

文章编号 1004-924X(2013)04-0980-07

支持向量回归机在数控加工中心热误差建模中的应用

苗恩铭*, 龚亚运, 成天驹, 陈海东

(合肥工业大学 仪器科学与光电工程学院, 安徽 合肥 230009)

摘要: 研究并选择最佳模型对数控加工中心加工过程中的主要误差源—主轴热误差进行补偿, 以便提高机床的加工精度。以 leaderway-V450 加工中心为实验对象, 对主轴热误差支持向量回归机模型和多元回归模型进行了分析对比。首先, 根据夏季数据建立了多元回归模型和支持向量回归机模型。然后, 将夏季另一批数据和秋季数据分别代入两种模型计算各模型补偿精度。最后, 根据两种模型的精度变化规律比较两者稳健性。实验结果表明: 支持向量回归机夏季模型用于补偿夏季和秋季热误差补偿标准差都小于 $2\ \mu\text{m}$, 而多元回归模型用于补偿夏季数据补偿标准差小于 $2\ \mu\text{m}$, 用于补偿秋季数据补偿标准差大于 $8\ \mu\text{m}$ 。数据显示支持向量回归机模型用于热误差补偿不仅具有较高精度, 同时具有较好鲁棒性。

关键词: 热误差; 多元回归模型; 支持向量回归机; 数控加工中心

中图分类号: TG659; TP391 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/OPE.20132104.0980

Application of support vector regression machine to thermal error modelling of machine tools

MIAO En-ming*, GONG Ya-yun, CHENG Tian-ju, CHEN Hai-dong

(School of Instrument Science and Opto-electronics Engineering,
Hefei University of Technology, Hefei 230009, China)

* Corresponding author, E-mail: miaoem@163.com.

Abstract: This paper explored and selected an optimal thermal error model of the Computer Numerical Control(CNC) machining center to compensate the main error source, the thermal error of spindle, in the machine processing and to improve the machining accuracy. In experiments, the leaderway-V450 machining center was taken as a compensation object, and the Support Vector Regression (SVR) model and Multiple Regression(MLR) model were analyzed and compared. Firstly, the MLR model and the SVR model were established according to the first batch of data of the CNC center gained in summer. Then, by substituting the second batch of data measured in summer into two kinds of models respectively, the compensation accuracy of each model was calculated. Furthermore, by substituting the third batch of data measured in autumn into two kinds of models respectively, the compensation accuracy of each model was calculated again. Finally, the robustness between both models was compared according to the precision variation regulation. The experiment shows that the compen-

收稿日期: 2012-11-21; **修订日期:** 2012-12-20.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(No. 51175142/E051102); 科技部“高档数控机床与基础制造装备”重大专项资助项目(No. 2009ZX04014-023)

sation standard deviations of SVR model both in summer and autumn are less than $2 \mu\text{m}$, and that of MLR model in summer is less than $2 \mu\text{m}$, while less than $8 \mu\text{m}$ in autumn. These data show that the SVR model not only has high accuracy, but also has higher robustness for the thermal error modeling of CNC center.

Key words: thermal error; multiple regression model; Support Vector Regression (SVR) machine; Computer Numerical Control(CNC)maching center

1 引言

在数控加工中心加工机械工件过程中,摩擦等原因会产生大量热量,从而出现热误差。热误差在精密数控加工中心总误差中占较大比例,目前常采用的减少热误差影响的方法是建立数学模型对热误差进行补偿^[1]。人们通常采用建立多元回归模型^[2]和神经网络模型^[3]等方法进行热误差建模,这些方法中将热误差作为因变量,将各个温度敏感点温度值作为自变量来建立热误差补偿模型,因为热误差受环境温度的影响较大,常将环境温度纳入建模来保证模型精度。不过由于环境温度变化范围较广、机床环境温度无法控制、热误差测量实验成本高等原因,充分采集不同环境温度下的热误差数据很难实现。通常采用短期实验数据建立热误差模型,这样,模型会随着环境和季节的变化表现出很强的阶段性效应,尤其是在测量样本比较小的情况下,传统方法很难满足热误差模型的稳健性要求,这成为制约热误差补偿技术实施的瓶颈之一。

支持向量机是近年来发展起来的一种专门针对小样本情况进行研究的机器学习规律理论,被认为是针对小样本统计和预测学习的最佳理论^[4]。支持向量回归机(Support Vector Regression, SVR)建立在 VC 维理论上,采用结构风险最小化原则,它不仅结构简单,且可以有效解决模型选择与欠学习、过学习、小样本、非线性、局部最优和维数灾难等问题,泛化能力大大提高^[5-6]。国内外学者对于将支持向量机用于热误差分析进行了很多研究,新加坡国立大学的 R. Ramesh, M. A. Mannan 等人曾利用支持向量机进行热误差建模^[7],并取得了一定成果。浙江大学的傅建中、陈子辰等采用最小二乘支持向量机进行热误差补偿^[8],验证了最小二乘支持向量机用于建模时具有较高精度。不过,这些研究均未

对机床在不同环境温度或环境温度变化较大的条件下热误差模型本身的稳健性进行探讨。本文分别利用支持向量回归机算法与多元回归算法(Multiple Regression Model, MLR)建立数学模型,并将它们用于热误差补偿,旨在通过对跨季度实验数据建立的不同模型进行精度分析,验证支持向量回归机模型用于热误差建模的稳健性。

2 支持向量回归机原理

数控加工中心主轴热误差建模以主轴热误差为因变量,各温度敏感点的温度值为自变量建立热误差模型。数控加工中心各温度敏感点的温度值通过非线性映射到一个高维特征空间,再以高维空间内的温度转换值为自变量,热误差为因变量建立线性函数估计回归函数^[6],公式如下:

$$f(\mathbf{x}, \mathbf{w}) = \mathbf{w} \cdot \phi(\mathbf{x}) + b, \quad (1)$$

式(1)中 \mathbf{w} 为权向量, $\mathbf{x} = [T_1, \dots, T_n]$ 是由 n 个温度敏感点测得的温度值构成的向量, b 为阈值。引入不敏感函数 ϵ , 对应的向量机称为 ϵ 支持向量机, 其约束优化问题^[6]表示为:

$$\begin{cases} \min_{\mathbf{w}, b, \xi} & \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + C \sum_{i=1}^l (\xi_i + \xi_i^*) \\ \text{s. t.} & y_i - \mathbf{w} \cdot \phi(\mathbf{x}_i) - b \leq \epsilon + \xi_i \\ & \mathbf{w} \cdot \phi(\mathbf{x}_i) + b - y_i \leq \epsilon + \xi_i^* \\ & \xi_i \geq 0 \\ & \xi_i^* \geq 0, i = 1, 2, \dots, l \end{cases}$$

引入拉格朗日函数^[6]将其转换为对偶问题:

$$\begin{cases} \max_{\mathbf{w}, b, \xi} & -\frac{1}{2} \sum_{i, j=1}^l (\alpha_i^* - \alpha_i)(\alpha_j^* - \alpha_j)(\phi(\mathbf{x}_i) \cdot \phi(\mathbf{x}_j)) + \\ & \epsilon \sum_{i=1}^l (\alpha_i^* + \alpha_i) - \sum_{i=1}^l y_i (\alpha_i^* - \alpha_i) \\ \text{s. t.} & \sum_{i=1}^l (\alpha_i^* - \alpha_i) = 0 \\ & 0 \leq \alpha_i^{(*)} \leq C, i = 1, \dots, l \end{cases}$$

通过求解约束优化问题的对偶凸二次规划问

题^[6]求解拉格朗日系数 $\bar{\alpha}^{(*)} = (\bar{\alpha}_1, \bar{\alpha}_1^*, \dots, \bar{\alpha}_l, \bar{\alpha}_l^*)^T$, 由 $\bar{b} = y_j - \sum_{i=1}^l (\bar{\alpha}_i^* - \bar{\alpha}_i) (\phi(x_i)(x_j)) + \epsilon$ 求出 \bar{b} , 构造决策函数^[6]为:

$$f(x) = \sum_{i=1}^l (\bar{\alpha}_i^* - \bar{\alpha}_i) (\phi(x_i)\phi(x)) + \bar{b}, \quad (2)$$

该决策函数即为数控加工中心热误差模型, 为简便通常又将支持向量回归机模型^[9]记为:

$$f(x) = \sum_{i=1}^l (\bar{\alpha}_i^* - \bar{\alpha}_i) K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}) + \bar{b}, \quad (3)$$

式(3)中, $\bar{\alpha}_i^* - \bar{\alpha}_i$ 为系数, \mathbf{x}_i 为支持向量, $K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i)$ 为核函数^[6], l 为支持向量机个数。常用核函数有线性核函数、多项式核函数和高斯径向基核函数等^[7], 表达式如下所示:

- (1) 线性核函数 $K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) = \mathbf{x}_i \mathbf{x}$;
- (2) 多项式核函数 $K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) = (\mathbf{x}_i, \mathbf{x})^d$;
- (3) 高斯径向基核函数

$$K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) = \exp(-\|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}\|^2 / \sigma^2). \quad (4)$$

式(4)中, σ 为函数的宽度参数, 控制了函数的径向作用范围, 记 $1/\sigma^2$ 为参数 g 。高斯径向基核函数用于建模具有训练速度快、精度高等优点^[10], 本文优先选择高斯径向基核函数用于热误差建模, 训练结果的预测精度和稳健性取决于 g 和 C 的取值。支持向量机参数选择方法通常包括基于网络遍历寻参算法、交叉验证法等, 而交叉验证方法应用比较简单、实用性强^[11], 本文采用交叉验证法优化模型参数。

3 交叉验证参数优化方法

交叉验证参数优化方法将测量得到的热误差和敏感点温度值相对应, 随机分成训练集、验证集和检验集 3 部分。利用训练集对给定的不同组合参数估计回归函数, 通过验证集选择最优的一组参数, 最后用检验集评估模型的拟合效果。K-折交叉验证在计算代价和可靠的参数估计之间提供了最好的折中方案, 它能够防止过学习现象。K-折交叉验证即将训练样本集随机地分成 K 个互不相交的子集, 每个折的大小大致相等, 利用 $K-1$ 个训练子集对给定的一组参数建立回归模型, 再利用剩下的最后一个子集的均方差 MSE 评估参数的性能, 以上过程重复 K 次, 利用 K 次迭代后得到的均方差平均值来估计期望泛化误差, 最后

选择一组最优的参数。Duan 等人^[12]建议采用 5-折交叉验证比较合适。

4 实验分析与建模

为验证模型稳健性, 实验跨度 4 个月采集了不同季节三批的数据, 分别为夏季测得数据 x_1 和 x_2 , 于秋季测得数据 x_3 。用 x_1 分别建立了支持向量回归机模型和多元线性回归模型, 利用 x_2 和 x_3 检测 2 种模型的稳健性。选取稳健性高的模型用于加工中心主轴热误差补偿。

4.1 实验方案

在主轴、主轴箱以及外壳上布置多个温度传感器来测量数控加工中心各个温度点的温度, 将电感传感器安装在夹具上用于测量加工中心主轴的轴向热误差, 如图 1 所示。

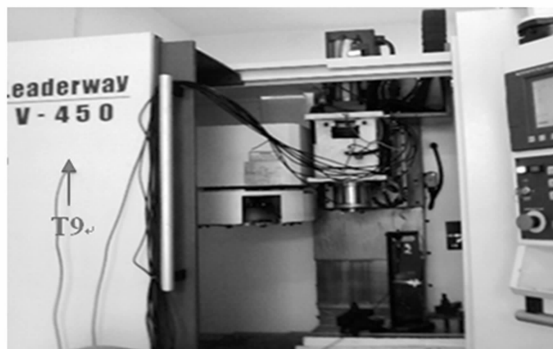


图 1 加工中心正视图

Fig. 1 Front view of machining center

图 1 中温度传感器 T9 用于测量环境温度, 另外 8 个温度分别贴在主轴和主轴箱上, 如图 2 所示。

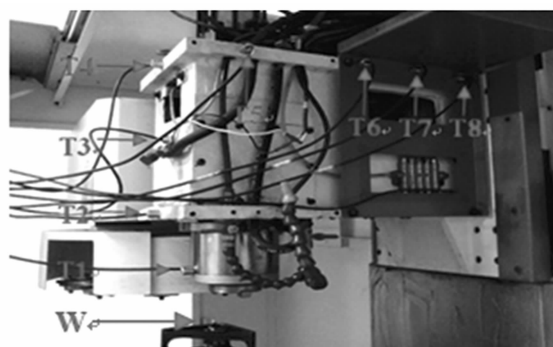


图 2 主轴及主轴箱图

Fig. 2 Diagram of spindle and spindle box

图 2 中, W 为电感式位移传感器, 温度传感器 T1 用于测量主轴温度, 温度传感器 T2~T8 用于测量主轴箱温度。

4.2 温度敏感点的选择

为了减少模型复杂度, 需尽量减少用于建模的温度自变量数。本文采用模糊聚类与回归关联度相结合的方法选择热误差关键敏感点, 具体方法参考文献[13], 最终选择 T7 和 T9 作为温度敏感点。

4.3 多元回归算法建模(MLR)

多元回归算法是统计学中比较经典的数学拟合方法, 其主要思想是基于最小二乘法原理, 算出自变量和因变量的最佳相关参数进而建立模型。在数控加工中心热误差建模中, 以数据 x_1 中的温度敏感点温度值作为自变量, 以轴向热误差为因变量建立回归模型, 如式(5)所示:

$$S = 3.7674 \times T_7 - 0.4237 \times T_9 - 2.7669. \quad (5)$$

多元回归模型用于拟合数据 x_1 , 将热误差测量值、MLR 预测值和残差绘图如图 3 所示。

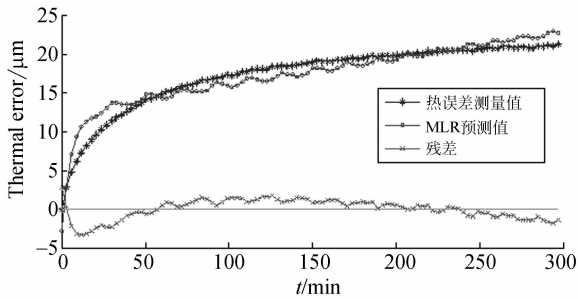


图 3 MLR 模型对数据 x_1 拟合误差

Fig. 3 Fitting error of MLR model by using data x_1

从图 3 可知多元回归模型用于建模时, 在前 10 min 残差绝对值最大达到 $4 \mu\text{m}$, 在 50~250 min 内拟合精度较高。计算残差均方根值得到拟合标准差 $s = 1.263 \mu\text{m}$ 。

4.4 支持向量回归机建模(SVR)

利用将支持向量回归机(SVR)建立数控加工中心热误差模型主要包括收集数据、参数优化、构造并求解优化问题、求解阈值确定决策函数等步骤。

首先根据实验数据 x_1 建立热误差模型, 通过交叉验证方法优化参数, 敏感函数 $g = 0.125$, 惩罚系数 $C = 24833.5$ 。

构造并求解凸二次规划问题:

$$\begin{cases} \max_{w, b, \xi} -\frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^l (\alpha_i^* - \alpha_i)(\alpha_j^* - \alpha_j)(\phi(x_i)\phi(x_j)) + \\ \epsilon \sum_{i=1}^l (\alpha_i^* + \alpha_i) - \sum_{i=1}^l y_i(\alpha_i^* - \alpha_i) \\ \text{s. t.} \quad \sum_{i=1}^l (\alpha_i^* - \alpha_i) = 0 \\ 0 \leq \alpha_i^* \leq C, i = 1, \dots, l \end{cases}$$

上式中 $\alpha_i^* - \alpha_i$ 表示第 i 个支持向量对应的系数, 通过计算机仿真软件 matlab 求解出支持向量机系数向量: $\text{Sv_coef} = [\alpha_1^* - \alpha_1, \dots, \alpha_i^* - \alpha_i, \dots, \alpha_n^* - \alpha_n]$, 最终得到 56 个支持向量(svs)和 56 个系数(SV_coef)如表 1 所示。

表 1 支持向量与系数
Tab. 2 SVs and sv_coef

	$i=1$	$i=2$...	$i=56$
sv_coef(i)	13.655	-91.815	...	-229.507
SVs(i)	1.437	3.2500	...	7.250
	0.250	0.2500	...	5.250

将支持向量 sv_s 与相应系数带入测试集, 计算得到常数 $\bar{b} = 4.296$ 。根据以上 4 部结果构造决策函数:

$$f(x) = \sum_{i=1}^l (\bar{\alpha}_i^* - \bar{\alpha}_i) \exp(-0.125 \|x_i - x\|^2) + 4.296. \quad (7)$$

数控加工中心主轴热误差测量数据、数控加工中心主轴热误差补偿数据以及补偿后残差数据如图 4 所示。

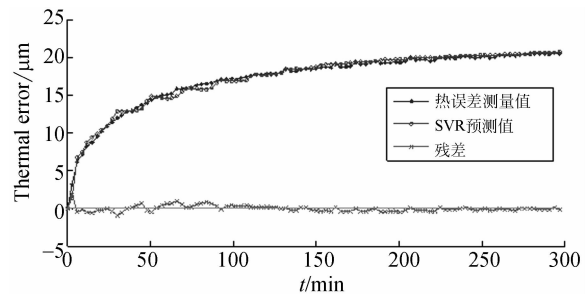


图 4 SVR 模型对数据 x_1 拟合误差

Fig. 4 Fitting error of SVR model by using data x_1

上图中热误差测量值与 SVR 预测值重合度高, 残差围绕热误差零刻度波动振幅较小。根据

残差的均方根值求出支持向量回归机用于拟合 x_1 的拟合标准差 $s=0.353 \mu\text{m}$, 拟合精度明显高于多元回归模型。

5 模型稳健性分析

通常热误差补偿模型在加工中心环境温度发生改变后仍具有较好的精度, 就认为该模型稳健性强。测量得到实验室夏季环境温度为 30°C , 而秋季环境温度为 24° , 本文将 x_2 和 x_3 分别代入多元回归模型和支持向量回归机模型用于检验两者稳健性。

5.1 MLR 模型稳健性分析

根据夏季数据 x_2 分析得到的预测值、测量值和残差如图 5 所示, 补偿后标准差 $s=1.295 \mu\text{m}$ 。

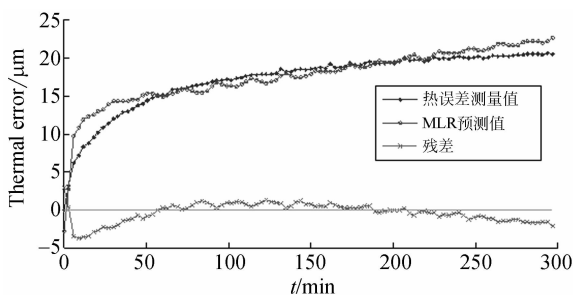


图 5 MLR 模型对数据 x_2 补偿误差

Fig. 5 Compensating error of MLR model by using data x_2

根据秋季数据 x_3 分析得到的预测值、测量值和残差如图 6 所示, 补偿后标准差 $s=8.467 \mu\text{m}$ 。

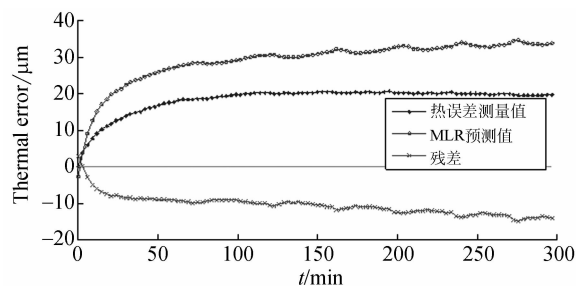


图 6 MLR 模型对数据 x_3 补偿误差

Fig. 6 Compensating error of MLR model by using data x_3

分析图 3、5、6 可知, 将多元回归模型用于数控加工中心主轴热误差补偿时, 温度变化较小情况下, 同是夏季环境的两批次数据补偿精度较高, 而对秋季环境温度变化较大时, 补偿精度损失较大。

5.2 SVR 模型稳健性分析

根据数据 x_2 分析得到数控加工中心主轴热误差测量数据、补偿数据和补偿后残差数据如图 7 所示。

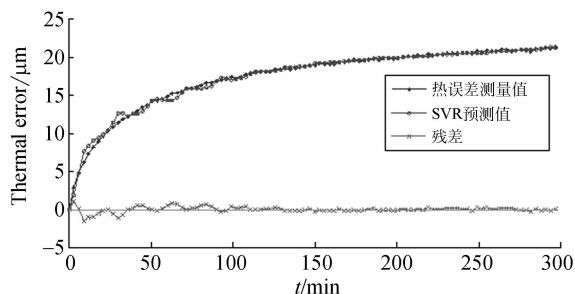


图 7 SVR 模型对数据 x_2 补偿误差

Fig. 7 Compensating error of SVR model by using data x_2

图 7 中残差均围绕零刻度线上下波动, 波动振幅小, 计算得到补偿标准差 $s=0.385 \mu\text{m}$ 。同理, 根据数据 x_3 分析得到的数控加工中心主轴热误差测量数据、补偿数据和补偿后残差数据如图 8 所示。

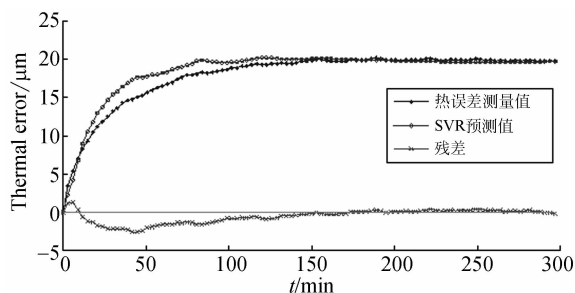


图 8 SVR 模型对数据 x_3 补偿误差

Fig. 8 Compensating error of SVR model by using data x_3

图 8 残差相对于图 7 波动幅度稍大, 最大残差达到 $3 \mu\text{m}$, 补偿标准差 $s=1.017 \mu\text{m}$, 仍具有良好的补偿效果。

5.3 两模型稳健性对比

支持向量回归机模型对于跨度 4 个月的环境变化后补偿标准差由 $0.353 \mu\text{m}$ 增大到 $1.017 \mu\text{m}$, 仍具有良好的补偿性能, 而多元回归模型则由 $1.295 \mu\text{m}$ 增大到了 $8.467 \mu\text{m}$, 补偿精度大幅损失, 模型稳健性较弱。

6 结论

本文对 leader way-V450 数控加工中心主轴

热误差分别建立了多元回归模型和支持向量回归机模型,并通过分析2种模型对不同环境温度下的热误差补偿精度来对比分析2模型的稳健性。分析显示,支持向量回归机模型在加工中心主轴

热误差建模中不仅保证了模型的精度,而且具有更高的稳健性,更适合用于数控机床热误差建模。本文工作为数控机床热误差补偿技术提供了一种有效的建模方法,丰富了热误差建模理论。

参考文献:

- [1] 杨建国. 数控机床误差补偿技术现状与展望[J]. 航海制造技术, 2012, (5): 40-45.
YANG J G. Present situation and prospect of error compensation technology for NC machine tool [J]. *Aeronautical Manufacturing Technology*, 2012, (5): 40-45. (in Chinese)
- [2] 唐清春. 加工中心热误差综合预测模型的研究[J]. 机床与液压, 2010, (23): 62-64.
TANG Q C. Research on thermal error integrated prediction model of machining center [J]. *Machine Tool & Hydraulics*, 2010, (23): 62-64. (in Chinese)
- [3] 张毅, 杨建国. 基于灰色理论预处理的神经网络机床热误差建模[J]. 机械工程学报, 2011, 47(7): 134-139.
ZHANG Y, YANG J G. Modeling for machine tool thermal error based on grey model preprocessing neural network [J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2011, 47(7): 134-139. (in Chinese)
- [4] VAPNIK V N. *Statistical Learning Theory* [M]. New York: J. Wiley, 1998.
- [5] 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 Applications to Forecasting for Financial Markets* [M]. Beijing: Peking University Press, 2007. (in Chinese)
- [6] 邓乃扬, 田英杰. 支持向量机—理论、算法与拓展 [M]. 北京: 科学出版社, 2009, 63-80.
DENG N Y, TIAN Y J. *Support Vector Machines—Theory, Algorithms and Development* [M]. Beijing: Science Press, 2009, 63-80.
- [7] RAMESH R, MANNAN M A. Thermal error measurement and modeling in machine tools. Part II: Hybrid Bayesian Network—support vector machine model [J]. *International Journal of Machine Tools & Manufacture* 2000, 40: 1257-1284.
- [8] 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): 1682-1686.
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): 1682-1686. (in Chinese)
- [9] 芦吉云, 王帮峰, 梁大开. 基于小波包特征提取及支持向量回归机的光纤布拉格光栅冲击定位系统[J]. 光学精密工程, 2012, 20(4): 712-717.
LU J Y, WANG B F, LIANG D K. Identification of impact location by using FBG based on wavelet packet feature extraction and SVR [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2012, 20(4): 712-717. (in Chinese)
- [10] 林升梁, 刘志. 基于RBF核函数的支持向量机参数选择[J]. 浙江工业大学学报, 2007, 35(2): 163-167.
LIN SH L, LIU ZH. Parameter selection in SVM with RBF kernel function [J]. *Journal of Zhejiang University of Technology*, 2007, 35(2): 163-167. (in Chinese)
- [11] DUAN K, KEERTHI S, POO A. Evaluation of simple performance measures for tuning SVM hyperparameters [J]. *Neurocomputing*, 2003, 51: 41-59.
- [12] MIAO E M, NIU P CH, FEI Y T. Selecting temperature-sensitive points and modeling thermal errors of machine tools [J]. *Journal of the Chinese Society of Mechanical Engineers*, 2011, 32: 559-565.

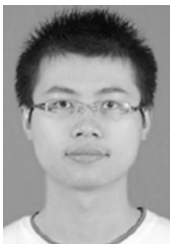
作者简介:



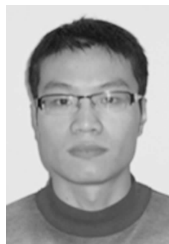
苗恩铭(1971—),男,安徽阜阳人,博士,教授,2004年于合肥工业大学获得博士学位,主要从事精密机械工程、数控机床精度理论、机械热变形理论与应用技术研究。E-mail: miaoem@163.com.



成天驹(1986—),男,重庆忠县人,硕士研究生,主要从事数控机床热误差补偿技术研究。E-mail: chengtianju3@126.com



龚亚运(1990—),男,安徽马鞍山人,硕士研究生,主要从事数控机床热误差补偿技术研究。E-mail: gdxz08@126.com



陈海东(1988—),男,山东曲阜人,硕士研究生,主要从事测控技术与软件开发研究。E-mail: haidong4523918@126.com

(版权所有 未经许可 不得转载)