

文章编号 1004-924X(2015)01-0132-09

光刻机工件台宏动三自由度建模及自适应神经网络控制

王一光^{1*}, 陈兴林¹, 李晓杰²

- (1. 哈尔滨工业大学 航天学院, 黑龙江 哈尔滨 150001;
2. 黑龙江省工业技术研究院, 黑龙江 哈尔滨 150001)

摘要:提出了一种工件台宏动三自由度建模方法以解决光刻机工件台宏动部分在 X 和 Y 方向的运动耦合问题并实现它的超精密长行程微米精度的跟踪定位。该建模方法将 X 方向电机的偏转角度作为被控对象并且在模型中包含了耦合效应对 X 方向运动的影响。基于此模型提出了一种自适应神经网络控制策略, 该策略采用径向基函数(Radial Basis Function, RBF)神经网络对模型参数信息及外界非线性扰动进行实时在线估计, 以减小未建模动态、电机齿槽力波动、端部效应、摩擦等扰动对控制系统性能的影响。通过对控制策略的理论推导和稳定性分析, 保证了闭环控制系统的收敛性。最后在光刻机工件台上进行了 S 曲线跟踪定位试验, 验证了宏动三自由度建模方法和控制策略的效果。试验结果显示: X 和 Y 方向的位置跟踪误差均小于 3 μm , X 方向电机偏转角度小于 1 μrad , 满足工件台宏动部分跟踪定位精度的要求。

关键词:光刻机; 宏动工件台; 三自由度建模; 自适应神经网络

中图分类号: TN305.7; TP273.2 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/OPE.20152301.0132

Three degrees of freedom modeling and adaptive neural network control for long-stroke wafer stage

WANG Yi-guang^{1*}, CHEN Xing-lin¹, LI Xiao-jie²

- (1. School of Astronautics, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China;
 2. Industrial Technology Research Institute of Heilongjiang, Harbin 150001, China)
- * Corresponding author, E-mail: yiguangwang@yahoo.com

Abstract: A three degrees of freedom modeling method for a long-stroke wafer stage in lithography was proposed to solve the X-Y coupling problem of the long-stroke wafer stage and to achieve ultra-precision tracking with micron accuracy. In the modeling method, the rotation angle of X linear motor was considered as one of the controlled objects and the coupling effect on the moving in X direction was involved in the model. Then an adaptive neural network control method was presented based on the proposed model. The Radial Basis Function (RBF) neural network was used to estimate the model information and external nonlinear disturbances real-time online and to reduce the influences of unmodeled dynamics, cogging forces, end effect and friction on the control system. With the theoretical derivation and stability analysis, the convergence of the closed-loop system was

收稿日期: 2014-05-04; 修订日期: 2014-06-04.

基金项目: 国家 973 重点基础研究发展计划资助项目 (No. 973-10007.07-LB7); 国家重大科技专项资助项目 (No. 2009ZX02207)

guaranteed. Finally, the effectiveness of the modeling and the control method were verified by a S-curve tracking experiment on the actual long-stroke wafer stage of the lithography. The experiment results show that the tracking errors of the X and Y linear motors are less than $3 \mu\text{m}$ and the rotation angle of X motor is less than $1 \mu\text{rad}$. The tracking errors meet the design requirements.

Key words: lithographic system; long-stroke wafer stage; three degrees of freedom modeling; adaptive neural network

1 引言

近年来,随着大规模集成电路技术及工艺的不断发展和进步,芯片的特征尺寸已经全面进入纳米水平。作为集成电路芯片的主要生产设备,光刻机的发展水平在很大程度上制约了半导体行业的发展速度。由于涉及包括机械、材料、测量、仪器、化学、控制和电机等多学科的技术,光刻机逐渐成为顶尖加工制造设备。

光刻机工件台宏动部分的超精密运动控制面临的一个很大问题是系统中大量存在的未建模动态、参数不确定性和外界非线性扰动^[1],如端部效应、温湿度扰动、齿隙效应和摩擦等。近年来,越来越多的研究已经开始着手解决这类非线性扰动问题。对于伺服系统,摩擦会给系统性能带来很大的负面影响。文献[2-5]分别建立了各自系统对应的摩擦模型,并进行了相应的补偿,在抑制特定摩擦方面取得了良好的效果。但特定的模型仅对特定的摩擦起作用,并且摩擦模型的参数也难于测量和辨识。文献[6-7]分别为各自控制系统的速度环设计了扰动观测器(Disturbance Observer Based, DOB),配合零相位误差跟踪控制器实现了对扰动的抑制。但文献[8-9]表明,DOB无法很好地处理非连续扰动。一些文献通过设计反馈控制器来抑制系统中的非线性效应。文献[10-14]设计了迭代学习控制器(Iterative Learning Control, ILC),虽然取得了较好的控制效果,但 ILC 无法适用于任何情况,在一些噪声和非重复性扰动比较严重的情况下 ILC 无法取得良好的效果。文献[15-18]设计了分数阶控制器,虽然对于特定模型和扰动的情况表现较好,但对于大范围的参数波动和外界扰动的效果并不理想。

RBF神经网络自从上个世纪80年代被提出以来,因其结构简单和计算能力强等在模式识别、信号处理和系统建模等方面得到了广泛的应用。近年来,很多研究利用RBF神经网络解决运动控制问题,特别是在抑制参数波动和不确定性扰动方面^[19-23]。在进行控制器设计时,RBF不需要了解系统的精确模型,即可实时在线对模型参数和扰动进行估计补偿。所以,可以将其引入到超精密运动控制系统设计中来。

本文首先提出了一种光刻机工件台宏动部分3自由度模型,设计了一种自适应神经网络控制策略。通过对控制策略的推导和稳定性证明,保证了控制系统的闭环收敛性。最后通过在实际光刻机工件台上进行的S曲线跟踪定位试验验证了该控制策略的有效性。

2 工件台宏动部分建模

图1所示为光刻机工件台宏动部分建模结构示意图。宏动部分包含两个Y方向永磁直线电机(PMLM)和一个X方向PMLM。假定质量块1包含两个Y方向PMLM的定子、导轨套和X方向PMLM的定子,质量块2包含X方向PMLM的定子及导轨套。设测量坐标系原点为O, X方向导轨的平面几何中心点为 O_1 ,则根据平面几何关系质量块的位置为:

$$\begin{cases} x_1 = 0 \\ y_1 = y \\ x_2 = x \cos \alpha + L_1 \sin \alpha \\ y_2 = y + L_1 \cos \alpha - x \sin \alpha \end{cases}, \quad (1)$$

其中: x_1, y_1 为质量块1相对于O点沿X、Y方向的坐标; x_2, y_2 为质量块2相对于O点沿X、Y方向的坐标; y 为质量块1平面几何中心点 O_1 沿Y方向的坐标; x 为X方向PMLM相对于 O_1 点沿

X 导轨方向的运动距离; α 为 X 方向 PMLM 与 X 轴的偏离角度, 通常 α 为微弧量级; L_1 为质量块 2 的质心 Cog 到 X 方向 PMLM 导轨的距离。

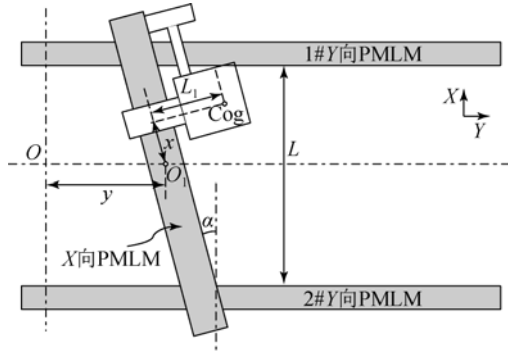


图 1 3 自由度建模结构示意图

Fig. 1 Schematic of three degrees of freedom modeling

将式(1)对时间求导可得质量块的速度方程为:

$$\begin{cases} v_1 = \begin{bmatrix} \frac{dx_1}{dt} \\ \frac{dy_1}{dt} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ \dot{y} \end{bmatrix} \\ v_2 = \begin{bmatrix} \frac{dx_2}{dt} \\ \frac{dy_2}{dt} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \dot{x}\cos\alpha - \dot{x}\sin\alpha + L_1\dot{\alpha}\cos\alpha \\ \dot{y} - L_1\dot{\alpha}\sin\alpha - \dot{x}\sin\alpha - x\dot{\alpha}\cos\alpha \end{bmatrix} \end{cases}, \quad (2)$$

其中: v_1 为质量块 1 的速度; v_2 为质量块 2 的速度。

根据式(2), 由动能定理得质量块的总动能为:

$$E_k = E_{k1} + E_{k2} = \frac{1}{2}M\dot{v}_1^2 + \frac{1}{2}m\dot{v}_2^2 + \frac{1}{2}I_1\dot{\alpha}^2 + \frac{1}{2}I_2\dot{\alpha}^2 = \frac{1}{2}m\dot{x}^2 + \frac{1}{2}[m(x^2 + L_1^2) + I_1 + I_2]\dot{\alpha}^2 + \frac{1}{2}(M+m)\dot{y}^2 + \dot{x}\dot{\alpha}L_1 - \dot{y}\dot{\alpha}(x\cos\alpha + L_1\sin\alpha) - \dot{x}\dot{y}m\sin\alpha, \quad (3)$$

其中: M 和 m 分别为质量块 1 和质量块 2 的质量; $I_1 = \frac{1}{12}ML^2$ 和 $I_2 = m\cdot x^2$ 为质量块 1 和质量块 2 的转动惯量; E_k 为总动能; E_{k1} , E_{k2} 分别为质量块 1 和质量块 2 的动能; L 为 Y 方向两根导轨之间的距离。

令 $E_k = \frac{1}{2}\dot{Q}^T D \dot{Q}$, 则由式(3)可得:

$$D = \begin{bmatrix} m & mL_1 & -m\sin\alpha \\ mL_1 & D_{22} & D_{23} \\ -m\sin\alpha & D_{32} & M+m \end{bmatrix}, \quad (4)$$

其中: $D_{23} = D_{32} = -m(x\cos\alpha + L_1\sin\alpha)$, $D_{22} = m(x^2 + L_1^2) + I_1 + I_2$; $\dot{Q} = [\dot{x} \ \dot{\alpha} \ \dot{y}]^T$ 为速度向量; D 为惯性矩阵。

根据式(4)计算克里奥利斯和离心力矩阵^[24]:

$$W_{ij} = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^3 \left[\left[\frac{\partial D_{ij}}{\partial Q_k} + \frac{\partial D_{ik}}{\partial Q_j} + \frac{\partial D_{jk}}{\partial Q_i} \right] \dot{Q}_k \right]. \quad (5)$$

其中: W_{ij} 为克里奥利斯和离心力矩阵的第 i 行 j 列元素; D_{ij} , D_{ik} , D_{jk} 表示惯性矩阵 D 的第 i 行 j 列、 i 行 k 列、 j 行 k 列的元素; $Q = [x \ \alpha \ y]^T$ 为位置向量, Q_i, Q_j, Q_k 表示向量 Q 的第 i, j, k 行元素, i, j, k 为正整数。

由式(4)和(5)可得系统的克里奥利斯和离心力矩阵为:

$$W = m \cdot \begin{bmatrix} 0 & W_{12} & -\dot{\alpha}\cos\alpha \\ W_{21} & W_{22} & W_{23} \\ -\dot{\alpha}\cos\alpha & W_{32} & 0 \end{bmatrix}. \quad (6)$$

其中: W 为克里奥利斯和离心力矩阵; $W_{12} = W_{21} = 2x\dot{\alpha} - \dot{y}\cos\alpha$, $W_{23} = W_{32} = -\dot{x}\cos\alpha - L_1\dot{\alpha}\cos\alpha + x\dot{\alpha}\sin\alpha$, $W_{22} = 2x\dot{x} + (x\sin\alpha - L_1\cos\alpha)\dot{y}$ 。

根据式(4)和式(6)导出由电机推力 τ 到位置向量 Q 的系统数学模型为:

$$D\ddot{Q} + W\dot{Q} = H(\tau - d - F), \quad (7)$$

其中: $d = [d_1 \ d_2 \ d_3]^T$ 为电机扰动力向量;

$F = [F_1 \ F_2 \ F_3]^T$ 为电机摩擦力向量;

$\tau = [\tau_1 \ \tau_2 \ \tau_3]^T$ 为电机推力向量;

$$H = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \frac{1}{2} \cdot L \cdot \cos\alpha & -\frac{1}{2} \cdot L \cdot \cos\alpha \\ 0 & 1 & 1 \end{bmatrix} \text{ 为}$$

驱动矩阵。

3 RBF 神经网络

近些年来, 很多的研究把重点放在利用神经网络解决控制问题上^[25-27]。

RBF 神经网络是一种具有单隐层的多层前馈型神经网络, 具有能够以任意精度逼近任何函

数的能力。与其他多层前馈型神经网络相比,RBF神经网络的结构简单且可以避免复杂的运算,自被提出就一直受到很大的关注。

对于传统的控制方法,控制一个包含不确定非线性效应、未建模动态和耦合等复杂因素的多输入多输出(Multi-Input Multi-Output, MIMO)时变系统比较困难,但基于RBF神经网络的控制器可以通过实时在线进行模型参数动态估计来解决这个问题。而且,含有RBF神经网络的控制系统可以明显地提高抵御外部不确定性扰动的能力。近年来,利用RBF神经网络解决自适应非线性控制问题的研究^[28-31]越来越多。

图2所示^[24]为RBF神经网络结构。RBF神经网络共包含3层:输入层、隐层和输出层。其中从输入层至输出层为非线性映射,而隐层至输出层为线性映射。

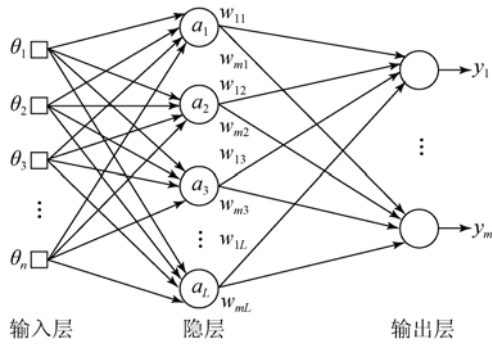


图2 RBF神经网络结构示意图

Fig. 2 Schematic of RBF neural network

在RBF神经网络结构中,光滑连续函数 $f(\theta): \mathfrak{R}^n \rightarrow \mathfrak{R}^m$ 可以表示为^[27]:

$$f(\theta) = w^T a(\theta) + \varepsilon(\theta), \quad (8)$$

其中: $\theta \in \mathfrak{R}^n$ 为输入向量;

$$w^T = \begin{bmatrix} w_{11} & w_{12} & \cdots & w_{1L} \\ w_{21} & w_{22} & \cdots & w_{2L} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{m1} & w_{m2} & \cdots & w_{mL} \end{bmatrix} \text{为权值向量;}$$

$a(\theta) = [a_1(\theta) \ a_2(\theta) \ \cdots \ a_L(\theta)]^T$ 为激活向量; $\varepsilon(\theta) \in \mathfrak{R}^m$ 为函数估计误差向量。

通常,激活向量 $a_i(\theta)$ 选为高斯基函数:

$$a_i(\theta) = \exp\left[-\frac{1}{2\eta_i^2} \|\theta - \mu_i\|^2\right], \quad (9)$$

其中: μ_i 为节点 i 的中心矢量, η_i 为节点 i 的基带宽度, $i \in 1, 2, \dots, L$ 。

4 自适应神经网络控制策略

式(7)进行等式变换可得:

$$N\ddot{Q} + C\dot{Q} = \tau - d - F, \quad (10)$$

其中: $N = H^{-1}D, C = H^{-1}W$ 。

设 Q_d 为位置参考轨迹向量,则位置偏差向量为:

$$e = Q_d - Q. \quad (11)$$

设计滑模函数:

$$\sigma = \dot{e} + Ae, \quad (12)$$

其中: $A = \text{diag}\{\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3\}$,满足Hurwitz条件, $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3 > 0$ 。

将滑模函数对时间求导并与式(11)进行等式变换得:

$$\ddot{Q} = \ddot{Q}_d + A\dot{e} - \dot{\sigma}. \quad (13)$$

将式(13)和(12)代入式(10)得:

$$\begin{aligned} N\ddot{Q}_d + NA\dot{e} - N\dot{\sigma} + C\dot{Q} - (\tau - d - F) = \\ N(\ddot{Q}_d + A\dot{e}) - N\dot{\sigma} + C(\dot{Q}_d + Ae) - \\ C\sigma - (\tau - d - F) = 0. \end{aligned} \quad (14)$$

令非线性函数 $f = N(\ddot{Q}_d + A\dot{e}) + C(\dot{Q}_d + Ae)$,则系统数学模型转变为:

$$f - N\dot{\sigma} - C\sigma - (\tau - d - F) = 0. \quad (15)$$

针对模型(15)选择控制率^[32]:

$$\tau = f + K_v\sigma - v, \quad (16)$$

其中: $K_v = K_v^T > 0$ 为增益矩阵, v 为鲁棒项。

将控制率(16)代入模型(15)并整理得:

$$N\dot{\sigma} + (C + K_v)\sigma - (d + F + v) = 0. \quad (17)$$

通过选取适当的 K_v 和 v ,可使系统收敛。但由于控制率(16)中非线性动态函数 f 包含建模信息 N 和 C ,并且其精确值未知,所以在工程上控制率(16)无法实现。利用RBF神经网络可以任意精度逼近任何函数的特点,采用RBF神经网络实时在线对非线性函数 f 进行估计。

根据函数 f 的特点,选择RBF神经网络的输入向量为:

$$\theta = [e^T \ \dot{e}^T \ Q_d^T \ \dot{Q}_d^T \ \ddot{Q}_d^T]^T. \quad (18)$$

则RBF神经网络应定义为:

$$f(\theta) = w^T a(\theta) + \varepsilon(\theta). \quad (19)$$

其中: $f(\theta): \mathcal{R}^5 \rightarrow \mathcal{R}^1$ 。

神经网络的输出为:

$$\hat{f}(\theta) = \hat{w}^T a(\theta). \quad (20)$$

由式(19)和(20)得,神经网络的估计误差为:

$$\tilde{f}(\theta) = f(\theta) - \hat{f}(\theta) = \tilde{w}^T a(\theta) + \varepsilon(\theta), \quad (21)$$

其中: $\tilde{w} = w - \hat{w}$ 为权向量误差。

用神经网络输出估计值 $\hat{f}(\theta)$ 代替控制率(16)中的非线性函数 f , 则控制率转换为:

$$\tau = \hat{f}(\theta) + K_v \sigma - v. \quad (22)$$

5 稳定性分析

定义李雅普诺夫函数^[32]:

$$V = \frac{1}{2} \sigma^T N \sigma + \frac{1}{2} \text{tr}(\tilde{w}^T \Gamma^{-1} \tilde{w}), \quad (23)$$

其中: 自适应率增益 Γ 为正定对阵矩阵。

则 V 的导数为:

$$\dot{V} = \frac{1}{2} \sigma^T \dot{N} \sigma + \sigma^T N \dot{\sigma} + \text{tr}(\tilde{w}^T \Gamma^{-1} \dot{\tilde{w}}). \quad (24)$$

将式(21)和(22)代入式(15)得:

$$N \dot{\sigma} = \tilde{w}^T a(\theta) + \varepsilon(\theta) - (C + K_v) \sigma + v + (d + F). \quad (25)$$

将式(25)代入(24)并化简得:

$$\dot{V} = -\sigma^T K_v \sigma + \text{tr} \tilde{w}^T [\Gamma^{-1} \dot{\tilde{w}} + a(\theta) \sigma^T] + \sigma^T [\varepsilon(\theta) + d + F + v]. \quad (26)$$

设计 RBF 神经网络自适应率为:

$$\dot{\tilde{w}} = -\dot{\hat{w}} = -\Gamma a(\theta) \sigma^T. \quad (27)$$

将自适应率(27)代入式(26)得:

$$\dot{V} = -\sigma^T K_v \sigma + \sigma^T [\varepsilon(\theta) + d + F + v]. \quad (28)$$

假设 RBF 神经网络估计误差 $\varepsilon(\theta)$ 、扰动力 d 和摩擦力 F 有界, 即

$$\begin{cases} \|\varepsilon(\theta)\| \leq \varepsilon_N \\ \|d + F\| \leq F_d \end{cases}. \quad (29)$$

其中: $\varepsilon_N > 0, F_d > 0$ 。

设计关于 ε_N 和 F_d 的鲁棒项 v 为:

$$v = -(\varepsilon_N + F_d) \text{sgn}(\sigma). \quad (30)$$

将式(30)代入(28)得:

$$\begin{aligned} \dot{V} &= -\sigma^T K_v \sigma + \sigma^T [\varepsilon(\theta) + d + F] - \\ &\sigma^T (\varepsilon_N + F_d) \text{sgn}(\sigma) \leq -\sigma^T K_v \sigma \leq 0. \end{aligned} \quad (31)$$

图 3 所示为所提出的自适应神经网络控制策略结构示意图。

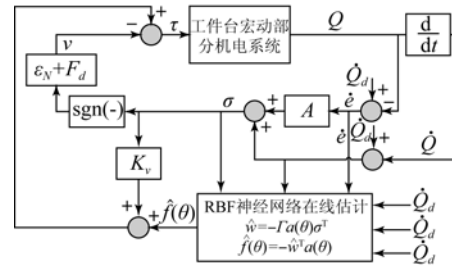


图 3 自适应神经网络控制策略结构示意图

Fig. 3 Structure of adaptive neural network control method

6 试验研究

为了验证所提出的工件台宏动三自由度模型和自适应神经网络控制方法的效果,搭建了工件台宏动部分运动控制测试系统,系统结构如图 4 所示。

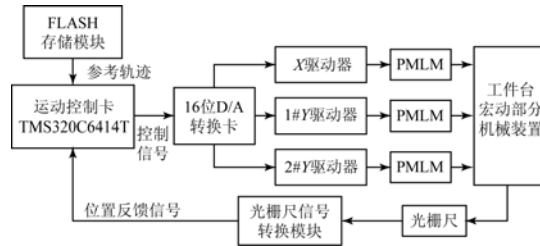


图 4 工件台宏动部分控制系统结构框图

Fig. 4 Block diagram of long-stroke wafer stage control system

系统由 FLASH 数据存储模块、运动控制卡、16 位 D/A 转换卡、X 和 Y 方向 PMLM 及其驱动器、工件台宏动部分机械装置、光栅尺和光栅尺信号采集卡组成。其中所有运动部分均由气浮导轨支撑,这样可以大幅度降低摩擦效应的影响。整个工件台固定在大理石基座上,系统设计有平衡质量块和反力矩电机来减小电机高速运动对台体的冲击。

为了满足系统 5 kHz 采样频率的要求,同时也考虑到通过复杂算法提高控制系统精度的需要,运动控制卡采用 1 G 主频的 DSP 处理器 TMS320C6414T。自制 D/A 转换卡采用 AD 公司的 16 位数模转换芯片 AD5547。X 和 Y 方向 PMLM 位置信号由海德汉 LIF471-R 型光栅尺进行测量,细分后测量分辨率可达 0.2 μm。偏转角

度 α 的数值由 2 个 Y 向 PMLM 的位置差与距离 L 的比值确定,如图 5 所示。

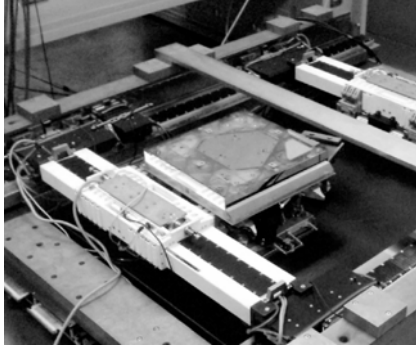


图 5 工件台宏动部分试验装置实物图

Fig. 5 Picture of long-stroke wafer stage experiment device

工件台宏动部分相关参数及电机参数如表 1 所示。自制电机伺服驱动器内部集成电流环,最大可输出 25 A 电流,D/A 控制信号范围为 ± 10 V,即电机驱动器增益为 2.5 A/V。

表 1 工件台宏动部分机械参数及电机参数

Tab. 1 Mechanical and motor parameters of the long-stroke wafer stage

工件台机械参数	数值	PMLM 参数	数值
M/kg	37	线圈电阻/ Ω	4.5
m/kg	73.5	推力系数/ $N \cdot A^{-1}$	150
L/m	1.27	反电动势系数/ $V \cdot m^{-1} \cdot s^{-1}$	50
L_1 /m	0.38	驱动器增益系数/ $A \cdot V^{-1}$	2.5

设计 RBF 神经网络结构 5 : 9 : 1。即神经网络含有 5 个输入 $e, \dot{e}, Q_d, \dot{Q}_d$ 和 \ddot{Q}_d , 9 个隐层 RBF 节点 $a_1(\theta), a_2(\theta), \dots, a_9(\theta)$, 1 个网络输出 $\hat{f}(\theta)$ 。

控制器及神经网络相关参数选择如下:基带宽度 $\eta=20$;RBF 神经网络中心矢量:

$$\boldsymbol{\mu} = [-2 \quad -1.5 \quad -1 \quad -0.5 \quad 0 \quad 0.5 \quad 1 \quad 1.5 \quad 2],$$

其中: $i=1, 2, \dots, 9$; $A = \text{diag}\{10, 10, 10\}$; $K_v = \text{diag}\{80, 80, 80\}$; $\epsilon_N = 2$; $F_d = 10$; 自适应率增益 $\boldsymbol{\Gamma} = \text{diag}\{50, 50, 50\}$ 。

X 和 Y 方向的运动参考轨迹选择 S 曲线,如图 6 所示。S 曲线可以减小运动轨迹不平滑对台体造成的冲击。 α 的参考角度、参考角速度和参考角加速度均取 0。

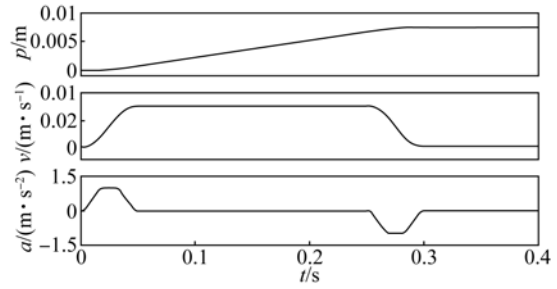


图 6 参考运动轨迹

Fig. 6 Reference tracking trajectory

在实际光刻机工件台系统上,利用控制率(22)跟踪图 6 所示的参考轨迹进行试验。X 方向 PMLM 的跟踪位置误差和估计速度误差如图 7 所示。最大位置误差发生在加减速阶段约为 $2 \mu\text{m}$,匀速阶段和稳态位置误差大约为 $1.5 \mu\text{m}$ 。速度误差均保持在 5 mm/s 以下。

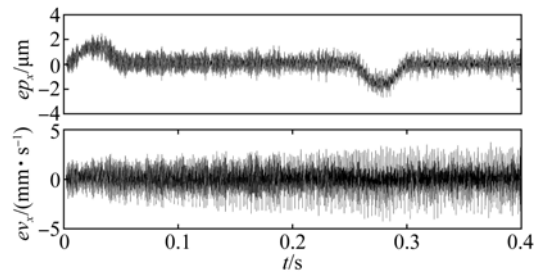


图 7 X 向电机位置及估计速度误差曲线

Fig. 7 Position and estimated velocity errors of X PMLM

两个 Y 方向 PMLM 的跟踪位置误差和速度估计误差如图 8 和图 9 所示。二者的跟踪位置误差轮廓比较相似,位置误差大约都在 $-1 \sim 3 \mu\text{m}$,最大位置误差都发生在加速阶段。二者的估计速度误差基本保持在 5 mm/s 以内,但 2 # Y 方向 PMLM 在加速阶段的估计速度误差稍大,约为 7 mm/s 。

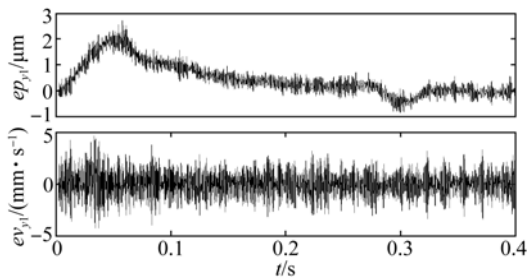


图 8 1# Y 方向 PMLM 位置及估计速度误差曲线

Fig. 8 Position and estimated velocity errors of 1# Y PMLM

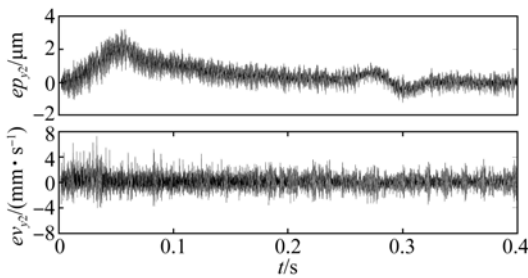
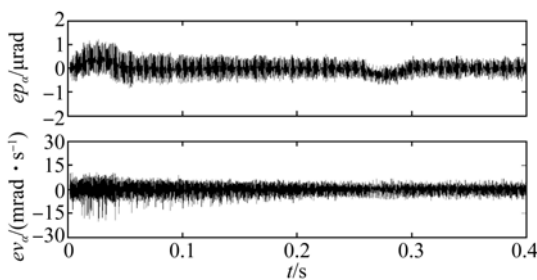


图 9 2# Y 方向 PMLM 位置及估计速度误差曲线

Fig. 9 Position and estimated velocity errors of 2# Y PMLM

图 10 所示为 α 角的角位置和估计角速度曲线。 α 角在试验过程中始终保持在 $1 \mu\text{rad}$ 以下, 最大角度发生在加速阶段, 稳态误差小于 $0.5 \mu\text{rad}$ 。这说明 2 个 Y 方向 PMLM 的同步误差比较小, 可以很好地抑制 X 和 Y 方向的耦合效应。 α 角的角速度大约在 15 mrad/s 以内, 最大角速度发生在加速阶段。

图 10 α 角位置及估计角速度曲线Fig. 10 Position and estimated velocity of α

参考文献:

- [1] TAN K K, LEE T H, HUANG S. *Precision Motion Control: Design and Implementation* [M]. Springer, 2008: 20-24.
- [2] ALBENDER F, LAMPAERT V, SWEVERS J.

X 和 Y 方向 3 个 PMLM 的控制电压如图 11 所示。从图中可以看出, 控制电压曲线整体比较平缓, 局部略有抖动, 未出现驱动器饱和现象。

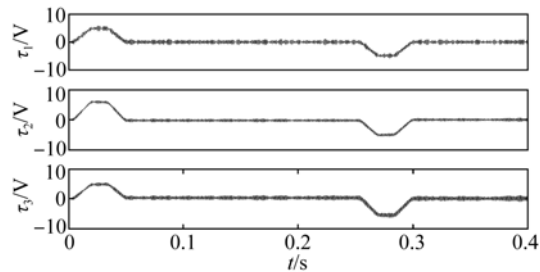


图 11 X 和 Y 方向 PMLM 控制量曲线

Fig. 11 Control inputs of X and Y PMLMs

从上述结果可以看出, 针对光刻机工件台宏动部分建立的模型和基于此模型设计的自适应神经网络控制策略稳定有效。在一定外界扰动和参数波动的情况下可以得到较高的控制精度。下一步的工作重点将是针对光刻机工件台微动部分设计 6 自由度运动控制策略, 将引入激光干涉仪和电容传感器等精度更高的位置传感器来实现纳米精度的跟踪定位。

7 结 论

本文针对光刻机工件台宏动部分 X 和 Y 方向运动耦合的问题建立了 3 自由度模型, 并为其设计了自适应神经网络控制策略。通过对此策略的研究和稳定性分析, 保证了在此控制策略下闭环系统的收敛性。最终通过试验验证了建模方法及控制策略的正确性和有效性。试验结果显示, X 和 Y 方向的位置误差小于 $3 \mu\text{m}$, X 向电机的偏转角度可以控制在 $1 \mu\text{rad}$ 以内。所提方法可以在一定程度上抑制外界扰动和不确定性并取得良好的控制效果。

The generalized Maxwell-slip model: a novel model for friction simulation and compensation [J]. *Automatic Control, IEEE Transactions on*, 2005, 50 (11): 1883-1887.

- [3] LIAO T L, CHIEN T I. An exponentially stable adaptive friction compensator [J]. *Automatic Control*,

- IEEE Transactions on*, 2000, 45(5): 977-980.
- [4] TAN K K, HUANG S N, LEE T H. Robust adaptive numerical compensation for friction and force ripple in permanent-magnet linear motors [J]. *Magnetics, IEEE Transactions on*, 2002, 38(1): 221-228.
- [5] AHN H S, CHEN Y Q, DOU H. State-periodic adaptive compensation of cogging and coulomb friction in permanent magnet linear motors [C]. *American Control Conference, Proceedings of the 2005, IEEE*, 2005: 3036-3041.
- [6] WANG C C, TOMIZUKA M. Design of robustly stable disturbance observers based on closed loop consideration using H_∞ optimization and its applications to motion control systems [C]. *American Control Conference, Proceedings of the 2004, IEEE*, 2004, 4: 3764-3769.
- [7] SU W T, LIAWC M. Adaptive positioning control for a LPMSM drive based on adapted inverse model and robust disturbance observer [J]. *Power Electronics, IEEE Transactions on*, 2006, 21(2): 505-517.
- [8] XU L, YAO B. Output feedback adaptive robust precision motion control of linear motors [J]. *Automatica*, 2001, 37(7): 1029-1039.
- [9] YAO B, XU L. Adaptive robust motion control of linear motors for precision manufacturing [J]. *Mechatronics*, 2002, 12(4): 595-616.
- [10] PASZKE W, MERRY R, MOLENGRAFT R. Iterative learning control by two-dimensional system theory applied to a motion system [C]. *American Control Conference, IEEE*, 2007: 5484-5489.
- [11] AHN H S, CHEN Y Q, MOORE K L. Iterative learning control: brief survey and categorization [J]. *IEEE Transactions on Systems Man and Cybernetics Part C, Applications and Reviews*, 2007, 37(6): 1099.
- [12] 李朋志, 闫丰, 葛川, 等. 压电驱动器的开闭环迭代学习控制 [J]. *光学精密工程*, 2014, 22(2).
LI P ZH, YAN F, GE CH, *et al.*. Open-closed loop iterative learning control of piezoelectric actuators [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2014, 22(2). (in Chinese)
- [13] 李朋志, 葛川, 苏志德, 等. 基于动态模糊系统模型的压电陶瓷驱动器控制 [J]. *光学精密工程*, 2013, 21(2).
LI P ZH, GE CH, SU ZH D, *et al.*. Control of piezoelectric ceramic actuator via dynamic fuzzy system model [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2013, 21(2): 394-399. (in Chinese)
- [14] CHEUNG J W F, HUNG Y S. Robust learning control of a high precision planar parallel manipulator [J]. *Mechatronics*, 2009, 19(1): 42-55.
- [15] 王一光, 陈兴林, 李晓杰. 基于 PMLM 的 PD^{*} 运动控制器的设计研究 [J]. *国防科技大学学报*, 2014, 36(1): 142-147.
WANG Y G, CHEN X L, LI X J. A PD^{*} motion controller design method for PMLM [J]. *Journal of National University of Defense Technology*, 2014, 36(1): 142-147. (in Chinese)
- [16] 丁策, 戴明, 李嘉全, 等. 光电陀螺稳定平台的分数阶控制 [J]. *光学精密工程*, 2014, 22(2): 383-389.
DING C, DAI M, LI J Q, *et al.*. Fractional control of stabilized platform for photoelectric gyro [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2014, 22(2): 383-389. (in Chinese)
- [17] LUO Y, CHEN Y Q, AHN H S, *et al.*. Fractional order robust control for cogging effect compensation in PMSM position servo systems: stability analysis and experiments [J]. *Control Engineering Practice*, 2010, 18(9): 1022-1036.
- [18] BARBOSA R S, TENREIRO MACHADO J A, JESUS I S. Effect of fractional orders in the velocity control of a servo system [J]. *Computers & Mathematics with Applications*, 2010, 59(5): 1679-1686.
- [19] LI Y, QIANG S, ZHUANG X. Robust and adaptive backstepping control for nonlinear systems using RBF neural networks [J]. *Neural Networks, IEEE Transactions on*, 2004, 15(3): 693-701.
- [20] HUANG S, TAN K K, LEE T H, *et al.*. Adaptive control of mechanical systems using neural networks [J]. *Systems, Man, and Cybernetics, Part C: Applications and Reviews, IEEE Transactions on*, 2007, 37(5): 897-903.
- [21] WANG S, YU D L. Adaptive RBF network for parameter estimation and stable air-fuel ratio control [J]. *Neural Networks*, 2008, 21(1): 102-112.
- [22] ZHU Q, FEI S, ZHANG T, *et al.*. Adaptive RBF neural-networks control for a class of time-delay nonlinear systems [J]. *Neurocomputing*, 2008, 71(16): 3617-3624.
- [23] WANG S, YU D L. Adaptive RBF network for parameter estimation and stable air-fuel ratio control [J]. *Neural Networks*, 2008, 21(1): 102-112.

- [24] SHUZHONG S G, LEE T H, HARRIS C J. *Adaptive Neural Network Control of Robotic Manipulators* [M]. World Scientific, 1998.
- [25] ZHANG T, GE S S. Adaptive neural network tracking control of MIMO nonlinear systems with unknown dead zones and control directions [J]. *Neural Networks, IEEE Transactions on*, 2009, 20(3): 483-497.
- [26] LIAW H C, SHIRINZADEH B, SMITH J. Robust neural network motion tracking control of piezoelectric actuation systems for micro/nanomanipulation [J]. *Neural Networks, IEEE Transactions on*, 2009, 20(2): 356-367.
- [27] LIAW H C, SHIRINZADEH B. Neural network motion tracking control of piezo-actuated flexure-based mechanisms for micro-/nanomanipulation [J]. *Mechatronics, IEEE/ASME Transactions on*, 2009, 14(5): 517-527.
- [28] WANG S, YU D L. Adaptive RBF network for parameter estimation and stable air-fuel ratio control [J]. *Neural Networks*, 2008, 21(1): 102-112.
- [29] ZHU Q, FEI S, ZHANG T, *et al.*. Adaptive RBF neural-networks control for a class of time-delay nonlinear systems [J]. *Neurocomputing*, 2008, 71(16): 3617-3624.
- [30] KOBAYASHI H, OZAWA R. Adaptive neural network control of tendon-driven mechanisms with elastic tendons [J]. *Automatica*, 2003, 39(9): 1509-1519.
- [31] CHENG X P, PATEL R V. Neural network based tracking control of a flexible macro-micro manipulator system [J]. *Neural Networks*, 2003, 16(2): 271-286.
- [32] LEWIS F L, YESILDIREK A, LIU K. Multilayer neural-net robot controller with guaranteed tracking performance [J]. *Neural Networks, IEEE Transactions on*, 1996, 7(2): 388-399.

作者简介:



王一光(1980—),男,山东龙口人,博士研究生,工程师,2003年、2008年于哈尔滨工程大学分别获得学士、硕士学位,主要从事光刻机超精密运动控制研究。E-mail: yiguangwang@yahoo.com

导师简介:



陈兴林(1963—),男,黑龙江佳木斯人,教授,博士生导师,1985年于华南工学院获得学士学位,1991、1994年于哈尔滨工业大学分别获得硕士、博士学位,主要从事光刻机超精密运动控制,飞行器控制与仿真,智能机器人,计算机控制等方面的研究。E-mail: chenxl@hit.edu.cn

(版权所有 未经许可 不得转载)