

文章编号 1004-924X(2016)增-0520-07

精密加工实验台热误差建模与补偿方法的对比分析

张恩忠^{1,2}, 赵继^{1*}, 冀世军¹, 程亚平²

(1. 吉林大学机械科学与工程学院 吉林 长春 130022;

2. 长春工业大学机电学院 吉林 长春 130012)

摘要: 为了提高精密加工实验台的运行精度,采用激光干涉仪、PT100等仪器测量了四轴数控平台 X、Z 轴的定位误差以及温度,并分析得到了 X、Z 轴定位误差与温度之间的变化规律。分别运用支持向量回归机(SVR)、RBF、BP 神经网络方法建立了 X、Z 轴的热误差模型,并进行了对比分析,结果表明 SVR 模型的拟合性能和泛化能力等明显高于 RBF、BP 模型。依据 SVR、RBF、BP 热误差模型进行了误差补偿实验,实验结果表明,数控平台 X 轴定位误差最大降低了 92.3%,Z 轴定位误差最大降低了 90.3%,SVR 的预测能力、补偿精度和鲁棒性等均明显优于 RBF、BP 神经网络方法。

关键词: SVR; BP 神经网络; RBF 神经网络; 误差补偿

中图分类号: 文献标识码: A doi:10.3788/OPE.20162413.0520

Contrastive analysis of modeling and compensation method of thermal error of precision machining experiment table

ZHANG En-zhong^{1,2}, ZHAO Ji^{1*}, JI Shi-jun¹, CHENG Ya-ping²

(1. College of Mechanical Science and Engineering, Jilin University, Changchun 130022, China;

2. Institute of electrical and mechanical, Changchun University of Technology, Changchun 130012, China)

* Corresponding author, E-mail: jzhao@jlu.edu.cn

Abstract: To improve operation accuracy of precision machining experiment table, instrument of laser interferometer and PT100 instrument etc. is adopted to measure position error of X and Z axis of four-axis numerical control platform and temperature. Varying pattern between position error of X and Z axis and temperature is analyzed and gained. Respectively employ support vector regression (SVR), RBF and BP neural network method to establish thermal error model of X and Z axis and contrastive analysis is performed. Result shows that matching performance and generalization ability of SVR model are obviously greater than those of RBF and BP model. Error compensation experiment is performed according to thermal error model of SVR, RBF and BP and experimental result shows that position error of X axis of numerical control platform decreases by 92.3% to the largest degree, position error of Z axis decreases by 90.3% to the largest degree, and predictive capacity, compensation precision and robustness of SVR are obviously greater than those of RBF and BP neural network method.

Key words: SVR; BP neural network; RBF neural network; error compensation

收稿日期:2016-05-07;修订日期:2016-06-17.

基金项目:“973”国家重点基础研究发展计划课题资助项目(No. 2011CB706702)

1 引言

精密加工机床的诞生为制造业的发展注入了新鲜血液,其在现代制造领域中发展迅速,普及范围广,逐渐成为制造业的支柱之一^[1]。机床的加工精度是衡量一台机床加工性能的重要指标。因此,提高机床加工精度成为制造领域的热点^[2-4]。研究表明,热误差占机床各种误差的 40%~70%^[5],要提高数控机床加工精度,必须对摩擦等原因产生的热误差进行有效的补偿。

在热误差补偿方面,国内外许多专家、学者进行了大量的研究并取得了相应的成果^[6-8];王建峰等对支持向量机中的网格法进行了改进^[9];张宏韬等对一台机床加工中心运用模糊神经网络理论建立了数控机床热误差补偿模型^[10];林伟青等结合最小二乘支持向量与遗传算法建立了误差辨识模型^[11];苗恩铭等基于支持向量回归机建立了数控加工中心热误差模型^[12];汪样兴等将灰色系统与 BP 神经网络相结合建立了热误差模型^[13]。

支持向量机(SVM)是由 Vapnik 等依据统计学习理论中结构风险最小化发展起来的机器学习方法,主要应用于小样本统计和预测学习^[14-16],克服了过学习、过拟合等缺点。支持向量机凭借其应用范围广、有效性、计算方便等诸多的优点而得到迅速发展并应用到多个领域^[17]。

本文以自主研制的四轴实验平台为实验对象进行热误差建模与补偿研究,利用 PT100 温度传感器测量各温度敏感点的温度值,使用激光干涉仪测量四轴数控平台不同温升时间下 X、Z 轴的定位误差,分析了四轴数控平台的定位误差与温度之间的变化规律,基于 BP、RBF、SVR 分别建立了四轴数控平台 X、Z 两轴的热误差模型,并依据热误差模型进行误差补偿实验。

2 四轴数控平台误差测量与建模

2.1 误差测量

四轴实验平台如图 1 所示,为了实时测量四轴数控平台 X、Z 轴的定位误差和温度的变化,依据数控平台结构和试验条件,使用铂电阻式 PT100 温度传感器 T_1 、 T_2 、 T_3 、 T_4 分别实时测量 X、Z 轴的直线电机定子、定导轨、动导轨和床

身温度,记录常温时数控平台各温度敏感点的温度值,然后每隔 25 min 记录各温度敏感点的温度值。误差测量现场如图 2 所示。

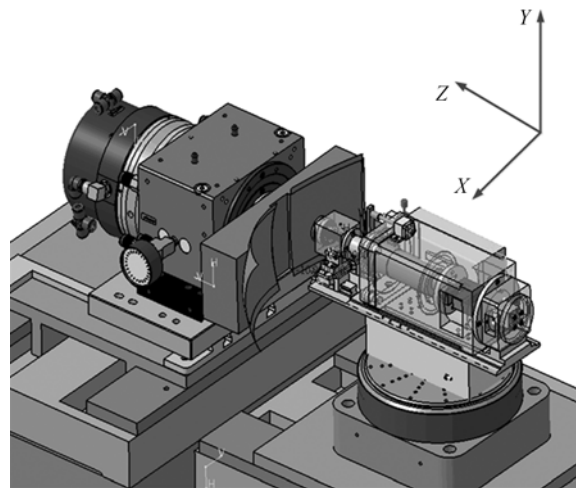
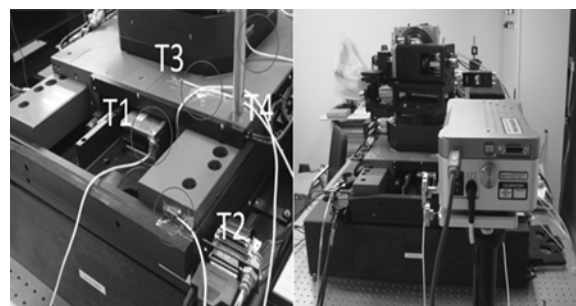


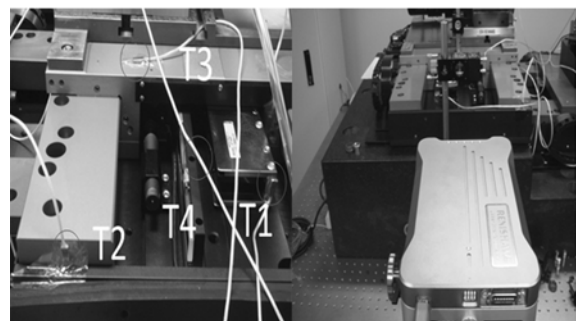
图 1 四轴数控平台结构简图

Fig. 1 Sketch of four axis NC platform



(a)Z轴温度测量照片
(a)Temperature measurement pictures of Z-axis

(b)Z轴误差测量照片
(b>Error measuring pictures of Z-axis



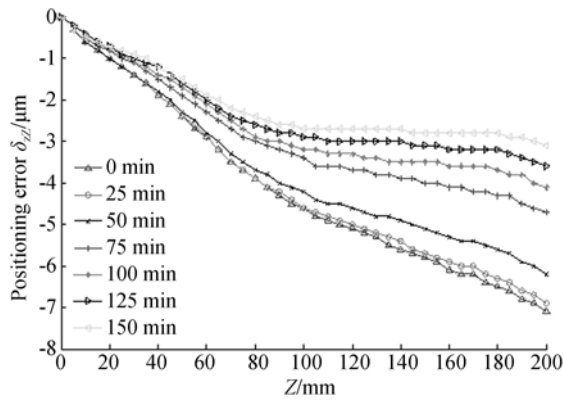
(c)X轴温度测量照片
(c)Temperature measurement pictures of X-axis

(d)X轴误差测量照片
(d>Error measuring pictures of X-axis

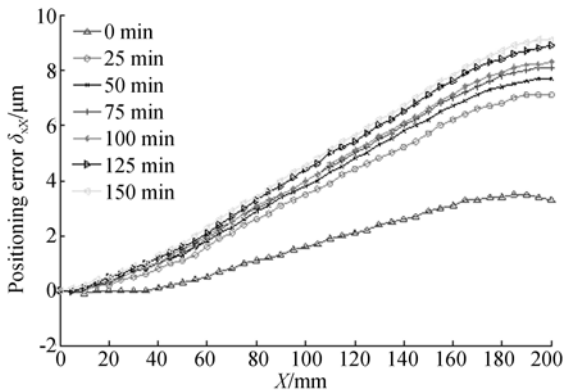
图 2 测量现场

Fig. 2 Measurement scene

测量数控平台常温时 X、Z 轴的定位误差,然后使 X、Z 轴工作台不断往复运动,直至达到热平衡状态,并测量 X、Z 轴在各个时间点上的定位误差。



(a) Z轴定位误差
(a) Positioning error of Z-axis



(b) X轴定位误差
(b) Positioning error of X-axis

图 3 定位误差曲线

Fig. 3 Positioning error curve

根据图 3 可知,在 0~150 min 温升期间内,四轴数控平台两轴的定位误差值随着温度的不断上升而逐渐增大,数控平台运行 150 min 以后, X、Z 轴定位误差值和各个温度敏感点的温度值仅有微小的变化,数控平台基本达到热平衡状态。

2.2 支持向量回归机原理

支持向量回归机建立关于数控机床热误差的基本思想是将实验中所测的温度敏感点的数值变换到一个高维的特征空间后作为自变量,热误差作为因变量,建立回归函数^[18]:

$$f(x) = \omega^T \cdot \varphi(x) + b, \quad (1)$$

ω 为权系数, b 为阈值,根据最小化置信范围的思想,引入不敏感系数 ϵ 和惩罚参数 c ,得到最优化问题为:

$$\begin{cases} \min_{\omega, \xi, \xi^*} \frac{1}{2} \omega^T \omega \\ \text{s. t. } y_i - \omega g \varphi(x_i) - b \leq \epsilon \\ \omega g \varphi(x_i) + b - y_i \leq \epsilon, i = 1, 2, \dots, n \end{cases} \quad (2)$$

当约束条件无法实现时,通过引入松弛变量 ξ_i 、 ξ_i^* 将最优化问题转化为如下形式:

$$\begin{cases} \min_{\omega, \xi, \xi^*} \frac{1}{2} \omega^T \omega + c \sum_{i=1}^n (\xi_i + \xi_i^*) \\ \text{s. t. } y_i - \omega g \varphi(x_i) - b \leq \epsilon + \xi_i \\ \omega g \varphi(x_i) + b - y_i \leq \epsilon + \xi_i^* \\ \xi_i \geq 0 \\ \xi_i^* \geq 0, i = 1, 2, \dots, n \end{cases} \quad (3)$$

利用拉格朗日乘子法求解凸二次规划问题,所得结果如下:

$$\begin{aligned} \min_{\alpha, \alpha^*} \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) (\alpha_j - \alpha_j^*) K(x_i, x_j) + \\ \epsilon \sum_{i=1}^n (\alpha_i + \alpha_i^*) - \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) y_i \\ \text{s. t. } \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) = 0 \\ 0 \leq \alpha_i \leq C \\ 0 \leq \alpha_i^* \leq C. \end{aligned} \quad (4)$$

其中,只有部分参数不为 0,它们就是问题中的 SV。从而通过学习得到的回归估计函数为: :

$$f(x) = \sum_{x_i \in \text{SV}} (\alpha_i - \alpha_i^*) K(x_i, x) + b. \quad (5)$$

对于变换比较复杂不易实现的情况,通常可以利用核函数解决。支持向量回归机中常用的核函数主要有多项式函数、径向基函数、Sigmoid 函数等^[19],本文采用的是径向基核函数,即:

$$K(x, x_i) = \exp \left\{ -\frac{|x - x_i|^2}{\sigma^2} \right\}. \quad (6)$$

利用网格搜索法对参数寻优,可得到根据本实验数据建立支持向量回归机模型的最优参数值, X、Z 轴惩罚参数 c 分别为 32.1 和 26.2,核函数参数 g ($g = 1/\sigma^2$) 为 0.04。选用 4 个关键温度点和位移值作为输入,误差值作为输出, X、Z 轴共有 7 组数据,选用 X、Z 轴前 6 组数据进行训练建模,最后一组数据进行验证,图 4 为 SVR 模型预测值与测量值对比曲线图。

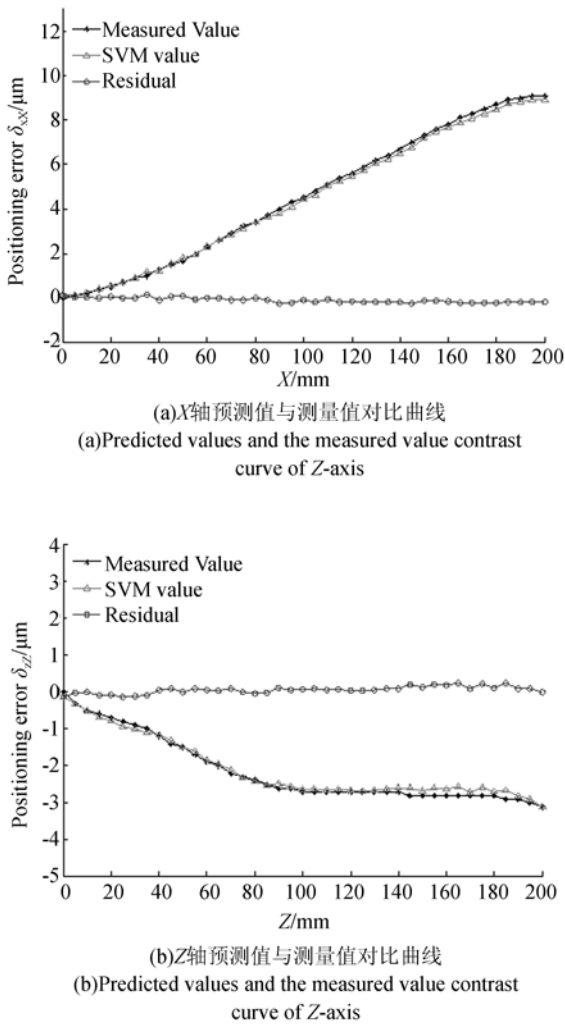


图 4 支持向量回归机建模

Fig. 4 Support vector regression machine modeling

2.3 基于 RBF 与 BP 神经网络误差建模

RBF 网络通常是一种两层前传网络,它包括径向基层和线性层两个网络层(如图 5 所示),可以广泛应用于模式识别、非线性函数逼近等领域。

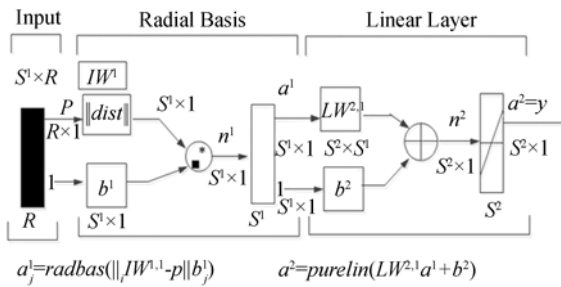


图 5 RBF 神经元模型

Fig. 5 RBF neural network model

依据 SVR 模型,采用同样的训练样本进行建模、同样的检验样本进行验证。图 6 所示为 RBF 神经网络模型预测值与测量值对比曲线图。

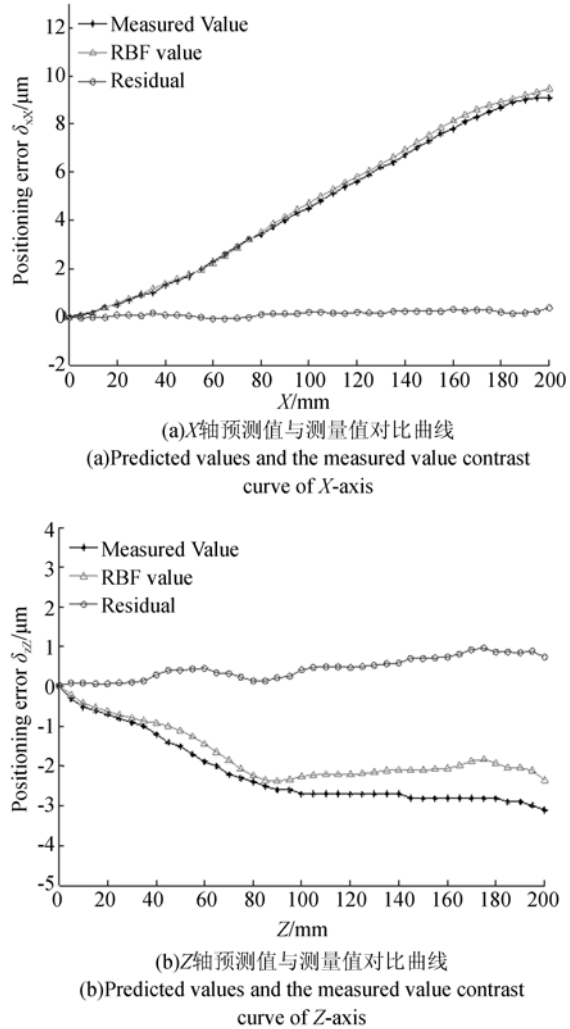


图 6 RBF 神经网络建模

Fig. 6 RBF neural network modeling

BP 网络一般是一种信息从输入层流向输出层的多层神经网络,由 BP 神经元构成的双层神经网络如图 7 所示。依据 SVR 模型,采用同样的训练

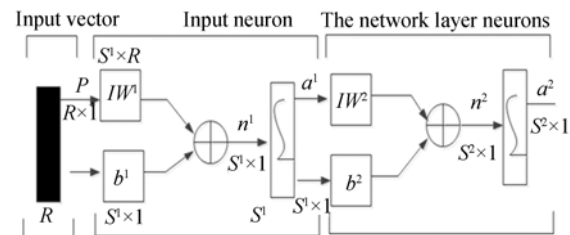
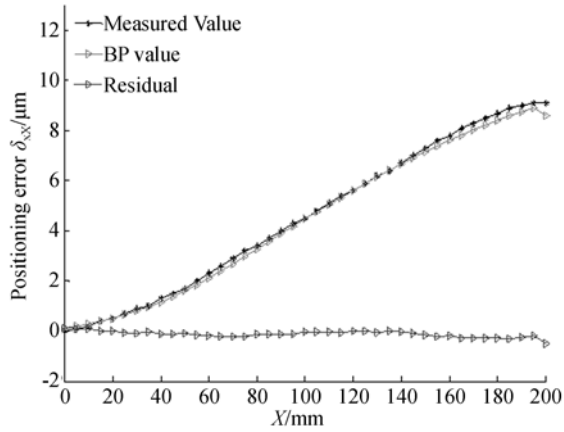


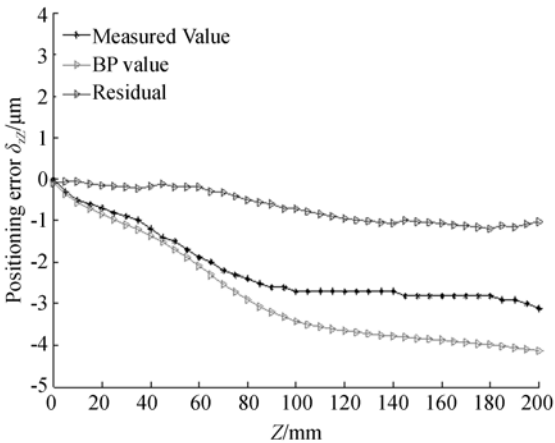
图 7 BP 神经元模型

Fig. 7 BP neural network model

样本进行建模、同样的检验样本进行验证。图 8 所示为 BP 神经网络模型预测值与测量值对比曲线图。



(a) X轴预测值与测量值对比曲线
(a) Predicted values and the measured value contrast curve of X-axis



(b) Z轴预测值与测量值对比曲线
(b) Predicted values and the measured value contrast curve of Z-axis

图 8 BP 神经网络建模
Fig. 8 BP neural network modeling

表 1 BP、RBF 神经网络、SVR 比较

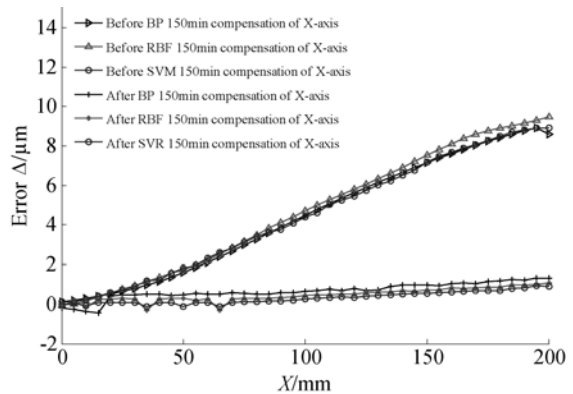
Tab. 1 Comparison of BP, RBF neural network and SVR

	BP	RBF	SVR
X 轴 150 min 均方差/ μm	0.032	0.029	0.021
X 轴 150 min 偏差带/ μm	0.63	0.37	0.2
Z 轴 150 min 均方差/ μm	0.0637	0.289	0.012
Z 轴 150 min 偏差带/ μm	1.09	0.75	0.25

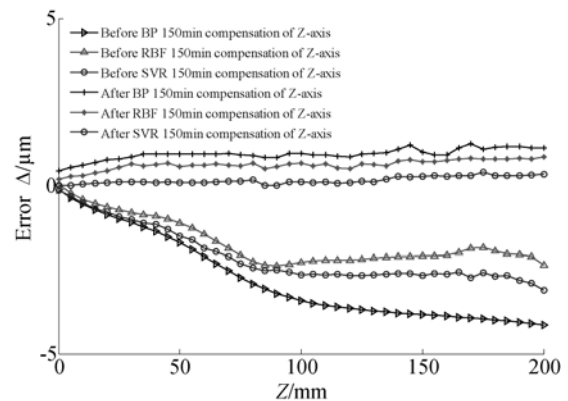
表 1 所示为 BP、RBF 神经网络和支持向量回归机模型参数比较表,从表 1 可以看出,支持向量回归机模型各项参数优于 BP 和 RBF 神经网络模型。另外, BP 神经网络存在学习收敛速度慢、容易陷入局部极小点而无法得到全局最优解等缺点; RBF 神经网络存在容易出现信息丢失、过学习等缺点。

3 误差补偿实验验证

根据 RBF、BP 神经网络和支持向量回归机热误差模型,计算 X、Z 轴在热平衡状态(150 min)下的预测误差值,然后将预测值输入补偿控制模块中进行补偿试验。从图 8 中可知依据 BP 神经网络方法使 X 轴、Z 轴定位误差从 $9.1 \mu\text{m}$ 降低到 $1.13 \mu\text{m}$,从 $-3.1 \mu\text{m}$ 降低到 $1.14 \mu\text{m}$,



(a) X轴BP、RBF、SVM模型补偿对比曲线
(a) BP, RBF and SVR model to compensate the contrast curve of X-axis



(b) Z轴BP、RBF、SVR模型补偿对比曲线
(b) BP, RBF and SVR model to compensate the contrast curve of Z-axis

图 9 误差补偿对比图

Fig. 9 Error compensation figure

依据 RBF 神经网络方法使 X 轴、Z 轴定位误差从 9.1 降低到 0.87 μm ,从 -3.1 降低到 0.8 μm ,依据支持向量回归机方法使 X 轴、Z 轴定位误差从 9.1 降低到 0.7 μm ,从 -3.1 降低到 0.3 μm 。

4 结 论

本文通过实验测量和数据分析,发现数控平台 X、Z 轴定位误差与温度之间的变化规律;应用 BP、RBF 神经网络和支持向量回归机分别建立了

X、Z 轴的热误差模型,从中发现 SVR 性能最优,偏差带最窄,分散程度最小,偏离中心值的趋势最缓;依据 BP、RBF 神经网络模型和 SVR 模型的预测数据分别进行补偿实验,X 轴定位误差分别降低了 87.5%、90.4%、92.3%,Z 轴定位误差降低了 63.2%、74.2%、90.3%。实验结果证明支持向量回归机的预测能力、补偿效果和鲁棒性明显优于 RBF、BP 神经网络方法。本文工作为提高数控机床加工精度和效率提供了理论依据与实践经验。

参考文献:

- [1] 李小彭,刘春时,马晓波,等.数控机床加工精度提高技术的进展及其存在的问题[J].组合机床与自动化加工技术,2010,(11):1-4.
LI X P, LIU CH SH, MA X B, et al.. Improvemeng technology and research contents of machining accuracy for CNC machine tools [J]. *Modular Machine Tool and Automatic Manufacturing Technique*, 2010,(11):1-4.
- [2] 郭宏杰,孙敬阳,王晓枫,等.机床加工中的精度补偿技术[J].组合机床与自动化加工技术,2014,5:133-137.
GUO H J, SUN J Y, WANG X F, et al.. The Precision compensation technique during machining [J]. *Modular Machine Tool and Automatic Manufacturing Technique*, 2014,5:133-137.
- [3] 仇健,张凯,李鑫,等.国内外数控机床定位精度对比分析研究[J].组合机床与自动化加工技术,2013,8:1-3.
QIU J, ZHANG K, LI X et al.. Comparative analysis of accuracy of NC machine tools positioning home made and abroad made[J]. *Modular Machine Tool and Automatic Manufacturing Technique*, 2013,8:1-3.
- [4] 余文利,姚鑫骅,孙磊,等.基于 PLS 和改进 CVR 的数控机床热误差建模[J].农业机械学报,2015,46(2):357-364.
YU W L, YAO X H, SUN L, et al.. Thermal error modeling of CNC machine tool based on partial least squares and ismproved core vector regression[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2015,46(2):357-364.
- [5] 杨建国,范开国,杜正春,等.数控机床误差补偿技
术[M].北京:机械工业出版社,2013.
YANG J G, FAN K G, DU ZH, et al.. *Real Time Error Compensation Technology for CNC Machine tools* [M]. Beijing: China Machine Press,2013.
- [6] YEE K W, GAVIN R J. *Implement fast part probing and error compensation on machine tools*[R]. Technical Report NISTIR-4447, National Institute of Standards and Technology, Gaithersburg, MD, 1990.
- [7] LUTTERVELT C A, PENG J. Symbiosis of modeling and sensing to improve the accuracy of workpieces in small batch machining operations[J]. *The Internation Journal of Manufacturing Technology*, 1999,15(10): 699-710.
- [8] 张乃尧.神经网络与模糊控制[M].北京:清华大学出版社,1998.
ZHANG N Y. *Neural Network and Fuzzy Control* [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 1998. (in Chinese)
- [9] 王建峰,张磊,陈国兴,等.基于改进的网格搜索法的 SVM 参数优化[J].应用科技,2012,9(3):28-31.
WANG J F, ZHANG L, CHENG G X et al.. A parameter optimization method for an SVM based on improved grid search algorithm [J]. *Applied Science and Technology*, 2012,9(3):28-31. (in Chinese)
- [10] 张宏韬,姜辉,杨建国.模糊神经网络理论在数控机床热误差补偿建模中的应用[J].上海交通大学学报,2009,3(12):1950-1961.
ZHANG H T, JIANG H, YANG J G. Application of fuzzy neural network theory in thermal error compension modeling of NC machine tool [J]. *Journal of Shanghai Jiaotong University*, 2009, 3(12):1950-1961. (in Chinese)

- [11] 林伟青,傅建中,许亚洲,等. 基于LS-SVM与遗传算法的数控机床热误差辨识温度传感器优化策略[J]. 光学精密工程,2008,16(9):1682-1687.
LIN W Q, FU J ZH, XU Y ZH, *et al.*. Optimal sensor placement for thermal error identification of NC machine tool based on LS-SVM and genetic algorithm[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2008, 16(9): 1682-1687. (in Chinese)
- [12] 苗恩铭,龚亚运,成天驹,等. 支持向量回归机在数控加工中心热误差建模中的应用[J]. 光学精密工程,2013,21(4):980-986.
MIAO EN M, GONG Y Y, CHENG T J, *et al.*. Application of support vector regression machine to thermal error modeling of machine tools [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2013, 21(4): 980-986. (in Chinese)
- [13] 汪祥兴,王树林,张云峰,等. 数控机床热误差灰色神经网络补偿应用研究[J]. 机械设计与制造,2014,(7). 236-239.
WANG Y X, WANG SH L, ZHANG Y F, *et al.*. Application research and grey neural network compensation to thermal error modeling on NC machine tools [J]. *Machinery Design and Manufacture*, 2014, (7). 236-239. (in Chinese)
- [14] 邓乃杨,田英杰. 支持向量机—理论、算法与拓展[M]. 北京:科学出版社,2009.
DENG N Y, TIAN Y J. *Support Vector Machines—Theory, Algorithms and Development* [M]. Beijing: Science Press, 2009. (in Chinese)
- [15] VAPNIK V N. Statistical learning theory[J]. *Encyclopedia of the Sciences of Learning*, 2010, 41(4):3185-3185.
- [16] 陈诗一. 非参数支持向量回归和分类理论及其在金融市场预测中的应用[M]. 北京:北京大学出版社,2007.
CHEN SH Y. *The Nonparametric Theory of Support Vector Regression and Classification with Application to Forecasting for Financial Markets* [M]. Beijing: Peking University Press, 2007. (in Chinese)
- [17] 杨军,梅雪松,赵亮,等. 基于模糊聚类测点优化与向量机的坐标镗床热误差建模[J]. 上海交通大学学报,2014,48(8):1175-1188.
YANG J, MEI X S, ZHAO L, *et al.*. Thermal error modeling of a coordinate boring machine based on fuzzy clustering and SVM[J]. *Journal of Shanghai Jiaotong University*, 2014, 48(8): 1175-1188. (in Chinese)
- [18] 白鹏,张喜斌,张斌,等. 支持向量机理论及工程应用实例[M]. 西安:西安电子科技大学出版社,2008.
BAI P, ZHANG X B, ZHANG B, *et al.*. *Support Vector Machine and its Application in Mixed Gas Infrared Spectrum Analysis* [M]. Xi'an: Xi'an Electronic Science and Technology University Press, 2008. (in Chinese)
- [19] 王建国,张文兴,等. 支持向量机建模及其智能优化[M]. 北京:清华大学出版社,2015.
WANG J G, ZHANG W X, *et al.*. *Support Vector Machine Modeling and its Intelligent Optimization* [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2015. (in Chinese)

作者简介:



张恩忠(1971—),男,内蒙古人,副教授,博士研究生,2006年于吉林大学获得硕士学位,主要研究方向为智能精密制造。E-mail:znz612@sina.com

通讯作者:



赵继(1959—),男,吉林人,博士,教授,博士生导师,1995年吉林工业大学获得博士学位,主要研究方向为智能精密制造。E-mail:jzhao@jlu.edu.cn