

鲁棒滑模递归神经网络 CNC 机 X-Y 平面控制

陈兴国, 李圣清, 罗 飞

(湖南工业大学, 湖南 株洲 412008)

摘要: 鲁棒递归神经网络的滑模控制能跟踪参考轮廓的双轴运动机构, 双轴运动机构是由 2 个矢量控制永磁同步电机驱动的计算机控制的 X-Y 平面的数字控制机。RRNN 滑模控制系统是基于分别控制 X 轴和 Y 轴运动获得的近似极佳的动态特性, 其运动跟踪性能通过使用对参考变化、外来干扰正交耦合干涉和摩擦转矩的鲁棒性的控制技术而得到改善, 在圆形参考轮廓上提供的实验结果表明, 所提出的控制系统的动态特性的抗干扰性达到可不考虑所存在的不确定性。

关键词: 双轴运动机构; 鲁棒性; 递归神经网络; 滑模

中图分类号: TP273

文献标志码: A

文章编号: 1673-9833(2009)03-0074-05

CNC Machine X-Y Table Control of Robust Recurrent-Neural-Network Sliding-Mode

Chen Xingguo, Li Shengqing, Luofei

(Hunan University of Technology, Zhuzhou Hunan 412008, China)

Abstract: Robust recurrent-neural-network(RRNN) sliding-mode control may track biaxial motion mechanism of reference contour. The biaxial motion mechanism is a computer-controlled X-Y table numerical machine that is driven by two vector controlled permanent-magnet synchronous motors. A RRNN sliding-mode control system is based on the excellent dynamic characteristics derived from controlling X-axis and Y-axis respectively. The motion tracking performance is significantly improved through employing robustness control techniques of parameter variations, external disturbances, cross coupled interference and frictional torque. Experimental results on circular reference contours show that the dynamic behaviour of the anti-disturbance of the proposed control system reaches without considering existing uncertainties.

Keywords: biaxial motion mechanism; robust; recurrent-neural-network; sliding-mode

计算机数字控制(computer numerical controlled, 简称 CNC) 广泛应用于现代工业的各方面。CNC 控制机的双轴运动机构是由 2 个矢量控制的永磁同步电动机驱动的 X-Y 轴桌面的计算机数字控制机, 这样形成的动态系统, 由于存在正交耦合干涉, 其所产生的摩擦力和干扰无法进行数值测量, 在机器加工过程中经常严重地损坏系统的性能。

当系统运行在滑模表面时, 由于滑模表面上开关函数对系统的影响, 造成控制系统的高频抖动, 故在 CNC 机器的控制双轴运动的机构中提出^[1-2]RRNN

(robust recurrent-neural-network)滑模控制系统, 使 CNC 机能跟踪各种参考轮廓。双轴运动机构通过 2 个滚珠螺旋矢量控制 PMSM (permanent-magnet linear synchronous motor) 直接耦合到转子的 X-Y 平面, 矢量控制 PMSM 单轴动态特性将考虑包括参数变化、外来干扰、正交耦合干涉和摩擦转矩的不确定性, RRNN 滑模控制将考虑基于计算机转矩控制的具有积分开关表面的近似的滑模控制。本工作是设计计算机转矩控制器, 使运动控制达到理想的等效滑模控制; 此外, 鲁棒控制器需要研究包括最小近似误差和泰勒级数的高

收稿日期: 2008-10-08

作者简介: 陈兴国(1942-), 男, 湖南长沙人, 湖南工业大学教授, 主要从事模糊控制, 神经网络遗传控制等智能控制和电机控制方面的研究, E-mail: jnge@npit.ac.cn

阶项的不确定项, 自适应规律将根据滑模表面函数来估算鲁棒控制器中的不确定性值。

1 CNC 单轴机构的模型化^[3]

CNC 机器中, 矢量控制 PMSM 的电机能用以下的同步旋转模型描述:

$$v_{qj} = R_{sj} i_{qj} + PL_{qj} \dot{i}_{qj} + (L_{dj} i_{dj} + \lambda_{PMj}) n_{pj} \omega_{rj}, \quad (1)$$

$$v_{dj} = R_{sj} i_{dj} + P(L_{dj} i_{dj} + \lambda_{PMj}) - n_{pj} \omega_{rj} L_{qj} \dot{i}_{qj}, \quad (2)$$

式(1)、(2)中: $j = x, y$ (x, y 为轴);

v_{dj}, v_{qj} 是 d - q 轴电压;

i_{dj}, i_{qj} 是 d - q 轴电流;

R_{sj} 是相绕电阻;

L_{dj}, L_{qj} 是 d - q 轴电感;

ω_{rj} 是转速;

λ_{PMj} 是永磁通磁链;

n_{pj} 是初级极对数数字;

P 是微分运算符号。

电机转矩为:

$$T_{ej} = 3n_{pj} [\lambda_{dj} i_{qj} + (L_{dj} - L_{qj}) i_{dj} i_{qj}^*] / 2 = k_{ij} i_{qj}^*, \quad (3)$$

$$k_{ij} = 3n_{pj} L_{mdj} I_{fdj} / 2. \quad (4)$$

式(3)、(4)中: k_{ij} 是转矩常数;

i_{qj}^* 是 q 轴的转矩电流;

L_{mdj} 是 d 轴的互感;

I_{fdj} 是等效 d 轴的磁化电流。

这样, 单轴运动的动态特性为:

$$T_{ej} = J_j \omega_{rj} + B_j \omega_{rj} + T_{Lj} + T_{fj}(v_j). \quad (5)$$

式(5)中: J_j 是惯性转矩;

B_j 是阻尼系数;

T_{Lj} 是包括正交耦合的干涉;

$T_{fj}(v_j)$ 是摩擦转矩;

v_j ($j=x, y$) 是 x 轴和 y 轴的线速度。

摩擦转矩公式为:

$$T_{fj}(v_j) = F_{cj} \operatorname{sgn}(v_j) + (F_{sj} - F_{cj}) e^{-\lambda_j |v_j|} \operatorname{sgn}(v_j) + K_{vj} v_j, \quad (6)$$

式(6)中: F_{cj} 是库仑摩擦;

F_{sj} 是静摩擦;

λ_j 是静摩擦 Stribeck 的速度参数;

K_{vj} 是粘性摩擦系数;

$\operatorname{sgn}(\cdot)$ 是符号函数。

应用基于转子位置的阶跃响应的曲线适用技术来确定驱动系统模型, 系统主要参数为:

$$\begin{cases} \bar{K}_{ix} = 0.96 \text{ N} \cdot \text{m} / \text{A}, \\ \bar{J}_x = 2.9 \times 10^{-3} \text{ N} \cdot \text{m} \cdot \text{s}^2, \\ \bar{B}_x = 0.1003 \text{ N} \cdot \text{m} \cdot \text{s} / \text{rad}, \end{cases} \quad (7)$$

$$\begin{cases} \bar{K}_{iy} = 0.96 \text{ N} \cdot \text{m} / \text{A}, \\ \bar{J}_y = 2.79 \times 10^{-3} \text{ N} \cdot \text{m} \cdot \text{s}^2, \\ \bar{B}_y = 0.1015 \text{ N} \cdot \text{m} \cdot \text{s} / \text{rad}. \end{cases} \quad (8)$$

式(7)、(8)中, 符号上带横线表示通常条件下的系统参数。

2 RRNN 滑模控制

本研究中提出用 RRNN 滑模控制系统来控制 CNC 机器的 x - y 平面运动^[4-5], x 轴和 y 轴的运动分别由 x - y 桌面的单轴 PMSM 的 RRNN 滑模控制系统控制, 滑模控制系统图见图 1。

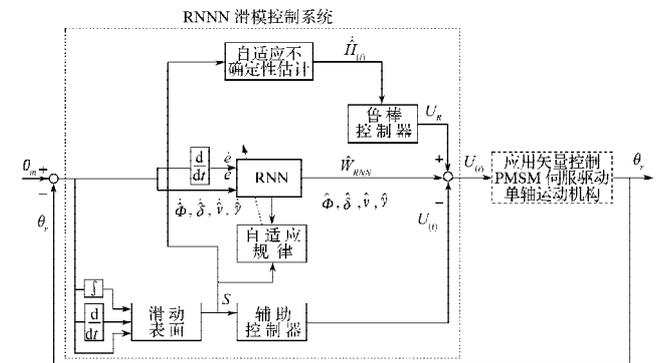


图 1 RRNN 滑模系统

Fig. 1 The RRNN sliding-mode control system

x - y 桌面的单轴由矢量控制 PMSM 伺服驱动系统驱动的公式为:

$$\begin{aligned} \ddot{\theta}_r &= -\frac{B}{J} \dot{\theta}_r(t) + \frac{k_t}{J} i_{qj}^*(t) - \frac{1}{J} (T_L + T_f(v)) \Delta \\ A_n \dot{\theta}_r(t) + B_n U(t) + C_n (T_L + T_f(v)), \end{aligned} \quad (9)$$

式(9)中: θ_r 是转角;

$$A_n = -B/J;$$

$$B_n = k_t/J > 0;$$

$$C_n = -1/J;$$

$U(t)$ 是控制力。

由于 RRNN 滑模控制系统存在不确定性, 则控制系统动态特性方程可改为:

$$\begin{aligned} \ddot{\theta}_r(t) &= (A_n + \Delta A) \dot{\theta}_r(t) + (B_n + \Delta B) U(t) + (C_n + \Delta C) \cdot \\ & (T_L + T_f(v)) = A_n \ddot{\theta}_r(t) + B_n U(t) + D(t), \end{aligned} \quad (10)$$

式(10)中: ΔA 、 ΔB 、 ΔC 和 $D(t)$ 为大量不确定性;

$D(t)$ 定义为:

$$D(t) = \Delta A \dot{\theta}_r(t) + \Delta B U(t) + (C_n + \Delta C) (T_L + T_f(v)), \quad (11)$$

且 $|D(t)| \leq p$, p 是正值常数。

要解决使状态 $\theta_r(t)$ 能跟踪期望的控制规律, 跟踪误差为 $e(t) = \theta_m(t) - \theta_r(t)$, 其中, θ_m 表示每个轴的运动, 现在滑模表面定义为^[6-7]:

$$S(t) = \left(\frac{d}{dt} + \lambda \right)^2 \int_0^t e(\tau) d\tau, \quad (12)$$

式(12)中, λ 是正的常数。当 $t=0$ 时, $S(t)=0$, 则理想等效控制规律 $U_{eq}(t)$ 为:

$$U_{eq}(t) = B_n^{-1} [\ddot{\theta}_m(t) - A_n \dot{\theta}_r(t) - D(t) + 2\lambda \dot{e}(t) + \lambda^2 e(t)], \quad (13)$$

在 $t \geq 0, \dot{S}(t) = 0$ 时, 系统的动态特性为:

$$\ddot{e}(t) + 2\lambda \dot{e}(t) + \lambda^2 e(t) = 0. \quad (14)$$

λ 值确定后, 就能保证系统动态特性的稳定性。

2.1 计算转矩控制设计

由式(1)可得理想的等效控制规律为:

$$-B_n^{-1} \dot{S}(t) = B_n^{-1} A_n S(t) - U_{eq}(t) + W = B_n^{-1} A_n S(t) + U(t), \quad (15)$$

式(15)中

$$W = B_n^{-1} \left\{ -A_n \left[\dot{\theta}_m(t) + 2\lambda e(t) + \lambda^2 \int_0^t e(\tau) d\tau \right] - D(t) + \ddot{\theta}_r(t) \right\}, \quad (16)$$

辅助控制输入为:

$$u(t) = -K_s \left(\dot{e}(t) + 2\lambda e(t) + \lambda^2 \int_0^t e(\tau) d\tau \right) = -K_s S(t), \quad (17)$$

定义李雅普诺夫函数为:

$$V_1(S(t)) = -\frac{1}{2} S(t) B_n^{-1} S(t), \quad (18)$$

令函数 $\Gamma_1(t) = -\dot{S}(t) (B_n^{-1} A_n - K_s) S(t) \leq -\dot{V}_1$, 并积分:

$$\int_0^t \Gamma_1(\tau) d\tau \leq V_1(S(0)) - V_1(S(t)), \quad (19)$$

由于 $V_1(S(0)), V_1(S(t))$ 是受约束的, 则有:

$$\lim_{t \rightarrow \infty} \int_0^t \Gamma_1(\tau) d\tau < \infty. \quad (20)$$

$\dot{\Gamma}_1(t)$ 也是受约束的, 由 Barbalat 定理^[8], 系统跟踪误差 $S(t) \rightarrow 0$ 将收敛到 0。

2.2 RRNN 设计

系统参数变化、外面干扰、正交耦合干涉和摩擦转矩难以提前知道, 故提出近似非线性函数 W 的转矩控制器: $U(t) = \hat{W} - u(t) = \hat{W}_{RRNN} + U_R - u(t)$ 。 (21)

图 2 为 3 层 RNN 的结构示意图。

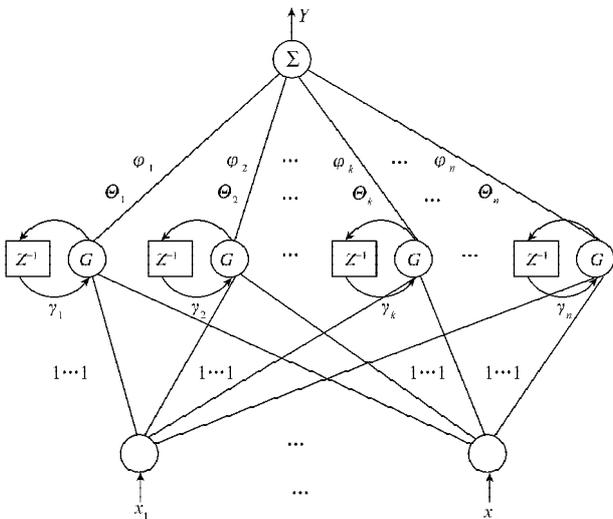


图 2 RNN 的结构

Fig. 2 The structure of RNN

图 2 所示的 3 层 RNN 由输入层、隐层和输出层组

成。本文采用高斯函数作为隐层中神经元的激发函数。

输入层:

$$\begin{cases} x_1 = \theta_m - \theta_r = e, \\ x_2 = \dot{e}, \\ x_3 = \ddot{e}, \\ X = [0, 0, 0]; \end{cases} \quad (22)$$

输出层:

$$y = \hat{W}_{RNN}(x, \delta, v, r, \Phi) = \Phi \Theta(x, \delta, v, r), \quad (23)$$

式(23)中:

y 是 RNN 的单独输出;

$\Phi = [\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_k]$ 是隐层到输出层的能调节的权向量;

k 是隐层里的结点数;

$\Theta \in R^{k \times i}$ 是隐层的输出向量;

$v \in R^{k \times i}$ 是能调节的高斯函数的中心;

$\delta \in R^{k \times i}$ 是能调节的高斯函数的宽度;

$r \in R^{k \times i}$ 是隐层中神经元的内部反馈增益矢量。

隐层中第 k 个神经元的输出表示为:

$$\Theta_k(N) = \exp \left\{ -\sum_{i=1}^m \delta_{ik}^2 [x_i(N) + \Theta_k(N-1)r_k - v_{ik}]^2 \right\}, \quad (24)$$

式(24)中: N 是迭代次数;

v_{ik} 是高斯函数的中心;

$\delta_{ik} = 1/\sigma_{ik}$ 是高斯函数的半径倒数, σ_{ik} 是高斯函数的宽度;

r_k 是隐层中第 k 个神经元的内部反馈增益。

输入层和隐层之间的权置于 1, W 的最佳 RNN 控制器 \hat{W}_{RNN}^* 为:

$$\hat{W}_{RNN}^* = W(x, \delta^*, v^*, r^*, \Phi^*) + \varepsilon = \Phi^* \Theta^* + \varepsilon, \quad (25)$$

式(25)中: ε 是最小重构误差;

δ^*, v^* 和 r^* 是 RNN 中的 δ, v 和 r 的最佳参数。

由式(21)可得:

$$\hat{W}_{RNN}^* = \hat{W}(x, \hat{\delta}, \hat{v}, \hat{r}, \hat{\Phi}) + U_R = \hat{\Phi} \hat{\Theta} + U_R, \quad (26)$$

式(26)中, $\hat{\delta}, \hat{v}, \hat{r}$ 和 $\hat{\Phi}$ 是自适应算法的最佳参数估计。

式(24)减去式(25)得:

$$\tilde{W} = \Phi^* \tilde{\Theta} + \tilde{\Phi} \Theta^* + \varepsilon - U_R, \quad (27)$$

式(27)中, $\tilde{\Phi} = \Phi^* - \hat{\Phi}$ 和 $\tilde{\Theta} = \Theta^* - \hat{\Theta}$ 将非线性 RNN 函数变成线性形式, 从而获得泰勒级数的展开式

$$\tilde{\Theta} = \Theta_\delta^r \tilde{\delta} + \Theta_v^T \tilde{v} + \Theta_r^T \tilde{r} + O_m, \quad (28)$$

式(28)中, $\tilde{\Theta} = \Theta^* - \hat{\Theta}$, Θ^* 是 Θ 的最佳参数, $\hat{\Theta}$ 是 Θ^* 的估计参数

$$\begin{aligned} \Theta_\delta &= \left[\frac{\partial \Theta_1}{\partial \delta} \quad \frac{\partial \Theta_2}{\partial \delta} \quad \dots \quad \frac{\partial \Theta_k}{\partial \delta} \right] \delta = \hat{\delta} \in R^{i \times k} \Theta_v = \\ & \left[\frac{\partial \Theta_1}{\partial v} \quad \frac{\partial \Theta_2}{\partial v} \quad \dots \quad \frac{\partial \Theta_k}{\partial v} \right] v = \tilde{v} \in R^{i \times k}, \end{aligned}$$

$$\theta_v = \left[\frac{\partial \theta_1}{\partial v} \frac{\partial \theta_2}{\partial v} \dots \frac{\partial \theta_k}{\partial v} \right] r = \hat{r} \in R^{j \times k},$$

$$\text{而 } \tilde{W} = \tilde{\theta} \hat{\theta} + \hat{\theta} \theta_\delta \tilde{\delta} + \hat{\theta} \theta_v \tilde{v} + \hat{\theta} \theta_r \tilde{r} - U_R + H, \quad (29)$$

式(29)中, H 为不确定项, 且

$$H = \tilde{\theta} \theta_\delta \tilde{\delta} + \tilde{\theta} \theta_v \tilde{v} + \tilde{\theta} \theta_r \tilde{r} + \theta^* O_{mv} + \varepsilon,$$

可得动态方程为:

$$-B_n^{-1} \dot{S}(t) = B_n^{-1} A_n S(t) + u(t) + \left(\tilde{\theta} \hat{\theta} + \hat{\theta} \theta_\delta \tilde{\delta} + \hat{\theta} \theta_v \tilde{v} + \hat{\theta} \theta_r \tilde{r} - U_R + H \right), \quad (30)$$

由此可得: 矢量控制PNSM伺服驱动系统时, 可分别按式(17)、(21)、(26)进行设计。神经网络的训练样本函数就是 $\ddot{\theta}_r$, 即式(9)为:

$$\ddot{\theta}_r \triangleq A_n \dot{\theta}_r(t) + B_n U(t) + C_n (T_L + T_f(v)).$$

权的RNN的自适应规律按式(31)~(34)进行训练:

$$\dot{\hat{\theta}} = \alpha_1 S(t) \hat{\theta}^T, \quad (31)$$

$$\dot{\hat{\delta}} = \alpha_2 \left(S(t) \hat{\theta} \theta_\delta \right)^T, \quad (32)$$

$$\dot{\hat{v}} = \alpha_3 \left(S(t) \hat{\theta} \theta_v \right)^T, \quad (33)$$

$$\dot{\hat{r}} = \alpha_4 \left(S(t) \hat{\theta} \theta_r \right)^T. \quad (34)$$

鲁棒控制器按式(35)和具有自适应估计算法的

$$\text{式(36)设计: } U_R = \hat{H}(t), \quad (35)$$

$$\hat{H}(t) = \alpha_5 S(t). \quad (36)$$

式(31)~(35)中: $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3, \alpha_4$ 和 α_5 是正的常数;

$\hat{H}(t)$ 是不确定项 H 的估计值。

因篇幅有限, 采用李雅普诺夫函数证明系统的稳定性的证明过程从略。

3 实验结果

3.1 轮廓设计

轮廓设计一般用于对两维运动控制, 它在X-Y桌面控制中起着重要的作用, 本研究中, 圆形轮廓用来表明所提出的RRNN滑模双轴运动控制系统的控制性能。可在实际应用中, x 轴和 y 轴的运动命令总是单独设计, 圆形轮廓参见图3。

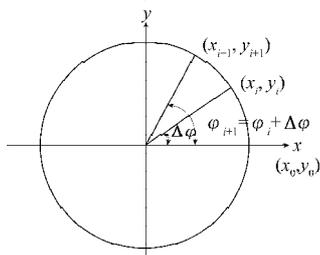


图3 参考轮廓

Fig. 3 The reference contours

圆形轮廓设计描述如下:

$$\begin{cases} \varphi_i = \varphi_{i-1} + \Delta\varphi, \\ X_i = R \cos(\varphi_i), \\ Y_i = R \sin(\varphi_i), \end{cases} \quad (37)$$

式(37)中: i 是采样数;

$\Delta\varphi$ 是角度变化值;

R 是圆半径;

X_i 是 X 轴的运动命令;

Y_i 是 Y 轴的运动命令。

根据式(28), 圆形轮廓由角度作为时间的函数, 速度用 $\Delta\varphi$ 值来改变, 圆的轨迹为:

$$\begin{cases} X_i = O_{X1} + R \cos(\varphi_i), \\ Y_i = O_{Y1} + R \sin(\varphi_i), \end{cases} \quad \varphi_i: \frac{3\pi}{4} \rightarrow \frac{\pi}{4}. \quad (38)$$

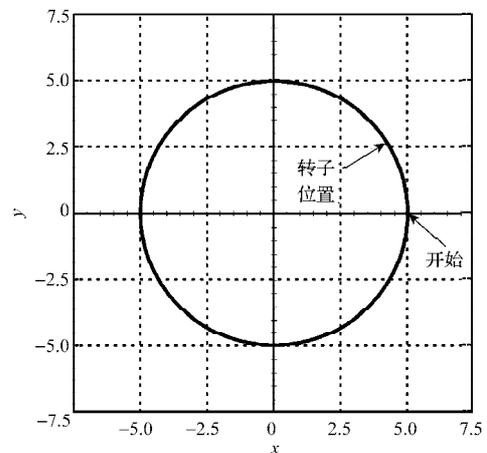
3.2 RRNN 滑模控制实验

在X-Y平面跟踪响应的实验结果, 采用RRNN滑模控制系统, X 轴和 Y 轴机构对于圆形轮廓的分别响应, 跟踪误差转矩命令描述见图4。实验结果表明, X-Y平面对于参考轮廓能获得较好的跟踪性能, 因此, 能明显观察到对于存在的不确定性提出控制方案的鲁棒控制特征。此外, RNN和RRNN滑模控制系统关于跟踪圆形参考轮廓的最大跟踪误差、平均跟踪误差和跟踪误差的标准误差偏差列于表1。从表1看, RRNN滑模控制器的各项比RNN控制器的更小。

表1 跟踪圆形参考轮廓的各项跟踪误差的比较

Tab. 1 The comparison of tracking circular referred contour for each tracking error μm

控制器	最大跟踪误差	平均跟踪误差	跟踪误差的标准偏差
RNN 控制器	115.70	20.44	21.14
RRNN 滑模控制器	22.11	7.50	4.60



a) 轮廓跟踪轨迹

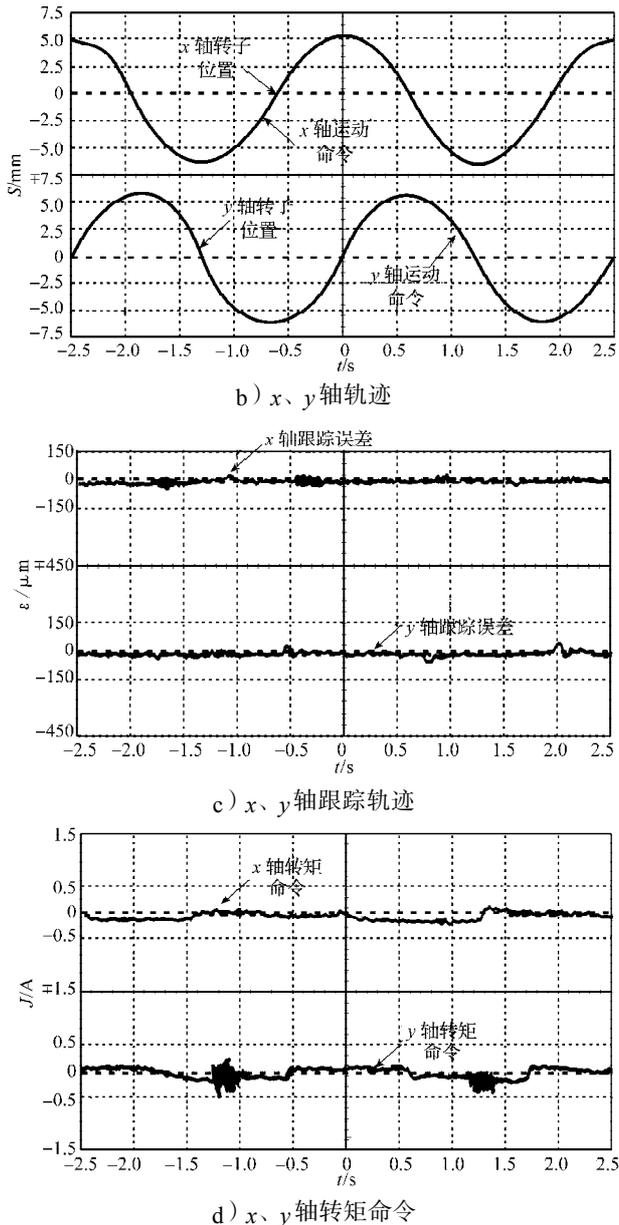


图4 用于圆形轮廓的RRNN滑模控制器的实验结果
Fig.4 Experimental results for the RRNN Sliding-mode controller using the circular contour

由图4可见,使用RNN来估计被控制对象所含的大量的不确定性的非线性函数,采用自适应算法来调节滑动表面的鲁棒控制器中的不确定项,以此提出的控制方案是有效的。

参考文献:

- [1] Ku C C, Lee K Y. Diagonal Recurrent Neural Networks for Aynamic Systems Control[J]. IEEE Trans. Neural Netw., 1995, 6: 144-156.
- [2] Brdys M A, Kulawski G J. Dynamic Neural Controllers for Induction Motor[J]. IEEE Trans. Neural Netw., 1999, 10: 340-355.
- [3] 陈兴国,刘建国,陈 玮. PI模糊控制包装机的凸轮定位差动器的驱动系统[J]. 包装工程, 2003, 24(4): 35-41. Chen Xingguo, Liu Jianguo, Chen Wei. The Drives System of the Cam Fixed Position Differential Device of Binding Machine for PI Fuzzy Control[J]. Packaging Engineering, 2003, 24(4): 35-41.
- [4] 陈兴国,陈 玮. 自适应递归神经网络混合控制裹包同步机伺服系统[J]. 湖南工业大学学报, 2008, 22(2): 43-47. Chen Xingguo, Chen Wei. Servo System for Synchronous motor of Hybrid Controlling for Binding Machine Using Adaptive Recurrent Neural Network[J]. Journal of Hunan University of Technology, 2008, 22(2): 43-47.
- [5] 陈兴国,钟定铭,张学毅. 递归网络自适应控制裹包机凸轮差动器驱动系统[J]. 包装工程, 2007, 28(6): 10-13. Chen Xingguo, Zhong Dingming, Zhang Xueyi. Adaptive Control Using a Recurrent Network for the Can Differential Device Servo System of Binding Machine[J]. Packaging Engineering, 2007, 28(6): 10-13.
- [6] 陈兴国,钟定铭,王 力,等. 自适应模糊控制裹包机PMSM交流伺服系统[J]. 包装工程, 2005, 26(6): 58-60. Chen Xingguo, Zhong Dingming, Wang Li, et al. Adaptive Fuzzy Sliding Mode Control for the PMSM AC SerVo System of Binding Machine[J]. Packaging Engineering, 2005, 26(6): 58-60.
- [7] 陈兴国. 智能模糊电气传动与控制技术[M]. 长沙: 湖南人民出版社, 2000: 488-519. Chen Xingguo. Intelligent Fuzzy Electric Drive and Control Technology[M]. Changsha: Hunan People's Publishing House, 2000: 488-519.
- [8] Slotine J J E, Li W. Applied Nonlinear Control[M]. Prentice-Hall: Upper Saddle River NJ, 1991.

(责任编辑: 廖友媛)