

文章编号:1671-6833(2014)04-0069-05

# PMSM 最优自适应 CDKF 估计方法

丁国强<sup>1</sup>, 徐洁<sup>2</sup>, 熊明<sup>1</sup>, 乔相伟<sup>3</sup>

(1. 郑州轻工业学院 电气信息工程学院, 河南 郑州 450002; 2. 郑州轻工业学院 软件学院, 河南 郑州 450002; 3. 西安航天精密机电研究所, 陕西 西安 710100)

**摘要:** 基于永磁同步电机(PMSM)无传感器矢量控制性能要求,提出一种无传感器 PMSM 非线性系统参数辨识最优自适应中心差分估计(Adaptive Central Divided Kalman Filtering, ACDKF)方法. 该方法基于 Bayesian 最优估计框架,利用 Stirling 多项式插值逼近确定 Sigma 采样点及其权值,构建 CDKF 估计算法;同时考虑系统噪声统计时变统计特性,基于估计信息和残差实现噪声自适应在线估计调整,面向永磁同步电机复杂工况条件下观测电流信号,实时估计转子转速和角位移. 仿真结果表明该方法既能获得较高的估计精度,又能有效改善估计计算稳定性,满足永磁同步电机无传感器矢量控制性能要求.

**关键词:** 永磁同步电机;无传感器控制;CDKF 算法;自适应噪声估计

**中图分类号:** TM341;TM351 **文献标志码:** A **doi:**10.3969/j.issn.1671-6833.2014.04.017

## 0 引言

永磁同步电机(Permanent Magnet Synchronous Motor, PMSM)控制系统利用传感器感测转子转速、角位移实现闭环控制,易于实现,但当电机环境温度变化和磁饱和等电机参数发生变化使调速性能下降,鲁棒性较差<sup>[1]</sup>,限制 PMSM 系统应用,因此无传感器控制参数估计转子转速和位置参数成为目前 PMSM 系统研究热点. PMSM 电机无传感控制法主要有开环算法<sup>[2]</sup>、高频注入法<sup>[3]</sup>等非理想特性算法和电机参数观测器模型闭环控制算法. 而利用 PMSM 参数观测器递推估计转速、位置角位移方法具有动态稳定性好等优点<sup>[4]</sup>,目前常用估计算法有 Kalman 法、EKF 法、UKF 法以及插值滤波算法(DDF)等,将受控系统模型和递推估计算法结合得到协方差矩阵满足电机控制要求,中心差分滤波(CDKF)算法精度和计算稳定性优于 UKF 算法<sup>[5]</sup>,适用于 PMSM 系统参数估计快速性和高精度稳定计算. 笔者针对非线性系统噪声未知情形,提出利用新息和残差在线自适应估计其特性的自适应 CDKF(ACDKF)算法,来同时获得过程噪声和观测噪声的统计时变特性,改善系统最优估计性能.

笔者采用两相静止坐标  $\alpha\beta$  轴系建立 PMSM

数学模型,采用 ACDKF 算法开展电机转速和角位移实时估计. 仿真结果表明:系统 ACDKF 参数估计算法优越性和良好抗干扰性能,转速和角位移估计精度高,数值计算稳定.

## 1 非线性永磁同步电机模型

在静止  $\alpha\beta$  轴坐标系中推导永磁同步电机定子电流方程<sup>[6]</sup>

$$\begin{cases} \dot{I}_\alpha = -\frac{R_s}{L_s}I_\alpha + \frac{P\psi_f}{L_s}\omega_r \sin(P\theta_r) + \frac{1}{L_s}U_\alpha; \\ \dot{I}_\beta = -\frac{R_s}{L_s}I_\beta - \frac{P\psi_f}{L_s}\omega_r \cos(P\theta_r) + \frac{1}{L_s}U_\beta. \end{cases} \quad (1)$$

式中: $I_\alpha$ 、 $I_\beta$ 和  $U_\alpha$ 、 $U_\beta$ 分别代表定子电流和电压轴分量; $\omega_r$ 、 $\theta_r$ 表示转子角速度和转子角位移; $P$ 、 $R_s$ 、 $L_s$ 和  $\psi_f$ 分别表示极对数、定子电阻、定子电感和转子永磁体磁链.

在  $\alpha\beta$  轴系中 PMSM 状态方程取定子电流轴分量、电机转速和角位移作为系统状态变量,则转子角位移微分方程为

$$\dot{\theta}_r = \omega_r. \quad (2)$$

PMSM 中存在负载阻力变化和摩擦力扰动量以及齿槽和边端效应产生的磁阻力引起推力变化以及转子和定子谐波磁场相互作用产生的推力变化等不确定物理因素<sup>[7-8]</sup>都看作不确定扰动分量

收稿日期:2014-03-08;修订日期:2014-05-19

基金项目:国家自然科学基金联合资助项目(U1204603);郑州轻工业学院博士基金项目(2011BSJJ00048).

作者简介:丁国强(1974-),男,河南南阳人,郑州轻工业学院副教授,博士,从事非线性最优估计算法研究,E-mail:dinglyit@163.com.

随机噪声处理. 转速变化过程时间常数一般都远大于电磁时间常数, 估算周期中转速视为常数<sup>[9]</sup>, 则有转子转速微分方程为

$$\dot{\omega}_r = 0. \quad (3)$$

这种偏差假设在 ACDKF 算法中作为系统状态噪声处理, 由算法递推计算校正. 电流传感器检测 PMSM 三相电流, 经由  $abc$  系转化到  $\alpha\beta$  轴系中获得两相输出电流  $I_\alpha, I_\beta$ , 把  $I_\alpha, I_\beta$  作为系统观测量, 其中观测噪声以 Gauss 白噪声对待, 则系统观测方程

$$\mathbf{Z} = \mathbf{H}\mathbf{x} + \mathbf{v}. \quad (4)$$

其中  $\mathbf{H} = [\mathbf{I}_{2 \times 2} \quad 0 \quad 0]$ ,  $\mathbf{I}_{2 \times 2}$  表示单位阵.

## 2 CDKF 估计算法

考虑式(1)~(3)组成的 PMSM 非线性系统函数, 式(4)作为观测方程组成 PMSM 系统离散状态空间模型

$$\begin{cases} \mathbf{x}_k = \mathbf{f}(\mathbf{x}_{k-1}) + \mathbf{w}_{k-1} \\ \mathbf{Z}_k = \mathbf{g}(\mathbf{x}_k) + \mathbf{v}_k \end{cases} \quad (5)$$

式中:  $\mathbf{x} = [\mathbf{I}_\alpha, \mathbf{I}_\beta, \boldsymbol{\theta}_r, \boldsymbol{\omega}_r]^\top$  是 PMSM 系统状态向量;  $\mathbf{Z} = [\mathbf{I}_\alpha, \mathbf{I}_\beta]$ , 过程噪声  $\mathbf{w}_{k-1}$  和两相观测电流噪声  $\mathbf{v}_k$  相互独立, 有  $\mathbf{w}_{k-1} \sim N(0, \mathbf{Q}_{k-1})$ ,  $\mathbf{v}_k \sim N(0, \mathbf{R}_k)$  统计特性. CDKF 算法详细计算过程可参阅文献[5].

## 3 CDKF 估计中噪声自适应估计算法

最优估计中观测向量序列与  $k$  时刻参数向量估计值经由观测方程计算得到观测量估计值之差定义为残差<sup>[9]</sup>

$$\boldsymbol{\varepsilon}_k = \mathbf{Z}_k - \mathbf{g}(\hat{\mathbf{x}}_k). \quad (5)$$

那么状态向量与其一步预测值差值为状态预测误差

$$\mathbf{e}_{k|k-1} = \mathbf{x}_k - \mathbf{x}_{k|k-1}. \quad (6)$$

状态向量与其  $k$  时刻估计值差值为状态估计误差

$$\mathbf{e}_k = \mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_k. \quad (7)$$

由观测向量与其一步预测值之差定义新息

$$\mathbf{v}_k = \mathbf{Z}_k - \mathbf{Z}_{k|k-1}. \quad (8)$$

观测向量预测误差方差矩阵为

$$\begin{aligned} \mathbf{P}_{ZZ,k} &= \sum_{i=0}^{N-1} \boldsymbol{\omega}_i^{c1} (\mathbf{Y}_{i,k|k-1} - \hat{\mathbf{Z}}_{k|k-1}) \cdot \\ &\quad (\mathbf{Y}_{i,k|k-1} - \hat{\mathbf{Z}}_{k|k-1})^\top + \\ \mathbf{R}_k &+ \sum_{i=0}^{n_x} \boldsymbol{\omega}_i^{c2} (\mathbf{Y}_{k|k-1} - \hat{\mathbf{Z}}_{k|k-1}) \cdot \\ &\quad (\mathbf{Y}_{k|k-1} - \hat{\mathbf{Z}}_{k|k-1})^\top \end{aligned} \quad (9)$$

那么利用开窗法平滑<sup>[9]</sup>计算新息实时估计误差

协方差矩阵为

$$\mathbf{P}_{v,k} = (1/N) \sum_{n=0}^{N-1} \mathbf{v}(k-n) \mathbf{v}^\top(k-n). \quad (10)$$

式中:  $N$  表示平滑估计窗口大小.

观测噪声协方差  $\mathbf{R}$  实时估计值可计算为

$$\begin{aligned} \mathbf{R}_k &= \mathbf{P}_{v,k} - \left[ \sum_{i=0}^{n_x} \boldsymbol{\omega}_i^{c1} (\mathbf{Y}_{i,k|k-1} - \hat{\mathbf{Z}}_{k|k-1}) \cdot \right. \\ &\quad \left. (\mathbf{Y}_{i,k|k-1} - \hat{\mathbf{Z}}_{k|k-1})^\top + \right. \\ &\quad \left. \sum_{i=0}^{n_x} \boldsymbol{\omega}_i^{c2} (\mathbf{Y}_{k|k-1} - \hat{\mathbf{Z}}_{k|k-1}) (\mathbf{Y}_{k|k-1} - \hat{\mathbf{Z}}_{k|k-1})^\top \right]. \end{aligned} \quad (11)$$

将量测方程在系统状态一步预测值  $\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}$  附近 Taylor 展开, 并代入新息  $\mathbf{v}_k$  表达式中可得到

$$\mathbf{v}_k = \mathbf{g}(\mathbf{x}, \mathbf{v}) - \mathbf{g}(\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}). \quad (12)$$

对其实施二阶 Stirling 插值逼近计算可得到

$$\begin{aligned} \mathbf{v}_k &= \mathbf{g}(\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}, \mathbf{v}_k) + \tilde{\mathbf{D}}_{\Delta\mathbf{x}} \mathbf{g} \big|_{\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}} + \\ &\quad \mathbf{o}^2(\mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}, \mathbf{v}_k) - \mathbf{g}(\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}, \mathbf{v}_k) \\ &= \tilde{\mathbf{D}}_{\Delta\mathbf{x}} \mathbf{g} \big|_{\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}} + \mathbf{o}^2(\mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}, \mathbf{v}_k) \end{aligned}$$

其中,  $\Delta\mathbf{x} = \mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}$ ,  $\tilde{\mathbf{D}}_{\Delta\mathbf{x}} \mathbf{g} = (1/h)$

$(\sum_{p=1}^{n_x} \Delta\mathbf{x}_p \boldsymbol{\mu}_p \boldsymbol{\delta}_p) \mathbf{g}(\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1})$ ;  $\boldsymbol{\delta}_p$  和  $\boldsymbol{\mu}_p$  分别为偏差因子和偏差平均因子<sup>[5]</sup>,

并对其进行整理后获得

$$\tilde{\mathbf{D}}_{\Delta\mathbf{x}} \mathbf{g} \big|_{\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}} = \mathbf{H}_{k|k-1} (\mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}).$$

则新息表达式可整理为

$$\mathbf{v}_k = \mathbf{H}_{k|k-1} (\mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}, \mathbf{v}_k) + \mathbf{o}^2(\mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}, \mathbf{v}_k). \quad (13)$$

很明显 Stirling 插值多项式的二阶及其高阶项带来高阶截断误差, 引入自适应因子对角阵

$$\boldsymbol{\beta}_k = \text{diag}\{\boldsymbol{\beta}_{1k}, \boldsymbol{\beta}_{2k}, \dots, \boldsymbol{\beta}_{Nk}\}. \quad (14)$$

使得

$$\begin{aligned} \boldsymbol{\beta}_k \mathbf{H}_{k|k-1} (\mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}, \mathbf{v}_k) &= \\ \mathbf{H}_{k|k-1} (\mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}, \mathbf{v}_k) &+ \mathbf{o}^2(\mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}, \mathbf{v}_k). \end{aligned} \quad (15)$$

那么

$$\boldsymbol{\beta}_k \mathbf{H}_{k|k-1} (\mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}, \mathbf{v}_k) = \mathbf{g}(\mathbf{x}_k) - \mathbf{g}(\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}). \quad (16)$$

从而可以计算获得自适应因子对角阵

$$\begin{aligned} \boldsymbol{\beta}_{i,k} &= \{[\mathbf{g}(\mathbf{x}_k) - \mathbf{g}(\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1})]_{i,k}\} / \\ &\quad \{[\mathbf{H}_{k|k-1} (\mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}, \mathbf{v}_k)]_{i,k}\}. \end{aligned} \quad (17)$$

式中:  $i, k$  下标表示  $N \times 1$  矩阵的第  $i$  行元素;  $\boldsymbol{\beta}_{i,k}$  表示对角阵的第  $i$  个元素, 新息表达式可以进一步整理为

$$\mathbf{v}_k = \boldsymbol{\beta}_k \mathbf{H}_{k|k-1} (\mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}) + \mathbf{v}_k$$

$$= \beta_k H_{k|k-1} e_{k|k-1} + v_k. \quad (18)$$

类似地估计残差也按照这个思路可表示为

$$\varepsilon_k = \alpha_k H_k (x_k - \hat{x}_k, v_k) = \alpha_k H_k e_k + v_k. \quad (19)$$

其中,

$$\alpha_{i,k} = \frac{[g(x_k) - g(\hat{x}_k)]_{i,k}}{[H_k(x_k - \hat{x}_k, v_k)]_{i,k}}, (i = 1, 2, \dots, N). \quad (20)$$

为了使残差与新息表达式系数一致,引入自适应对角阵  $\gamma_k$ ,使得

$$\gamma_k H_{k|k-1} (x_k - \hat{x}_k) = \alpha_k H_k (x_k - \hat{x}_k). \quad (21)$$

成立. 则估计残差可进一步整理为

$$\varepsilon_k = \gamma_k H_{k|k-1} (x_k - \hat{x}_k) + v_k. \quad (22)$$

那么利用新息与残差正交原理可得到

$$E[(v_k - \varepsilon_k)(v_k - \varepsilon_k)^T] = E[v_k v_k^T] + E[\varepsilon_k \varepsilon_k^T] = P_{v_k} + P_{\varepsilon_k}. \quad (23)$$

其中,  $P_{\varepsilon_k} = (1/N) \sum_{n=0}^{N-1} \varepsilon(k-n) \varepsilon^T(k-n)$ ,

同时

$$v_k - \varepsilon_k = \beta_k H_{k|k-1} e_{k|k-1} - \gamma_k H_{k|k-1} e_k.$$

从而

$$\begin{aligned} E[(v_k - \varepsilon_k)(v_k - \varepsilon_k)^T] &= E[(\beta_k H_{k|k-1} e_{k|k-1} - \gamma_k H_{k|k-1} e_k) \\ &(\beta_k H_{k|k-1} e_{k|k-1} - \gamma_k H_{k|k-1} e_k)^T] \\ &= \beta_k H_{k|k-1} P_{k|k-1} H_{k|k-1}^T \beta_k^T + \gamma_k H_{k|k-1} P_{k|k-1} H_{k|k-1}^T \gamma_k^T. \end{aligned} \quad (24)$$

则系统状态预测误差协方差矩阵  $P_{k|k-1}$  可计算为

$$\beta_k H_{k|k-1} P_{k|k-1} H_{k|k-1}^T \beta_k^T = P_{v_k} + P_{\varepsilon_k} - \gamma_k H_{k|k-1} P_{k|k-1} H_{k|k-1}^T \gamma_k^T. \quad (25)$$

同时把 CDKF 算法中状态向量一步预测协方差矩阵计算式代入上式中获得过程噪声协方差  $Q_{k-1}$  在线估计计算表达式

$$\begin{aligned} H_{k|k-1} Q_{k-1} H_{k|k-1}^T &= \beta_k^{-1} [P_{v_k} + P_{\varepsilon_k} - \gamma_k H_{k|k-1} P_{k|k-1} H_{k|k-1}^T \gamma_k^T - \\ &\sum_{i=1}^{n_x} \omega_i^{(c_1)} (\chi_{i,k-1} - \chi_{n+i,k-1})^2 + \\ &\sum_{i=1}^{n_x} \omega_i^{(c_2)} (\chi_{i,k-1} + \chi_{n+i,k-1} - 2\chi_{0,k-1})^2] \beta_k^{-T}. \end{aligned} \quad (26)$$

那么利用式(25)和式(11)分别对过程噪声和观测噪声实施在线实时估计计算,结合 CDKF 算法预测更新迭代操作,实现自适应 CDKF 算法.

## 4 ACDKF 算法实验仿真研究

### 4.1 无传感器 PMSM 驱动系统

无位置传感器 PMSM 驱动系统结构如图 1 所示,系统利用零直轴电流最大推力控制策略实现

转速和电流双闭环控制系统结构,转速控制器采用 PI 控制算法,输出交轴电流  $I_q^*$  信号作为参考,电流控制器采用两个相同参数的 PI 控制器分别控制直轴和交轴电流,其输出作为驱动逆变器的 SPWM 信号,利用估计器观测转子转速及转子角位移,永磁同步电机的参数设置如表 1 所示.

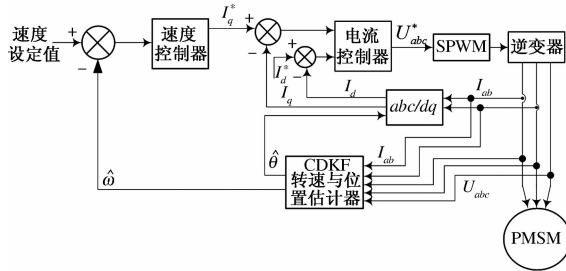


图 1 PMSM 电机驱动系统结构图

Fig. 1 PMSM Motor drive system structure

表 1 PMSM 主要参数

Tab. 1 PMSM main parameter

参数	数值
电枢电阻 $R_s/\Omega$	1.88
交直轴等效电感 $L_s/\text{mH}$	14.42
转子磁链 $\psi_f/\text{Wb}$	0.2
转动惯量 $J/(\text{N} \cdot \text{m}^2)$	0.000 795
电磁推力常数 $k_t/(\text{N} \cdot \text{A}^{-1})$	89.25
极对数 $n$	4
粘滞摩擦系数 $B_\omega/(\text{s} \cdot \text{m}^{-1})$	4
负载转矩 $T_L/(\text{N} \cdot \text{m})$	2.4
反电动势常数 $K_e$	57

### 4.2 实验仿真分析

为了验证 ACDKF 算法计算性能,笔者采用 ACDKF 和 CDKF 算法对 PMSM 驱动系统进行对比试验仿真研究. PMSM 驱动控制系统中转速控制环控制速度,不需要角位移,在最优估计算法参数优化基础上以转速估计性能最优确定辨识算法的参数优化数值. 最优估计算法初始化数值设置如下:设定 PMSM 驱动系统电机启动磁极角位移为  $60^\circ$ ,也就是系统初始位置误差 5.33 mm,转子转速和电流均设为 0,系统误差方差矩阵初值设置为

$$P(0) = \text{diag}\{10^{-5}, 10^{-5}, 10^{-5}, 2.44\};$$

$$Q = \text{diag}\{0.42, 0.42, 0.55, 0.55\};$$

$$R = \text{diag}\{0.51, 0.51\}.$$

利用两种估计算法输出信息作为磁极角位移及转子速度反馈值来获得 PMSM 驱动系统的转子转速仿真数据如图 2 的 CDKF 算法速度估计和图 3 的 ACDKF 算法速度估计数据所示.

对比看出 ACDKF 算法估计性能明显优于

CDKF 算法,ACDKF 算法速度估计误差仅在初始 0.5 s 内存在,在此之后估计误差能够稳定在 0 轴上,在估计时间内 ACDKF 算法速度估计误差仅有 0.006 3 rad/s,而 CDKF 算法由于无法处理噪声时变统计特性,估计误差曲线始终都存在偏差,可以看到在起始的 0.3 s 之内电机转子转速估计误差在启动时比较大,可达到  $\pm 3$  rad/s 的误差,但在随后时间内在  $\pm 1$  rad/s 范围之内波动,速度估计方差均值为 0.4,速度估计均值误差达到 0.217 rad/s.

表 2 PMSM 参数估计误差数据表

Tab.2 PMSM parameter estimation error data table

方法		电流 $I_a$ /	电流 $I_\beta$ /	转速 /	角位移 /
		Amp	Amp	Rad · s <sup>-1</sup>	/Rad
CDKF	均值	0.048 6	0.048	0.217	0.014 7
	方差	0.093 6	0.093 6	0.441 3	0.025 3
ACDKF	均值	0.002 4	0.002 4	0.006 3	0.001 0
	方差	0.009 6	0.009 6	0.068 1	0.003 8

这说明 ACDKF 算法能够有效改善 PMSM 系统状态参数数值计算稳定性,ACDKF 算法能够有效抑制滤波发散,加快收敛速度,计算精度得到明显提高,显示出自适应算法更加灵活可靠的计算优势.

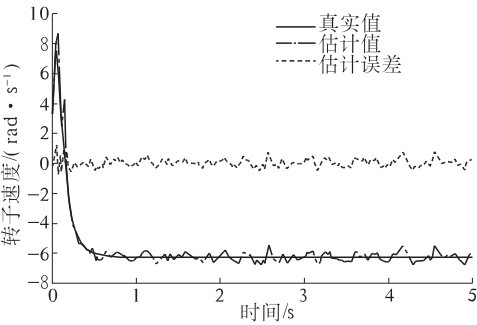


图 2 电机转子转速仿真数据(CDKF 算法)

Fig.2 PMSM rotor speed simulation data (CDKF)

仿真中定子电流加入了 Gauss 白噪声,从获得图 4 和图 5 转子角位移仿真比较数据和误差数据曲线可知 CDKF 和 ACDKF 估计器都能够快速准确估计出 PMSM 电机转速和转子角位移,CDKF 算法在起始 0.5 s 时间内转子位置估计较大,但在随后时间稳态运行中估计方差为 0.025 3.同时也应该看到两种最优估计算法中转子转速估计值稍微滞后于电机转速实际值,原因在于估计器建模时假设采样时间内速度导数为 0,在原理上形成了这种误差.PMSM 电机带载 12 N · m,估计算法计算估计速度信号实现速度环反馈,起动过程中转子角速度估计值跟踪误差比较大,经过多步递推计算后估计角速度和实际角速度基本上能够

实现无偏差跟踪,从而验证了 2 种估计算法实现无传感 PMSM 控制系统状态参数估计有效性.

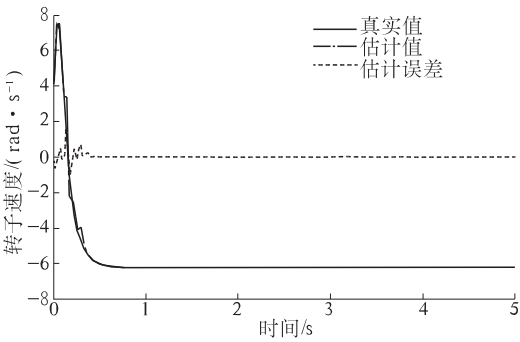


图 3 电机转子转速仿真数据(ACDKF)

Fig.3 PMSM motor rotor speed simulation data (ACDKF)

但是从图 4 和图 5 中电机转子角位移估计误差可以看出,ACDKF 算法具有较快的收敛速度,仅在初始 0.4 s 内估计值与实际值之间存在偏差,但随后很快就能稳定在 0 轴上面,说明 ACDKF 算法对系统噪声具有较强的修正作用,而 CDKF 算法的估计误差始终都在一个较小范围内波动.

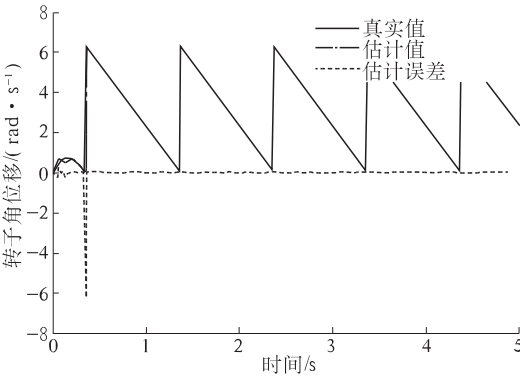


图 4 电机转子角位移仿真数据(CDKF 算法)

Fig.4 PMSM motor rotor angular displacement simulation data (CDKF)

5 结论

针对无传感 PMSM 双闭环系统快速稳定控制要求,基于 CDKF 算法设计系统噪声自适应调整算法构建 ACDKF 估计算法,对 PMSM 非线性状态空间模型以及线性观测方程,利用 CDKF 和 ACDKF 最优估计算法展开 PMSM 状态参数最优估计对比仿真研究.仿真结果表明两种估计算法都能够获得 PMSM 转速和角位移估计,估计误差较小,相比之下 ACDKF 算法收敛速度较快,数值计算稳定性较好,能够获得 PMSM 转子转速和角位移精确估计.

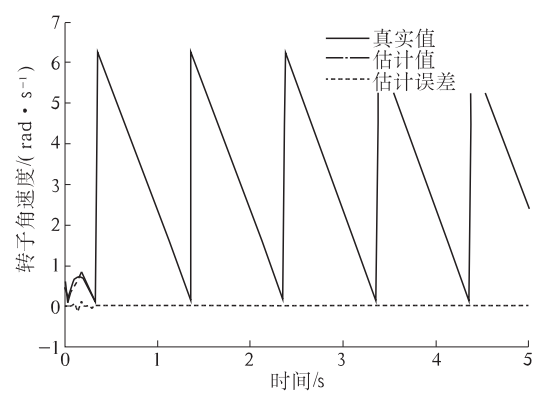


图 5 电机转子角位移仿真数据 (ACDKF 算法)  
Fig.5 PMSM Motor rotor angular displacement simulation data (ACDKF)

参考文献:

[1] 李铁才,杜坤梅.电机控制技术[M]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学出版社, 2000.

[2] 鲁文其,胡育文,梁骄雁,等. 永磁同步电机伺服系统抗扰动自适应控制[J]. 中国电机工程学报, 2011, 31(3): 75-81.

[3] 张宇辉,陈峰,李惠敏,等. 基于小波变换和矩阵束算法的同步电机参数辨识[J]. 电力系统保护与控制, 2012, 40(9): 87-92.

[4] 曹明凯,韩超先,马平,等. 利用励磁电压扰动后的

同步发电机参数辨识[J]. 电力系统保护与控制, 2012, 40(19): 116-120.

[5] 丁国强,崔光照,周卫东,等. 传递对准 MRP-CDKF 算法[J]. 华中科技大学学报: 自然科学版, 2011, 41(1): 127-132.

[6] 皇甫宜耿,刘卫国,马瑞卿. 非线性永磁同步电机建模方法与仿真[J]. 电气传动自动化, 2008, 30(6): 30-33.

[7] 孙旭霞,刘博. 基于 EKF 的 PMSM 无传感器控制及滤波参数选取[J]. 微特电机, 2011, 39(5): 39-46.

[8] 王磊,李颖晖,朱喜华,等. 存在扰动的永磁同步电机混沌运动模糊自适应同步[J]. 电力系统保护与控制, 2011, 39(11): 33-37.

[9] SALAHSHOOR K, MOSALLAEI M, BAYAT M. Centralized and decentralized process and sensor fault monitoring using data fusion based on adaptive extended Kalman filter algorithm[ J]. Measurement, 2008, 41(10):1059-1076.

[10] 杨元喜,徐天河. 基于移动开窗法协方差估计和方差分量估计的自适应滤波[J]. 武汉大学学报: 信息科学版, 2003, 28(6): 714-718.

[11] 于洪霞,胡静涛. 基于 EKF 的异步电机转速和负载转矩估计[J]. 仪器仪表学报, 2011, 32(2): 329-335.

Adaptive CDKF Algorithm Research and Application on PMSM’s  
Sensorless Vector Control

DING Guo-qiang<sup>1</sup>, XU Jie<sup>2</sup>, XIONG Ming<sup>1</sup>, QIAO Xiang-wei<sup>3</sup>

(1. College of Electrical & Information Engineering, Zhengzhou University of Light Industry, Zhengzhou 450002, China; 2. Software Engineering College, Zhengzhou University of Light Industry, Zhengzhou 450002, China; 3. Xi’an Aerospace Precision Electromechanical Institute, Xi’an 710100, China)

**Abstract:** To satisfy the sensorless vector control performance for permanent magnet synchronous motor (PMSM), a sensorless control method based on optimal adaptive CDKF algorithm applied on nonlinear PMSM’s parameters estimation is presented, which is based on Bayesian optimal estimation frame and second-order Stirling polynomial interpolation approximation method to determine Sigma points and its weight coefficient, and meanwhile the statistical characteristics changing over time of the system and measurement noises calculated adaptively. With the ACDKF algorithm and the current signals of the PMSM under complicated conditions it calculates the speed and magnet angle displacement, then the speed and magnet angle displacement of vector control system are obtained. The simulation data demonstrate that the proposed method has better estimation precision and computation efficiency and numerical stability than others CDKF algorithms.

**Key words:** ACDKF algorithm; adaptive noise estimation; PMSM; sensorless control