

基于最优权系数组合建模的数控机床热误差在线补偿*

阳红¹ 向胜华² 刘立新³ 李昭平³ 殷国富¹ 张珣¹

(1. 四川大学制造科学与工程学院, 成都 610065; 2. 中航工业成都飞机工业(集团)有限责任公司, 成都 610091;
3. 四川长征机床集团有限责任公司, 自贡 643000)

【摘要】 针对数控机床热误差建模具有小样本、数据离散的特点,提出一种综合灰色预测和最小二乘支持向量机的热误差在线组合建模方法。根据机床温度和热误差的实验数据,分别建立热误差的灰色模型和最小二乘支持向量机模型,并通过加权系数将两者进行组合。以提高热误差的实测值和组合模型预测值之间的灰色综合关联度为目标,对模型的加权系数进行优化。在一台高架桥式龙门加工中心上进行建模实验,结果表明数控机床热误差最优权系数组合建模方法精度高、泛化能力强,优于灰色预测、最小二乘支持向量机和多元线性回归3种建模方法。利用该方法构建的预测模型进行机床热误差在线补偿,可有效减小热误差对机床加工精度的影响。

关键词: 数控机床 热误差 在线补偿 灰色预测 最小二乘支持向量机 灰色综合关联度

中图分类号: TP205 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2012)05-0216-06

Online Compensation for CNC Machine Thermal Error Based on Optimal Weights-based Combined Modeling

Yang Hong¹ Xiang Shenghua² Liu Lixin³ Li Zhaoping³ Yin Guofu¹ Zhang Xun¹

(1. School of Manufacturing Science and Engineering, Sichuan University, Chengdu 610065, China

2. Chengdu Aircraft Industry Group Company Limited, Aviation Industry Corporation of China, Chengdu 610091, China

3. Changzheng Machine Tool Group Company Limited, Zigong 643000, China)

Abstract

Due to the modeling of CNC machine thermal error has characters of small sample and discrete data, the combined modeling method was presented by integrating grey forecast and least square-support vector machine. According to the experimental data of machine temperature and thermal error, a grey forecast model and a least square-support vector machine were built respectively, and then a combination model was established by using weight coefficients. Taking the increase of the synthetic grey correlation between experimental data and the combined model's forecast value as the aim, optimization of weight coefficients was done. A modeling test was designed on a viaduct gantry machining center, and the result showed that the optimal weights-based combined modeling was prior to grey forecast, least square-support vector machine and multiple linear regressions on accuracy and generalization. Application of the combined model on the online compensation for CNC machine thermal error can effectively reduce the influence of thermal error on machine's precision.

Key words CNC machine, Thermal error, Online compensation, Grey forecast, Least square-support vector, Synthetic grey correlation

引言

机床热误差是机床主要误差源之一,尤其在精

密数控机床上,热误差达到了总误差的60%~70%^[1]。目前,减少机床热误差主要采用两种方法:硬件补偿法和软件补偿法^[2]。硬件补偿法是指

通过热对称设计、预拉伸、强制冷却等方式来减少机床热变形的方法。软件补偿法是通过建立准确反映机床温度场同热误差之间关系的热误差预测模型,人为地制造出一种新的误差去抵消当前的原始误差,以实现热误差补偿的方法。软件补偿法在一定范围内可以比较容易地达到硬件补偿法需要花费较大代价才能达到的精度水平,是精密数控机床热误差分析研究的重要方向。

实现机床热误差软件补偿的关键是建立热误差数学模型。由于机床热误差受机床结构、加工条件、冷却液的使用和环境等多重因素的综合影响,具有非线性、交互性和耦合性等特点,因此仅用理论分析来建立精确的机床热误差模型较为困难。常用的热误差建模方法为实验建模法,即根据统计理论对机床热误差和温度实测数据作相关性分析,进而采用最小二乘原理进行拟合建模^[3]。文献[4]提出采用基于遗传算法的反向神经网络(genetic algorithm-based back propagation neural network,简称GA-BPN)对机床进行热误差建模,应用建立的模型进行热误差补偿,使机床的加工精度提高了10~27 μm。文献[5]利用逐步回归的方法建立了机床热误差模型,建模误差最大仅为2 μm。文献[6]提出的基于贝叶斯网络的数控机床热误差建模方法也具有相当高的精度。上述热误差建模方法都是基于传统统计学中的经验风险最小化原则,该原则只有在样本数量巨大(趋于无穷)的情况下才有准确度上的理论保证。由于机床加工工况具有动态性、多样性和复杂性,采集大量样本进行机床热误差建模在现实环境中难以实现。因此,上述方法容易产生过学习问题,即建模精度高、泛化能力不足的缺点,降低了所建热误差预测模型的实用性。同时,由于加工条件和实验测量的不确定性,机床热误差信息往往具有不完备、不精确等“灰色信息”特征,上述方法的灰色信息处理能力均较弱。

为了提高机床热误差预测模型的实用性和准确性,综合机床热误差信息的特点,本文提出将灰色预测(grey forecast,简称GF)和最小二乘支持向量机(least square support vector machine,简称LS-SVM)相结合,充分利用单项预测方法提供的信息,提出一种更全面、更有效和更系统的热误差最优权系数组合建模(optimal weights-based combined modeling,简称OW-CM)方法。

1 数控机床热误差最优权系数组合模型

机床热误差建模本质上是一个机械学习问题,目的是根据机床温度和热误差测试数据对两者之间

的变化关系进行估计,使模型能够根据机床未来的温度状态预测热误差。机床热误差建模问题可表示为图1所示的模型。

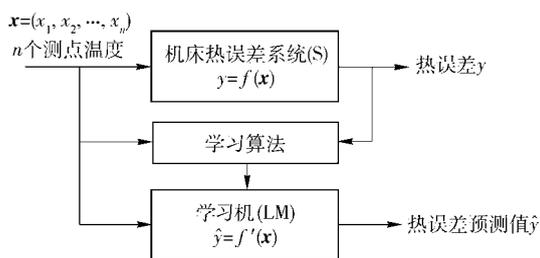


图1 热误差机械学习模型

Fig.1 Machine learning model for thermal error

由图1可知,采用合适的学习方法是建立机床热误差模型的前提。GF和LS-SVM作为有效的机械学习方法已经在预测建模领域中得到了成功的应用^[7-8]。

本文提出一种数控机床热误差OW-CM方法。该方法通过加权平均的方式建立一种综合GF和LS-SVM的组合模型,并以提高热误差实测值和组合模型预测值之间的灰色综合关联度(synthetic grey correlation,简称SGC)为目标,对模型的加权系数进行优化,OW-CM模型可表示为

$$\hat{y} = \alpha \hat{y}_{GM(1,n)}(\mathbf{x}) + \beta \hat{y}_{LS-SVM}(\mathbf{x}) \quad (1)$$

式中 $\hat{y}_{GM(1,n)}(\mathbf{x})$ ——热误差GF预测值

$\hat{y}_{LS-SVM}(\mathbf{x})$ ——热误差LS-SVM预测值

\mathbf{x} ——测点温度 α, β ——加权系数

2 数控机床热误差OW-CM方法

2.1 GF建模

在GF模型中,GM(1,1)模型应用比较广泛,但该模型在机床热误差建模中仅通过热误差自身时序数据建立模型,忽略了机床温度场变化对热误差产生的影响^[9]。因此,为了反映机床关键测点温度变化与热误差之间内在关系,采用GF模型GM(1,n)进行热误差建模。建模过程为:

(1) 序列变换

建立GF模型时需要建模数据序列进行一定处理,以减弱其随机性并突出其变化趋势。设 $\mathbf{y}^{(0)}$ 为机床某一热误差序列; $\mathbf{x}_i^{(0)}$ ($i=1,2,\dots,n$)为同该热误差序列相关的温度序列; m 为单个序列中包含的数据个数。序列变换为:

累加序列

$$\begin{cases} \mathbf{x}_i^{(1)} : x_i^{(1)}(k) = \sum_{j=1}^k x_i^{(0)}(j) \\ \mathbf{y}^{(1)} : y^{(1)}(k) = \sum_{j=1}^k y^{(0)}(j) \end{cases} \quad (k=1,2,\dots,m) \quad (2)$$

式中 $x_i^{(1)}$ —— $x_i^{(0)}$ 累加变换序列

$y_i^{(1)}$ —— $y_i^{(0)}$ 累加变换序列

紧邻均值序列

$$z^{(1)}(k) = (y^{(1)}(k) + y^{(1)}(k-1))/2 \quad (k=2,3,\dots,m) \quad (3)$$

(2) 模型参数求解

建立机床热误差系统动态微分方程

$$\frac{d\mathbf{y}^{(1)}}{dt} + a\mathbf{y}^{(1)} = \sum_{i=1}^n b_i x_i^{(1)} \quad (4)$$

式中参数 $(a, b_1, b_2, \dots, b_n) = \hat{\mathbf{a}}$, 有

$$\hat{\mathbf{a}} = (\mathbf{c}^T \mathbf{c})^{-1} \mathbf{c}^T \mathbf{Y} \quad (5)$$

$$\mathbf{c} = \begin{bmatrix} -z_1^{(1)}(2) & x_1^{(1)}(2) & \cdots & x_n^{(1)}(2) \\ -z_1^{(1)}(3) & x_1^{(1)}(3) & \cdots & x_n^{(1)}(3) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ -z_1^{(1)}(m) & x_1^{(1)}(m) & \cdots & x_n^{(1)}(m) \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{Y} = \begin{bmatrix} y^{(0)}(2) \\ y^{(0)}(3) \\ \vdots \\ y^{(0)}(m) \end{bmatrix}$$

(3) GM(1, n) 模型

建立热误差 GF 模型 GM(1, n)

$$\begin{cases} \hat{y}^{(1)}(m+1) = [y^{(0)}(1) - \mathbf{B} \mathbf{x}^{(1)}(m+1)] e^{-am} + \mathbf{B} \mathbf{x}^{(1)}(m+1)^T \\ \hat{y}_{\text{GM}(1,n)}(\mathbf{x}) = \hat{y}^{(1)}(m+1) - \hat{y}^{(1)}(m) \\ \mathbf{B} = (b_1, b_2, \dots, b_n) \\ \mathbf{x}^{(1)}(m+1) = \mathbf{x}^{(1)}(m) + \mathbf{x} \end{cases} \quad (6)$$

式中 \mathbf{B}, a —— 模型参数

2.2 LS-SVM 建模

LS-SVM 是在 Vapnik 提出的支持向量机 (support vector machine, 简称 SVM) 基础上, 将不等式约束转化成等式约束发展而来的一种机械学习方法^[10]。采用 LS-SVM 方法建立的机床热误差模型为

$$\begin{cases} \hat{y}_{\text{LS-SVM}} = \sum_{i=1}^m a_i K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) + b \\ K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) = e^{-\frac{(\mathbf{x}-\mathbf{x}_i)^2}{2\sigma^2}} \end{cases} \quad (7)$$

式中 a_i, b —— 模型参数

模型参数 a, b 求解公式为

$$\begin{bmatrix} 0 & 1 & \cdots & 1 \\ 1 & K(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_1) + 1/\gamma & \cdots & K(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_m) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & K(\mathbf{x}_m, \mathbf{x}_1) & \cdots & K(\mathbf{x}_m, \mathbf{x}_m) + 1/\gamma \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ a_1 \\ \vdots \\ a_m \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ y_1 \\ \vdots \\ y_m \end{bmatrix} \quad (8)$$

由式(7)、(8)可知, 以 RBF 函数为核函数建立的 LS-SVM 模型, 其主要参数为可调参数 γ 和径向基核参数 σ , 两个参数在很大程度上决定了 LS-SVM 模型的预测能力。参数值可通过动态自适应算法来确定^[11]。

2.3 加权系数优化

为了综合利用 GF 和 LS-SVM 提供的热误差预测信息, 提高组合模型的精度及泛化能力, 以提高热误差实测序列与组合模型预测序列之间的灰色综合关联度为目标, 对加权系数 α, β 进行优化。

2.3.1 灰色综合关联度

设 $\mathbf{y}_i = (y_i(1), y_i(2), \dots, y_i(n))$, $\mathbf{y}_j = (y_j(1), y_j(2), \dots, y_j(n))$ 分别为热误差实测值序列和模型预测值序列。 \mathbf{y}_i 与 \mathbf{y}_j 的灰色综合关联度为

$$\rho_{ij} = \theta \varepsilon_{ij} + (1 - \theta) r_{ij} \quad (9)$$

式中 ε_{ij} —— 灰色绝对关联度

r_{ij} —— 灰色相对关联度

θ —— 调节参数, 一般取 0.5

ε_{ij} 和 r_{ij} 的详细计算过程可参考文献[12]。灰色综合关联度综合了绝对关联度和相对关联度的优点, 既能体现两序列图像间的相似程度, 又能反映两序列相对各自始点变化速率的接近程度, 因此是较为全面表征序列之间联系紧密程度的数量指标。

2.3.2 系数优化

加权系数 α, β 的优化问题为

$$\begin{cases} \max \rho_{ij} \\ \text{s. t. } \alpha + \beta = 1 \quad (0 \leq \alpha \leq 1, 0 \leq \beta \leq 1) \end{cases} \quad (10)$$

优化过程按下述步骤进行:

(1) α 在 $[0, 1]$ 内等间距选取 20 个值, $\beta = 1 - \alpha$, 构建参数对 (α, β) 。

(2) 根据式(1)计算热误差预测值 $\mathbf{y}_j = (\hat{y}(1), \hat{y}(2), \dots, \hat{y}(m))$ 。

(3) 计算热误差实测序列 \mathbf{y}_i 和模型预测序列 \mathbf{y}_j 之间的灰色综合关联度 ρ_{ij} 。

(4) 取 $\max \rho_{ij}$ 对应的参数值为最优参数对 $(\alpha, \beta)_{\max}$ 。

(5) 若 $1 - \max \rho_{ij} < \varepsilon$ (ε 为一个大于 0 的较小值), 则 $(\alpha, \beta)_{\max}$ 为所求。否则, 以 $(\alpha, \beta)_{\max}$ 为中心, 重新选择步长构建参数对, 直到满足 $1 - \max \rho_{ij} < \varepsilon$ 为止。

综上所述, 提出的数控机床热误差最优系数优化组合建模过程如图 2 所示。

3 龙门加工中心主轴热误差建模

为验证所提方法的准确性和可行性, 将提出的数控机床热误差 OW-CM 方法应用于龙门加工中心

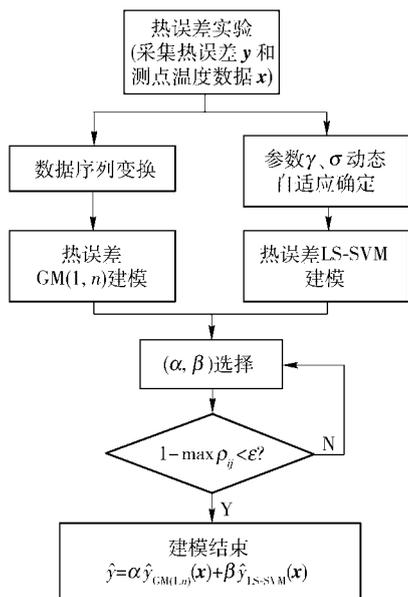


图 2 热误差最优权系数组合建模流程图

Fig.2 Flow chart of OW-CM for thermal error

GM2000A 的主轴热误差建模上。建模过程如下：

(1) 主轴热误差实验

如图 3 所示,在机床主轴系统上布置温度和热误差测点。

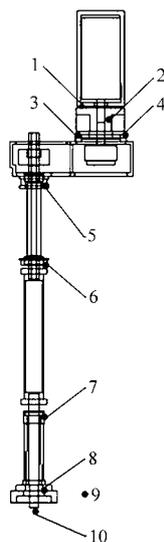


图 3 实验测点布置图

Fig.3 Disposition of measuring points

- 1. 主轴电动机安装板(x_1) 2. 减速箱体(x_2) 3. 减速箱进油口(x_3) 4. 减速箱回油口(x_4) 5. 上轴承(x_5) 6. 中上轴承(x_6) 7. 中下轴承(x_7) 8. 下轴承(x_8) 9. 环境温度(x_9) 10. 主轴轴向热误差 y

图中, $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_9)$ 为测点温度,采用磁铁吸附式 PT100 温度传感器测量。通过分析前期主轴热误差数据可知,轴向热误差为该主轴的主要误差源,因此,利用 CCD 激光位移传感器对主轴轴向热误差测点 y 进行测量。

实验条件为:主轴转速 8 000 r/min;主轴空载连

续运行 4 h 后,冷却 2 h;启动油冷机,设置输出油温低于环境温度 3℃。

在主轴运行过程中,每 5 min 采集一次各测点温度 \mathbf{x} 和热误差 y 。设同一时刻采集得到的温度和热误差为一组样本,共得到 73 组样本。测量结果如图 4 所示。

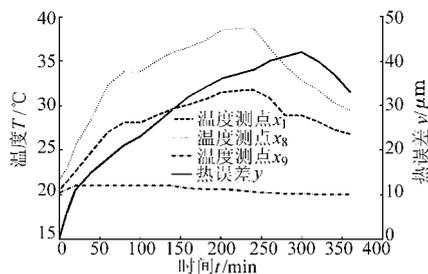


图 4 热误差实验测量结果

Fig.4 Results of thermal error experiment

由图 4 可知,主轴在上述实验条件下运行 200 min 后大致达到热平衡,主轴轴向热误差达到最大值比温升相对滞后了约 100 min。

(2) 热误差 GM(1,9) 建模

根据步骤(1)采集的数据样本,计算式(6)所示热误差 GF 模型 GM(1,9)的参数: $\mathbf{y}^{(0)}$ 为主轴轴向热误差 y 的测试序列, $\mathbf{x}_i^{(0)}$ ($i = 1, 2, \dots, 9$) 为温度测点 $x_1 \sim x_9$ 的测试序列。测点数 $n = 9$, 样本数 $m = 73$ 。

对测试序列进行累加变换和紧邻均值生成变换。通过式(5)计算得模型参数值 $\hat{\mathbf{a}} = (a, b_1, b_2, \dots, b_n) = (0.23, -19.18, 6.87, -15.54, 1.45, 19.29, -3.35, -4.10, 12.63, 1.96)$ 。

(3) 热误差 LS-SVM 建模

根据步骤(1)采集的数据样本,计算式(7)所示热误差 LS-SVM 预测模型的参数。利用动态自适应算法计算得到模型的参数 $\gamma = 65.19, \sigma = 11.52$ 。

计算式(8)得到 LS-SVM 模型的参数 $b = 15.63, \mathbf{a} = (-148.63, 499.98, -584.62, 153.76, -55.35, \dots, 198.98)$ 。

(4) 加权系数优化选择

按照 2.3 节所述加权系数优化选择过程,设 $\varepsilon = 0.10$, 计算得到最优权系数 $(\alpha, \beta)_{\max} = (0.33, 0.67)$ 。

热误差实测值序列 \mathbf{y} 与预测值序列 $\hat{\mathbf{y}}$ 之间的灰色综合关联度为 $\rho = 0.94$, 满足条件 $1 - \rho_{ij} < \varepsilon$ 。

(5) 最优权系数组合模型

根据步骤(4)计算得到的最优加权系数,组合步骤(2)和步骤(3)建立的热误差预测模型 GM(1,9) 和 LS-SVM, 得到机床 GM2000A 主轴轴向热误差最优权系数组合模型

$$\hat{y} = 0.33\hat{y}_{GM(1,9)}(\mathbf{x}) + 0.67\hat{y}_{LS-SVM}(\mathbf{x}) \quad (11)$$

4 热误差建模结果与预测能力分析

4.1 热误差建模结果分析

高速龙门加工中心 GM2000A 主轴轴向热误差 OW-CM 结果如图 5 所示。

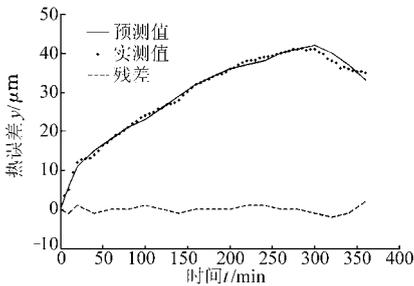


图 5 热误差建模结果

Fig. 5 Results of thermal error modeling

由图 5 可知,热误差优化组合建模方法具有较高的建模精度,可有效预测热误差的变化趋势。建模结果的相关统计数据如表 1 所示。

4.2 模型预测能力分析及比较

为了说明 OW-CM 方法在机床热误差建模上的优势,分别从建模精度和模型泛化能力两方面与 GM(1, n)、LS-SVM 和多元线性回归(multiple linear regression, 简称 MLR)3 种方法进行比较。

4.2.1 建模精度比较

根据第 3 节热误差实验采集得到的数据样本,分别采用 GM(1, n)、LS-SVM、MLR 方法进行热误差建模,并将建模结果与 OW-CM 结果进行比较,相关统计数据如表 1 所示。

表 1 不同模型的建模精度比较

Tab. 1 Accuracy comparison of different models

参数	OW-CM	GM(1, n)	LS-SVM	MLR
灰色综合关联度 ρ	0.94	0.91	0.88	0.79
残差范围 $R/\mu\text{m}$	[-2, 1]	[-5, 3]	[-2, 4]	[-2, 2]
残差平均值 $\bar{e}/\mu\text{m}$	-0.05	-0.30	1.63	-0.05
残差方差 $\delta/\mu\text{m}$	0.89	3.29	2.80	1.61

由表 1 可知,在机床热误差建模精度上,OW-CM 方法较 GM(1, n) 和 LS-SVM 方法都有较大提高。与 MLR 方法相比,优化组合建模方法也具有一定的优势。

4.2.2 泛化能力比较

为了检验热误差优化组合建模方法的泛化能

力,按照 ISO230-3 中的检测标准,将主轴热误差实验中的转速由 8 000 r/min 改为混合转速空载运行 6 h,其它实验条件不变,重新采集机床温度和热误差数据。混合转速的构成如图 6 所示。

将新采集得到的温度数据输入上述方法建立的各种热误差预测模型中进行热误差预测,通过比较热误差实测值和预测值来衡量不同建模方法的泛化能力。各种方法的预测结果如表 2 所示。

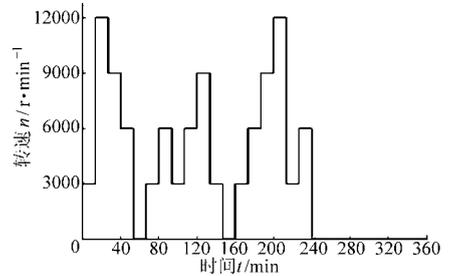


图 6 机床主轴混合转速

Fig. 6 Mixed speed of machine tool's spindle

表 2 不同方法的泛化能力比较

Tab. 2 Generalization comparison of different models

参数	OW-CM	GM(1, n)	LS-SVM	MLR
灰色综合关联度 ρ	0.91	0.87	0.78	0.64
残差范围 $R/\mu\text{m}$	[-4, 3]	[-11, 3]	[-6, 6]	[-24, 17]
残差平均值 $\bar{e}/\mu\text{m}$	-1.15	-5.39	0.74	-2.73
残差方差 $\delta/\mu\text{m}$	4.36	16.49	14.87	90.42

由表 2 可知,优化组合方法的泛化能力是 4 种方法中最强的,所建模型更适应不同工况下机床热误差的预测。

5 结论

(1)为了提高热误差模型的预测能力,提出了一种综合 GF 和 LS-SVM 的 OW-CM 方法。实验结果表明采用 OW-CM 建立的热误差模型进行热误差预测,预测值和实测数据的灰色综合关联度不低于 0.9,优于 GM(1, n)、LS-SVM 和 MLR 方法。

(2)OW-CM 方法建立的热误差预测模型为显性表达式,可直接用于机床热误差的在线补偿。

(3)综合了 GF 和 LS-SVM 在热误差建模上的优点,充分利用单一预测方法的建模信息,提升热误差模型的泛化能力。

参 考 文 献

- 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): 1 257 ~ 1 284.
- 刘又午, 章青, 赵小松, 等. 基于多体理论模型的加工中心热误差补偿技术[J]. 机械工程学报, 2002, 38(1): 127 ~ 130.
Lin Youwu, Zhang Qing, Zhao Xiaosong, et al. Multi-body system-based technique for compensation thermal errors in

- machining centers [J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2002, 38(1): 127 ~ 130. (in Chinese)
- 3 潘淑微. 数控车床主轴热误差快速辨识及补偿技术研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2006.
Pan Shuwei. The research for spindle thermal error expeditious identification and compensation of NC lathe [D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2006. (in Chinese)
- 4 Wu Hao, Zhang Hongtao, Guo Qianjian. Thermal error optimization modeling and real-time compensation on a CNC turning center [J]. Journal of Materials Processing Technology, 2008, 207(1~3): 172 ~ 179.
- 5 朱睿, 朱永炉, 陈真, 等. 基于最优分割和逐步回归方法的机床热误差建模方法研究[J]. 厦门大学学报: 自然科学版, 2010, 49(1): 52 ~ 56.
Zhu Rui, Zhu Yonglu, Chen Zhen, et al. Optimal partition method & stepwise regression based thermal error modeling for a machine tool [J]. Journal of Xiamen University: Natural Science, 2010, 49(1): 52 ~ 56. (in Chinese)
- 6 吴雄彪, 姚鑫骅, 傅建中. 基于贝叶斯网络的数控机床热误差建模[J]. 中国机械工程, 2009, 20(3): 293 ~ 296.
Wu Xiongbiao, Yao Xinhua, Fu Jianzhong. Thermal error modeling of NC machine tools based on Bayesian networks [J]. China Mechanical Engineering, 2009, 20(3): 293 ~ 296. (in Chinese)
- 7 Erdal K, Baris U, Okvay K. Grey system theory-based models in time series prediction [J]. Expert Systems with Application, 2010, 37(2): 1784 ~ 1789.
- 8 Deng S, Yeh T H. Applying least squares support vector machines to the airframe wing-box structural design cost estimation [J]. Expert Systems with Applications, 2010, 37(12): 8417 ~ 8423.
- 9 闫嘉钰, 杨建国. 灰色 GM(X, N) 模型在数控机床热误差建模中的应用[J]. 中国机械工程, 2009, 20(11): 1297 ~ 1300.
Yan Jiayu, Yang Jianguo. Application of grey GM(X, N) model on CNC machine thermal error modeling [J]. China Mechanical Engineering, 2009, 20(11): 1297 ~ 1300. (in Chinese)
- 10 Vapnik V. Nature of statistical learning theory [M]. New York: Springer-Verlag, 1999.
- 11 林伟青, 傅建中, 陈子辰, 等. 数控机床热误差的动态自适应加权最小二乘支持矢量机建模方法[J]. 机械工程学报, 2009, 45(3): 178 ~ 182.
Lin Weiqing, Fu Jianzhong, Chen Zichen, et al. Modeling of NC machine tool thermal error based on adaptive best-fitting WLS-SVM [J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2009, 45(3): 178 ~ 182. (in Chinese)
- 12 刘思峰. 灰色系统理论及其应用 [M]. 北京: 科学出版社, 2010.

(上接第 229 页)

- 5 王兰城. CNC 雕刻机刀具的选择及调整[J]. 现代制造工程, 2004(11): 31 ~ 32.
Wang Lancheng. The selection and adjusting for CNC engraving machine tool [J]. Machinery Manufacturing Engineer, 2004(11): 31 ~ 32. (in Chinese)
- 6 谢叻, 阮雪榆, 周儒荣. 自由曲面自适应投影法精加工刀轨生成[J]. 上海交通大学学报, 2000, 34(10): 1382 ~ 1384.
Xie Le, Ruan Xueyu, Zhou Rurong. NC tool path generation based on adaptive projection method for freeform surfaces [J]. Journal of Shanghai Jiaotong University, 2000, 34(10): 1382 ~ 1384. (in Chinese)
- 7 孙殿柱, 孙永伟, 朱昌志, 等. 基于最小生成树的切片数据点排序算法[J]. 武汉理工大学学报, 2010, 32(2): 68 ~ 71.
Sun Dianzhu, Sun Yongwei, Zhu Changzhi, et al. Sorting algorithm of slicing data based on minimum spanning tree [J]. Journal of Wuhan University of Technology, 2010, 32(2): 68 ~ 71. (in Chinese)
- 8 葛起文. 驱动几何体和投射矢量[J]. 模具技术, 1997(4): 80 ~ 84.
Ge Qiwen. The drive geometry and project vector [J]. Die and Mould Technology, 1997(4): 80 ~ 84. (in Chinese)
- 9 田中朝. 三角网格曲面重建及求交理论、方法研究[D]. 淄博: 山东理工大学, 2008.
- 10 孙殿柱, 朱昌志, 李延瑞, 等. 散乱点云局部型面参考数据的快速查询算法[J]. 农业机械学报, 2009, 40(5): 218 ~ 221.
Sun Dianzhu, Zhu Changzhi, Li Yanrui, et al. Algorithm of local model reference data querying for scattered points [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2009, 40(5): 218 ~ 221. (in Chinese)
- 11 孙殿柱, 李心成, 李延瑞, 等. 三角网格曲面高精度刀轨快速生成算法[J]. 农业机械学报, 2010, 41(7): 223 ~ 226.
Sun Dianzhu, Li Xincheng, Li Yanrui, et al. Research on high precision and fast generation algorithm of NC tool path for triangular mesh surface [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2010, 41(7): 223 ~ 226. (in Chinese)