy(Cat. No. 00CH37129). Rome, Italy: IEEE, 2000: 959-965.
- [10] 高东旭, 周兰, 陈静, 等. 基于扰动补偿的无微分模型参考自适应控制系统设计[J]. *控制理论与应用*, 2023, 40(4): 735-743.
- GAO D X, ZHOU L, CHEN J, et al. Design of derivative-free model-reference adaptive control for a class of uncertain systems based on disturbance compensation[J]. *Control Theory & Applications*, 2023, 40(4): 735-743.
- [11] 齐放, 邓智泉, 仇志坚, 等. 基于 MRAS 的永磁同步电机无速度传感器[J]. *电工技术学报*, 2007, 22(4): 53-58.
- QI F, DENG Z Q, CHOU Z J, et al. Sensorless technology of permanent magnet synchronous motors based on MRAS[J]. *Transactions of China Electrotechnical Society*, 2007, 22(4): 53-58.
- [12] WANG Q, ZHANG X, ZHANG C. Double sliding-mode model reference adaptive system speed identification for vector control of permanent magnet synchronous motors [J]. *Proceedings of the Csee*, 2014, 34(6): 897-902.
- [13] 王飞宇, 田井呈, 卓克琼, 等. 基于改进模型参考自适应算法的永磁同步电机转动惯量辨识[J]. *电机与控制应用*, 2016, 43(8): 63-67, 87.
- WANG F Y, TIAN J C, ZHUO K Q, et al. Inertia identification of permanent magnet synchronous motor based on improved model reference adaptive system algorithm [J]. *Electric Machines & Control Application*, 2016, 43(8): 63-67, 87.
- [14] 李垣江, 董鑫, 魏海峰, 等. 基于改进模型参考自适应系统的永磁同步电机参数辨识[J]. *控制理论与应用*, 2020, 37(9): 1983-1988.
- LI Y J, DONG X, WEI H F, et al. Parameter identification method of permanent magnet synchronous motor based on improved model reference adaptive system[J]. *Control Theory & Applications*, 2020, 37(9): 1983-1988.
- [15] BISHOP C H, ETHERTON B J, MAJUMDAR S J. Adaptive sampling with the ensemble transform Kalman filter. Part 2: Field Program Implementation[J]. *Monthly Weather Review*, 2001, 129(3): 420-436.
- [16] GAO X, YOU D, KATAYAMA S. Seam tracking monitoring based on adaptive Kalman filter embedded elman neural network during high-power fiber laser welding[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2012, 59(11): 4315-4325.
- [17] 徐会风, 苏少平, 杜庆诚, 等. 基于扩展卡尔曼滤波观测器的无刷直流电机无位置传感器控制系统研究[J]. *微电机*, 2020, 53(5): 31-39, 50.
- XU H F, SU S P, DU Q C, et al. Research on sensorless control system of brushless DC motor based on extended Kalman filter observer[J]. *Micromotors*, 2020, 53(5): 31-39, 50.
- [18] POTNURU D, CHANDRA K P B, ARASARATNAM I, et al. Derivative-free square-root cubature Kalman filter for non-linear brushless DC motors[J]. *IET Electric Power Applications*, 2016, 10(5): 419-429.
- [19] 刘康安, 张伟伟, 肖永超, 等. 基于自适应无迹卡尔曼滤波的四旋翼无人机姿态解算[J]. *电光与控制*, 2022, 29(7): 126-131.
- LIU K A, ZHANG W W, XIAO Y C, et al. Attitude calculation of quadrotor UAV based on adaptive unscented Kalman filter[J]. *Electronics Optics & Control*, 2022, 29(7): 126-131.
- [20] 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.
- [21] YIN Z G, LI G Y, ZHANG Y Q, et al. Symmetric strong tracking extended Kalman filter based sensorless control of induction motor drives for modeling error reduction[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2019, 15(2): 650-662.
- [22] FRIDMAN E, SHAKED U. A descriptor system approach to H_∞ control of linear time-delay systems[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2002, 47(2): 253-270.
- [23] 马静波, 杨洪耕. 自适应卡尔曼滤波在电力系统短期负荷预测中的应用[J]. *电网技术*, 2005, 29(1): 75-79.
- MA J B, YANG H G. Application of adaptive Kalman filter in power system short-term load forecasting[J]. *Power System Technology*, 2005, 29(1): 75-79.

(责任编辑: 杨力军)