

## 基于神经网络的超精密机床伺服进给非线性模型辨识<sup>\*</sup>

解旭辉 李圣怡

(国防科技大学机械电子工程与仪器系 长沙 410073)

C. Jimes Li

(Dept ME, AE&M, Renselaer Institute of Technology, Troy City N. Y., USA)

**摘 要** 以双轴 T 型结构的超精密金刚石车床的伺服进给系统为研究对象, 采用自构造神经网络技术, 建立了系统的非线性动态数学模型, 为系统非线性控制与补偿提供参考模型。

**关键词** 神经网络, 自构造学习算法, 伺服进给系统, 超精密机床

**分类号** TP271. 2

## Non- linear Model Identification By Neural Network for Servo- feed System of the Ultra- precision Machine Tools

Xie Xuhui Li shengyi

(Department of Mechantronics Engineering and Instrumentation, DUDT, Changsha, 410073)

C. JimesLi

(Dept ME, AE&M, Renselaer Institute of Technology, Troy City N. Y., USA)

**Abstract** A new forword NN structural and weight learning algorithm is adopted to build the non- linear dynamical NN models for the servo- feed systems of a "T" type ultra- precision machine tools. Based on these NN models, an adaptive MRAC can be devoloped to control and compensate its non- linearities.

**Key Words** neural- network, structural & weight learning algorithm, servo- feed system, ultra- precision machine tools

超精密机床伺服进给系统的高精度伺服控制中, 对于机械传动机构的非线性(如间隙、摩擦等)有效控制与补偿是一个棘手的问题。由于其难以用严格的数学手段进行分析与处理, 在控制系统设计时, 经常将其作为一种可以忽略的现象进行处理。然而, 机床的上述非线性所引起的一系列问题(如机床伺服进给系统进给运动的低速“颤振”、精密定位中

\* 1996 年 10 月 4 日收稿

的极限环和运动换向所产生的较大跟踪误差等)与机床的定位、跟踪控制的精度有直接的关系。为此,本文以自研的双轴 T 型结构的超精密金刚石车床的伺服进给系统为研究对象,运用神经网络技术,建立系统的非线性动态数学模型,为系统非线性控制与补偿提供参考模型。

## 1 神经网络学习算法

前馈神经网络作为一种静态网络,广泛用于各种形式的模式分类,非线性模型逼近等,同时,也可用于非线性系统的动态建模与控制,其采用的方式是将网络的输出作为反馈,对网络进行动态修正。目前,对于三层前馈网络的训练存在诸多算法,但其隐节点的选择并无一定法则可循,过多或过少的隐节点,以及网络权值与阈值的初始选择,对网络的影响较大。为此,本文采用基于 BFGS 二阶梯度法,并用自构造技术的网络,对隐层节点数、权值以及阈值进行自动寻优设定<sup>[1]</sup>。对于如图 1 所示的具有输出反馈的前馈神经网络而言,整个训练算法可归结如下:

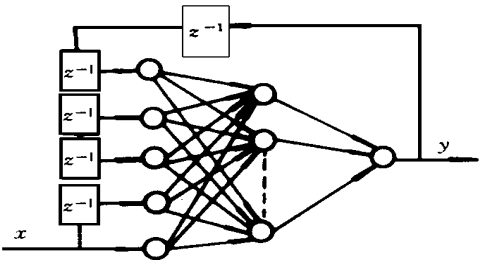


图 1 具有输出反馈的前馈神经网络

对于如图 1 所示的具有输出反馈的前馈神经网络而言,整个训练算法可归结如下:

- ① 定义样本集  $D = [(I(1), Y(1)), \dots, (I(N), Y(N))]$ ; 其中  $N$  为样本数;  $I$  为由输入与反馈信号构成的矢量, 作为网络输入;  $Y$  为输出信号构成的矢量, 作为网络期望输出;
- ② 定义现存网络为一空网, 并令集合  $d = D$ ;
- ③ 用一学习算法训练具有一个隐元网络的权值和阈值, 获得一隐元。
- ④ 将所得网络添加到现存网络, 并通过最小化扩展网络输出与期望输出的误差向量:  $E[E(1), \dots, E(N)] = [(Y(1) - O(1)), \dots, (Y(N) - O(N))]$ ; 将样本  $D$  向新的矢量空间投影, 应用最小二乘估计权值和阈值;  $O(j), (1 \leq j \leq N)$  为网络扩展后的输出;
- ⑤ 定义  $d = [(I(1), E(1)), \dots, (I(N), E(N))]$ , 检验是否满足停止判据, 满足, 则停止; 否则, 转③。

### (1) 初始权值选择

对于图 1 所示的网络, 第  $j$  个隐元对输出  $Y$  的贡献可如下计算:

$$Y_i = \omega_i^0 S\left(\sum \omega_{ij}^{(i)} + \Phi\right) \tag{1}$$

其中  $S$  为 Singmoid 函数。

将(1)式求逆得:

$$S_j^{-1}\left[\frac{Y_i}{\omega_i^{(0)}}\right] = \sum \omega_{ij}^{(i)} I_k + \Phi \tag{2}$$

对于样本  $I, Y$ , 上式构成一组线性方程组。采用最小二乘法确定未知量  $\omega, \Phi$  作为初始值。

### (2) 权值训练算法

采用二阶梯度法中的 BFGS 法进行权值训练:

$$\omega_{k+1} = \omega_k + H_{k+1} \Delta \omega \quad (3)$$

$H$  为 HaDept. ME&Instruments The National University of Defence Technology (ssian 阵, 其迭代算法为:

$$H_{k+1} = H_k + \left[ 1 + \frac{\Delta g_k^T \cdot H_k \cdot \Delta g_k}{\Delta \omega_k^T \Delta g_k} \right] \frac{\Delta \omega_k \odot \Delta \omega_k}{\Delta \omega_k \Delta g_k} - \frac{\Delta \omega_k \odot (H_k \Delta g_k) + (H_k \Delta g_k) \odot \Delta \omega_k}{\Delta \omega_k^T \Delta g_k} \quad (4)$$

其中  $\Delta g_k = g_k - g_{k-1}$   $g_k$  为网络的梯度,  $\Delta \omega_k = \omega_k - \omega_{k-1}$ .

## 2 超精密机床伺服进给系统前馈神经网络训练

机床伺服进给系统的前馈神经网络模型采用了如图 2 所示的训练模式, 以机床的输入、输出信号作为网络的训练样本, 网络训练采用 M 序列。首先给系统施加给定信号值  $r(k)$ , 当系统达到稳定状态后, 再施加扰动信号(M 序列信号)。由于系统存在惯性, 开始输入 M 序列扰动信号时, 受到非零初始条件的影响, 系统的输出为非平稳, 经过一个过渡过程时间后, 系统的非零初始条件影响便会消失。为此, 我们从 M 序列的第二周期开始, 对机床进给系统输出的速度信号进行数据采集, 获得网络的训练样本, 采集数据总长度为 1024 点。

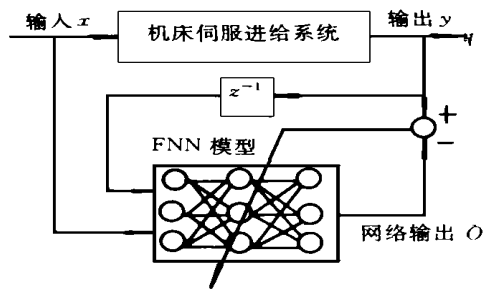


图 2 机床伺服进给系统前馈神经网络学习模式

采用训练样本的第 100 到第 219 点共 120 个数据, 对网络进行训练。训练后其网络输出与系统实际输出的比较结果如图 3 所示。其中机床刀架导轨驱动轴网络隐节点增加到 6 个, 方差  $e = 1.8 \times 10^{-3}$ , 其网络权矩阵和阈值矩阵为:

$$\text{权矩阵: } \omega = \begin{bmatrix} 6.6581 & -8.9983 & 5.8063 & -1.5259 & -0.0040 & -0.0033 \\ 0.0595 & -1.3819 & 1.8960 & -0.7854 & 0.0070 & 0.0301 \\ 2.2062 & -6.0280 & 6.2929 & -2.3336 & 0.0167 & 0.0245 \\ 0.8789 & -0.9412 & 0.2912 & -0.0017 & 0.0003 & 0.1157 \\ 3.7666 & -9.6191 & 9.8048 & -3.6278 & 0.0176 & 0.0451 \\ 9.3801 & -25.3262 & 26.6881 & -10.3797 & -0.1053 & 0.0591 \end{bmatrix}$$

$$\text{权矩阵: } \omega = [-0.0184 \quad -6.5275 \quad 3.4956 \quad 1.0961 \quad -0.4327 \quad 0.0526]$$

$$\text{阈值矩阵: } \varphi = [-0.0045 \quad -0.0135 \quad -0.0062 \quad -0.0556 \quad -0.0026 \quad -0.0253]$$

主轴导轨驱动轴网络隐节点为 1 个时就收敛, 方差  $e = 8.8 \times 10^{-3}$ 。虽然误差较轴向大, 但其隐节点少。其网络权矩阵和阈值矩阵为:

$$\text{权矩阵: } \omega = [15.0506 \quad -11.4748 \quad -3.4416 \quad 4.7510 \quad -0.0154 \quad -0.0167]$$

$$\text{权矩阵: } \omega = 0.4899$$

阈值矩阵:  $\varphi=0.0903$

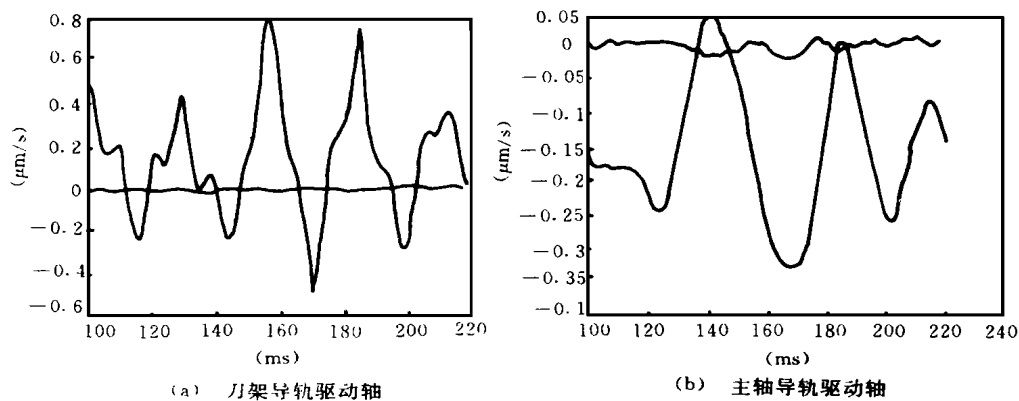


图3 自构造神经网络训练结果

采用样本的第 300 到第 800 点分别输入上述神经网络模型,对模型进行检验,得到的网络输出与系统实际输出第 300 到第 800 点的比较如图 4,在零附近很小振荡的是误差曲线,由此可见网络的适应性很强。

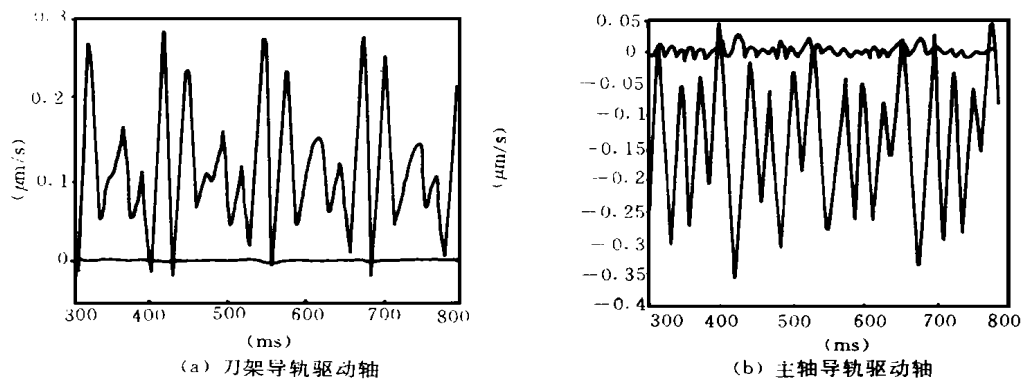
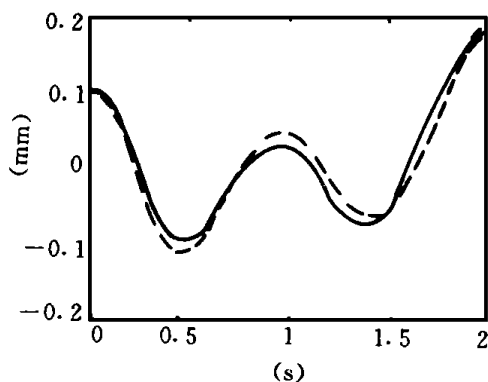


图4 自构造神经网络检验结果

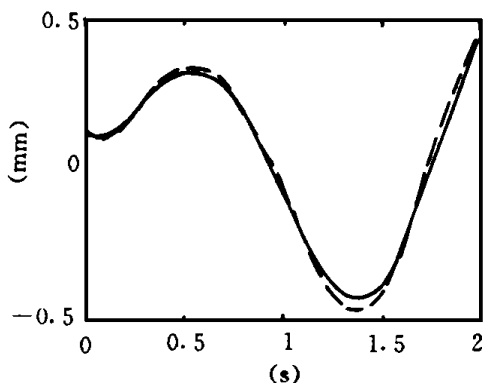
为了对网络的动态特性以及模型的有效性进行评价,系统采用  $0.5\sin(1.5t)$  (mm) 的正弦信号,对机床伺服进给系统及其神经网络模型分别进行激励,图 5 为系统的输出结果,其中虚线为神经网络模型的输出结果。从以上实验分析表明:采用自构造神经网络学习算法对网络进行训练,既保证了网络的学习精度,又使网络结构比人工指定网络的结构更趋合理与优化。因此,该神经网络学习算法具有较大的实用性和应用前景。

3 结论

本文采用自构造神经网络学习算法,建立了超精密车床伺服系统非线性数学模型,实



(a) 刀架导轨驱动轴



(b) 主轴导轨驱动轴

图5 机床伺服进给系统及其神经网络的输出

验分析该学习算法对网络进行训练,既保证了网络的学习精度,又使网络结构得到了优化,从而提供了网络的效率和运算速度,而使网络更具有实际意义。下一步的主要工作是,以上述神经网络模型为基础,采用数字信号处理器(DSP),构成超精密机床伺服进给系统的模型参考自适应控制系统,以控制和补偿系统的非线性对机床定位与跟踪精度的影响,从而提高和改善机床伺服进给系统的运动精度和动态特性。

#### 参考文献

- 1 Li C J, Kim T. New Feedforward NN structural and Weight Learning Algorithm, Proceeding of Symposium on Sensors, Control and Quality Issues in Manufacturing, ASME 1993, WA M, Washington D. C.
- 2 Schwatzenbach J, Gill K F. System Modelling and Control. Edward Arnold Ltd, U. K. 1978
- 3 胡守仁等编著. 神经网络应用技术. 长沙: 国防科技大学出版社, 1992

(责任编辑 张静)