

文章编号 1004-924X(2012)03-0587-10

## 压电工作台的神经网络建模与控制

张 栋<sup>1,2\*</sup>, 张承进<sup>3</sup>, 魏 强<sup>2,4</sup>, 田艳兵<sup>1</sup>, 赵景波<sup>1</sup>, 李现明<sup>3</sup>

(1. 青岛理工大学 自动化工程学院, 山东 青岛 266033; 2. 山东大学 电气工程学院,

山东 济南 250061; 3. 山东大学 控制科学与工程学院, 山东 济南 250061;

4. 泰山学院 物理与电子工程系, 山东 泰安 271021)

**摘要:**建立了压电工作台的神经网络在线辨识模型并设计了相应的自适应控制器以抑制压电工作台迟滞特性、蠕变特性及动态特性对其微定位精度的影响。采用双 Sigmoid 激活函数对神经网络激活函数进行了改进,同时分析了改进激活函数的神经网络模型与 PI 迟滞模型在迟滞建模上的异同。设计了基于改进激活函数的 3 层 BP 神经网络作为压电工作台的在线辨识模型,推导了网络权值、阈值及激活函数阈值修正公式。最后,基于神经网络模型设计了压电工作台的自适应控制方案,该控制方案利用另外一个神经网络来完成对 PID 控制器参数的自适应调整。实验结果表明:提出的神经网络在线辨识模型平均误差为  $0.095 \mu\text{m}$ ,最大误差为  $0.32 \mu\text{m}$ ;自适应控制方案跟踪三角波的平均误差为  $0.070 \mu\text{m}$ ,最大误差为  $0.100 \mu\text{m}$ ;跟踪复频波的平均误差为  $0.80 \mu\text{m}$ ,最大误差为  $0.105 \mu\text{m}$ 。实验数据显示压电工作台的定位精度得到了有效提高。

**关键词:**压电工作台;神经网络;迟滞;自适应控制

**中图分类号:** TN384; TP183 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/OPE.20122003.0587

## Modeling and control of piezo-stage using neural networks

ZHANG Dong<sup>1,2\*</sup>, ZHANG Cheng-jin<sup>3</sup>, WEI Qiang<sup>2,4</sup>,

TIAN Yan-bing<sup>1</sup>, ZHAO Jing-bo<sup>1</sup>, LI Xian-ming<sup>3</sup>

(1. School of Automation Engineering, Qingdao Technological University, Qingdao 266033, China;

2. School of Electrical Engineering, Shandong University, Jinan 250061, China;

3. School of Control Science and Engineering, Shandong University, Jinan 250061, China;

4. Department of Physics and Electronics, Taishan University, Tai'an 271021, China)

\* Corresponding author, E-mail: Zhangdonggraduate@163.com

**Abstract:** An online identification neural network model and an adaptive controller were designed and verified by simulations to inhibit the influence of hysteresis, creep and dynamic characteristics of a piezo-stage on the positioning accuracy. First, the double Sigmoid activation function was adopted to improve the activation functions of neural networks, and the similarities and differences between improved neural work model and PI hysteresis model were analyzed. Then, a BP neural network with three layers based on the improved activation function was designed as the online identification model

收稿日期: 2011-09-01; 修订日期: 2011-11-10.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(No. 61174044); 国家自然科学基金资助项目(No. 50877046); 山东省优秀中青年科学家科研奖励基金项目(No. BS2011DX037); 泰安市科技发展计划项目(No. 20102026)

of piezo-stage, and the correction formulas for the network weights, thresholds as well as the activation function thresholds were derived. Finally, the adaptive control scheme of the piezo-stage was proposed based on the online identification neural network model, which made use of another neural networks to complete the parameter adjustment of an adaptive PID controller. Experimental results show that the average error and the maximum error are  $0.095 \mu\text{m}$  and  $0.32 \mu\text{m}$  for the online identification neural network model,  $0.070 \mu\text{m}$  and  $0.100 \mu\text{m}$  for the adaptive control scheme on tracking triangle waves, and  $0.080 \mu\text{m}$  and  $0.105 \mu\text{m}$  for the tracking multiple frequency wave, respectively. Obtained data prove that positioning accuracy of the piezo-stage is improved effectively.

**Key words:** piezo-stage; neural network; hysteresis; adaptive control

## 1 引言

压电工作台利用压电陶瓷驱动,柔性铰链导向,运动过程中无摩擦、无间隙,能达到微纳米级的定位精度<sup>[1-4]</sup>,在微机电系统、光纤组装、生物细胞操作以及扫描探针显微镜等领域获得了广泛的应用<sup>[2]</sup>。

经过精密机械设计的压电工作台,必须配合性能优良的控制器的有效抵制其内部压电元件的迟滞特性、蠕变特性、维度耦合特性以及工作台本身的动态特性对定位精度的影响<sup>[2,5-6]</sup>。因此,研究压电工作台的数学模型并设计相应的控制器是提高其定位精度的有效途径。

在影响压电工作台定位精度的所有特性中,迟滞特性<sup>[7-8]</sup>表现最为严重,因此压电工作台在数学模型上可近似看作是一个迟滞非线性环节和一个线性环节的串联<sup>[9-10]</sup>。目前,对这一类数学描述的被控对象,有逆补偿和闭环两种基本控制方案<sup>[9-10]</sup>。逆补偿方案<sup>[11]</sup>的核心是建立被控对象迟滞特性的模型及其逆模型,但由于迟滞特性是一种复杂的多值映射非线性关系,建模较为困难,常见模型有 Preisach 模型<sup>[12]</sup>、Krasnosel'skii-Pokrovskii (KP) 模型<sup>[13]</sup>、Prandtl-Ishlinskii (PI) 模型<sup>[14]</sup>和 Duhem 模型<sup>[15]</sup>等,这些迟滞模型虽应用较多,但通常求得的逆模型误差较大或求逆方法复杂<sup>[16]</sup>。值得一提的是,随着神经网络技术的发展,我国学者近些年开始提出的神经网络迟滞模型<sup>[17-20]</sup>及其逆模型<sup>[16-21]</sup>表现出良好的应用前景,闭环控制方案一般不需要建立精确的被控对象数学模型,而是将其迟滞特性看作是一种扰动或者不确定性,直接进行控制器设计,滑膜、鲁棒和自

适应等控制器设计方法应用较多<sup>[22-23]</sup>。这种方案虽省去了复杂的迟滞建模,却因此增加了闭环控制律对扰动抑制的负担。

针对压电工作台自身的特点,本文充分融合以上 2 种控制方案的特点,在选择第二种控制方案的基础上,汲取第一种控制方案中所提的神经网络建模方法来克服数学模型不够精确带来的弊端,设计了压电工作台的神经网络在线辨识模型和自适应控制器。首先,通过改进激活函数的神经网络建立起压电工作台精确的在线辨识数学模型,该模型不仅体现了压电工作台的迟滞特性,还包含了其蠕变特性、维度耦合特性和动态特性等;进而,利用该在线辨识数学模型设计了神经网络自适应控制器;最后,通过实验证明了该控制方案能有效提高压电工作台的定位精度。

## 2 压电工作台的神经网络数学模型

### 2.1 压电工作台数学模型神经网络辨识中的问题

普通的神经网络仅能够对具有一对一或多对一映射关系的函数关系进行任意精度的逼近,对具有多对多映射关系的非线性函数辨识较为困难<sup>[24]</sup>。在后者的情况下,必须对神经网络的相应算法或环节进行适当改进才能进行辨识。

迟滞非线性是一种多对多的映射关系,在这方面,谭永红、刘向东等给出了多种改进方法,如通过相应算子将迟滞非线性多对多映射转换为一对一映射<sup>[17-19]</sup>或直接对神经网络的激活函数进行改进<sup>[20]</sup>,使得神经网络能够辨识迟滞非线性函数。

压电工作台的输入电压与输出位移之间正表现为一种多对多的非线性映射关系。这种非线性

关系主要是由压电工作台的迟滞特性造成的,但还受到压电工作台的蠕变特性、维度耦合特性、动态特性和其它一些未知的、不确定因素的影响。因此,在建立压电工作台的神经网络在线辨识模型时,也必须先对神经网络相应算法或环节进行改进。

$$y(t) = \varphi_{2s}(v) = \frac{1}{1+e^{-c[x(t)-a]}} \times \frac{1+\operatorname{sgn}[x(t)-x(t-1)]}{2} + \frac{1}{1+e^{-c[x(t)-\beta]}} \times \frac{1+\operatorname{sgn}[x(t-1)-x(t)]}{2}, \quad (1)$$

式中,  $\alpha > 0, \beta < 0$  为双 Sigmoid 激活函数的阈值,  $x(t), x(t-1)$  是神经元的某 2 个输入端(用于压电工作台辨识时可看作是当前时刻的输入电压  $u(t)$  和前一时刻的输入电压  $u(t-1)$ ),  $c$  可取为 1。该函数的图像如图 1 所示。

采用具有双 Sigmoid 激活函数的神经元组成的神经网络对压电工作台数学模型进行辨识时,若某时刻工作台输入电压增大,即  $x(t) > x(t-1)$ , 激活函数选择右侧的曲线工作;若某时刻输入电压减小,即  $x(t) < x(t-1)$ , 激活函数选择左侧的曲线工作。这样,神经网络即可辨识压电工作台的多值映射数学模型。

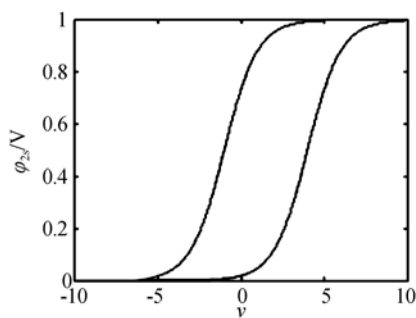


图 1 双 Sigmoid 函数图像( $c=1, \alpha=4, \beta=-1$ )

Fig.1 Image of double Sigmoid function( $c=1, \alpha=4, \beta=-1$ )

采用双 Sigmoid 激活函数的神经网络与 PI 迟滞模型相比,辨识迟滞非线性时在结构上较为统一。PI 迟滞模型可看作是多个权值和阈值不同的间隙算子的线性叠加;而采用双 Sigmoid 激活函数的神经网络的输出是网络权值和双 Sigmoid 激活函数之积的线性组合。它们之间有如下大致的对应关系:双 Sigmoid 激活函数可对应 PI 模型的间隙算子;双 Sigmoid 激活函数的阈值

### 2.2 神经元激活函数的选取

本文采用双 Sigmoid 激活函数对神经网络的激活函数进行改进<sup>[20]</sup>,以建立压电工作台的神经网络在线辨识模型。

双 Sigmoid 激活函数可看作是 2 个函数自变量阈值不同的 Sigmoid 函数的组合,可定义为:

可对应 PI 模型间隙算子的阈值;神经网络的权值和阈值可对应 PI 模型各间隙算子的权值。

另外,由于神经网络双 Sigmoid 激活函数在其每一函数分支上,不是简单的线性比例关系,而是一种曲线关系,且双 Sigmoid 激活函数的阈值( $\alpha, \beta$ )可调整为不同值,因而在这方面表现出比 PI 模型的基本算子(间隙算子)更灵活的特点,适于辨识产生机理尚不完全明确、现象复杂的迟滞非线性函数关系。

### 2.3 神经网络在线辨识模型的结构设计

压电工作台不仅具有明显的迟滞特性、蠕变特性,还具有类似二阶系统的动态特性等,因此其输入输出关系可表示为:

$$y(k+1) = f[y(k), y(k-1), u(k), u(k-1)], \quad (2)$$

其中,  $u(k)$  和  $u(k-1)$  为压电工作台的输入电压,  $y(k)$  和  $y(k-1)$  为压电工作台的输出位移,  $y(k+1)$  为下一时刻的输出位移。 $f$  为未知函数关系,需要神经网络辨识。

用于压电工作台模型辨识的神经网络采用图 2 所示结构设计( $4 \times 9 \times 1$  的 3 层前馈型网络结构,3 层分别用 I、J、P 表示)。层数与隐层神经元个数的选择参考经验公式<sup>[25]</sup>确定。

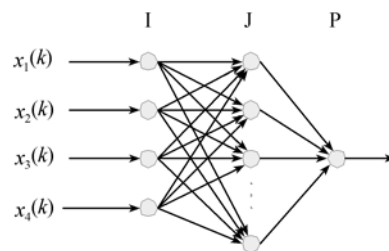


图 2 3 层 BP 神经网络设计

Fig.2 Design of neural network with three layers

隐层神经元的激活函数选择双 Sigmoid 激活函数(每个神经元双 Sigmoid 激活函数的阈值可通过学习算法在线修正),输出层选用普通的 Sigmoid 激活函数。网络的输入为被控对象的输入输出序列,即:

$$\begin{cases} x_1(k) = y(k) \\ x_2(k) = y(k-1) \\ x_3(k) = u(k) \\ x_4(k) = u(k-1) \end{cases}, \quad (3)$$

网络隐层神经元输入输出关系为(约定  $net_j^{(j)}$  ( $k$ ) 表示  $k$  时刻  $J$  层第  $j$  个神经元的输入线性叠加值,  $w_{ji}^{(j)}$  ( $k$ ) 表示  $k$  时刻  $J$  层前一层第  $i$  个神经元与  $J$  层第  $j$  个神经元的连接权值;  $O_j^{(j)}$  ( $k$ ) 表示  $k$  时刻  $J$  层第  $j$  个神经元的输出;隐层神经元阈值固定为(0):

$$net_j^{(j)}(k) = \sum_{i=1}^4 w_{ji}^{(j)}(k) x_i(k) = w_{j1}^{(j)}(k) y(k) + w_{j2}^{(j)}(k) y(k-1) + w_{j3}^{(j)}(k) u(k) + w_{j4}^{(j)}(k) u(k-1), \quad (4)$$

$$O_j^{(j)}(k) = \varphi_{2s} [net_j^{(j)}(k)], \quad (5)$$

网络输出为( $\theta$  为网络输出层的阈值):

$$net^{(p)}(k) = \sum_{j=1}^9 w_{pj}^{(p)}(k) O_j^{(j)}(k) + \theta, \quad (6)$$

$$O^{(p)}(k) = \varphi_s [net^{(p)}(k)], \quad (7)$$

式(7)为被控对象下一时刻输出的估计值,即:

$$\hat{y}(k+1) = O^{(p)}(k). \quad (8)$$

该压电工作台神经网络数学模型具有以下特点:通过压电工作台的当前输入电压信号和前一时刻的输入电压信号来判断隐层神经元双 Sigmoid 激活函数的工作曲线,以形成多对多的非线性映射关系。这种多值映射关系不仅包含了压电工作台的迟滞特性,同时还包含了其它特性;可实现压电工作台数学模型的在线辨识,方便自适应控制器的设计。

## 2.4 神经网络模型的学习算法

采用 BP 学习算法对神经网络的权值、阈值与隐层激活函数的阈值进行修正。为加快学习速率,并使网络平稳过渡,在梯度下降算法中加入动量项<sup>[25]</sup>。

取 BP 学习算法的目标函数为:

$$E(k) = \frac{1}{2} [y(k+1) - \hat{y}(k+1)]^2, \quad (9)$$

其中,  $y(k+1)$  为  $k+1$  时刻压电工作台的实际输出位移,  $\hat{y}(k+1)$  为神经网络的输出值。

### 2.4.1 网络权值修正

神经网络输出层权值修正公式为( $\eta_1$  与  $\gamma_1$  为网络的学习速率与动量项):

$$\begin{aligned} w_{pj}^{(p)}(k+1) = & w_{pj}^{(p)}(k) - \eta_1 \frac{\partial E(k)}{\partial w_{pj}^{(p)}(k)} + \gamma_1 \Delta w_{pj}^{(p)}(k-1) = \\ & w_{pj}^{(p)}(k) + \eta_1 \delta^{(p)}(k) O_j^{(j)}(k) + \gamma_1 \Delta w_{pj}^{(p)}(k-1) = \\ & w_{pj}^{(p)}(k) + \eta_1 [y(k+1) - \hat{y}(k+1)] \varphi'_s \cdot \\ & [net^{(p)}(k)] O_j^{(j)}(k) + \gamma_1 \Delta w_{pj}^{(p)}(k-1) = \\ & w_{pj}^{(p)}(k) + \eta_1 [y(k+1) - \hat{y}(k+1)] \varphi'_s \cdot \\ & [net^{(p)}(k)] \varphi_{2s} [net_j^{(j)}(k)] + \gamma_1 \Delta w_{pj}^{(p)}(k-1), \end{aligned} \quad (10)$$

其中,

$$\delta^{(p)}(k) = [y(k) - \hat{y}(k)] \varphi'_s [net^{(p)}(k)]. \quad (11)$$

神经网络隐层权值修正公式为:

$$\begin{aligned} w_{ji}^{(j)}(k+1) = & w_{ji}^{(j)}(k) - \eta_1 \frac{\partial E(k)}{\partial w_{ji}^{(j)}(k)} + \gamma_1 \Delta w_{ji}^{(j)}(k-1) = \\ & w_{ji}^{(j)}(k) + \eta_1 \delta_j^{(j)}(k) x_i(k) + \gamma_1 \Delta w_{ji}^{(j)}(k-1) = \\ & w_{ji}^{(j)}(k) + \eta_1 \varphi'_{2s_j} [net_j^{(j)}(k)] \delta^{(p)}(k) w_{pj}^{(p)}(k) \cdot \\ & x_i(k) + \gamma_1 \Delta w_{ji}^{(j)}(k-1), \end{aligned} \quad (12)$$

其中,

$$\delta_j^{(j)}(k) = \varphi'_{2s_j} [net_j^{(j)}(k)] \delta^{(p)}(k) w_{pj}^{(p)}(k). \quad (13)$$

### 2.4.2 网络阈值修正

令隐层神经元的阈值固定为 0,神经网络输出层的阈值  $\theta$  作为隐层编号  $j=0$  的神经元的输入,即:

$$O_0^{(j)}(k) = -1, \quad w_{j0}^{(j)}(k) = \theta(k). \quad (14)$$

从而可将神经网络输出层阈值转化为权值对待,可按照式(10)的权值修正算法进行修正。

### 2.4.3 隐层神经元双 Sigmoid 激活函数阈值修正

隐层神经元的双 Sigmoid 激活函数学习算法仍采用传统的梯度下降学习算法。在此,以阈值  $\alpha$  为例,对其附加动量的梯度下降学习算法进行推导( $\eta_2$  与  $\gamma_2$  为隐层神经元双 Sigmoid 激活函数阈值修正系数)。

梯度下降法的修正公式为:

$$\alpha_j(k+1) = \alpha_j(k) - \eta_p \frac{\partial E(k)}{\partial \alpha_j(k)}, \quad (15)$$

其中,

$$\frac{\partial E(k)}{\partial \alpha_j(k)} = \frac{\partial E(k)}{\partial e_j^{(j)}(k)} \frac{\partial e_j^{(j)}(k)}{\partial O_j^{(j)}(k)} \frac{\partial O_j^{(j)}(k)}{\partial \alpha_j(k)}. \quad (16)$$

由于  $\frac{\partial E(k)}{\partial e_j^{(j)}(k)} = e_j^{(j)}(k)$ ,  $\frac{\partial e_j^{(j)}(k)}{\partial O_j^{(j)}(k)} = -1$ , 得

$$\frac{\partial E(k)}{\partial \alpha_j(k)} = -e_j^{(j)}(k) \frac{\partial O_j^{(j)}(k)}{\partial \alpha_j(k)}, \quad (17)$$

又  $e_j^{(j)}(k) = \delta^{(p)} \omega_{pj}^{(p)}(k)$ , 得

$$\frac{\partial E(k)}{\partial \alpha_j(k)} = -\delta^{(p)} \omega_{pj}^{(p)}(k) \frac{\partial O_j^{(j)}(k)}{\partial \alpha_j(k)} = \begin{cases} -\delta^{(p)} \omega_{pj}^{(p)}(k) \frac{\alpha_j(k) \exp[\alpha_j(k) - net_j^{(j)}(k)]}{\{1 + \exp[\alpha_j(k) - net_j^{(j)}(k)]\}^2}, & x_3(k) > x_4(k) \\ 0, & x_3(k) \leq x_4(k) \end{cases} \quad (18)$$

因此,双 Sigmoid 激活函数阈值  $\alpha$  附加动量梯度下降法的修正公式为:

$$\alpha_j(k+1) = \begin{cases} \alpha_j(k) + \eta_p \delta^{(p)} \omega_{pj}^{(p)}(k) \frac{\alpha_j(k) \exp[\alpha_j(k) - net_j^{(j)}(k)]}{\{1 + \exp[\alpha_j(k) - net_j^{(j)}(k)]\}^2} + \gamma_2 \Delta \alpha_j(k-1), & x_3(k) > x_4(k) \\ \alpha_j(k), & x_3(k) \leq x_4(k) \end{cases} \quad (19)$$

同样可得双 Sigmoid 激活函数阈值  $\beta$  附加动量梯度下降法的修正公式为:

$$\beta_j(k+1) = \begin{cases} \beta_j(k) + \eta_p \delta^{(p)} \omega_{pj}^{(p)}(k) \frac{\beta_j(k) \exp[\beta_j(k) - net_j^{(j)}(k)]}{\{1 + \exp[\beta_j(k) - net_j^{(j)}(k)]\}^2} + \gamma_2 \Delta \beta_j(k-1), & x_3(k) < x_4(k) \\ \beta_j(k), & x_3(k) \geq x_4(k) \end{cases} \quad (20)$$

神经网络模型经过训练之后,当误差处于允许范围之内时,可认为该神经网络模型等价于被控对象的数学模型。即:

$$y(k+1) = \hat{y}(k+1). \quad (21)$$

### 3 压电工作台的自适应控制方案设计

#### 3.1 自适应控制方案的设计

图 3 表示了压电工作台基于神经网络的自适

应控制方案原理,该方案设计分两部分:一部分是利用前述神经网络建立的压电工作台在线辨识数学模型(神经网络 I);另一部分是神经网络自适应 PID 控制器(神经网络 II)。该系统的工作原理是:在神经网络 I 对压电工作台数学模型在线辨识的基础上,通过神经网络 II 的学习算法对 PID 控制器进行参数调整,使其具有自适应性,从而提高压电工作台微定位系统的定位精度。

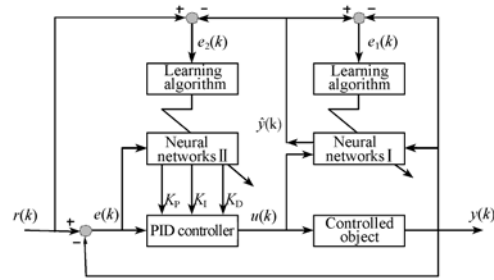


图 3 压电工作台的自适应控制方案原理

Fig. 3 Principle of adaptive control scheme for piezo-stage

#### 3.2 神经网络 PID 控制器的结构设计

如图 4 所示,神经网络 II 为一个  $3 \times 5 \times 3$  的前馈型网络,3 层分别用 L、M、N 表示。其输入为

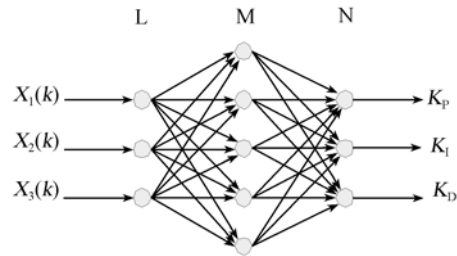


图 4 神经网络 II 结构设计

Fig. 4 Structure design of neural network II

位置式数字 PID 控制器的 3 个误差函数,分别为:

$$\begin{cases} X_1(k) = e(k) \\ X_2(k) = \sum_{j=0}^k e(j) \\ X_3(k) = e(k) - e(k-1) \end{cases}, \quad (22)$$

其输出值  $O_1^{(N)}$ 、 $O_2^{(N)}$ 、 $O_3^{(N)}$  分别对应 PID 控制器的 3 个可调参数  $K_P$ 、 $K_I$ 、 $K_D$ ,PID 控制器的输出为:

$$u(k) = O_1^{(N)}(k) X_1(k) + O_2^{(N)}(k) X_2(k) + O_3^{(N)}(k) X_3(k). \quad (23)$$

### 3.3 神经网络 PID 控制器的参数调整

#### 3.3.1 神经网络 II 权值修正

采用 BP 学习算法对神经网络的权值等参数进行修正, 以实现 PID 控制器的 3 个参数实时修正。

取 BP 学习算法的目标函数为:

$$J = \frac{1}{2} [r(k+1) - y(k+1)]^2, \quad (24)$$

其中,  $r(k+1)$  为  $k+1$  时刻压电工作台的参考位移,  $y(k+1)$  为压电工作台的实际位移。

神经网络 II 输出层权值修正公式为 ( $\eta_\beta$  与  $\gamma_3$  为网络的学习速率与动量项):

$$\begin{aligned} \omega_{nm}^{(N)}(k+1) = \\ \omega_{nm}^{(N)}(k) - \eta_\beta \frac{\partial J(k)}{\partial \omega_{nm}^{(N)}(k)} + \gamma_3 \Delta \omega_{nm}^{(N)}(k-1) = \\ \omega_{nm}^{(N)}(k) + \eta_\beta \delta_n^{(N)} O_m^{(M)}(k) + \gamma_3 \Delta \omega_{nm}^{(N)}(k-1), \end{aligned} \quad (25)$$

其中,

$$\begin{aligned} \delta_n^{(N)} = [r(k+1) - y(k+1)] \frac{\partial y(k+1)}{\partial u(k)} \cdot \\ X_n(k) \varphi'_s [net_n^{(N)}(k)], \end{aligned} \quad (26)$$

神经网络 II 隐层权值修正公式为:

$$\begin{aligned} \omega_{ml}^{(M)}(k+1) = \omega_{ml}^{(M)}(k) + \eta_\beta \delta_m^{(M)} O_l^{(L)}(k) + \\ \gamma_3 \Delta \omega_{ml}^{(M)}(k-1), \end{aligned} \quad (27)$$

其中,

$$\delta_m^{(M)} = \varphi'_s [net_m^{(M)}(k)] \sum_{n=1}^3 \delta_n^{(N)} \omega_{nm}^{(N)}(k). \quad (28)$$

#### 3.3.2 PID 控制器参数修正

神经网络 I 在线辨识模型经过适当学习后,  $\hat{y}$  会逼近  $y$ , 因此, 对式 (24) 的极小化, 可用对

$$J' = \frac{1}{2} [r(k+1) - \hat{y}(k+1)]^2, \quad (29)$$

的极小化来代替。实际上就是用  $\frac{\partial \hat{y}(k+1)}{\partial u(k)}$  来代

替式 (26) 中的  $\frac{\partial y(k+1)}{\partial u(k)}$ 。

根据神经网络 I 在线辨识模型的相关设计可得:

$$\begin{aligned} \frac{\partial \hat{y}(k+1)}{\partial u(k)} = \\ \frac{\partial O^{(P)}(k)}{\partial net^{(P)}(k)} \frac{\partial net^{(P)}(k)}{\partial O_j^{(J)}(k)} \frac{\partial O_j^{(J)}(k)}{\partial net_j^{(J)}(k)} \frac{\partial net_j^{(J)}(k)}{\partial x_3(k)} = \\ \varphi'_s [net^{(P)}(k)] \cdot \left[ \sum_{j=1}^9 \omega_{pj}^{(P)}(k) \right] \cdot \varphi'_s [net_j^{(J)}(k)] \cdot \\ \omega_{j3}^{(J)}(k). \end{aligned} \quad (30)$$

将式 (30) 带入式 (26), 对神经网络进行权值修正, 也就同时完成了 PID 控制器参数的自适应调整。

## 4 实验与分析

### 4.1 压电工作台神经网络模型的离线训练

对 Tritor100 型压电工作台<sup>[6]</sup> 构建前述神经网络 I 在线辨识模型。将图 5 所示的 900 V/s 的快速任意三角波电压输入工作台, 并获得其相应的输出位移数据对工作台的输入输出数据采样和归一化处理后, 输入神经网络 I, 对其进行初步的离线训练。(采用高精度电源与隔离密闭防震措施<sup>[6]</sup>, 以避免神经网络 I 在输入任意三角波时, 噪声可能引起双 Sigmoid 激活函数 (式 1) 值在 2 个函数间来回跳动)。

训练时, 神经网络 I 的网络权值、阈值修正系数分别选为: 学习速率  $\eta_1 = 0.006$ , 动量项  $\gamma_1 = 0.004$ ; 隐层神经元双 Sigmoid 激活函数阈值修正系数分别选为:  $\eta_p = 0.01$ ,  $\gamma_2 = 0.01$ 。

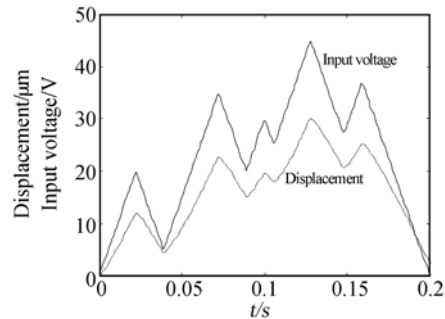
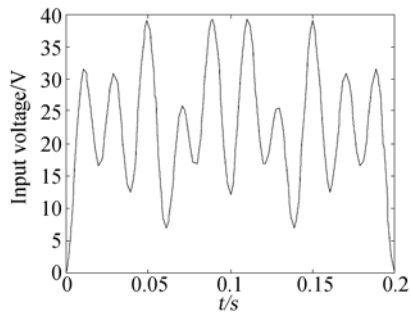


图 5 900 V/s 任意三角波电压与工作台的输出位移  
Fig. 5 900 V/s arbitrary triangle wave voltage and output displacement of piezo-stage

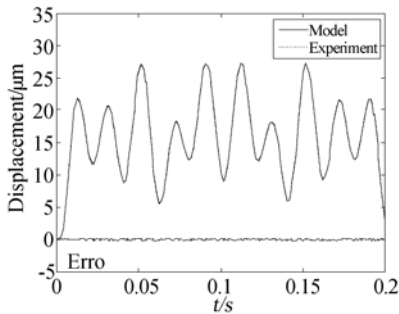
训练后的神经网络 I 可看作是 Tritor100 型压电工作台的数学模型。为考察该神经网络数学模型的精度, 对神经网络输入图 6(a) 所示的复频波电压 (采样和归一化处理后), 将神经网络模型响应值和压电工作台实验值绘于图 6(b) 和 6(c) 中。实验表明, 经初步离线训练的神经网络能反映工作台的多值映射输入输出关系, 并可达到较高的模型精度, 平均误差为  $0.095 \mu\text{m}$ , 最大误差为  $0.32 \mu\text{m}$ 。该神经网络模型精度与文献<sup>[6]</sup>中

的动态迟滞模型精度(平均误差 0.16  $\mu\text{m}$ ,最大误差 0.38  $\mu\text{m}$ )相比有较大提高。



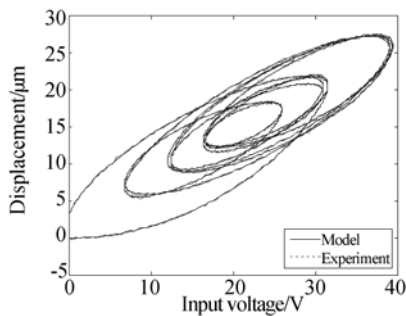
(a) 复频波电压

(a) Multiple frequency wave voltage



(b) 神经网络模型响应曲线与实验曲线比较

(b) Comparison between response curve of neural network model and experimental curve



(c) 神经网络模型对工作台多值输入输出映射关系的体现

(c) Embodiment of mapping between multi-valued input and output of stage by neural network mode

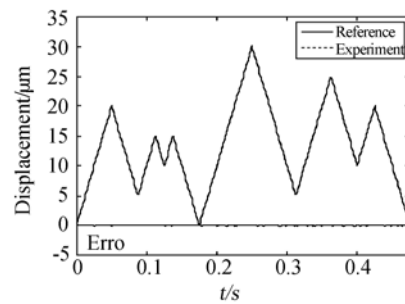
图 6 神经网络模型响应与实验比较

Fig. 6 Comparison between neural network model and experiment

### 4.2 神经网络 PID 控制器性能检验

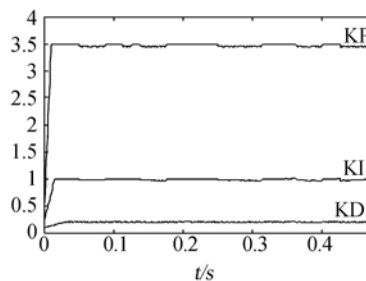
利用压电工作台微定位系统跟踪快速变化的

三角波和复频波 2 种参考运动定位轨迹,以检验神经网络 PID 控制器的控制性能。实验时,神经网络 PID 控制器网络权值修正系数分别选为:学习速率  $\eta_p = 0.05$ ,动量项  $\gamma_p = 0.1$ 。实验结果如图 7 所示,该方案跟踪三角波的平均误差为 0.070  $\mu\text{m}$ ,最大误差为 0.100  $\mu\text{m}$ ;跟踪复频波的平均误差为 0.800  $\mu\text{m}$ ,最大误差为 0.105  $\mu\text{m}$ 。较文献[26]中的复合控制方案跟踪精度(跟踪三角波的平均误差为 0.085  $\mu\text{m}$ ,最大误差为 0.105  $\mu\text{m}$ ;跟踪复频波的平均误差为 0.105  $\mu\text{m}$ ,最大误差为 0.115  $\mu\text{m}$ )有较大提高。



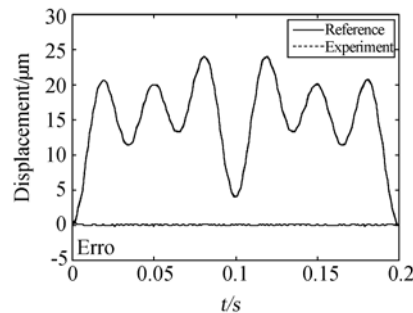
(a) 任意三角波跟踪

(a) Arbitrary triangle wave tracking



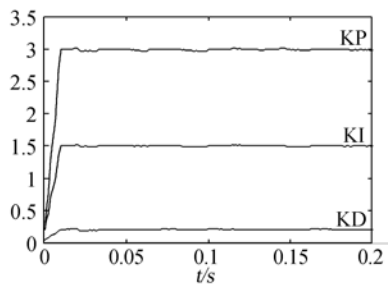
(b) 任意三角波跟踪 PID 参数自整定曲线

(b) PID parameter self-setting curve (triangle wave)



(c) 复频波跟踪

(c) Multiple frequency wave tracking



(d) 复频波跟踪 PID 参数自整定曲线

(d) PID parameter self-setting curve (multiple frequency wave)

图 7 压电工作台自适应控制方案跟踪测试

Fig. 7 Tracking test of adaptive control scheme for piezo-stage

## 5 结 论

压电工作台的定位精度取决于两方面,一方

面是神经网络在线辨识模型的精度,另一方面是神经网络 PID 控制器的自适应能力。

压电工作台的双 Sigmoid 神经网络在线辨识模型能够体现压电工作台的多值映射输入输出关系,利用该在线辨识模型设计的神经网络自适应控制器能够有效抑制压电工作台的迟滞特性、蠕变特性、维度耦合特性及动态特性等对微定位系统定位精度的影响。神经网络在线辨识模型平均误差为  $0.095 \mu\text{m}$ ,最大误差为  $0.32 \mu\text{m}$ ;自适应控制方案跟踪三角波的平均误差为  $0.070 \mu\text{m}$ ,最大误差为  $0.100 \mu\text{m}$ ;跟踪复频波的平均误差为  $0.800 \mu\text{m}$ ,最大误差为  $0.105 \mu\text{m}$ 。

若采用更高精度的微位移检测元件,对神经网络在线辨识模型进行更精细的离线训练,并配合相应的控制器参数调整,有望达到更高的定位精度。

## 参考文献:

- [1] 李庆祥,王东生,李玉和. 现代精密仪器设计[M]. 北京:清华大学出版社,2004.  
LI Q X, WANG D SH, LI Y H. *Design of Modern Precision Instruments*[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2004. (in Chinese)
- [2] LI Y M, XU Q S. A totally decoupled piezo-driven XYZ flexure parallel micropositioning stage for micro/nano manipulation[J]. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2011, 8(2): 265-279.
- [3] 陈立国,张洋,孙立宁,等. 多目标拓扑优化设计在纳米定位平台中的应用[J]. 压电与声光,2011,33(2):228-231.  
CHEN L G, ZHANG Y, SUN L N, *et al.*. Application of multi-objective topology optimization design on the nano-positioning stage[J]. *Piezoelectrics & Acoustooptics*, 2011, 33(2): 228-231. (in Chinese)
- [4] POLIT S, DONG J Y. Development of a high-bandwidth XY nan positioning stage for high-rate micro/nanomanufacturing[J]. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 2011, 16(4): 724-733.
- [5] LI Y M, XU Q S. A novel piezoactuated XY stage with parallel decoupled, and stacked flexure structure for micro-/nanopositioning[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2011, 58(8): 3601-3615.
- [6] 张栋,张承进,魏强. 压电微动工作台的动态迟滞模型[J]. 光学精密工程,2009,17(3): 549-556.  
ZHANG D, ZHANG CH J, WEI Q. Dynamical hysteresis model of piezopositioning stage[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2009, 17(3): 549-556. (in Chinese)
- [7] JEDLICKA I, WEISS R, WEIGEL R. Linearizing the output characteristic of GMR current sensors through hysteresis modeling[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2010, 57(5): 1728-1734.
- [8] TAN X B, IVER R V. Modeling and control of hysteresis[J]. *IEEE Transactions on Control Systems*, 2009, 29(1): 26-28.
- [9] DEVASIA S, ELEFThERIOU E, MOHEIMANI S O R. A survey of control issues in nanopositioning[J]. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2007, 15(5): 802-823.
- [10] 赖志林,刘向东,耿洁,等. 压电陶瓷执行器迟滞的滑模逆补偿控制[J]. 光学精密工程,2011,19(6): 1281-1290.  
LAI ZH L, LIU X D, GENG J. *et al.*. Sliding mode control of hysteresis of piezoceramic actuator

- based on inverse Preisach compensation[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2011, 19(6): 1281-1290. (in Chinese)
- [11] TAO G, KOKOTOVIC P V. *Adaptive Control of Systems with Actuator and Sensor Nonlinearities* [M]. New York: Wiley, 1996.
- [12] GE P, JOUANEH M. Modeling hysteresis in piezoceramic actuators[J]. *Precision Engineering*, 1995, 17(3): 211-221.
- [13] KRASNOSELSKII M, POKROVSKII A. *Systems with Hysteresis* [M]. New York: Springer-Verlag, 1994.
- [14] JANAIDEH M A, RAKHEJA S, SU CH Y. An analytical generalized Prandtl-Ishlinskii model inversion for hysteresis compensation in micropositioning control[J]. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 2011, 16(4): 734-744.
- [15] YI J, CHANG S, SHEN Y. Disturbance-observer-based hysteresis compensation for piezoelectric actuators [J]. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 2009, 14(4): 456-464.
- [16] 马连伟,谭永红,邹涛. 基于神经网络的迟滞逆模型[J]. *控制理论与应用*, 2008, 25(5): 823-826.  
MA L W, TAN Y H, ZOU T. A neural-network-based inverse hysteresis model[J]. *Control Theory & Application*, 2008, 25(5): 823-826. (in Chinese)
- [17] 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[J]. *自动化学报*, 2009, 35(3): 319-323.  
ZHANG X L, TAN Y H. Neural network model for the dynamic hysteresis based on the expanded input space[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2009, 35(3): 319-323. (in Chinese)
- [18] 赵新龙,谭永红,董建萍. 基于扩展输入空间法的压电执行器迟滞特性动态建模[J]. *机械工程学报*, 2010, 46(20): 169-174.  
ZHAO X L, TAN Y H, DONG J P. Dynamic modeling of rate-dependent hysteresis in piezoelectric actuators based on expanded input space method [J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2010, 46(20): 169-174. (in Chinese)
- [19] DONG R L, TAN Y H. A neural networks based model for rate-dependent hysteresis for piezoceramic actuators[J]. *Sensors and Actuators*, 2008, 143: 370-376.
- [20] 刘向东,修春波,李黎,等. 迟滞非线性系统的神经网络建模[J]. *压电与声光*, 2007, 29(1): 106-108.  
LIU X D, XIU CH B, LI L, et al.. Hysteresis modeling using neural networks[J]. *Piezoelectrics & Acousto-optics*, 2007, 29(1): 106-108. (in Chinese)
- [21] 耿洁,刘向东,陈振,等. Preisach迟滞逆模型的神经网络分类排序[J]. *光学精密工程*, 2010, 18(4): 855-862.  
GENG J, LIU X D, CHEN ZH, et al.. Realization of sorting & taxis of Preisach inverse hysteresis model using neural network[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2010, 18(4): 855-862. (in Chinese)
- [22] TANG J, WANG K W. High authority and non-linearity issues in active passive hybrid piezoelectric networks for structural damping[J]. *Journal of Intelligent Material Systems and Structures*, 2000, 11(3): 581-591.
- [23] SU C Y, STEPANENKO Y, SVOBODA J, et al.. Robust adaptive control of a class of nonlinear systems with unknown backlash like hysteresis [J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2000, 45(12): 2427-2432.
- [24] WEI J D, SUN C T. Constructing hysteresis memory in neural networks[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics-Part B: Cybernetics*, 2000, 30(4): 601-609.
- [25] 阎平凡,张长水. *人工神经网络与模拟进化计算* [M]. 2版.北京:清华大学出版社,2005.  
YAN P F, ZHANG CH SH. *Artificial Neural Network and Simulated Evolutionary Computation* [M]. 2nd ed. Beijing: Tsinghua University Press, 2005. (in Chinese)
- [26] 袁曾任. *人工神经网络及其应用* [M]. 北京:清华大学出版社,1999.  
YUAN Z R. *Artificial Neural Networks and Application* [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 1999. (in Chinese)
- [27] 张栋,张玉林,李现明,等. 扫描电化学显微镜压电工作台的建模与控制[J]. *仪器仪表学报*, 2009, 30(12): 2669-2675.  
ZHANG D, ZHANG Y L, LI X M, et al.. Modeling and control of SECM piezo-stage[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2009, 30(12): 2669-2675. (in Chinese)

## 作者简介:



张 栋(1979—),男,山东济南人,博士,讲师,2009年于山东大学获得工学博士学位,主要从事迟滞非线性系统的建模与控制及微机电系统的研究。E-mail: zhangdonggraduate@163.com



田艳兵(1978—),男,山东东营人,博士研究生,副教授,主要从事运动驱动控制,微控制器开发与应用方面的研究。E-mail: tianyanbing@qtech.edu.cn



张承进(1962—),男,山东莱芜人,博士,教授,主要从事非线性系统控制、自适应辨识与控制、时变系统控制等方面的研究。E-mail: cjzhang@sdu.edu.cn



赵景波(1971—),男,博士,副教授,主要从事非线性系统控制、传感器及先进测控技术方面的研究。E-mail: mingli@sdu.edu.cn



魏 强(1973—),男,山东泰安人,博士,副教授,2006年于山东大学获得工学博士学位,主要从事微机电系统、精密工件台驱动和控制技术的研究。E-mail: taweiqiang@126.com



李现明(1964—),男,山东夏津人,博士,教授,主要从事传感器及先进测控技术,微机电系统,生化过程自动控制,电力电子与运动控制,产品质量控制等方面的研究。E-mail: mingli@sdu.edu.cn

## ● 下期预告

## 悬臂梁式硅纳米谐振器的量子压缩效应

张 霞<sup>1\*</sup>, 闫社平<sup>2</sup>

- (1. 西安邮电学院 电子工程学院, 陕西 西安 710100;
2. 上海汉得信息技术股份有限公司, 上海 201203)

以一种悬臂梁式硅纳米谐振器为研究对象,分析了厚度分别为 12 nm 和 38.5 nm 的悬臂梁式硅纳米谐振器内部由海森堡不确定原理所决定的零点位置不确定度。分析结果表明,零点位置不确定度与悬臂梁的厚度和宽度成反比、与悬臂梁的长度成正比,12 nm 厚的悬臂梁其零点位置不确定度为  $4.1 \times 10^{-3}$  nm。结合参量泵量子压缩技术,分析了不同厚度的悬臂梁式硅纳米谐振器的量子压缩系数与器件结构尺寸、温度、泵激电压之间的关系。分析结果表明,量子压缩系数与温度成正比、与泵激电压成反比。当温度为 10 mK、泵激电压为 4 V 时,12 nm 厚的悬臂梁式硅纳米谐振器的量子噪声降低了 26.56 dB,极大地提高了极薄的悬臂梁式硅纳米谐振器在量子噪声影响下的极限检测精度。