

基于环境温度模型库分段式加权的数控机床热误差建模

李兵^{1,2} 苏文超¹ 魏翔¹ 白金峰¹ 蒋庄德^{1,2}

(1. 西安交通大学机械制造系统工程国家重点实验室, 西安 710049;

2. 西安交通大学微纳制造与测试技术国际合作联合实验室, 西安 710049)

摘要: 针对环境温度变化较大时常用的热误差模型预测精度低的问题, 提出了一种基于环境温度的模型库分段式加权的误差建模方法, 以 UPM120 型数控铣床为实验对象, 通过跨季度的 7 批次数据, 完成了环境温度 15 ~ 35℃ 的分段式加权模型建模和预测精度分析。结果表明, 环境温度变化在 5℃ 以内时, 多元线性回归模型的预测精度优于 BP 神经网络模型、分布滞后模型、灰色理论模型和支持向量机模型, 可以将其作为分段式加权模型库中的基础模型。当环境温度变化较小时, 基于多元线性回归的分段式加权模型预测精度为 1.39 μm; 当环境温度变化较大时, 其预测精度为 1.51 μm, 均远高于单一环境温度样本的回归模型、多环境温度样本的回归模型和泛化能力强的支持向量机模型的预测精度。

关键词: 数控机床; 热误差; 环境温度; 分段式加权模型; 预测精度

中图分类号: TH161

文献标识码: A

文章编号: 1000-1298(2020)07-0413-07

OSID:



Piecewise Weighted Thermal Error Modeling of CNC Machine Tools Based on Model Library of Ambient Temperature

LI Bing^{1,2} SU Wenchao¹ WEI Xiang¹ BAI Jinpeng¹ JIANG Zhuangde^{1,2}

(1. State Key Laboratory of Mechanism Manufacture System Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China

2. International Joint Laboratory for Micro/Nano Manufacturing and Measurement Technology,

Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: Aiming at the problem that the common thermal error models have low prediction accuracy when the ambient temperature changes greatly, a piecewise weighted modeling method of thermal error based on model library of ambient temperature was proposed. The UPM120 CNC milling machine was used as the experimental object. Modeling and prediction accuracy analysis of the piecewise weighted model with ambient temperature between 15℃ and 35℃ were accomplished by using seven batches of data in different quarters. The experimental results showed that when the ambient temperature was varied within 5℃, the prediction accuracy of multiple linear regression model was better than that of BP neural network model, distributed lag model, grey theory model and support vector machine model, so multiple linear regression model was used as the basic model of the piecewise weighted model library. When the ambient temperature had small change, the piecewise weighted model based on multiple linear regression had a prediction accuracy of 1.39 μm, which was slightly lower than that of the multiple linear regression model, but higher than that of the other four common thermal error models. When the ambient temperature had great change, the prediction accuracy was 1.51 μm, which was much higher than the accuracy of multiple linear regression model of single ambient temperature sample, multiple linear regression model of multi-environment temperature samples and support vector machine model with strong generalization ability. The piecewise weighted model had high prediction accuracy under both large or small changes in ambient temperature.

Key words: CNC machine tool; thermal error; ambient temperature; piecewise weighted model; prediction accuracy

收稿日期: 2019-11-04 修回日期: 2019-11-30

基金项目: 国家科技重大专项(2017ZX04021001-005-001)和中国博士后科学基金项目(2018M643626)

作者简介: 李兵(1965—),男,教授,博士,主要从事精密测试技术、无损检测和机床误差综合补偿研究, E-mail: lb@xjtu.edu.cn

0 引言

随着工程技术的发展,精密及超精密的数控机床越来越受到重视,在社会生产、科学研究和国防安全等领域发挥着重要作用。然而,机床在运行和加工过程中不可避免地存在各种误差,为提高机床的加工精度,需要对其误差进行补偿。按照误差源的不同,机床误差一般包括热误差、几何误差和载荷引起的误差。其中,热误差在机床总误差中占比40%~70%^[1-3],越精密的数控机床热误差占比越高。因此研究热误差补偿技术对提高机床加工精度至关重要。

热误差补偿技术需要依靠可靠的测量设备、有效的测量方法以及能准确反映机床温度敏感点温度与热误差对应关系的数学模型^[4]。近年来,国内外学者对热误差补偿模型进行了大量研究,常用的热误差模型有基于最小二乘的多元线性回归模型^[5-6]、BP神经网络模型^[7-8]、分布滞后模型^[9]、灰色理论模型^[10-11]和支持向量机模型^[12]等,还有各种组合模型^[13-14],如基于灰色理论预处理的神经网络模型^[15]、时间序列-神经网络混合模型^[16]等。不同的热误差模型有不同的预测准则,预测效果也受多种因素影响,其中环境温度是影响各类热误差模型预测精度和稳健性的主要因素之一。以某一环境温度下的样本建立模型,当环境温度变化较小时,模型往往有较高的预测精度^[17];当环境温度改变较大

时,机床各零部件热量分布会产生较大变化,模型稳健性往往较差,预测精度会很低。针对以上问题,常采用增加多种环境温度下的数据作为建模样本的方法,或采用泛化能力更好的模型,如支持向量机模型^[18]。

基于环境温度变化相对平缓、但对加工结果却影响较大的特性,本文提出一种基于环境温度的模型库分段式加权的热误差建模方法。该方法将不同环境温度样本的初始环境温度设置为节点温度,取等间隔节点温度的样本分别建模组成模型库,以预测时的初始环境温度为依据,搜索与模型库中节点温度最接近的两个模型分别预测,并根据规则对两个模型的预测结果进行加权,计算得到最终热误差。通过与单一环境温度样本的回归模型、多环境温度样本的线性回归模型和支持向量机模型进行对比,分析该模型在环境温度变化较小和较大情况下的热误差预测精度。

1 分段式加权模型

分段式加权模型建模需建立多个基于不同节点温度样本的单个模型组成模型库。单个模型建模方法的选择可按照以下原则,即用多种建模方法对环境温度变化较小的情况进行预测,选择预测精度最高的建模方法作为模型库中单个模型的建模方法。若以BP神经网络建立模型库中的单个模型,则分段式加权模型基本结构如图1所示。

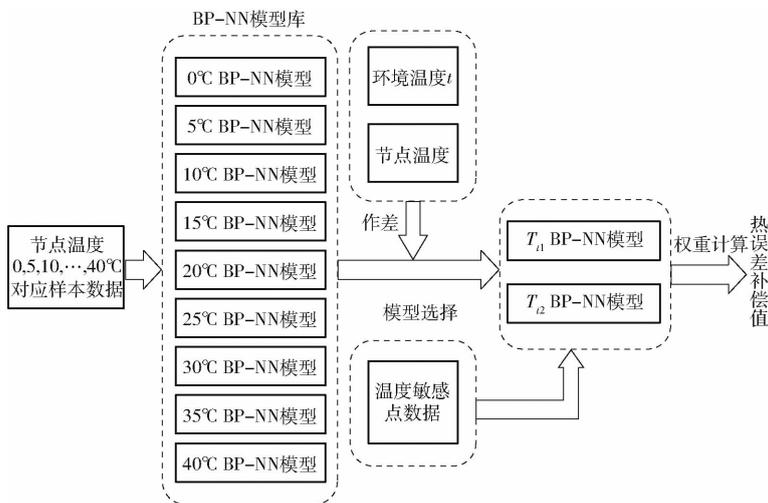


图1 基于BP神经网络的分段式加权模型基本结构

Fig. 1 Basic structure of piecewise weighted model based on BP neural network

1.1 模型库中常用的单个热误差模型

模型库常用的单个热误差模型包括多元线性回归模型(Multiple linear regression, MLR)、BP神经网络模型(BP neural network, BP-NN)、分布滞后模型(Distributed lag, DL)、灰色理论模型(Grey theory, GM)和支持向量机模型(Support vector

machine, SVM),各模型优缺点如表1所示。由表1可知,各模型均具有优缺点,分别用以上模型建模,通过补偿效果,选择作为模型库中的单个模型。

1.2 分段式加权模型计算原理

一般机床周围环境温度随四季变化而变化,针对常用的模型对于随四季变化时模型预测精度低的

表1 热误差模型优缺点

Tab.1 Thermal error model advantages and disadvantages

模型	优点	缺点
MLR	简单、方便	忽略了非线性的因果关系
BP-NN	自学习、自适应的能力强	局部极小化问题、收敛速度慢
DL	考虑了温度的滞后性	自变量存在多重共线性
GM	不需要大量样本、样本不需有规律性分布	无自学习能力
SVM	泛化能力强	计算复杂、对大规模样本难以计算

问题,提出了基于模型库分段式加权的建模方法。机床的环境温度为 $0\sim 40^{\circ}\text{C}$,此处设置节点温度间隔为 5°C ,故需采集节点温度分别为 $0、5、10、15、20、25、30、35、40^{\circ}\text{C}$ 时的机床热误差数据,根据模型库中单个模型的选用原则,选定模型库中的模型类型,之后用不同节点温度的热误差数据建模,组成数据库。

假设测试数据的初始环境温度为 t ,系统分别计算节点温度与 t 之间差值的绝对值,即 $|0-t|、|5-t|、|10-t|、|15-t|、|20-t|、|25-t|、|30-t|、|35-t|、|40-t|$,选取绝对值最小的两组数据对应的节点温度,假设为 T_{i1} 和 T_{i2} 并且 $T_{i1} < t < T_{i2}$,然后从模型库中提取这两个节点温度对应的热误差模型,将测试样本代入节点温度为 T_{i1} 和 T_{i2} 的热误差模型中,得到热误差分别为 y_1 和 y_2 ,按照权重计算法则,实际热误差 y 为

$$y = y_1 \frac{T_{i2} - t}{T_{i2} - T_{i1}} + y_2 \frac{t - T_{i1}}{T_{i2} - T_{i1}} \quad (1)$$

2 热误差测量实验

2.1 传感器布置

2.1.1 温度传感器布置

为了避免错过温度敏感点,温度传感器应尽量布置在热源附近且尽可能多的布置^[19-20]。本文以UPM120型精密数控铣床为研究对象,该铣床热源主要包括 Z 轴伺服电机、 X 和 Y 轴直线电机、转台的扭矩电机、 Z 轴丝杠螺母副及其上下支撑轴承、主轴、 X 和 Y 轴气浮导轨、 Z 轴液压导轨、周围环境,因此温度传感器布置如图2所示。

图2中 T_1 位置处为 Z 轴伺服电机; T_2 位置处为丝杠上轴承座; T_3 位置处为丝杠螺母; T_4 位置处为丝杠下轴承座; T_5 位置处为 Z 轴溜板; T_6 位置处为主轴夹座; $T_7、T_8$ 和 T_9 位置处为主轴; T_{10} 位置处为 Y 轴电机; T_{11} 位置处为 X 轴电机; T_{12} 位置处为 X 轴溜板靠近电机处; T_{13} 位置处为转台电机; T_{14} 位置

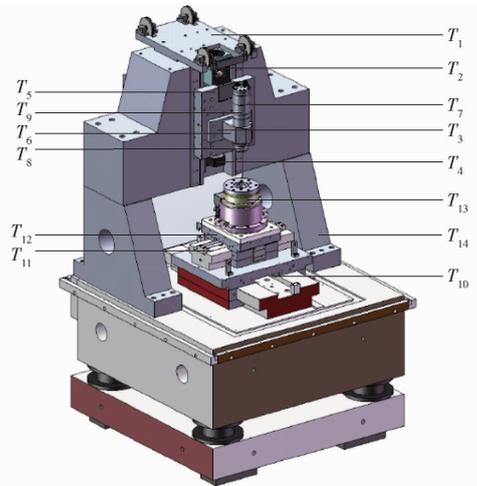


图2 温度传感器布置

Fig.2 Layout of temperature sensors

处为环境温度。

2.1.2 位移传感器布置

根据国际标准《机床检验通则第三部分:热效应的确定》可知,热误差由主轴端部与装夹工件工作台之间的相对位移变化产生^[21-22]。因此,将检验棒安装在主轴末端,3个位移传感器用磁力表座固定在转台上,分别测量 $X、Y、Z$ 轴3个方向的位移变化量,具体布置如图3所示。

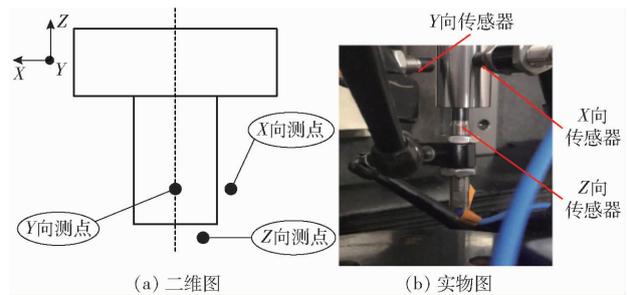


图3 位移传感器布置

Fig.3 Layout of displacement sensors

2.2 热误差采集

UPM120型机床是基于涡旋盘加工的精密铣床,其加工方式为展成法。展成法加工涡旋盘时, Z 轴进给到涡旋盘底面后, X 轴平动配合转台转动实现涡旋曲面的铣削加工,此时 Y 轴方向只有微小的插补运动可视为不移动,因此模拟工况设计实验行程如图4所示,设置进给速率为 600 mm/min ,设置主轴的转速为 $20\ 000\text{ r/min}$,每完成6个工作循环(约 3 min)主轴停转,在采集点处软件同步对温度和位移进行采集,连续采集 5 h 完成热误差采集。

为得到不同环境温度下的热误差,在4—8月的不同时段对数控铣床进行了7组热误差测量实验,测量的批次、初始环境温度和环境温度如表2所示。

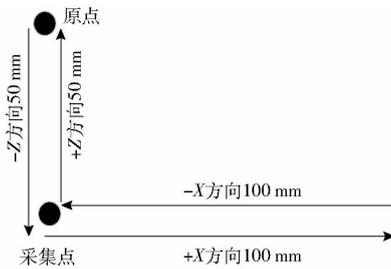


图4 机床行程示意图

Fig. 4 Diagram of machine tool's route

表2 实验批次初始环境温度和环境温度范围

Tab. 2 Initial ambient temperature and ambient temperature range of different experiments $^{\circ}\text{C}$

批次	初始环境温度	环境温度
K1	14.9	14.9 ~ 18.5
K2	16.4	16.4 ~ 18.7
K3	19.9	19.9 ~ 24.6
K4	25.1	25.1 ~ 30.9
K5	27.2	27.2 ~ 31.2
K6	30.0	30.0 ~ 33.4
K7	35.2	35.2 ~ 38.3

3 温度敏感点筛选

温度敏感点筛选^[23-25]即从众多测温点中按照某种方法选择几个最具代表性的测温点,参与热误差建模。若测温点选择过少,会造成建模信息的缺失,从而降低了模型精度,若选择太多,则会增加设备成本同时降低了模型稳健性。因此,温度测点的优化选择是热误差建模和补偿中的关键技术,采用模糊聚类和灰色关联度相结合的办法。

由于机床本身各测温点热的交互作用,因此温度测点间存在很强的相关性,为避免建模中多重共线性问题对模型精度和稳健性的影响,采用模糊聚类算法定量表示样本间的模糊关系,把序列间相关性高的分在一起,选择不同的阈值 λ 会有不同的分类形式。通过统计量 F 对不同的分类进行评价,选择评价最高的作为模糊聚类的最终分类。采用灰色关联度算法评价测温点和热误差的相关程度,相关程度可以用数值定量表示,根据计算结果选择模糊聚类最终分类的每一组中关联度最高的测温点作为该组的温度敏感点,算法流程如图5所示。

根据模糊聚类和灰色关联度相结合的方法,最终确定 X 、 Y 、 Z 轴3个方向热误差对应的温度敏感点为 T_1 、 T_2 、 T_8 、 T_{14} 。

4 分段式加权模型建立与预测精度分析

以 Z 轴方向热误差为例,利用分段式加权模型对该方向热误差进行建模和预测精度分析,验证分

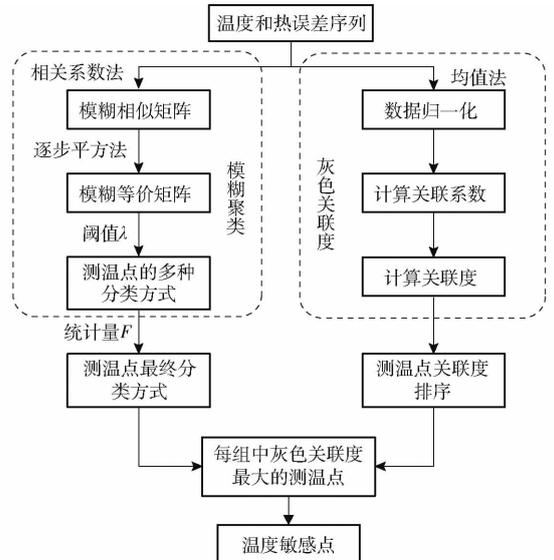


图5 温度敏感点筛选算法流程图

Fig. 5 Flow chart of screening algorithm for temperature sensitive points

段式加权模型的有效性。

4.1 模型建立

选择节点温度的间隔为 5°C ,选取K4、K5和K6批次数据为样本,3组样本环境温度相差不大,初始环境温度最大相差约 5°C ,以K4作为建模样本,K5和K6作为预测样本,分别用多元线性回归模型(MLR)、BP神经网络模型(BP-NN)、分布滞后模型(DL)、灰色理论模型(GM)和支持向量机模型(SVM)进行建模和预测。通过以上方法选择环境温度变化不大时预测效果最优的模型,作为组成模型库的单个模型。

5种模型对3个批次的预测标准差如表3所示,其中拟合精度即为5种模型对K4的预测,5种模型对K5和K6预测值和预测残差如图6、7所示。

表3 5种模型预测标准差

Tab. 3 Fitting and prediction standard deviation of five models μm

批次	MLR	BP-NN	DL	GM	SVM
K4	0.58	0.31	0.51	0.92	0.43
K5	1.07	2.23	2.42	3.08	3.31
K6	1.97	2.92	2.51	2.07	2.67

由表3和图6、7可知,对于该数控铣床,初始环境温度相差小于 5°C 时,以上5种热误差预测模型对K5和K6批次数据的预测标准差均不大于 $3.31\mu\text{m}$,其中多元线性回归模型对2个批次数据的预测标准差均不大于 $1.97\mu\text{m}$,其预测精度均高于其他4种模型。因此,选择多元线性回归模型作为分段式加权模型的模型库中的单个模型,根据现有数据,以K1、K3、K4、K6、K7批次数据作为建模样

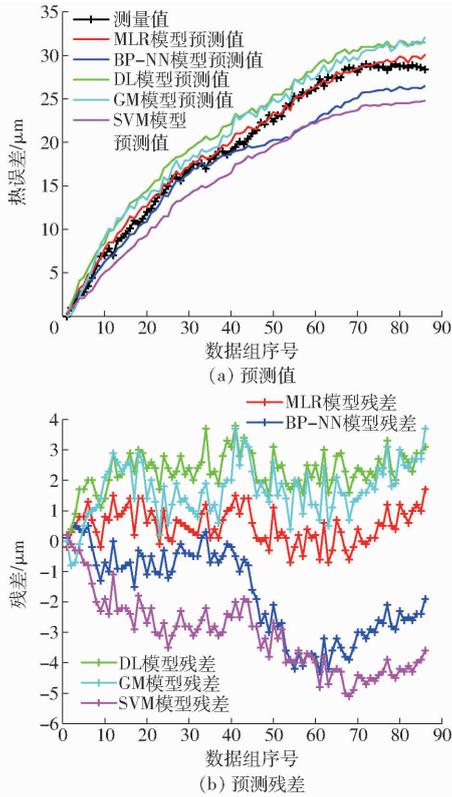


图 6 5 种模型对 K5 批次热误差预测值和预测残差
Fig. 6 Predictive value and predictive residual error of K5 using five models to predict

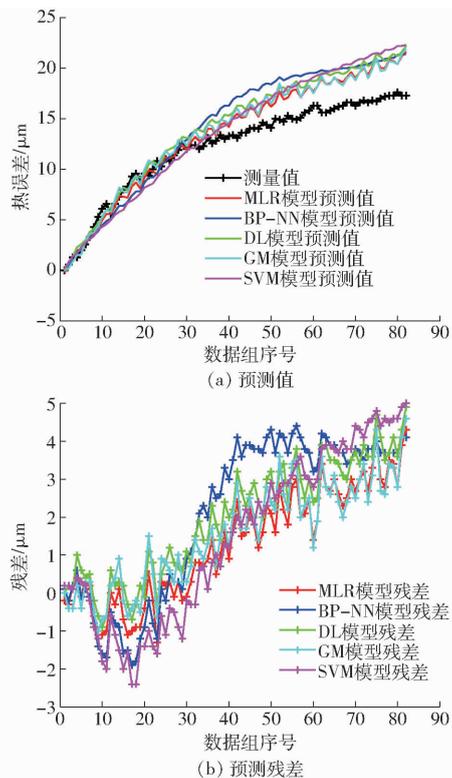


图 7 5 种模型对 K6 批次热误差预测值和预测残差
Fig. 7 Predictive value and predictive residual error of K6 using five models to predict

本建立环境温度在 15 ~ 35℃ 间的基于多元线性回归的分段式加权模型,基本结构如图 1 所示。

4.2 预测精度分析

4.2.1 环境温度变化较小时

由图 6 可知,以 K4 批次数据建模,K5 批次数据预测,此时环境温度变化较小,多元线性回归、BP 神经网络等 5 种模型预测精度较高。为了验证分段式加权模型在该情况下的预测精度,将 K5 批次样本代入分段式加权模型中,模型预测值和预测残差如图 8 所示。

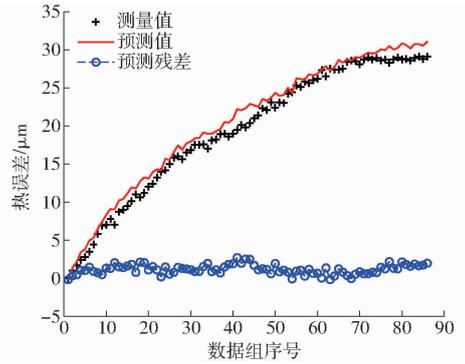


图 8 分段式加权模型对 K5 批次热误差预测值和预测残差
Fig. 8 Predictive value and predictive residual error of K5 using piecewise weighted model to predict

由图 8 可知,分段式加权模型的预测值整体略高于实测值,但仍具有很高的预测精度。经计算模型预测标准差为 1.39 μm,最大残差 2.70 μm,通过与表 3 对比可知,模型预测精度略低于多元线性回归模型,但高于其他 4 种模型。

4.2.2 环境温度变化较大时

以多元线性回归模型为例,选择不同月份的环境温度相差约 13℃ 的 K6 和 K2 批次数据分别作为模型的建模样本和测试样本,得到模型的预测值和预测残差如图 9 所示。

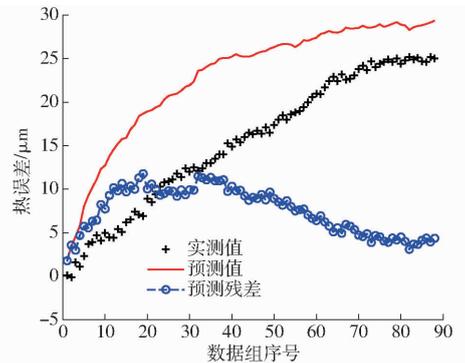
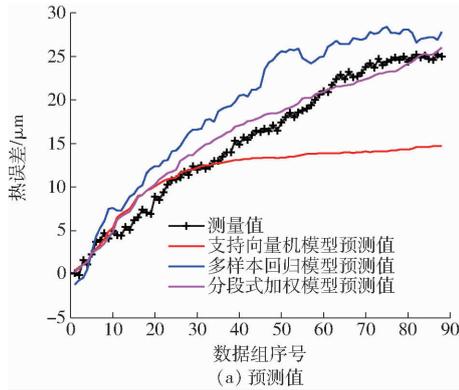


图 9 多元线性回归模型对 K2 批次热误差预测值和预测残差
Fig. 9 Predictive value and predictive residual error of K2 using multiple linear regression model to predict

由图 9 可知,环境温度相差较大时,多元线性回归模型预测精度差,预测标准差为 7.97 μm,最大残差高达 12.1 μm。

将 K2 批次数据作为测试样本代入基于多元线性回归的分段式加权模型验证环境温度变化较大时模型的预测效果,同时将 2 种常用的解决环境温度相差大、预测精度低的方法作为对比,即以 K6 批次数据作为建模样本建立泛化能力较强的支持向量机模型和以 K1、K3、K4、K5、K6、K7 批次数据作为建模样本建立增加多种环境样本的线性回归模型。



3 种模型对 K2 批次样本的预测标准差如表 4 所示,预测值和预测残差如图 10 所示。

表 4 3 种模型的预测标准差

Tab. 4 Prediction standard deviation of three models

批次	μm		
	支持向量机模型	多样本回归模型	分段式加权模型
K2	5.97	4.17	1.51

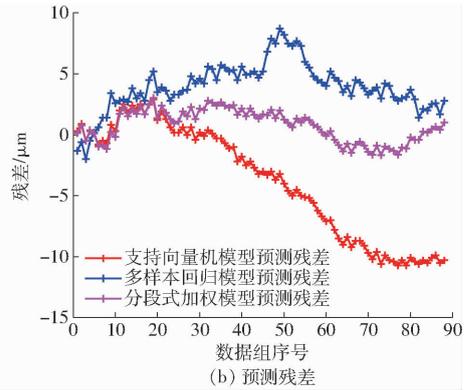


图 10 3 种模型对 K2 批次热误差预测值和预测残差

Fig. 10 Predictive value and predictive residual error of K2 using three models to predict

由表 4、图 10 可知,环境温度变化较大时,相较于单环境温度样本建模的多元线性回归模型,采用泛化能力较强的支持向量机模型建模将热误差的预测精度从 $7.97 \mu\text{m}$ 提高至 $5.97 \mu\text{m}$,采用增加多环境温度样本建模的办法将预测精度从 $7.97 \mu\text{m}$ 提高至 $4.17 \mu\text{m}$,2 种传统方法都有效果但模型预测精度依旧较差。采用分段式加权模型预测时将预测精度提高至 $1.51 \mu\text{m}$,预测精度较高,其预测效果远高于 2 种传统方法。

5 结论

(1) 针对 UPM120 型精密数控铣床,在环境温度变化较小时,以多元线性回归模型、BP 神经网络模型、分布滞后模型、灰色理论模型和支持向量机模

型建模均有较高的预测精度,其中多元线性回归模型预测标准差不大于 $1.97 \mu\text{m}$,高于其他 4 种模型,因此选择多元线性回归模型作为建立分段式加权模型的模型库中的基础模型。

(2) 当环境温度变化较大时,以单一环境温度样本建模的多元线性回归模型预测精度很低,通过选择泛化能力强的支持向量机模型建模和增加多种环境下温度样本建模,在一定程度上提高了模型的预测精度,但预测精度仍然较低。基于多元线性回归的分段式加权模型在环境温度变化较大时预测精度达到 $1.51 \mu\text{m}$,预测精度远大于以上 2 种方式。

(3) 分段式加权模型在各种环境温度下均具有较高的预测精度,同时具有较高的稳健性。

参 考 文 献

- [1] 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 tool[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2015, 51(9): 119-128. (in Chinese)
- [2] XU Min, JIANG Shuyun, CAI Ying. An improved thermal model for machine tool bearings[J]. International Journal of Machine Tools and Manufacture, 2007, 47(1): 53-62.
- [3] SEUNG H Y, KI H K. Measurement of spindle thermal errors in machine tool using hemispherical ball bar test[J]. International Journal of Machine Tools & Manufacture, 2004, 44(2-3): 333-340.
- [4] LU Yuxia, ISLAM M N. A new approach to thermally induced volumetric error compensation[J]. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2012, 62(9-12): 1071-1085.
- [5] 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): 74-77.
LI Yongxiang, TONG Hengchao, CAO Hongtao, et al. Application of time series analysis to thermal error modeling on CNC machine tool [J]. Journal of Sichuan University (Engineering Science Edition), 2006, 38(2): 74-77. (in Chinese)
- [6] 徐建国. 精密数控机床全工作台空间热误差补偿技术研究[D]. 合肥:合肥工业大学,2017.
XU Jianguo. Research on the compensation technology of the space error of the precision CNC machine tool[D]. Hefei: Hefei University of Technology, 2017. (in Chinese)

- [7] 苏宇锋,袁文信,刘德平,等. 基于BP神经网络的主轴热误差补偿模型[J]. 组合机床与自动化加工技术,2013(1):36-39.
SU Yufeng, YUAN Wenxin, LIU Deping, et al. A thermal error compensation model for high-speed motorized spindle based on BP neural network[J]. Modular Machine Tool and Automatic Manufacturing Technique, 2013(1):36-39. (in Chinese)
- [8] KANG Yuan, CHANG Chuanwei. Modification of a neural network utilizing hybrid filters for the compensation of thermal deformation in machine tools[J]. International Journal of Machine Tools & Manufacture, 2007, 47(2):376-387.
- [9] 姚焕新,牛鹏程,龚亚运,等. 数控机床热误差补偿中分布滞后模型的建立[J/OL]. 农业机械学报,2013,44(3):246-250.
YAO Huanxin, NIU Pengcheng, GONG Yayun, et al. Establishment of autoregressive distributed lag model in thermal error compensation of CNC machine tool[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2013, 44(3):246-250. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20130344&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2013.03.044. (in Chinese)
- [10] 张伟. 基于灰色系统理论的数控机床热误差建模技术研究[D]. 南京:南京航空航天大学,2013.
ZHANG Wei. Research on thermal error modeling of CNC machine tools based on the theory of grey system[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2013. (in Chinese)
- [11] 刘思峰,杨英杰,吴利丰,等. 灰色系统理论及其应用[M]. 7版. 北京:科学出版社,2017.
- [12] 许亚洲. 基于最小二乘支持向量机的数控机床热误差建模的研究[D]. 杭州:浙江大学,2006.
XU Yazhou. Research on thermal error modeling of machine tools based on least squares support vector machine[D]. Hangzhou: Zhenjiang University, 2006. (in Chinese)
- [13] 余永维,杜柳青,易小波,等. 基于时序深度学习的数控机床运动精度预测方法[J/OL]. 农业机械学报,2019,50(1):421-426.
YU Yongwei, DU Liuqing, YI Xiaobo, et al. Prediction method of NC machine tools' motion precision based on sequential deep learning[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(1):421-426. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20190149&flag=1. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2019.01.049. (in Chinese)
- [14] 阳红,向胜华,刘立新,等. 基于最优权系数组合建模的数控机床热误差在线补偿[J/OL]. 农业机械学报,2012,43(5):216-221.
YANG Hong, XIANG Shenghua, LIU Lixin, et al. Online compensation for CNC machine thermal error based on optimal weights-based combined modeling[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2012, 43(5):216-221. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20120537&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2012.05.037. (in Chinese)
- [15] 张毅,杨建国. 基于灰色理论预处理的神经网络机床热误差模型[J]. 机械工程学报,2011,47(7):134-139.
ZHANG Yi, YANG Jianguo. 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)
- [16] 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):19-22.
LI Yongxiang, YANG Jianguo, GUO Qianjian, et al. The application of hybrid prediction model to thermal error modeling on NC machine tools[J]. Journal of Shanghai Jiaotong University, 2006, 40(12):19-22. (in Chinese)
- [17] 苗恩铭,龚亚运,徐祗尚,等. 数控机床热误差补偿模型稳健性比较分析[J]. 机械工程学报,2015,51(7):130-135.
MIAO Enming, GONG Yayun, XU Zhishang, et al. Comparative analysis of thermal error compensation model robustness of CNC machine tools[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2015, 51(7):130-135. (in Chinese)
- [18] 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 Enming, GONG Yayun, CHENG Tianju, et al. Application of support vector regression machine to thermal error modeling of machine tools[J]. Optics and Precision Engineering, 2013, 21(4):980-986. (in Chinese)
- [19] RAMESH R, MANNAN M A, POO A N, et al. Thermal error measurement and modelling in machine tools[J]. International Journal of Machine Tools & Manufacture, 2003, 43(4):391-404.
- [20] 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/OL]. 农业机械学报,2015,46(2):357-364.
YU Wenli, YAO Xinhua, SUN Lei, et al. Thermal error modeling of CNC machine tool based on partial least squares and improved core vector regression[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(2):357-364. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20150253&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2015.02.053. (in Chinese)
- [21] WCEK M, MC KEOWN P. Reduction and compensation of thermal error in machine tools[J]. Annals of CIRP, 2005, 44(2):589-598.
- [22] 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,2009,20(4):405-408.
WANG Xiushan, YANG Jianguo, YU Yongchang, et al. Research on thermal error modeling, measurement and compensation for the two turntable 5-axis NC machine tools[J]. China Machinery Engineering, 2009, 20(4):405-408. (in Chinese)
- [23] HAN Jian, WANG Liping, CHENG Ningbo, et al. Thermal error modeling of machine tool based on fuzzy c-means cluster analysis and minimal-resource allocating networks[J]. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2012, 60(5-8):463-472.
- [24] MIAO Enming, LIU Yi, XU Jianguo, et al. Thermal error modeling method with the jamming of temperature-tensitive points' volatility on CNC machine tools[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2017, 30(3):566-577.
- [25] KRULEWICH D A. Temperature integration model and measurement point selection for thermally induced machine tool errors[J]. Mechatronics, 1998, 8(4):395-412.