

文章编号: 1001-0920(2007)10-1134-05

# 对迟滞三明治系统基于 Duhem 算子的自适应控制

赵新龙<sup>1</sup>, 谭永红<sup>2</sup>, 赵彤<sup>3</sup>

(1. 上海交通大学 自动化系, 上海 200030; 2. 桂林电子科技大学 智能系统与工业控制研究室, 广西 桂林 541004; 3. 青岛科技大学 自动化系, 山东 青岛 266042)

**摘要:** 对具有迟滞非线性的三明治系统, 设计了基于 Duhem 算子的神经网络自适应控制器. 首先对前端动态子系统进行近似补偿; 然后用 Duhem 算子描述所提出的迟滞状态, 用神经网络逼近迟滞状态与迟滞输出的关系, 实现对迟滞非线性的建模. 基于该迟滞模型并采用伪控制技术设计神经网络自适应控制器, 通过 Lyapunov 方法证明了系统的稳定性, 并推导出神经网络的权值自适应调整律和控制律. 最后通过仿真验证了该方案的有效性.

**关键词:** 迟滞; 三明治系统; Duhem 算子; 神经网络; 自适应控制

**中图分类号:** TP301 **文献标识码:** A

## Adaptive control of nonlinear system with sandwiched hysteresis using Duhem operator

ZH AO Xinlong<sup>1</sup>, T AN Yongzhong<sup>2</sup>, ZH AO Tong<sup>3</sup>

(1. Department of Automation, Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200030, China; 2. Laboratory of Intelligent Systems and Control Engineering, Guilin University of Electronic Technology, Guilin 541004, China; 3. Department of Automation, Qingdao University of Science and Technology, Qingdao 266042, China. Correspondent: ZH AO Xinlong, E-mail: zhaoxinlong@sjtu.edu.cn)

**Abstract:** A neural adaptive controller based on Duhem operator is presented for sandwich system with hysteresis. The first dynamic block of sandwich system is compensated approximately. Then a hysteretic state is proposed and described by using Duhem operator. The hysteresis model is derived by using the neural networks and the Duhem operator. Based on the hysteresis model, a neural adaptive controller is developed from the pseudocontrol method. The control law and adaptive law are derived from Lyapunov stability theorem, so that the ultimate boundedness of the closed-loop system is guaranteed. Finally, simulation results show the effectiveness of the proposed scheme.

**Key words:** Hysteresis; Sandwich system; Duhem operator; Neural networks; Adaptive control

### 1 引言

三明治系统是指非平滑的非线性夹在两个动态子系统之间的一类系统. 这里非平滑的非线性包括死区、间隙、迟滞等. 许多实际系统都具有三明治结构<sup>[1]</sup>. Gang Tao 和 Avinash Taware 从 20 世纪 90 年代末开始研究三明治系统的控制问题, 对具有死区的三明治系统提出了混合控制方案<sup>[1]</sup>. Gang Tao 还运用最优控制实现了对具有间隙的三明治系统的控制<sup>[2]</sup>. 他们研究的三明治系统所夹的非平滑的非线性主要是死区和间隙. 目前对具有迟滞非线性的三明治系统的控制还未见报道.

死区是静态的, 间隙可看成是一类只有主环的

简单的迟滞, 而迟滞是动态和不可微的, 它比死区和间隙更加复杂. 其复杂性主要表现在: 1) 多映射性, 即迟滞非线性在相同的输入下可能产生不同的输出, 或在相同的输出下可有不同的输入; 2) 记忆性, 即迟滞非线性的输出不仅与当前的输入有关, 而且与输入信号的历史值有关. 在一些高精度的控制中, 迟滞特性会使系统产生振动, 降低系统的控制精度, 甚至导致系统不稳定<sup>[3]</sup>. 正是由于三明治系统特殊的结构))) 前端动态子系统, 限制了它对迟滞非线性的补偿. 加上迟滞所具有的特性, 使得传统的控制方案不再适用.

本文针对三明治系统的特点, 采用一个神经网络

收稿日期: 2006-06-25; 修回日期: 2006-09-15.

基金项目: 国家自然科学基金项目(60572055, 50265001).

作者简介: 赵新龙(1977), 男, 山东海阳人, 博士生, 从事智能控制、系统建模的研究; 谭永红(1958), 男(壮族), 广西桂林人, 教授, 博士生导师, 从事智能控制、故障诊断等研究.

络逆系统来补偿前端动态子系统的影响, 将三明治系统转换成一个前端串有迟滞环节的一般非线性系统. 考虑到实际工程中迟滞环节的输出一般不可直接测量, 首先提出迟滞状态的概念, 用 Duhem 模型来描述迟滞状态, 用神经网络来逼近迟滞状态与迟滞输出的关系, 从而实现对迟滞非线性的辨识; 然后根据这个辨识结果, 采用伪控制技术来设计神经网络自适应控制器, 避免了构造迟滞逆模型的复杂过程; 最后利用 Lyapunov 方法证明了系统的稳定性, 并推导出神经网络权值自适应调整律和控制律.

本文的创新点在于: 1) 构造了神经网络逆系统, 将特殊的迟滞三明治系统转化成一般的迟滞非线性系统; 2) 提出了迟滞状态的概念, 并用 Duhem 模型来描述迟滞状态, 从而实现了对迟滞非线性的辨识. 采用伪控制技术来设计神经网络自适应控制器, 避免了构造迟滞逆模型的复杂过程.

## 2 三明治系统的描述与转化

三明治系统的结构如图 1 所示.

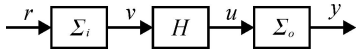


图 1 三明治系统的结构

图 1 中 3 个动态模块描述如下:

$$2_i: f_i[v^{(n)}, \dots, v^{(1)}, v; r^{(m)}, \dots, r^{(1)}, r] = 0. \quad (1)$$

其中:  $r$  是输入,  $v$  是输出,  $v^{(n)}$  是  $v$  的  $n$  阶微分,  $r^{(m)}$  是  $r$  的  $m$  阶微分,  $m$  和  $n$  ( $m \leq n$ ) 分别是输入和输出的阶次.

$$H: u = H(v), \quad (2)$$

其中  $H$  表示迟滞非线性.

$$2_o: \begin{cases} \hat{x}_1 = x_2, \hat{x}_2 = x_3, \dots, \\ \hat{x}_{n-1} = x_n, \hat{x}_n = f_o(x) + g_o(x)u, \end{cases} \quad (3)$$

$$y = x_1. \quad (4)$$

其中:  $x = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$  是系统状态,  $u$  是输入,  $y$  是输出,  $f_o(x)$  和  $g_o(x)$  是非线性函数.

假设  $f_i$  可逆, 输入、输出及各阶导数均已知, 则可利用神经网络得到  $2_i$  的单位逆系统  $2_i^{-1}$ , 使得  $2_i^{-1} 2_i \approx 1$ . 构建神经网络逆系统的方法同文献[4]. 将  $2_i^{-1}$  与  $2_i$  串联便可近似补偿  $2_i$  对整个系统的影响, 把三明治系统转化成一般的迟滞非线性系统. 考虑到不能精确地补偿系统  $2_i$  的影响, 即  $2_i^{-1} 2_i = 1 + \phi$ ,  $\phi$  表示有界误差. 于是三明治系统可以写成如下形式:

$$H: u = H(v), \quad (5)$$

其中  $H$  表示迟滞非线性.

$$2_o: \begin{cases} \hat{x}_1 = x_2, \hat{x}_2 = x_3, \dots, \\ \hat{x}_{n-1} = x_n, \hat{x}_n = f_o(x) + g_o(x)u + N \end{cases} \quad (6)$$

$$y = x_1. \quad (7)$$

其中:  $N$  表示  $\phi$  导致的误差,  $|N| \leq N$ , 且  $N > 0$ ;  $x, u, y, f_o(x), g_o(x)$  的意义同上.

## 3 伪控制

期望输出、期望状态及跟踪误差分别表示为  $y_d(t), x_d = [y_d, \hat{y}_d, \dots, y_d^{(n-1)}]^T, e = x - x_d$ . 控制目标是设计一个控制信号  $v(t)$ , 使得  $\lim_{t \rightarrow \infty} y(t) = y_d(t)$ .

由于  $u$  为迟滞的输出, 它不仅与当前的输入  $v$  有关, 而且与  $v$  的历史值有关, 是未知的. 为此, 引入一个可逆近似函数  $f(x, v)$ , 对方程  $\dot{\hat{x}}_n = f_o(x) + g_o(x)u + N$  的右端加减  $f(x, v)$ , 可得到

$$\begin{aligned} \dot{\hat{x}}_n &= \\ D &+ f_o(x) + g_o(x)u - f(x, v) + N = \\ D &+ f(x, v, u) + N \end{aligned} \quad (8)$$

其中

$$\begin{aligned} f(x, v, u) &= f_o(x) + g_o(x)u - f(x, v), \\ D &= f(x, v) \text{ 为伪控制信号}^{[5,21]}. \end{aligned}$$

记  $F(x, u) = f_o(x) + g_o(x)u, f(x, v)$  对于输入  $v$  是可逆的, 并且满足

$$\begin{cases} \operatorname{sgn} \frac{5F}{5u} \frac{5u}{5v} = \operatorname{sgn} \frac{5f}{5v}, \\ \left| \frac{5f}{5v} \right| > \frac{1}{2} \left| \frac{5F}{5u} \frac{5u}{5v} \right| > 0. \end{cases} \quad (9)$$

伪控制信号  $D$  设计为

$$D = -Ke - D_d + y_d^{(n)}. \quad (10)$$

其中:  $K = [k_1, k_2, \dots, k_n]$  为增益向量, 其元素取为 Hurwitz 多项式的系数;  $D_d$  用来抵消系统误差  $f(x, v, u)$ .

由  $f(x, v, u)$  的表达式及式(10)可知,  $f(x, v, u)$  通过  $D$  与  $D_d$  相关, 而  $D_d$  用来抵消  $f(x, v, u)$ . 因此要求  $v_{ad} |y f$  是一个压缩映射. 文献[5, 6] 已证明, 当  $f(x, v)$  满足式(9)时假设成立.

由于径向基神经网络(RBF NN)能以任意精度逼近紧空间上的连续函数,  $f(x, v, u)$  可表示为

$$f(x, v, u) = W^T \psi(x_m) + E \quad (11)$$

其中:  $E$  是估计误差, 且  $|E| \leq \epsilon$ ,  $\epsilon > 0$ ;  $W$  为权值;  $\psi(\#)$  是激励函数, 取为高斯函数, 即  $\psi(x) = \exp(-x - H^2/2R^2)$ , 式中  $H$  和  $R$  分别是高斯函数的中心点和宽度.

假设 1 权值  $W$  有界且满足  $\|W\| \leq W_p$ , 其中  $W_p > 0$ .

$D_d$  设计为 RBF NN 的输出, 即

$$D_d = W^T \psi(x_m), \quad (12)$$

其中  $W$  为  $W$  的估计值.

在用 RBF NN 抵消  $f(x, v, u)$  时,  $f(x, v, u)$  中的  $u$  为迟滞输出, 一般是不可测量的. 由于迟滞的多映射性, 使得  $u$  不能由某个迟滞输入  $v$  唯一确定. 这

样就无法确定神经网络的输入  $x_m$ , 从而影响控制器的设计, 因此需要对迟滞非线性进行建模.

在现有的迟滞建模中, Preisach 模型<sup>[8,9]</sup> 是应用最广泛的一种模型, 它适应范围广, 原理简单, 数学表达方便, 但实现形式比较复杂, 且难以适应环境参数的变化. 同时, 迟滞的多映射性和记忆性使得不能直接采用神经网络对其进行逼近<sup>[10]</sup>. 为此, 本文提出用 Duhem 模型来描述迟滞状态, 用神经网络来逼近迟滞状态和迟滞输出的关系, 以实现迟滞非线性的辨识.

### 4 基于 Duhem 算子的迟滞辨识

本文基于迟滞状态的思想来看待迟滞非线性. 迟滞非线性作为一个系统, 存在与其特性类似的迟滞状态, 迟滞状态的特性决定了迟滞非线性系统的特性. 本文对迟滞状态的特性用 Duhem 模型进行描述.

Duhem 模型<sup>[11]</sup> 认为, 仅当迟滞输入改变方向时, 其输出特性才发生改变. 则有

$$\frac{dw}{dt} = A_1 \frac{dv}{dt} [f(v) - w] + \frac{dv}{dt} g(v). \quad (13)$$

其中:  $A$  是常数;  $f$  和  $g$  的定义如下:

1)  $f(\#)$  是分段光滑、单调递增奇函数, 并且  $\lim_{v \rightarrow -\infty} \hat{f}(v)$  是有限的;

2)  $g(\#)$  是分段连续的偶函数, 并且  $\lim_{v \rightarrow -\infty} g(v) = \lim_{v \rightarrow +\infty} \hat{f}(v)$ ;

3) 对于所有的  $v > 0$ , 当输入  $v$  连续并且分段单调时, 有  $\hat{f}(v) > g(v) > Ae^{A \int_0^1} | \hat{f}(F) - g(F) | @ e^{-A} dF$  成立; 对于初值  $v_0, w(v_0) = w_0$ . Duhem 模型的输出可表达为

$$w = f(v) + [w_0 - f(v_0)] e^{-A \int_{v_0}^v \text{sgn} \hat{v}} + e^{-A \int_{v_0}^v \text{sgn} \hat{v}} \int_{v_0}^v [g(G) - \hat{f}(G)] e^{A \int_{v_0}^G \text{sgn} \hat{v}} dG \quad (14)$$

适当调整 Duhem 模型的参数  $A f(\#)$  和  $g(\#)$ , Duhem 模型能够描述迟滞非线性的动态特性, 其输出  $w$  可作为迟滞非线性系统的状态. 这样便将迟滞非线性系统分成两部分: 一部分是具有迟滞特性的状态方程; 另一部分是无迟滞特性的输出方程.

通过引入迟滞状态  $w$ , 迟滞非线性的状态空间表达式为

$$\begin{cases} \dot{\hat{w}} = A | \hat{w} | [f(v) - w] + \hat{w} g(v), \\ y = \gamma(w, v). \end{cases} \quad (15)$$

根据式(14), 式(15) 可写成

$$\begin{cases} w = f(v) + [w_0 - f(v_0)] e^{-A \int_{v_0}^v \text{sgn} \hat{v}} + e^{-A \int_{v_0}^v \text{sgn} \hat{v}} \int_{v_0}^v [g(G) - \hat{f}(G)] e^{A \int_{v_0}^G \text{sgn} \hat{v}} dG \\ v = \gamma(w, v). \end{cases} \quad (16)$$

用  $5_d$  表示 Duhem 模型的输入输出关系, 则式(16) 可写成

$$w = 5_d(v), y = \gamma(w, v). \quad (17)$$

其中:  $v$  是迟滞输入,  $y$  是迟滞输出,  $5_d$  表示 Duhem 算子,  $w$  是 Duhem 算子的输出,  $\gamma$  表示迟滞非线性的输出映射.

引入迟滞状态后, 其转化关系的结构可以直观地如图 2 所示.

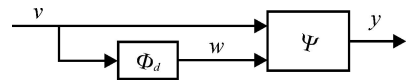


图 2 迟滞非线性引入状态后的映射关系

对于  $T = [t_0, \infty) \subset \mathbb{R}$ , 定义  $V = \{v | T \rightarrow \mathbb{R}\}$ ,  $W_d = \{w | T \rightarrow \mathbb{R}\}$  为神经网络输入的集合. 显然, 对于任意的  $t_i \in T, v(t_i) \in \mathbb{R}, w(t_i) \in \mathbb{R}$ , 所以输入集  $\mathcal{S} = \{(v(t_i), w(t_i)) | v(t_i) \in V, w(t_i) \in W_d\}$  是有界闭集即紧集. 由神经网络的有关理论可知, 多层前馈网络能以任意精度对紧空间的连续函数进行逼近, 因此映射  $\gamma$  可表示为

$$\gamma(v(t), w(t)) = NN(v(t), w(t)) + E \quad (18)$$

其中:  $NN(\#)$  为多层前向神经网络,  $E$  为逼近误差. 对于任意的正数  $\epsilon_k$ , 满足  $|E| \leq \epsilon_k$ .

于是, 基于 Duhem 算子和神经网络, 便可实现对迟滞非线性的辨识.

### 5 控制器设计

根据式(17) 和文献[527], 确定神经网络的输入为

$$x_{nm} = (x^T, v(t), \dots, v(t - md); w(t), \dots, w(t - md)),$$

其中:  $d > 0$  是时间延迟,  $m \in \mathbb{N}$ .

根据式(10) ~ (12), 式(8) 可写成

$$\begin{aligned} \dot{\hat{x}}_n &= D^+ f(x, v, u) + F = \\ &= Ke - W^T \mathcal{S}(x_m) + y^{(n)} + \\ &= W^T \mathcal{S}(x_m) + E + F. \end{aligned} \quad (19)$$

整个系统的动态方程为

$$\begin{cases} \dot{\hat{w}} = Ae + b(W^T \mathcal{S}(x_m) - \\ W^T \mathcal{S}(x_m) + E + N). \end{cases} \quad (20)$$

其中

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 1 & \dots & 0 \\ s & s & w & s \\ 0 & 0 & \dots & 1 \\ -k_1 & -k_2 & \dots & -k_n \end{bmatrix}, \quad b = [0 \ 0 \ \dots \ 1]^T.$$

由  $K$  的定义知,  $A$  是渐近稳定的矩阵, 对于任

意正定对称矩阵 Q, 存在唯一的正定对称矩阵 P, 使得

$$A^T P + AP = -Q. \tag{21}$$

定理 1 对于控制对象(5)~(7), 采用如下控制律和自适应律:

$$v = f^{-1}(x, D), \tag{22}$$

$$D = -Ke - W^T 5(x_{nn}) + y_d^{(n)}, \tag{23}$$

$$\hat{W} = F5e^T Pb - Fk_0 W. \tag{24}$$

其中:  $F = F^T > 0, k_0 > 0$ . 则系统中所有信号是有界的.

证明 定义 Lyapunov 函数

$$L = e^T Pe + W^T F^{-1} W, \tag{25}$$

其中  $W = W - \hat{W}$ . 对式(25) 求导并结合式(20) 和(21) 可得

$$\dot{L} = -e^T Qe + 2e^T Pb(W^T 5 - W^T 5 + E + N + 2W^T F^{-1} W). \tag{26}$$

根据  $\hat{W} = -\frac{c+Pb}{K_{\min}(Q)} + \frac{c+Pb}{K_{\min}(Q)}$ , 代入式(24) 得

$$\begin{aligned} \dot{L} = & -e^T Qe + 2e^T Pb(W^T 5 - W^T 5 + \\ & E + N - 2W^T F^{-1}(F5e^T Pb - Fk_0 W)) = \\ & -e^T Qe + 2e^T Pb(W^T 5 - W^T 5 + \\ & E + N - 2W^T 5e^T Pb + 2W^T k_0 W) = \\ & -e^T Qe + 2e^T Pb(E + N + 2W^T k_0 W). \end{aligned} \tag{27}$$

根据  $|E + N| \leq |E| + |N| < c$  和  $W^T W \leq |W_p| + |W| + |W|^2$ , 式(27) 可写成

$$\begin{aligned} \dot{L} \leq & -e^T Qe + 2c + Pb + |e| + \\ & 2k_0(|W_p| + |W| + |W|^2) [ \\ & -K_{\min}(Q) + |e|^2 + 2c + Pb + |e| + \\ & 2k_0(|W_p| + |W| + |W|^2)]. \end{aligned} \tag{28}$$

其中  $K_{\min}(Q)$  为 Q 的最小特征值. 式(28) 可写成如下形式:

$$\begin{aligned} \dot{L} \leq & -K_{\min}(Q)(|e| + \frac{c+Pb}{K_{\min}(Q)})^2 - \\ & 2k_0(|W_p| + |W| + \frac{W_p^2}{2})^2 + \frac{(c+Pb)^2}{K_{\min}(Q)} + \frac{k_0 W_p^2}{2}. \end{aligned} \tag{29}$$

定义如下常数:

$$C = \frac{(c+Pb)^2}{K_{\min}(Q)} + \frac{k_0 W_p^2}{2},$$

$$L_0 = \frac{c+Pb}{K_{\min}(Q)}, L_1 = \frac{W_p}{2}.$$

则当  $|e| > L_0 + \sqrt{\frac{C}{K_{\min}(Q)}}$  或  $|W| > L_1 + \sqrt{\frac{C}{2k_0}}$  时,  $\dot{L} < 0$ , 所以 e 和 W 有界. 根据假设 1, W 有界, 则闭环系统中的所有信号是有界的. t

### 6 仿真研究

考虑如下三明治系统:

2i: 前端非线性动态子系统

$$\begin{aligned} \dot{v} = & -0.2(\sin v - \cos v) - \frac{v}{1+v^2} + \\ & (0.4\sin v \cos v^2 + 0.8)r, \\ v(0) = & 0. \end{aligned}$$

H: 迟滞非线性: 这里迟滞由  $N = 50$  个 Backlash 相加得到, 即

$$\begin{aligned} u = H[v(t)] = & \sum_{i=1}^N u_i; \\ \hat{u}_i = & \begin{cases} \hat{v}(t), \hat{v}(t) > 0, u_i(t) = v(t) - d_i/2; \\ \hat{v}(t), \hat{v}(t) < 0, u_i(t) = v(t) + d_i/2; \\ 0, \text{其他}. \end{cases} \end{aligned}$$

其中  $d_i$  均匀分布在  $[0.02, 1]$  之间, 所有 Backlash 的初值均为 0.

2o: 末端非线性动态子系统

$$\begin{aligned} \dot{\hat{x}}_1 = & x_2, \\ \dot{\hat{x}}_2 = & (1 - x_1^2)x_2 - x_1 + u, \\ y = & x_1. \end{aligned}$$

系统的期望输出信号为

$$y_d(t) = e^{-0.1t}[\sin 2t - \sin t].$$

利用 BP 网络得到 2i 的逆系统, 系统 2i 通过输入  $r(t) = \sin 2t + \cos t$ , 得到 500 组训练样本  $\{r, (v, \hat{v})\}$ . 利用这些样本可以训练 BP 网络, 得到逆系统  $2i^{-1}$ . BP 网络含有 2 个输入神经元, 10 个隐层神经元和 1 个输出神经元. 隐层神经元采用 Sigmoidal 函数, 输出神经元采用线性函数, 神经网络的输入为  $(v, \hat{v})$ . 采用 Powell-Beale 算法训练神经网络.

Duhem 模型中的参数选择为:  $A = 1.2, f(v) = 3v, g(v) = 1.8$ . 用于逼近误差的神经网络采用径向基网络, 它有 6 个输入神经元, 10 个隐层神经元, 1 个输出神经元. 隐层神经元高斯函数的中心点  $H = 0$ , 宽度  $R = \sqrt{10}$ . 其他参数选择为:  $F = 5I$  ( $I$  为单位阵),  $k_0 = 0.005, K = [50, 10], P = \begin{bmatrix} 20 & 1 \\ 1 & 1 \end{bmatrix}$ ,  $f(x, v) = v, d = 0.3, m = 1$ .

为了与基于神经网络的自适应控制器进行比较, 设计了如下 PID 控制器:

$$v(t) = -4e_1 - \int_0^t e_1 dt - e_2.$$

其中:  $e_1 = y - y_d, e_2 = \hat{y} - y_d$ .

三明治系统在神经网络自适应控制器作用下的跟踪效果如图 3 所示. 其中实线是期望输出, 虚线是神经网络自适应控制器作用下的系统输出.

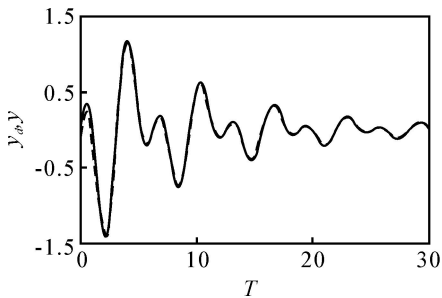


图 3 神经网络自适应控制器作用下的跟踪效果

系统中迟滞非线性的输入输出变化如图 4 所示. 三明治系统在两种控制器作用下的误差比较如图 5 所示. 其中实线是神经网络自适应控制器作用下的跟踪误差, 虚线是 PID 控制器作用下的跟踪误差.

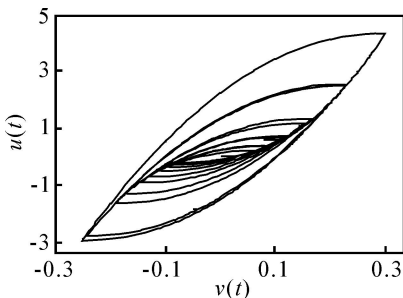


图 4 系统中迟滞非线性的输入输出变化

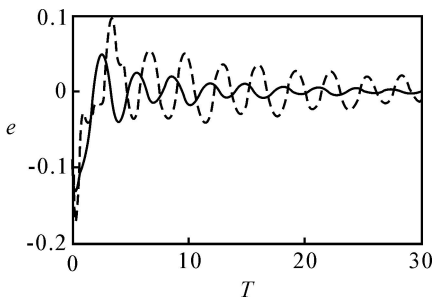


图 5 神经网络自适应控制器和 PID 控制器作用下的误差比较

## 7 结 论

三明治系统特殊的结构以及迟滞非线性的不可微、多映射性和记忆性, 使得传统的控制方案不再适用. 本文通过一个神经网络单位逆系统来补偿三明治系统的前一个动态子系统, 把三明治系统转化成一般的迟滞非线性系统. 提出了迟滞状态的概念, 用 Duhem 模型来描述此迟滞状态, 并用神经网络来逼近迟滞状态与迟滞输出之间的关系, 从而实现迟滞非线性的辨识. 基于迟滞辨识结果并采用伪控制方法设计自适应控制器, 避免了求迟滞逆的复杂过

程. 利用 Lyapunov 方法证明了系统的稳定性, 并推导出神经网络的权值自适应调整律和控制律. 仿真结果验证了该方案的有效性.

## 参考文献(References)

- [1] Avinash Taware, Gang tao. Design and analysis of a hybrid control scheme for sandwich nonsmooth nonlinear systems[J]. IEEE Trans on Automatic Control, 2002, 47(1): 145-150.
- [2] Gang Tao, Xiaoli Ma. Optimal and nonlinear decoupling control of system with sandwiched backlash [J]. Automatica, 2001, 37(2): 165-176.
- [3] Gang Tao, Kolotovic P V. Adaptive control of plants with unknown hysteresis[J]. IEEE Trans on Automatic Control, 1995, 40(2): 200-212.
- [4] Dai X, Liu J, Feng C, et al. Neural network  $n$ th order inverse system method for the control of nonlinear continuous systems [J]. IEE Proc of Control Theory Application, 1998, 145(6): 519-522.
- [5] Hovakimyan N, Nandi F. Adaptive output feedback control of uncertain nonlinear systems using single hidden layer neural networks[J]. IEEE Trans on Neural Networks, 2002, 13(6): 1420-1431.
- [6] Calis A J, Hovakimyan N. Adaptive output feedback control of nonlinear systems using neural networks[J]. Automatica, 2001, 37(8): 1202-1211.
- [7] Chui-tao Li, Yongzhong Tan. Adaptive output feedback control of systems preceded by the Preisach-type hysteresis [J]. IEEE Trans on Systems, Man and Cybernetics ) Part B: Cybernetics, 2005, 35(1): 130-135.
- [8] Mayergoz I D. Mathematical models of hysteresis[M]. New York: Springer-Verlag, 1991.
- [9] Ping Ge, Musa Jouaneh. Generalized preisach model for hysteresis nonlinearity of piezoceramic actuator [J]. Precision Engineering, 1997, 20(2): 99-111.
- [10] Jyhda Wei, Chuen-tsai Sun. Constructing hysteresis memory in neural networks [J]. IEEE Trans on Systems, Man and Cybernetics ) Part B: Cybernetics, 2000, 30(4): 602-609.
- [11] Coleman B D, Hodgdon M L. A constitutive relation for rate independent hysteresis in ferromagnetically soft materials[J]. Int J of Engineering Science, 1986, 24(6): 89-919.