

文章编号: 0258-7025(2003)Supplement-0155-03

应力盘盘面变形智能控制研究

范斌, 杨力, 袁家虎, 曾志革, 李晓今

(中国科学院光电技术研究所, 四川 成都, 610209)

摘要 根据(CMAC)小脑模型处理非线性系统的特点,分析了应力盘系统的结构和盘控系统,引入了CMAC神经网络实现应力盘形变控制的模型。提出了将CMAC神经网络应用于应力盘逆变形智能控制的创意和实现方法,以应力盘面形参数和对应的驱动器电压参数作为样本训练CMAC神经网络,将训练成功的CMAC神经网络作为控制器控制应力盘变形,取得了误差小于5%的计算机仿真结果。

关键词 神经网络; 光学加工; 应力盘; 小脑模型神经网络; 非球面

中图分类号 TP202*.7

文献标识码 A

Research of Stressed-Lap Surface Deformation Intelligent Control

FAN Bin, YANG Li, YUAN Jia-hu, ZENG Zhi-ge, LI Xiao-jin

(Institute of Optics and Electronics, The Chinese Academy of Science, Chengdu, Sichuan 610209 China)

Abstract The characteristics of stressed-lap structure and control system are analysed. The structure and principle of CMAC neural networks model are introduced. The idea and implementing method of inverse deformation intelligent control for stressed-lap by CMAC neural networks are put forward. The training of the CMAC neural networks according to the parameters of stressed-lap surface deformation and the corresponding voltage of actuators is obtained. The trained CMAC neural networks have been completed, so that it will be able to apply the trained CMAC neural networks as a controller for stressed-lap deformation controlling. The computer simulation of 5% error is achieved.

Key words neural networks of computer; optic manufacture; stressed-lap; cerebellar model articulation controller (CMAC); aspheric

1 引言

大型非球面加工的中、高频差和加工效率一直制约着该技术的发展,从传统的手工修带技术到新兴的计算机控制小工具抛光对此都无能为力,而一项新的技术——应力抛光盘技术可以很好地解决这些问题^[1]。该技术采用大尺寸刚性盘作为基盘,在周边可变应力的作用下,盘的面形可以实时地变形形成所需要的面形,以适配非球面的不同位置上的吻合研磨。因而应力盘抛光技术具有优先去除表面最高点或部位的特点,具有平滑中、高频差的趋势,可以很好地控制中、高频差的出现,有效地提高加工效率。

应力变形抛光盘是采用大尺寸刚性盘作为基盘,在抛光过程中,安装于基盘上的驱动器根据计算机发出的变形盘相对镜面位置和方向指令,改变边

缘力矩的大小,使应力盘表面始终与非球面光学镜面匹配^[2]。面对应力盘系统的不确定性模型,高度的非线性形和复杂的光学加工任务要求,传统的控制方法往往难以取得理想的面形控制效果,尤其是控制高陡度离轴非球面的变形。因此本文提出了将小脑模型神经网络(CMAC)应用于应力盘非球面变形计算机控制。

2 应力盘控制系统特点

在12个变力矩的作用下,应力盘能够产生需要的变形,产生应力盘变形的力矩是靠安装在应力盘周围的驱动器和连杆装置来实现的,12个驱动器分为四组,每三个构成一组成等边三角形分布,每个驱动器又装有另一个驱动器施力的着力点和测力传感器,四组等边三角形合力可以产生必要的弯矩和扭矩^[3],其结构见图1。

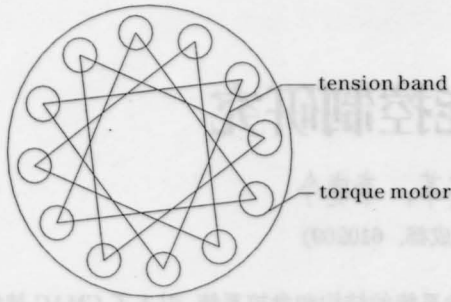


图1 应力盘驱动器与连杆系统示意俯视图

Fig.1 Top view of the torque motors and tension bands system of stressed-lap

应力盘的面形不仅随加工位置的改变而改变,而且在同一位置应力盘盘面任一点也随旋转角度而变化。图2示出应力盘单拉杆示意图与面形检测原理图。

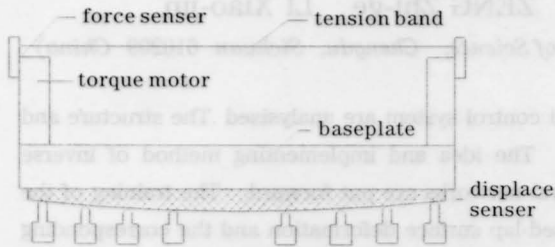


图2 应力盘单拉杆示意图与面形检测原理图

Fig.2 Principle of solo tension band and surface testing of stressed

加装在应力盘基板上的弯矩驱动器接受计算机的指令,产生一定的力矩作用于弹性刚带,从而拉动基板产生变形,在弹性刚带上安装力传感器,检测每个弯矩驱动器实际产生的力矩。为了检测应力盘在施加驱动电压后工作面的变形,针对有效口径 $\phi 600\text{ mm}$ 的应力盘,设计了由61个弹性加载位移传感器组成的、以正方点阵排布的测量台,被测应力盘置于运动学3个刚性支点上,应力盘工作面接触位移传感器阵列,精确检测出应力盘工作中在工件表面不同位置处的静态变形量。

综上所述,应力盘是一个远非线性的系统,难以用精确的数学模型来描述,该系统是一个多输入多输出的被控对象,各力矩电机间的耦合很强,应力盘的逆控制要求又快又准,盘面的形变精度在微米级。因此难以用经典的控制方法精确描述应力盘数学模型和设计控制器。

3 CMAC 逆变形控制

人的小脑是感知和控制运动的,由神经生理学

的研究可知,它是由含局部调整、相互覆盖接受域 of 的神经元组成。基于这种思想,J.S.Albus 等^[7]于20世纪70年代提出了CMAC,它是模拟人的小脑的一种学习结构,是基于表格查询(Table Look)式输入输出的局部神经网络模型,能够逼近多维的输入输出信号间的复杂的非线性函数关系,其原理见图3。

在光学加工中,离轴非球面在限定的圆子孔径范围内的形状变化可以用 Zernike 多项式来表达,

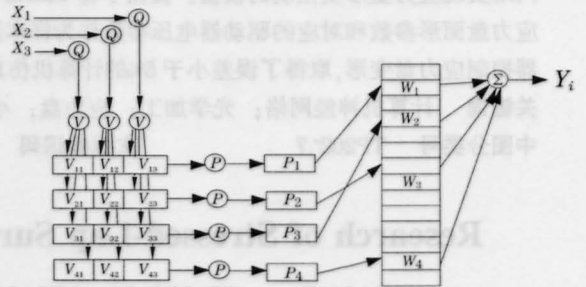


图3 CMAC 模型

Fig.3 The model of CMAC neural networks

而 Zernike 多项式的前三项是影响像差的主要因素。用直径为光学镜全口径 $1/3$ 的应力盘抛光 $f/1$ 的抛物面,由 Zernike 多项式前三项表达的面形精度可以达到 0.3% ,精度已足够工程上应用^[9]。本文采用 CMAC 模型逼近应力盘面形与驱动器间的非线性函数关系。其原理见图4。

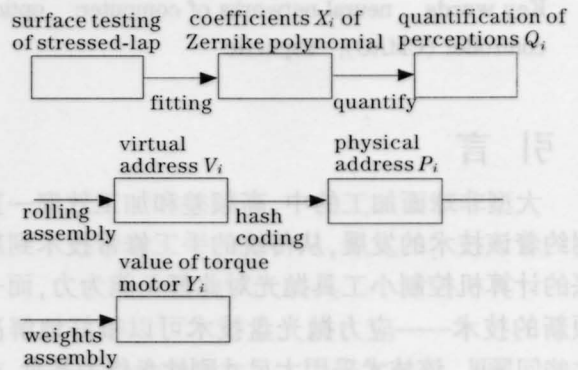


图4 应力盘逆变形 CMAC 学习原理

Fig.4 CMAC training principle of stressed-lap inverse deform

假定受控系统的逆模型存在且唯一,则利用神经网络通过学习建立其逆模型 (Inverse Model,简称 IM)后就可直接用逆模型作为控制器,这就是最常用的直接逆建模控制方案 (Direct Inverse Modeling Control,简称 DIMC)。针对应力盘系统,以下式来描述该非线性系统的面形控制问题:

$$X_{k+1} = f(X_k, U_k) \quad (1)$$

其中 $f(\cdot)$ (即系统精确的数学模型) 是未知的, X_k 为系统的状态 (即用 Zernike 描述的应力盘的面形), U_k 为控制输入 (即 12 个驱动器的力值)。 k 表示离散时间。 X_k 表示参考面形。

应力盘系统的逆变形神经网络控制采用离线学习方式, 其工作原理为: 首先随机产生控制输入 U_k , 作用于受控系统后使之演化到下一时刻的状态 X_{k+1} 。 由于逆建模的目的是求出使系统演化到状态 X_{k+1} 控制器应提供的控制输入, 即学习逆映射

$$U_k = f^{-1}(X_{k+1}, X_k) \quad (2)$$

因此将 (X_{k+1}, X_k) 与 U_k 作为一对训练样本对神经网络进行训练。 其中 (X_{k+1}, X_k) 为网络输入, U_k 为期望输出。 由 Widrow-Hoff δ 学习规则调整权值

$$\Delta W_i(t) = \eta(U_k - U_k) / c = \eta E_p(t) / c$$

其中 η 为学习步长, c 为神经元的泛化常数。

显然这种学习方式应该采用监督学习方法对神经网络进行训练。 重复上述学习过程直到网络模型对逆模型(2)的逼近满足误差 $E_k(t)$ 要求。 然后进入运行阶段, 即将已学到的网络模型 IM 用作控制器。 用 X_{k+1} 作为 DIMC 的输入, 控制器的输出即为应力盘所要求的面形对应的控制输入 U_k (即 12 个驱动器的力值)。

$$U_k = NN(X_{k+1}, X_k)$$

其中 $NN(\cdot)$ 表示由神经网络模型确定的映射关系。 该学习、控制原理见图 5。

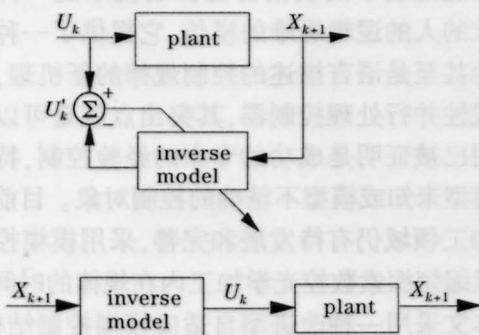


图 5 DIMC 的离线学习方式

Fig.5 The mode of DIMC downline training

4 仿 真

应力盘的盘面形变是一项复杂的多变量非线性控制, 为验证采用 CMAC 神经网络控制应力盘逆变形的可行性, 本文进行了初步的计算机仿真。以

面形参数拟合驱动器的驱动电压, 即将应力盘盘面形弹性加载位移传感器阵列数据拟合为 Zernike 多项式, 将提取的前三项系数和对应的单个驱动器电压作为学习样本对 CMAC 进行学习, 拟合应力盘面形变化和驱动器间的复杂的非线性关系。取 100 对数据作为学习输入数据, 进行 200 次训练, 其误差见图 6。由此可见, 计算机仿真的结果是收敛的, 随着训练次数的增加, 应力盘面形按对数曲线逼近理想的表面面形, 同时误差趋向于越来越小。

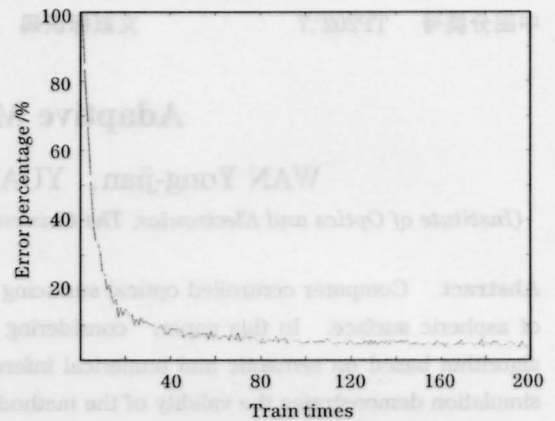


图 6 CMAC 控制应力盘逆变形仿真误差

Fig.6 Simulation error of CMAC control inverse deform stressed-lap

参 考 文 献

- 1 杨 力, 姜文汉. 计算机控制抛光大口径高陡度非球面技术研究[J]. 光电工程, 1999, 26(1):9~15
- 2 杨 力. 先进光学制造技术[M]. 北京: 科学出版社, 2001. 67~79
- 3 湛桂萍, 杨 力. 计算机数控应力盘面形研究[J]. 光电工程, 2000, 27(3):13~17
- 4 West S. C et al. Practical design and perporment of the stressed-lap polishing tool[J]. *Appl. Opt.*, 1994, 33 (34):8084~8099
- 5 Anderson D S et al. Stressed-lap polishing of 3.5 m f/1.5 and 1.8 m f/1.0 mirror[C]. *Proc.SPIE*, 1991,1531:260~269
- 6 罗 忠. CMAC 学习过程收敛性的研究 [J]. 自动化学报, 1997, 23(4)
- 7 J. S. Albus et al. A new approach to manipulator control: The cerebellar model articulation controller (CMAC)[J]. *IEEE Trans. ASME, J. Dynamic Syst. Meas. Contr*, 1975, 97:220~227
- 8 阎平凡, 张长水. 人工神经网络与模拟进化计算[M]. 北京: 清华大学出版社, 2000