

基于 AEKF 的永磁同步电机转速估计 算法研究 *

何智成, 张振宇, 周 兵

(湖南大学 汽车车身先进设计制造国家重点实验室, 湖南 长沙 410082)

摘 要: 针对在转速估算研究中采用常数矩阵不能准确描述永磁同步电机(PMSM)在不同运行条件下系统噪声的问题,提出了一种基于新息序列和状态残差的自适应扩展卡尔曼滤波算法(AEKF)。同时,对AEKF的稳定性进行理论上的探究。经仿真验证,与传统扩展卡尔曼滤波算法相比,AEKF在收敛速度和收敛精度上更优,参数鲁棒性更好。

关键词: 永磁同步电机; 转速估计; 新息序列; 状态残差; 自适应扩展卡尔曼滤波

中图分类号: TM 341 **文献标志码:** A **文章编号:** 1673-6540(2019)12-0061-09

Speed Estimation of Permanent Magnet Synchronous Motor Based on Adaptive Extended Kalman Filter *

HE Zhicheng, ZHANG Zhenyu, ZHOU Bing

(State Key Laboratory of Advanced Design and Manufacturing for Vehicle Body,
Hunan University, Changsha 410082, China)

Abstract: In order to accurately describe the system noise of permanent magnet synchronous motor (PMSM) under different operating conditions, the variable matrix was used to estimate the system noise based on the innovation sequence and state residual. An adaptive extended Kalman filter (AEKF) algorithm based on the variable matrix was adopted to estimate the speed. At the same time, the research on the stability of AEKF was conducted. The simulation proves that compared with the traditional extended Kalman filter algorithm, the AEKF is better in convergence speed and convergence precision and has better robustness.

Key words: permanent magnet synchronous motor (PMSM); speed estimation; innovation sequence; state residual; adaptive extended Kalman filter (AEKF)

0 引 言

永磁同步电机(PMSM)具有高效率、高功率密度等独特性能,已广泛应用于电动汽车、工业机器人、空调和绕组发电系统等工业应用中。对于PMSM,实际应用的焦点之一是减少获得速度和转子位置信息所需的传感器数量。然而,由于空

间限制、高维护成本、恶劣的工作环境和安装布置,难以安装传感器,因此,无感控制成为PMSM研究的热点之一。

目前,针对PMSM无感控制问题,国外的专家学者提出了许多有效的算法,包括滑模观测器(SMO)、模型参考自适应系统(MRAS)、神经网络法、扩展卡尔曼滤波法(EKF)等。

* 基金项目: 国家自然科学基金创新研究群体基金项目(51621004);国家自然科学基金联合基金项目(U1864207);国家重点研发计划课题项目(2016YFB0100903-2);广西科技大学汽车零部件与车辆技术重点实验室开放项目(2017GKLACVTKF01)

作者简介: 何智成(1983—),男,博士,副教授,研究方向为智能汽车与智能控制。

张振宇(1995—),男,硕士研究生,研究方向为电机控制。(通信作者)

周 兵(1972—),男,博士,教授,研究方向为汽车动力学及其控制技术、辅助驾驶技术。

SMO 简单易实现,但是收敛时间长,易受电机参数变化的影响^[1-2]。MRAS 以算法简单的特点在无感控制领域被广泛研究,但其对电机电阻和电感敏感,鲁棒性较差^[3-6]。神经网络法可以通过自组织和自学习对电机控制系统的变化进行学习,但其计算量大,应用尚不成熟。

近年来,EKF 以良好的动态性和鲁棒性在电机领域备受关注。EKF 进行状态估计时,系统噪声矩阵和测量噪声矩阵的选取对估计结果有很大的影响,而常用的选取方法就是试错纠正,反复试错纠正,直到得到满意的结果^[7-12]。由于采取常数噪声协方差矩阵,在运行环境不断变化的情况下,这一常数噪声矩阵并不能代表实际的噪声矩阵,使 EKF 的收敛精度受到影响。针对常数噪声矩阵不能准确描述 PMSM 在不同运行条件下的噪声问题,文献[13]提出了一种模糊 EKF 算法,将电流残差和新息序列作为模糊控制器的输入,以实现噪声矩阵实时更新,从而达到预期的控制结果。但是模糊控制的引入会造成计算量的增大,同时模糊规则的选取不当也会对控制效果造成较大的影响。

为此,本文提出一种基于新息序列和状态残差的自适应扩展卡尔曼滤波(AEKF)算法,利用新息序列及状态残差使系统噪声矩阵自适应调节,改善收敛特性。经仿真验证,该系统的收敛精度和参数鲁棒性比 EKF 算法更优。

1 PMSM 数学模型

PMSM 数学模型包括 ABC 坐标、 $\alpha\beta$ 静止坐标和 $d-q$ 旋转坐标。

从理论上讲,这 3 个坐标系均可以用于计算,但与 $\alpha\beta$ 系和 $d-q$ 系相比,ABC 坐标系多引入一个状态量,会造成计算量的增大,而 $d-q$ 系是通过 $\alpha\beta$ 系引入坐标系旋转变换得到,会引入旋转角,同样会增大计算量,造成计算负担。因此,本文选择 $\alpha\beta$ 静止坐标系下的 PMSM 数学模型,并在此基础上设计了基于 $\alpha\beta$ 静止坐标系的 EKF 模型。

PMSM 的电压方程为

$$\begin{cases} u_{\alpha} = R_s i_{\alpha} + L_s \frac{di_{\alpha}}{dt} - \omega_e \phi_f \sin \theta_e \\ u_{\beta} = R_s i_{\beta} + L_s \frac{di_{\beta}}{dt} + \omega_e \phi_f \cos \theta_e \end{cases} \quad (1)$$

式中: u_{α} 、 u_{β} ——定子电压在 $\alpha\beta$ 轴上的分量;

R_s ——定子电阻;

i_{α} 、 i_{β} ——定子电流在 $\alpha\beta$ 轴上的分量;

L_s ——定子电感;

ω_e ——转速;

ϕ_f ——永磁转子磁通;

θ_e ——转子位置。

电压方程可改写成:

$$\begin{cases} \frac{di_{\alpha}}{dt} = -\frac{R_s i_{\alpha}}{L_s} + \frac{\omega_e \phi_f \sin \theta_e}{L_s} + \frac{u_{\alpha}}{L_s} \\ \frac{di_{\beta}}{dt} = -\frac{R_s i_{\beta}}{L_s} - \frac{\omega_e \phi_f \cos \theta_e}{L_s} + \frac{u_{\beta}}{L_s} \end{cases} \quad (2)$$

对于 PMSM,机械时间常数远大于电气时间常数。为了减少计算量,可以认为速度变化为零。转子位置的导数值为转速 ω_e 。基于上述,得到:

$$\begin{cases} \frac{d\omega_e}{dt} = 0 \\ \frac{d\theta_e}{dt} = \omega_e \end{cases} \quad (3)$$

合并式(1)~式(3),可以重新排列微分方程形式的数学模型:

$$\begin{cases} \frac{di_{\alpha}}{dt} = -\frac{R_s i_{\alpha}}{L_s} + \frac{\omega_e \phi_f \sin \theta_e}{L_s} + \frac{u_{\alpha}}{L_s} \\ \frac{di_{\beta}}{dt} = -\frac{R_s i_{\beta}}{L_s} - \frac{\omega_e \phi_f \cos \theta_e}{L_s} + \frac{u_{\beta}}{L_s} \\ \frac{d\omega_e}{dt} = 0 \\ \frac{d\theta_e}{dt} = \omega_e \end{cases} \quad (4)$$

2 AEKF 观测器

2.1 EKF 数学模型

卡尔曼滤波(KF)是一种最优化自回归数据处理模型,利用上一时刻的估计量与当前时刻的观测量,在系统噪声和测量噪声已知的前提下,作出对当前时刻状态的估计。EKF 是在 KF 的基础上对非线性系统状态方程作线性处理。EKF 算法可分为预测阶段和更新阶段两部分。

(1) 预测阶段。先验状态估计和先验误差方差阵的计算式为

$$\hat{\mathbf{X}}_k^- = \mathbf{F}_{k-1} \hat{\mathbf{X}}_{k-1} + \mathbf{B} \mathbf{u}_k \quad (5)$$

$$P_k^- = F_{k-1} P_{k-1} F_{k-1}^T + Q_k \quad (6)$$

(2) 更新阶段。卡尔曼增益的计算, 后验状态估计和后验误差方差阵的计算:

$$K_k = P_k^- H^T (H P_k^- H^T + R_k)^{-1} \quad (7)$$

$$\hat{X}_k = \hat{X}_k^- + K_k (y_k - H \hat{X}_k^-) \quad (8)$$

$$P_k = P_k^- - K_k H P_k^- \quad (9)$$

对于 PMSM, 选取状态量 $X = [i_\alpha \ i_\beta \ \omega_e \ \theta_e]^T$, 输入变量 $u = [u_\alpha \ u_\beta]^T$, 输出变量 $y = [i_\alpha \ i_\beta]^T$, 系统噪声矩阵 $Q_k = \zeta \zeta^T$, 测量噪声矩阵 $R_k = \xi \xi^T$ 。其中: ζ 为系统噪声, ξ 为测量噪声。对状态方程进行离散化和线性化, 将方程进行泰勒展开并取到一次项, 经离散化和线性化的状态转移矩阵为

$$F_k = \begin{bmatrix} f_1 & 0 & f_2 & f_3 \omega_e \\ 0 & f_1 & -f_3 & f_2 \omega_e \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & T & 1 \end{bmatrix} \quad (10)$$

$$\text{其中: } f_1 = 1 - \frac{TR_s}{L_s}; f_2 = \frac{\phi_f T \sin \theta_e}{L_s}; f_3 = \frac{\phi_f T \cos \theta_e}{L_s}。$$

$$B = \begin{bmatrix} \frac{T}{L_s} & 0 \\ 0 & \frac{T}{L_s} \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (11)$$

$$H = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

式中: B ——输入控制矩阵;

H ——观测矩阵。

2.2 AEKF 数学模型

根据理论分析和试验探究^[7-13], EKF 在系统噪声矩阵和测量噪声矩阵选取准确的情况下, 估算才会达到预期效果。由于测量噪声矩阵的选取与传感器的测量精度和控制器的 AD 转换有关, 而这两者所造成的误差是在一定的范围内, 因此本文中测量噪声矩阵取常数矩阵。系统噪声的产生与状态方程描述 PMSM 系统的不准确性、状态方程的离散化和线性化等有关, 各变量相互耦合, 因此本文的自适应估计器将针对于系统噪声矩阵。

EKF 滤波新息定义为

$$v_k = y_k - H \hat{X}_k^- \quad (12)$$

状态差定义为 k 时刻后验状态估计量与 $k-1$ 时刻后验状态估计量的差值

$$e_k = \hat{X}_k^- - \hat{X}_{k-1}^- \quad (13)$$

新息协方差为

$$C_k = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m v_j v_j^T \quad (14)$$

新息序列对系统噪声矩阵的影响:

$$D_k = K_k C_k K_k^T \quad (15)$$

对状态残差的协方差进行自适应:

$$G_k = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n e_i e_i^T \quad (16)$$

通过自适应之后的系统噪声矩阵:

$$Q_k = \lambda_1 D_k + \lambda_2 G_k + (1 - \lambda_1 - \lambda_2) D_0 \quad (17)$$

AEKF 算法的流程如图 1 所示。

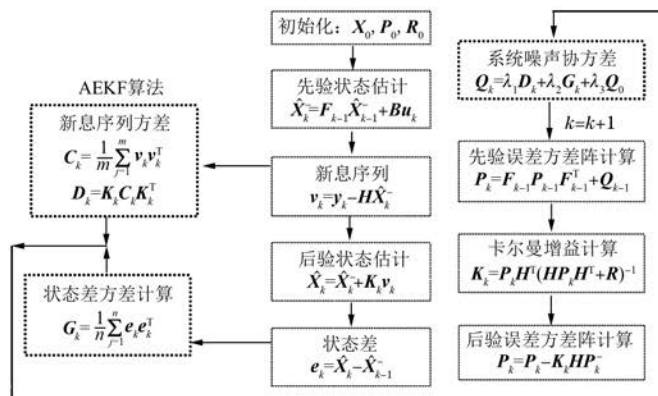


图1 AEKF 算法的流程

2.3 AEKF 的稳定性分析

AEKF 算法性能中, 稳定性是重要的一项。

为了证明 AEKF 的收敛性, 先作出如下假设:

(1) 存在正实数 $\bar{r}$, $\underline{r}$, $\bar{q}$ 和 $\underline{q}$, 使得 $\underline{r} \leq \|R\| \leq \bar{r}$

$\bar{r}, \underline{q} \leq \|Q\| \leq \bar{q}$ 。

(2) 存在正实数 N , 使得 $\|F_k\| \leq N$ 。

(3) $P_0 \geq 0$, 且存在实数 $\bar{p}, \underline{p}$, 使得 $\underline{p} \leq \|P_k\| \leq \bar{p}$ 。

(4) 存在正实数 S , 使得 $\|K_k\| \leq S$ 。

李雅普诺夫稳定性判定方法适用于线性系统、非线性系统。定常系统、时变系统、多变量系统, 本文所研究的 PMSM 控制系统属于非线性多变量系统, 故采用李雅普诺夫法对 PMSM 控制系统的稳定性作分析^[14-15]。

定义状态 X_k 与其估计量 $\hat{X}_k$ 之差为 ε_k :

$$\varepsilon_k = X_k - \hat{X}_k = F_{k-1}\varepsilon_{k-1} + K_k v_k \quad (18)$$

构造李雅普诺夫函数 $V(\varepsilon_k)$, 函数表达式为

$$V(\varepsilon_k) = \varepsilon_k P_k^{-1} \varepsilon_k^T \quad (19)$$

由于 $V(0) = 0$, 且 $\frac{1}{\bar{p}} \|\varepsilon_k\|^2 \leq V(\varepsilon_k) \leq \frac{1}{\underline{p}} \|\varepsilon_k\|^2$, 所以 $V(\varepsilon_k)$ 是有界的, 则只需证明该函数是收敛的。

定义 $\dot{V}(\varepsilon_k) = V(\varepsilon_k) - V(\varepsilon_{k-1})$, 对 k 时刻与 $k-1$ 时刻作差:

$$\begin{aligned} \dot{V}(\varepsilon_k) &= F_{k-1} \varepsilon_{k-1} P_k^{-1} \varepsilon_{k-1}^T F_{k-1}^T + \\ &K_k v_k P_k^{-1} v_k^T K_k^T + F_{k-1} \varepsilon_{k-1} P_k^{-1} v_k^T K_k^T + \\ &K_k v_k P_k^{-1} \varepsilon_{k-1}^T F_{k-1}^T - \varepsilon_{k-1} P_{k-1}^{-1} \varepsilon_{k-1}^T \end{aligned} \quad (20)$$

根据文献[16]中的证明, 可知存在常数 β , 且使得 $\beta \in (0, 1)$, 则有:

$$F_{k-1} \varepsilon_{k-1} P_k^{-1} \varepsilon_{k-1}^T F_{k-1}^T - \varepsilon_{k-1} P_{k-1}^{-1} \varepsilon_{k-1}^T \leq -\beta V(\varepsilon_k) \quad (21)$$

将式(18)和式(21)代入式(20)得:

$$\begin{aligned} \dot{V}(\varepsilon_k) &\leq -\beta V(\varepsilon_{k-1}) + \frac{\|K_k\|^2 \|\varepsilon_k\|^2}{\underline{p}} + \\ &\frac{2N \|K_k\| \|\varepsilon_k\|^2}{\underline{p}} + \|\delta(\varepsilon_{k-1})\| \end{aligned} \quad (22)$$

因为:

$$\begin{aligned} \|C_k\| &= \left\| \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m v_j v_j^T \right\| \leq \\ &\|\varepsilon_k\|^2 + \bar{r} \end{aligned} \quad (23)$$

由文献[16]可知, 存在正常数 Λ , 使得:

$$\|G_k\| = \left\| \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n e_i e_i^T \right\| \leq \Lambda \|\varepsilon_k\|^2 \quad (24)$$

由式(17)、式(23)和式(24)可得:

$$\|Q_k\| \leq \max\{\|\varepsilon_k\|^2 + \bar{r}, \Lambda \|\varepsilon_k\|^2, \bar{q}\} \quad (25)$$

设存在正常数 M , 使得:

$$M \|\varepsilon_k\|^2 = \max\{\|\varepsilon_k\|^2 + \bar{r}, \Lambda \|\varepsilon_k\|^2, \bar{q}\} \quad (26)$$

由式(6)和式(26)可知:

$$N^2 \underline{p} \leq \|P_k^{-1}\| \leq N^2 \bar{p} + M \|\varepsilon_k\|^2 \quad (27)$$

所以:

$$\begin{aligned} 1 - \frac{\bar{r}}{N^2 \underline{p} + \bar{r}} &\leq \|K_k\| \leq \\ 1 - \frac{\bar{r}}{N^2 \bar{p} + M \|\varepsilon_k\|^2 + \bar{r}} \end{aligned} \quad (28)$$

故存在正常数 $\bar{S}, \underline{S}$, 使得:

$$\underline{S} \leq \|K_k\| \leq \bar{S} \quad (29)$$

将式(29)代入式(22), 得:

$$\begin{aligned} \dot{V}(\varepsilon_k) &\leq -\beta V(\varepsilon_{k-1}) + \frac{\|\bar{S}\|^2 \|\varepsilon_k\|^2}{\underline{p}} + \\ &\frac{2N \|\bar{S}\| \|\varepsilon_k\|^2}{\underline{p}} + \|\delta(\varepsilon_{k-1})\| \end{aligned} \quad (30)$$

式(29)中定义 $\delta(\varepsilon_k)$ 为关于 ε_k 的函数, 表达式为

$$\begin{aligned} \delta(\varepsilon_k) &= 2 K_k H \varepsilon_k P_k^{-1} \xi^T K_k^T + K_k \xi P_k^{-1} \xi^T K_k^T + \\ &F_{k-1} \varepsilon_{k-1} P_k^{-1} \xi^T K_k^T + K_k \xi P_{k-1}^{-1} \varepsilon_{k-1}^T F_{k-1}^T \end{aligned} \quad (31)$$

$$\|\delta(\varepsilon_k)\| \leq \bar{S}^2 \bar{r} \bar{q} \quad (32)$$

式(30)可变形为

$$\begin{aligned} \dot{V}(\varepsilon_k) &\leq -\beta V(\varepsilon_{k-1}) + \frac{\bar{S}^2 \|\varepsilon_k\|^2}{\underline{p}} + \\ &\frac{2N \bar{S} \|\varepsilon_k\|^2}{\underline{p}} + \bar{S}^2 \bar{r} \bar{q} \end{aligned} \quad (33)$$

由文献[15]可知, 存在正常数 κ , 则:

$$\dot{V}(\varepsilon_k) \leq -\kappa V(\varepsilon_{k-1}) + \bar{S}^2 \bar{r} \bar{q} \quad (34)$$

其中: $\kappa = \beta - \bar{S}(\bar{S} + 2N)$ 。

故只需保证:

$$V(\varepsilon_{k-1}) \geq \frac{\bar{S}^2 \bar{r} \bar{q}}{\kappa} \quad (35)$$

$$\frac{1}{\bar{p}} \|\varepsilon_k\|^2 \leq \frac{\bar{S}^2 \bar{r} \bar{q}}{\kappa} \leq \frac{1}{\underline{p}} \|\varepsilon_k\|^2 \quad (36)$$

因此:

$$\bar{S} \sqrt{\frac{\bar{q} \bar{r} \bar{p}}{\kappa}} \leq \|\varepsilon_k\| \leq \bar{S} \sqrt{\frac{\bar{q} \bar{r} \bar{p}}{\kappa}} \quad (37)$$

当 ε_k 满足式(37) 时, $V_{(\varepsilon_k)}$ 有上下界, 且 $\frac{dV_{(\varepsilon_k)}}{dt} < 0$, 满足李雅普诺夫稳定性判据, 因此 AEKF 是稳定的^[16]。

3 仿真试验验证

3.1 仿真参数设定

在 MATLAB/Simulink 环境下, 构造基于空间矢量脉宽调制的 PMSM 矢量控制标准模型; 然后将 EKF 模型加入到矢量控制模型中, 替代速度/位置传感器; 最后用 AEKF 模型替代 EKF 模型, 并与标准模型、EKF 模型的试验结果对比。试验用 PMSM 部分参数如表 1 所示。

表 1 试验用 PMSM 部分参数

参数名称	参数值
额定电压 U_{dc}/V	310
定子电阻 R_s/Ω	2.875
电感 L_s/H	0.008 5
极对数 p	4
转子磁通 ϕ/Wb	0.175
转动惯量 $J/(kg \cdot m^2)$	0.001

设定 Simulink 仿真为定步长, 采样时间 $T_s = 0.000\ 01\ s$, 系统误差方差阵初始值、系统噪声矩阵和测量噪声矩阵初始值分别取:

$$P_0 = \begin{bmatrix} 1\ 000 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1\ 000 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 4\ 000 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 2\ 000 \end{bmatrix} \quad (38)$$

$$Q_0 = \begin{bmatrix} 0.2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0.2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0.021 \end{bmatrix} \quad (39)$$

$$R_0 = \begin{bmatrix} 0.1 & 0 \\ 0 & 0.1 \end{bmatrix} \quad (40)$$

3.2 仿真试验及结果分析

3.2.1 估算结果及数据统计

在仿真试验中, 仿真时间为 4 s, 负载设定为 1.5 N。试验场景选择多转速变化场景, 转速指令值 Command 和传感器测得的电机实际转速 Measured 如图 2 所示。

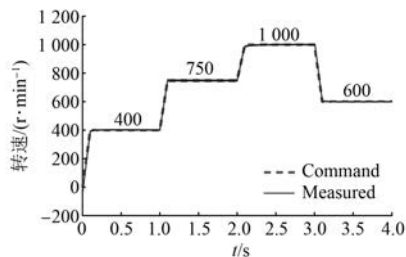


图 2 转速指令 Command 和传感器测得的电机实际转速 Measured

为了定量分析 EKF 算法与 AEKF 算法的状态估计精度, 引入统计学中的均值和方差。记 ω_{sensor} 为有传感器时测得的电机转速, ω_{EKF} 为加入 EKF 模型测得的电机转速, ω_{AEKF} 为加入 AEKF 模型测得的电机转速。

$$\begin{cases} \tilde{\omega}_{\text{EKF}} = \omega_{\text{sensor}} - \omega_{\text{EKF}} \\ \tilde{\omega}_{\text{AEKF}} = \omega_{\text{sensor}} - \omega_{\text{AEKF}} \end{cases} \quad (41)$$

$$\begin{cases} \sigma_{\text{EKF}} = \frac{1}{j} \sum_{k=1}^j (\omega_{\text{EKF}}(k) - \tilde{\omega}_{\text{EKF}})^2 \\ \sigma_{\text{AEKF}} = \frac{1}{j} \sum_{k=1}^j (\omega_{\text{AEKF}}(k) - \tilde{\omega}_{\text{AEKF}})^2 \end{cases} \quad (42)$$

式中: $\tilde{\omega}_{\text{EKF}}$ 、 $\tilde{\omega}_{\text{AEKF}}$ ——EKF、AEKF 转速误差均值; σ_{EKF} 、 σ_{AEKF} ——EKF、AEKF 转速误差方差。

EKF、AEKF 与传感器所测转速对比结果和局部放大图, 如图 3 所示。图 3(a) 中, 在转速上升和下降阶段 AEKF 和 EKF 具有相同的轨迹, 但是进入匀速阶段时, AEKF 的收敛值更接近传感器的测量值; 图 3(b) 中, 在 0~1 s 时, AEKF 的收敛速度与 EKF 接近, 但是稳态时更接近 Measured, 收敛精度更高; 图 3(c) 中, 在 1~2 s 时, AEKF 在 1.15 s 时收敛至 Measured, 而 EKF 在 670~740 r/min 之间波动; 图 3(d) 中, 在 2~3 s 时, EKF 在 970~990 r/min 之间波动, 而 AEKF 在 2.1 s 时收敛, 并且收敛至 990 r/min; 图 3(e) 中, 在 3~4 s 时, 转速下降阶段和转速稳定阶段, AEKF 更接近 Measured, 波动亦小于 EKF。

为了更全面地比较 EKF 和 AEKF, 对 PMSM 的转速误差和转矩进行观测, 如图 4 和图 5 所示。加入 EKF 和 AEKF 模型后, AEKF 模型的转速误差比 EKF 的转速误差小, AEKF 的转矩 T_e 的抖动比 EKF 的抖动小。

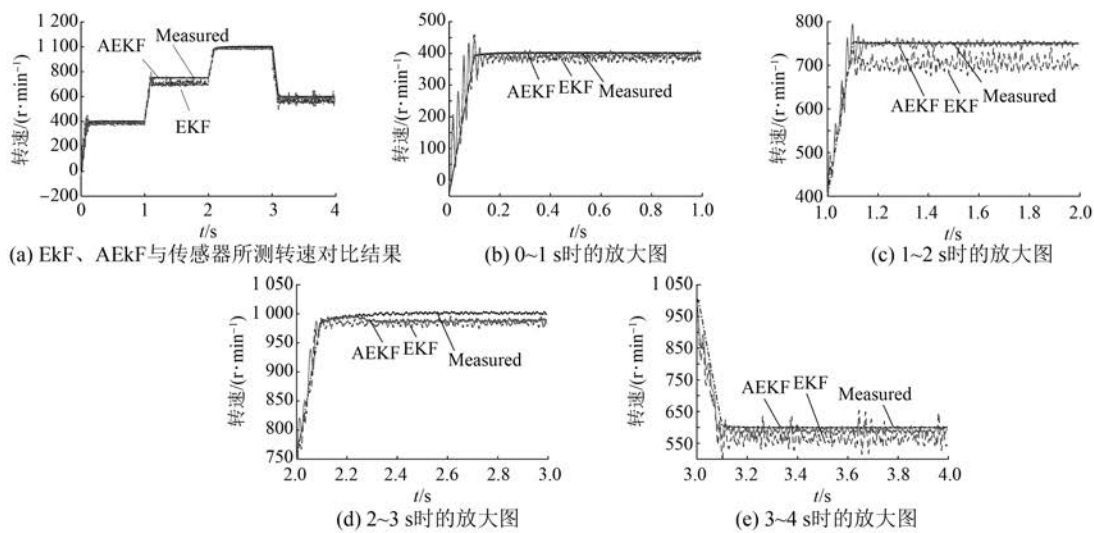


图3 EKF、AEKF 与传感器所测转速对比结果和局部放大图

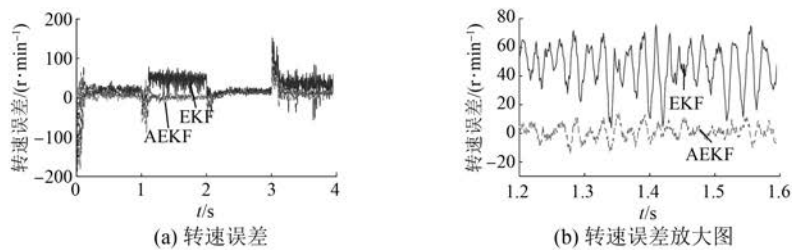


图4 加入 EKF 和 AEKF 模型的转速与实际转速误差图

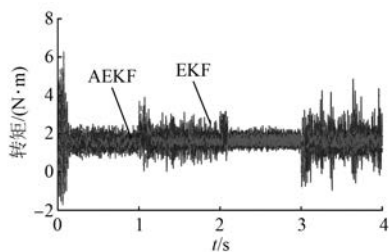


图5 分别加入 EKF 和 AEKF 模型后电机的转矩

KEF 与 AEKF 的运行结果比较如表 2 所示。

表 2 EKF 与 AEKF 的运行结果比较结果

统计量	EKF	AEKF
转速误差均值/($\text{r} \cdot \text{min}^{-1}$)	26.14	6.04
转速误差方差/($\text{r}^2 \cdot \text{min}^{-2}$)	744.7	426.6
转矩误差均值/($\text{N} \cdot \text{m}$)	1.522	1.523
转矩误差方差/($\text{N}^2 \cdot \text{m}^2$)	0.493 8	0.292 9

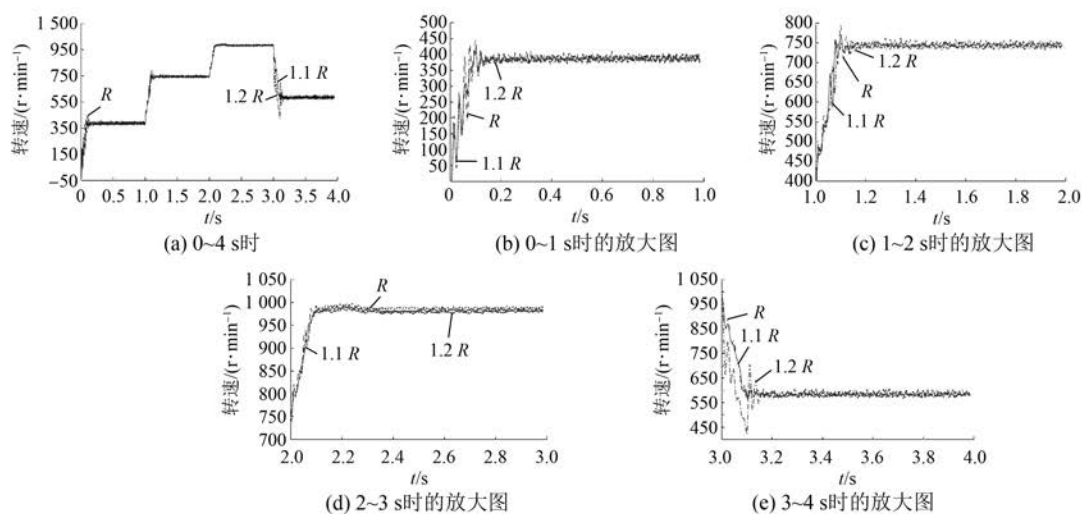
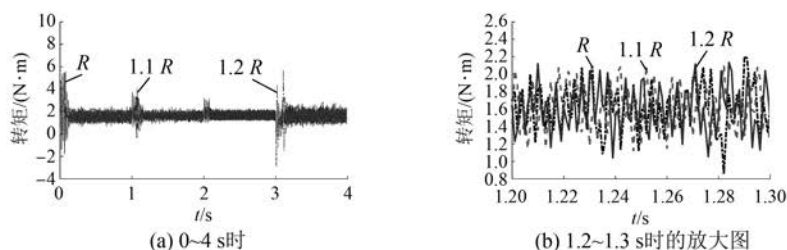
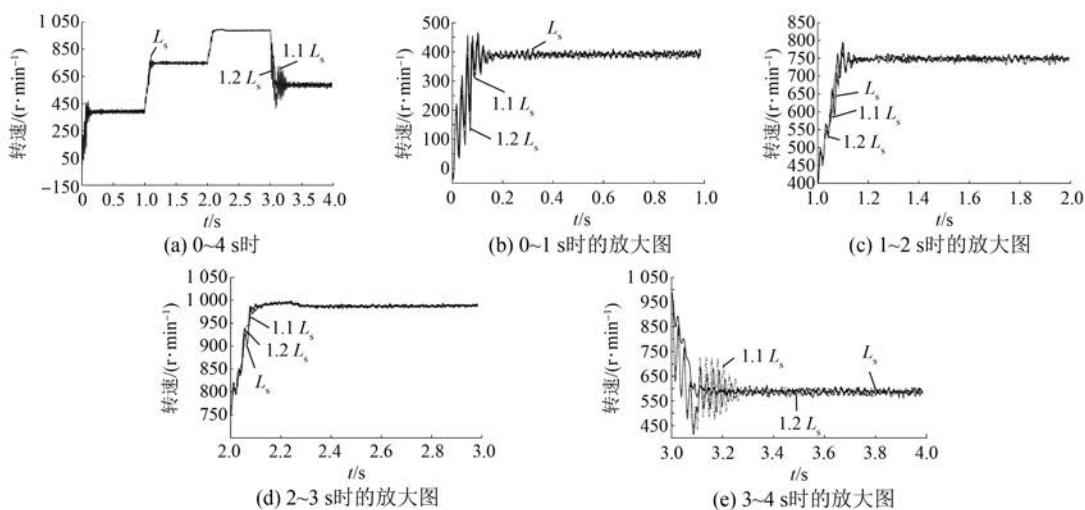
由表 2 可见, EKF 转速误差均值为

26.14 r/min, EKF 转速误差方差为 $744.7 \text{ r}^2/\text{min}^2$, AEKF 的转速误差均值为 6.04 r/min, AEKF 转速误差方差为 $426.6 \text{ r}^2/\text{min}^2$, AEKF 对转速估算的收敛精度高于 EKF; EKF 转矩均值为 $1.522 \text{ N} \cdot \text{m}$, EKF 转矩方差为 $0.493 8 \text{ N}^2 \cdot \text{m}^2$, AEKF 转矩均值为 $1.523 \text{ N} \cdot \text{m}$, AEKF 转矩方差为 $0.292 9 \text{ N}^2 \cdot \text{m}^2$, 可知加入 AEKF 后, 转矩的波动要比 EKF 的小。因此, AEKF 的算法优越性要高于 EKF。

3. 2. 2 参数鲁棒性

对于实际的电机控制系统, 在电机启动时定子电阻、电感等参数与铭牌所标注的是接近的, 但是在电机运行过程中, 随着温度的升高, 定子电阻会增大, 电感也会增大, 这不利于电机的精确控制。因此, 本文设计了定子电阻和电感高于额定值 0.1 倍和 0.2 倍时 AEKF 算法的参数鲁棒性试验, 仿真结果如图 6~图 9 所示。

从图 6 可以看出, 定子电阻增加 0.2 倍后, AEKF 算法在 3.0~3.2 s 时转速出现 $\pm 150 \text{ r/min}$

图6 定子电阻为 R 、 $1.1R$ 和 $1.2R$ 时的电机转速和局部放大图图7 定子电阻为 R 、 $1.1R$ 和 $1.2R$ 时的电机转矩和局部放大图图8 电感为 L_s 、 $1.1L_s$ 和 $1.2L_s$ 时的电机转速和局部放大图

的波动,但最后收敛至 $600 \text{ r}/\text{min}$ 。由图 7 可知, PMSM 的转矩在定子电阻增加 0.1 倍和 0.2 倍后, 运行结果与标准值时的结果差异较小。从图 8 可

以看出,电感增加 0.1 倍和 0.2 倍后, AEKF 算法在 $3.1 \sim 3.3 \text{ s}$ 时转速出现 $\pm 150 \text{ r}/\text{min}$ 的波动,但是最后收敛至 $600 \text{ r}/\text{min}$ 。图 9 中, PMSM 的转矩在电

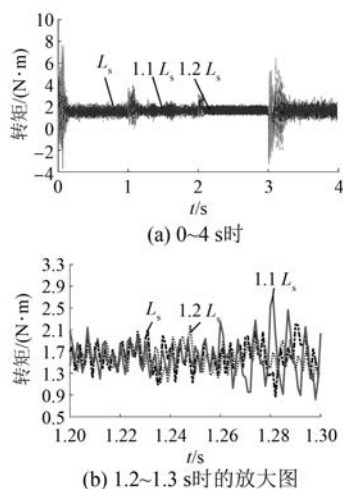


图9 电感为 L_s 、 $1.1L_s$ 和 $1.2L_s$ 时的电机转矩和局部放大图

感增加 0.1 倍和 0.2 倍后,运行结果与标准值时的结果差异较小。

从图 6~图 9 可以看出,AEKF 算法具有良好的参数鲁棒性,可以满足 PMSM 控制系统的要求。

3.2.3 稳定性探究

图 10 所示为状态转移矩阵 F_k 的范数图, $\|F_k\| \leq 1.2$, 满足假设的中的 $\|F_k\| \leq N$ 。图 11 所示为系统噪声方差矩阵 Q_k 的范数图, $0.20 \leq \|Q_k\| \leq 0.26$, 满足假设的中的 $q \leq \|Q_k\| \leq \bar{q}$ 。

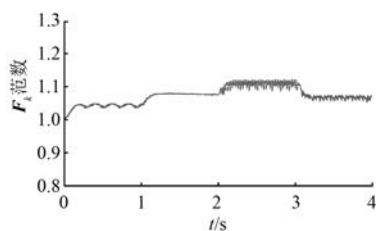


图 10 状态转移矩阵 F_k 的范数

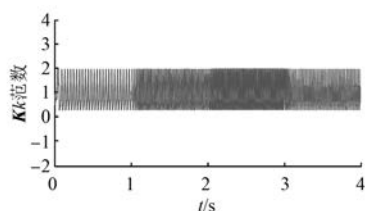


图 11 卡尔曼增益矩阵 K_k 的范数

图 12 所示为状态方差矩阵 P_k 的范数图,

$400 \leq \|P_k\| \leq 4\,000$, 满足假设的中的 $p \leq \|P_k\| \leq \bar{p}$ 。图 13 所示为卡尔曼增益矩阵 K_k 的范数图, $0.2 \leq \|K_k\| \leq 2.0$, 满足假设的中的 $\|K_k\| \leq S$ 。由第 2.3 节的证明可知,AEKF 算法是稳定的。

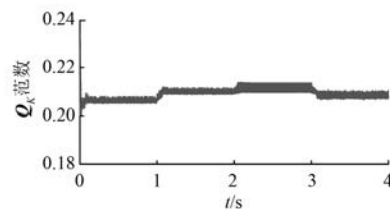


图 12 系统噪声矩阵 Q_k 的范数

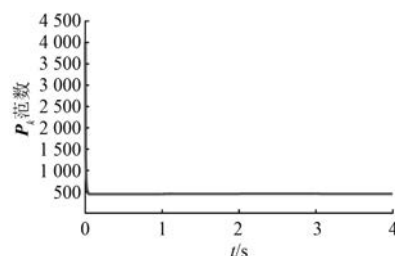


图 13 状态方差矩阵 P_k 的范数

4 结 语

(1) 根据 PMSM 在同步旋转坐标系下的数学模型,实现了基于 EKF 算法的转速估计。

(2) 针对常数噪声方差矩阵不能准确描述 PMSM 在不同运行条件下的系统噪声问题,提出一种基于新息序列和状态残差的 AEKF 算法,提高了转速估计的精度,改善了 PMSM 控制系统的性能。

(3) 从理论和仿真上验证了 AEKF 算法的稳定性和鲁棒性。

【参考文献】

- [1] CHEN Y, LI M, GAO Y W, et al. A sliding mode speed and position observer for a surface-mounted PMSM[J]. ISA Transactions, 2019, 87: 17.
- [2] PARK Y H, PARK K H, BAEK S C, et al. Sliding mode observer with parameter estimation for sensorless induction motor[C] // TENCON 2010—2010 IEEE Region 10 Conference, 2010.
- [3] BENLALOU I, DRID S, CHRIFI-ALAOUI L, et al. Implementation of a new MRAS speed sensorless

- vector control of induction machine [J]. IEEE Transactions on Energy Conversion, 2015, 30 (2): 588.
- [4] GABBI T S, GRUNDLING H A, VIEIRA R P. Sliding mode MRAS speed observer applied to permanent magnet synchronous motor with decoupled current control [C] // IECON 2016—42nd Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society, 2016.
- [5] TARCHALA G, ORLOWSKA-KOWALSKA T. Equivalent-signal-based sliding mode speed mras-type estimator for induction motor drive stable in the regenerating mode [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2018, 65(9): 6936.
- [6] WANG H, GE X, LIU Y. Second-order sliding-mode MRAS observer-based sensorless vector control of linear induction motor drives for medium-low speed maglev applications [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2018, 65(12): 9938.
- [7] 朱李超. 基于线性化 EKF 的永磁同步电机无位置传感器控制[J]. 大电机技术, 2014(2): 10.
- [8] BOLOGNANI S, TUBIANA L, ZIGLIOTTO M. Extended Kalman filter tuning insensorless PMSM drives [J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2003, 39(6): 1741.
- [9] BOLOGNANI S, OBOE R, ZIGLIOTTO M. Sensorless full-digital PMSM drive with EKF estimation of speed and rotor position [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 1999, 46(1): 184.
- [10] LIU Y, WAN J, SHEN H, et al. PMSM speed sensorless direct torque control based on EKF [C] // 2009 4th IEEE Conference on Industrial Electronics and Applications, 2009.
- [11] NAK H, GULBAHCE M O, GOKASAN M, et al. Performance investigation of extended Kalman filter based observer for PMSM using in washing machine applications [C] // 2015 9th International Conference on Electrical and Electronics Engineering, 2015.
- [12] GLASBERGER T, MUZIKOVA V, PEROUTKA Z, et al. Sensorless direct torque control of PMSM with reduced model extended Kalman filter [C] // IECON 2013-39th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society, 2013.
- [13] 韩晓博, 洪占勇, 刘洋. 基于模糊 EKF 的 PMSM 无传感器控制算法研究[J]. 机械设计与制造, 2019 (1): 130.
- [14] ALONGE F, CANGEMI T, DIPPOLITO F, et al. Convergence analysis of extended Kalman filter for sensorless control of induction motor [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2015, 62(4): 2341.
- [15] KLUGE S, REIF K, BROKATE M. Stochastic stability of the extended Kalman filter with intermittent observations [J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2010, 55(2): 514.
- [16] REIF K, GUNTHER S, YAZ E, et al. Stochastic stability of the discrete-time extended Kalman filter [J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 1999, 44(4): 714.

收稿日期: 2019-09-26

声 明

本刊已许可万方数据、重庆维普、中国学术期刊(光盘版)电子杂志社、北京世纪超星信息技术发展有限责任公司在其网站及其系列数据库产品中以数字化方式复制、汇编、发行、信息网

络传播本刊全文。该社著作权使用费与本刊相关费用抵消。如作者不同意文章被收录,请在来稿时向本刊声明,本刊将做适当处理。

《电机与控制应用》编辑部