

文章编号:1004-9037(2012)05-0552-07

# 基于自适应卡尔曼滤波的异步电机转速和负载转矩估计

于洪霞<sup>1</sup> 胡静涛<sup>2</sup>

(1. 沈阳工业大学信息科学与工程学院, 沈阳, 110870;

2. 中国科学院沈阳自动化研究所工业信息学重点实验室, 沈阳, 110016)

**摘要:**针对常规EKF估计结果受给定的噪声协方差阵影响较大的问题,提出了一种基于自适应卡尔曼滤波(Adaptive Kalman filtering, AEKF)来同时估计电机转速和负载转矩的方法。在用AEKF估计转速和负载转矩时,根据AEKF的要求,将电机增广随机数学模型的输入噪声与建模误差引入的噪声直接合并,等效为状态噪声;基于变换后的模型,利用状态预测残差估计状态噪声协方差阵,利用观测残差估计观测噪声协方差阵,实现了噪声协方差阵自适应变化。实验结果表明:所提方法的估计结果基本不受给定的噪声协方差阵初值影响,且能以较高的精度估计出电机的转速和负载转矩。

**关键词:**异步电机;自适应卡尔曼滤波;转速;负载转矩

中图分类号:TM343

文献标识码:A

## Speed and Load Torque Estimation of Induction Motors Based on Adaptive Kalman Filtering

*Yu Hongxia<sup>1</sup>, Hu Jingtao<sup>2</sup>*

(1. Department of Information Sciences and Engineering, Shenyang University of Technology, Shenyang, 110870, China;

2. Key Laboratory of Industrial Informatics, Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Shenyang, 110016, China)

**Abstract:** For dealing with the problem that the estimate result of EKF is severely affected by the covariance matrices of noises, a new method is presented, using adaptive Kalman filter (AEKF) to estimate the load torque and the speed of motor simultaneously. When the speed and load torque are estimated, the input noise and the noise introduced by modeling error are merged into an equivalent state noise in the augmented model of motor. Based on the transformed model, the covariance matrices of state noises are estimated by using state prediction residuals and the covariance matrices of observation noises are estimated using the measure residuals, then the adaptive diversification of the covariance matrices of noises are implemented. Experimental results show that the estimation results are hardly affected by the given initial value of the covariance matrices of noises, and they have high accuracies.

**Key words:** induction motor; adaptive Kalman filtering; speed of rotation; load torque

### 引言

电动机作为主要的驱动设备被广泛应用于工业、农业、商业以及公用设施等各个领域,在对电机

的运行状态进行监测的时候,转速和转矩是两个重要的监测量,可通过安装速度传感器和扭矩仪来测量,但在工业现场,传感器的安装十分困难,甚至无法安装;而且安装传感器除增加系统的成本外,还会降低电机系统的机械强度和可靠性;为解决上述

基金项目:国家高技术研究发展计划(“八六三”计划)(2008AA042901)资助项目;中国科学院知识创新工程重要方向性项目(KGCX2-EW-104)资助项目。

收稿日期:2011-08-29;修订日期:2011-11-29

问题而提出的无传感器测量技术,已经成为近年来的研究热点。

近年来,已有多种无传感器转速测量方法被提出<sup>[1-5]</sup>,有直接计算法、模型参考自适应法、基于观测器的方法、基于扩展卡尔曼滤波(Extended Kalman filter, EKF)的方法、频谱分析法和神经网络法等;在这些方法中,基于EKF的估计方法以其良好的动态性和鲁棒性倍受研究者的关注,EKF法把电机系统的各种误差(如建模误差、测量误差)均归为噪声,即便在电机系统建模不精确的情况下,仍然可以准确地估计出要估计的状态,故EKF广泛应用于电机参数辨识<sup>[6]</sup>和状态估计<sup>[7,8]</sup>等领域。

在用EKF法进行状态估计时,关键就是选择合适的噪声协方差阵,估计结果受所选择的噪声协方差阵的影响较大,若选择得不合适,将会使估计的结果发散或存在较大误差,最常用的取得噪声协方差阵的方法就是反复试凑,通过比较不同噪声协方差阵的估计结果,反复调整,直至得到满意的估计效果,显然这是一繁琐的过程,而且不容易得到最合适的噪声协方差阵;针对这种试凑法过程繁琐的缺陷,文献[9,10]用遗传算法对噪声协方差阵寻优,文献[11]用模拟退火法对噪声协方差阵寻优,再用寻优得到的噪声矩阵进行卡尔曼滤波估计,这种离线寻优的方法得到了最优的噪声协方差阵,使估计的结果达到最优,但用优化方法得到噪声协方差阵时,要定义一个目标函数,这些目标函数里往往都包含要估计的量,例如文献[11]估计转速,定义的目标函数就是估计的转速与实际转速的误差均方差,当实际转速无法测量时,也就无法实现寻优。

本文提出了一种基于自适应滤波估计异步电机转速和负载转矩估计方法。首先给出了自适应卡尔曼滤波算法;其次在给出电机的增广数学模型后,将其改造成适合自适应EKF实现的模型;基于改造后的模型,在估计电机转速和负载转矩的同时,实现了噪声协方差阵的自适应变化;最后对所提方法进行了实验验证。

## 1 自适应卡尔曼滤波算法

卡尔曼滤波是一种最优化自回归数据处理算法,利用系统的状态方程和观测方程,由与被估计信号有关的观测量,估计出要估计的信号,在系统的模型噪声和测量噪声已知的情况下卡尔曼滤波能使估计均方误差最小,但在噪声的统计特性不能准确获取的情况下,卡尔曼滤波的估计性能就会下降,而且很可能会发散。

为了解决卡尔曼滤波的估计结果受噪声协方差阵影响较大的问题;国内外学者提出了许多方法来克服EKF的问题,其中Sage和Husa<sup>[12]</sup>提出的自适应滤波算法以其原理简单、实时的优点得到了广泛应用;它的思想就是在进行状态估计的同时,根据每次测量的新信息,推算出状态噪声和观测噪声的统计特性,并使滤波器成为最优。

考虑随机线性离散系统

$$\begin{cases} \mathbf{X}(k) = \Phi_{k,k-1}\mathbf{X}(k-1) + \mathbf{w}(k) \\ \mathbf{Y}(k) = \mathbf{H}_k\mathbf{X}(k) + \mathbf{v}(k) \end{cases} \quad (1)$$

式中: $\mathbf{X}$ 为系统的 $n$ 维状态向量, $\mathbf{Y}$ 为系统的 $m$ 维观测序列, $\Phi_{k/k-1}$ 为系统的 $n \times n$ 维状态转移矩阵, $\mathbf{H}_k$ 为 $m \times n$ 维观测矩阵; $\mathbf{w}(k)$ 为状态噪声, $\mathbf{v}(k)$ 为观测噪声,是相互独立的带时变均值和协方差阵的正态白噪声序列,它们的统计特性为

$$\begin{aligned} p(\mathbf{w}) &\sim N(\mathbf{q}_k, \mathbf{Q}_k) \\ p(\mathbf{v}) &\sim N(\mathbf{r}_k, \mathbf{R}_k) \end{aligned} \quad (2)$$

Sage-Husa自适应滤波算法可描述为如下过程

(1)状态预测

$$\mathbf{X}_{k|k-1} = \Phi_{k|k-1}\mathbf{X}_{k-1} + \hat{\mathbf{q}}_{k|k-1} \quad (3)$$

$$\mathbf{P}_{k|k-1} = \Phi_{k|k-1}\mathbf{P}_{k-1|k-1}\Phi_{k|k-1}^T + \hat{\mathbf{Q}}_{k|k-1} \quad (4)$$

(2)状态校正

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{k|k-1}\mathbf{H}_k^T(\mathbf{H}_k\mathbf{P}_{k|k-1}\mathbf{H}_k^T + \hat{\mathbf{R}}_{k|k-1})^{-1} \quad (5)$$

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

$$\mathbf{P}_{k|k} = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k\mathbf{H}_k)\mathbf{P}_{k|k-1} \quad (7)$$

(2)噪声统计特性的估计

$$\hat{\mathbf{y}}_{k-1} = \mathbf{y}_{k-1} - \mathbf{H}_{k-1}\hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-2} - \hat{\mathbf{r}}_{k|k-1} \quad (8)$$

$$\mathbf{r}_{k|k-1} = \frac{1}{k-1} \sum_{j=1}^{k-1} \hat{\mathbf{y}}_j \quad (9)$$

$$\hat{\mathbf{R}}_{k|k-1} = \frac{1}{k-1} \sum_{j=1}^{k-1} (\hat{\mathbf{y}}_j - \hat{\mathbf{r}}_{j|j-1})(\hat{\mathbf{y}}_j - \hat{\mathbf{r}}_{j|j-1})^T \quad (10)$$

$$\hat{\mathbf{x}}_{k-1} = \mathbf{x}_{k-1} - \hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-2} \quad (11)$$

$$\hat{\mathbf{q}}_{k|k-1} = \frac{1}{k-1} \sum_{j=1}^{k-1} \hat{\mathbf{x}}_j \quad (12)$$

$$\hat{\mathbf{Q}}'_{k|k-1} = \frac{1}{k-1} \sum_{j=1}^{k-1} (\hat{\mathbf{x}}_j - \hat{\mathbf{q}}_{j|j-1})(\hat{\mathbf{x}}_j - \hat{\mathbf{q}}_{j|j-1})^T \quad (13)$$

## 2 基于AEKF的电机转速和负载转矩估计

### 2.1 异步电机的增广数学模型

在两相静止坐标系下,以定子电流 $(i_{sa}, i_{s\beta})$ 、转子磁链 $(\psi_{sa}, \psi_{s\beta})$ 为状态变量,定子电压 $\mathbf{u}(t) = [u_{sa} \ u_{s\beta}]^T$ 为输入,定子电流 $\mathbf{y} = [i_{sa} \ i_{s\beta}]^T$ 为输出

的数学模型可描述如下

$$\begin{cases} \frac{d}{dt}i_{sa} = a_1 i_{sa} + \frac{a_2}{\tau_2} \psi_{ra} + a_2 \psi_{r\beta} \omega + \frac{1}{\sigma L_1} u_{sa} \\ \frac{d}{dt}i_{s\beta} = a_1 i_{s\beta} - a_2 \psi_{ra} \omega + \frac{a_2}{\tau_2} \psi_{r\beta} + \frac{1}{\sigma L_1} u_{s\beta} \\ \frac{d}{dt}\psi_{ra} = \frac{L_m}{\tau_2} i_{sa} - \frac{1}{\tau_2} \psi_{ra} - \psi_{r\beta} \omega \\ \frac{d}{dt}\psi_{r\beta} = \frac{L_m}{\tau_2} i_{s\beta} + \psi_{ra} \omega - \frac{1}{\tau_2} \psi_{r\beta} \end{cases} \quad (14)$$

$$\mathbf{y}(t) = h(\mathbf{x}(t), \mathbf{u}(t)) = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} \quad (15)$$

式中:  $L_m$  为互感;  $\omega$  为转速,  $\sigma = 1 - \frac{L_m^2}{L_1 L_2}$ ,  $\tau_2 = \frac{L_2}{R_2}$ ,

$a_1 = -\left(\frac{R_1}{\sigma L_1} + \frac{1-\sigma}{\sigma \tau_2}\right)$ ,  $a_2 = \frac{L_m}{\sigma L_1 L_2}$ ;  $R_1, L_1$  分别为定子电阻和电感;  $R_2, L_2$  分别为转子电阻和电感。

为了建立包含转速和负载转矩的增广数学模型,同时考虑电机的机械方程和稳态时负载转矩为常数特性,则可得到转速和负载转矩的状态方程为

$$\frac{d}{dt}\omega = -a_3 i_{sa} \psi_{r\beta} + a_3 i_{s\beta} \psi_{ra} - \frac{B}{J_l} \omega - \frac{p}{J_l} T_L \quad (16)$$

$$T_L = 0 \quad (17)$$

式中:  $J_l$  为转动惯量,  $B$  为机械摩擦系数,  $p$  为极对数,  $T_L$  为负载转矩,  $a_3 = \frac{p^2 L_m}{J} L_2$ 。

结合式(14~17),则可得到包含转速和负载转矩状态的增广数学模型

$$\dot{\mathbf{x}}(t) = f(\mathbf{x}(t), \mathbf{u}(t)) =$$

$$\begin{bmatrix} a_1 x_1 + \frac{a_2}{\tau_2} x_3 + a_2 x_4 x_5 + \frac{1}{\sigma L_1} u_{sa} \\ a_1 x_2 - a_2 x_3 x_5 + \frac{a_2}{\tau_2} x_4 + \frac{1}{\sigma L_1} u_{s\beta} \\ \frac{L_m}{\tau_2} x_1 - \frac{1}{\tau_2} x_3 - x_4 x_5 \\ \frac{L_m}{\tau_2} x_2 + x_3 x_5 - \frac{1}{\tau_2} x_4 \\ -a_3 x_1 x_4 + a_3 x_2 x_3 - \frac{B}{J_l} x_5 - \frac{p}{J_l} x_6 \\ 0 \end{bmatrix} \quad (18)$$

式中  $\mathbf{x} = [i_{sa} \ i_{s\beta} \ \psi_{ra} \ \psi_{r\beta} \ \omega \ T_L]^T$  为增广状态向量。

在实际电机系统中,引入的噪声有,系统建模误差引入的噪声  $\mathbf{w}(t)$ 、测量引入的噪声  $\mathbf{v}(t)$  和电压输入引入的噪声  $\zeta(t)$ ,则电机系统的随机模型可描述为

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{x}}(t) = f(\mathbf{x}(t), \mathbf{u}(t)) + \zeta(t) + \mathbf{w}(t) \\ \mathbf{y}(t) = h(\mathbf{x}(t), \mathbf{u}(t)) + \zeta(t) + \mathbf{v}(t) \end{cases} \quad (19)$$

设噪声服从如下分布

$$p(\omega) \sim N(0, \mathbf{Q})$$

$$p(\mathbf{v}) \sim N(0, \mathbf{R}) \quad (20)$$

$$p(\zeta) \sim N(0, \mathbf{D})$$

## 2.2 基于AEKF 的电机转速和负载转矩估计

在电机的随机模型中,将转速和负载转矩作为状态方程中的状态和系数矩阵中的参数后,电机状态模型变为非线性的,为了用自适应EKF估计电机的转速和负载转矩,可将电机模型线性离散化。

得到线性化的电机模型为

$$\begin{cases} \mathbf{x}(t) = \mathbf{F}(\mathbf{x}(t-1))\mathbf{x}(t-1) + \mathbf{B}(\mathbf{u}(t) + \zeta(t)) + \mathbf{w}(t) \\ \mathbf{y}(t) = \mathbf{H}\mathbf{x}(t) + \mathbf{v}(t) \end{cases} \quad (21)$$

将线性化的电机模型离散化,设采样时间为  $T_s$ ,得到离散的电机模型

$$\begin{cases} \mathbf{X}(k) = \Phi_{k|k-1}\mathbf{X}(k-1) + \mathbf{M}_{k|k-1}(\mathbf{u}(k) + \zeta(k)) + \mathbf{W}_{k|k-1}\mathbf{w}(k) \\ \mathbf{y}(k) = \mathbf{H}_k\mathbf{X}(k) + \mathbf{v}(k) \end{cases} \quad (22)$$

其中

$$\Phi_{k|k-1} = \exp(\mathbf{F}_{k|k-1} T_s) \quad (23)$$

$$\mathbf{W}_{k|k-1} = \int_0^{T_s} \Phi_{k|k-1} dt \quad (24)$$

$$\mathbf{M}_{k|k-1} = \int_0^{T_s} \mathbf{B}_{k|k-1} \Phi_{k|k-1} dt \quad (25)$$

$$\mathbf{F}_{k|k-1} = \frac{\partial f}{\partial \mathbf{x}}(\mathbf{X}(k-1), \mathbf{u}(k), 0) =$$

$$\begin{bmatrix} a_1 & 0 & \frac{a_2}{\tau_2} & a_2 x_5 & 0 & 0 \\ 0 & a_1 & -a_2 x_5 & \frac{a_2}{\tau_2} & 0 & 0 \\ \frac{L_m}{\tau_2} & 0 & -\frac{1}{\tau_2} & -x_5 & 0 & 0 \\ 0 & \frac{L_m}{\tau_2} & x_5 & -\frac{1}{\tau_2} & 0 & 0 \\ -a_3 x_4 & a_3 x_3 & 0 & 0 & -\frac{pB}{J} & -\frac{p}{J} \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (26)$$

$$\mathbf{B}_{k|k-1} = \frac{\partial f}{\partial \mathbf{u}}(\mathbf{X}(k-1), \mathbf{u}(k), 0) =$$

$$\begin{bmatrix} \frac{1}{\sigma L_1} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \frac{1}{\sigma L_1} & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}^T \quad (27)$$

$$H_k = \frac{\partial h}{\partial x}(X_k, u_k) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (28)$$

根据 AEKF 算法,只能对状态噪声和测量噪声自适应估计,而电机模型,如式(22)的状态方程中包含两部分噪声,输入噪声  $\zeta(k)$  和状态噪声  $w(k)$ ,因这两个噪声是不相关的,故直接将这两个噪声合并成一个新的状态噪声  $w'(k)$

$$w'(k) = M_{k|k-1} \zeta(k) + W_{k|k-1} w(k) \quad (29)$$

设  $w'(k)$  服从如下分布

$$p(w') \sim N(q', Q') \quad (30)$$

则噪声合并后的电机系统模型变成如下形式

$$\begin{cases} x(k) = \Phi_{k|k-1} x(k-1) + M_{k|k-1} u(k) + w'(k) \\ y(k) = Hx(k) + v(k) \end{cases} \quad (31)$$

基于该模型,AEKF 算法的电机转速和负载转矩的实现过程如图1所示。

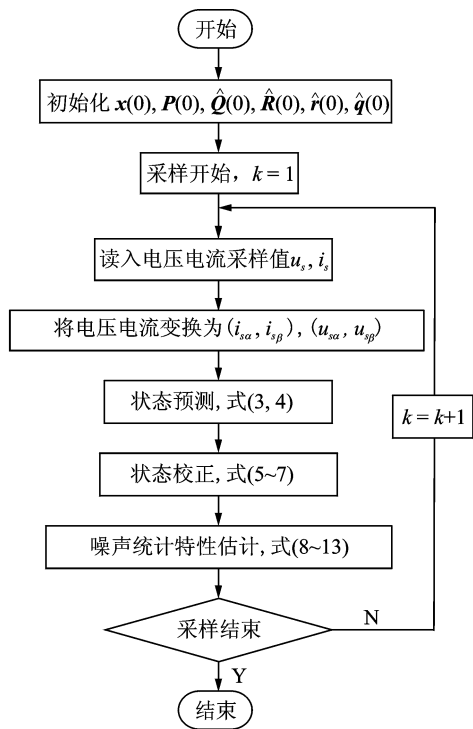


图1 自适应EKF滤波流程图

### 3 实验验证

本实验系统为异步电机拖动他励直流发电机,实验平台如图2所示。

异步电机的型号为 Y160-L,额定功率  $P_n = 15 \text{ kW}$ ,额定电压为  $U_N = 380 \text{ V}$ ,额定电流  $I_N = 30.4 \text{ A}$ ,额定转速为  $n_N = 1460 \text{ r/min}$ ,供电频率  $f = 50 \text{ Hz}$ ,直流发电机的型号为 ZA1522,额定功率为  $P_n = 15 \text{ kW}$ ,额定电流  $I_N = 39.3 \text{ A}$ 。

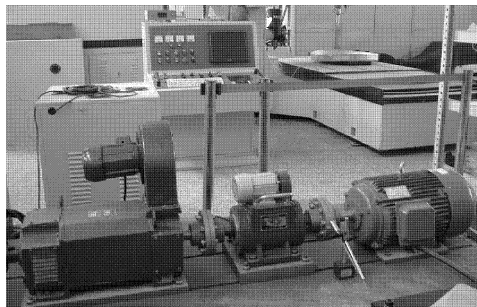


图2 电机实验台

电机的参数为:  $p = 2, R_1 = 1.45 \Omega, L_1 = 0.232313 \text{ H}, R_2 = 1.05 \Omega, L_2 = 0.232712 \text{ H}, L_m = 0.23214 \text{ H}, J_l = 0.04 \text{ kg} \cdot \text{m}^2$ ,在实际的系统因无法获得准确的摩擦系数,令摩擦系数  $B = 0$ ;

通过改变发电机的励磁电压来改变电机负载,调节发电机的励磁电压为  $150 \text{ V}$ ,采集异步电机定子电压和电流,采样周期为  $1/4096 \text{ s}$ ,用于估计电机的转速和负载转矩,采集的转速和负载转矩用于估计结果的比较。

在自适应卡尔曼滤波算法中,初值选择如下

$$\begin{aligned} x(0) &= [0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0]^T \\ P(0) &= \text{diag}[1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1] \\ \hat{Q}(0) &= \text{diag}[1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1] \\ \hat{R}(0) &= \text{diag}[1 \ 1] \end{aligned}$$

图3给出了 AEKF 与 EKF 估计结果的比较,图3中 AEKF 为用 AEKF 法获得的估计结果,REAL 为实际测量值,EKF 为 EKF 法的估计结果,EKF 法估计结果为在文献[13]通过试凑法获得  $Q$  和  $R$  的最好估计结果。从图3中可以看出 AEKF 的估计精度与通过试凑法获得噪声协方差阵的 EKF 法的最好估计结果相当。

为了进一步分析 AEKF 的估计效果,对 AEKF 和 EKF 方法估计结果的稳态精度进行了比较,表1给出了 EKF 和 AEKF 的稳态估计精度比较结果,表中  $\bar{n}$  测量转速的均值,  $\hat{n}$  为估计转速的稳态均值,表中  $\bar{T}_L$  测量负载转矩的均值,  $\hat{T}_L$  为估计负载转矩的稳态均值,  $e_n$  和  $e_{T_L}$  分别为转速和负载转矩估计稳态误差,定义如下

$$e_n = \bar{n} - \hat{n} \quad (32)$$

$$e_{T_L} = \bar{T}_L - \hat{T}_L \quad (33)$$

表1 估计结果分析

方法	$\bar{n}$	$\hat{n}$	$e_n$	$\bar{T}_L$	$\hat{T}_L$	$e_{T_L}$
EKF	1484.5	1481.9	2.6	25.76	26.16	-0.40
AEKF	1484.5	1484.2	0.3	25.76	26.11	-0.35

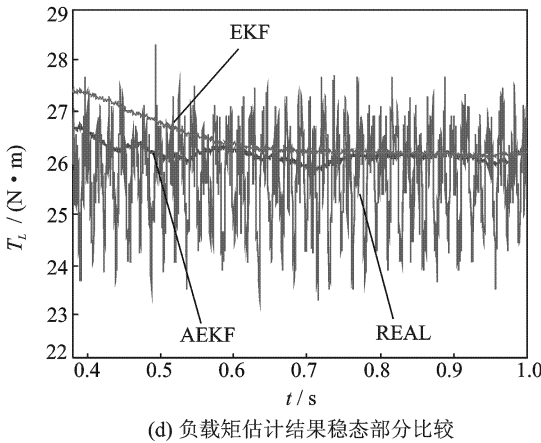
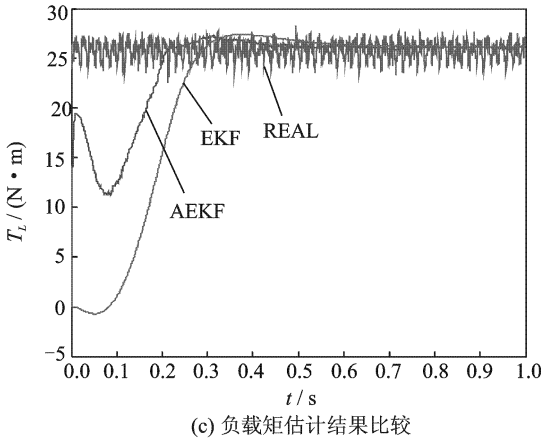
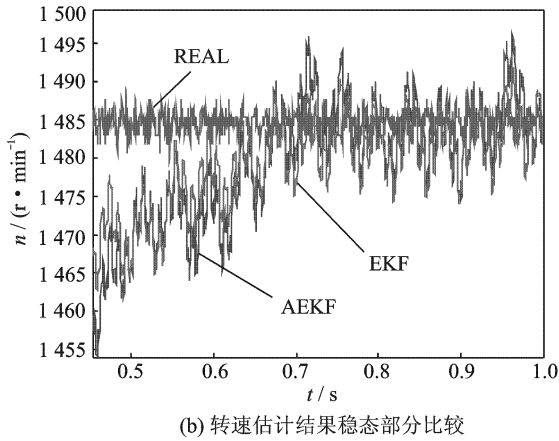
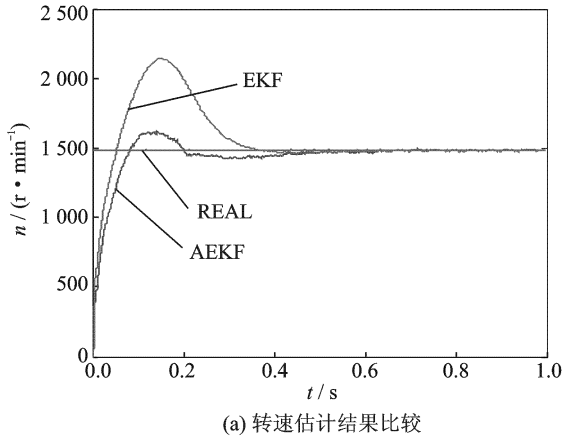


图 3 AEKF 和 EKF 估计结果比较

从表 1 中可以看出 AEKF 法有较高的稳态精度, 稳态精度要高于经反复试凑后得到的噪声协方差阵的 EKF 最好估计效果。

为了验证 AEKF 的估计结果不受  $Q$  和  $R$  初值的影响, 分别随机产生 2 组  $Q$  和  $R$  的初值  $Q(0)$  和  $R(0)$ , 如表 2 所示。

图 4 给出了不同  $Q(0)$  和  $R(0)$  下的估计结果比

表 2 不同  $Q$  和  $R$  组合

序号	$Q$	$R$
1	diag([0.986 9, 0.487 3, 0.896 8, 0.385 4, 0.337 0, 0.740 9])	diag([0.261 9, 0.643 7])
2	diag([0.246 9, 0.835 0, 0.798 1, 0.464 5, 0.609 8, 0.494 9])	diag([0.609 8, 0.424 8])

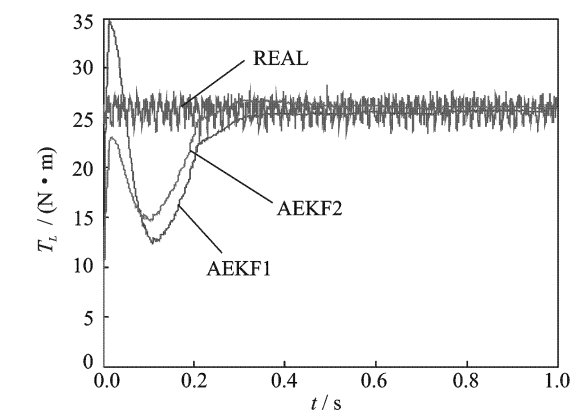
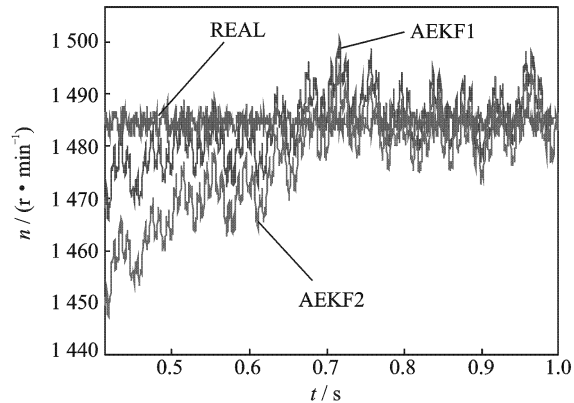
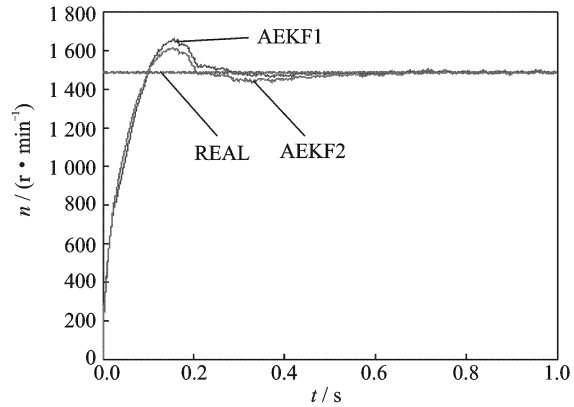
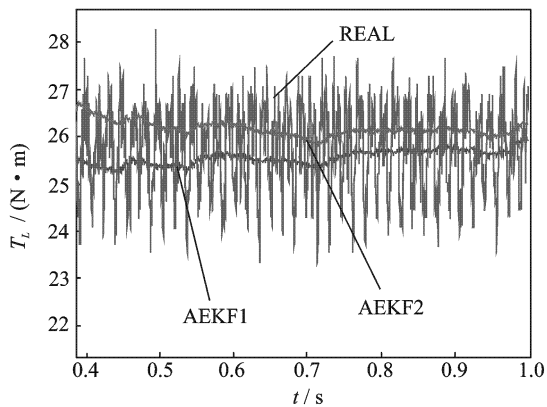


图 4 不同  $Q(0)$  和  $R(0)$  下的估计结果比较



(d) 负载转矩估计结果稳态部分比较

图4 不同 $Q$ 和 $R$ 的AEKF结果比较

较, AEKF1 为第 1 组  $Q(0)$  和  $R(0)$  的估计结果, AEKF2 为第 2 组  $Q(0)$  和  $R(0)$  的估计结果, 从图中可以看出, 不同的  $Q(0)$  和  $R(0)$  对估计结果的影响较小。

表 3 给出了不同的噪声初值下的转速和负载转矩估计值的稳态均值和稳态误差。表 3 中的数据进一步表明估计的结果受选择的噪声协方差阵初值的影响较小。

表3 估计结果分析

序号	$\bar{n}$	$\bar{\hat{n}}$	$e_n$	$\bar{T}_L$	$\bar{\hat{T}}_L$	$e_{r_L}$
1	1 484.5	1 487.0	-2.5	25.76	25.7	0.06
2	1 484.5	1 482.6	1.9	25.76	26.12	-0.36

## 4 结束语

本文提出了一种新的同时估计异步电机的转速和负载转矩的估计方法。为了克服传统 EKF 估计结果受噪声协方差阵影响较大的问题, 基于自适应滤波, 在进行状态估计的同时估计出噪声方差阵, 实现噪声协方差阵自适应变化, 使估计结果不再受噪声协方差阵初值的影响。实验中, 首先将 AEKF 的估计结果与 EKF 的进行比较, 结果表明所提方法能以较高的精度同时估计出电机的转速和负载转矩; 接下来通过比较选取不同噪声协方差阵初值  $Q(0)$  和  $R(0)$  时的估计结果, 表明所提方法克服了 EKF 法估计结果受噪声协方差阵影响较大的问题, 不同的  $Q(0)$  和  $R(0)$  均能以较高的精度同时估计出电机的转速和负载转矩。

在本文所用的电机模型中, 没有考虑摩擦系数, 实际系统中, 摩擦是存在的, 而且是非线性的, 在今后的工作中, 可考虑在电机模型中引入摩擦系

数, 提高考虑摩擦系数时的估计精度。

### 参考文献:

- [1] Schauder C. Adaptive speed identification for vector control of induction motors without rotational transducers[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 1992, 28(5): 1054-1061.
- [2] Madadi H, Chang K L, Doraiswami R. A MRAS-based adaptive pseudoreduced-order flux observer for sensorless induction motor drives[J]. IEEE Transactions on Power Electronic, 2005, 20(4): 930-938.
- [3] Bostan V, Cuibus M, Ilas C, et al. High performance sensorless solutions for induction motor control [C]// 34th Annual IEEE Power Electronics Specialist Conference. Piscataway: IEEE Press, 2003 (1): 556-561.
- [4] Hurst K D, Habetler T G. Sensorless speed measurement using current harmonic spectral estimation in induction machine drives[J]. IEEE Transactions on Power Electronic, 1996, 11(1): 66-73.
- [5] Goedtel A, da Silva I N, Serni P J A. Neural approach for induction motor load torque identification in industrial applications [C]// IEEE International Conference on Control Applications. Piscataway: IEEE Press, 2007: 479-484.
- [6] Loron L, Laliberte G. Application of the extended Kalman filter to parameters estimation of induction motors [C]// Fifth European Conference on Power Electronics and Applications. Piscataway: IEEE Press, 1993(5): 85-90.
- [7] Ouhrouche Mohand A. Estimation of speed, rotor flux, and rotor resistance in cage induction motor using the EKF algorithm[J]. International Journal of Power and Energy Systems, 2002, 22(2): 103-109.
- [8] Barut M, Bogosyan S. Braided extended Kalman filters for sensorless estimation in induction motors at high-low/zero speed [J]. Control Theory & Applications, 2007, 1(4): 987-998.
- [9] Shi K L, Chan T F, Wong Y K, et al. Speed estimation of an induction motor drive using an optimized extended Kalman filter[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2002, 49(1): 124-133.
- [10] Cai Li, Zhang Yinhai, Zhang Zhongchao, et al. Application of genetic algorithms in EKF for speed estimation of an induction motor [C]// Power Electronics Specialist Conference, PESC'03. Piscataway: IEEE Press, 2003, 1: 345-349.
- [11] Buyamin S, Finch J W. Comparative study on opti-

mizing the EKF for speed estimation of an induction motor using simulated annealing and genetic algorithm[C]//Electric Machines & Drives Conference, 2007. Piscataway: IEEE Press, 2007 (2): 1689-1694.

- [12] Sage A P, Husa G W. Algorithms for sequential adaptive estimation of prior statistics[C]// IEEE Symposium on Adaptive Processes (8th) Decision and Control. [S. l.]:IEEE Press,1969(8):6-a-10.

[13] 于洪霞, 胡静涛. 基于EKF的转速和负载转矩的估

计[J]. 仪器仪表学报, 2011, 32(2):329-335.

Yu Hongxia, Hu Jingtiao. Speed and load torque estimation of induction motor using extended Kalman filter [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2011, 32(2):329-335.

**作者简介:**于洪霞(1975-),女,博士,讲师,研究方向:电机状态监测与控制等,E-mail: hongxia7512@163.com;胡静涛(1963-),男,研究员,研究方向:故障诊断、预测,信号处理。