

基于最小二乘算法和 SVDUKF 算法的电液伺服加载优化

杨兆军, 杨川贵, 陈 菲, 王东亮, 马 帅, 刘 博

(吉林大学 机械工业数控装备可靠性技术重点实验室,长春 130022)

摘要:为了分析和模拟伺服刀架可靠性试验台电液伺服加载系统的动态性能,建立了该加载系统的动态特性数学模型,并利用最小二乘算法对其参数进行估计。为了减弱噪声对加载系统稳定性的影响和避免无色卡尔曼滤波算法(UKF)中协方差矩阵出现病态导致算法失效,提出了利用基于奇异分解的无色卡尔曼滤波算法(SVDUKF 算法)对电液伺服加载系统反馈力信号进行滤波的方法,并进行了 SVDUKF 算法与扩展卡尔曼滤波算法(EKF)算法之间滤波性能对比。实验结果表明,最小二乘算法估计出的数学模型具有较高精度,并且 SVDUKF 算法具有高效的滤波能力和提高系统稳定性的能力。

关键词:机床技术;稳定性;最小二乘算法;奇异分解的无色卡尔曼滤波算法

中图分类号:TG659 **文献标志码:**A **文章编号:**1671-5497(2014)02-0392-06

DOI:10.13229/j.cnki.jdxbgxb201402018

Optimization of the electro-hydraulic servo loading based on least square and SVDUKF algorithms

YANG Zhao-jun, YANG Chuan-gui, CHEN Fei, WANG Dong-liang, MA Shuai, LIU Bo

(Key Laboratory of CNC Equipment Reliability Technique of Machinery Industry, Jilin University, Changchun 130022, China)

Abstract:In order to analyze and simulate the dynamic characteristics of the electro-hydraulic servo loading system of the servo turret reliability test bench, a dynamic characteristics model of the electro-hydraulic servo loading system was established. The parameters of the dynamic model were estimated by the least square algorithm. For avoiding the system from the noise and preventing the Unscented Kalman Filter (UKF) algorithm from the ill-conditioned covariance matrix, a SVDUKF algorithm was proposed to smooth the force feedback signal of the hydraulic servo loading system. The filtering performances of the SVDUKF algorithm and the EKF algorithm were compared by experiments. The results show that the dynamic model with parameters estimated by the least squares algorithm has high precision; and the filtering performance of the SVDUKF algorithm has high-efficiency, which can improve the stability of the system.

Key words:machine tool technology; stability; least squares algorithm; SVDUKF algorithm

收稿日期:2013-01-31.

基金项目:国家科技重大专项项目(2010ZX04014-016).

作者简介:杨兆军(1956-),男,教授,博士生导师.研究方向:数控装备可靠性理论. E-mail:yzj@jlu.edu.cn

通信作者:陈菲(1970-),女,副教授.研究方向:数控装备可靠性理论. E-mail:chenfeicn@jlu.edu.cn

为了使数控机床关键功能部件可靠性试验系统具有真实工况的模拟能力,加载系统需具有良好的动态性能和稳定性,因此需提高加载系统的参数估计和滤波能力。李福义等^[1]综合考虑电液伺服阀、液压缸性能,给出的电液伺服阀和单出杆液压缸数学模型具有较高的精度。Lee等^[2]提出的扩展卡尔曼滤波算法(EKF)能够从一系列不完全包含噪声的测量中估计动态系统的状态,具有较高精度;但是EKF的实质是对数学模型进行线性化,导致滤波后的值有较大误差,同时EKF处理高维的复杂模型时比较复杂。Wan等^[3]提出的用于估计系统状态的无色卡尔曼滤波算法(UKF)在EKF滤波原理的基础上采用了UT变换,通过UT变换使非线性系统方程适用于线性假设下标准的Kalman体系,很好地克服了EKF的缺陷;但是试验中存在的干扰使协方差矩阵常为病态的,导致算法失效。Detiček等^[4]提出利用最小二乘算法估计液压加载系统参数的方法,实现对液压加载力的精确控制。

本文根据电液伺服加载系统的动态特性,建立该系统的动态特性离散数学模型,同时利用最小二乘算法对数学模型中的参数进行在线估计。在此基础上,本文利用SVDUKF算法对电液伺服加载系统的反馈力信号进行滤波,以减弱噪声对加载系统稳定性的影响。SVDUKF算法采用用SVD代替Chol分解,解决了UKF算法存在的问题。

1 数学模型建立及其参数辨识

1.1 数学模型

如图1所示,伺服刀架可靠性试验台主要由电液伺服阀1、双出杆液压缸2、拉压力传感器3、伺服刀架4、液压缸支架5和计算机控制系统等组成。电液伺服加载系统结构如图2所示。

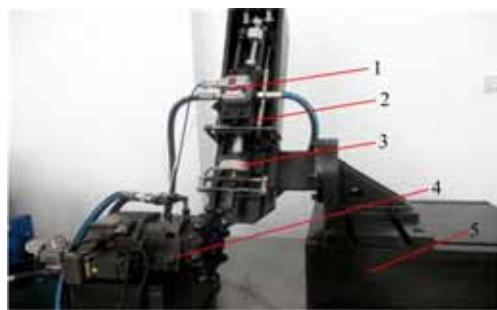


图1 伺服刀架可靠性试验台

Fig. 1 Reliability test bench of servo turret

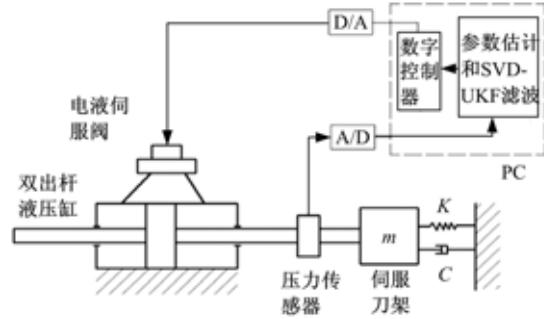


图2 电液伺服加载系统结构示意图

Fig. 2 Schematic structure of hydraulic servo loading system

根据电液伺服阀结构特点和动态特性可知,电液伺服阀阀芯位移与电流信号之间的关系如下^[1]:

$$\frac{X(s)}{I(s)} = \frac{K_{sy}}{\frac{s^2}{\omega_v^2} + 2\zeta_v s + 1} \quad (1)$$

式中: $\omega_v = \sqrt{\frac{A_s L^2 C_k}{J_0 A + V_{sv} m_0 L}}$

$$\zeta_v = \frac{\omega_v}{2} \left(\frac{V_{sv} B_s}{C_k A_s L} + \frac{C_{km} + V_{sv} C_k L}{l K_{qe} C_k L} \right)$$

$$K_{sy} = \frac{K_i}{LC_k}$$

$$V_{sv} = \frac{(C_k L^2 - K_m) x_0}{l p_s} + A_0 l$$

$X(s)$ 为电液伺服阀阀芯位移的拉普拉斯变换; $I(s)$ 为电液伺服阀控制信号的拉普拉斯变换; A_s 为阀两端腔工作面积; A_0 为阀喷嘴口面积; m_0 为阀芯的惯性质量, B_s 为阀芯上的黏性系数; C_k 为电液伺服阀弹簧杆在球端处的弹性系数; J_0 为电液伺服阀挡板的转动惯量; K_i 为电液伺服阀力矩马达的力矩常数; K_m 为电液伺服阀力矩马达的磁弹性力矩常数; l 为电液伺服阀弹簧杆固定点与喷嘴轴线之间的距离; L 为电液伺服阀弹簧杆固定点与阀芯轴线之间的距离; x_0 为挡板中位时至两边喷嘴的距离; p_s 为油源压力。

液压缸两腔的工作面积相等,因此两腔体的压差即为负载压力 P_L 。根据电液伺服阀和液压缸的负载流量特性、液压缸的受力情况和电液伺服阀的数学模型,本文得出电液伺服加载系统输出位移的传递函数为^[1,5]

$$\frac{Y(s)/I(s)}{= \frac{2K_q A}{(2C_{ip} + C_{op} + \frac{V}{2\beta_e} s + K_L)(Ms^2 + Bs + C_k) + 2A^2 s}}$$

$$\frac{K_{sy}}{\frac{s^2}{\omega_v^2} + \frac{2\zeta_v s}{\omega_v} + 1} \quad (2)$$

式中: $Y(s)$ 为液压缸输出位移的拉普拉斯变换; A 为液压缸两腔的工作面积; V 为液压缸有效体积; K_q 为流量增益; K_L 为流量压力系数; C_{ip} 为液压缸内漏系数; C_{op} 为液压管路液压油外漏系数; β_e 为液压油的容积弹性系数; M 为总负载等效质量(包括活塞、液压油、伺服刀架); B 为黏性阻尼系数; C_{yk} 为弹性阻力系数。

伺服刀架的力学模型如图 2 所示, 其力平衡方程为

$$\frac{F(s)}{Y(s)} = ms^2 + cs + k \quad (3)$$

式中: $F(s)$ 为伺服刀架受力的拉普拉斯变换; m 为伺服刀架的等效质量; c 为伺服刀架的阻尼系数; k 为伺服刀架的等效刚度。

将式(2)乘以式(3), 得出伺服刀架可靠性试验台电液伺服加载系统的动态特性数学模型为

$$\begin{aligned} F(s)/I(s) &= \\ \frac{2K_q A(ms^2 + cs + k)}{(2C_{ip} + C_{op} + \frac{V}{2\beta_e}s + K_L) \cdot (Ms^2 + Bs + C_k) + 2A^2s} \times \\ \frac{K_{sy}}{\frac{s^2}{\omega_v^2} + \frac{2\zeta_v s}{\omega_v} + 1} \end{aligned} \quad (4)$$

为了能更好地在计算机里表征加载系统的数学模型, 本文对式(4)进行离散化处理(Z 变换), 得出加载系统离散数学模型为

$$\begin{aligned} \frac{F(z)}{I(z)} &= \\ \frac{b_1 z^{-1} + b_2 z^{-2} + b_3 z^{-3} + b_4 z^{-4} + b_5 z^{-5}}{1 + a_1 z^{-1} + a_2 z^{-2} + a_3 z^{-3} + a_4 z^{-4} + a_5 z^{-5}} \end{aligned} \quad (5)$$

式中: $a_1 \sim a_5$ 以及 $b_1 \sim b_5$ 为待定参数。

1.2 参数估计

由于伺服刀架可靠性试验台受材料性能、结构、泵站等因素影响, 式(5)中各参数时变, 并且其变化规律具有不可预知性。为了能在线估计离散数学模型中各参数的数值, 本文引入最小二乘算法。最小二乘算法在一定条件下有最佳的统计特性, 即估计的结果是无偏的、一致并有效的, 估计出的参数使数学模型在最小方差意义上与试验数据能很好地拟合。

由式(5)可得出电液伺服加载系统在 k 时刻的输出方程为

$$y_{e,k} = \sum_{i=1}^5 b_{i,k} \cdot u_{k-i} - \sum_{i=1}^5 a_{i,k} \cdot y_{k-i} \quad (6)$$

式(6)可变成如下形式:

$$y_{e,k} = \boldsymbol{\varphi}_k^T \cdot \hat{\boldsymbol{\theta}}_{k-1} \quad (7)$$

因此, 最小二乘算法参数估计迭代过程如下^[6-7]:

$$\hat{\boldsymbol{\theta}}_k = \hat{\boldsymbol{\theta}}_{k-1} + \mathbf{K}_k (\mathbf{y}_k - \boldsymbol{\varphi}_k^T \cdot \hat{\boldsymbol{\theta}}_{k-1}) \quad (8)$$

$$\mathbf{K}_k = \frac{\mathbf{P}_{k-1} \boldsymbol{\varphi}_k}{1 - \boldsymbol{\varphi}_k^T \mathbf{P}_{k-1} \boldsymbol{\varphi}_k} \quad (9)$$

$$\mathbf{P}_k = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \boldsymbol{\varphi}_k^T) \mathbf{P}_{k-1} \quad (10)$$

式中:

$$\begin{aligned} \hat{\boldsymbol{\theta}}_k^T &= [-a_{1,k}, -a_{2,k} - a_{3,k}, -a_{4,k}, \\ &\quad -a_{5,k}, b_{1,k} b_{2,k}, b_{3,k}, b_{4,k}, b_{5,k}] \end{aligned}$$

$$\boldsymbol{\varphi}_k^T = [y_{k-1}, y_{k-2}, y_{k-3}, y_{k-4}, y_{k-5}, u_{k-1}, \\ u_{k-2}, u_{k-3}, u_{k-4}, u_{k-5}]$$

式中: $a_{1,k}, a_{2,k}, a_{3,k}, a_{4,k}, a_{5,k}, b_{1,k}, b_{2,k}, b_{3,k}, b_{4,k}, b_{5,k}$ 为各参数第 k 时刻的估计值; \mathbf{y}_k 为第 k 时刻电液伺服加载系统的实际输出; \mathbf{u}_k 为第 k 时刻控制器输出的控制量; \mathbf{K}_k 为第 k 时刻的修正系数; \mathbf{P}_k 为第 k 时刻估计值的方差。

2 SVDUKF 算法

由于环境影响, 计算机输出的控制信号和拉压传感器反馈信号中含有噪声, 并且这部分噪声会降低加载系统的稳定性。当采用 UKF 滤波算法处理信号时, 系统状态变量的协方差矩阵受噪声影响, 易变成病态矩阵, 导致 UKF 算法无法对协方差矩阵进行 Chol 分解, 使算法失效。针对上述问题, 本文引入 SVDUKF 算法, SVDUKF 算法采用 SVD 分解代替 Chol 分解^[8-9], 很好地解决了上述问题, 提高了滤波器和加载系统的稳定性。

将上述加载系统的离散数学模型写成状态方程如下:

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{A}_k \mathbf{x}_k + \mathbf{B}_k \mathbf{u}_k \quad (11)$$

$$\mathbf{y}_k = \mathbf{C}_k \mathbf{x}_k \quad (12)$$

$$\mathbf{x}_k = [x_1, x_2, x_3, x_4, x_5]^T \quad (13)$$

式中: $\mathbf{A}_k \in \mathbf{R}^{5 \times 5}$, $\mathbf{B}_k \in \mathbf{R}^{5 \times 1}$, $\mathbf{C}_k \in \mathbf{R}^{1 \times 5}$ 由第 k 时刻的估计参数值构成。

综上, SVDUKF 算法可用于处理加载系统反馈的力信号, 同时估计液压加载系统的状态。根据文献[8-12], SVDUKF 算法可以描述如下:

(1) 系统初始化

$$\hat{\mathbf{x}}_0 = E(\mathbf{x}_0) \quad (14)$$

$$P_0 = E[(\mathbf{x}_0 - \hat{\mathbf{x}}_0)(\mathbf{x}_0 - \hat{\mathbf{x}}_0)^T] \quad (15)$$

权值定义如下:

$$w_i^m = \frac{\lambda}{\lambda + n}, w_i^c = \frac{\lambda}{\lambda + n} + (1 - \alpha^2 + \beta) \quad (16)$$

$$w_i^m = w_i^c = \frac{\lambda}{2(\lambda + n)} \quad (17)$$

$$i = 1, 2, \dots, 2n$$

式中: $\lambda = \alpha^2(n + \kappa) - n$; $\alpha(0 \leq \alpha \leq 1)$ 控制 sigma 点分布; β 为非负常数; κ 必须满足 $\kappa \geq 0$ 条件, 一般选择 $\kappa = 0$; n 为状态变量元素的个数^[10]。

(2) 计算 sigma 点

$$[U, D, V] = \text{svd}(P_{k-1}) \quad (18)$$

$$C = U \sqrt{(n + \lambda) D} \quad (19)$$

$$\chi_{k-1} = [\hat{x}_{k-1}, \hat{x}_{k-1} - C, \hat{x}_{k-1} + C] \quad (20)$$

(3) 时间更新

$$\chi_{i,k|k-1}^* = \hat{A}_k \chi_{i,k-1} + \hat{B}_k u_k \quad (21)$$

$$i = 0, 1, 2, \dots, 2n$$

$$\hat{x}_{k|k-1} = \sum_{i=0}^{2n} w_i^m \chi_{i,k|k-1}^* \quad (22)$$

$$\begin{aligned} P_x &= \sum_{i=0}^{2n} w_i^c (\chi_{i,k|k-1}^* - \hat{x}_{k|k-1}) \times \\ &(\chi_{i,k|k-1}^* - \hat{x}_{k|k-1})^T + Q \end{aligned} \quad (23)$$

$$\gamma_{i,k|k-1}^* = \hat{C}_k \chi_{i,k|k-1}^* \quad (24)$$

$$\hat{y}_{k|k-1} = \sum_{i=0}^{2n} w_i^m \gamma_{i,k|k-1}^* \quad (25)$$

(4) 测量更新

$$\begin{aligned} P_y &= \sum_{i=0}^{2n} w_i^c (\gamma_{i,k|k-1}^* - \hat{y}_{k|k-1}) \times \\ &(\gamma_{i,k|k-1}^* - \hat{y}_{k|k-1})^T + R \end{aligned} \quad (26)$$

$$\begin{aligned} P_{xy} &= \sum_{i=0}^{2n} w_i^c (\chi_{i,k|k-1}^* - \hat{x}_{k|k-1}) \times \\ &(\gamma_{i,k|k-1}^* - \hat{y}_{k|k-1})^T \end{aligned} \quad (27)$$

$$K_k = P_{xy} P_y^{-1} \quad (28)$$

$$\hat{x}_k = \hat{x}_{k|k-1} + K_k (y_{ik} - \hat{y}_{k|k-1}) \quad (29)$$

$$P_k = P_{k|k-1} - K_k P_y K_k^T \quad (30)$$

(5) 输出

$$y_{e,k} = \hat{C}_k \hat{x}_k \quad (31)$$

式中: R 为测量噪声的方差; Q 为过程噪声的方差; $\hat{A}_k, \hat{B}_k, \hat{C}_k$ 由电液伺服加载系统数学模型的估计值组成; y_{ik} 为电液伺服加载系统第 k 时刻的实际反馈值。

3 实验结果与分析

3.1 参数估计实验及分析

参数估计实验系统如图 2 所示, 伺服阀采用 MOOG/G761。计算机通过压力传感器和数据采集卡采集伺服刀架的力信号。在实验过程中, 伺服刀架承受 0.21 kN 的静态力、0.06 kN 的正弦动态力, 数据采集卡的采样频率为 250 kHz。

利用最小二乘算法对伺服刀架可靠性试验台电液伺服加载系统动态特性离散数学模型的参数进行估计。各参数的估计值如图 3、图 4 所示。

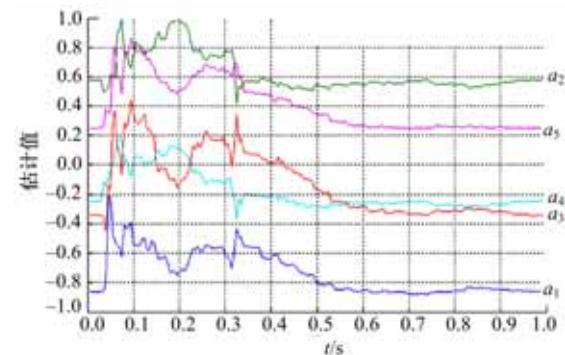


图 3 参数 a_1, a_2, a_3, a_4, a_5 估计值

Fig. 3 Estimate of the parameter a_1, a_2, a_3, a_4 and a_5

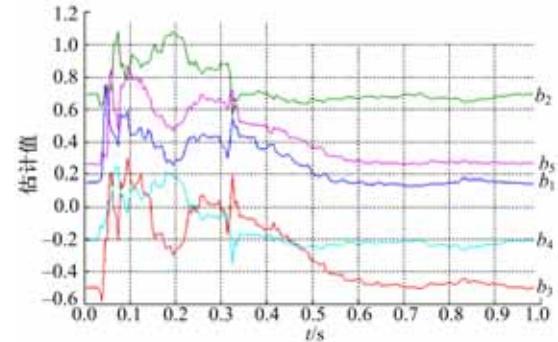


图 4 参数 b_1, b_2, b_3, b_4, b_5 估计值

Fig. 4 Estimate of the parameter b_1, b_2, b_3, b_4 and b_5

从曲线的变化可知, 各参数的值刚开始处于调整期, 数据波动比较大, 但是 0.6 s 以后各参数收敛到一个稳定值。各参数的估计值如下:

$$a_1 = -0.8563, a_2 = 0.5752, a_3 = -0.3405,$$

$$a_4 = -0.2439, a_5 = 0.2444, b_1 = 0.1478,$$

$$b_2 = 0.6946, b_3 = -0.5003, b_4 = -0.2057,$$

$$b_5 = 0.2602.$$

参数估计过程中的相对误差如图 5 所示, 相对误差计算式为

$$\text{ERR}_k = \frac{|\mathbf{y}_k - \boldsymbol{\varphi}_k^T \cdot \hat{\boldsymbol{\theta}}_{k-1}|}{\mathbf{y}_k} \quad (32)$$

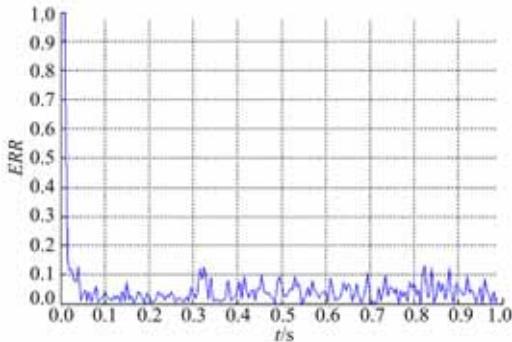


图 5 参数估计相对误差

Fig. 5 Relative error of the parameter identification

3.2 SVDUKF 算法实验及分析

SVDUKF 算法实验系统原理如图 2 所示。在实验过程中,伺服刀架承受 0.21 kN 的静态力、0.06 kN 的正弦动态力,数据采集卡的采样频率为 250 kHz。同时,SVDUKF 算法对采集回来的信号进行在线滤波,并将滤波后的信号传送给控制器。为了提高 SVDUKF 算法的滤波性能,本文令状态变量 x_1 、 x_2 、 x_3 、 x_4 、 x_5 的初值分别为 0.2214、0.2223、0.2256、0.2290、0.2303。

由于在滤波过程中各状态变量的变化相近,本文仅对状态变量 x_1 、 x_2 、 x_3 、 x_4 进行分析。 x_1 、 x_2 、 x_3 、 x_4 滤波前后的曲线如图 6 所示。可见 x_1 、 x_2 、 x_3 、 x_4 滤波前后的曲线变化趋势一样,但是其滤波后的曲线比较平稳。综上,SVDUKF 算法能很好地估计系统的状态,并去除状态变量中的噪声。

实验系统未加入 SVDUKF 滤波的反馈力信号(实际反馈力信号)与加入 SVDUKF 滤波后的反馈力信号的对比如图 7 所示。从图 7 可知,实验系统实际反馈的力信号波动较大,当引入 SVDUKF 滤波算法后,信号曲线比较平稳。通过计算,加入 SVDUKF 滤波算法前、后信号中噪声的均方差分别为 0.7662 和 0.00051。因此 SVDUKF 滤波算法能减弱噪声,降低噪声对系统稳定性的影响。

EKF 算法和 SVDUKF 算法在相同初值条件下,对反馈力信号处理部分结果如图 8 所示。从图 8 可知,SVDUKF 算法滤波后的力信号比 EKF 算法滤波后的力信号更平稳。通过计算,用 EKF 算法过滤后的信号中,噪声的均方差为 0.0012。综上,SVDUKF 算法相对 EKF 算法更能

维持加载系统稳定性,因此经过 SVDUKF 算法滤波后的信号是加载系统最终需要的信号。

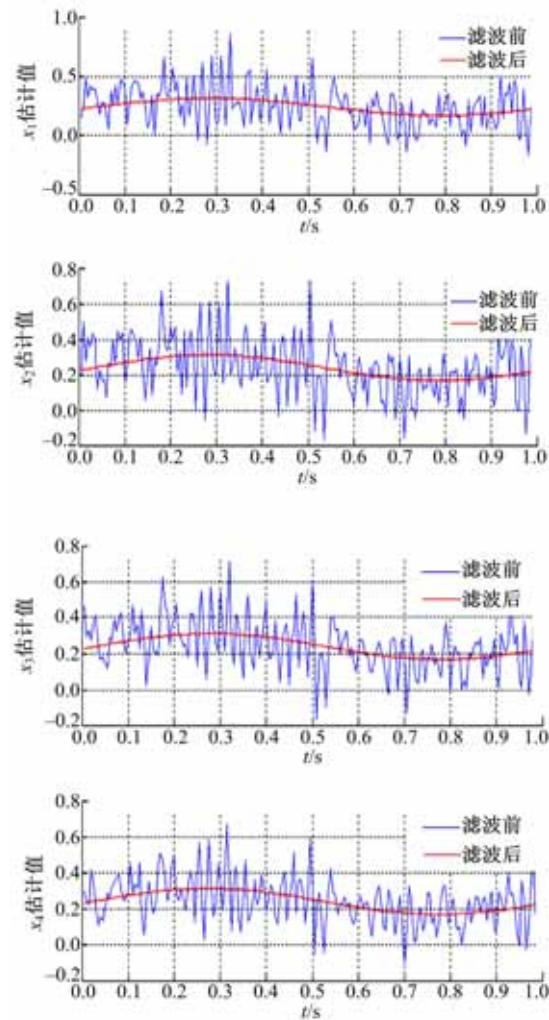
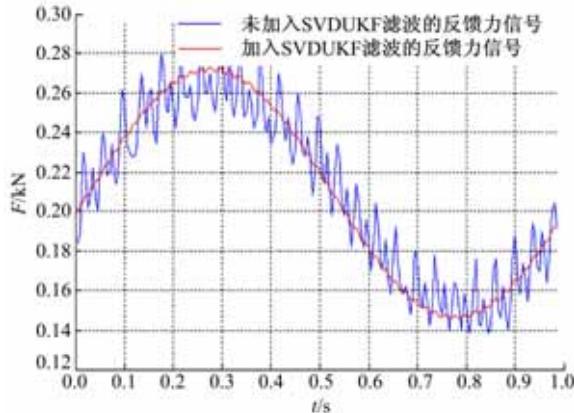
图 6 状态变量 x_1 、 x_2 、 x_3 、 x_4 估计值Fig. 6 Estimation of the state x_1 、 x_2 、 x_3 、 x_4 

图 7 滤波前、后信号对比

Fig. 7 Signal contrast before and after filtering

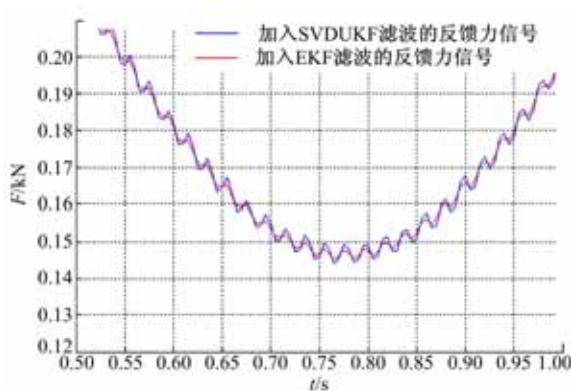


图 8 SVDUKF 与 EKF 的滤波性能对比

Fig. 8 Filter performance comparison between SVDUKF and EKF

4 结 论

(1)根据电液伺服加载系统的动态特性,建立了该系统的动态特性离散数学模型,同时利用最小二乘算法对数学模型中的参数进行估计。实验结果表明,最小二乘算法估计的参数很快地收敛到各自稳定值附近,并且得出的数学模型具有较高的精度。

(2)用 SVDUKF 算法对电液伺服加载系统反馈的力信号进行滤波,并与 EKF 算法进行了滤波性能对比实验,结果表明,SVDUKF 算法的滤波性能优于 EKF 算法,并且更能提高加载系统的稳定性。

(3)由于 SVDUKF 算法比较依赖于数学模型的精度,因此后期工作的重点是建立更为精确的电液伺服加载系统动态特性数学模型和研究提高最小二乘算法参数估计精度的方法。

参考文献:

- [1] 李福义. 液压技术与液压伺服系统[M]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学出版社, 1992.
- [2] Lee J H, Ricker N L. Extended Kalman filter based nonlinear model predictive control[J]. Industrial & Engineering Chemistry Research, 1994, 33(6): 1530-1541.
- [3] Wan E A, van Der Merwe R. The unscented Kalman filter for nonlinear estimation[C]// In Proceedings of IEEE Symposium 2000 (AS-SPCC), Lake Louise, Alta, 2000.
- [4] Deticek E, Kiker E. An adaptive for force control of hydraulic drives of facility for testing mechanical constructions[J]. Experimental Techniques, 2001, 25(1): 35-39.
- [5] 韩贺永, 黄庆学, 张洪, 等. 液压矫直机液压伺服系统动态特性分析比较[J]. 吉林大学学报: 工学版, 2012, 42(2): 372-376.
- Han He-yong, Huang Qing-xue, Zhang Hong, et al. Analysis and comparison of dynamic characteristics of hydraulic leveler servo system[J]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition), 2012, 42(2): 372-376.
- [6] 吴广玉. 系统辨识与自适应控制[M]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学出版社, 1987.
- [7] Ding F, Shi Y, Chen T. Auxiliary model-based least-squares identification methods for Hammerstein output-error systems[J]. Systems & Control Letters, 2007, 56(5): 373-380.
- [8] Zhang X, Hu W, Zhao Z, et al. SVD based Kalman particle filter for robust visual tracking[C]// 19th International Conference on Pattern Recognition, Tampa, Florida, United States, 2008.
- [9] 曲从善, 许化龙, 谭营. 一种基于奇异值分解的非线性滤波新算法[J]. 系统仿真学报, 2009, 21(9): 2650-2653.
- Qu Cong-shan, Xu Hua-long, Tan Ying. New nonlinear filtering algorithm based on SVD[J]. Journal of System Simulation, 2009, 21(9): 2650-2653.
- [10] Zhang Fei, Liu Guang-jun, Fang Li-jin. Battery state estimation using unsent Kalman filter[C]// IEEE International Conference on Robotics and Automation, Kobe, Japan, 2009.
- [11] 朱胤, 史小平. 随机动目标拦截中的多模型自适应估计算法[J]. 吉林大学学报: 工学版, 2010, 40(2): 554-559.
- Zhu Yin, Shi Xiao-ping. Multi-model adaptive estimation algorithm for interception of randomly maneuvering targets [J]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition), 2010, 40(2): 554-559.
- [12] 马玉龙, 何玉庆, 韩建达, 等. 基于加速度信号增强的无色卡尔曼滤波(Unscented Kalman Filter, UKF)方法在水面移动机器人中的应用[J]. 机械工程学报, 2012, 39(2): 1-8.
- Ma Yu-long, He Yu-qing, Han Jian-da, et al. Acceleration enhanced unscented Kalman filter algorithm and its applications on unmanned surface vehicles[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering (CJME), 2012, 39(2): 1-8.