

基于信息粒化支持向量机的主轴热误差综合预测模型

王舒阳¹ 姚斌¹ 姚博世² 冯伟¹ 何昱超¹ 曹新城¹

¹厦门大学; ² 陕西汉江机床有限公司

摘要: 主轴热变形是影响数控机床加工精度的主要因素。为提高主轴热误差的预测精度,提出了基于信息粒化支持向量机(SVM)的主轴热误差综合预测模型。使用信息粒化方法对采样温度数据与主轴热误差数据进行预处理,分别建立基于SVM的主轴热误差的回归预测模型和时间序列模型,通过计算两个模型权重系数,最终建立主轴热误差综合预测模型。以2MZK7150五轴数控可转位刀片工具磨床为研究对象,实验表明,较之于单一模型,该模型具有良好的泛化能力和较高建模精度。

关键词: 主轴热误差; 信息粒化; 支持向量机; 预测模型

中图分类号: TG58; TH161

文献标志码: A

Spindle Thermal Error Comprehensive Prediction Model Based on Information Granulation and SVM

Wang Shuyang, Yao Bin, Yao Boshi, Feng Wei, He Yuchao, Cao Xincheng

Abstract: Spindle thermal deformation has an extraordinary influence on the NC machining precise. Aiming to the improvement of the spindle thermal deformation predict ability, the spindle thermal error comprehensive predict model is proposed on the basis of the information granulation and support vector machine(SVM). Information granulation method is employed to pretreat the sampling temperature and spindle thermal error. The regression prediction model and time series model of spindle thermal error are also carried out based on the SVM. Finally, the spindle thermal error comprehensive predict model is established using the weight coefficients of the two models. The 2MZK7150 five-axis NC indexable insert tool grinding lathe machining experiment shows that the established model has better generalization ability and higher modeling precision compared with the unitary model.

Keywords: spindle thermal; information granulation; SVM; prediction model

DOI:10.16567/j.cnki.1000-7008.2017.05.012

1 引言

机床热误差通常占机床总误差的40%~70%,越精密的机床或加工,热误差所占比例越大^[1-2]。主轴热误差是机床热误差中非常重要的一项,为减少主轴热误差的影响,提高数控机床加工精度,需要对主轴热误差进行溯源、分析与补偿,而其中关键和基础是建立一个高精度的主轴热误差模型。目前,常用的热误差建模分析方法有多元回归法^[3]、神经网络^[4-5]、时间序列^[6]、最小二乘法^[7]等。

由于机床主轴热误差产生因素多又相互耦合,呈现非线性和交互作用^[8],仅用单一模型很难精确建立热误差数学模型。因此,本文结合支持向量机在回归预测和时序预测上的优势,提出了基于信息粒化支持向量机的主轴热误差综合预测模型。原始采样数据经模糊信息粒化计算后,分别以温度与历史热误差、历史温度作为输入自变量建立主轴热误

差的回归预测模型与时间序列模型,再优化两个模型权重系数,创建主轴热误差综合预测模型。将该模型应用于2MZK7150五轴可转位刀片周边磨床的主轴热误差预测上,试验结果表明,支持向量机算法优于常用的回归分析算法,该综合模型具有良好的泛化能力,预测性能较单一模型提升显著,均方误差MSE达到 2.05×10^{-6} 。

2 基于信息粒化和支持向量机理论模型

2.1 模糊信息粒化理论

在数据信息采集过程中机床发生振动,造成传感器与被测物体之间产生间隙,会使原始采集数据包含噪声。因此,首先使用模糊信息粒化算法对采集数据进行预处理,然后再对主轴热误差进行预测,提高支持向量机的学习效率和泛化能力^[9],提升整体预测精度。

模糊信息粒化,即用模糊集形式来表示信息粒。首先确定粒化时模糊概念的基本形式和具体的隶属函数A。常用的基本粒化形式有三角形、梯形、高斯

基金项目: 陕西省科技统筹创新工程计划(2014KTD201-04-03)
收稿日期: 2016年8月

型、抛物型等。具体实现过程是先输入时间窗口 将原始数据集按时间窗口划分为若干个子区间 X 使用隶属函数 A 建立可以合理描述子区间特征的模糊粒子 P 。三角形模糊粒化形式的隶属函数 A 可表示为

$$A(x|a, m, b) = \begin{cases} 0 & (x < a) \\ \frac{x-a}{m-a} & (a \leq x \leq m) \\ \frac{b-x}{b-m} & (m < x \leq b) \\ 0 & (x > b) \end{cases} \quad (1)$$

式中 x 为输入的时间序列; a 表示相应原始数据变化的最小值; m 为平均值; b 为最大值。

2.2 支持向量机(SVM)理论

支持向量机(SVM)基于统计学习理论,具有良好的泛化能力和预测精度,其回归算法可以应用于回归预测和时间序列的预测^[10]。选择不同的输入自变量和因变量可得到不同类型的回归模型,以温度和热误差作为自变量可建立主轴热误差回归预测模型。以历史热误差和历史温度作为自变量、当前热误差作为因变量可建立主轴热误差时间序列预测模型。

支持向量机回归算法包括线性回归和非线性回归。其中,非线性回归的实现是通过非线性映射核函数 $k(x, x_i) = \phi(x_i) \phi(x_j)$, 将数据 x 映射到高维度特征空间,并在该空间进行线性回归。因此,核函数的不同会造成 SVM 算法的不同。SVM 可以先通过 K-CV 交叉验证选择核函数中的最佳参数 $c \& g$ 并以此来训练 SVM, 最终得到回归模型结果。

假设回归函数为

$$f(x) = \omega x + b \quad (2)$$

约束条件式为

$$\begin{cases} y_i - \omega x_i - b \leq \varepsilon \\ \omega x_i + b - y_i \leq \varepsilon \end{cases} \quad (3)$$

若函数 f 在 ε 精度下可以估计所有 (x_i, y_i) 数据, 得到估计样本数据 $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_i, y_i), \dots, (x_N, y_N)$ 。 $x_i, y_i \in R$ 为最好估计, 那么需要解决寻找最小 ω 的凸优化问题, 即

$$\min \frac{1}{2} \|\omega\|^2 \quad (4)$$

引入松弛变量和拉格朗日函数, 基于 KKT 条件, 可得

$$\sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) = 0 \quad 0 \leq \alpha_i, \alpha_i^* \leq C \quad i = 1, \dots, l \quad (5)$$

$$\omega = \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) \phi(x_i) \quad (6)$$

$$W(\alpha, \alpha^*) = -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) (\alpha_j - \alpha_j^*) k(x_i, x_j) + \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) y_i - \sum_{i=1}^l (\alpha_i + \alpha_i^*) \varepsilon \quad (7)$$

$$f(x) = \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) (\phi(x_i) \phi(x)) + b = \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) k(x_i, x) + b \quad (8)$$

在约束条件式(3)下, 将式(5)的解 α_i, α_i^* 最大化, 并代入式(4), 由式(2)最终得非线性回归函数式(8), 其中 $\alpha_i - \alpha_i^* \neq 0$ 所对应的样本数据即为支持向量机。

2.3 综合优化理论模型

由于主轴热误差的影响因素很多, 如加工条件、加工周期、冷却液的使用以及周围环境等, 仅以单一方法建立精确热误差模型相当困难。因此, 合理结合回归预测和时序预测方法的优点, 可以有效提高热误差预测精度^[11]。设经信息粒化后的主轴热误差实际值的序列为 $\{f(t) \quad t = 1, 2, \dots, n\}$, 首先分别进行基于 SVM 的回归预测和时序预测, 得到预测值为 $\hat{f}_T(t)$ 和 $\hat{f}_{TS}(t)$, 然后通过计算相应的权重系数 λ_T, λ_{TS} , 最终建立主轴热误差综合预测模型, 预测值可表示为

$$\hat{f}(t) = \lambda_T \hat{f}_T(t) + \lambda_{TS} \hat{f}_{TS}(t) \quad (9)$$

算法的整体流程如图 1 所示。为有效减少决策者的主观因素, 采用基于决策矩阵信息的客观赋权法。对于预测模型来说, 参数指标均方差(MSE)越小, 预测精度越高。假定权重系数不跟随时间变化, 在 MSE 最小的情况下, 可计算得权重系数为

$$\begin{cases} \min \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\lambda_T \hat{f}_T(t_i) + \lambda_{TS} \hat{f}_{TS}(t_i) - f(t_i))^2 \\ \text{s. t.} \quad \lambda_T + \lambda_{TS} = 1 \end{cases} \quad (10)$$

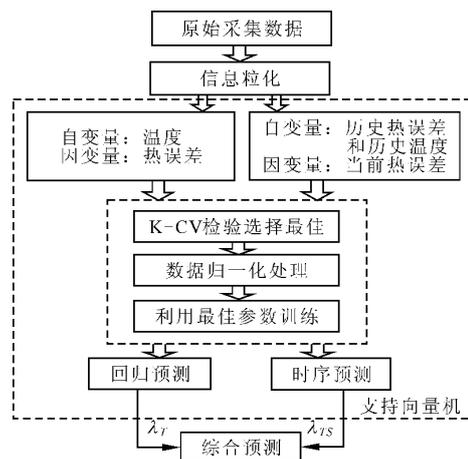


图 1 算法流程图

3 试验分析对比

3.1 数据采集方案

将2MZK7150五轴可转位刀片工具磨床作为试验对象,主轴转速设定为1450r/min。使用电涡流位移传感器对机床主轴X、Y、Z三个方向的热漂移数据进行采集,采样频率100Hz,传感器布置如图2所示。使用温度传感器测量主轴前后轴承、电机、室温等11个位置的温度,采样频率3Hz。试验现场传感器布置情况如图3所示。

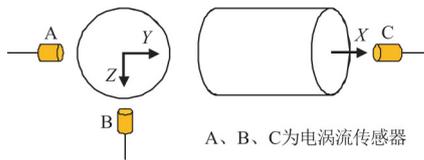


图2 位移传感器布置

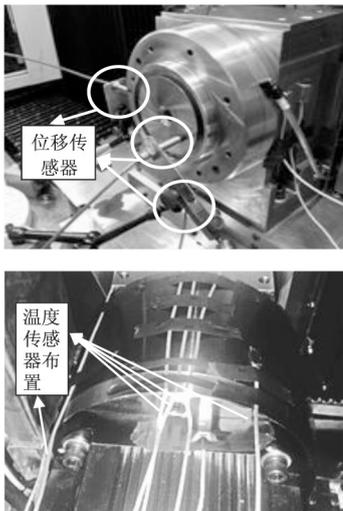


图3 传感器现场布置

3.2 试验结果分析

将原始主轴热误差数据和前、后轴承温度数据按4min为一个时间窗口划分为若干子集,由三角形信息粒化计算可得单窗口的特征值(见图4)。

图4中可以看出,主轴前、后轴承温度升高明显,主轴发热后沿空间三个方向膨胀,X方向热变形最严重(>0.2mm),Z方向热变形最小(<0.05mm)。2MZK7150五轴可转位刀片工具磨床具有A、B、C三个旋转轴,X、Y两个直线轴,其中主轴X方向是加工刀片尺寸的主要运动方向,热变形会直接造成磨削刀片的径向尺寸误差^[14],严重制约机床的加工精度。

对于机床主轴X、Y、Z方向的热误差来说,由于算法一致,因此只针对X方向的热误差进行详细预测。SVM回归预测模型,K-CV交叉检验得到的最

佳参数 $c = 362.0387$, $g = 0.0625$, 预测结果 $\hat{f}_T(t)$ 的参数指标MSE为0.0024,相关系数为99.938%。现以多项式、神经网络BP这两种方法来进行主轴热误差回归预测,并与SVM比较。三种建模方法的参数指标如表1所示,其中SVM回归预测结果的相关系数最高,MSE比多项式减小约87%,比BP模型减小约64%,预测性能最好。

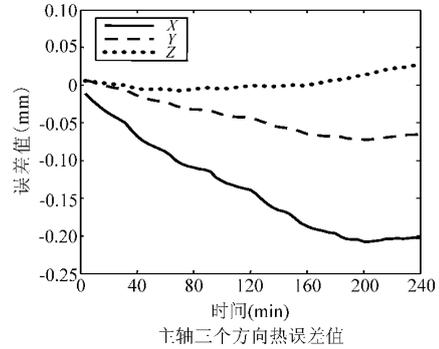


图4 信息粒化后的采样数据

表1 三种回归方法预测精度的参数指标

方法	均方误差 MSE	相关系数
多项式	0.00185	99.910%
BP	0.00067	99.923%
支持向量机	0.00024	99.938%

SVM时序预测模型,K-CV交叉检验得到的最佳参数 $c = 2$, $g = 0.5$, 预测结果 $\hat{f}_{TS}(t)$ 的参数指标MSE为0.0029,相关系数99.925%。由式(10)得出回归预测模型相应的权重系数 $\lambda_T = 0.7487$,而时间序列模型相应的权重系数 $\lambda_{TS} = 0.2513$,代入式(9)可得主轴热误差综合预测值 $\hat{f}(t)$ 。 $\hat{f}(t)$ 的参数指标 $MSE 2.05 \times 10^{-6}$, 相关系数99.970%。三种预测模型建模精度的参数指标如表2所示,可以看出预测结果的MSE均小于0.00024,相关系数均大于99.9%。比较而言,综合模型预测结果的MSE最小,相关系数最高,MSE比单一模型减小约90%,预测性能较单一模型提升显著。

图5为主轴实际热误差值和综合模型预测值的对比图,可以看出预测值较贴合实测值,整体趋势变

化一致。图6为三种模型预测结果相对误差值的对比图,可以看出三种模型预测结果的相对误差值均在0.1以内。热机开始时预测值偏差均较大,在机床主轴逐步达到热平衡的过程中,相对误差值的波动范围逐渐减小,趋向收敛于零。对比而言,综合预测模型相对误差值波动范围最小,拟合预测程度最好。

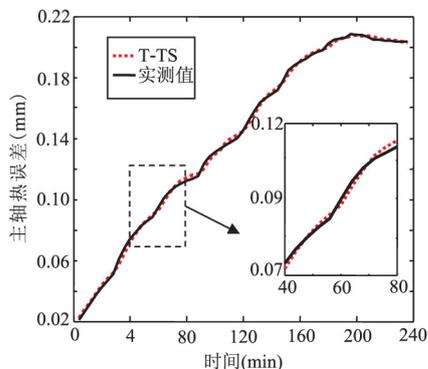


图5 主轴实际热误差值和综合模型预测值对比

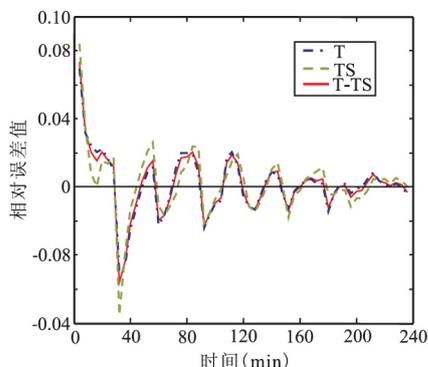


图6 三种预测模型预测结果相对误差值对比图

表2 三种模型预测精度的参数指标

模型	均方误差 MSE	相关系数
回归预测模型	0.00024	99.9381%
时序预测模型	0.00029	99.925%
综合预测模型	2.05×10^{-6}	99.970%

4 结语

(1) 机床主轴在运行过程中,前、后轴承温升显著,主轴沿空间三个方向膨胀,X方向热误差最大,直接影响刀片的径向尺寸,热误差过高将严重影响五轴可转位刀片工具磨床的加工精度。

(2) 原始采样数据经信息粒化预处理后,再结合基于SVM的回归预测和时序预测的优势所建立的主轴热误差综合预测模型,预测性能更加全面、精确。

(3) 在机床运行逐渐稳定的过程中,预测结果偏差范围由大变小,趋向收敛于零。

参考文献

[1] 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 & Manufacture, 2000, 40(9): 1257–1284.

[2] 杨建国, 范开国, 杜正春. 数控机床误差实时补偿技术 [M]. 北京: 机械工业出版社, 2013.

[3] 王秀山, 杨建国, 余永昌, 等. 双转台五轴数控机床热误差建模、检测及补偿实验研究 [J]. 中国机械工程, 2009(4): 405–408.

[4] 傅龙珠, 狄瑞坤, 项国锋. BP神经网络补偿热变形误差的研究 [J]. 精密制造与自动化, 2002, 29(3): 13–15.

[5] Yang H, Ni J. Dynamic neural network modeling for nonlinear nonstationary machine tool thermally induced error [J]. International Journal of Machine Tools & Manufacture, 2005, 45(4): 455–465.

[6] 李永祥, 童恒超, 曹洪涛, 等. 数控机床热误差的时序分析法建模及其应用 [J]. 四川大学学报: 工程科学版, 2006, 38(2): 74–78.

[7] 李旻, 位文明, 赵万华, 等. 精密卧式加工中心主轴轴向热误差补偿方法 [J]. 组合机床与自动化加工技术, 2012(8): 9–13.

[8] 李永祥, 杨建国, 郭前建, 等. 数控机床热误差的混合预测模型及应用 [J]. 上海交通大学学报, 2006, 40(12): 2030–2033.

[9] 彭勇, 陈俞强. 基于信息粒化的SVM时序回归预测 [J]. 计算机系统应用, 2013, 22(5): 163–167.

[10] 王定成, 方廷健, 唐毅, 等. 支持向量机回归理论与控制的综述 [J]. 模式识别与人工智能, 2003, 16(2): 192–197.

[11] Magalhaes M H, Ballini R, Molck P, et al. Combining forecasts for natural streamflow prediction [C] // Fuzzy Information 2004. Processing Nafips 04. IEEE Meeting of the. IEEE, 2004(1): 390–394.

第一作者: 王舒阳, 硕士研究生, 厦门大学航空航天学院, 361005 福建省厦门市

First Author: Wang Shuyang, Postgraduate, School of Aerospace Engineering, Xiamen University, Xiamen, Fujian 361005, China

通信作者: 姚斌, 教授, 厦门大学航空航天学院, 361005 福建省厦门市

Corresponding Author: Yao Bin, Professor, School of Aerospace Engineering, Xiamen University, Xiamen, Fujian 361005, China