

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2107640

基于偏最小二乘的数控机床热误差稳健建模算法*

魏新园¹, 钱牧云¹, 冯旭刚¹, 苗恩铭², 陈雨尘¹

(1. 安徽工业大学电气与信息工程学院 马鞍山 243032; 2. 重庆理工大学机械工程学院 重庆 400054)

摘要:建立预测模型对热误差进行预测和补偿是解决机床热误差问题的常用方法,该方法中模型的预测精度和稳健性易受环境温度影响而明显下降,对此本文提出了基于偏最小二乘法的热误差稳健建模算法。首先使用相关系数法筛选温度敏感点,并建立热误差偏最小二乘回归预测模型。进而基于全年环境温度下的多批次热误差实验数据,分析最佳的温度敏感点个数。最后建立热误差偏最小二乘回归模型,并与普通多元线性回归模型的预测效果比对分析。结果表明本文所提算法平均预测精度为 $5.7\ \mu\text{m}$,模型稳健性为 $0.56\ \mu\text{m}$,相较于普通多元线性回归算法,预测精度和稳健性分别提高13.8%和49.5%。说明本文所提的热误差稳健建模算法能够在环境温度变化较大时保持高预测精度和高稳健性。

关键词:数控机床;热误差;偏最小二乘;模型稳健性

中图分类号: TH161 TG659 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 460.4

Robust modeling method for thermal error of CNC machine tools based on partial least squares algorithm

Wei Xinyuan¹, Qian Muyun¹, Feng Xugang¹, Miao Enming², Chen Yuchen¹(1. School of Electrical and Information Engineering, Anhui University of Technology, Ma'anshan 243032, China;
2. School of Mechanical Engineering, Chongqing University of Technology, Chongqing 400054, China)

Abstract: Building prediction model to predict and compensate thermal error is a common method to solve the problem of thermal error of machine tools. In this method, the prediction accuracy and robustness of the model are easily affected by the environmental temperature, so a robust thermal error modeling algorithm based on partial least square method is proposed. Firstly, the correlation coefficient method is used to screen the temperature sensitive points, and the partial least squares regression prediction model of thermal error is established. Then, based on the multi batch thermal error experimental data under the annual ambient temperature, the optimal number of temperature sensitive points is analyzed. Finally, the partial least squares regression model of thermal error is established and compared with the ordinary multiple linear regression model. The results show that the average prediction accuracy of the proposed algorithm is $5.7\ \mu\text{m}$, and the robustness of the model is $0.56\ \mu\text{m}$. Compared with the ordinary multiple linear regression algorithm, the prediction accuracy and robustness are improved by 13.8% and 49.5% respectively. It shows that the thermal error robust modeling algorithm proposed in this paper can maintain high prediction accuracy and high robustness when the ambient temperature changes greatly.

Keywords: CNC machine tool; thermal error; partial least squares; model robustness

0 引 言

机床作为装备制造的“工作母机”,是一个国家制造业水平高低的象征。在实际加工过程中,电机发热、摩擦

生热、切削热和环境温度等内外部热源变化会造成机床零部件发生热变形。进而刀具与工件之间的相对位置与预定值产生偏差,即热误差,从而造成机床精度下降^[1]。随着数控机床性能逐步提升,热误差逐渐成为影响机床精度的主要因素^[2]。解决热误差问题的常用方法有限元

收稿日期:2021-03-21 Received Date: 2021-03-21

* 基金项目:国家重点研发计划(2019YFB1703700)、安徽省自然科学基金青年项目(1908085QF294)、重庆市技术创新与应用发展专项项目(cstc2019jcsx-mbdxX0045, cstc2019jcsx-mbdxX0016)资助



分析方法^[3-4]和建立热误差模型对热误差进行预测和补偿的方法^[5]。赵亮等^[3]通过优化接触热阻模型构建了主轴系统的热-流-固有限元模型,提高了对机床主轴系统热特性规律的预测精度。康程铭等^[4]对加工中心主轴温度场进行有限元分析,进而基于物理建模法建立主轴热误差模型,其平均预测精度达到 95%。虽然有限元分析法能够从机理上分析机床主轴热变形规律,但分析结果的准确性依赖对象几何特性、材料属性、温度场和边界条件^[6]等,而这些条件难以与真实情况保持一致,造成仿真结果与真实情况存在一定偏差。相比而言,热误差建模补偿法所需成本低,应用灵活,在工程应用中易于实现^[2]。

热误差建模补偿法的关键在于热误差预测模型要具有高预测精度和高稳健性^[7]。国内外学者对此进行了大量研究,主要集中在温度敏感点(temperature sensitive points, TMP)选择算法和建模算法两个方面。目前最为常用的 TMP 选择算法是模糊聚类结合灰色关联度算法^[8-10],其基本原理是将温度测点分类以减少共线性对建模效果的影响,然后从每一类中选出与热误差关联性最大的温度测点作为 TMP。按照该原理,还有学者提出粗糙集理论结合灰色关联度算法^[11]和模糊聚类结合相关系数算法^[12]等。此外还有学者使用热模态分析法^[13-14],获得主轴热模态时间常数和温度场,并以此为依据确定温度敏感点对应的测量位置。也有学者提出使用高斯积分法^[15]、平均冲击值法^[16]和核主成分法^[17]选择温度敏感点,这些研究均在一定程度上实现了对温度测点的优化。

常用于建立热误差预测模型的算法有多元线性回归(multiple linear regression, MLR)算法^[18-20],神经网络算法^[9,21-23]和支持向量机算法^[24-26]等。基于这些建模算法的热误差模型的建模精度大幅提升,但模型的适应性随之降低,模型预测效果容易受到自变量多重共线性的影响^[27]。为了降低温度变量之间的多重共线性的影响,苗恩铭等^[28]提出使用主成分算法建立热误差预测模型。在此基础上,Liu 等^[29]使用岭回归算法建立热误差模型,使热误差预测模型的预测精度和稳健性得到有效提升。

这些研究一定程度上提高了热误差模型的预测效果,但存在的问题是机床在实际工况中由于季节性原因环境温度变化较大,导致热误差模型难以维持高预测精度,即稳健性下降。为了有效解决该难题,本文提出了基于相关系数法和偏最小二乘(partial least squares, PLS)算法^[30-31]的热误差稳健建模算法。使用全年环境温度下的实验数据验证该建模算法的有效性,并与 MLR 算法进行比对分析。结果表明本文所提的建模算法能够在全年环境温度范围内保持高预测精度和稳健性,对于数控机床热误差建模理论和数控机床精度保障具有重要理论意

义实际工程应用价值。

1 热误差建模算法

选择 TMP 时首先对温度测点进行分类,目的是降低 TMP 之间共线性对建模效果的影响。而 PLS 算法本身能够抑制自变量之间共线性的影响,因此本文不对温度测点进行分类,而直接使用相关系数法选择出对热误差影响权重大的测点作为 TMP。

1.1 相关系数法

本文使用皮尔逊相关系数判断温度变量与热误差之间的相关性强弱,选择相关系数较大的温度测点作为 TMP。皮尔逊相关系数计算公式如下:

$$\rho_{x_i,y} = \frac{Cov(x_i,y)}{\sqrt{Var(x_i)Var(y)}} \quad (1)$$

式中: $\rho_{x_i,y}$ 为第*i*个温度测点和热误差之间的相关系数; x_i 为第*i*个温度测点温度值; y 为热误差。 $Cov(x_i,y)$ 为*x_i*和*y*之间的协方差, $Var(x_i)$ 和 $Var(y)$ 分别为*x_i*和*y*的方差。其计算公式如下所示:

$$Cov(x_i,y) = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{n-1} \quad (2)$$

$$Var(x_i) = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}{n-1} \quad (3)$$

$$Var(y) = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}{n-1} \quad (4)$$

1.2 PLS 算法

PLS 算法集中了主成分分析、典型相关分析和线性回归分析的特点,能够有效解决自变量多重共线性的问题。下面介绍 PLS 算法的建模基本步骤。

设原始数据中有 m 个因变量和 n 个自变量,样本点个数为 N ,则原始数据的自变量和因变量可以表示为 $\mathbf{X} = (x_{ij})_{m \times N}$ 和 $\mathbf{Y} = (y_{ij})_{n \times N}$ 。

1) 对原始数据进行标准化,提取自变量和因变量的第一对主成分 \mathbf{u}_1 和 \mathbf{v}_1 。自变量 \mathbf{X} 和因变量 \mathbf{Y} 标准化后得到 \mathbf{X}_0 和 \mathbf{Y}_0 。进而求得主成分对:

$$\begin{cases} \mathbf{u}_1 = \mathbf{X}_0 \boldsymbol{\omega}_1 \\ \mathbf{v}_1 = \mathbf{Y}_0 \mathbf{c}_1 \end{cases} \quad (5)$$

式中: $\boldsymbol{\omega}_1$ 和 \mathbf{c}_1 分别为矩阵 $\mathbf{X}_0^T \mathbf{Y}_0 \mathbf{Y}_0^T \mathbf{X}_0$ 和 $\mathbf{Y}_0^T \mathbf{X}_0 \mathbf{X}_0^T \mathbf{Y}_0$ 的最大特征值对应的特征向量。

2) 建立自变量和因变量关于主成分 \mathbf{u}_1 的回归模型:

$$\begin{cases} \mathbf{X} = \mathbf{u}_1 \mathbf{p}_1^T + \mathbf{X}_1 \\ \mathbf{Y} = \mathbf{u}_1 \mathbf{q}_1^T + \mathbf{Y}_1 \end{cases} \quad (6)$$



式中: $\mathbf{p}_1 = [p_{11}, \dots, p_{1m}]^T$, $\mathbf{q}_1 = [q_{11}, \dots, q_{1n}]^T$ 分别为回归模型中的参数向量, \mathbf{X}_1 和 \mathbf{Y}_1 分别为残差矩阵。

3) 用残差矩阵 \mathbf{X}_1 和 \mathbf{Y}_1 代替 \mathbf{X}_0 和 \mathbf{Y}_0 重复以上步骤, 直至所提取的主成分贡献率超过 90% 或贡献率变化低于 5%, 然后使用取得的主成分进行下一步运算。

4) 求关于主成分的回归方程。设最终提出的 r 个主成分 $\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \dots, \mathbf{u}_r$, 满足:

$$\begin{cases} \mathbf{X}_0 = \mathbf{u}_1 \mathbf{p}_1^T + \dots + \mathbf{u}_r \mathbf{p}_r^T + \mathbf{X}_r \\ \mathbf{Y}_0 = \mathbf{u}_1 \mathbf{q}_1^T + \dots + \mathbf{u}_r \mathbf{q}_r^T + \mathbf{Y}_r \end{cases} \quad (7)$$

将公式 $\mathbf{u}_k = \mathbf{X}_0 \boldsymbol{\omega}_k (k=1, \dots, r)$ 代入上式即可得到因变量 \mathbf{Y}_0 的 PLS 回归方程:

$$y_{0j} = c_{1j} x_{01} + \dots + c_{mj} x_{0m}, j=1, \dots, n \quad (8)$$

式中: $(c_{ij})_{m \times n}$ 为 PLS 回归方程的系数。

5) 求原始数据的 PLS 回归方程。将式(8)中的自变量和因变量标准化还原, 得到原始数据的 PLS 回归方程问:

$$y_j = d_{0j} + d_{1j} x_1 + \dots + d_{mj} x_m, j=1, \dots, n \quad (9)$$

6) 模型有效性检验。本文中使用的模型对其他批次数据的预测残余标准差来验证模型的建模效果。预测残余标准差 S 的计算公式为:

$$S = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^n (\hat{y}_k - y_k)^2}{n-1}} \quad (10)$$

式中: S 表示预测残余标准差, y_k 为热误差样本点, \hat{y}_k 为对应的回归模型热误差预测值。

2 实验研究

2.1 实验装置

本文进行全年热误差实验的对象为一台 Vcenter-55 型号三轴立式加工中心, 如图 1 所示。使用 5 点测量法测量机床热误差, 在 X 和 Y 方向各使用 2 个电容位移传感器, Z 向使用 1 个电容位移传感器, 如图 2 所示, 传感器测量精度为 $1 \mu\text{m}$ 。

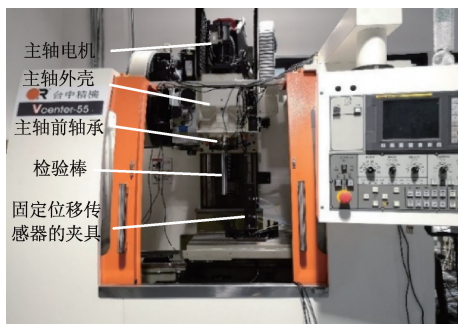


图 1 实验对象

Fig. 1 Experimental object

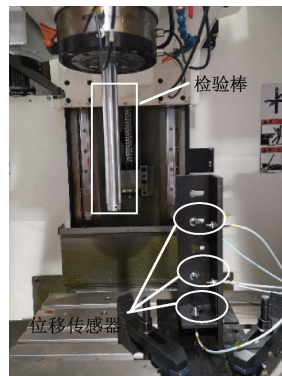


图 2 位移传感器分布

Fig. 2 Displacement sensor distribution

使用 10 个测量精度为 0.1°C 的铂电阻测量机床关键位置处的温度变化情况, 其分布位置及作用如表 1 所示。热误差测量系统与温度测量系统同步测量, 并将测量数据传输至上位机程序进行保存和显示。

表 1 温度传感器位置及作用

Table 1 Position and function of temperature sensor

传感器	安放位置	作用
T1~T5	主轴前轴承	测量电机发热
T7, T8	主轴外箱	测量主轴发热
T6, T9	主轴电机	测量主轴发热
T10	机床外壳	测量环境温度

各批次实验过程参考国际标准 ISO 230-3: 2001 IDT^[32], 机床主轴以恒定转速空转运行, 工作台沿 X 、 Y 轴向以恒定进给速度往返运行, 每运行 5 min 采集一次温度和热误差数据, 每批次实验时间持续 6 h 之上。

2.2 实验安排

按照以上实验过程, 本文在不同环境温度下共进行 12 批次热误差测量实验, 记为 K1~K12。各批次实验参数如表 2 所示, 主轴转速分别设定为 2 000、4 000 和 6 000 r/min 三种, 进给速度始终为 1 500 mm/min。

表 2 各批次实验参数

Table 2 Experimental parameters of each batch

批次	初始环境温度/ $^\circ\text{C}$	主轴转速/ $(\text{r} \cdot \text{min}^{-1})$	批次	初始环境温度/ $^\circ\text{C}$	主轴转速/ $(\text{r} \cdot \text{min}^{-1})$
K1	3.7	2 000	K7	14.6	2 000
K2	5.3	4 000	K8	25.1	4 000
K3	6.2	6 000	K9	25.7	6 000
K4	10.6	2 000	K10	27.0	2 000
K5	12.9	4 000	K11	29.2	4 000
K6	13.8	6 000	K12	31.6	6 000



2.3 实验数据分析

经过统计,该 12 批次实验初始环境温度分布范围为 3.7℃~31.6℃,说明全年环境温度范围分布较大。对实验数据进行分析可绘制出各批次实验的温度变化曲线,如 K1 和 K12 实验如图 3 和 4 所示。

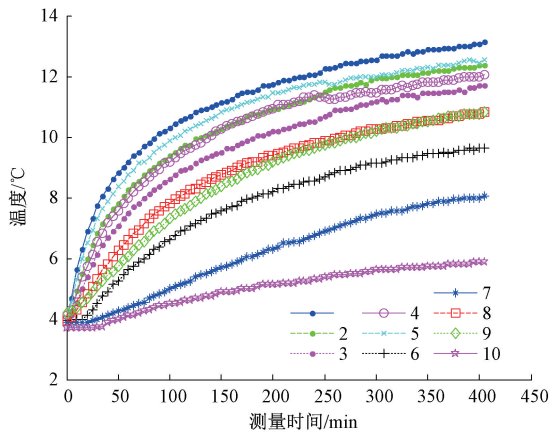


图 3 K1 批次温度变化曲线

Fig. 3 Temperature change curve of K1

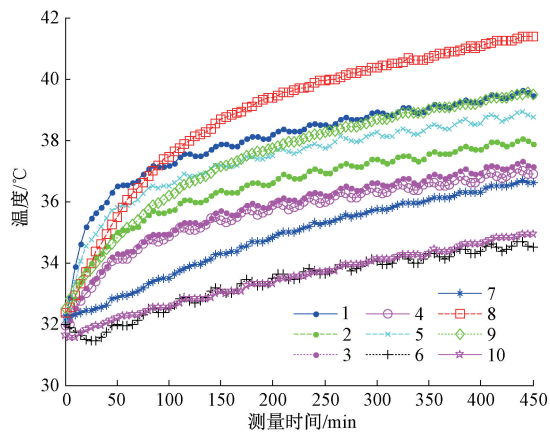


图 4 K12 批次温度变化曲线

Fig. 4 Temperature change curve of K12

同理可绘制出 12 批次实验的 Z 向热误差曲线,如图 5 所示。从图 5 中可观察到,不同环境温度下机床热误差变化规律存在明显差别。说明建模算法需要准确描述不同环境温度下的热误差变化规律,才能够建立高精度和高稳健性的热误差预测模型。

3 基于 PLS 的热误差模型建立

首先使用相关系数法筛选 TMP,进而根据 2.2 节中理论内容建立各批次实验 Z 向热误差关于 TMP 的 PLS 回归预测模型。

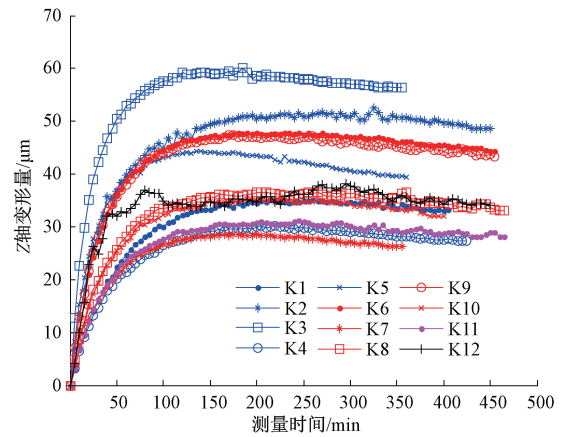


图 5 各批次数据 Z 向热误差变化曲线

Fig. 5 Thermal error curves in Z direction of all batches of experiments

3.1 TMP 选择

以选择 2 个 TMP 为例,介绍使用相关系数法筛选 TMP 的过程。如对 K1 批次实验数据进行计算,首先求得各温度测点数据与 Z 向热误差数据之间的相关系数,如表 3 所示。

表 3 K1 批次相关系数计算结果

Table 3 Correlation coefficient calculation results of K1

温度测点	T1	T2	T3	T4	T5
相关系数	0.91	0.90	0.88	0.90	0.91
温度测点	T6	T7	T8	T9	T10
相关系数	0.80	0.70	0.82	0.81	0.61

进而对表 3 各相关系数大小进行排序,选择相关系数最大的 2 个温度测点作为 TMP,即 T1 和 T5。同理可选择 12 批次实验的 TMP,结果如表 4 所示。

表 4 相关系数法筛选 TMP 选择结果

Table 4 Selection results of TMPs with correlation coefficient

批次	K1	K2	K3	K4	K5	K6
结果	[5,1]	[1,5]	[1,4]	[5,1]	[1,4]	[1,5]
批次	K7	K8	K9	K10	K11	K12
结果	[1,4]	[1,5]	[1,5]	[1,5]	[1,5]	[1,5]

3.2 PLS 回归模型的建立

使用表 4 中 TMP 选择结果,可建立各批次实验 Z 向热误差的 PLS 回归方程。继续以 K1 批次实验为例进行说明。

1) 对 K1 批次实验数据进行标准化,进而计算主成分对:



$$\begin{cases} \mathbf{u}_1 = 0.701\tilde{T}_1 + 0.713\tilde{T}_5 \\ \mathbf{v}_1 = \tilde{Z} \end{cases} \quad (11)$$

$$\begin{cases} \mathbf{u}_2 = -0.713\tilde{T}_1 + 0.701\tilde{T}_5 \\ \mathbf{v}_2 = \tilde{Z} \end{cases}$$

式中： \tilde{T}_1, \tilde{T}_5 和 \tilde{Z} 分别表示标准化之后的温度变量和热误差变量。第 1 个主成解释自变量的贡献率达到 99.88%，因此只选取一对主成分即可。

2) 求标准化之后的热误差变量关于主成分 \mathbf{u}_1 之间的回归模型：

$$\tilde{Z} = 0.6637\mathbf{u}_1$$

3) 将 $\mathbf{u}_1 = 0.701\tilde{T}_1 + 0.713\tilde{T}_5$ 代入到上式中，得到标准化后的自变量和因变量之间的回归方程：

$$\tilde{Z} = 0.465\tilde{T}_1 + 0.473\tilde{T}_5$$

4) 将标准化还原得到原始变量 T 和 Z 之间的回归方程如下所示：

$$Z = 6.258 + 1.773T_1 + 1.811T_5$$

由此完成 K1 批次实验的 Z 向热误差 PLS 回归方程的建立。同理可以建立 12 批次实验的热误差 PLS 回归模型，模型系数如表 5 所示。

表 5 PLS 回归模型系数计算结果

Table 5 Coefficients calculated results of PLS model

批次	模型系数		
	d_0	d_1	d_2
K1	6.258	1.811	1.773
K2	14.474	1.633	1.644
	...		
K11	6.656	2.244	2.348
K12	14.905	1.775	1.850

3.3 最佳 TMP 个数分析

基于以上 TMP 选择和热误差 PLS 回归模型建立的过程，下面研究 TMP 个数对 PLS 回归模型预测效果的影响。从而确定最佳的 TMP 个数，建立最优的热误差 PLS 回归模型。

式(10)中的预测残余标准差 S 能够说明模型对某一批次数据的预测效果，而模型对各批次数据的预测残余标准差 S 的平均值 S_{mean} 能够从整体上反映了模型对全部数据的预测效果，因此可以用来表征模型的预测精度； S 的标准差 S_{std} 则反映了模型对其他批次数据预测效果的波动性，因此可以用来表征模型的稳健性。 S_{mean} 和 S_{std} 的计算公式如下所示：

$$S_{mean} = \frac{\sum_{i=1}^K S_i}{K} \quad (12)$$

$$S_{std} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^K (S_i - S_{mean})^2}{K}} \quad (13)$$

式中： S_i 即为式(10)计算的预测残余标准差， $K = 12$ 为数据批次。

分别使用各批次热误差实验数据，选择 1~10 个 TMP 建立 Z 向热误差 PLS 回归模型，并对其他各批次数据进行预测。分析预测精度和稳健性并将计算结果绘制成曲线，如图 6 所示。

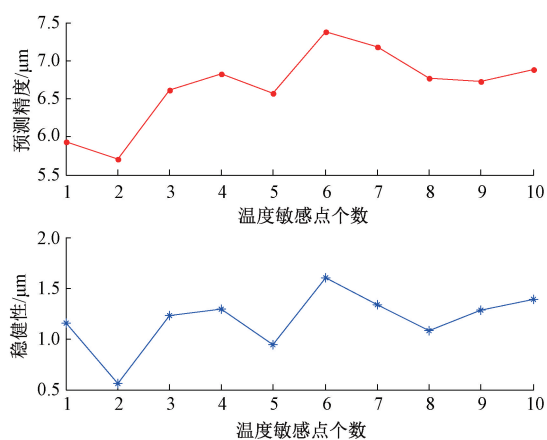


图 6 TMP 个数对 PLS 模型预测效果的影响

Fig. 6 Influence of the number of TMPs on the prediction effect of the PLS model

由图 6 可以观察到，当 TMP 为 2 个时，模型的预测精度和稳健性最高。因此本文接下来使用 2 个 TMP 来建立热误差 PLS 回归模型。

4 模型预测效果分析

为了验证本文所提出的热误差稳健建模算法的有效性，下面使用模糊聚类结合灰色关联度 (fuzzy clustering combined with grey correlation degree, FCGR) 算法^[7-9] 选择 TMP，建立热误差关于 TMP 的 MLR 模型。并与 PLS 回归模型的预测效果进行比对分析。

4.1 MLR 模型建立

使用 FCGR 算法筛选 2 个 TMP，结果如表 6 所示。进一步建立热误差 MLR 模型，模型系数如表 7 所示。

4.2 建模效果比对分析

使用各批次实验数据所建立的热误差回归模型对其他批次实验数据进行预测，PLS 回归模型和 MLR 回归模型对各批次数据的预测残余标准差 S 使用式(10)计算，



表 6 使用 FCGR 算法 TMP 选择结果

Table 6 Selection results of TMPs using FCGR algorithm

批次	K1	K2	K3	K4	K5	K6
结果	[1,10]	[1,10]	[1,7]	[1,10]	[1,10]	[1,10]
批次	K7	K8	K9	K10	K11	K12
结果	[1,10]	[1,8]	[1,8]	[8,7]	[1,8]	[1,10]

表 7 MLR 模型系数计算结果

Table 7 Coefficients calculated results of MLR model

批次	模型系数		
	d_0	d_1	d_2
K1	-0.80	-4.05	0.26
K2	-1.09	-4.28	0.94
	...		
K11	-1.85	-3.90	-0.02
K12	-2.57	-4.81	1.12

结果分别如图 7 和 8 所示。

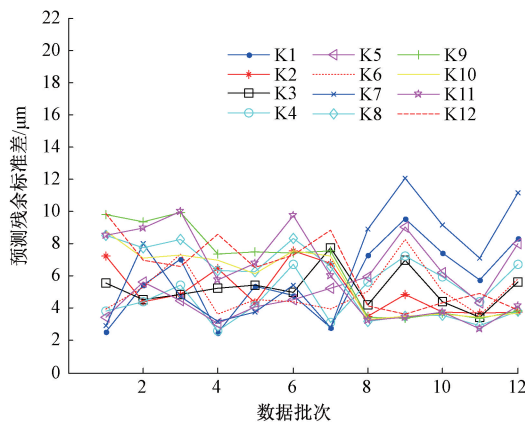


图 7 PLS 模型预测结果

Fig. 7 Prediction results of PLS model

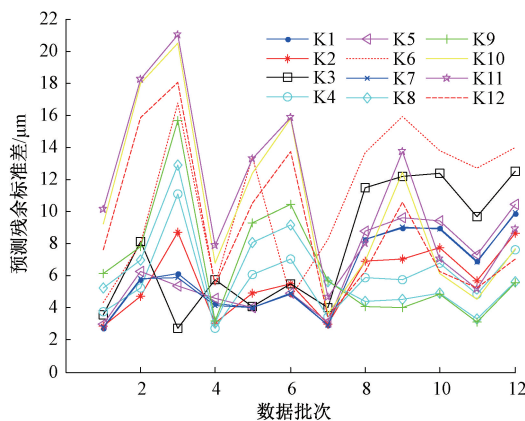


图 8 MLR 模型预测结果

Fig. 8 Prediction results of MLR model

依据式(12)和(13)计算出不同模型的预测残余标准差的平均值 S_{mean} 和标准差 S_{std} , 计算结果如表 8 所示。进一步计算可知相较于 MLR 模型, PLS 回归模型的预测精度和稳健性分别提升了 13.8% 和 49.5%。由此说明 PLS 算法能够极大提高模型稳健性, 在不同环境温度下维持高预测精度和高稳健性。

表 8 不同建模算法建模效果比对

Table 8 Comparison of modeling effects of different modeling algorithms

建模算法	S_{mean}	S_{std}
PLS	5.70	0.56
MLR	6.61	1.11

本文使用相关系数法筛选 TMP, 能够保证参与建模的温度变量包含足够的温度信息。使用 PLS 算法建立热误差关于温度敏感点的预测模型, 可以有效消除温度变量之间多重共线性对建模效果的影响。这是本文提出的基于 PLS 稳健建模算法能够在环境温度变化较大情况下保持高预测精度和稳健性的原因。

5 结 论

本文所提的数控机床热误差稳健建模算法使用相关系数法筛选 2 个温度敏感点, 进而基于 PLS 算法建立热误差预测模型。实验验证表明, 该建模算法对 3.7℃ ~ 31.6℃ 环境温度范围内的实验数据预测精度达到 5.7 μm, 稳健性达到 0.56 μm。相较于常用的 MLR 算法, 该建模算法的预测精度和稳健性分别提升了 13.8% 和 49.5%。说明该建模算法模型具有高预测精度和高稳健性, 能够在环境温度变化较大的情况下保持高预测精度和稳健性。

此外, PLS 算法是偏回归算法的一种, 除此之外还包括主成分法和岭回归算法, 该 3 种不同的偏回归算法在数控机床热误差建模中的应用效果差异及其产生的原理需要进一步研究。

参考文献

[1] LI Y, ZHAO W, LAN S, et al. A review on spindle thermal error compensation in machine tools [J]. International Journal of Machine Tools & Manufacture, 2015, 95:20-38.

[2] 刘阔, 韩伟, 王永青, 等. 数控机床进给轴热误差补偿技术研究综述 [J]. 机械工程学报, 2021, 57 (3): 156-173.

LIU K, HAN W, WANG Y Q, et al. Review on thermal error compensation for feed axes of CNC machine

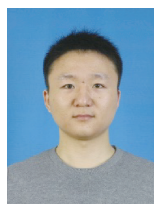


- tools[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2021, 57(3):156-173.
- [3] 赵亮,雷默涵,朱星星,等.高精度数控机床主轴系统热误差的控制方法[J].*上海交通大学学报*,2020,54(11):1165-1171.
ZHAO L, LEI M H, ZHU X X, et al. A new thermal error control method for spindle system of high precision computer numerical control machine tools[J]. *Journal of Shanghai Jiaotong University*, 2020,54(11):1165-1171.
- [4] 康程铭,赵春雨,付立新.基于物理建模法的加工中心主轴热误差建模[J].*东北大学学报(自然科学版)*,2020,41(4):528-533.
KANG CH M, ZHAO CH Y, FU L X. Thermal error modeling of machining center spindle based on physical modeling method [J]. *Journal of Northeastern University (Natural Science)*, 2020, 41(4):528-533.
- [5] 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(8):963-964.
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(8):963-964.
- [6] ABAMBRES M, ARRUDA M R. Finite element analysis of steel structures-a review of useful guidelines [J]. *International Journal of Structural Integrity*, 2016, 7(4):490-515.
- [7] VOLK W, GROCHE P, BROSIUS A, et al. Models and modelling for process limits in metal forming[J]. *CIRP Annals*, 2019;68(2):775-798.
- [8] 戴野,尹相茗,魏文强,等.基于ANFIS的高速电主轴热误差建模研究[J].*仪器仪表学报*,2020,41(6):52-60.
DAI Y, YIN X M, WEI W Q, et al. Thermal error modeling of high-speed motorized spindle based on ANFIS[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2020, 41(6):52-60.
- [9] ABDULSHAHED A M, LONGSTAFF A P, FLETCHER S, et al. Thermal error modelling of a gantry-type 5-axis machine tool using a grey neural network model [J]. *Journal of Manufacturing Systems*, 2016,41:130-142.
- [10] WEI X, MIAO E, LIU H, et al. Two-dimensional thermal error compensation modeling for worktable of CNC machine tools [J]. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2019,101(1-4):501-509.
- [11] CHENG Q, CHENG Q, QI Z, et al. Robust modelling and prediction of thermally induced positional error based on grey rough set theory and neural networks [J]. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2016,83(5):753-64.
- [12] ZHANG T, ZHANG T, YE W, et al. Application of sliced inverse regression with fuzzy clustering for thermal error modeling of CNC machine tool [J]. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2016, 85(9):2761-71.
- [13] 张琨,张毅,侯广锋,等.基于热模态分析的热误差温度测点优化选择[J].*机床与液压*,2012,40(7):1-3.
ZHANG K, ZHANG Y, HOU G F, et al. Selection of sensor placement for thermal error compensation based on thermal mode analysis[J]. *Machine Tool & Hydraulics*, 2012,40(7):1-3.
- [14] HAO W, HONGTAO Z, QIANJIAN G, et al. 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.
- [15] KRULEWICH D A. Temperature integration model and measurement point selection for thermally induced machine tool errors [J]. *Mechatronics*, 1998, 8(4):395-412.
- [16] LI Y, ZHAO W, WU W, et al. Boundary conditions optimization of spindle thermal error analysis and thermal key points selection based on inverse heat conduction[J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2017, 90 (9-12): 2803-2812.
- [17] 魏弦.基于核主成分分析的热误差模型自变量优化[J].*电子测量与仪器学报*,2017,31(12):2017-2022.
WEI X. Independence variable optimization of thermal error model based on KPCA [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2017, 31 (12): 2017-2022.
- [18] BO T, MAO X, LIU H, et al. A thermal error model for large machine tools that considers environmental thermal hysteresis effects [J]. *International Journal of Machine Tools & Manufacture*, 2014, 82-83(7):11-20.
- [19] 谭峰,萧红,张毅,等.基于统一框架的数控机床热误差建模方法[J].*仪器仪表学报*,2019(10):95-103.
TAN F, XIAO H, ZAHNG Y, et al. Thermal error modeling method of CNC machine tool based on unified framework[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2019(10):95-103.
- [20] MAREŠ M, HOREJŠ O, HAVLÍK L. Thermal error compensation of a 5-axis machine tool using indigenous temperature sensors and CNC integrated Python code validated with a machined test piece [J]. *Precision*



- Engineering, 2020,66:21-30.
- [21] 谭峰,李成南,萧红,等. 基于 LSTM 循环神经网络的数控机床热误差预测方法[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(9):81-89.
- TAN F, LI CH N, XIAO H, et al. A thermal error prediction method for CNC machine tool based on LSTM recurrent neural network [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(9):81-89.
- [22] SHI H, JIANG C, YAN Z, et al. Bayesian neural network-based thermal error modeling of feed drive system of CNC machine tool [J]. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2020, 108(9-10): 3031-44.
- [23] 李彬,张云,王立平,等. 基于遗传算法优化小波神经网络数控机床热误差建模[J]. 机械工程学报, 2019, 55(21):215-220.
- LI B, ZHANG Y, WANG L P. Modeling for CNC machine tool thermal error based on genetic algorithm optimization wavelet neural networks [J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2019, 55(21): 215-220.
- [24] ZHANG Z P, LIU K, GUO F. Prediction of machine tool thermal error compensation based on SVMR and ARM11[J]. Applied Mechanics and Materials, 2015, 3822(1480):120-126.
- [25] 张恩忠,程亚平,齐月玲,等. 基于最小二乘支持向量机的精密数控机床热误差建模与补偿研究[J]. 机床与液压, 2018, 46(20):7-10.
- ZHANG EN ZH, CHENG Y P, QI Y L, et al. Thermal error modeling and compensation for precision CNC machine tool based on least square support vector machine [J]. Machine Tool and Hydraulics, 2018, 46(20):7-10.
- [26] YAO X, HU T, YIN G, et al. Thermal error modeling and prediction analysis based on OM algorithm for machine tool's spindle [J]. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2020, 106(7-8): 3345-3356.
- [27] 苗恩铭,刘义,董云飞,等. 数控机床热误差时间序列模型预测稳健性的提升[J]. 光学精密工程, 2016(24):2480-2489.
- MIAO EN M, LIU Y, DONG Y F, et al. Improvement of forecasting robustness of time series model for thermal error on CNC machine tool [J]. Optics and Precision Engineering, 2016(24):2480-2489.
- [28] MIAO E, LIU Y, LIU H, et al. Study on the effects of changes in temperature-sensitive points on thermal error compensation model for CNC machine tool [J]. International Journal of Machine Tools & Manufacture, 2015, 97:50-59.
- [29] LIU H, MIAO EM, WEI XY, et al. Robust modeling method for thermal error of CNC machine tools based on ridge regression algorithm [J]. International Journal of Machine Tools & Manufacture, 2017, 113:35-48.
- [30] FAN L, JING X, CHEN J, et al. Research on thermal deformation modeling of high speed motorized spindle based on PLS [C]. Chinese Control And Decision Conference (CCDC), IEEE, 2018:95-100.
- [31] 司守奎,孙玺菁. 数学建模算法与应用[M]. 北京:国防工业出版社, 2011:311-322.
- SI SH K, SUN X J. Mathematical modeling algorithm and applications[M]. Beijing:National Defense Industry Press, 2011:311-322.
- [32] ISO 230-3:2001. Test code for machine tools—Part 3: Determination of thermal effects [S]. International Organization for Standardization ISO, 2001.

作者简介



魏新园, 2015 年于合肥工业大学获得学士学位, 2020 年于合肥工业大学获得博士学位, 现为安徽工业大学讲师, 主要研究方向为数控机床热误差建模理论、机床颤振识别与控制 and 热变形理论。

E-mail: weixy@ahut.edu.cn

Wei Xinyuan received his B. Sc. degree in 2015 from Hefei University of Technology, received his Ph. D. degree in 2020 from Hefei university of technology, now he is lecturer in Anhui university of technology. His main research interests include thermal error modeling theory, chatter identification and control of CNC machine tools and thermal deformation theory.



苗恩铭 (通信作者), 1999 年于合肥工业大学获得硕士学位, 2004 年于合肥工业大学获得博士学位, 现为重庆理工大学教授, 主要研究方向为机械热变形理论、智能制造精度控制技术与稳健建模技术等。

E-mail: miaoem@163.com

Miao Enming (Corresponding author) received his M. Sc. degree in 1999 from Hefei university of technology, received his Ph. D. degree in 2004 from Hefei university of technology, now he is professor in Chongqing university of technology. His main research interests include mechanical thermal deformation theory, intelligent manufacturing precision control technology and robust modeling technology.