第22卷第1期 湖南工业大学学报 Vol.22 No.1
2008年1月 Journal of Hunan University of Technology Jan. 2008

自适应递归神经网络混合控制裹包同步机伺服系统

陈兴国，陈 玮

（湖南工业大学，湖南 株洲 412008）

摘 要：根据裹包机的驱动系统控制精度较差的问题，提出采用自适应递归神经网络混合控制线性同步电动器驱动机系统。仿真结果表明，该控制系统克服了上述缺点。

关键词：裹包机；自适应；递归神经网络；混合控制

中图分类号：TP273 **文献标识码**：A **文章编号**：1673-9833(2008)02-0043-05

Servo System for Synchronous Motor of Hybrid Controlling for Binding Machine Using Adaptive Recurrent Neural Network

Chen Xingguo，Chen Wei

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

Abstract: In view of the poor stable precision in the servo system of binding machine, the hybrid Control of a permanent magnet linear synchronous motor (PMLSM) servo-drive system using an adaptive recurrent neural network is proposed. Simulation result shows that this control system overcomes the above-mentioned drawback.

Key words: binding machine；adaptive；recurrent neural network；hybrid control；

接缝式裹包机中的信号控制凸轮自动定位差动器等3个锥齿轮差动器，都具有结构简单紧凑、传动比准确、传动效率高、适应性强等优点，在自动包装机中获得了广泛的应用。

这些锥齿轮差动器，过去由于控制方法复杂，控制装置庞大，易出故障，控制达不到预期要求，故本文在文献[1]的基础上，提出采用具有简单的网络结构和较短的训练时间的递归神经网络（recurrent neural network，RNN）控制器来模仿最佳控制规律。补偿控制器[2]用于补偿最佳控制规律和RNN控制器之间的差，由李雅普诺夫[3-5]稳定性定理和反向比例方法获得的在线参数训练方法，保证了系统的渐近稳定性和RNN的学习能力，采用自适应混合控制系统，利用两个简单的自适应算法来估计系统中存在的约束，从而形成一种自适应混合控制方法永久磁铁线性同步电动机（permanent magnet linear synchronous motor，简称PMLSM）的伺服驱动。从仿真和实验结果来看，自适应混合控制系统具有明显降低系统的颤动和很好的鲁棒控制性能。

1 PMLSM的数学模型

PMLSM的数学模型[4，6，7]描绘如下：

$$U_q = R_s i_q + L_q \dot{i}_q + P\omega_r (L_d i_d + \lambda_{pM}), \tag{1}$$

$$U_d = R_s i_d + L_d \dot{i}_d + \dot{\lambda}_{pM} - P\omega_r L_q i_q。 \tag{2}$$

式（1）、（2）中，U_q、U_d是d轴和q轴的电压，i_d、i_q是d轴和q轴的电流，R_s是相绕组电阻，L_d、L_q是d轴和q轴的电感，ω_r是发电机的角速度，λ_{pM}是永磁磁链，p是初级极对数。

$$F_e = 3\pi P\left[(L_d i_d + \lambda_{pM}) i_q + (L_d - L_q) i_d i_q\right] / 2\tau。 \tag{3}$$

$$F_e = M\dot{v} + Dv + F_l。 \tag{4}$$

式（3）、（4）中，M是系统运动元件总的质量；D是粘性摩擦和铁损系数；F_e是外来干扰。

收稿日期：2007-09-01
作者简介：陈兴国（1942-），男，湖南长沙人，湖南工业大学教授，主要从事智能控制方面的研究.

PMLSM伺服驱动的基本控制方法是基于磁场定向[7-9]，在 d-q 坐标系中，磁通位置能由霍尔传感器确定，在式（3）中，如果 i_d=0，由于 λ_{pM} 是不变的，电磁力 F_e 与 i_q^* 成正比，d 轴磁通链是固定的，i_q^* 是由闭环控制所决定的，转子磁通仅在 d 轴中产生，而电流矢量是由磁场控制的 q 轴产生的，由于产生的电动机力当 d 轴转子磁通是常数时，就与 q 轴电流成线性比例，获得的合成力为：$F_e = 3\pi\lambda_{pM} i_q / 2\tau$。（5）

最佳传动装置的电磁性能，通过使 q 轴的电流 i_d=0，以控制初级电流的分配，从而实现了与传动装置的电流或线性力关系的特征。

图1所示的矢量控制PMLSM伺服驱动系统图，是由PMLSM斜坡比较器、控制电流的PWM VSI场致机构、坐标变换器、速度控制环、位置控制环、线性比例和霍尔传感器构成的，安装在PMLSM的原动机的不同铁盘大小用来改变运动元件的质量[8，9]。

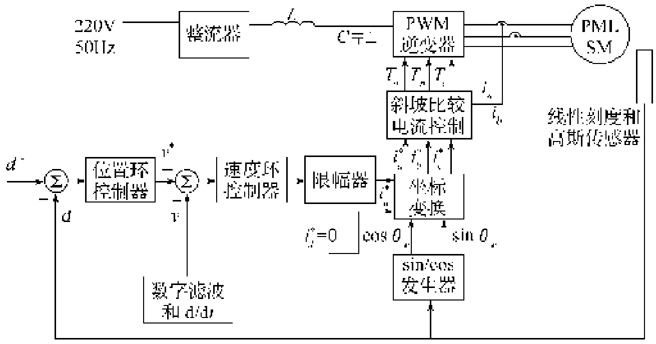


图1 矢量控制PMLSM伺服驱动系统图

Fig. 1 System configuration of field-oriented PMLSM servo-drive

$$F_e = K_f i_q^*,\tag{6}$$

$$K_f = 3\pi p\lambda_{pM} / 2\tau,\tag{7}$$

$$H_p=1/(MS+D)=b/(S+a)。\tag{8}$$

式（6）中，K_f 是推力系数，i_q^* 是推力电流命令。

2 混合控制系数

为了有效地控制PMLSM原动机的位置，故将RNN控制器和补偿控制器组合成一个混合控制系统，混合控制规律如下：$U_T=U_{RNN}+U_s$。（9）

U_{RNN} 用于跟踪模拟最佳控制规律，而 U_s 是补偿最佳控制规律和RNN控制器之间的差。

定义跟踪误差矢量如下：

$$\boldsymbol{E} = [d_m - dv_m - v]^{\mathrm{T}} = [e \quad \dot{e}]^{\mathrm{T}}。\tag{10}$$

式（10）中，d_m 和 v_m 代表期望的原动机的位置和速度，而 e 是原动机位置的跟踪误差，定义最佳控制规律如下：

$$U_T^* = \frac{1}{B_p}[-A_p\dot{d} - C_p F_l + \ddot{d}_m + \boldsymbol{K}\boldsymbol{E}]。\tag{11}$$

式（11）中，d 是PMLSM中 $A_p=-D/M$，$B_p=K_f/M>0$ 和 $C_p=-1/M$ 的原动机的位置，d_m 是代表期望的原动机的位置和速度。若式中 $\boldsymbol{K}=[K_2，K_1]$，就能获得下式：

$$\ddot{e} + K_1\dot{e} + K_2 e = 0。\tag{12}$$

如果选择合适的增益 $\boldsymbol{K}$，如在式（12）中，所有的根都在复平面的左半边，这就意味着 $\lim\limits_{t\to\infty} e(t)=0$，系统是渐近地跟踪期望的轨迹，而系统的参数是难以测量的，干扰信号的精确值也难以提前知道，为此，我们提出RNN模拟最佳控制规律。

补偿控制就是补偿 U_T^* 和RNN控制器之间的差。

2.1 递归神经网络控制器

如图2表示3层RNN的结构，它每层的信号比例和激发函数如下所述。

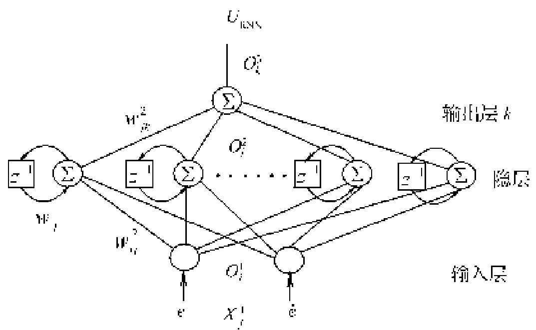


图2 3层RNN的结构

Fig. 2 Structure of the three-layer RNN

输入层 $net_i^1(N) = X_i^1(N)$，

$$O_i^1(N) = f_i^1(net_i^1(N)) = \frac{1}{1+e^{-net_i^1(N)}}，i=1，2。\tag{13}$$

式（13）中，$X_i^1(N)$ 表示第 i 个输入到输入层的结点，N 表示迭代数，而 f_i^1 是 S 函数的激发函数，RNN的输入是参考模型 d_m 的输出和原动机的位置 d 之间的差 e 和它的导数确定的。

隐层 $net_j^2(N) = w_j^2 O_j^2(N-1) + \sum_i w_{ij}^2 X_i^2(N)$，

$$O_j^2(N) = f_j^2(net_j^2(N)) = \frac{1}{1+e^{-net_j^2(N)}}，j=1,2,\cdots,l。\tag{14}$$

式（14）中，w_j^2 是隐层中单位递推权，w_{ij}^2 是输入层和隐层之间相连的权，l 是隐层中的神经数，f_j^2 是 S 函数的激发函数。

输出层 $net_k^3(N) = \sum_j w_{jk}^3 X_j^3(N)$，

$$O_k^3(N) = f_k^3(net_k^3(N)) = net_k^3，k=1。\tag{15}$$

式（15）中，w_{jk}^3 是隐层和输出层之间相连的权，f_k^3 是激发函数，并置于1，$w_j^3(N)$ 表示第 k 个输入到输出层的结点，而 $O_k^3(N)=U_{RNN}$，此外，U_{RNN} 能重写为：

$$U_{RNN} = U_{RNN}(\boldsymbol{E}\,|\,\boldsymbol{\Theta}) = \boldsymbol{w}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\Gamma}。\tag{16}$$

式（16）中，$\boldsymbol{E}$ 是RNN的输入矢量，$\boldsymbol{\Theta}$ 是RNN $\boldsymbol{w}=[w_{j1}^3\ w_2^3 \cdots w_{l1}^3]\boldsymbol{J}^{\mathrm{T}}$ 中的调节参数（w_{jk}^3，w_j^2，w_{ij}^2）的集

合，在式中 w^3_{lk} 是预置到零，且在线运行中调节，而 $\boldsymbol{\Gamma}=[x_1^3\ \ x_2^3\ \ \cdots\ \ x_l^3]^{\mathrm{T}}$，式中的 x_j^3 由选的 S 型函数 $0\leqslant x_j^3\leqslant 1$ 来决定。

2.2　补偿控制器

从式（9）和式（10）的误差方程可得：

$$\dot{\boldsymbol{E}}=\boldsymbol{\Lambda E}+\boldsymbol{B}_m[U_T^*-U_{\mathrm{RNN}}-U_S]。\qquad(17)$$

式（17）中，$\boldsymbol{\Lambda}=\begin{bmatrix}0 & 1\\ -k_2 & -k_1\end{bmatrix}$。

因为 $|\lambda I-\boldsymbol{\Lambda}|=\lambda^2+K_1\lambda+K_2$，所以仅当 $K_1>0$、$K_2>0$ 时，$\boldsymbol{\Lambda}$ 是一个使系统稳定的矩阵。$\boldsymbol{B}_m=[0\ B_p]^{\mathrm{T}}$，先定最小近似误差 ε 如下：$\varepsilon=U_T^*-U_{\mathrm{RNN}}(\boldsymbol{E}\,|\,\Theta^*)$。（18）

式（18）中，Θ^* 是达到最小近似误差的最佳参数，ε 的绝对值比常数 δ 更小，即 $|\varepsilon|<\delta$，故误差方程可化为：

$$\dot{\boldsymbol{E}}=\boldsymbol{\Lambda E}+\boldsymbol{B}_m\{[U_T^*-U_{\mathrm{RNN}}(\boldsymbol{E}\,|\,\Theta)]-U_S\}=\boldsymbol{\Lambda E}+\boldsymbol{B}_m\{\varepsilon+[U_{\mathrm{RNN}}(\boldsymbol{E}\,|\,\Theta^*)-U_{\mathrm{RNN}}(\boldsymbol{E}\,|\,\Theta)]-U_S\}。\qquad(19)$$

围绕 Θ 进行 $U_{\mathrm{RNN}}(\boldsymbol{E}\,|\Theta^*)$ 的泰勒级数展开后可得：

$$U_{\mathrm{RNN}}(\boldsymbol{E}\ \ \Theta^*)-U_{\mathrm{RNN}}(\boldsymbol{E}\ \ \Theta)=(\Theta^*-\Theta)^{\mathrm{T}}\left[\frac{\partial U_{\mathrm{RNN}}(\boldsymbol{E}\,|\,\Theta)}{\partial\Theta}\right]+H。\qquad(20)$$

式（20）中，H 表示高阶项且是受约束的（即 $|H|<\phi$）。那么，定义李雅普诺夫函数为：

$V(t)=\dfrac{1}{2}\boldsymbol{e}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{PE}+\dfrac{1}{2\gamma}(\Theta^*-\Theta)^{\mathrm{T}}(\Theta^*-\Theta)$。（$\gamma$ 是一个正的常数），满足以下李雅普诺夫方程的正矩阵：

$$\boldsymbol{\Lambda}^{\mathrm{T}}P+P\boldsymbol{\Lambda}=-Q。\qquad(21)$$

若 $Q>0$，由式（19）、（20）、（21）获得李雅普洛夫函数的导数为：

$$\dot{V}(t)=-\frac{1}{2}\boldsymbol{E}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{QE}+\boldsymbol{E}^{\mathrm{T}}P\boldsymbol{B}_m[\varepsilon+H-U_S]+\boldsymbol{E}^{\mathrm{T}}P\boldsymbol{B}_m(\Theta^*-\Theta)^{\mathrm{T}}\left[\frac{\partial U_{\mathrm{RNN}}(\boldsymbol{E}\,|\,\Theta)}{\partial\Theta}\right]-\frac{1}{v}(\Theta^*-\Theta)^{\mathrm{T}}\dot{\Theta}。\qquad(22)$$

为了满足 $\dot{V}(t)\leqslant 0$，自适应规律 Θ 和补偿控制器 U_s 设计如下：

$$\dot{\Theta}=v\boldsymbol{E}^{\mathrm{T}}P\boldsymbol{B}_m\frac{\partial U_{\mathrm{RNN}}(\boldsymbol{E}\,|\,\Theta)}{\partial\Theta},\qquad(23)$$

$$U_s=(\delta+\phi)\operatorname{sgn}(\boldsymbol{E}^{\mathrm{T}}P\boldsymbol{B}_m)。\qquad(24)$$

式（24）中，$\operatorname{sgn}(\cdot)$ 是符号函数。在 RNN 中，$\dot{\Theta}(w_{jk}^3,w_j^2,w_{ij}^2)$ 的参数的自适应规律，采用反向传播算法计算如下：$w_{jk}^3=\gamma\boldsymbol{E}^{\mathrm{T}}P\boldsymbol{B}_m x_j^3$，

$$w_j^2=v\boldsymbol{E}^{\mathrm{T}}P\boldsymbol{B}_m w_{jk}^3\frac{\partial O_j^2}{\partial w_{ij}^2}=v\boldsymbol{E}^{\mathrm{T}}P\boldsymbol{B}_m w_{jk}^3\frac{\partial O_j^2}{\partial w_{ij}^2}。\qquad(25)$$

把式(23)代入式(22)，可得：

$$\dot{V}\leqslant-\frac{1}{2}\boldsymbol{E}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{QE}+|\boldsymbol{E}^{\mathrm{T}}P\boldsymbol{B}_m||\varepsilon|+|\boldsymbol{E}^{\mathrm{T}}P\boldsymbol{B}_m||H|-\boldsymbol{E}^{\mathrm{T}}P\boldsymbol{B}_m U_s,\qquad(26)$$

使用等式(24)代入 U_s 可得：$\dot{V}(t)\leqslant-\dfrac{1}{2}\boldsymbol{E}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{QE}\leqslant 0$，（27）

由于 $\dot{V}(t)\leqslant 0$，$V(t)$ 是负半定的（即 $V(t)\leqslant V(0)$），这就意味着 E 和($\Theta^*-\Theta$)都是受约束的。

通过应用 Barbalat's 预备定理，当 $t\to\infty$ 时，$E(t)\to 0$，因此混合控制系统是渐近稳定的。根据 $E(t)=0$ 可得，系统跟踪误差 e 将收敛到零。

3　自适应混合控制系统

如何选择最小近似误差和泰勒高阶项的约束，对系统的控制性能有特别的影响。一方面，如果约束选择过大，补偿控制器的信号函数在控制力中将导致严重的颤动现象，颤动控制力将削弱轴承的机械性能和引发系统不稳定。另一方面，如果选择过小，就不能满足稳定的条件，会引起控制系统的不稳定。为了放宽对于最小近似误差和泰勒高阶项的约束的要求，故提出图 3 所示的自适应混合控制系统。在该系统中使用自适应算法来估算最小近似误差和泰勒高阶项的上限约束（即 δ 和 ϕ 中）。

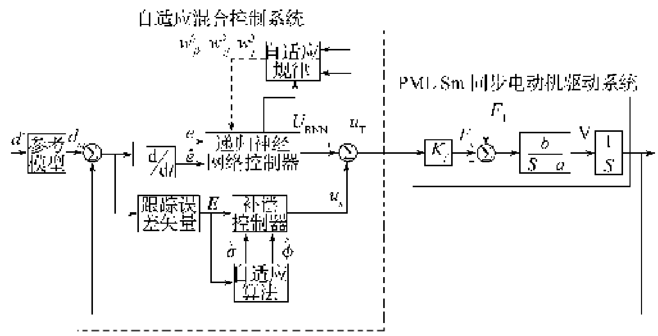


图 3　自适应混合控制系统方块图

Fig. 3　Block diagram of adaptitve hybrid control system

以下的 $|\varepsilon|$ 和 $|H|$ 的约束，自适应算法考虑应为：

$$\dot{\hat{\delta}}(t)=\lambda\left|\boldsymbol{E}^{\mathrm{T}}P\boldsymbol{B}_m\right|,\quad \dot{\hat{\phi}}(t)=\beta\left|\boldsymbol{E}^{\mathrm{T}}P\boldsymbol{B}_m\right|。\qquad(28)$$

上式中，$\hat{\delta}$ 和 $\hat{\phi}$ 是 δ 和 ϕ 的估计值 $\lambda>0$ 和 β 被示为自适应增益，通过 $\hat{\delta}$ 和 $\hat{\phi}$ 把 δ 和 ϕ 代入式(24)，补偿控制器能表示如下：

$$U_s=(\hat{\delta}+\hat{\phi})\operatorname{sgn}(\boldsymbol{E}^{\mathrm{T}}P\boldsymbol{B}_m)。\qquad(29)$$

而估计误差定义为：

$$\tilde{\delta}=\hat{\delta}(t)-\delta,\qquad(30)$$

$$\tilde{\phi}=\hat{\phi}(t)-\phi。\qquad(31)$$

选择李雅普洛夫函数对象：

$$V_a(t)=\frac{1}{2}\boldsymbol{E}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{PE}+\frac{1}{2v}(\Theta^*-\Theta)^{\mathrm{T}}(\Theta^*-\Theta)+\frac{1}{2\lambda}\tilde{\delta}^2+\frac{1}{2\beta}\tilde{\phi}^2。\qquad(32)$$

对李雅普诺夫函数求导，可得：

$$\dot{V}_a(t)=\frac{1}{2}\boldsymbol{E}^{\mathrm{T}}P\dot{\boldsymbol{E}}+\frac{1}{2}\dot{\boldsymbol{E}}^{\mathrm{T}}P\boldsymbol{E}-\frac{1}{v}(\Theta^*-\Theta)^{\mathrm{T}}\dot{\Theta}+\frac{1}{\lambda}\tilde{\delta}\dot{\tilde{\delta}}+\frac{1}{\beta}\tilde{\phi}\dot{\tilde{\phi}}。\quad(33)$$

把式(27)、(28)、(30)代入方程(33)可得：

$$\dot{V}_a(t)=-\frac{1}{2}\boldsymbol{E}^{\mathrm{T}}Q\boldsymbol{E}+\boldsymbol{E}^{\mathrm{T}}P\boldsymbol{B}_m\varepsilon+\boldsymbol{E}^{\mathrm{T}}P\boldsymbol{B}_mH-\boldsymbol{E}^{\mathrm{T}}P\boldsymbol{B}_mU_s+\frac{1}{\lambda}\tilde{\delta}\dot{\tilde{\delta}}+\frac{1}{\beta}\tilde{\phi}\dot{\tilde{\phi}}。\quad(34)$$

把方程(28)~(31)代入方程(34)，可得：

$$\dot{V}_a(t)=-\frac{1}{2}\boldsymbol{E}^{\mathrm{T}}Q\boldsymbol{E}+\boldsymbol{E}^{\mathrm{T}}P\boldsymbol{B}_m\varepsilon+\boldsymbol{E}^{\mathrm{T}}P\boldsymbol{B}_mH-\boldsymbol{E}^{\mathrm{T}}P\boldsymbol{B}_mU_s+\frac{1}{\lambda}\tilde{\delta}\dot{\tilde{\delta}}+\frac{1}{\beta}\tilde{\phi}\dot{\tilde{\phi}}\le-\frac{1}{2}\boldsymbol{E}^{\mathrm{T}}Q\boldsymbol{E}+\left|\boldsymbol{E}^{\mathrm{T}}P\boldsymbol{B}_m\right|(|\varepsilon|-\delta)+\boldsymbol{E}^{\mathrm{T}}P\boldsymbol{B}_m\left|(|H|-\phi)\le-\frac{1}{2}\boldsymbol{E}^{\mathrm{T}}Q\boldsymbol{E}\le0。\quad(35)$$

由于$\dot{V}_a(t)\le0$，$\dot{V}_a(t)$是负半定（即$\dot{V}_a(t)\le V_a(0)$，这就意味着$\boldsymbol{E}$、$(\Theta^*-\Theta)$、$\hat{\delta}$和$\hat{\phi}$使用等式（32）都是受约束的，令函数$\psi(t)=-\dot{V}_a(t)=\boldsymbol{E}^{\mathrm{T}}Q\boldsymbol{E}/2$，$\phi(t)$相对于时间积分有：$\int_0^t\psi(\zeta)\mathrm{d}\zeta=V_a(0)-V_a(t)$。（36）

因为$V_a(0)$是约束的，而$V_a(t)$是非增加和受约束的，那么，$\lim\limits_{t\to\infty}\int_0^t\psi(\zeta)\mathrm{d}\zeta<\infty$。（37）

ψ相对时间微分为：$\dot{\psi}=\boldsymbol{E}^{\mathrm{T}}Q\dot{\boldsymbol{E}}$。（38）

由于在式(27)的RHS上所有变量都是受约束的，这就意味着$\dot{\boldsymbol{E}}$也是受约束的，那么$\psi(t)$是均匀连续的，通过Barbalat' s定理[5,6]，可得$\lim\limits_{t\to\infty}\psi(t)=0$。因此，当$t\to\infty$时有$\boldsymbol{E}(t)\to0$，这表明混合控制系统是渐近稳定的。根据$\boldsymbol{E}(t)$=0，系统的跟踪$\boldsymbol{e}$将收敛到零；另一方面，保证跟踪误差收敛到零，并不意味着δ和ϕ的估计值收敛到他们的实数值，不变的激励条件应满足估计值收敛到它的理论值。

应用基于提出的在线参数训练方法，RNN自适应混合控制系统的有效性，可通过以下仿真结果论证。

矢量控制PMLSM驱动的计算机控制系统，采用具有15 kHz开关频率的智能功率模块(IPM)开关元件作为PWMVSI的电流控制，多通道的D/A、A/D、PIO编程数字滤波器和4倍频电路，从而增加位置反馈的精度。使用AD2S100AC矢量处理器实现了坐标变换，从而减轻了CPU计算负荷，且增加了三相命令电流的精度，使用具有高的电流控制频宽的模拟电路来实现三相电流控制，从而达到高速和高精度要求。

固定δ = 0.25，ϕ =0.5实现了对最小近似误差和泰勒高阶项的约束，给出了以下的混合控制系统：

$$\boldsymbol{P}=\begin{bmatrix}1&0\\0&1\end{bmatrix},\ \gamma=0.5,\ \lambda=0.04,\ \beta=0.08。\quad(39)$$

在神经网络控制器中，在输入、隐层和输出层分别用2个、20个和1个神经元，大大改善了RNN的控制性能，由式(39)的参数实现了自适应混合控制系统，然后在矢量控制PMLSM驱动的计算机控制系统上进行实验，通过仿真和实验达到最好的瞬态控制性能和控制的稳定性。

4 系统仿真和实验

为了研究包含有参数变化和外面干扰的控制系统的有效性，对系统在以下条件下进行仿真：

$H_P(S)=\dfrac{1}{0.125\,4S+5.298\,2}$，（$M=\bar{M}$），$F_e$=10N，$t$=1 s。

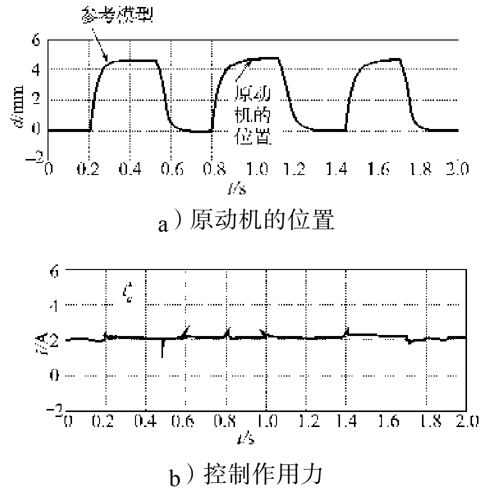
仿真是采用Matlab软件实现的，系统具有上升时间0.1 s以下的二阶系统传递函数，在周期性阶跃命令作用下，选择的参考模型为：

$$\frac{\omega_n^2}{S^2+2\xi\omega_nS+\omega_n^2}=\frac{1\,512.43}{S^2+77.8S+1\,512.43}。$$

上式中，ξ是衰减比例（置于临界衰减之一），ω_n是无衰减的自然频率。控制的目标是控制原动机周期性地移动5 mm，当命令是正弦参考轨迹时，参考模型是置于1和控制目标是控制原动机周期性地移动±5 mm。

4.1 仿真结果

图3所示的自适应混合控制系统，在与混合控制系统同样的仿真条件下，采用周期性阶跃命令和周期正弦命令下进行自适应混合控制系统的仿真，其结果见图4和图5。

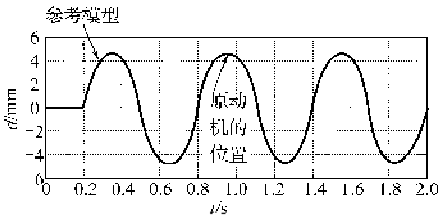


a）原动机的位置

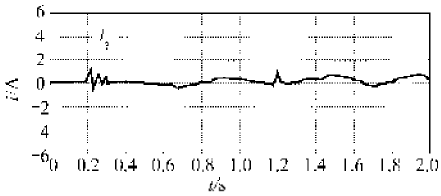
b）控制作用力

图4 由阶跃脉冲产生的自适应混合控制系统的仿真结果
Fig. 4 Simulated results of adaptive hybrid control system due to periodic step command

从仿真结果来看，自适应混合控制系统完全跟踪响应和鲁棒控制特征，此外，由于上限约束（即最小近似误差和泰勒高阶项）在线调节，从而使得自适应混合控制系统的颤动现象大大降低，原有的系统在第一周期的退化响应就是机械在线调节的结果。所给出神经网络训练样本是通过离线学习来获取的。



a）原动机的位置



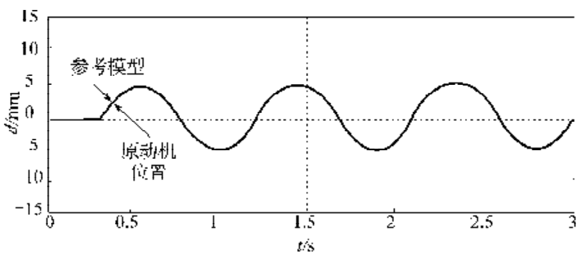
b）控制作用力

图 5　使用正弦信号命令自适应混合控制系统的仿真结果

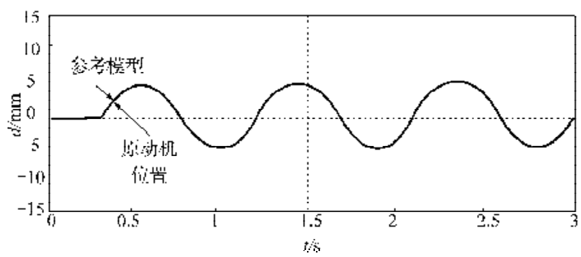
Fig. 5　Simulated results of adaptive hybrid control system due to sinusoidal command

4.2　实验结果

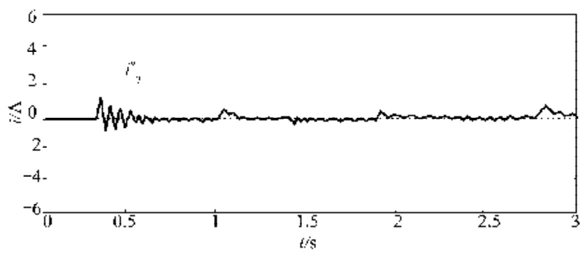
实验条件通常和参数变化系统输入周期正弦信号情况，结果见图 6，通常情况和参数变化情况，原动机位置响应示于图 6 中的 a）和 b），关的控制力示于图 6 种的 c）和 d）。图 6 中的控制力已不存在颤动现象，在参数变化情况下，自适应混合控制系统的鲁棒性能是明显的，可是由于补偿器的自适应机构，PMLSM 的精确跟踪控制性能在第一周期后就能获得。从实验结果来看，提出的自适应混合控制系统的控制性能，比跟踪周期命令的混合控制系统更好。



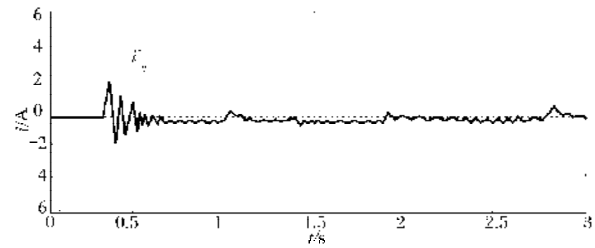
a）通常情况下原动机的位置



b）参数变化情况下原动机的位置



c）通常情况下控制作用力



d）在参数变化情况下控制作用力

图 6　当输入正弦信号自适应混合控制系统的实验结果

Fig. 6　Experimental of adaptive hybrid control system dueto periodic sinu soidal command

5　结语

在自适应混合控制系统中，RNN 控制器是用于模仿完全控制规律的跟踪控制器，而补偿控制器是用于保证混合控制系统的渐近稳定性的。此外，所有的 RNN 参数自适应规律都是使用李雅普诺夫稳定性定理和反向比例方法得到的。为了减轻对于最小近似误差和泰勒高阶项的要求，研究了一个自适应算法来估计最小近似误差和泰勒高阶项的约束，从仿真和实验结果来看，提出的自适应混合控制系统能有利于在控制周期运动的恶劣的工作条件下跟踪响应。

参考文献：

[1] LIN F J，LIN C H，HONG C M. Robust control of linear synchronous motor servodrive using disturbance observer and recurrent neural networks[J]. IEEE-Trans Neural Netw.，1999，10 (2)：340-355.

[2] FARRELL J A. Stability and approximator convergence in nonparametric nonlinear adaptive control[J]. IEEE Trans Neural Netw.，1998，9(5)：1008-1020.

[3] FABRI S，KADIRKAMANATHAN V. Dynamic structure neural networks for stable adaptive control of nonlinear systems[J]. IEEE Trans. Neural Netw.，1996，7(5)：1151-1167.

[4] 陈兴国，钟定铭，王　力，等. 自适应模糊滑模控制裹包机 PMSM 交流伺服系统[J]. 包装工程，2005 (6)：58-60.

[5] 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，2000：488-572.

[6] TZARESTAS S G，ATHANASSIO V C. FXexible Petri nets for intelligent robot cell modeling[J]. Comput Decis Sci.，1995，20(3)：239-252.

[7] BOLDE A I，NASAR S A. Linear electric actuators and generators[M]. London：Cambridge University Press，1997.

[8] VAS P. Vector control of AC machines[M]. New York：Oxford University Press，1990.

[9] LEONHARD W. Control of electrical drive[M]. Berlin：Springer，1996.

（责任编辑：廖友媛）