

基于双前馈+双神经网络自适应快速反射镜的解耦控制

王 瑞^{1,2}, 苏秀琴^{1,3}, 乔永明¹, 吕 涛¹, 王 轩^{1,2}, 王凯迪^{1,2}

- (1. 中国科学院西安光学精密机械研究所 中国科学院空间精密测量重点实验室, 陕西 西安 710119;
2. 中国科学院大学, 北京 100049;
3. 青岛海洋科学与技术试点国家实验室, 山东 青岛 266237)

摘 要: 基于柔性铰链结构支撑和音圈电机驱动的两轴快速反射镜是一个两输入两输出强耦合系统, X 轴和 Y 轴间的耦合大幅降低了反射镜的定位精度, 采用传统的 PID 控制算法很难实现高精度的解耦控制。针对中心对称和轴对称结构形式的两轴快速反射镜, 理论分析了两轴快速反射镜耦合来源——直流耦合分量和非直流耦合分量; 建立了 X 轴和 Y 轴间的耦合物理模型; 提出的双前馈+双神经网络自适应解耦控制算法分别补偿直流耦合分量和非直流耦合分量。实验结果表明: 该控制算法与传统的 PID 控制算法相比, 耦合度从 5% 左右降低到 1.0‰以内, 从而定位精度从 2.5% 左右提高到 0.5‰以内。
关键词: 两轴快速反射镜; 双前馈; 双神经网络自适应; 解耦; 定位精度
中图分类号: N945.15 **文献标志码:** A **DOI:** 10.3788/IRLA20210194

Decoupling control of fast steering mirror based on dual feedforward + dual neural network adaptive

Wang Rui^{1,2}, Su Xiuqin^{1,3}, Qiao Yongming¹, Lv Tao¹, Wang Xuan^{1,2}, Wang Kaidi^{1,2}

- (1. Key Laboratory of Space Precision Measurement Technology, Xi'an Institute of Optics and Precision Mechanics, Chinese Academy of Sciences, Xi'an 710119, China;
2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China;
3. Pilot National Laboratory for Marine Science and Technology, Qingdao 266237, China)

Abstract: Two-axis fast steering mirror based on flexure hinge support and voice coil motor drive is a strong coupling system with two inputs and two outputs. The coupling between X -axis and Y -axis greatly reduces the positioning accuracy of the fast steering mirror. It is difficult to achieve high precision decoupling control by using traditional PID control algorithm. Based on the centrosymmetric and axisymmetric two-axis fast steering mirror, the coupling sources of the two-axis fast steering mirror—DC coupling component and non-DC coupling component were analyzed theoretically, and the coupling physical model of between X -axis and Y -axis was established. A dual feedforward + dual neural network adaptive decoupling control algorithm was proposed to respectively compensate DC coupling components and non-DC coupling components. Experimental results show that, compared with the traditional PID control algorithm, the coupling degree of the proposed algorithm is reduced from about 5% to less than 1.0‰, which significantly improves the positioning accuracy from about 2.5% to less than 0.5‰.

收稿日期:2021-03-24; 修订日期:2021-04-22

基金项目:中国科学院战略高新技术创新项目 (GQRC-19-23)

作者简介:王瑞,男,博士生,主要从事基于 PZT 和 VCA 驱动的快速反射镜及微纳系统信号调理及控制算法方面的研究。

导师简介:苏秀琴,女,研究员,博士生导师,主要从事信号与图像处理技术方面的研究。

Key words: two-axis fast steering mirror; dual feedforward; dual neural network adaptive; decoupling; positioning accuracy

0 引言

随着高精尖技术的不断发展,快速反射镜(Fast Steering Mirror, FSM)在光束的精确指向、相移补偿、精密跟瞄等领域得到了广泛的关注和大量的研究。因此,FSM是激光加工、空间激光通信、大口径天文望远镜、复合轴精密跟踪等方向研究中的核心技术之一^[1-4]。

文中研究的两轴FSM采用区别于传统轴系的柔性铰链结构作为支撑元件,同时采用结构简单、体积小、行程大、推力大和频率响应高的音圈电机作为致动元件,其次采用高精度的微位移传感器作为测量反馈元件,三者有效地结合构成无摩擦、谐振频率高、响应速度快和微弧度级定位精度的FSM,实现光束的快速高精度指向、跟踪和稳定。

1 两轴FSM耦合的来源

两轴FSM是一个两输入两输出的系统(MIMO),X轴和Y轴之间存在互相耦合^[5],不仅降低了系统的定位精度,而且降低了系统抗干扰能力,甚至引起系统振荡,因此降低X轴和Y轴之间的耦合是研制两轴FSM系统的难点之一。

两轴FSM的耦合来源如下。(1)非直流耦合分量:柔性支撑结构自身的变形耦合,如图1所示,在工作轴方向上的一阶谐振频率为 f_1 ,非工作轴方向上的谐振频率为 f_2 和 f_3 ^[6];(2)直流耦合分量:1)加工制造引起的两个旋转轴线的不垂直;2)制动器安装位置与旋转轴线不共线引起的偏差;3)传感器安装位置与旋转轴不共线引起的偏差^[5]。如图2所示。

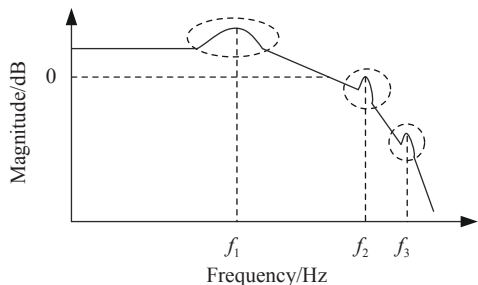


图 1 FSM 结构谐振频率示意图

Fig.1 Schematic diagram of structure resonant frequency of FSM

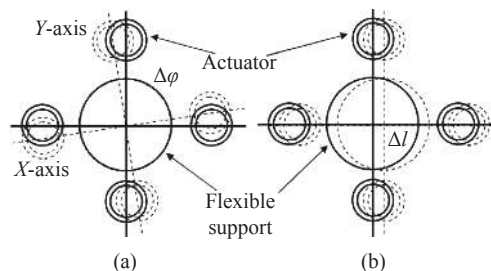


图 2 FSM 装配轴线与工作轴不重合示意图

Fig.2 Schematic diagram of FSM assembly axis not coinciding with working axis

FSM 的谐振频率 f_i ^[6]可以近似表示为:

$$f_i = \frac{1}{2\pi} \sqrt{\frac{K_{\theta i}}{J_i}} \quad (1)$$

式中: J_i 为某个方向上的负载转动惯量; $K_{\theta i}$ 为对应的转动刚度。

图1中 f_1 为FSM的X(Y)工作轴上一阶谐振频率, f_2 和 f_3 为X(Y)工作轴其他方向上耦合引起的谐振频率。其中,FSM满足^[7]:

$$\begin{cases} f_1 \leq f_c / (2 \sim 4) \\ f_2 \geq (2 \sim 4) f_c \\ f_3 \geq (5 \sim 6) f_c \end{cases} \quad (2)$$

式中: f_c 为FSM带宽。

二阶谐振频率 f_2 为FSM系统非工作方向上的最低谐振频率,且与系统的闭环带宽 f_c 最近,三阶谐振频率 f_3 离 f_c 比较远,因此二阶谐振频率 f_2 是影响系统在工作轴上非直流耦合分量的主要来源。

图2(a)中轴心重合,但是轴线之间偏离一定的角度 $\Delta\varphi$,则X轴耦合到Y轴的直流耦合量分量为 $\Delta\theta_{xy}$:

$$\Delta\theta_{xy} = \theta_x \sin(\Delta\varphi) \quad (3)$$

式中: θ_x 为X轴方向输出转角。

图2(b)中虽然轴线之间视相平行,但是轴线本身发生了偏移 Δl ,工作轴上的两个音圈电机产生的力矩不相等,产生一定的直流耦合分量,相对于图2(a)产生直流耦合分量,图2(b)的情况可以忽略不计。

2 两轴快速反射镜的建模分析

两轴FSM是一个轴对称和中心对称的结构,故

以 X 轴为例进行物理模型。

(1) X 轴开环传递函数^[8]

X 轴方向的机械运动方程为:

$$\begin{cases} u_x = k_e r \frac{d\theta_x}{dt} + iR + L \frac{di}{dt} \\ F_x r = \frac{1}{2} m r^2 \frac{d^2\theta_x}{dt^2} + K\theta_x \\ F_x = k_m i \end{cases} \quad (4)$$

式中: θ_x 为柔性铰链在 X 轴方向输出转角; m 为柔性铰链支撑 X 轴等效负载总质量; r 为音圈电机的作用点到反射镜中心的水平距离; K 为柔性铰链的扭力弹性系数; L 为音圈电机的电感; R 为音圈电机电阻; k_e 为音圈电机反电动势系数; k_m 为音圈电机出力系数; i 为流过音圈电机的电流; F_x 为 X 轴方向上音圈电机驱动力; u_x 为 X 轴方向上施加在两个串联反接音圈电机上的电压。

将公式 (4) 整理后进行拉氏反变换, 得到 X 轴方向开环传递函数 G_{11} 为:

$$G_{11} = \frac{2k_m r}{mr^2 L s^3 + mr^2 R s^2 + (2k_e k_m r^2 + 2K)s + 2KR} \quad (5)$$

由公式 (5) 可以看出, X 轴开环传函数是由一个二阶环节和一个一阶惯性环节组成的三阶系统。因此公式 (5) 可以化简为:

$$G_{11} = \frac{k_1}{(s^2 + 2\xi_1 \omega_{n1} s + \omega_{n1}^2)(s + T_1)} \quad (6)$$

式中: $\omega_{n1} = 2\pi f_1$ 为图 1 中 FSM X 轴上的一阶谐振点 f_1 。

(2) X 轴作用 Y 轴的耦合传递函数

X 轴作用 Y 轴的耦合量由非直流耦合分量和直流耦合分量两部分组成。非直流耦合分量主要来源于在非工作轴方向上二阶谐振点 f_2 , X 轴作用 Y 轴的非直流耦合分量传递函数为谐振点 f_2 对应的二阶环节; 其次考虑到机械缓冲作用, 叠加一个惯性环节。直流耦合分量如图 2 所示为一个恒定的常数, 因此 X 轴作用 Y 轴的耦合通道函数 G_{12} 为:

$$G_{12} = \frac{k_2}{(s^2 + 2\xi_2 \omega_{n2} s + \omega_{n2}^2)(s + T_2)} + K_{xy} \quad (7)$$

式中: $\omega_{n2} = 2\pi f_2$ 为反射镜 X 轴耦合到 Y 轴上的非直流耦合分量的二阶谐振点 f_2 , K_{xy} 为直流耦合分量系数。

同理可得 Y 轴的传递函数 G_{22} 和 Y 轴作用 X 轴的耦合传递函数 G_{21} 。

3 双前馈+双神经网络自适应解耦控制算法

根据两轴 FSM 的耦合来源和耦合传递函数模型的建立, 为了使 X 轴和 Y 轴通道间相互独立、互不影响, 文中提出了双前馈+双神经网络自适应解耦控制算法, 解耦示意图如图 3 所示。

采用双前馈控制算法补偿 G_{12} 和 G_{21} 的直流耦合分量, 搭建动态双神经网络 NN1 和 NN2^[4] 分别补偿 G_{12} 和 G_{21} 非直流耦合分量。

(1) 双前馈

考虑到 X 轴和 Y 轴互相耦合的直流耦合是一个

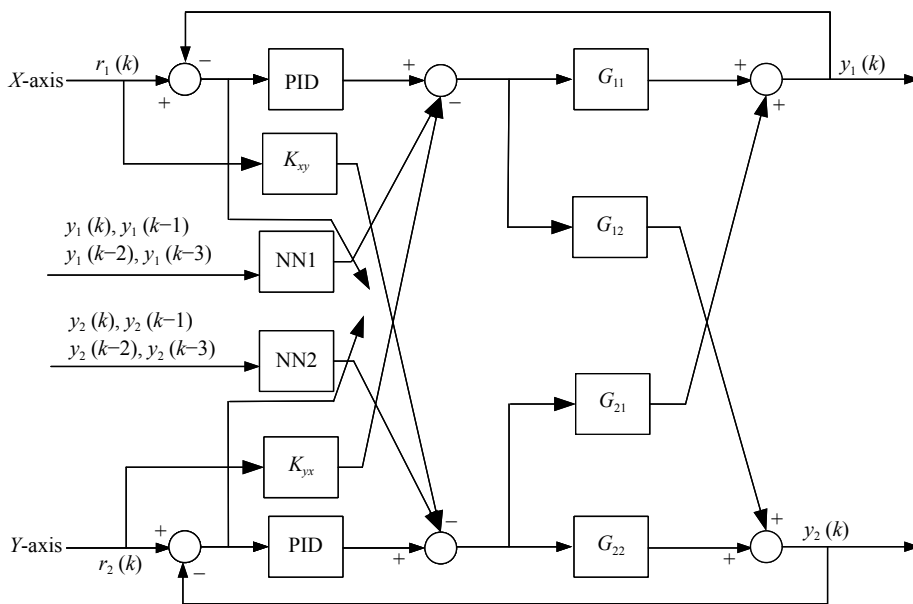


图 3 双前馈+双神经网络自适应解耦控制原理图

Fig.3 Principle diagram of dual feedforward + dual neural network adaptive decoupling control

已知的固定常数,因此采用事前控制的前馈控制将直流耦合分量补偿在萌芽之中,相比于反馈控制能更加及时地进行补偿,不受系统滞后的影响。如图 3 所示,设计双前馈算法分别补偿 G_{12} 和 G_{21} 的直流耦合分量 K_{xy} 和 K_{yx} 。

$$K_{xy} = -\sin(\Delta\varphi) \quad (8)$$

同理也可以得到 K_{yx} 。

(2) 双神经网络自适应解耦控制算法

考虑到 X 轴和 Y 轴互相耦合的非直流耦合特性,为了加快神经网络参数学习的速度,提高解耦的性能,采用双神经网络自适应解耦控制算法,分别设计动态神经网络 NN1 和 NN2 双结构网络补偿 G_{12} 和 G_{21} 对应的非直流耦合分量。由于双神经网络 NN1 与 NN2 结构相似,以 NN1 为例讨论其结构和参数学习。

1) NN1 神经网络的结构确定

将公式 (7) 中耦合传递函数 G_{12} 非直流耦合分量简化为:

$$\frac{y_1(s)}{u_{12}(s)} = \frac{b_0}{s^3 + a_2s^2 + a_1s + a_0} \quad (9)$$

通过拉氏变换和离散化处理得:

$$y_1(k-3) + a_2y_1(k-2) + a_1y_1(k-1) + a_0y_1(k) = b_0u_{12}(k) \quad (10)$$

根据公式 (10), NN1 选取与 $u_{12}(k)$ 密切相关的 $y_1(k-3)$ 、 $y_1(k-2)$ 、 $y_1(k-1)$ 和 $y_1(k)$ 作为输入信号。

2) NN1 神经网络的参数学习

NN1 神经网络采用 RBF 神经网络拓扑结构,如图 4 所示。该拓扑结构具有单隐含层的三层网络,有强大的非线性映射,收敛速度快,全局逼近能力强,尤其在不确定、非线性和强耦合系统的控制中得到了广泛的研究^[9-11]。

NN1 输入端变为四个输入: $y_1(k-3)$ 、 $y_1(k-2)$ 、 $y_1(k-1)$ 和 $y_1(k)$ 。

取性能指标函数为:

$$E_1(k) = \frac{1}{2}e_1(k)^2 = \frac{1}{2}[r_1(k) - y_1(k)]^2 \quad (11)$$

采用最速下降法^[12]对神经网络进行学习和在线调整,设网络隐含层节点的基向量为 h_i ,所组成的基向量 $H = [h_1, h_2, \dots, h_j, \dots, h_m]^T$ 为高斯基函数:

$$C_j = [c_{j1}, c_{j2}, \dots, c_{ji}, \dots, c_{jm}]^T, i = 1, 2, \dots, n \quad (12)$$

设网络层隐函数节点的基宽向量为:

$$B = [b_1, b_2, \dots, b_j, \dots, b_m]^T$$

其中, b_j 为节点的高斯基函数半径,其大小代表网络

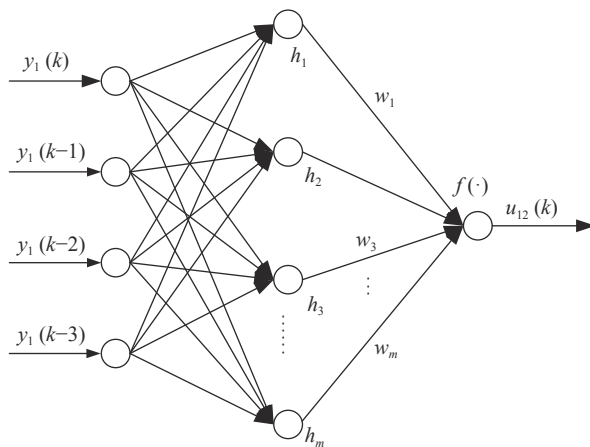


图 4 NN1 神经网络拓扑结构图

Fig.4 Schematic diagram of NN1 neural network topology structure

的复杂程度,可以通过试验和误差信息选取适当的值。

隐含层至输出层的权向量为:

$$W = [w_1, w_2, \dots, w_j, \dots, w_m]^T$$

网络的输出函数为:

$$u_{12}(k) = \sum_{j=1}^m w_j h_j = \sum_{j=1}^m w_j \exp\left(-\frac{\|X - C_j\|}{2b_j^2}\right) \quad (13)$$

输出层权值学习公式:

$$w_j(k) = w_j(k-1) + \Delta w_j(k) \quad (14)$$

$$\Delta w_j(k) = -\eta \frac{\partial E_1}{\partial w_j} = -\eta \frac{\partial E_1}{\partial y_1} \cdot \frac{\partial y_1}{\partial u_{12}} \cdot \frac{\partial E_{12}}{\partial w_j} =$$

$$\eta e_1 h_j \cdot \frac{\partial y_1}{\partial u_{12}} \quad (15)$$

基向量学习公式:

$$b_j(k) = b_j(k-1) + \Delta b_j(k) \quad (16)$$

$$\Delta b_j(k) = -\eta \frac{\partial E_1}{\partial b_j} = -\eta \frac{\partial E_1}{\partial y_1} \cdot \frac{\partial y_1}{\partial u_{12}} \cdot \frac{\partial u_{12}}{\partial h_i} \cdot \frac{\partial h_j}{\partial b_i} =$$

$$\eta e_1 w_j h_j \cdot \frac{\|X - C_j\|}{b_j^3} \cdot \frac{\partial y_1}{\partial u_{12}} \quad (17)$$

节点中心矢量学习公式:

$$c_{ji}(k) = c_{ji}(k-1) + \Delta c_{ji}(k) \quad (18)$$

$$\Delta c_{ji}(k) = -\eta \frac{\partial E_1}{\partial c_{ji}} = -\eta \frac{\partial E_1}{\partial y_1} \cdot \frac{\partial y_1}{\partial u_{12}} \cdot \frac{\partial u_{12}}{\partial h_j} \cdot \frac{\partial h_j}{\partial c_{ji}} =$$

$$\eta e_1 w_j h_j \cdot \frac{x_j - c_{ji}}{b_j^2} \cdot \frac{\partial y_1}{\partial u_{12}} \quad (19)$$

式中: $\|\bullet\|$ 为向量欧式范数; η 为学习率; $\partial y_1 / \partial u_{12}$ 为 NN1 的 Jacobian 信息,由于输出未知,采用常系数代替 Jacobian 阵,通过学习率 η 体现^[9]。

同理可得到神经网络 NN2 的结构参数。

4 实验结果

取被控对象 G_{12} 为:

$$G_{12} = \frac{342\ 658.45}{(s^2 + 57.695s + 73\ 359.25)(s + 2\ 022)} + 0.025 \quad (20)$$

采样周期 $T_s=0.05\text{ ms}$, 离散化后即可得到离散化的模型。通常系统在阶跃信号输入作用下工作条件比较严峻, 同时也具有代表性, 如果在阶跃信号作用下系统能满足性能指标, 则在其他信号作用下都能满足性能指标, 因此给两轴 FSM 系统施加阶跃信号进行实验, 跟踪指令为 1 mrad 的阶跃信号。

取前馈补偿参数 $K_{xy}=-0.025$, $y_1(k-3)$ 、 $y_1(k-2)$ 、

$y_1(k-1)$ 和 $y_1(k)$ 为 RBF 神经网络输入, 学习速率 $\eta=0.25$, 根据网络的输入范围, 高斯函数参数值为: $c =$

$$\begin{bmatrix} -3 & -2 & -1 & 1 & 2 & 3 \\ -3 & -2 & -1 & 1 & 2 & 3 \\ -3 & -2 & -1 & 1 & 2 & 3 \end{bmatrix}^T, b = [2\ 2\ 2\ 2\ 2\ 2]^T, \text{网络的初}$$

始权值选取 $[0,1]$ 之间的随机数。

将双前馈+双神经网络自适应解耦控制算法与传统的 PID 控制算法在阶跃信号的作用下进行对比, 实验结果如下所示。

(1) 采用传统的 PID 控制算法给 X 轴和 Y 轴分别施加 1 mrad 单位阶跃信号, X 轴和 Y 轴的阶跃响应曲线如图 5(a)、(b) 所示。

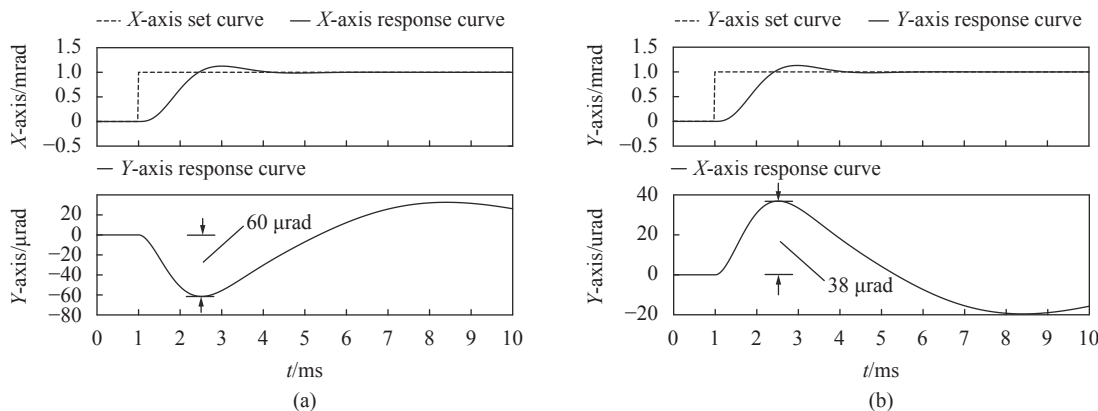


图 5 X 轴和 Y 轴单独施加 1 mrad 阶跃信号—采用传统 PID 解耦控制算法阶跃响应曲线

Fig.5 A step signal of 1 mrad is applied separately to X and Y axis—Step response curve of traditional PID control decoupling algorithm

从图 5(a)、(b) 中可以看出, 采用传统的 PID 控制算法, X 轴耦合到 Y 轴和 Y 轴耦合到 X 轴的耦合量分别为 6.0% 和 3.8%。

(2) 采用传统的 PID 控制算法给 X 轴和 Y 轴同时施加 1 mrad 单位阶跃信号, X 轴和 Y 轴的阶跃响应曲线如图 6 所示。

从图 6 中可以看出, 采用传统的 PID 控制算法, X 轴和 Y 轴的定位精度分别为 1.9% 和 3.1%。

(3) 采用双前馈+双神经网络自适应控制算法给 X 轴和 Y 轴分别施加 1 mrad 单位阶跃信号, X 轴和 Y 轴的阶跃响应曲线如图 7(a)、(b) 所示。

从图 7(a) 和 (b) 中可以看出, 双前馈+双神经网络自适应解耦控制算法, X 轴耦合到 Y 轴和 Y 轴耦合到 X 轴的耦合量分别为 0.09% 和 0.04%。

(4) 采用双前馈+双神经网络自适应控制算法给 X 轴和 Y 轴同时施加 1 mrad 单位阶跃信号, X 轴和

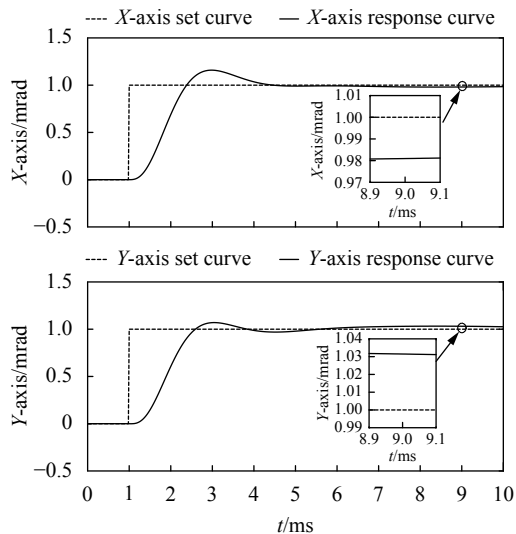


图 6 X 轴和 Y 轴同时施加 1 mrad 阶跃信号—采用传统 PID 解耦控制算法阶跃响应曲线

Fig.6 A step signal of 1 mrad is applied simultaneously to X and Y axis—Step response curve of traditional PID control decoupling algorithm

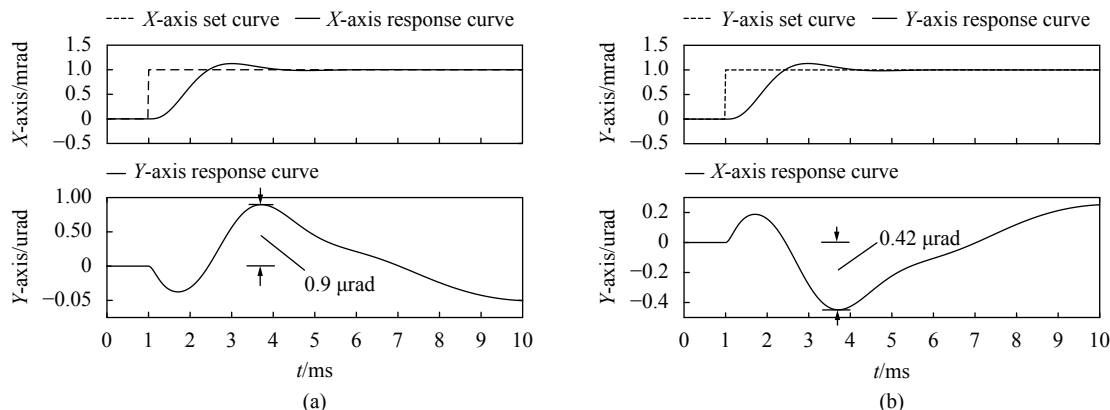


图 7 X轴和 Y轴单独施加 1 mrad 阶跃信号—采用双前馈+双神经网络自适应运动解耦控制算法阶跃响应曲线

Fig.7 A step signal of 1 mrad is applied separately to X and Y axis—Step response curve of dual feedforward + dual neural network adaptive decoupling control algorithm

Y轴的阶跃响应曲线如图 8 所示。

从图 8 中可以看出,双前馈+双神经网络自适应解耦控制算法,X轴和 Y轴的定位精度分别为 0.1‰和 0.5‰。

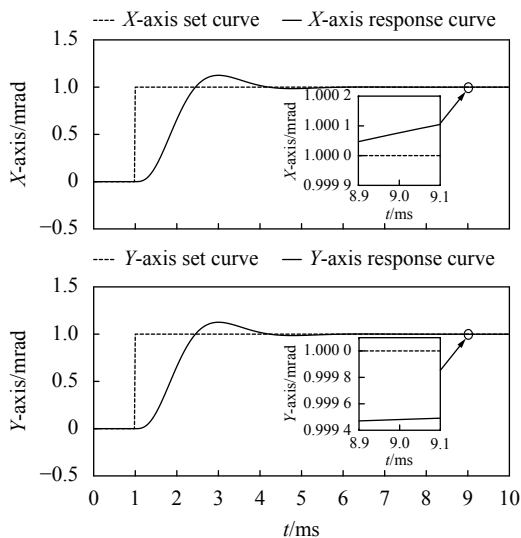


图 8 X轴和 Y轴同时施加 1 mrad 阶跃信号—采用双前馈+双神经网络自适应运动解耦控制算法阶跃响应曲线

Fig.8 A step signal of 1 mrad is applied simultaneously to X and Y axis—Step response curve of dual feedforward + dual neural network adaptive decoupling control algorithm

5 结 论

文中分析了两轴 FSM 的耦合来源,建立了耦合模型,提出了双前馈+双神经网络自适应解耦控制算

法。实验结果表明:该控制算法与传统 PID 控制算法相比,耦合度从 5% 左右降低到 0.10% 以内,大幅度降低了 X轴和 Y轴之间的耦合度,从而定位精度从 2.5% 左右提高到 0.5‰以内。

参考文献:

- [1] 马佳光. 捕获跟踪与瞄准系统的基本技术问题[J]. 光电工程, 1989(3): 1-42.
- [2] Ma Jiaguang, Tang Tao. Review of compound axis servomechanism tracking control technology [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2013, 42(1): 218-227. (in Chinese)
- [3] Brown D C, Pruyn K. Flexure pivots for oscillatory scanners [C]//Proceedings of SPIE - The International Society for Optical Engineering, 2002, 4773: 12-26.
- [4] Kluk D J. An advanced fast steering mirror for optical communication [DB/OL]. Massachusetts Institute of Technology, 2007, <https://dspace.mit.edu/handle/1721.1/40858>.
- [5] Lu Yafei. Research on fast/fine steering mirror system[D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2009. (in Chinese)
- [6] Wu Songhang, Dong Jihong, Xu Shuyan, et al. Multi-objective optimal design of elliptic flexible hinge in fast steering mirror [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2021, 50(4): 20200286. (in Chinese)
- [7] Ai Zhiwei, Ji Jianbo, Wang Pengju, et al. Integrative design of structure control for two-axis fast steering mirror with flexible support [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2020, 49(7): 20190479. (in Chinese)
- [8] Wang Kaidi, Su Xiuqin, Li Zhe, et al. Time-frequency

- characteristics optimal control of fast steering mirror for image motion compensation [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2018, 47(S1): S120003.
- [9] Wang H, Chen B, Lin C, et al. Observer-based neural adaptive control for a class of MIMO delayed nonlinear systems with input nonlinearities [J]. *Neurocomputing*, 2017, 275: 1988-1997.
- [10] Mastorocostas, Paris A, Theocaris, et al. A recurrent fuzzy-neural model for dynamic system identification [J]. *IEEE Transactions on Systems, Man & Cybernetics —Part B: Cybernetics*, 2002, 32(2): 176-190.
- [11] Zhu Lu, Chen Changrong. Design of neural network adaptive controller for aircraft formation [J]. *Tactical Missile Technology*, 2019(5): 58-63. (in Chinese)
- [12] Dang Xuanju, Yang Chunxiao. Feedforward-based double neural network decoupling control for two-dimensional linear motor [J]. *Computer Simulation*, 2014, 31(8): 342-346. (in Chinese)