

文章编号 1004-924X(2016)10-2480-10

数控机床热误差时间序列模型预测稳健性的提升

苗恩铭*, 刘 义, 董云飞, 陈维康

(合肥工业大学 仪器科学与光电工程学院, 安徽 合肥 230009)

摘要:针对数控机床热误差建模应用的时间序列算法受严重多重共线性的影响存在预测稳健性不足的问题,提出一种提升时间序列预测稳健性的方法。该方法将时间序列算法与能够抑制多重共线性的建模算法相结合,从而既可通过在模型中加入温度滞后值来提供更全面的温度信息,又可对温度滞后值引入的更为严重的多重共线性进行处理。文中以时间序列算法中的分布滞后(DL)算法、共线性抑制算法中的主成分回归(PCR)算法为例,采用主成分分布滞后(PCDL)算法建立了机床热误差补偿模型,并将其与 DL 算法的预测精度和稳健性进行了比较。结果显示,PCDL 算法因为抑制了多重共线性的影响,其模型预测精度和稳健性远优于 DL 模型,预测精度提升了约 9 μm 。本文所述方法可为时间序列数据建模在不同领域内的应用提供参考。

关键词:数控机床;热误差;时间序列模型;预测稳健性;主成分分布滞后算法

中图分类号: TG659 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/OPE.20162410.2480

Improvement of forecasting robustness of time series model for thermal error on CNC machine tool

MIAO En-ming*, LIU Yi, DONG Yun-fei, CHEN Wei-kang

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

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

Abstract: When the time series algorithm is used to establish a thermal error compensation model for a Computer Numerical Controlled (CNC) Machine, it shows a shortcoming of forecasting robustness caused by the severe multiple collinearity. This paper proposes a method for improving the forecasting robustness of the time series algorithm. This algorithm combines the time series algorithm with the modeling algorithms which are able to suppress multiple collinearity. Thus, it not only provides more comprehensive temperature information by adding the temperature lag values in the thermal error model, but also deals with the severe multiple collinearity brought by the added temperature lag values. The Distribution Lag (DL) algorithm that belongs to time series algorithms and Principal Component Regression (PCR) algorithm that can suppress the multiple collinearity are selected as the examples, and a modeling method for establishing the thermal error compensation model of the machine tool is proposed by the Principal Component Distribution Lag (PCDL) algorithm. The forecasting ac-

收稿日期:2016-05-07;修订日期:2016-06-10.

基金项目:国家自然科学基金重大资助项目(No. 51490660, No. 51490661);国家自然科学基金资助项目(No. 51175142)

curacy and robustness of PCDL algorithm are compared with that of DL algorithm. The results show that the PCDL algorithm suppress the impact of multiple collinearity, so, its model's forecasting accuracy and robustness are far better than that of DL model, and the forecasting accuracy is improved about $9\ \mu\text{m}$. The proposed method provides a good reference for the application of time series data modeling in different fields.

Key words: Numerical Controlled Machine (NCM) tool; thermal error; time series model; forecasting robustness; principal component distribution lag algorithm

1 引言

随着科学技术的发展,对数控机床及加工中心的加工精度和可靠性提出了更高的要求。在数控机床加工过程中,由于各部件不均衡温升引起的热误差,使得刀具和工件之间的相对正确位置发生了变化,行成零件的加工误差。据统计,数控机床热误差约占总误差的 $40\% \sim 70\%$ [1,2]。通过应用设计和制造技术改进床身结构的硬件补偿方法成本高,且效果并不十分理想。因此,对数控机床热误差软件补偿技术的研究具有重要意义[3]。

在数控机床热误差软件补偿技术中,核心的问题是建立预测精度高、稳健性强的热误差补偿模型[4]。由于机床结构和材料对机床散热的限制,温度传感器对温度值的采集通常存在一定的滞后效应,为了提高数控加工中心热误差模型的补偿精度,人们尝试将时间序列模型应用于机床热误差建模。合肥工业大学的苗恩铭等[5,6]采用时间序列中的分布滞后、自回归分布滞后算法建立了机床热误差补偿模型,获得了较高的建模拟合精度;上海交通大学的杨建国等[7,8]采用时序分析法进行数控机床热误差建模,论述了时间序列模型,既考虑到所研究序列的过去值,又能反映序列的随机性和统计特征,建模柔性强,具有良好的建模拟合精度。而时间序列模型之所以具有较强的建模拟合精度,是因为该算法将自变量本期值和滞后值、甚至是因变量自身的滞后值纳入了热误差模型中,运用自变量和因变量自身数值变化所包含的实际影响因素信息,较大程度的保留了实际测量数据所提供的真实信息[9]。

但是,实际热误差补偿是通过离线建立的模型对后续的机床热误差状态进行预测实现的,因此,模型的预测精度和预测稳健性成为最为需要

关注的参数[10]。一个具有较好建模拟合精度的模型,不一定具有较高的预测精度和稳健性[11]。时间序列模型中自变量滞后值等的加入,使时间序列模型具有比多元线性回归模型更为严重的多重共线性问题,反而降低了其预测精度和预测稳健性[12],成为时间序列模型应用在实际热误差建模中的局限性。文献[5-8]提及了时间序列模型对热误差预测的稳健性有待提高,但并未在热误差时间序列建模的相关研究中发现有关其稳健性的提升方案。

对此,本文提出一种时间序列稳健性的提升方法,将时间序列算法与具有共线性抑制功能的算法结合,既实现了在模型中加入自变量滞后值,又对自变量滞后值加入带来的更为严重的多重共线性进行处理。选择时间序列算法中的分布滞后(DL)[12]算法、具有共线性抑制功能算法中的主成分回归(PCR)[13]为例,提出采用主成分分布滞后(PCDL)算法建立机床热误差补偿模型的方法,并将其与 DL 算法的预测精度和稳健性进行了比较。

2 热误差建模算法理论知识

2.1 分布滞后(DL)算法

如果因变量不仅与一个或多个自变量的当前值有关系,而且与其若干滞后值有关系,通过多元回归分析来描述这种关系的模型称为分布滞后模型[12],记为:

$$y_t = \alpha_0 + \sum_{j=1}^u \sum_{i=0}^n \beta_{j,i} x_{j,t-i} + \epsilon_t, \quad (1)$$

式中: n 为最大滞后阶数; α_0 为常数项; u 为外生变量个数; y_t 为因变量; $\beta_{j,i}$ 为系数; $x_{j,t-i}$ 为第 j 个自变量的 $t-i$ 期值。

对于滞后阶数 n 的确定,可以采用权宜估计法。即取 $n=1, 2, \dots, i$, 对不同的 i 条件下经最小

二乘拟合,当滞后变量的回归系数开始变得统计不显著,或其中有一个变量的系数改变符号时, $i-1$ 为最终的滞后阶数。

2.2 主成分分布滞后(PCDL)算法

DL 算法虽然考虑了温度传热的迟滞性,但温度滞后值的加入,也使 DL 模型具有比多元回归模型更为严重的多重共线性^[12]。因此,通过多元回归分析来描述因变量与自变量的当前值及其滞后值之间关系的 DL 算法存在弊端。

对此,将 DL 算法与能够抑制自变量多重共线性的算法(如主成分回归^[13]、岭回归^[14]等)结合起来,既在模型中加入了温度滞后值,又对温度滞后值加入带来的更为严重的多重共线性进行了处理。

以 DL 算法结合主成分回归算法为例,提出采用主成分分布滞后(PCDL)算法建立数控机床热误差补偿模型的方法。其原理是通过主成分回归分析对因变量与自变量的当前值及其滞后值之间的关系给予描述的,其模型方程表达形式与 DL 模型式(1)相同。

2.3 主成分回归(PCR)算法

主成分回归^[13]是用于共线性数据分析的有偏估计方法,它采用原自变量的主成分代替原自变量作回归分析。由于主成分保留了原指标的绝大部分信息,且互不相关,因此利用主成分回归分析可以有效地解决回归分析中自变量间共线性问题,以达到较好的估计效果。

主成分回归算法具体步骤为:

(1) 首先对原始观测数据 $\mathbf{X} = (x_1, x_2, \dots, x_p)$ 按式(2)进行标准化,并对标准化后的数据 $\mathbf{X}^* = (x_1^*, x_2^*, \dots, x_p^*)$ 作主成分分析,由式(3)求出主成分 F_1, F_2, \dots, F_p :

$$\begin{cases} X_i^* = \frac{(x_i - \bar{x})}{s}, i = 1, 2, \dots, p \\ \bar{x} = \sum_{i=1}^p x_i / p \\ s = \sqrt{[\sum_{i=1}^p (x_i - \bar{x})^2] / p} \end{cases}, \quad (2)$$

$$\begin{cases} F_1 = u_{11} x_1^* + u_{21} x_2^* + \dots + u_{p1} x_p^* \\ F_2 = u_{12} x_1^* + u_{22} x_2^* + \dots + u_{p2} x_p^* \\ F_p = u_{1p} x_1^* + u_{2p} x_2^* + \dots + u_{pp} x_p^* \end{cases}, \quad (3)$$

其中: u_1, u_2, \dots, u_p 为标准化数据 \mathbf{X}^* 的自相关矩阵的特征向量,主成分 F_1, F_2, \dots, F_p 之间互不相

关,且 $\text{Var}F_1 \geq \text{Var}F_2 \geq \dots \geq \text{Var}F_p > 0$ 。

(2) 选择累计方差贡献率大于 85% 的前 m 个主成分,用以建立因变量 Y 与主成分 F_1, F_2, \dots, F_m 之间的回归模型:

$$\hat{Y} = \hat{b}_1 F_1 + \dots + \hat{b}_m F_m, m \leq p, \quad (4)$$

(3) 将式(3)带入方程(4)中,得到 Y 关于 $x_1^*, x_2^*, \dots, x_p^*$ 的主成分回归方程:

$$\begin{aligned} \hat{Y} = & \hat{b}_1 (u_{11} x_1^* + u_{21} x_2^* + \dots + u_{p1} x_p^*) + \dots \\ & + \hat{b}_m (u_{1m} x_1^* + u_{2m} x_2^* + \dots + u_{pm} x_p^*) = \\ & (\hat{b}_1 u_{11} + \hat{b}_2 u_{12} + \dots + \hat{b}_m u_{1m}) x_1^* + \dots + \\ & (\hat{b}_1 u_{p1} + \hat{b}_2 u_{p2} + \dots + \hat{b}_m u_{pm}) x_p^* = \\ & \hat{\beta}_1 x_1^* + \hat{\beta}_2 x_2^* + \dots + \hat{\beta}_p x_p^*, \end{aligned} \quad (5)$$

(4) 根据方程(5)中的回归系数 $\hat{\beta}_i$ 与原始回归模型参数间的数学关系,将方程(5)还原为因变量 Y 与原始数据 (x_1, x_2, \dots, x_p) 之间的回归方程。

3 数控机床热误差测量实验

以 Leaderway-V450 型数控加工中心为实验对象,根据实验所得的主轴 Z 向热误差,建立热误差和温度敏感点之间的多种数学模型,并对这些模型的预测稳健性能力进行探讨。

实验选择温度传感器 DS18B20(测量精度为 $\pm 0.2^\circ\text{C}$,最高分辨率可以达到 0.0625°C)测量温度数据;采用电涡流位移传感器(测量精度为 $\pm 0.5 \mu\text{m}$)对机床主轴 Z 向热误差进行测量。温度传感器的贴放位置以影响机床主轴 Z 向热误差的主要热源附近为主,各传感器的安放位置如表 1 所示,温度传感器 $T_1 \sim T_9$ 和电涡流传感器 S 的分布位置示意如图 1 所示。

表 1 传感器安放位置

Tab. 1 Positions of sensors

传感器	安放位置
T_1, T_2, T_3, T_4, T_5	主轴前轴承
T_6, T_9	主轴外箱体
T_7	主轴打刀缸底部
T_8	主轴电机
T_{10}	机床外壳
S	主轴 Z 向下正端

实验测量时,主轴以恒定的转速(2 000 rpm、

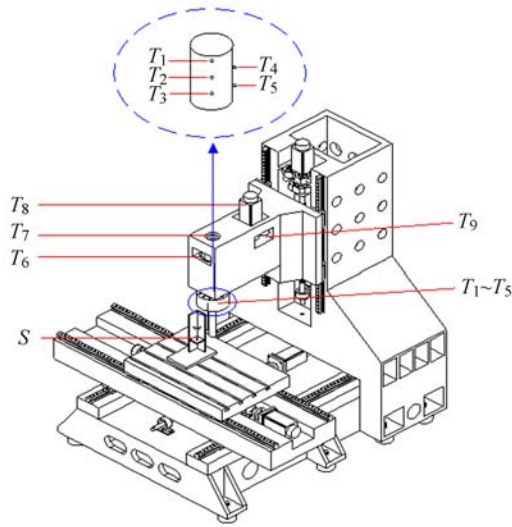


图 1 各传感器的分布位置示意图

Fig. 1 Distribution positions of sensors

4 000 rpm、6 000 rpm) 转动,每隔 3 min 停转一次,电涡流传感器移到主轴正下方,使主轴下压电感传感器,测量主轴 Z 向的热变形,同时通过温度测量系统采集该时刻的温度数据。一次采样结束后,主轴上移,电涡流传感器右移。整个实验循环执行上述步骤,持续时间达到 4 h 之上。

根据所述实验方法,在不同季节内共测量得到 12 批次数据,具体参数如表 2 所示。12 批次数据的热误差曲线如图 2 所示。给出 K_1 批次的温度测量数据,如图 3 所示。

表 2 实验数据具体参数

Tab. 2 Specific parameters of experiment data

数据	实验时间 (年.月.日)	主轴转速 (rpm)	环境温度 ($^{\circ}\text{C}$)
K_1	2015. 01. 04	2 000	6.56~11.0
K_2	2015. 01. 05	4 000	6.69~11.1
K_3	2015. 01. 06	6 000	6.19~10.0
K_4	2015. 03. 19	2 000	13.0~16.1
K_5	2015. 03. 24	4 000	14.4~19.3
K_6	2015. 03. 25	6 000	14.6~19.7
K_7	2015. 06. 18	2 000	23.6~27.5
K_8	2015. 06. 19	4 000	20.8~22.0
K_9	2015. 06. 25	6 000	21.6~25.6
K_{10}	2015. 09. 10	2 000	25.5~27.7
K_{11}	2015. 09. 12	4 000	27.0~31.1
K_{12}	2015. 09. 17	6 000	24.5~25.3

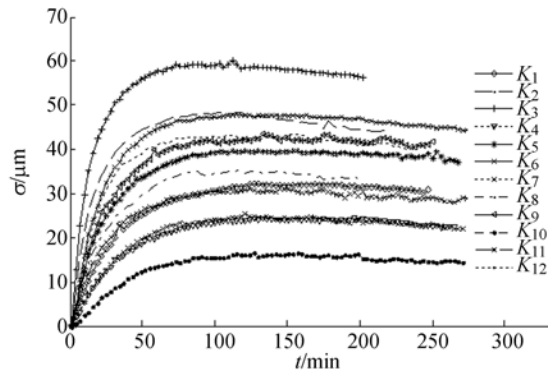


图 2 $K_1 \sim K_{12}$ 批次数据的热误差曲线

Fig. 2 Thermal deformations of $K_1 \sim K_{12}$

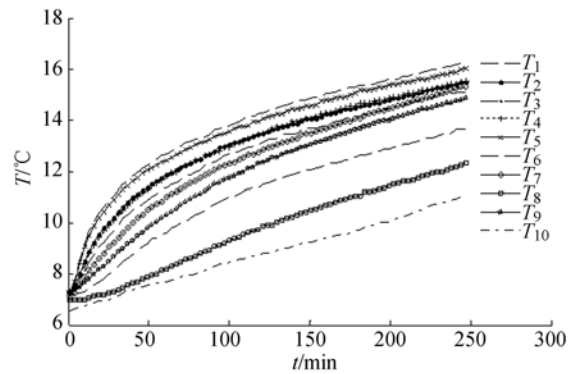


图 3 K_1 批次的温度测量数据

Fig. 3 Temperature measuring data of K_1

4 热误差建模实例及模型精度分析

4.1 温度敏感点选择

在建立机床热误差补偿模型时,需要选择合适的温度敏感点参与建模。而温度敏感点选择时主要遵循 3 个策略^[15]:(1)互不相关策略,要求所选温度敏感点之间满足非共线性条件;(2)主因素策略,要求所选温度敏感点对热变形量具有最大影响权重;(3)最少布点策略,在满足热误差建模精度前提下,要求所选温度敏感点的数目最少。

目前,大多数温度敏感点选择原理为,先对所有温度变量进行相关性分组,然后在组内寻优,最终将所有组内的最优变量组合,作为温度敏感点用以建模^[16-19]。但是这类选择方法通常存在一个弊端,即所述的互不相关策略和主因素策略相互矛盾。这是因为,影响机床主轴热误差的大

权重热源往往集中在主轴电机和主轴前轴承,这些位置由于比较接近而具备较强的共线性,如果以降低温度敏感点之间共线性误差为首要考虑因素时,只能从这些位置中选择一个温度变量用以建模,会导致另外选择的温度敏感点对热变形量的影响权重降低。

为了对上述论述内容给予论证,选择具有代表性的温度敏感点选择方法,即模糊聚类结合灰色关联度(FC-GRD),对实际热误差数据给予分析。FC-GRD的原理为:将所有温度变量按相关性分类,使得同类之间的变量具有较强的相关性,异类之间的变量具有较弱的相关性;并将每类中与热变形量关联度最大的温度测点组合起来作为温度敏感点。

采用 FC-GRD 方法对 $K_1 \sim K_{12}$ 批次数据进行温度敏感点选择,结果如表 3 所示。

表 3 温度敏感点选择结果

Tab. 3 Results of temperature-sensitive points selection

数据	温度敏感点	数据	温度敏感点
K_1	T_1, T_7	K_7	T_7, T_8
K_2	T_1, T_7	K_8	T_1, T_7
K_3	T_1, T_7	K_9	T_1, T_7
K_4	T_5, T_7	K_{10}	T_6, T_8
K_5	T_5, T_7	K_{11}	T_7, T_8
K_6	T_5, T_7	K_{12}	T_1, T_{10}

表 3 中的各批次数据的温度敏感点结果并未保持一致,即机床温度敏感点存在变动性。该论点已在文献[20]中论述过。

根据灰色关联度式(6),计算各批次数据中的 $T_1 \sim T_{10}$ 与相应热变形量之间的关联度,并对其按关联度从大到小顺序进行排序,结果如表 4 所示。表 4 中的加粗下划线的数据为各批次数据的温度敏感点。

$$\left\{ \begin{aligned} \gamma(Y, T_i) &= \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n r(Y(k), T_i(k)), i = 1, 2, \dots, 10 \\ r(Y(k), T_i(k)) &= \frac{\min_i \min_k |Y(k) - T_i(k)| + \rho \max_i \max_k |Y(k) - T_i(k)|}{|Y(k) - T_i(k)| + \rho \max_i \max_k |Y(k) - T_i(k)|} \end{aligned} \right. \quad (6)$$

式中: Y 为热变形量, $T_i (i = 1, 2, \dots, 10)$ 分别对应温度变量 $T_1 \sim T_{10}$ 。

表 4 各批次数据中的 $T_1 \sim T_{10}$ 与热变形量的关联度排序

Tab. 4 Ranking of correlation degree between $T_1 \sim T_{10}$ and thermal deformation in each batch of data

数据	关联度排序 (1 表示关联度最大, 10 表示关联度最小)									
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
K_1	<u>T_1</u>	T_5	T_2	T_4	T_3	T_8	T_9	T_6	<u>T_7</u>	T_{10}
K_2	<u>T_1</u>	T_4	T_2	T_5	T_3	T_8	T_6	T_9	<u>T_7</u>	T_{10}
K_3	<u>T_1</u>	T_4	T_2	T_3	T_5	T_6	T_8	T_9	<u>T_7</u>	T_{10}
K_4	<u>T_5</u>	T_1	T_2	T_4	T_8	T_3	T_9	T_6	<u>T_7</u>	T_{10}
K_5	<u>T_5</u>	T_1	T_2	T_4	T_3	T_8	T_9	T_6	<u>T_7</u>	T_{10}
K_6	<u>T_5</u>	T_1	T_2	T_4	T_3	T_9	T_8	T_6	<u>T_7</u>	T_{10}
K_7	<u>T_8</u>	T_1	T_9	T_5	T_2	T_4	T_3	<u>T_7</u>	T_6	T_{10}
K_8	<u>T_1</u>	T_5	T_2	T_4	T_3	T_8	T_9	T_6	<u>T_7</u>	T_{10}
K_9	<u>T_1</u>	T_5	T_2	T_4	T_3	T_8	T_9	T_6	<u>T_7</u>	T_{10}
K_{10}	<u>T_8</u>	T_9	T_1	T_2	T_5	T_3	T_4	T_{10}	T_7	<u>T_6</u>
K_{11}	<u>T_8</u>	T_1	T_9	T_5	T_2	T_3	T_4	<u>T_7</u>	T_{10}	T_6
K_{12}	<u>T_1</u>	T_5	T_2	T_8	T_4	T_3	T_9	T_6	T_7	<u>T_{10}</u>

由表 4 明显看到,以降低温度敏感点之间的共线性误差为首要考虑因素的 FC-GRD 方法,其选择出的其中一个温度敏感点对热变形量的影响权重为最大,而另外一个温度敏感点对热变形量的影响权重小得多,远小于如 $T_2 \sim T_4$ 等温度变量对热变形量的影响权重。所以说,通过该方法在选择建模自变量时,互不相关策略和主因素策略是相互矛盾的。

基于上述论述,在选择 DL 和 PCDL 模型的建模自变量时会有所不同,在此给出一个统一解释,即在选择 DL 模型的建模自变量时主要遵循互不相关策略、主因素策略和最少布点策略,这与大多数方法的选择准则相同;而对于 PCDL 算法,由于其本身能够抑制自变量共线性误差的影响,且互不相关策略和主因素策略又互相矛盾,因此,该算法的建模自变量在选择时不需要遵循互

表 5 用以 PCDL 模型的建模自变量

Tab. 5 Modeling independent variables used in PCDL models

数据	温度敏感点	数据	温度敏感点
K_1	T_1, T_5	K_7	T_4, T_5
K_2	T_1, T_4	K_8	T_1, T_5
K_3	T_1, T_4	K_9	T_1, T_5
K_4	T_1, T_2	K_{10}	T_1, T_8
K_5	T_1, T_5	K_{11}	T_1, T_5
K_6	T_1, T_5	K_{12}	T_1, T_5

12) 批次数据所建的 PCDL 和 DL 模型均取名为 M_i 。

表 7 DL 模型式(9)的 S 、 M_n 和 S_d

Tab. 7 S , M_n and S_d of DL model (9) (μm)

模型	S	M_n	S_d
M_1	0.82	11.03	8.09
M_2	0.78	19.75	11.48
M_3	0.83	27.01	12.30
M_4	0.85	8.24	6.41
M_5	0.94	9.81	7.52
M_6	1.11	14.43	8.86
M_7	0.41	15.50	9.68
M_8	1.03	12.10	8.75
M_9	1.11	12.31	7.97
M_{10}	1.15	34.75	21.35
M_{11}	0.43	14.34	9.41
M_{12}	1.14	5.58	2.95

由表 7 可知, DL 模型式(9)的拟合精度 S 分布在 $0.43 \sim 1.11 \mu\text{m}$, 预测精度平均值 M_n 分布在 $5.58 \sim 34.75 \mu\text{m}$, 预测精度离散标准差 S_d 分布在 $2.95 \sim 21.35 \mu\text{m}$ 。

4.4 PCDL 和 DL 模型的精度比较

将 PCDL 和 DL 模型的拟合精度 S 及预测精度(包括 M_n 和 S_d) 分别给予比对, 结果分别如图 4~6 所示。并根据表 6 和表 7, 将 12 个 PCDL 模型和 12 个 DL 模型的 S 、 M_n 和 S_d 给予平均化, 得到如表 8 所示的两种模型的 \bar{S} 、 \bar{M}_n 和 \bar{S}_d 。

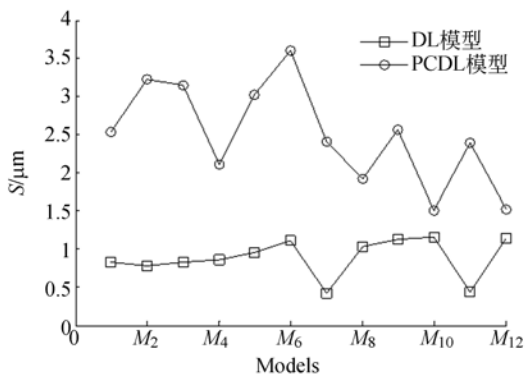


图 4 DL 和 PCDL 模型的拟合精度 S 的比较

Fig. 4 Comparison of fitting accuracy S of DL and PCDL models

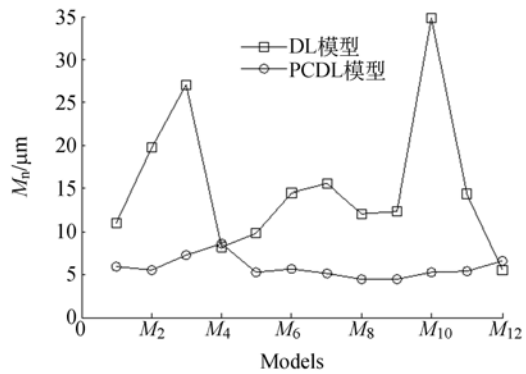


图 5 DL 和 PCDL 模型的预测精度平均值 M_n 的比较

Fig. 5 Comparison of mean of forecasting accuracy M_n of DL and PCDL models

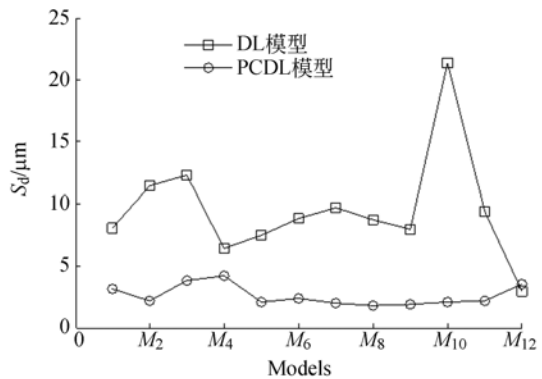


图 6 DL 和 PCDL 模型的预测精度离散标准差 S_d 的比较

Fig. 6 Comparison of discrete standard deviation of forecasting accuracy S_d of DL and PCDL models

表 8 DL 和 PCDL 模型的 \bar{S} 、 \bar{M}_n 和 \bar{S}_d

Tab. 8 The \bar{S} , \bar{M}_n and \bar{S}_d of DL and PCDL models (μm)

	\bar{S}	\bar{M}_n	\bar{S}_d
DL	0.88	15.40	9.56
PCDL	2.48	5.82	2.58

由图 4~6 和表 8 可知, PCDL 模型的低于 DL 模型约 $2.4 \mu\text{m}$; 但 PCDL 模型的 \bar{M}_n 高于 DL 模型约 $9.6 \mu\text{m}$, PCDL 模型的高于 DL 模型约 $7 \mu\text{m}$ 。即, PCDL 模型的 \bar{S}_d 拟合精度稍微低于 DL 模型, 但其预测精度和预测稳健性远优于 DL 模型。

造成上述效果的原因是, PCDL 模型应用了主成分回归(PCR)的建模方法, 而 PCR 算法是一种处理共线性数据的有偏估计方法。即, PCDL 模型在对自变量之间的多重共线性处理时, 以牺

性部分拟合精度为前提,实现提高模型预测精度和稳健性的目的。在实际热误差预测补偿过程中,热误差补偿是通过离线建立的模型对后续的机床热误差状态进行预测实现的,因此,模型的预测精度和稳健性才是最为需要关注的参数。所以,PCDL 算法很好的实现了提高模型预测精度和稳健性的目的。

5 实验验证

补充 10 月份和 12 月份的 6 批次热误差实验数据,用以模型精度验证。其中,6 批次数据的具体参数如表 9 所示。

表 9 验证实验数据的具体参数

Tab.9 Specific parameters of verification experimental data

数据	实验时间 (年.月.日)	主轴转速 (rpm)	环境温度 (°C)
H_1	2015.10.09	2 000	19.1~23.4
H_2	2015.10.10	4 000	19.9~23.5
H_3	2015.10.12	6 000	19.6~23.7
H_4	2015.12.01	2 000	9.38~12.9
H_5	2015.12.04	4 000	6.69~11.1
H_6	2015.12.05	6 000	6.19~10.0

利用上述实验数据和第 4 节所述的热误差模型精度分析方法,通过建立 DL 和 PCDL 模型可计算得到 DL 和 PCDL 模型的拟合精度 S 、预测精度平均值 $\overline{M_n}$ 、预测精度离散标准差 S_d ,对其平均化得到的两种模型的 \overline{S} 、 $\overline{M_n}$ 和 $\overline{S_d}$,结果如表 10 所示。

参考文献:

- [1] BRYAN J B. International status of thermal error research [J]. *CIRP Annals-Manufacturing Technology*, 1990, 39(2):645-656.
- [2] ARONSON R B. War against thermal expansion [J]. *Manufacturing Engineering*, 1996, 116(6): 45-50.
- [3] YANG J G, YUAN J X, NI J. Thermal error mode analysis and robust modeling for error compensation on a CNC turning center [J]. *International Journal*

表 10 DL 和 PCDL 模型的预测精度和稳健性分析

Tab.10 Analysis of forecasting accuracy and robustness of DL and PCDL models

	\overline{S}	$\overline{M_n}$	$\overline{S_d}$
DL	0.74	13.05	9.88
PCDL	2.75	5.66	2.48

由表 10 知,PCDL 模型虽然牺牲了部分拟合精度,但其 $\overline{M_n}$ 和 $\overline{S_d}$ 均高于 DL 模型 $7 \mu\text{m}$ 以上,即 PCDL 模型的预测精度和预测稳健性优于 DL 模型,达到了提高模型预测稳健性的目的。

6 结 论

本文提出一种时间序列模型预测稳健性的提升方法。即将时间序列算法与能够抑制多重共线性的建模算法结合起来,这样既可在模型中通过加入温度滞后值以提供更全面的温度信息,又可对温度滞后项引入后带来的更为严重的多重共线性进行处理。本文选择时间序列中的分布滞后(DL)算法、共线性抑制算法中的主成分回归(PCR)算法为例,提出采用主成分分布滞后(PCDL)算法建立机床热误差补偿模型的方法,并将其与 DL 算法的预测精度和稳健性进行了比较。结果显示,PCDL 算法克服了温度滞后值引入后带来的严重多重共线性的影响,其预测精度远优于 DL 模型,预测精度提升达到 $9 \mu\text{m}$ 左右。本文方法为时间序列数据建模在不同领域内的应用提供了参考。本文结论只针对 Leaderway-v450 型数控基础,而对不同类型的数控加工中心并未给予深入研究,故实验结果具有一定局限性。

of Machine Tools & Manufacture, 1999, 39(9): 1367-1381.

- [4] MIAO E M, GONG Y Y, NIU P C, *et al.*. Robustness of thermal error compensation modeling models of CNC machine tools [J]. *International Journal of Manufacturing Technology*, 2013, 69(9):2593-2603.
- [5] 姚焕新,牛鹏程,苗恩铭,等.数控机床热误差补偿中分布滞后模型的建立[J]. *农业机械学报*, 2013, 44(3):246-250.
- YAO H X, NIU P CH, MIAO E M, *et al.*. Estab-

- ishment of autoregressive distributed lag model in thermal error compensation of CNC machine tools [J]. *Transactions of The Chinese Society of Agricultural Machinery*, 2013, 44 (3): 246-250. (in Chinese)
- [6] 苗恩铭, 龚亚运, 牛鹏程, 等. 自回归分布滞后模型在数控机床热误差建模中的应用[J]. *计量学报*, 2013, 34(3).
MIAO E M, GONG Y Y, NIU P CH, *et al.*. Application of autoregressive distributed lag model to thermal error compensation of machine tools [J]. *Acta Metrologica Sinica*, 2013, 34 (3). (in Chinese)
- [7] 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.
LI Y X, TONG H CH, CAO H T, *et al.*. Application of time series analysis to thermal error modeling on NC machine tools [J]. *Journal of Sichuan University: Engineering Science Edition*, 2006, 38 (2):74-78. (in Chinese)
- [8] 张琨, 姚晓栋, 张毅, 等. 基于时序模型优化选择的热误差建模[J]. *组合机床与自动化加工技术*, 2011(10):36-39.
ZHANG K, YAO X D, ZHANG Y, *et al.*. Thermal error modeling based on optimum selection of time series models [J]. *Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique*, 2011 (10): 36-39. (in Chinese)
- [9] 王振龙, 胡永宏. *应用时间序列分析*[M]. 北京: 科学出版社, 2007.
WANG ZH L, HU Y H. *Application of Time Series Analysis* [M]. Beijing: Science Press, 2007. (in Chinese)
- [10] 吕程, 刘子云, 刘子建, 等. 广义径向基函数神经网络在热误差建模中的应用[J]. *光学 精密工程*, 2015, 23(6):1705-1713.
LV CH, LIU Z Y, LIU Z J, *et al.*. Application of generalized radial basis function neural network to thermal error modeling [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2015, 23(6):1705-1713. (in Chinese)
- [11] 李鸣鸣, 龚振邦, 孙麟治, 等. 实验数据 RBF 神经网络模型中噪声的处理方法[J]. *光学 精密工程*, 2005, 13(z1):227-231.
LI M M, GONG ZH B, SUN L ZH, *et al.*. Strategies to the noise contained in experimental data in RBF neural network model [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2005, 13(z1):227-231. (in Chinese)
- [12] 于俊年. *计量经济学*[M]. 北京: 对外经济贸易大学出版社, 2000.
YU J N. *Econometrics* [M]. Beijing: University of International Business and Economics Press, 2000. (in Chinese)
- [13] 曾九孙, 刘祥官, 罗世华, 等. 主成分回归和偏最小二乘法在高炉冶炼中的应用[J]. *浙江大学学报: 理学版*, 2009, 36(1):33-36.
ZENG J S, LIU X G, LUO SH H, *et al.*. Application of principle component regression and partial least square in blast furnace iron-making [J]. *Journal of Zhejiang University: Science Edition*, 2009, 36(1):33-36. (in Chinese)
- [14] 史志伟, 韩敏. ESN 岭回归学习算法及混沌时间序列预测[J]. *控制与决策*, 2007, 22 (3): 258-261.
SHI ZH W, HAN M. Ridge regression learning in ESN for chaotic time series prediction [J]. *Control and Decision*, 2007, 22(3):258-261. (in Chinese)
- [15] 范金梅, 许黎明, 赵晓明, 等. 机床热误差补偿中温度传感器布置策略的研究[J]. *仪器仪表学报*, 2005, 26(S1):83-84.
FAN J M, XU L M, ZHAO X M, *et al.*. Sensor placement strategy for thermal error compensation on machine tools [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2005, 26 (S1): 83-84. (in Chinese)
- [16] LO C, YUAN J X, NI J. Optimal temperature variable selection by grouping approach for thermal error modeling and compensation [J]. *International Journal of Machine Tools & Manufacture*, 1999, 39(99):1383-1396.
- [17] LEE J, YANG S. Statistical optimization and assessment of a thermal error model for CNC machine tools [J]. *International Journal of Machine Tools & Manufacture*, 2002, 42(1):147-155.
- [18] 杨建国, 邓卫国, 任永强, 等. 机床热补偿中温度变量分组优化建模 [J]. *中国机械工程*, 2004, 15

(6):478-481.

YANG J G, DENG W G, REN Y Q, *et al.*.

Grouping optimization modeling by selection of temperature variables for the thermal error compensation on machine tools [J]. *China Mechanical Engineering*, 2004, 15(6):478-48. (in Chinese)

- [19] 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 E M, GONG Y Y, CHENG T J, *et al.*.

Application of support vector regression to thermal Error modeling of machine tools [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2013, 21(4):980-986. (in Chinese)

- [20] 苗恩铭, 刘义, 高增汉, 等. 数控机床温度敏感点变动性及其影响[J]. *中国机械工程*, 2016(3).

MIAO E M, LIU Y, GAO Z H, *et al.*. Variability of temperature-sensitive points and Its influences for CNC machines tools [J]. *China Mechanical Engineering*, 2016(3):285-289. (in Chinese)

作者简介:



苗恩铭(1970—),男,安徽阜阳人,博士生导师、教授,2004年于合肥工业大学获得博士学位,主要研究方向为精密机械工程、精度理论、数控机床热误差补偿、机械热鲁棒性结构设计理论与应用技术。E-mail:miaoem@163.com



刘义(1994—),男,安徽淮北人,硕士研究生,2014年于合肥工业大学获得学士学位,主要从事数控机床热误差补偿技术研究、机械形体热变形规律研究。E-mail:liuyi8045@163.com

(版权所有 未经许可 不得转载)