

文章编号: 1001-0920(2005)03-0356-05

## 基于自适应模糊神经网络的摩擦力分部补偿算法

张友旺<sup>1,2</sup>, 桂卫华<sup>1</sup>

(1. 中南大学 信息科学与工程学院, 湖南 长沙 410083; 2. 中南大学 机电工程学院, 湖南 长沙 410083)

**摘要:** 针对液压位置跟踪系统中的非线性摩擦力, 提出对摩擦力模型的不同分量分别进行补偿的分部补偿算法, 以解决用模糊神经网络(FNN)对摩擦力整体进行补偿时, 因摩擦力非光滑特性引起较大逼近误差的问题。实验结果表明, 分部补偿算法能对摩擦力非线性进行有效补偿, 使系统表现出良好的稳态跟踪性能。

**关键词:** 液压位置跟踪系统; 自适应; 分部补偿; 模糊神经网络

中图分类号: TH137

文献标识码: A

### Partition compensation for friction based on adaptive fuzzy neural network

ZHANG Youwang<sup>1,2</sup>, GUI Weihua<sup>1</sup>

(1. College of Information Science and Engineering, Central South University, Changsha 410083, China; 2. College of Mechanical and Electrical Engineering, Central South University, Changsha 410083, China. Correspondent: ZHANG Youwang, Email: ywzhang@mail.csu.edu.cn)

**Abstract:** For nonlinear friction force in hydraulic position tracking system, partition compensation is proposed to solve the problem of large approximation error caused by non-smooth characteristic of friction when the whole friction is compensated by one fuzzy neural network (FNN). The experimental results show that the partition compensation algorithm is effective in compensating the nonlinearity of friction, and the system has good steady tracking performance.

**Key words:** hydraulic position tracking system; adaptive; partition compensation; fuzzy neural network

### 1 引言

目前, 对摩擦力的补偿方法主要有两大类: 一类是基于动态和静态参数模型的补偿方法<sup>[1-3]</sup>, 该方法充分利用了对摩擦力的认识成果, 但因摩擦力的时变本质非线性特性而具有一定的局限性; 另一类是基于神经网络等非参数模型的补偿方法<sup>[4-6]</sup>, 该方法用神经网络等非参数模型在线估计非线性函数, 具有较高的精度, 但摩擦力的非光滑特性使得用神经网络等非参数模型对摩擦力整体进行估计具有争议性。

本文提出一种充分利用二者优势的摩擦力补偿方法, 对Bristle动态摩擦力参数模型中的不同分量分别采用不同非参数模型在线估计, 并采用不同的

补偿措施进行补偿。实验结果表明, 这种分部补偿方法可使系统获得更好的稳态跟踪特性。

### 2 问题的数学描述

#### 2.1 摩擦力模型

为考虑摩擦力对液压位置跟踪系统的影响, 本文采用文献[2]提出的动态模型

$$\begin{aligned} F &= \sigma_0 z + \sigma_1 \dot{z} + \sigma_2 \ddot{z}, \\ \dot{z} &= \dot{y} - \frac{\dot{y}}{h(y)} z, \\ z_s &= h(y) \operatorname{sgn}(\dot{y}), \\ h(y) &= \frac{F_c + (F_s - F_c) e^{-\frac{(\dot{y}/\dot{y}_s)^2}}}{\sigma_0}. \end{aligned} \quad (1)$$

式中:  $y$  为活塞和负载位移;  $z$  为接触力的 bristle 平

收稿日期: 2004-05-10; 修回日期: 2004-07-07

作者简介: 张友旺(1969—), 男, 湖南道县人, 副教授, 博士生, 从事自适应模糊控制、神经网络控制等研究; 桂卫华(1950—), 男, 湖北襄樊人, 教授, 博士生导师, 从事鲁棒控制、复杂过程建模与优化等研究。

均偏差;  $z_s$  为  $z$  的稳态值;  $F_c$  为库仑摩擦力;  $F_s$  为静态摩擦力;  $y_s^\circ$  为临界速度;  $\alpha_0, \alpha_1, \alpha_2$  为一些未知的常数 设  $\epsilon = z - z_s$ , 则摩擦力可表示为

$$F = \alpha_2 \dot{y} + [F_c + (F_s - F_c)e^{-\left(\frac{\dot{y}}{y_s^\circ}\right)^2}] \text{sgn}(\dot{y}) + \alpha_0 \epsilon \left[ 1 - \frac{\alpha_1 |\dot{y}|}{F_c + (F_s - F_c)e^{-\left(\frac{\dot{y}}{y_s^\circ}\right)^2}} \right] \quad (2)$$

令  $f_d(x, \epsilon) = F_d(x, \epsilon)/m$ ,  $m$  为活塞和负载总质量 因为摩擦力内部状态  $z$  有界, 显然  $z_s$  也有界<sup>[3]</sup>, 因此  $\epsilon$  有界, 从而有

$$\begin{aligned} |f_d(y, \epsilon)| = & \left| \alpha_0 \epsilon \left[ 1 - \frac{\alpha_1 |\dot{y}|}{F_c + (F_s - F_c)e^{-\left(\frac{\dot{y}}{y_s^\circ}\right)^2}} \right] / m \right| \\ & \Delta_1 |\dot{y}| + \gamma, \end{aligned} \quad (3)$$

式中  $\Delta_1$  和  $\gamma$  为常数

摩擦力模型中的不光滑函数项  $\text{sgn}(\dot{y})$  和  $|\dot{y}|$ , 使得用神经网络、模糊系统或模糊神经网络逼近摩擦力模型整体具有争议, 故 Semic 等<sup>[7]</sup> 提出能逼近分段连续函数的修正神经网络 然而其结果不能直接应用, 因为  $F$  包含不可测的状态变量  $z$ .

考虑形位公差、表面光洁度的不均匀性和运动件振动状态对运动副间摩擦状态的影响, 摩擦力既与速度有关, 又与运动副的位置和加速度有关, 故用未知光滑函数  $m f_r(y, \dot{y}, \ddot{y})$  替代摩擦力模型(2) 中的  $F_c + (F_s - F_c)e^{-\left(\frac{\dot{y}}{y_s^\circ}\right)^2}$  项 进一步整理得

$$F = \alpha_2 \dot{y} + m f_r(y, \dot{y}, \ddot{y}) \text{sgn}(\dot{y}) + m f_d(y, \epsilon). \quad (4)$$

## 2.2 液压位置跟踪系统的数学模型

取  $x = [x_1 \ x_2 \ x_3]^T = [y \ \dot{y} \ \ddot{y}]^T$ , 并考虑系统未知规律部分和非线性摩擦力, 对称缸液压位置跟踪系统的状态空间为

$$\begin{aligned} \dot{x}_1 &= x_2, x_2 = x_3, \\ \dot{x}_3 &= f_0(x) + f_\Delta(x) + [g_0 + g_\Delta(x)]u + f_r(x) \text{sgn}(x_2) + f_d(x_2, \epsilon). \end{aligned} \quad (5)$$

其中

$$\begin{aligned} f_0(x) = & - \frac{4\beta_c K_L K_{tc}}{m V_t} x_1 - \frac{4\beta A^2 + 4\beta B_c K_{tc} + K_L}{m V_t} x_2 - \left[ \frac{4\beta_c K_{tc}}{V_t} + \frac{B_c}{m} \right] x_3, \\ g_0 = & \frac{4\beta A}{m V_t} K_{q0} K_x, K_{tc} = K_c + C_{tc}, \\ d(t) = & - \frac{4\beta_c C_{tc}}{m V_t} F_L - \frac{1}{m} \frac{dF_L}{dt}. \end{aligned}$$

式中:  $f_0(x)$  和  $g_0$  为系统公称参数确定的已知规律部分;  $A$  为活塞有效作用面积,  $V_t$  为液压缸两腔室总

容积,  $\beta_c$  为等效体积弹性模数,  $B_c$  为黏性阻尼系数;  $K_L$  为负载刚度,  $K_c$  为伺服阀流量压力系数,  $C_{tc}$  为总泄漏系数,  $K_x$  为伺服阀阀芯位移  $x_v$  与伺服阀输入电流  $u$  之间的比例系数, 即  $x_v = K_x u$ ;  $K_{q0}$  为伺服阀的

空载流量增益  $K_q$ , 且  $K_q = C_{d0} w \sqrt{(p_s - p_L)/\rho}$ ;  $C_d$  为流量系数,  $w$  为节流窗口面积梯度;  $p_L$  为负载压力,  $p_s$  为油源压力,  $\rho$  为油液密度;  $f_\Delta(x)$  包括摩擦力未知项  $\alpha_2 \dot{y}$ 、非线性、参数不确定性和负载干扰  $d(t)$  等在内的未知函数;  $F_L$  为任意外负载力,  $g_\Delta(x)$  为负载压力变化引起的伺服阀流量增益的变化量, 负载干扰为零时, 由液压缸的力平衡方程可知负载压力是向量  $x$  的函数, 因此  $g_\Delta(x)$  为向量  $x$  的未知函数

## 3 具有摩擦力分部补偿功能的控制器设计

将上述仿射非线性系统(5) 由 3 阶拓展到  $n$  阶, 且设  $E = x_d^T - x^T = [e, \dot{e}, \dots, e^{(n-1)}]^T$ ,  $k = (k_n, \dots, k_1)^T$ . 用模糊神经网络  $\hat{f}_\Delta(x | \theta_\Delta)$ ,  $\hat{g}_\Delta(x | \theta_{g\Delta})$  和  $\hat{f}_r(x | \theta_r)$  分别逼近未知函数  $f_\Delta(x)$ ,  $g_\Delta(x)$  和  $f_r(x)$ , 如果模糊神经网络逼近误差和摩擦力中的  $f_d(x, \epsilon)$  项为零, 则由反馈线性化综合出控制量

$$u_c = - \frac{f_0(x) - \hat{f}_\Delta(x | \theta_\Delta) - \hat{f}_r(x) \text{sgn}(\dot{y}) + \dot{y}_d^{(n)} + k^T E}{g_0 + g_\Delta(x | \theta_{g\Delta})}, \quad (6)$$

其中  $\theta_\Delta (\theta_r, \theta_{g\Delta})$  是可调参数  $y_{fr}^T$  与  $\sigma_{fr}^T (y_{fr}$  和  $\sigma_{fr}^T, y_{g\Delta}^T$  和  $\sigma_{g\Delta}^T)$  的总和 为补偿模糊神经网络逼近误差和摩擦力中  $f_d(x, \epsilon)$  项等的影响, 增强系统的鲁棒性, 引入控制量  $u_s = - \hat{K}_{vsc}^T \mathcal{Q} \text{sgn}(E^T \text{PB}) / \beta$ , 即

$$u = u_c + u_s \quad (7)$$

其中:  $\hat{K}_{vsc}$  为  $K_{vsc}$  的估计值,  $K_{vsc}$  为变结构控制增益;  $\mathcal{Q}, P, B$  和  $\beta$  的定义见后面内容

上面的分析表明, 摩擦力分量  $\alpha_2 \dot{y}$  被看作系统未知规律  $f_\Delta(x)$  的一部分, 由模糊神经网络  $\hat{f}_\Delta(x | \theta_\Delta)$  估计,  $f_r(x)$  由模糊神经网络  $\hat{f}_r(x | \theta_r)$  估计, 而  $f_d(x, \epsilon)$  分量由变结构控制分量  $u_s$  予以补偿 本文将这种摩擦力补偿方法称为分部补偿算法

由  $\dot{e}_n = y_d^{(n)} - x_n$ , 控制分量式(6) 和系统(5) 拓展后得到的  $n$  阶仿射非线性系统, 可得误差动态方程

$$\begin{aligned} \dot{E} = & \Lambda E + B \{ (f_\Delta - \hat{f}_\Delta) + (f_\Delta^* - \hat{f}_\Delta) + \\ & (\hat{f}_r - f_r) + (f_r^* - f_r) + [(g_\Delta - \hat{g}_\Delta) + \\ & (g_\Delta^* - g_\Delta)] u_c - (g_0 + g_\Delta) u_s \}. \end{aligned} \quad (8)$$

式中

$$\Lambda = \begin{bmatrix} 0 & 1 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & 0 \\ -k_n & -k_{n-1} & \dots & -k_1 \end{bmatrix}, B = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix}.$$

如果k的选取能保证  $s^n + k_1s^{n-1} + \dots + k_n$  为 Hurwitz 多项式, 则存在正定对称矩阵 P, 满足 Lyapunov 方程  $\Lambda^T P + P\Lambda = -Q$ . 设候选 Lyapunov 函数为

$$V = \frac{1}{2} E^T P E + \frac{1}{2} \Phi_{\Delta}^T \Gamma_{f\Delta}^{-1} \Phi_{\Delta} + \frac{1}{2} \Phi_r^T \Gamma_{f_r}^{-1} \Phi_r + \frac{1}{2} \Phi_{g\Delta}^T \Gamma_{g\Delta}^{-1} \Phi_{g\Delta} + \frac{1}{2} \tilde{K}_{vsc}^T \Gamma_{K_{vsc}}^{-1} \tilde{K}_{vsc} \quad (9)$$

其中

$$\Phi_{\Delta} = \hat{\theta}_{\Delta} - \theta_{\Delta}^*, \Phi_r = \hat{\theta}_r - \theta_r^*, \Phi_{g\Delta} = \hat{\theta}_{g\Delta} - \theta_{g\Delta}^*, \tilde{K}_{vsc} = \hat{K}_{vsc} - K_{vsc}^*$$

且有

$$\dot{\Phi}_{\Delta} = \dot{\hat{\theta}}_{\Delta}, \dot{\Phi}_r = \dot{\hat{\theta}}_r, \dot{\Phi}_{g\Delta} = \dot{\hat{\theta}}_{g\Delta}, \dot{\tilde{K}}_{vsc} = \dot{\hat{K}}_{vsc}$$

考虑到

$$\begin{aligned} \hat{f}_{\Delta} - f_{\Delta}^* &= \Phi_{\Delta}^T \frac{\hat{g}_{\Delta}}{\hat{\alpha}_{\Delta}} + o(\Phi_{\Delta}^2), \\ |f_{\Delta}^* - f_{\Delta}| &= w_f, \\ \epsilon_d &= |o(\Phi_{\Delta}^2)| + w_f, \\ \hat{g}_{\Delta} - g_{\Delta}^* &= \Phi_{g\Delta}^T \frac{\hat{g}_{\Delta}}{\hat{\alpha}_{g\Delta}} + o(\Phi_{g\Delta}^2), \\ |g_{\Delta}^* - g_{\Delta}| &= w_g, \\ \epsilon_g &= |o(\Phi_{g\Delta}^2)| + w_g, \\ \hat{f}_r - f_r^* &= \Phi_r^T \frac{\hat{g}_r}{\hat{\alpha}_r} + o(\Phi_r^2), \\ |f_r^* - f_r| &= w_{f_r}, \\ \epsilon_r &= |o(\Phi_r^2)| + w_{f_r}, \end{aligned}$$

令  $g = g_0 + g_{\Delta}$ , 则  $V$  沿动态方程(8)的时间微分为

$$\begin{aligned} \dot{V} &= \frac{1}{2} E^T P E + \frac{1}{2} E^T P \dot{E} + \Phi_{\Delta}^T \Gamma_{f\Delta}^{-1} \dot{\Phi}_{\Delta} + \Phi_r^T \Gamma_{f_r}^{-1} \dot{\Phi}_r + \Phi_{g\Delta}^T \Gamma_{g\Delta}^{-1} \dot{\Phi}_{g\Delta} + \tilde{K}_{vsc}^T \Gamma_{K_{vsc}}^{-1} \dot{\tilde{K}}_{vsc} \\ &- \frac{1}{2} E^T Q E + E^T P B [\epsilon_d + \epsilon_g |u_c| + \epsilon_r \text{sgn}(\dot{y}) + \Delta_1 |\dot{y}| + \mathcal{Y} - g u_s] + \\ &E^T P B [\Phi_{\Delta}^T \frac{\hat{g}_{\Delta}}{\hat{\alpha}_{\Delta}} + \Phi_r^T \frac{\hat{g}_r}{\hat{\alpha}_r} \text{sgn}(\dot{y}) + \Phi_{g\Delta}^T \frac{\hat{g}_{\Delta}}{\hat{\alpha}_{g\Delta}} u_c] + \Phi_{\Delta}^T \Gamma_{f\Delta}^{-1} \dot{\theta}_{\Delta} + \Phi_r^T \Gamma_{f_r}^{-1} \dot{\theta}_r + \Phi_{g\Delta}^T \Gamma_{g\Delta}^{-1} \dot{\theta}_{g\Delta} + \tilde{K}_{vsc}^T \Gamma_{K_{vsc}}^{-1} \dot{\tilde{K}}_{vsc} \quad (10) \end{aligned}$$

$$K_{vsc} = [\epsilon_d + \mathcal{Y} \quad \epsilon_g \quad \epsilon_r \quad \Delta_1]^T, \varphi = [1 \quad |u_c| \quad \text{sgn}(\dot{y}) \quad |\dot{y}|]^T,$$

如取

$$\dot{\theta}_{\Delta} = -\Gamma_{f\Delta} E^T P B \frac{\hat{g}_{\Delta}}{\hat{\alpha}_{\Delta}}, \quad (11)$$

$$\dot{\theta}_r = -\Gamma_{f_r} E^T P B \frac{\hat{g}_r}{\hat{\alpha}_r}, \quad (12)$$

$$\dot{\theta}_{g\Delta} = -\Gamma_{g\Delta} E^T P B \frac{\hat{g}_{\Delta}}{\hat{\alpha}_{g\Delta}} u_c, \quad (13)$$

则

$$\dot{V} = \frac{1}{2} E^T Q E + E^T P B [K_{vsc}^* \varphi - g u_s] +$$

设  $g \beta > 0$ , 取  $u_s = \hat{K}_{vsc}^T \text{sgn}(E^T P B) / \beta$ , 并令

$$\hat{K}_{vsc} = \Gamma_{K_{vsc}} |E^T P B| \varphi, \quad (14)$$

则  $\dot{V} = \frac{1}{2} E^T Q E$ . 因此, 如果控制量为式(7), 且 FNN 可调参数向量自适应律为式(11)~(14), 则动态系统(5)渐近稳定

为将  $\theta_{\#}$  限制在约束集  $\Omega_{\#}$  内, 本文采用可调参数向量各分量分别确定调整范围的投影算法<sup>[8]</sup>, 对参数自适应律(11)~(13)进行修正( $\#$ 代表  $f_{\Delta}, f_r$  和  $g_{\Delta}$ )

$$\Omega_{\#} = \{\theta_{\#} \mid b_{\#}^i - \delta_{\#} \leq \theta_{\#}^i \leq c_{\#}^i + \delta_{\#}, 1 \leq i \leq N\}.$$

式中:  $b_{\#}^i$  和  $c_{\#}^i$  分别为相应被调参数距下限和上限  $\delta_{\#}$  的值,  $\delta_{\#}$  为设计参数,  $N = nM + M^n$  为每个神经网络调节参数的总数,  $M$  为每个变量的模糊集合数

定义

$$\Psi_{f\Delta} = E^T P B \frac{\hat{g}_{\Delta}}{\hat{\alpha}_{\Delta}},$$

$$\Psi_{f_r} = E^T P B \frac{\hat{g}_r}{\hat{\alpha}_r}, \Psi_{g\Delta} = E^T P B \frac{\hat{g}_{\Delta}}{\hat{\alpha}_{g\Delta}} u_c$$

其中:  $\psi_{\#}^i$  为  $\Psi_{\#}$  的第  $i$  个分量,  $\psi_{\#}^i = (1 + \frac{c_{\#}^i - \theta_{\#}^i}{\delta_{\#}}) \psi_{\#}^i, \dot{\psi}_{\#}^i = (1 + \frac{\theta_{\#}^i - b_{\#}^i}{\delta_{\#}}) \dot{\psi}_{\#}^i$ . 则  $\theta_{\#}$  的改进算法为

$$\dot{\theta}_{\#} = \begin{cases} -\Gamma_{\#}^{ii} \psi_{\#}^i, & \theta_{\#}^i > c_{\#}^i \text{ 且 } \psi_{\#}^i > 0; \\ -\Gamma_{\#}^{ii} \dot{\psi}_{\#}^i, & \theta_{\#}^i < b_{\#}^i \text{ 且 } \dot{\psi}_{\#}^i < 0; \\ -\Gamma_{\#}^{ii} \psi_{\#}^i, & \text{其他} \end{cases} \quad (15)$$

式中:  $\Gamma_{\#}^{ii}$  为  $\theta_{\#}^i$  的自适应律,  $\Gamma_{\#}^{ii} = 0 (i \neq j), 1 < i < N$ .

用  $\sigma$ 修正算法防止  $K_{vsc}$  漂移至无穷大, 即

设

$$\dot{K}_{vsc} = \Gamma_{K_{vsc}} [E^T P B |\Phi - \sigma_{K_{vsc}} \hat{K}_{vsc}|] \quad (16)$$

式中  $\Gamma_{K_{vsc}}^{ij} = 0 (i \neq j)$ .

### 4 实验结果分析

为验证本文的摩擦力分部补偿算法, 针对液压位置跟踪系统进行实验研究, 并与文献[8]中用 FNN 将摩擦力和其他未知部分作为整体估计的算法, 在稳态误差方面进行比较. 实验系统原理如图 1 所示, 其公称参数值如表 1 所示.

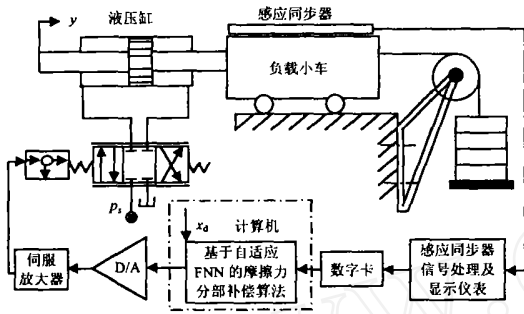


图 1 实验系统原理

表 1 液压位置跟踪系统公称参数值

$p_s / \text{MPa}$	1.0	$\beta_e / \text{MPa}$	700
$K_q K_x / (\text{m}^3/\text{s}/\text{A})$	$2.15 \times 10^{-2}$	$m / \text{kg}$	51.05
$V_t / \text{m}^3$	$6.52815 \times 10^{-4}$	$B_c / (\text{N} \cdot \text{s}/\text{m})$	588
$K_{tc} / (\text{m}^3/\text{s}/\text{Pa})$	$2.58 \times 10^{-12}$	$\rho / (\text{kg}/\text{m}^3)$	860
$A / \text{m}^2$	$1.8606 \times 10^{-3}$	$K_L / (\text{N}/\text{m})$	0

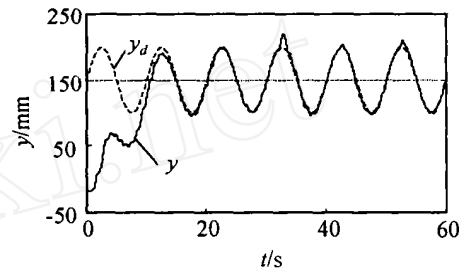
表 2 用于 FNN 参数估计的参数

估计量	上限	下限	初始值	自适应律	$\delta$
$\sigma_{f_1}^{1,j}$	0.2117	0.1045	0.1581	0.001	0.05
$\sigma_{f_2}^{1,j}$	0.2117	0.1045	0.1581	0.1	0.05
$\sigma_{f_3}^{1,j}$	0.2117	0.1045	0.1581	0.001	0.05
$\sigma_{f_1}^{2,j}$	0.5292	0.2612	0.3952	0.0025	0.1
$\sigma_{f_2}^{2,j}$	0.5292	0.2612	0.3952	0.25	0.1
$\sigma_{f_3}^{2,j}$	0.5292	0.2612	0.3952	0.0025	0.1
$\sigma_{f_1}^{3,j}$	264.6171	130.585	197.601	1.25	2
$\sigma_{f_2}^{3,j}$	264.6171	130.585	197.601	125	2
$\sigma_{f_3}^{3,j}$	264.6171	130.585	197.601	1.25	2
$\bar{y}_{f_1 \Delta}$	$10^5$	$-10^5$	0	$6 \times 10^5$	100
$\bar{y}_{f_2 \Delta}$	$10^7$	0	$10^6$	$2 \times 10^5$	100
$\bar{y}_{f_3 r}$	$4 \times 10^3$	$3 \times 10^3$	$4 \times 10^3$	$6 \times 10^3$	100

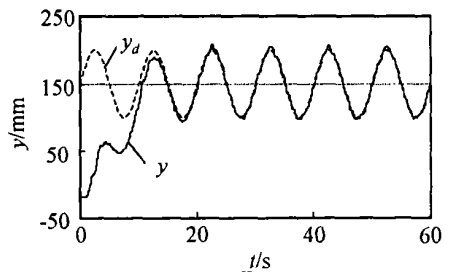
实验中, FNN 被调参数的相关值如表 2 所示. 其中:  $j = 1, 2, \dots, M, l = 1, 2, \dots, M^n$ ; 控制周期  $T = 40 \text{ ms}$ ,  $n = 3, M = 3, K = [100, 28, 6]^T, Q = \text{diag}(100, 100, 100)$ ; 隶属函数中心值  $\bar{x}_1^{\#}(0) = \bar{x}_2^{\#}(0) = \bar{x}_3^{\#}(0) = [-0.2, 0, 0.2]$ ;  $\beta = 1.1476 \times$

$10^6, f_0(x) = [0, -1.42 \times 10^5, -16.92]x, g_0 = 1.1476 \times 10^6$ ; 变结构控制增益相关参数为  $\sigma_{K_{vsc}} = 50, K_{vsc}(0) = [1.6 \times 10^4, 10^4, 0, 0]^T, \Gamma_{K_{vsc}} = \text{diag}(2 \times 10^4, 2 \times 10^4, 2 \times 10^4, 2 \times 10^4)$ ;  $x(0) = [0, 0, 0]^T, y_d = 150 + 50 \sin(0.2\pi t) \text{ mm}$ .

交替使用本文的摩擦力分部补偿算法和文献[8]的摩擦力整体补偿算法, 系统跟踪轨迹如图 2 所示; 系统 20 s 后的稳态误差如图 3 所示. 其中  $y_d$  为摩擦力整体补偿,  $y$  为摩擦力分部补偿.



(a) 摩擦力采用整体补偿算法



(b) 摩擦力采用分部补偿算法

图 2 系统的跟踪响应

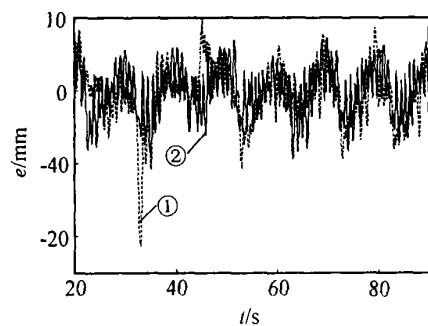


图 3 系统稳态误差

图 2 和图 3 表明, 本文提出的摩擦力分部补偿算法使系统具有更好的稳态精度, 特别是在跟踪信号的幅值处, 即系统的零速度附近.

为分析系统稳态误差的统计规律, 上述两种算法多次交替实验获得的稳态误差特征参数如表 3 所示. 表 3 清楚地表明, 摩擦力分部补偿算法可使系统稳态误差的均值、标准差和峰-峰值均比摩擦力整体补偿算法小, 因此采用摩擦力分部补偿算法可使系统具有更高的精密度.

表3 稳态误差的特征参数

实验次数	补偿算法	均值 $\mu_{\text{ess}}/\mu\text{m}$	标准差 $\sigma_{\text{ess}}/\text{mm}$	峰峰 值/mm
1	整体	593.4	3.9	28.4
	分部	-45.491	3.2	16.2
2	整体	-1.500	3.9	23.4
	分部	381.21	3.1	20.6
3	整体	491.8	4.2	31.3
	分部	18.218	3.6	17.0
4	整体	202.19	5.0	42.6
	分部	112.31	3.5	18.5
5	整体	-126.11	4.0	26.5
	分部	101.27	3.0	17.8

## 5 结 语

本文提出的摩擦力分部补偿算法对摩擦力的不同分量分别进行补偿,克服了采用FNN对摩擦力整体补偿方法中,因摩擦力非光滑特性引起的较大逼近误差和其他不确定性带来的较大稳态误差,从而使系统具有更高的精密度

## 参考文献(References)

- [1] Avinash Taware, Gang Tao, Nilesh Pradhan, et al. Friction compensation for a sandwich dynamic system [J]. *Automatica*, 2003, 39(3): 481-488
- [2] Tan K K, Lee T H, Huang S N, et al. Friction modeling and adaptive compensation using a relay feedback approach [J]. *IEEE Trans on Industrial Electronics*, 2001, 48(1): 169-170
- [3] 郑言海, 庄显义, 强盛, 等. 考虑摩擦力影响精密伺服系统的鲁棒自适应控制[J]. *自动化学报*, 2002, 28(3): 445-449

(Zheng Y H, Zhuang X Y, Qiang S, et al. Robust adaptive control for high-precision servo-system in the presence of friction effects[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2002, 28(3): 445-449)

- [4] Huang S N, Tan K K, Lee T H. Adaptive motion control using neural network approximations [J]. *Automatica*, 2002, 38(2): 227-233
- [5] 张娟, 李秀娟. 伺服系统的神经网络摩擦力自适应补偿研究[J]. *计算技术与自动化*, 2002, 21(4): 11-15  
(Zhang M, Li X J. Study of the friction compensation in servo systems [J]. *Computing Technology and Automation*, 2002, 21(4): 11-15)
- [6] 蒋志明, 吴伟, 林廷圻. 高斯基函数CMAC神经网络用于克服摩擦力非线性的研究[J]. *机床与液压*, 2000, 28(3): 24-25  
(Jiang Z M, Wu W, Lin T Q. Application of CMAC neural network with Gaussian basis functions to overcoming nonlinear friction [J]. *Machine Tool and Hydraulics*, 2000, 28(3): 24-25)
- [7] Semic R, Lewis F L. Neural network approximation of piecewise continuous functions: Application to friction compensation[A]. *Proc of the IEEE Int Symposium on Control[C]*. Istanbul, 1997: 227-232
- [8] 张友旺, 钟向明, 黄元峰. 电液位置伺服系统自适应模糊神经网络控制[J]. *中国机械工程*, 2004, 15(8): 681-684  
(Zhang Y W, Zhong X M, Huang Y F. Adaptive fuzzy neural network control for electro-hydraulic position servo system [J]. *China Mechanical Engineering*, 2004, 15(8): 681-684)

(上接第355页)

## 参考文献(References)

- [1] Zhang Q. Using wavelet network in nonparametric estimation [J]. *IEEE Trans on Neural Networks*, 1997, 8(2): 227-236
- [2] Daubechies I. The wavelet transform, time-frequency localization and signal analysis [J]. *IEEE Trans on Information Theory*, 1990, 36(5): 961-1005
- [3] Kugarajah T, Zhang Q. Multidimensional wavelet frames [J]. *IEEE Trans on Neural Networks*, 1995, 6(6): 1552-1556
- [4] Yacine Qussar, Gérard Dreyfus. Initialization by selection for wavelet network training [J]. *Neurocomputing*, 2000, 34: 131-143
- [5] Mallat S, Zhang Z. Matching pursuits with time-frequency dictionaries [J]. *IEEE Trans on Signal*

*Processing*, 1993, 41(12): 3397-3415

- [6] 吴清, 沈雪勤, 颜威利. 一种多维小波网络的构造性算法[J]. *计算机学报*, 2003, 26(9): 1206-1210  
(Wu Q, Shen X Q, Yan W L. A multi-dimensional wavelet network construction algorithm [J]. *Chinese J of Computers*, 2003, 26(9): 1206-1210)
- [7] Daniel W C Ho, Zhang P, Xu J. Fuzzy wavelet networks for function learning [J]. *IEEE Trans on Fuzzy System*, 2001, 9(1): 200-211
- [8] 李治友, 陈才, 曹长修. 一种基于改进的RBF神经网络的铁水脱硫预报模型[J]. *重庆大学学报*, 2003, 26(9): 119-122  
(Li Z Y, Chen C, Cao C X. A prediction model for molten iron desulfuration based on an improved RBFNN [J]. *J of Chongqing University*, 2003, 26(9): 119-122)