

DOI: 10.7652/xjtuxb201706022

基于 BP 神经网络的数控机床综合误差补偿方法

王洪乐¹, 王家序^{1,2}, 周青华¹, 熊青春^{1,3}, 魏子淇¹

(1. 四川大学空天科学与工程学院, 610065, 成都; 2. 重庆大学机械传动国家重点实验室, 400044, 重庆;
3. 成都飞机工业(集团)有限公司, 610092, 成都)

摘要: 针对多轴数控机床热影响导致的加工精度衰减问题,结合神经网络自学习与数据拟合能力,提出基于优化 BP 神经网络的多轴数控机床综合误差补偿方法。针对 BP 神经网络神经元误差曲面下降缓慢影响收敛效率的问题,引入陡度因子和放大因子,并基于此对数控机床运动轴加工精度进行预测和补偿。将大型 A/B 双摆角龙门数控铣床各关键发热源的温度检测数据和运动轴误差检测数据作为精度预测模型的输入量和输出量,采用改进后的 BP 神经网络进行训练,获得温度变化与位移误差量之间的非线性映射关系,并据此修改被加工工件的刀位数据文件,实现数控机床加工精度的提高。模拟算例和实验结果表明,该方法降低了传统 BP 神经网络的预测误差和运算时间,对机床平均误差补偿率达到 50% 以上。开发的数控机床误差补偿系统无须对现有机床进行大规模硬件改造,应用简便易于推广。

关键词: BP 神经网络;陡度因子;放大因子;误差补偿

中图分类号: TH161 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2017)06-0138-09

Comprehensive Error Compensation of Machine Tools Based on BP-Neural Network Algorithm

WANG Hongle¹, WANG Jiayu^{1,2}, ZHOU Qinghua¹, XIONG Qingchun^{1,3}, WEI Ziqi¹

(1. School of Aeronautics and Astronautics, Sichuan University, Chengdu 610065, China;
2. State Key Laboratory of Transmission, Chongqing University, Chongqing 400044, China;
3. AVIC Chengdu Aircraft Industrial (Group) Co., Ltd., Chengdu 610092, China)

Abstract: Machining precision is attenuated by thermal factors. Making use of neural network's strong self-learning and data fitting ability, a novel method based on improved BP-neural network algorithm is proposed for comprehensive error compensation of multi-axis machine tools. An improved algorithm introducing steepness factor and amplification factor is presented to improve the convergence efficiency affected by slow decline of neurons error surface, and to predict and compensate machining precision of motion axes. The measured data of the temperature of each key heat source and displacement errors of motion axis of the large A/B double-pendulum angle gantry milling machine are respectively regarded as input and output. A machining precision error prediction model of machine tool is established and trained by the improved BP-neural network. The nonlinear relationship between temperature and displacement errors is obtained. Cutter location data file of workpiece is modified accordingly and machining precision is improved.

收稿日期: 2016-11-21。 作者简介: 王洪乐(1988—),男,硕士生;周青华(通信作者),男,讲师。 基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51435001,51405316);中航工业产学研专项资助项目(cxy2013CD36);中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(2014SCU11062)。

网络出版时间: 2017-03-05

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1069.T.20170305.1901.002.html>

Simulation and experiments indicate that this method reduces the prediction errors and computing period compared with the conventional BP-neural network. It is unnecessary to greatly reform the existing machine tools for application of the comprehensive error compensation system.

Keywords: BP-neural network; steepness factor; amplification factor; error compensation

复杂参数曲面的高精度数控加工技术是机械加工领域的重要研究方向^[1],高性能精密数控机床扮演着极其重要的角色。由于机床热变形导致加工精度衰减,因此对多轴数控机床进行综合误差检测和热误差补偿一直是一个重要研究方向^[2]。

数控机床在组装、控制及运动过程中受到热变形、摩擦、振动和惯性等各种不利因素的影响,加上移动轴与偏摆轴运动耦合,使机床精度严重衰减,对零件的精密加工造成了极大影响。为降低并消除多轴数控机床的几何误差、主轴热漂移误差,以及提高工件表面质量,研究者们基于多体系统运动学^[3]、神经网络^[4-5]、灰色理论^[6]、蚁群算法^[7]等理论方法,提出了各种误差补偿方法。文献[8]提出一种基于Fuzzy推理获取误差修正值的模糊自学习误差补偿方法。文献[9-10]各自根据多体系统运动学理论,从机床运动学方程中先解耦计算出转动轴误差后再计算线性轴误差。文献[11]基于分层递阶思想,对数控机床几何误差中可补偿误差成分进行了建模和补偿。文献[12-14]研制了3D探测球联动误差测量装置和球面路径测量方法,依据多体系统运动学理论和齐次坐标变换方法,实现了五轴数控机床定位精度的显著提高。文献[15]应用线性插值和牛顿插值对数控机床几何和热复合误差进行了综合建模。

上述这些方法各具特点,且都对数控机床的误差补偿起到了一定作用,但由于受到各种各样因素的制约在工程中相对应用较少。就神经网络在数控机床误差补偿方面的应用来说,文献[6]提出了把灰色模型和神经网络相结合的误差预测模型,降低了对样本数据的要求。文献[16]采用聚类分析和逐步回归方法得到热误差建模最佳测温点,采用粒子群优化算法对二阶差分模型参数进行实时辨识。文献[17]基于前馈神经网络的自适应矢量量化网络聚类法,将18个温度测点减少到3个,建立了反馈神经网络(OIF-Elman)非线性热误差预测模型。这些方法都以神经网络为主体计算方法,同时又与其他算法相融合,均使其在数控机床误差补偿方面具有一定成效。

虽然已有的建模方法精度较高且在误差补偿中起到了一定作用,但在实际应用中还存在着模型理

论受局限、建模复杂、时间较长、鲁棒性不高以及不适用于误差实时补偿等问题。为此,本文提出了BP神经网络优化的数控机床综合误差补偿方法,并开发了数控机床综合误差补偿系统。针对运用BP神经网络进行数控机床误差量预测时数据量巨大且彼此相关性低,神经元误差曲面容易陷入平坦区域,导致训练效率降低的问题,通过在正向数据计算中引入陡度因子和在反向误差调整中引入放大因子,来提高收敛和拟合精度。把BP神经网络改进算法预测的误差值作为数控机床误差补偿量,通过修改数控机床的刀位数据文件实现误差补偿,可提高加工精度。通过在大型A/B双摆角龙门数控铣床上加工零件的实验,表明该方法具有较高的误差补偿率。

1 BP神经网络原理

1.1 基于BP神经网络的综合误差预测模型

由于造成A/B双摆角龙门数控铣床加工精度衰减的因素较多,主轴的热漂移误差以及各运动轴的热变形误差占机床总误差的40%~70%^[18],除机床自身内外发热源之外,还有各运动部件受磨损后的运动误差、各轴伺服系统的跟随误差,以及工艺系统各部件的振动误差等,因此建立精确的影响因素和误差参数模型难度极大^[2,19]。BP神经网络算法具有极好的非线性映射和自学习能力^[20-21],有利于实现这种多输入单输出的数控机床误差预测模型;在其后的误差补偿阶段,当向网络添加未曾见过的样本数据时,网络也能完成由输入空间向输出空间的正确映射。结合前文所述误差产生原因,建立如下的数学模型

$$O_j(t) = f\left(\left[\sum_{i=1}^n v_{ij}x_i(t - \tau_{ij})\right] - T_j\right) \quad (1)$$

式中: x_i 为输入量(测量点温度参数); v_{ij} 为神经元*i*到*j*的权值; τ_{ij} 为输入输出间的突触时延; T_j 为神经元*j*的阈值; $f(\cdot)$ 为神经元激活函数; O_j 为输出误差量。

虽然数控机床误差影响因素较多,但单隐层BP神经网络几乎可以用来拟合所有的非线性函数关系^[20]。本文建立了单隐层的BP神经网络,其拓扑结构如图1所示。

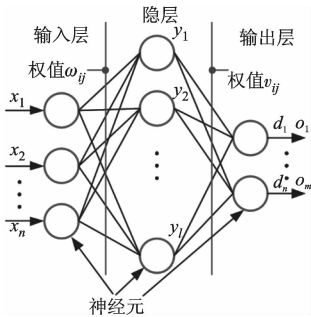


图 1 单隐层神经网络拓扑结构

1.2 BP 神经网络算法

在构建的数控机床综合误差预测模型式(1)和图 1 中指明:输入量 $\mathbf{X}=(x_1^k, x_2^k, \dots, x_n^k)^T$, 隐层输出量 $\mathbf{Y}=(y_1^k, y_2^k, \dots, y_l^k)^T$, 网络输出层的输出量 $\mathbf{D}=(d_1^k, d_2^k, \dots, d_m^k)^T$; 采用有导师网络训练模式, 期望输出量 $\mathbf{O}=(o_1^k, o_2^k, \dots, o_m^k)^T$; 设输入层到隐层之间的权值矩阵 $\mathbf{W}=\{w_{ij}\}$, 阈值为 T_j ; 隐层到输出层之间的权值矩阵 $\mathbf{V}=\{v_{jt}\}$, 阈值为 S_{jt} ; 本文中 $k=1, 2, \dots, p; i=1, 2, \dots, n; j=1, 2, \dots, l; t=1, 2, \dots, m$ 。该 BP 神经网络算法, 隐层采用非线性激活函数 $f_1(x)$ $= \frac{1-e^{-x}}{1+e^{-x}}$ (如图 2 中 $\lambda=1$ 函数), 输出层采用纯线性激活函数 $f_2(x)=x$, 且 f_1 和 f_2 都是单调可微增函数。

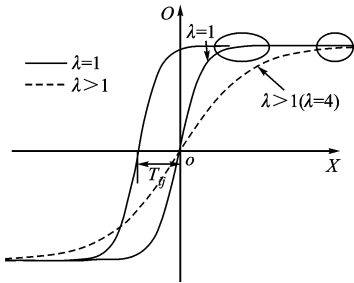


图 2 输入层激活函数与引入陡度因子后激活函数

该 BP 神经网络算法实现信息流动的正向传播和误差控制的反向调整过程, 如图 3 所示。从输入层开始信息流向的主线表示样本数据输入, 输入层只起到将输入样本与权值变量初值相乘并传递给隐

层的作用。隐层输入量为 $b_j^k = \sum_{i=1}^n w_{ij} x_i^k + t_j$, 与激活函数相作用 $y_j^k = f_1(b_j^k)$, 随之流向输出层, 与该层的权值变量相作用 $c_t^k = \sum_{j=1}^l v_{jt} y_j^k + s_t$, 与该层激活函数相作用 $d_t^k = f_2(c_t^k)$ 得到输出量, 与期望输出量作差, 开始进入误差反向调整阶段。对照图 3 误差反向过程调整如下。

在反向误差调整过程中, 将输出量与期望作差为目标误差

$$E = o_t^k - d_t^k \tag{2}$$

后文中计算均采用其均方差

$$E_{\text{rme}} = \frac{1}{2} \sum_{t=1}^m (o_t^k - d_t^k)^2 = \frac{1}{2} \sum_{t=1}^m (o_t^k - f_2(c_t^k))^2 \tag{3}$$

将误差量 E_{rme} 称之为训练目标函数。从最小化误差函数的角度看, 为使 E_{rme} 减小到满足要求的程度, 按照误差量的负梯度方向调整各层的权值

$$\left. \begin{aligned} v_{jt}^k &= v_{jt}^k + \Delta v_{jt} \\ \Delta v_{jt} &= -\beta \frac{\partial E}{\partial v_{jt}} \end{aligned} \right\} \tag{4}$$

式中: $\beta \in (0, 1)$ 为学习速率。

对于输出层权值调整量 Δv_{jt} 作进一步推导如下

$$\Delta v_{jt} = -\beta \frac{\partial E}{\partial v_{jt}} = -\beta \frac{\partial E}{\partial d_t^k} \frac{\partial d_t^k}{\partial v_{jt}} = \beta (o_t^k - d_t^k) f_2'(c_t^k) y_j^k \tag{5}$$

引入计算量 δ_t^k 表示输出层误差调整量值, 计算如下

$$\delta_t^k = (o_t^k - d_t^k) f_2'(c_t^k) = (o_t^k - d_t^k) d_t^k (1 - d_t^k) \tag{6}$$

与之相对应, 隐层到输出层阈值调整量为

$$\Delta s_t = \beta \delta_t^k \tag{7}$$

在隐层权值调整过程中, 先将式(3)做进一步变化如下

$$E_{\text{rme}} = \frac{1}{2} \sum_{t=1}^m \left\{ o_t^k - f_2 \left[\sum_{j=1}^l v_{jt}^k f_1 \left(\sum_{i=1}^n w_{ij} x_i^k + T_j \right) \right] \right\}^2 \tag{8}$$

式(8)的隐层权值调整量 Δw_{ij} 的过程与 Δw_{jk} 相似

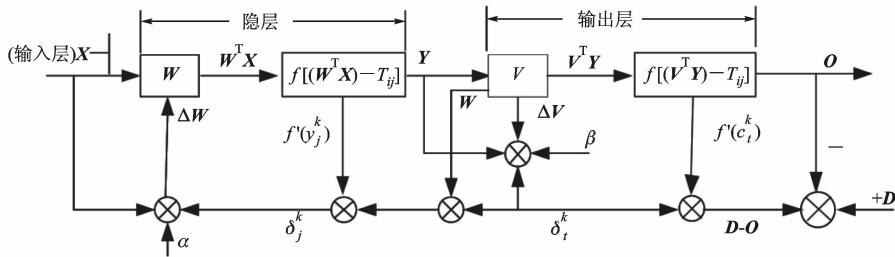


图 3 BP 单层神经网络双向信息流动

$$\left. \begin{aligned} w_{ij}^k &= w_{ij}^k + \Delta w_{ij} \\ \Delta w_{ij} &= -\alpha \frac{\partial E}{\partial w_{ij}} \end{aligned} \right\} \quad (9)$$

式中: $\alpha \in (0,1)$ 为学习速率。调整量 Δw_{ij} 的计算公式如下

$$\begin{aligned} \Delta w_{ij} &= -\alpha \frac{\partial E}{\partial y_j^k} \frac{\partial y_j^k}{\partial b_j^k} \frac{\partial b_j^k}{\partial w_{ij}} = \\ &= -\alpha \left(-\sum_{i=1}^m (o_i^k - f_2(c_i^k)) f_2'(c_i^k) v_{ji}^k \right) \frac{\partial y_j^k}{\partial b_j^k} \frac{\partial b_j^k}{\partial w_{ij}} = \\ &= \alpha \left(\sum_{i=1}^m \delta_i^k v_{ji}^k \right) y_j^k (1 - y_j^k) x_i^k \end{aligned} \quad (10)$$

与输出层相对应,在隐层引入误差调整量 δ_j^k ,其计算式如下

$$\delta_j^k = \left(\sum_{i=1}^m \delta_i^k v_{ji}^k \right) y_j^k (1 - y_j^k) \quad (11)$$

其相应的阈值调整为

$$\Delta T_j = \alpha \delta_j^k \quad (12)$$

编制 MATLAB 应用程序,实现 BP 神经网络训练学习算法,流程如图 4 所示。

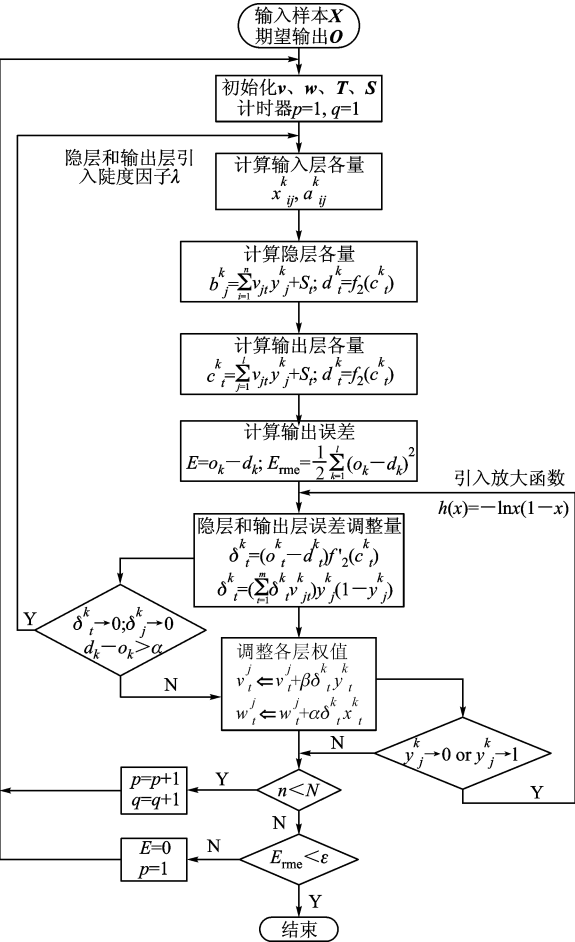


图 4 引入陡度因子和放大因子的 BP 单隐层神经网络算法流程图

首先,将传感器检测到的温度作为输入样本 $\mathbf{X}$,将各位移传感器检测到的运动轴误差作为期望输出 $\mathbf{O}$,初始化权值和阈值向量 $\mathbf{v}, \mathbf{w}, \mathbf{T}, \mathbf{S}$;其次,计算隐层和输出层各输出分量;再次,计算误差 E_{rme} ;然后,计算隐层和输出层误差调整量 δ_i^k 和 δ_j^k ,并调整各层权值和阈值 $\mathbf{v}, \mathbf{w}, \mathbf{T}, \mathbf{S}$;最后,当有 $p \geq 0.96n$ 个量满足 $E_{\text{rme}} < \epsilon$ 时,训练结束;否则,重新进入循环。

1.3 引入陡度因子的优化

BP 神经网络算法虽具有极强的非线性拟合能力且适应于多轴数控机床的综合运动误差精度预测,但其本身仍存在固有缺陷^[21],有人提出了引入动量项和自适应改变学习率的改进方法,但在神经元误差曲面上仍不可避免地会存在一些平坦区域,如图 5a 所示。由于该算法是基于误差负梯度方向的,当进入激活函数的饱和区,权值调整量变化不敏感,式(6)和式(11)中的 δ_i^k 和 δ_j^k 接近于 0,导致式(5)和式(10)的变化极小,出现了图 5a 中的平坦区,降低了训练效率。在传统 BP 神经网络算法的基础上,本文提出在正向数据计算中引入陡度因子的方法,将激活函数做调整为

$$\begin{aligned} f(x) &= \frac{1}{1 + e^{-x}} \rightarrow f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x/\lambda}} \\ f(x) &= x \rightarrow f(x) = \frac{x}{\lambda} \end{aligned}$$

算法控制过程为:当 δ_i^k 和 δ_j^k 接近 0,而 $d_m^k - o_m^k$ 仍较大时,此时误差曲面已进入平坦区,令 $\lambda > 1$,则

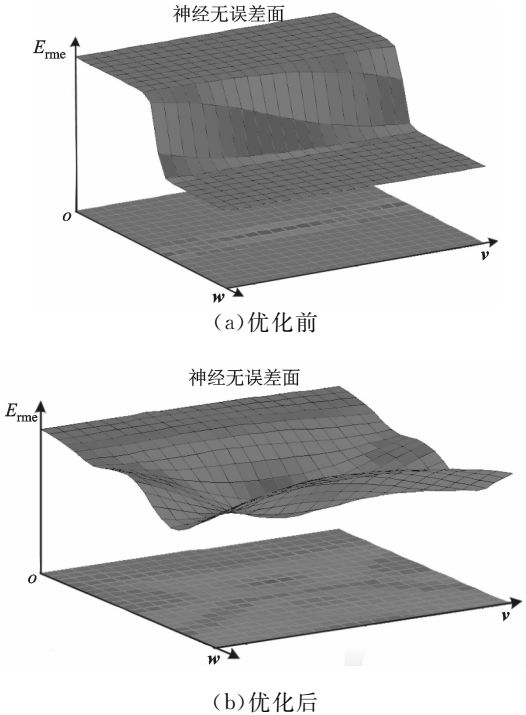


图 5 某些神经元误差面优化前后对比

$d_i^k \approx \frac{1}{\lambda^2} d_i^k$, 式(5)和式(10)变为

$$\Delta v_{ji} = \frac{1}{\lambda} \beta \left(o_i^k - \frac{1}{\lambda^2} d_i^k \right) f_2'(c_i^k) y_j^k \quad (13)$$

$$\Delta w_{ij} = \frac{\alpha}{\lambda} \left(\sum_{i=1}^m \delta_i^k v_{ji}^k \right) \frac{y_j^k}{\lambda} \left(1 - \frac{y_j^k}{\lambda} \right) x_i^k \quad (14)$$

输入量被压缩 λ 倍, 激活函数曲线的敏感区段变长, 从而使神经元误差平面尽快脱离平坦区; 其他状态下取 $\lambda=1$ 。改进算法的流程如图4所示。

1.4 引入放大因子的优化

在式(6)和式(11)中, 当隐层输出 y_j^k 或输出层输出 d_i^k 接近 0 或 1 时, 会产生权值调整量趋于无穷小, 从而导致训练进入近乎停滞的状态。为了降低在网络训练时出现这种情况并度过这部分平台期, 在上述引入陡度因子的基础上, 继续对 BP 算法进行改进, 在式(6)和式(11)中引入放大因子 $h(x)$ 。将 $h(x)$ 与权值调整量相乘, 增加权值改变量。当 $x \rightarrow 0$ 或 1 时, $h(x) \rightarrow \infty$, 因此令

$$h(x) = \tan\left(x + \frac{\pi}{2}\right) \tan\left(1 - x + \frac{\pi}{2}\right) \quad (15)$$

其图像如图6所示。

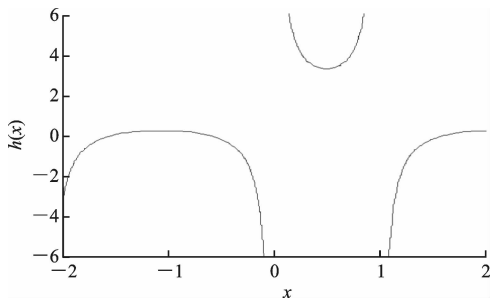


图6 函数 $h(x) = \tan\left(x + \frac{\pi}{2}\right) \tan\left(1 - x + \frac{\pi}{2}\right)$ 的图像

由图6可知, 当 x 趋近于 0 或 1 时, $h(x)$ 趋于无穷, 因此当输出为 0 或 1 时, 式(5)和式(10)变化为

$$\Delta v_{ji} = \beta (o_i^k - d_i^k) f_2'(c_i^k) y_j^k h(d_i^k) \quad (16)$$

$$\Delta w_{ij} = \alpha \left(\sum_{i=1}^m \delta_i^k v_{ji}^k \right) y_j^k (1 - y_j^k) x_i^k h(y_j^k) \quad (17)$$

从而使权值修正量在正常区间范围内。改进算法流程图如图4所示。

2 模拟演算与实验验证

2.1 模拟演算

采用模拟实例来验证改进算法的可行性。在样本输入空间中, 采用函数

$$X_1: f(x) = \frac{1}{9}[(x-4)^3 + 64] + 22$$

$$X_2: f(x) = 8x + 21 + \text{rand}(x)$$

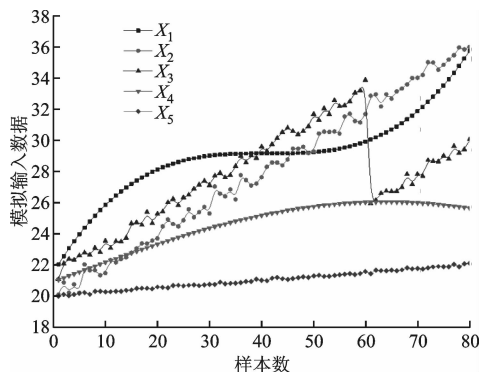
$$X_3: f(x) = \frac{1}{3}(2x + 21) + \text{rand}(x) \text{ 与}$$

$$f(x) = \frac{1}{4}(2x + 21) + \text{rand}(x)$$

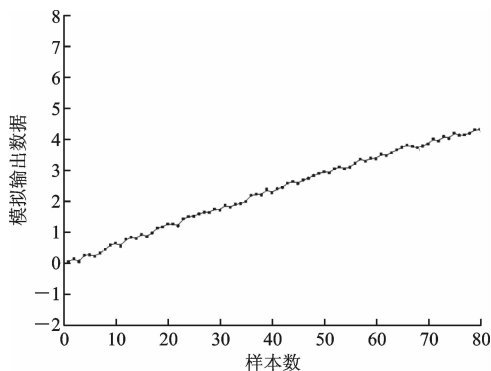
$$X_4: f(x) = 5\sin(x) + 21$$

$$X_5: f(x) = x + 19 + 0.1\text{rand}(x)$$

模拟实测量。采用函数 $O_1: f(x) = 4\sin(x) + x + \text{rand}(x)$ 来描述输出变化量, 如图7所示, 模拟计算各量均无单位。



(a) 模拟输入量



(b) 模拟输出量

图7 模拟算例

建立单隐层 BP 神经网络 5-h-1 的拓扑结构模型。h 根据经验确定

$$h = (m + n)^{1/2} + a \quad (18)$$

式中: m 为输入层节点数; n 为输出层节点数; a 为调节常数并且 $a \in (1, 10)$ 。首先通过 MATLAB 软件建立 5-8-1 型传统 BP 神经网络进行训练及仿真, 得到相应的拟合结果如图8所示。由于传统 BP 神经网络在训练过程中对输入量拟合有较大的近似, 导致预测结果与期望相差较大, 如图8所示。另外, 图5所示某些神经元误差表面有大面积的平坦区域, 使 BP 神经网络训练效率极其低下。采用本文所提改进的 BP 神经网络, 引入陡度因子 $\lambda=4$, 训

练后的效果明显提高,如图 9a 所示。相应地,引入放大因子 $h(x)$ 训练后的效果也十分明显,如图 9b 所示。比较图 8 可以发现,数据拟合精度和预测准确度明显提高。对这 3 种情况进行对比,结果如表 1 所示,可知对于网络训练来说,引入陡度因子和放大因子的方法在均方误差和训练时间上都明显优于常规神经网络。

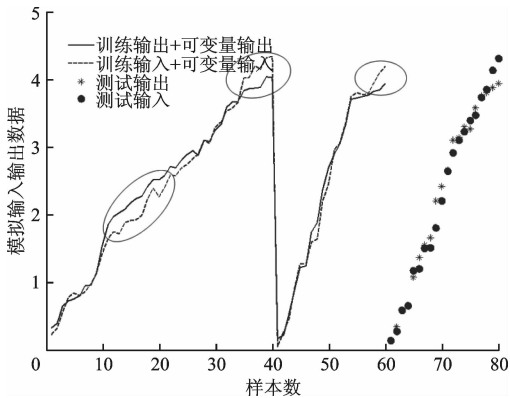
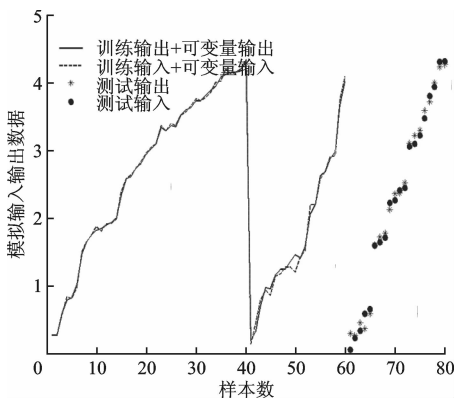
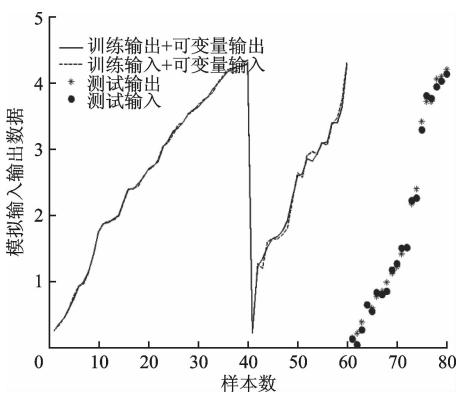


图 8 优化前 BP 神经网络训练和预测结果



(a)引入陡度因子



(b)引入放大因子

图 9 模拟算例引入陡度因子和放大因子后 BP 神经网络训练和预测结果

表 1 BP 神经网络优化前后预测结果比较

方法	预测误差	均方误差	运算时间/s
传统方法	1.033	4.78×10^{-4}	7.311
引入陡度因子	0.188	8.92×10^{-5}	5.780
引入放大因子	0.265	9.56×10^{-5}	5.012

2.2 A/B 双摆角龙门数控机床的误差建模

本实验主要针对中航工业某公司的大型 A/B 双摆角龙门数控铣床(双龙门架,每个龙门架上有 3 个主轴,如图 10 所示)进行各相关运动部件及主要发热源部位的温度监测和位移误差测量,以建立温度与综合误差影响关系的预测模型。在该机床单个龙门架上共安装 12 个温度传感器,分别监测机床发热源温度变化,其安装位置如图 10 和表 2 所示。为测量 X 轴和 Y 轴运动误差,分别在主轴头 X/Y 方向安装位移传感器 13、14,并编制 X 轴和 Y 轴相应的运动指令,每运动 10 mm,暂停 3 s。

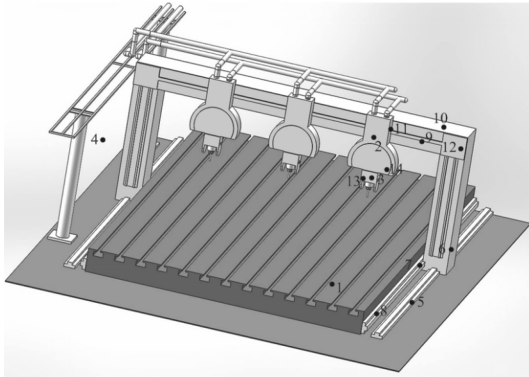


图 10 温度传感器和位移传感器布置示意图

表 2 温度传感器安装位置表

传感器序号	安装位置
1	机床工作台远端,监测环境温度
2	主轴箱上
3	主轴电机
4	冷却液箱
5,6,7,8	沿 X 轴运动方向的导轨、电机、丝杠螺母及相应的轴承座
9,10,11,12	沿 Y 轴运动方向的导轨、电机、丝杠螺母及相应的轴承座

为保证该机床在常规状态下开始实验,实验前 16 h 内不工作,同时实验中途不停车,共连续运转 134 min。设定主轴恒转速为 4 000 r/min,先空转 10 min,从第 10 min 开始监测其温度变化,每隔 1 min 测量 1 次,生成时间和温度变化曲线如图 11 所示,X/Y 轴运动误差测量值如图 12 所示。

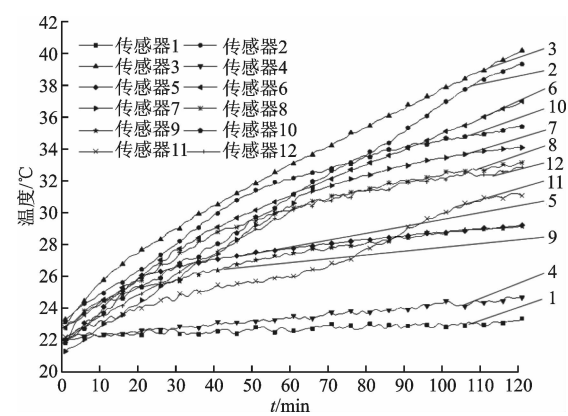


图 11 被测位置处温度变化情况

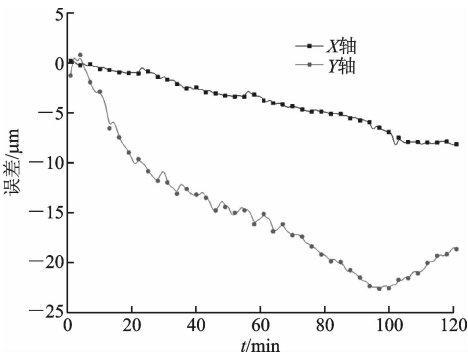


图 12 X 轴和 Y 轴位移误差测量值

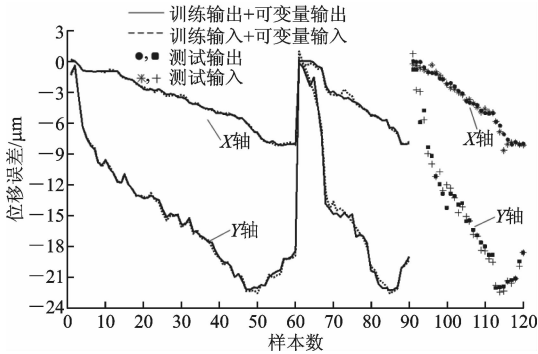
建立 BP 神经网络模型 12-n-2,采用引入陡度因子和放大因子的改进 BP 神经网络算法对数据进行训练,训练结果如图 13 所示,训练后曲线与原始曲线几乎重合。

3 基于刀位数据文件的误差补偿

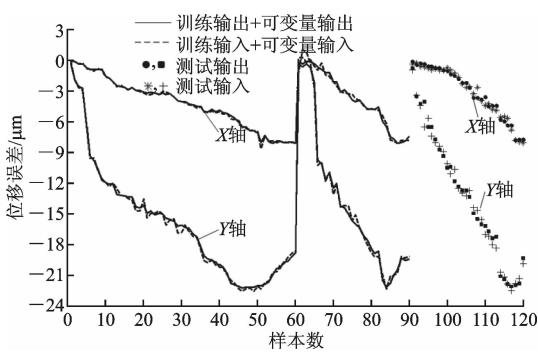
将训练后的 BP 神经网络改进算法应用到机床切削加工中。采用中航工业某公司的大型 A/B 双摆角龙门数控铣床加工零件(如图 14 所示)进行实验验证。对图 14 中 60 mm×60 mm 底面进行加工时,采用修改刀位数据文件的方法来实现数控机床的误差补偿。首先,在 UG 软件中设定好刀具路径并获取刀位数据文件;其次,当加工尺寸 60 mm 这两条边时,将传感器检测到的温度数据传入到训练成功后的 BP 神经网络样本输入空间;再次,计算得到 X/Y 轴输出量的位移误差;最后,将该误差量的

相反量添加到刀位数据文件中并作修改,实现误差补偿。依据此开发了数控机床误差补偿系统,如图 15 所示。

实验中选取 4 个测量点作为评定参考,其分布如图 14 所示,测量结果如表 3 所示。从表 3 数据分



(a)引入陡度因子



(b)引入放大因子

图 13 改进后的 BP 神经网络误差预测模型训练结果

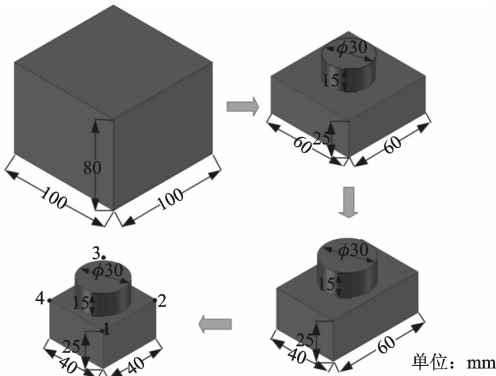


图 14 工件误差补偿工艺步骤

表 3 测量点补偿率表

测量点	(X,Y,Z)/mm			补偿率/%	
	理论值	预测值	测量值	X 轴	Y 轴
1	(0,0,25)	(-0.003,-0.009,25)	(0.002,-0.002,25)	33	78
2	(40,0,25)	(39.965,-0.021,25)	(39.981,-0.07,25)	46	67
3	(40,40,25)	(39.982,39.961,25)	(40.007,39.992,25)	61	79
4	(0,40,25)	(-0.007,39.971,25)	(0.002,39.991,25)	71	69

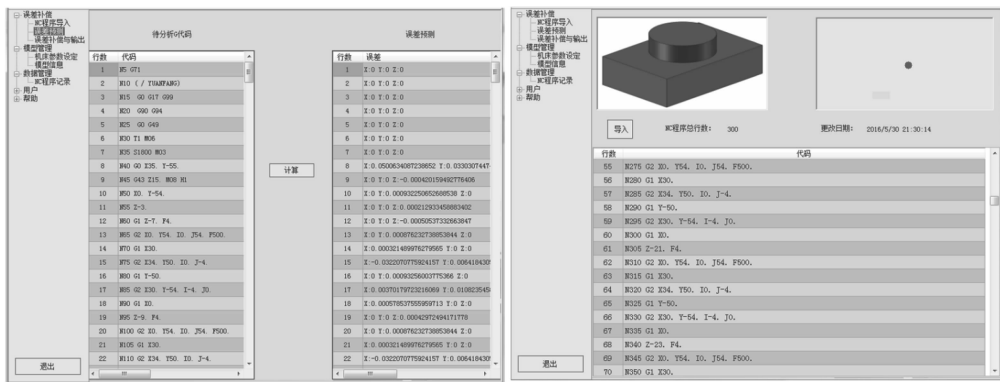


图 15 基于 BP 神经网络优化算法的数控机床误差补偿系统

析可知,采用改进的 BP 神经网络对于 Y 轴误差补偿效果十分显著,平均补偿率达到 73%。这主要是因为该 A/B 双摆角龙门铣床在长期服役后 Y 轴精度衰减严重,并且受热影响显著,因此补偿效果明显。X 轴误差平均补偿率约为 50%,虽然补偿率不是很高且某些点位从负误差变成了正误差,但也起到了一定的误差补偿作用,证明了改进后 BP 神经网络算法的有效性。

4 结 论

本文采用改进后的 BP 神经网络算法对多轴数控机床误差进行补偿。针对神经元误差曲面上的平坦区域造成的权值调整量不显著、误差下降缓慢、训练效率低的问题,本文提出了在正向信息传递阶段引入陡度因子和在误差反向调整阶段引入放大因子的方法,为 BP 神经网络的优化和数控机床的误差补偿提供了参考。对于后期数控机床误差测量数据种类和数量增多,该 BP 神经网络具有很好的自学习能力,增强了模型的适用性。开发的数控机床误差补偿系统无须对现有机床进行大规模硬件改造,应用简便易于推广。

参考文献:

- [1] 周志雄,周秦源,任莹辉. 复杂曲面加工技术的研究现状与发展趋势 [J]. 机械工程学报, 2010, 46(17): 105-113.
ZHOU Zhixiong, ZHOU Qinyuan, REN Yinghui. Current research and development trends of complex surface machining technology [J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2010, 46(17): 105-113.
- [2] 王海同,李铁民,王立平,等. 机床热误差建模研究综述 [J]. 机械工程学报, 2015, 51(9): 119-128.
WANG Haitong, LI Tiemin, WANG Liping, et al. Review on thermal error modeling of machine tools [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2015, 51(9): 119-128.
- [3] 刘明,章青. 运用多体理论和神经网络的机床热误差补偿 [J]. 振动、测试与诊断, 2010, 30(6): 657-661.
LIU Ming, ZHANG Qing. Thermal error model and compensation of machining tool using multibody system theory and neural network [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2010, 30(6): 657-661.
- [4] YANG S, YUAN J, NI J. The improvement of thermal error modeling and compensation on machine tools by CMAC neural network [J]. International Journal of Machine Tools and Manufacture, 1996, 36(4): 527-537.
- [5] YANG H, NI J. Dynamic neural network modeling for nonlinear, nonstationary machine tool thermally induced error [J]. International Journal of Machine Tools and Manufacture, 2005, 45(4/5): 455-465.
- [6] 张毅,杨建国. 基于灰色神经网络的机床热误差建模 [J]. 上海交通大学学报, 2011, 45(11): 1581-1586.
ZHANG Yi, YANG Jianguo. Grey neural network modeling for machine tool thermal error [J]. Journal of Shanghai Jiaotong University, 2011, 45(11): 1581-1586.
- [7] 郭前建,杨建国. 基于蚁群算法的机床热误差建模技术 [J]. 上海交通大学学报, 2009, 45(3): 803-806.
GUO Qianjian, YANG Jianguo. Thermal error modeling on machine tools based on ant colony algorithm [J]. Journal of Shanghai Jiaotong University, 2009, 45(3): 803-806.
- [8] 张秋菊,赵一丁,毛军红,等. 模糊自学习误差补偿方法及其在位置误差补偿中的应用 [J]. 西安交通大学学报, 1995, 29(2): 67-72.
ZHANG Qiuju, ZHAO Yiding, MAO Junhong, et al. A method of fuzzy self-learning error compensation and its application in positional error compensation [J].

- Journal of Xi'an Jiaotong University, 1995, 29(2): 67-72.
- [9] HSU Y Y, WANG S S. A new compensation method for geometry errors of five-axis machine tools [J]. International Journal of Machine Tools and Manufacture, 2007, 47(2): 352-360.
- [10] 张宏韬, 杨建国, 姜辉, 等. 双转台五轴数控机床误差实时补偿 [J]. 机械工程学报, 2010, 46(21): 143-148.
ZHANG Hongtao, YANG Jianguo, JIANG Hui, et al. Real-time error compensation for the two turntable five-axis NC machine tools [J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2010, 46(21): 143-148.
- [11] 何春燕, 李为民, 张建军, 等. 三轴立式加工中心几何误差补偿方法的研究 [J]. 兵工学报, 2012, 33(12): 1516-1520.
HE Chunyan, LI Weimin, ZHANG Jianjun, et al. Study on compensation method of geometric error for three-axis machining center [J]. Acta Armamentarii, 2012, 33(12): 1516-1520.
- [12] LEI W T, HSU Y Y. Accuracy test of five-axis CNC machine tool with 3D probe-ball: part I Design and modeling [J]. International Journal of Machine Tools and Manufacture, 2002, 42(10): 1153-1162.
- [13] LEI W T, HSU Y Y. Accuracy test of five-axis CNC machine tool with 3D probe-ball: part II Errors estimation [J]. International Journal of Machine Tools and Manufacture, 2002, 42(10): 1163-1170.
- [14] LEI W T, HSU Y Y. Accuracy enhancement of five-axis CNC machines through real-time error compensation [J]. International Journal of Machine Tools and Manufacture, 2003, 43(9): 871-877.
- [15] 王维, 杨建国. 基于插值算法的数控机床复合误差补偿技术 [J]. 上海交通大学学报, 2014, 48(1): 12-15.
WANG Wei, YANG Jianguo. Compound error compensation technique for CNC machine tools based on interpolation method [J]. Journal of Shanghai Jiaotong University, 2014, 48(1): 12-15.
- [16] 张成新, 高峰, 李艳, 等. 基于分段拟合的机床大尺寸工作台热误差补偿模型 [J]. 机械工程学报, 2015, 51(3): 146-152.
ZHANG Chengxin, GAO Feng, LI Yan, et al. Model of thermal error compensation of large size worktable for machine tools based on piecewise fitting [J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2015, 51(3): 146-152.
- [17] 朱小龙, 杨建国, 代贵松. 基于 AVQ 聚类 and OIF-Elman 神经网络的机床热误差建模 [J]. 上海交通大学学报, 2014, 48(1): 16-21.
ZHU Xiaolong, YANG Jianguo, DAI Guisong. AVQ clustering algorithm and OIF-Elman neural network for machine tool thermal error [J]. Journal of Shanghai Jiaotong University, 2014, 48(1): 16-21.
- [18] RAMESH R, MANNAN M A, POO A N. Error compensation in machine tools—a review: part II Thermal errors [J]. International Journal of Machine Tools and Manufacture, 2000, 40(9): 1257-1284.
- [19] WU Hao, ZHANG Hongtao, GUO Qianjian, et al. Thermal error optimization modeling and real-time compensation on a CNC turning center [J]. Journal of Material Processing Technology, 2008, 207(1/2/3): 172-179.
- [20] WU Bing, HAN Shaojun, XIAO Jin, et al. Error compensation based on BP neural network for airborne laser ranging [J]. International Journal for Light and Electron Optics, 2016, 127(8): 4083-4088.
- [21] MIZE C D, ZIEGERT J C. Neural network thermal error compensation of a machining center [J]. Journal of the International Societies for Precision Engineering and Nanotechnology, 2000, 24(4): 338-346.

[本刊相关文献链接]

- 孙志超, 陶涛, 黄晓勇, 等. 车床主轴与进给轴耦合热误差建模及补偿研究. 2015, 49(7): 105-112. [doi:10.7652/xjtub201507018]
- 牟恩旭, 马振群, 冯斌, 等. 利用数控机床换向特性分析的摩擦误差补偿方法. 2014, 48(8): 47-53. [doi:10.7652/xjtub201408009]
- 冯斌, 梅雪松, 杨军, 等. 数控机床摩擦误差自适应补偿方法研究. 2013, 47(11): 65-69. [doi:10.7652/xjtub201311012]
- 李学伟, 赵万华, 卢秉恒. 轨迹误差建模的多轴联动机床轮廓误差补偿技术. 2012, 46(3): 47-52. [doi:10.7652/xjtub201203009]
- 陈光胜, 梅雪松, 陶涛. X-Y 工作台摩擦误差补偿方法的研究. 2011, 45(1): 69-73. [doi:10.7652/xjtub201101014]
- 周玉清, 陶涛, 梅雪松, 等. 旋转轴与平移轴联动误差的快速测量及溯源. 2010, 44(5): 80-84. [doi:10.7652/xjtub201005017]

(编辑 杜秀杰)