

## 压电陶瓷驱动平台自适应输出 反馈控制

张利军<sup>1,2</sup> 杨立新<sup>3</sup> 郭立东<sup>1</sup> 孙立宁<sup>4</sup>

**摘要** 压电陶瓷驱动平台的精度和动态特性主要取决于所设计的控制器是否可以有效地补偿压电陶瓷固有的迟滞特性。针对这一问题,提出了一种基于神经网络 (Neural network, NN) 的自适应输出反馈控制策略。为了避免压电陶瓷速度测量噪声的影响,采用高增益观测器对压电陶瓷平台的速度状态进行估计;为了克服压电陶瓷的迟滞非线性特征,采用神经网络动态补偿策略;针对神经网络逼近误差和观测器估计误差,控制器设计中增加了鲁棒控制项。最后应用 Lyapunov 稳定性理论证明了所提出的控制器的收敛性问题。仿真实验表明了所提控制方法的有效性。

**关键词** 输出反馈控制, 压电陶瓷驱动平台, 自适应控制, 神经网络

**引用格式** 张利军, 杨立新, 郭立东, 孙立宁. 压电陶瓷驱动平台自适应输出反馈控制. 自动化学报, 2012, 38(9): 1550–1556

**DOI** 10.3724/SP.J.1004.2012.01550

## Adaptive Output Feedback Control for Piezoactuator-driven Stage

ZHANG Li-Jun<sup>1,2</sup> YANG Li-Xin<sup>3</sup> GUO Li-Dong<sup>1</sup>  
SUN Li-Ning<sup>4</sup>

**Abstract** The accuracy and dynamic characteristics of piezoactuator-driven stage mainly depend on whether the controller can effectively compensate the inherent hysteresis of piezoactuator. For this problem, a neural network (NN) based adaptive output feedback control scheme is proposed. In order to avoid the impact of the velocity measurement noise of the piezoactuator, a high-gain observer is used to estimate unmeasured velocity of the system, and a neural network dynamic compensation strategy is proposed. A robust controller is used to compensate the neural network approximation error and the observer estimation error. Finally, the stability analysis is given by Lyapunov stability theory. Simulation results show the effectiveness of the proposed method.

**Key words** Output feedback control, piezoactuator-driven stage, adaptive control, neural network (NN)

**Citation** Zhang Li-Jun, Yang Li-Xin, Guo Li-Dong, Sun Li-Ning. Adaptive output feedback control for piezoactuator-driven stage. *Acta Automatica Sinica*, 2012, 38(9): 1550–1556

收稿日期 2011-04-13 录用日期 2012-04-09  
Manuscript received April 13, 2011; accepted April 9, 2012  
国家自然科学基金 (61174047), 西北工业大学校基础基金 (GCKY1006), 中央高校基本科研业务费专项资金 (HEUCFR1214) 资助  
Supported by National Natural Science Foundation of China (61174047), School Basic Foundation of Northwestern Polytechnical University (GCKY1006), and the Fundamental Research Funds for the Central Universities (HEUCFR1214)

本文责任编辑 刘允刚  
Recommended by Associate Editor LIU Yun-Gang  
1. 哈尔滨工程大学自动化学院 哈尔滨 150001 2. 西北工业大学航海学院 西安 710072 3. 黑龙江科技学院电气与信息工程学院 哈尔滨 150027 4. 哈尔滨工业大学机器人研究所 哈尔滨 150080  
1. College of Automation, Harbin Engineering University, Harbin 150001 2. School of Marine Engineering, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072 3. College of Electrical and Information Engineering, Heilongjiang Institute of Science and Technology, Harbin 150027 4. Robotics Institute, Harbin Institute of Technology, Harbin 150080

随着纳米技术的发展,微电子机械系统 (Micro electro mechanical systems, MEMS) 在生物医疗、航空航天等领域得到了越来越广泛的应用<sup>[1–3]</sup>。由于压电陶瓷具有大驱动力、高定位精度和快速响应能力等特点,因而被广泛地应用于精密加工和微定位系统中,成为目前微位移技术中较理想的驱动元件<sup>[4–6]</sup>。然而压电陶瓷固有的不确定迟滞非线性特性会降低系统的控制精度,甚至会造成系统不稳定。因此,带有迟滞的压电陶瓷驱动平台系统的控制研究具有重要的实际意义。

从控制设计方法上讲,提高压电陶瓷驱动平台控制精度的难点和重点是克服其迟滞特性的影响。目前,迟滞建模、神经网络 (Neural network, NN) 辨识是主要的研究手段,如经典的 Preisach 模型、Prandtl-Ishinskii (PI) 模型和基于神经网络的迟滞模型等<sup>[7–9]</sup>,相应地,基于上述模型也给出一些补偿控制器设计策略<sup>[10–11]</sup>。然而,当系统的非线性结构特征难以刻画时,数学建模就很难真实反映压电陶瓷的动态特征,即使利用量测数据进行神经网络辨识,也难以构建满意的数学模型。为了进一步提高压电陶瓷系统模型的工程适用性,文献 [12] 首次提出用基于质量–弹簧–阻尼系统的传统机械模型来描述压电陶瓷的动态特性的思想。该文献构建了包含特殊非线性项的改进型机械模型,此非线性项用于描述压电陶瓷的迟滞特性,该模型结构清楚,工程适用性强。基于文献 [12],文献 [13] 针对带有一阶迟滞动态模型的压电陶瓷驱动平台,提出了一种基于神经网络的自适应 Backstepping 控制器。该控制器的不足之处是采用了系统的全部状态反馈控制策略,然而在实际操作中,由于测量器件的局限性或外部噪声的影响,往往仅仅要求利用压电陶瓷平台移动的位移信息进行控制设计,即控制器设计不能采取全状态反馈的策略。为此,本文将采用输出反馈控制的设计策略解决上述问题。

本文针对带有一阶迟滞动态模型的压电陶瓷驱动平台系统,基于状态观测器估计和神经网络逼近的思想,提出一种自适应输出反馈控制策略。该控制策略充分考虑了压电陶瓷的非线性迟滞现象和神经网络的估计能力。在该控制策略中,观测器用于估计压电陶瓷驱动系统的不可测状态;神经网络用于估计系统的非线性迟滞特性;另外,为了补偿神经网络逼近误差及观测器估计误差,增加了一项新的控制分量。闭环系统的稳定性通过 Lyapunov 稳定性理论给出了严格的证明。最后,通过一个仿真实验例子验证了本文所提出的控制策略的有效性。

## 1 系统描述

考虑带有一阶迟滞动态模型的压电陶瓷驱动平台系统<sup>[13]</sup>

$$m\ddot{x} + b\dot{x} + kx + d_l = k_e V_a - k_q q \quad (1)$$

$$\dot{q} = k_{q1} \dot{V}_a - k_{q2} |\dot{V}_a| q - k_{q3} \dot{V}_a |q| \quad (2)$$

其中,  $m$ ,  $b$ ,  $k$  和  $x$  分别表示有效质量、粘性摩擦系数、刚度系数和平台的输出位移;  $\dot{V}_a$  为压电陶瓷驱动平台的输入电压;  $q$  为迟滞状态;  $k_{q1}$ ,  $k_{q2}$ ,  $k_{q3}$ ,  $k_e$ ,  $k_q$  表示与压电陶瓷驱动动态运动相关的系数;  $d_l$  为负载扰动。方程 (2) 是表示迟滞现象的数学模型,其动态曲线具有如图 1 所示的迟滞特性。仿真参数为  $m = 0.015 \text{ kg}$ ,  $b = 1 (\text{N} \cdot \text{s})/\text{m}$ ,  $k = 1.5 \times 10^6 \text{ N/m}$ ,  $k_e = 1.152 \text{ N/V}$ ,  $k_q = 0.05$ ,  $k_{q1} = 3.5$ ,  $k_{q2} = 0.6$ ,  $k_{q3} = 0.5$ 。

由方程 (2) 可以看出迟滞状态  $q$  表现出强的非线性特征,而且实际应用中  $k_{q1}$ ,  $k_{q2}$ ,  $k_{q3}$  往往是未知的,这时迟滞现象

就是一个不确定的非线性多值函数, 这大大地增加了控制器设计的难度. 为此, 首先深入分析方程 (2) 的非线性特征.

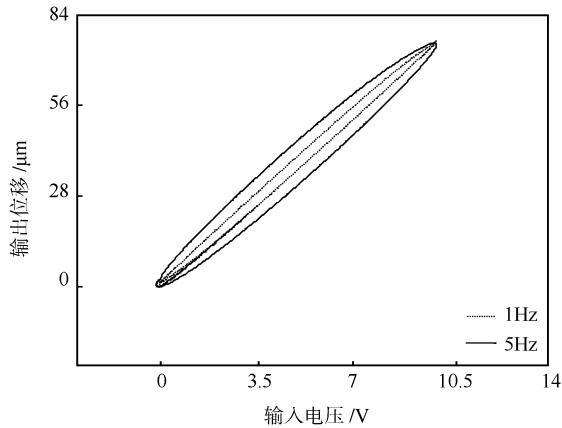


图 1 迟滞响应

Fig. 1 Hysteresis response

下面根据压电陶瓷的输入电压和迟滞状态的变化特点进行讨论.

1) 当  $\dot{V}_a < 0, q < 0$  时,

$$\dot{q} = [k_{q1} + (k_{q2} + k_{q3})q]\dot{V}_a \quad (3)$$

2) 当  $\dot{V}_a < 0, q > 0$  时,

$$\dot{q} = [k_{q1} + (k_{q2} - k_{q3})q]\dot{V}_a \quad (4)$$

3) 当  $\dot{V}_a > 0, q > 0$  时,

$$\dot{q} = [k_{q1} - (k_{q2} + k_{q3})q]\dot{V}_a \quad (5)$$

4) 当  $\dot{V}_a > 0, q < 0$  时,

$$\dot{q} = [k_{q1} - (k_{q2} - k_{q3})q]\dot{V}_a \quad (6)$$

将式 (3)~(6) 两端在区间  $[t_0, t_1]$  上同时取积分可得:

$$\int_{t_0}^{t_1} \frac{dq}{k_{q1} \pm l_1 q} = \int_{t_0}^{t_1} dV_a \quad (7)$$

$$\int_{t_0}^{t_1} \frac{dq}{k_{q1} \pm l_2 q} = \int_{t_0}^{t_1} dV_a$$

其中,  $l_1 = k_{q2} + k_{q3}, l_2 = k_{q2} - k_{q3}, t_0$  表示由式 (3)~(6) 的一种情况切换到另一种情况的瞬时时刻. 由式 (7) 易得:

$$\ln \left| \frac{k_{q1} + lq(t_1)}{k_{q1} + lq(t_0)} \right| = l[V_a(t_1) - V_a(t_0)] \quad (8)$$

$$\ln \left| \frac{k_{q1} - lq(t_1)}{k_{q1} - lq(t_0)} \right| = -l[V_a(t_1) - V_a(t_0)]$$

其中,  $l$  表示  $l_1$  或  $l_2$ . 进一步, 由式 (8) 可得:

$$q(t_1) = \left\{ \left[ \frac{k_{q1}}{l} + q(t_0) \right] \exp[-lV_a(t_0)] \right\} \exp[lV_a(t_1)] - \frac{k_{q1}}{l}$$

$$q(t_1) = \left\{ \left[ -\frac{k_{q1}}{l} - q(t_0) \right] \exp[-lV_a(t_0)] \right\} \exp[lV_a(t_1)] - \frac{k_{q1}}{l}$$

$$q(t_1) = \left\{ \left[ -\frac{k_{q1}}{l} + q(t_0) \right] \exp[lV_a(t_0)] \right\} \exp[-lV_a(t_1)] + \frac{k_{q1}}{l}$$

$$q(t_1) = \left\{ \left[ \frac{k_{q1}}{l} - q(t_0) \right] \exp[lV_a(t_0)] \right\} \exp[-lV_a(t_1)] + \frac{k_{q1}}{l} \quad (9)$$

式 (9) 表明, 对给定的初始值  $l, q(t_0), V_a(t_0)$ , 状态变量  $q(t)$  是与输入电压  $V_a$  有关的指数函数. 为简单起见, 定义

$$g(V_a) = q \quad (10)$$

**注 1.** 上面的分析中我们没有考虑  $V_a(0) = 0$  的情形, 事实上, 我们考虑的是  $\dot{V}_a \neq 0$  的情况, 从式 (2) 明显看出, 即使  $q(0) = 0, \dot{q} \neq 0$ , 式 (9) 仍成立.

将式 (10) 代入式 (1), 可得:

$$m\ddot{x} + b\dot{x} + kx + d_l = k_e V_a - k_q g(V_a) \quad (11)$$

定义状态变量

$$x_1 = x, x_2 = \dot{x}, u = V_a \quad (12)$$

其中,  $x_1, x_2$  分别表示平台的输出位移和速度,  $u$  表示控制输入电压. 由式 (11), 压电陶瓷驱动平台的动态模型可等价地转化为状态空间模型:

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = x_2 \\ \dot{x}_2 = h(x_1, x_2, u) \\ y = x_1 \end{cases} \quad (13)$$

其中,  $h(x_1, x_2, u) = -a_1 x_1 - a_2 x_2 + a_3 u - g_1(u) - d, a_1 = k/m, a_2 = b/m, a_3 = k_e/m, a_4 = k_q/m, d = d_l/m, g_1(u) = a_4 g(u); y$  为输出位移. 由式 (9) 和式 (13) 可知  $h(x_1, x_2, u)$  是关于  $u$  可逆的不确定非线性函数. 即对任意给定的初始值  $\rho, q(t_0), V_a(t_0)$ , 有  $h_u = \frac{\partial h(x_1, x_2, u)}{\partial u} \neq 0$ . 不失一般性, 假设  $h_u > 0$ .

本文的控制目标是在系统状态不可测的条件下, 在已知系统模型及未知扰动作用下, 利用输出信息  $y(t)$  设计输出反馈控制器  $u$ , 使得输出  $y(t)$  精确跟踪期望轨迹  $y_d(t)$ , 且在假设  $\mathbf{x}_d = [y_d, \dot{y}_d, \ddot{y}_d]^T$  有界情况下 (即  $\|\mathbf{x}_d\| \leq c, c > 0$  是常数), 所有闭环系统信号是最终有界的.

## 2 自适应输出反馈控制器设计

由于式 (13) 中的非线性迟滞项中含有控制输入, 因此系统是非仿射的. 本节首先将系统 (13) 转化为一维滤波误差系统, 通过分析一维滤波误差系统来设计控制器, 并应用神经网络来逼近未知迟滞非线性输入.

### 2.1 误差系统及输入输出线性化

如果系统是全状态反馈的, 即系统的所有状态是可测的, 定义

$$\tilde{\mathbf{x}} = [\tilde{x}_1, \tilde{x}_2]^T = [y_d - x_1, \dot{y}_d - x_2]^T$$

定义滤波跟踪误差为

$$e = [\lambda \ 1] \tilde{\mathbf{x}} \quad (14)$$

其中  $\lambda > 0$ . 由式 (14) 可得:

$$\dot{e} = \dot{y}_d - h(x_1, x_2, u) + [0 \ \lambda] \tilde{\mathbf{x}} \quad (15)$$

应用输入输出线性化, 引入可逆的虚拟控制器

$$v = \hat{h}(x_1, x_2, u) = -a_1 x_1 - a_2 x_2 + a_3 u \quad (16)$$

由式 (16) 可知  $\hat{h}_u = \frac{\partial}{\partial u} [\hat{h}(x_1, x_2, u)] = a_3 > 0$ .

将控制器分为四部分

$$v = v_{rm} + v_{dc} - v_{ad} - v_{rb} \quad (17)$$

其中,  $v_{rm} = \dot{y}_d + [0 \ \lambda] \hat{\mathbf{x}}$ ,  $v_{dc}$  是线性控制器, 在不考虑建模误差的情况下用于稳定误差动态,  $v_{ad}$  是自适应神经网络控制器, 用于近似补偿建模误差 (未知迟滞非线性项及负载扰动项),  $v_{rb}$  为鲁棒控制器, 用于补偿神经网络逼近误差 (由于后面要用到观测器, 因此  $v_{rb}$  还要用来补偿观测误差). 由式 (16) 可得:

$$u = \hat{h}^{-1}(x_1, x_2, v) = \frac{1}{a_3}(a_1 x_1 + a_2 x_2 + v) \quad (18)$$

令  $v_{dc} = Ke$ , 其中  $K > 0$  为待设计的控制器增益. 将式 (18) 代入式 (15) 可得:

$$\dot{e} = -Ke + v_{ad} - \Delta(x_1, x_2, u) + v_{rb} \quad (19)$$

其中,  $\Delta := h(x_1, x_2, u) - \hat{h}(x_1, x_2, u) = g_1(u) + d$  是建模误差.  $v_{ad}$  用于近似抵消建模误差  $\Delta$ , 则  $v_{ad} - \Delta$  可表示为

$$v_{ad} - \Delta = -h(x_1, x_2, \hat{h}^{-1}(x_1, x_2, v)) + v_{rm} - v_{rb} + Ke \quad (20)$$

假设存在一个光滑的函数  $v_{ad}^*$  (即理想的自适应控制器) 使得:

$$\begin{aligned} v_{ad}^* - \Delta = & -h(x_1, x_2, \hat{h}^{-1}(x_1, x_2, Ke + v_{rm} - v_{ad}^* - v_{rb})) + \\ & v_{rm} - v_{rb} + Ke = 0 \end{aligned} \quad (21)$$

由式 (20) 减去式 (21), 可得:

$$\begin{aligned} v_{ad} - \Delta = & -h(x_1, x_2, \hat{h}^{-1}(x_1, x_2, Ke + v_{rm} - v_{ad} - v_{rb})) + \\ & h(x_1, x_2, \hat{h}^{-1}(x_1, x_2, Ke + v_{rm} - v_{ad}^* - v_{rb})) = \\ & \left[ \frac{\partial h}{\partial x_1}, \frac{\partial h}{\partial x_2}, \frac{\partial h}{\partial v} \right] \Big|_{(x_1, x_2, \bar{v})} \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ v_{ad} - v_{ad}^* \end{bmatrix} = \\ & h_v(\bar{v})(v_{ad} - v_{ad}^*) \end{aligned} \quad (22)$$

其中

$$\begin{aligned} h_v(\bar{v}) = & \frac{\partial h}{\partial u} \frac{\partial \hat{h}^{-1}}{\partial v} \Big|_{(x_1, x_2, \bar{v})} \\ \bar{v} = & Ke + v_{rm} - \theta v_{ad} - (1 - \theta)v_{ad}^* - v_{rb}, \theta \in [0, 1] \end{aligned}$$

由式 (19) 和式 (22) 可知:

$$\dot{e} = -Ke + v_{rb} + h_v(\bar{v})(v_{ad} - v_{ad}^*) \quad (23)$$

由于在实际系统中只有输出位移  $y$  是可知的, 其他状态未知, 因此首先引入高增益观测器对状态  $x_2$  进行估计, 进而设计输出反馈控制.

### 2.2 高增益观测器

我们设计高增益观测器来估计输出的导数  $x_2$ .

**引理 1**<sup>[14]</sup>. 假设系统输出  $y(t)$  和它的前  $n$  阶导数有界, 即  $y^{(k)} < Y_k$ , 常数  $Y_k > 0$ . 考虑下列系统:

$$\begin{cases} \varepsilon \dot{\pi}_i = \pi_{i+1}, & i = 1, \dots, n-1 \\ \varepsilon \dot{\pi}_n = -\lambda_1 \pi_n - \lambda_2 \pi_{n-1} - \dots - \lambda_{n-1} \pi_2 - \pi_1 + y(t) \end{cases} \quad (24)$$

其中,  $\varepsilon$  是任意小的正常数, 选择  $\lambda_1, \dots, \lambda_{n-1}$  使得  $s^n + \lambda_1 s^{n-1} + \dots + \lambda_{n-1} s + 1$  是 Hurwitz 的. 下列结论成立:

1)  $y^{(k)} - \frac{\pi_{k+1}}{\varepsilon^k} = \varepsilon \psi^{(k+1)}$ ,  $k = 1, \dots, n-1$ . 其中,  $\psi = \pi_n + \lambda_1 \pi_{n-1} + \dots + \lambda_{n-1} \pi_1$ ,  $\psi^{(k)}$  表示  $\psi$  的  $k$  阶导数.

2) 存在正常数  $t^*$  和  $\psi_k$  使得对任意的  $t > t^*$ , 有  $|\psi^{(k)}| \leq \psi_k, k = 2, 3, \dots, n$ .

由状态观测器 (24), 定义

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{x}} &= [x_1, \frac{\pi_2}{\varepsilon}]^T \\ \hat{\dot{\mathbf{x}}} &= \mathbf{x}_d - \hat{\mathbf{x}} = [y_d - x_1, \dot{y}_d - \frac{\pi_2}{\varepsilon}]^T \\ \hat{e} &= [\lambda \ 1] \hat{\mathbf{x}} = e + \varepsilon e_0 \end{aligned} \quad (25)$$

由引理 1 可知  $\ddot{\psi}$  有界, 因此  $e_0$  是有界的. 输出反馈控制器为

$$\hat{v}_{rm} = \dot{y}_d + [0 \ \lambda] \hat{\mathbf{x}} = v_{rm} + \lambda \varepsilon e_0 \quad (26)$$

$$\hat{v}_{dc} = K \hat{e} = Ke + K \varepsilon e_0 \quad (27)$$

由于  $h(x_1, x_2, u)$  是非仿射的 (未知非线性迟滞项中含有控制量  $u$ ), 下面应用神经网络来设计自适应控制器, 近似估计  $v_{ad}^*$ . 控制器 (26) 和 (27) 中只能应用状态的估计值, 因此不可避免地存在由观测误差带来的控制误差, 下面将设计鲁棒控制器来补偿这些控制误差及神经网络逼近误差.

### 2.3 自适应神经网络控制及鲁棒控制

本节主要应用神经网络可以逼近任意非线性函数的特性, 设计神经网络控制器来近似逼近建模误差  $\Delta$  (即  $v_{ad}^*$ ). 进而针对观测器估计误差及神经网络逼近误差设计鲁棒控制器, 具体设计过程在下一节稳定性分析中详细给出.

应用径向基函数神经网络 (Radial basis function neural network, RBFNN)<sup>[13]</sup> 来近似逼近  $v_{ad}^*$ , 即

$$v_{ad}^* = \mathbf{W}^{*T} \boldsymbol{\phi}(\mathbf{z}) + \delta(\mathbf{z}) \quad (28)$$

其中,  $\mathbf{W}^* \in \mathbf{R}^N$  是理想权重向量,  $\boldsymbol{\phi}(\mathbf{z}) \in \mathbf{R}^N$  为基函数向量 ( $S$  型),  $|\delta(\mathbf{z})| \leq \delta^*$  为估计误差, 其中  $\delta^* > 0$  为常数.  $\mathbf{z} = [\mathbf{x}^T, e, v_{rm}, 1]^T$  为理想的神经网络输入向量.  $\Omega_z = \{(\mathbf{x}^T, e, v_{rm}) | \mathbf{x} \in \mathbf{R}^2, \|\mathbf{x}_d\| \leq c\}$  为紧集.

**假设 1.** 在紧集  $\Omega_z$  上, 理想神经网络权重向量  $\mathbf{W}^*$  是有界的, 即  $\|\mathbf{W}^*\| \leq \omega$ . 由式 (28), 设计自适应控制信号  $\hat{v}_{ad}$  为

$$\hat{v}_{ad} := \hat{\mathbf{W}}^T \boldsymbol{\phi}(\hat{\mathbf{z}}), \quad \hat{\mathbf{W}} \in \mathbf{R}^N \quad (29)$$

神经网络权重学习自适应律为

$$\dot{\hat{\mathbf{W}}} = -\Gamma \left[ (\hat{\boldsymbol{\phi}} - \hat{\boldsymbol{\phi}}' \hat{\mathbf{z}}) \hat{e} + \sigma(1 + |\hat{e}|) \hat{\mathbf{W}} \right] \quad (30)$$

其中,  $\Gamma > 0$  是自适应增益,  $\sigma > 0$  为  $\sigma$ -调整因子. 神经网络的实际输入信号为  $\hat{\mathbf{z}} = [\hat{\mathbf{x}}^T, \hat{e}, \hat{v}_{rm}, 1]^T = \mathbf{z} + \varepsilon \mathbf{z}_0$ , 其中  $\mathbf{z}$  为理想的神经网络输入,  $\mathbf{z}_0 = [0^T, \ddot{\psi}, \dot{\psi}, \lambda \dot{\psi}, 0]^T$ . 由引理 1 可知,  $|\ddot{\psi}|$  是有界的,  $\mathbf{z}_0$  有界, 因此  $\Omega_{\hat{\mathbf{z}}}$  是紧集. 神经网络的估计误差为  $\hat{\mathbf{W}}^T \hat{\boldsymbol{\phi}} - \mathbf{W}^* \boldsymbol{\phi}$ , 将  $\boldsymbol{\phi}(\mathbf{z})$  在  $\hat{\mathbf{z}}$  点泰勒展开并整理易得神经网络的估计误差为

$$\hat{\mathbf{W}}^T \hat{\boldsymbol{\phi}} - \mathbf{W}^* \boldsymbol{\phi} = \left[ \hat{\boldsymbol{\phi}}^T - \hat{\mathbf{z}}^T \hat{\boldsymbol{\phi}}'^T \right] \tilde{\mathbf{W}} + \tilde{\mathbf{z}}^T \hat{\boldsymbol{\phi}}'^T \tilde{\mathbf{W}} + d \quad (31)$$

其中

$$\phi = \phi(\mathbf{z}), \hat{\phi} = \hat{\phi}(\hat{\mathbf{z}}), \tilde{\mathbf{W}} = \hat{\mathbf{W}} - \mathbf{W}^*, \tilde{\mathbf{z}} = \hat{\mathbf{z}} - \mathbf{z} = \varepsilon \mathbf{z}_0$$

$$\hat{\phi}^{T'} = \begin{bmatrix} \frac{\partial \phi_1^T}{\partial \hat{z}_1} & \dots & \frac{\partial \phi_N^T}{\partial \hat{z}_1} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial \phi_1^T}{\partial \hat{z}_l} & \dots & \frac{\partial \phi_N^T}{\partial \hat{z}_l} \end{bmatrix}$$

$$d = \mathbf{z}^T \hat{\phi}^{T'} \hat{\mathbf{W}} - \hat{\mathbf{z}}^T \hat{\phi}^{T'} \mathbf{W}^* + \mathbf{W}^{*T} [\hat{\phi} - \phi] \quad (32)$$

由于  $\hat{\phi} - \phi$  有界, 且界为 1 (每个元素均为 1 的列向量), 则  $\mathbf{W}^{*T} [\hat{\phi} - \phi] \leq \omega$ , 则

$$|d| \leq \|\mathbf{z}\| \|\hat{\phi}^{T'} \hat{\mathbf{W}}\| + \|\hat{\mathbf{z}}^T \hat{\phi}^{T'}\| \omega + \omega \quad (33)$$

将式 (26), 式 (27) 代入式 (15) 可得滤波误差系统:

$$\dot{e} = -Ke + v_{rb} - (K + \lambda)\varepsilon e_0 + h_v(\bar{v})[\hat{v}_{ad} - v_{ad}^*] \quad (34)$$

将式 (28), 式 (29) 代入式 (34) 可得:

$$\dot{e} = -Ke + v_{rb} - (K + \lambda)\varepsilon e_0 + h_v(\bar{v})[(\hat{\phi}^T - \hat{\mathbf{z}}^T \hat{\phi}^{T'})\tilde{\mathbf{W}} + \varepsilon \mathbf{z}_0^T \hat{\phi}^{T'} \hat{\mathbf{W}} + d - \delta(\mathbf{z})] \quad (35)$$

设计鲁棒控制器

$$v_{rb} = -\hat{e} \left[ \rho \left( 1 + \|\hat{\mathbf{z}} \hat{\phi}^{T'} \hat{\mathbf{W}}\|^2 + \|\hat{\mathbf{z}}^T \hat{\phi}^{T'}\|^2 + \|\hat{\phi}\|^2 + \|\hat{\phi}^{T'} \hat{\mathbf{W}}\|^2 \right) + k_s (|\hat{v}_{ad}| + 1) \right] \quad (36)$$

其中  $\rho > 0, k_s > 0$  为常数.

**注 2.** 鲁棒控制器用于补偿神经网络估计带来的误差, 如果系统不含有不确定性, 则无需应用神经网络, 也就无需进行鲁棒控制器设计.

为验证神经网络对迟滞响应的逼近能力, 将式 (1) 中迟滞变量用 RBFNN 逼近, 基于神经网络的迟滞响应曲线由图 2 给出. 基于观测器的压电陶瓷驱动平台自适应输出反馈控制总体框图如图 3 所示.

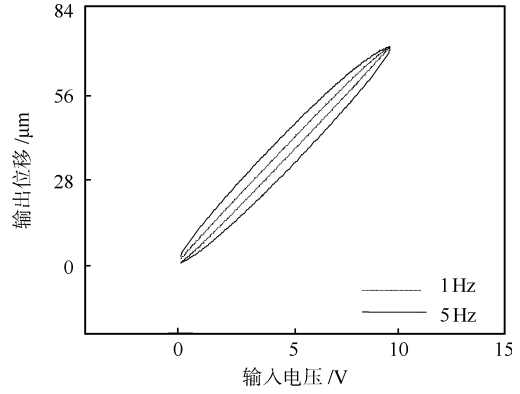


图 2 神经网络逼近迟滞响应  
Fig. 2 Hysteresis response simulated from the NN-based model

由图 1 和图 2 看出, 神经网络可以很好地逼近迟滞响应. 至此输出反馈控制器已经设计完毕, 为了证明闭环系统的稳定性, 下面应用 Lyapunov 稳定性理论进行稳定性分析.

### 3 稳定性分析

考虑下列 Lyapunov 函数:

$$V(e, \tilde{\mathbf{W}}) = \frac{1}{2} [h_v^{-1} e^2 + \tilde{\mathbf{W}}^T \Gamma^{-1} \tilde{\mathbf{W}}] \quad (37)$$

对式 (37) 沿式 (35) 求导可得:

$$\dot{V} = h_v^{-1} e \left\{ -Ke - (K + \lambda)\varepsilon e_0 + h_v(\bar{v})[(\hat{\phi}^T - \hat{\mathbf{z}}^T \hat{\phi}^{T'})\tilde{\mathbf{W}} + \varepsilon \mathbf{z}_0^T \hat{\phi}^{T'} \hat{\mathbf{W}} + d - \delta(\mathbf{z})] \right\} + \tilde{\mathbf{W}}^T \Gamma^{-1} \dot{\tilde{\mathbf{W}}} \quad (38)$$

将式 (30) 代入式 (38) 并应用式 (25), 可得:

$$\dot{V} = -Kh_v^{-1} e^2 - (K + \lambda)h_v^{-1}\varepsilon e_0 e + \varepsilon \mathbf{z}_0^T \hat{\phi}^{T'} \hat{\mathbf{W}} e + e(d - \delta(\mathbf{z})) - \sigma(1 + |\hat{e}|)\tilde{\mathbf{W}}^T \hat{\mathbf{W}} - \tilde{\mathbf{W}}^T (\hat{\phi} - \hat{\phi}')\hat{\mathbf{z}}\varepsilon e_0 + v_{rb} e \quad (39)$$

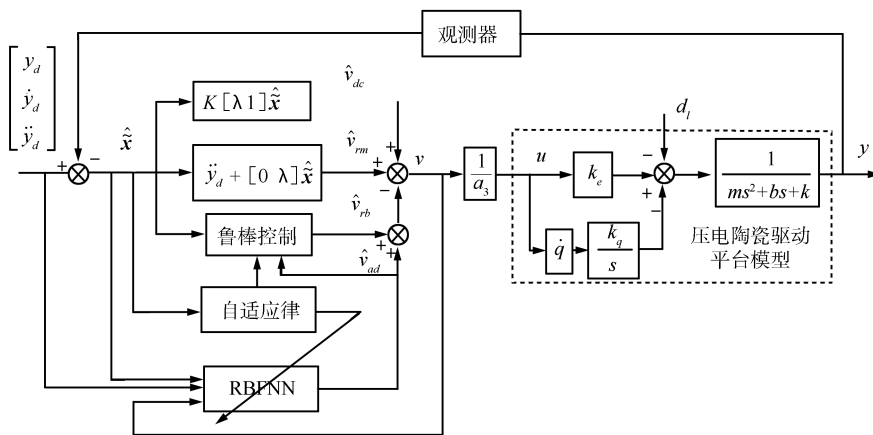


图 3 基于观测器的压电陶瓷驱动平台自适应输出反馈控制框图

Fig. 3 Block diagram of the observer-based adaptive output feedback control for piezoactuator-driven stage

应用  $2\tilde{\mathbf{W}}^T \hat{\mathbf{W}} \geq \|\tilde{\mathbf{W}}\|^2 - \|\mathbf{W}^*\|^2$ ,  $\|\mathbf{W}^*\| \leq \omega$ , 由式 (39)

可得:

$$\begin{aligned} \dot{V} \leq & -Kh_v^{-1}e^2 - \frac{\sigma}{2}(1+|\hat{e}|) \left( \|\tilde{\mathbf{W}}^2\| - \omega^2 \right) + \\ & \varepsilon \left| \mathbf{z}_0^T \hat{\phi}^{T'} \hat{\mathbf{W}} \right| |e| + \varepsilon \|\tilde{\mathbf{W}}\| \left( \|\hat{\phi}\| + \|\hat{\phi}' \hat{\mathbf{z}}\| \right) |e_0| + \\ & \left[ (\|\hat{\mathbf{z}}\| + \varepsilon \|\mathbf{z}_0\|) \|\hat{\phi}^{T'} \hat{\mathbf{W}}\| + |\delta(\mathbf{z})| + \omega + \right. \\ & \left. \|\hat{\mathbf{z}}^T \hat{\phi}^{T'}\| \omega \right] |e| + (K + \lambda)h_v^{-1}\varepsilon|e_0||e| + v_{rb}e \end{aligned} \quad (40)$$

其中由  $\mathbf{z}_0$  的表达式可知  $\|\mathbf{z}_0\| = \sqrt{3\lambda^2}|e_0|$ , 则:

$$\begin{aligned} \dot{V} \leq & -Kh_v^{-1}e^2 - \frac{\sigma}{2}(1+|\hat{e}|) \left( \|\tilde{\mathbf{W}}\|^2 - \omega^2 \right) + v_{rb}e + \\ & \left[ \|\hat{\mathbf{z}}\hat{\phi}^{T'}\hat{\mathbf{W}}\| + \|\hat{\mathbf{z}}^T\hat{\phi}^{T'}\| \omega + \omega + |\delta(\mathbf{z})| \right] |e| + \\ & 2\sqrt{3\lambda^2} \|\hat{\phi}^{T'} \hat{\mathbf{W}}\| \varepsilon |e_0| |e| + (K + \lambda)h_v^{-1}\varepsilon|e_0||e| + \\ & \|\tilde{\mathbf{W}}\| \left( \|\hat{\phi}\| + \|\hat{\phi}' \hat{\mathbf{z}}\| \right) \varepsilon |e_0| \end{aligned} \quad (41)$$

应用下列不等式:

$$\begin{aligned} \varepsilon|e_0| \|\tilde{\mathbf{W}}\| \|\hat{\phi}\| & \leq \frac{\sigma}{4} \|\tilde{\mathbf{W}}\|^2 + \frac{\varepsilon^2 e_0^2}{\sigma} \|\hat{\phi}\|^2 \\ \varepsilon|e_0| \|\tilde{\mathbf{W}}\| \|\hat{\phi}' \hat{\mathbf{z}}\| & \leq \frac{\sigma}{4} \|\tilde{\mathbf{W}}\|^2 + \frac{\varepsilon^2 e_0^2}{\sigma} \|\hat{\phi}' \hat{\mathbf{z}}\|^2 \\ \|\hat{\mathbf{z}}\hat{\phi}^{T'} \hat{\mathbf{W}}\| |e| & \leq \frac{e^2}{2} \rho \|\hat{\mathbf{z}}\hat{\phi}^{T'} \hat{\mathbf{W}}\|^2 + \frac{1}{2\rho} \\ \varepsilon|e_0||e| & \leq \frac{\rho e^2}{4} + \frac{\varepsilon^2 e_0^2}{\rho} \\ \|\hat{\mathbf{z}}^T \hat{\phi}^{T'}\| \omega |e| & \leq \frac{e^2}{2} \rho \|\hat{\mathbf{z}}\hat{\phi}^{T'}\|^2 + \frac{\omega^2}{2\rho} \\ \omega |e| & \leq \frac{e^2}{4} \rho + \frac{\omega^2}{\rho} \\ |\delta(\mathbf{z})||e| & \leq \frac{e^2}{4} \rho + \frac{\delta^2}{\rho} \\ |\hat{e}|\omega^2 & \leq \frac{e^2}{4} \rho + v \frac{\omega^4}{\rho} + \varepsilon|e_0|\omega^2 \\ \|\hat{\phi}^{T'} \hat{\mathbf{W}}\| \varepsilon|e_0||e| & \leq \frac{e^2}{2} \rho \|\hat{\phi}^{T'} \hat{\mathbf{W}}\|^2 + \frac{\varepsilon^2 e_0^2}{2\rho} \end{aligned}$$

并将鲁棒控制器 (36) 代入式 (41) 整理可得:

$$\begin{aligned} \dot{V} \leq & -e(e + \varepsilon e_0) \left[ \rho \left( \|\hat{\mathbf{z}}\hat{\phi}^{T'} \hat{\mathbf{W}}\|^2 + \|\hat{\mathbf{z}}^T \hat{\phi}^{T'}\|^2 + \|\hat{\phi}^{T'} \hat{\mathbf{W}}\|^2 + \right. \right. \\ & \left. \left. \|\hat{\phi}\|^2 + 1 \right) + k_s (|\hat{v}_{ad}| + 1) \right] + \rho e^2 \left( \frac{1}{2} \|\hat{\mathbf{z}}\hat{\phi}^{T'} \hat{\mathbf{W}}\|^2 + \right. \\ & \left. \frac{1}{2} \|\hat{\mathbf{z}}\hat{\phi}^{T'}\|^2 + \sqrt{3\lambda^2} \|\hat{\phi}^{T'} \hat{\mathbf{W}}\|^2 + \frac{\sigma}{8} + \frac{1}{2} + \frac{(K + \lambda)h_v^{-1}}{4} \right) + \\ & \frac{1}{2\rho} + \frac{\delta^2}{\rho} + \left( \sigma + \frac{1}{\rho} + \frac{\sigma\varepsilon|e_0|}{2} \right) \omega^2 + \frac{\sigma}{2\rho} \omega^4 - Kh_v^{-1}e^2 + \\ & \frac{\sqrt{3\lambda^2} + (K + \lambda)h_v^{-1}}{\rho} \varepsilon^2 e_0^2 + \frac{\varepsilon^2 e_0^2}{\sigma} \left( \|\hat{\phi}\|^2 + \|\hat{\phi}' \hat{\mathbf{z}}\|^2 \right) \end{aligned}$$

应用  $-\varepsilon e_0 e \leq e^2/4 + \varepsilon^2 e_0^2$ , 并取  $\varepsilon$  和  $\lambda$  使得  $\varepsilon\sqrt{3\lambda^2} \leq 1/2$ , 整理可得:

$$\begin{aligned} \dot{V} \leq & -Kh_v^{-1}e^2 - k_s |e| [ |e| - \varepsilon|e_0| ] (|\hat{v}_{ad}| + 1) - \\ & \frac{\rho e^2}{4} \left( \|\hat{\mathbf{z}}\hat{\phi}^{T'} \hat{\mathbf{W}}\|^2 + \|\hat{\mathbf{z}}^T \hat{\phi}^{T'}\|^2 + \|\hat{\phi}^{T'} \hat{\mathbf{W}}\|^2 + \|\hat{\phi}\|^2 + 1 \right) - \\ & \frac{\rho e^2}{2} + \rho e^2 \left( \frac{\sigma}{8} + \frac{1}{4} + \frac{(K + \lambda)h_v^{-1}}{4} \right) + \frac{1}{2\rho} + \frac{\delta^2}{\rho} + \\ & \left( \sigma + \frac{1}{\rho} + \frac{\sigma\varepsilon|e_0|}{2} \right) \omega^2 + \frac{\sigma}{2\rho} \omega^4 + \varepsilon^2 e_0^2 \rho \|\hat{\mathbf{z}}\hat{\phi}^{T'} \hat{\mathbf{W}}\|^2 + \\ & \varepsilon^2 e_0^2 \left( \rho + \frac{\sqrt{3\lambda^2} + (K + \lambda)h_v^{-1}}{\rho} \right) + \varepsilon^2 e_0^2 \left( \rho + \frac{1}{\sigma} \right) \|\hat{\phi}\|^2 + \\ & \varepsilon^2 e_0^2 \left( \rho + \frac{1}{\sigma} \right) \|\hat{\phi}' \hat{\mathbf{z}}\|^2 + \varepsilon^2 e_0^2 \rho \|\hat{\phi}^{T'} \hat{\mathbf{W}}\|^2 \end{aligned} \quad (43)$$

将式 (43) 合并同类项可得:

$$\begin{aligned} \dot{V} \leq & -\frac{e^2 h_v^{-1}}{4} (\rho_0 K - \lambda \rho) - k_s |e| [ |e| - \varepsilon|e_0| ] (|\hat{v}_{ad}| + 1) - \\ & \left( \frac{\rho e^2}{4} - \beta_0 \right) - \left( \frac{\rho e^2}{4} - \beta_2 \right) \left( \|\hat{\phi}' \hat{\mathbf{z}}\|^2 + \|\hat{\phi}\|^2 \right) - \\ & \left( \frac{\rho e^2}{4} - \beta_1 \right) \left( \|\hat{\phi}^{T'} \hat{\mathbf{W}}\|^2 + \|\hat{\mathbf{z}}\hat{\phi}^{T'} \hat{\mathbf{W}}\|^2 \right) \end{aligned} \quad (44)$$

其中

$$\begin{aligned} \beta_1 & = \varepsilon^2 e_0^2 \rho, \quad \beta_2 = \varepsilon^2 e_0^2 \left( \rho + \frac{1}{\sigma} \right) \\ \beta_0 & = \frac{1}{2\rho} + \frac{\delta^2}{\rho} + \left( \sigma + \frac{1}{\rho} + \frac{\sigma\varepsilon|e_0|}{2} \right) \omega^2 + \\ & \frac{\sigma}{2\rho} \omega^4 + \varepsilon^2 e_0^2 \left( \rho + \frac{\sqrt{3\lambda^2} + (K + \lambda)h_v^{-1}}{\rho} \right) \end{aligned}$$

选取  $0 < \sigma \leq 2$ ,  $0 < \rho < 4$ ,  $K > \lambda\rho/(4 - \rho)$ , 则  $\rho_0 = 4 - \rho > 0$ ,  $\rho_0 K - \lambda\rho > 0$ .

令  $\beta_e = \max \{ 2\sqrt{\beta_0/\rho}, 2\sqrt{\beta_1/\rho}, 2\sqrt{\beta_2/\rho}, \varepsilon|e_0| \}$ ,  $\Omega_e := \{e | |e| \leq \beta_e\}$ .

由于  $\sigma, \rho, \lambda, \omega, \varepsilon$  都是常数, 且  $e_0$  和  $\delta(z)$  有界, 可以看出  $\beta_e$  有界, 因此  $\Omega_e$  是紧集. 由式 (44) 可以看出, 当  $e$  在集合  $\Omega_e$  之外时, Lyapunov 函数是严格负的, 因此存在常数  $T_1 \geq t^*$  使得当  $t \geq T_1$  时, 滤波跟踪误差  $e$  收敛于原点的一个邻域  $\Omega_e$ , 且它的界可以由  $\sigma, \rho, \lambda, \omega, \varepsilon$  来调节.

由式 (14) 可知,  $\dot{\tilde{x}}_1 = -\lambda\tilde{x}_1 + e$ , 其解为

$$\tilde{x}_1(t) = \exp(-\lambda t) \tilde{x}_1(0) + \int_0^t \exp(-\lambda(t - \tau)) e(\tau) d\tau \quad (45)$$

因此存在  $\kappa_0 > 0$ , 使得:

$$\begin{aligned} |\tilde{x}_1(t)| & \leq \kappa_0 \exp(-\lambda t) |\tilde{x}_1(0)| + \\ & \kappa_0 \int_0^t \exp(-\lambda(t - \tau)) |e(\tau)| d\tau \end{aligned} \quad (46)$$

当  $t \geq T_1$  时,  $|e| \leq \beta_e$ , 因此跟踪误差  $\tilde{x}_1(t)$  有界, 且它的界的大小可以由  $\sigma, \rho, \lambda, \omega, \varepsilon$  来调节. 由式 (14) 可知  $\tilde{x}_2 = -\lambda\tilde{x}_1 + e$ , 因此  $|\tilde{x}_2| = \lambda|\tilde{x}_1| + |e|$ , 由于  $e$  和  $\tilde{x}_1(t)$  有界, 且  $\lambda > 0$  为常数, 因此  $\tilde{x}_2(t)$  也同时有界. 这意味着闭环系统的所有跟踪误差收敛到原点的可调节邻域内.

### 4 仿真实验

为了验证本文方法的有效性, 对一个具有压电驱动式定位平台系统进行仿真实验分析. 其中压电驱动器为德国 PZ 公司的 PST150/14/80, 最大位移为  $80 \mu\text{m}$ , 输入电压范围  $0 \sim 150 \text{ V}$ , 位移由一个激光位移干涉仪采集.

控制器输出通过一个 DA 转换器, DA 转换器的输出范围为  $\pm 5 \text{ V}$ , 再经过一个 15 倍的线性放大器后加上  $75 \text{ V}$  的偏置电压做为压电陶瓷驱动平台的输入电压. 当平台发生位移时, 通过激光干涉仪进行检测. 进而检测信号通过信号处理器转化为一个脉冲序列. 因此, 位移信号检测可以通过脉冲序列解码完成. 整体压电陶瓷驱动平台配置方案如图 4 所示.

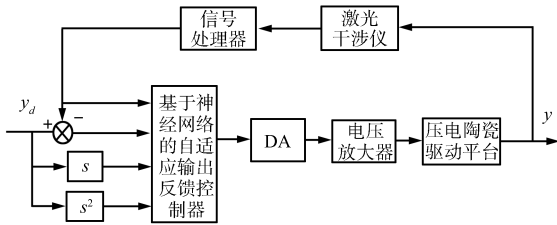


图 4 基于所提方法的压电陶瓷驱动平台整体配置方案

Fig. 4 Overall piezo-system configuration with the proposed control scheme

为了验证本文方法的控制性能, 下面给出复杂正弦信号的跟踪响应曲线, 参考输入信号为  $10[\sin(2\pi f_1 t) + \cos(2\pi f_2 t)] \mu\text{m}$  ( $f_1 = 2, f_2 = 1$ ). 系统参数为  $m = 0.41 \text{ kg}$ ,  $b = 0.02 (\text{N} \cdot \text{s})/\text{m}$ ,  $k = 1.2 \times 10^7 \text{ N/m}$ ,  $k_e = 3.215 \text{ N/V}$ ,  $k_q = 0.71$ . 仿真中观测器由式 (26) 给出, 其中观测器增益为  $\varepsilon = 0.1$ ; 控制器由式 (26)、(27)、(29)、(36) 给出. 控制器参数为  $\lambda = 3, K = 2.5, l = 5, k_s = 3$ ; 神经网络学习律由式 (30) 给出, 参数为  $\Gamma = I_5, \sigma = 2$ .

图 5 给出了不加自适应控制及鲁棒控制的跟踪曲线 (即 PD 控制器下的跟踪曲线). 图 6 给出了带有自适应控制及鲁棒控制的跟踪曲线. 图 7 是控制输入曲线. 图 8 为带有自适应和不带自适应两种控制方法下的跟踪误差对比图.

由图 5~图 8 可以看出, 本文所提的自适应输出反馈控制器具有良好的控制性能. 图 9 给出了神经网络权重估计的范数曲线.

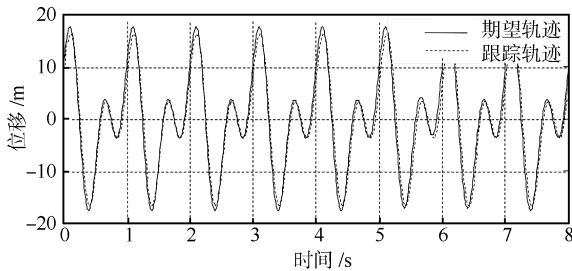


图 5 不带自适应控制的跟踪响应曲线

Fig. 5 Trajectory tracking response without adaptive control

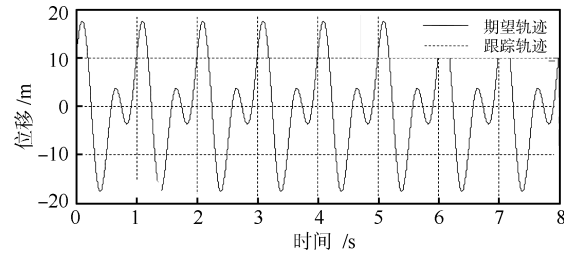


图 6 基于本文方法的跟踪响应曲线

Fig. 6 Trajectory tracking response with the proposed scheme

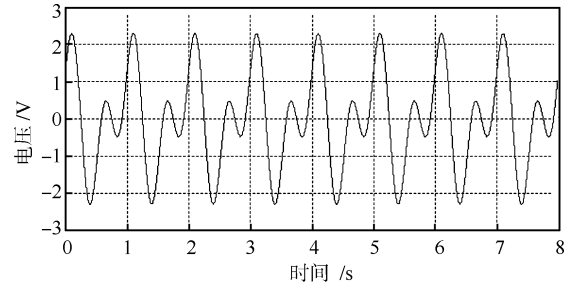


图 7 本文方法的控制输入曲线

Fig. 7 The control input of the proposed scheme

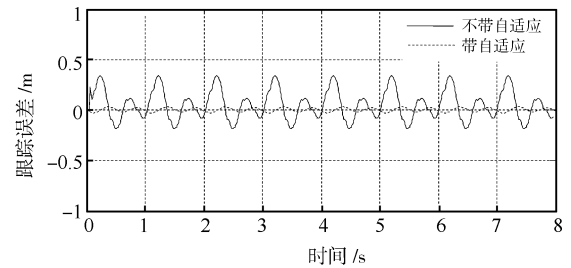


图 8 两种控制方法下的跟踪误差对比

Fig. 8 The comparison of the tracking error

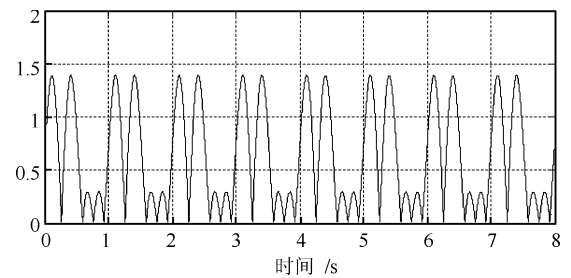


图 9 神经网络权重

Fig. 9 NN weight

### 5 结论

针对一阶迟滞动态模型的压电陶瓷驱动平台系统, 提出了一种基于 RBFNN 神经网络的自适应输出反馈控制器. 一个高增益观测器用于估计不可测状态. RBFNN 用于近似逼近系统不确定的非线性迟滞及系统的外部扰动. 为了进一步提高系统的控制精度, 引入了一个鲁棒控制器用于补偿神经网络逼近误差及观测器的观测误差. 最后应用 Lyapunov 稳定性理论给出了稳定性分析. 仿真结果表明了所提方法的有效性.

## References

- 1 Abidi K, Sabanovic A. Sliding-mode control for high-precision motion of a piezostage. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2007, **54**(1): 629–637
  - 2 Ru C H, Sun L N, Rong W B. A control model for hysteresis based on microscopic polarization mechanisms in piezoelectric actuator. *Journal of Harbin Institute of Technology*, 2008, **15**(3): 302–306
  - 3 Xu Q S, Li Y M. Analytical modeling, optimization and testing of a compound bridge-type compliant displacement amplifier. *Mechanism and Machine Theory*, 2011, **46**(2): 183–200
  - 4 Bin Yang, Yang Dong-Chao, Jia Zhen-Zhong, Chen Ken. Study on ECNLP dynamics model of piezoceramic actuator and position tracking controller. *Acta Automatica Sinica*, 2008, **34**(9): 1090–1099  
(宾洋, 杨东超, 贾振中, 陈恳. 压电陶瓷驱动器 ECNLP 动力学模型及其位移跟踪控制器的研究. *自动化学报*, 2008, **34**(9): 1090–1099)
  - 5 Liu Y T, Chang K M, Li W Z. Model reference adaptive control for a piezo-positioning system. *Precision Engineering*, 2010, **34**(1): 62–69
  - 6 Tian Y L, Shirinzadeh B, Zhang D W, Alici G. Development and dynamic modelling of a flexure-based Scott–Russell mechanism for nano-manipulation. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2009, **23**(3): 957–978
  - 7 Kuhnen K. Modeling, identification and compensation of complex hysteretic nonlinearities: a modified Prandtl-Ishlinskii approach. *European Journal of Control*, 2003, **9**(4): 407–418
  - 8 Moheimani S O R, Vautier B J G. Resonant control of structural vibration using charge-driven piezoelectric actuators. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2005, **13**(6): 1021–1035
  - 9 Al-Bender F, Lampaert V, Swevers J. The generalized Maxwell-slip model: a novel model for friction simulation and compensation. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2005, **50**(11): 1883–1887
  - 10 Zhang Xin-Liang, Tan Yong-Hong. Neural network model for the dynamic hysteresis based on the expanded input space. *Acta Automatica Sinica*, 2009, **35**(3): 319–323  
(张新良, 谭永红. 基于输入空间扩张的动态迟滞神经网络模型. *自动化学报*, 2009, **35**(3): 319–323)
  - 11 Dang X J, Tan Y H. Neural networks dynamic hysteresis model for piezoceramic actuator bases on hysteresis operator of first-order differential equation. *Physica B: Condensed Matter*, 2005, **365**(1–4): 173–184
  - 12 Low T S, Guo W. Modeling of a three-layer piezoelectric bimorph beam with hysteresis. *IEEE Journal of Microelectromechanical Systems*, 1995, **4**(4): 230–237
  - 13 Shieh H J, Hsu C H. An adaptive approximator-based backstepping control approach for piezoactuator-driven stages. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2008, **55**(4): 1729–1738
  - 14 Ge S S, Hang C C, Lee T H, Zhang T. *Stable Adaptive Neural Network Control*. Boston, MA: Kluwer, 2001
- 张利军 西北工业大学航海学院教授. 主要研究方向为非线性系统控制和自适应控制. E-mail: zhanglj@hrbeu.edu.cn  
(ZHANG Li-Jun Professor at the School of Marine Engineering, Northwestern Polytechnical University. His research interest covers nonlinear system control and adaptive control.)
- 杨立新 黑龙江科技学院电气与信息工程学院讲师. 主要研究方向为非线性系统控制设计和自适应控制理论. 本文通信作者.  
E-mail: yanglixin@hrbeu.edu.cn  
(YANG Li-Xin Lecturer at the College of Electrical and Information Engineering, Heilongjiang Institute of Science and Technology. Her research interest covers nonlinear system control design and adaptive control theory. Corresponding author of this paper.)
- 郭立东 哈尔滨工程大学自动化学院讲师. 主要研究方向为稳定平台控制, 高精度光纤陀螺技术和自适应控制.  
E-mail: guolidong0409@hrbeu.edu.cn  
(GUO Li-Dong Lecturer at the College of Automation, Harbin Engineering University. His research interest covers stabilized platform control, high-precision fiber optic gyroscope technology, and adaptive control.)
- 孙立宁 哈尔滨工业大学机器人研究所教授. 主要研究方向为微驱动, 微操作, 微小型移动机器人. E-mail: lnsun@robinst.edu.cn  
(SUN Li-Ning Professor at the Robotics Institute, Harbin Institute of Technology. His research interest covers micro drive, micro manipulation, and miniature mobile robots.)