

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2210389

基于主动构造温差变量的机床温度敏感点选择方法*

徐凯¹, 王文辉¹, 李喆裕², 李国龙², 苗恩铭¹

(1. 重庆理工大学机械工程学院 重庆 400054; 2. 重庆大学机械传动国家重点实验室 重庆 400044)

摘要:温度敏感点显著影响机床热误差模型的性能。针对现有温度敏感点选择中需要布置多个温度测量点,且可能遗失关键温差信息问题,本文提出了一种基于主动构造温差变量的温度敏感点选择方法。通过从有限个温度测量点中组合并构造温差变量,作为原始温度变量的扩展补充,重新基于模糊聚类和相关系数分析进行温度敏感点选择,并用于热误差建模。该方法可弥补现有方法中潜在关键温度信息缺失问题,且具有更高的精度与稳定性。实验结果表明重构温差变量方法相比传统温度敏感点选择方法,可将模型预测结果的平均均方根误差由 11.1、10.3 μm 降低至 3.6 μm ,效果显著。

关键词:主动构造;温差;温度敏感点;热误差建模

中图分类号: TH161 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 510.40

Temperature-sensitive point selection method of machine tool based on active construction of temperature difference variable

Xu Kai¹, Wang Wenhui¹, Li Zheyu², Li Guolong², Miao Enming¹

(1. School of Mechanical Engineering, Chongqing University of Technology, Chongqing 400054, China;

2. State Key Laboratory of Mechanical Transmission, Chongqing University, Chongqing 400044, China)

Abstract: Temperature-sensitive points significantly affect the performance of the thermal error model of machine tools. To solve the problem that many measurement points need to be arranged and key temperature difference information may be lost in the existing temperature-sensitive point selection methods, this article proposes a temperature-sensitive point selection method based on active construction of temperature difference variables. The temperature difference variables are obtained from constructing a limited number of the original temperature measurement points, and added as an extension of the original temperature variables. The temperature-sensitive points are selected, which are based on fuzzy clustering and correlation coefficient analysis, and used for the thermal error modeling. This method can make up for the lack of potential key temperature information in existing methods, which has higher accuracy and stability. Compared with the traditional temperature-sensitive point selection methods, experimental results show that the proposed method can reduce the average root mean square error from 11.1、10.3 μm to 3.6 μm , which shows the remarkable effect.

Keywords: actively construct; temperature difference variable; temperature sensitive point; thermal error modeling

0 引言

热变形是影响机床加工精度的重要因素。机床高速运动过程中的热变形直接引起工件相对刀具位姿上的偏差,进而导致加工质量下降^[1-2]。国内外学者对机床的热误差进行了大量研究,建立了多种热误差模型,可大致分为两类:机理解析模型^[3-4]和数据驱动模型^[5-6]。其中数

据驱动模型需要预先进行热特性实验,获得热误差与对应的温度数据,通过诸如多元线性回归^[7-8]、神经网络^[9-10]、支持向量机(support vector machine, SVM)^[11-12]等回归算法建立热误差与输入变量的映射关系。相比机理解析模型,数据驱动模型无需严格明确输入与输出关系的物理意义,近些年已成为热误差建模的主流方法。

作为热误差模型的输入变量,温度测点的数量与位置很大程度上决定了模型的精度和鲁棒性优劣^[13-15]。在

收稿日期:2022-09-02 Received Date: 2022-09-02

* 基金项目:国家重点研发计划项目(2019YFB1703700)、重庆理工大学科研启动基金(2022ZDZ037)项目资助

热特性实验中,一般需要布置多个温度测量点,并通过温度敏感点选择环节以确定最适合用于热误差建模的温度测点。近二十年内,国内外围绕该方法开展了大量的温度敏感点选择方法的研究,并得到了较好理想的效果验证。Li等^[16]基于模糊聚类和相关系数分析对主轴热误差实验的温度测点进行了优化,并建立主轴各方向热误差与所筛选温度敏感点的回归模型;类似地,徐凯等^[17]以灰色关联度分析代替相关系数分析,分别在直线轴热膨胀误差建模和热漂移误差建模中对原始温度测点进行了温度敏感点筛选,并建立了相应的热误差模型;同样基于模糊聚类 and 灰色关联度分析,刘昀晟等^[14]研究了温度敏感点的变动性机理,提出了适用于长周期实验中热误差建模的温度敏感点稳健选择方法。综合来看,模糊聚类结合相关系数分析或灰色关联度分析是最常用的温度敏感点筛选方法^[16,18],已作为推荐方法被广泛应用于建立各种热误差模型的温度敏感点筛选环节。通俗而言,模糊聚类根据温度变化曲线的相似规律按照指定聚类数将各个温度进行分类,而相关系数或灰色关联度则用于表示每类中热误差与各个温度点之间的相关程度。最终,筛选出每类中与热误差关联度最大的温度点,即可实现温度敏感点的筛选。

然而,现有温度敏感点选择方法几乎都是针对原始温度测量点本身,并未考虑温度测点间的关联性。主轴系统由诸多功能部件组成,与外部存在着热传导、热对流等热量交互形式,其热变形是整个区域温度场变化的共同作用结果^[4,19],温度测点间的温差信息同样对热变形具有极高的相关性,很多时候甚至高于单点温度本身。

对此,本文提出了主动构造温差变量的温度敏感点选择方法,通过对有限的原始测量点两两组合构造附加温差变量,并结合原始温度变量重新进行模糊聚类和相关系数计算,以重新筛选温度敏感点。为验证重构温差变量方法,以基础多元线性回归算法进行了热误差建模并对3组聚类数下的4组热特性实验进行了热误差预测,并对比了所提方法与传统方法的预测性能。

1 温度敏感点筛选方法

1.1 常规温度敏感点筛选方法

模糊聚类结合相关系数方法是常用且典型的温度敏感点选择方法,本文沿用该方法筛选合适的温度敏感点用于后续建模。该方法包含如下步骤:

1) 建立模糊相似矩阵。

利用温度变量之间的相关系数建立模糊相似矩阵

$R = [r_{ij}]_{m \times n}$, 相关系数 r_{ij} 可由式(1)计算。

$$r_{ij} = \frac{\sum_{k=1}^m |x_i(k) - \bar{x}_i| |x_j(k) - \bar{x}_j|}{\sqrt{\sum_{k=1}^m (x_i(k) - \bar{x}_i)^2} \cdot \sqrt{\sum_{k=1}^m (x_j(k) - \bar{x}_j)^2}} \quad (1)$$

$$\bar{x}_i = \frac{1}{m} \sum_{k=1}^m x_i(k), \bar{x}_j = \frac{1}{m} \sum_{k=1}^m x_j(k)$$

其中, $x_i (i = 1, 2, \dots, m)$ 表示机床 m 个温度变量数据, $x_i(k) (k = 1, 2, \dots, n)$ 为第 i 个温度点的第 k 个测量数据。

2) 建立模糊等价矩阵。

通过平方法求解相似矩阵 R 的传递闭包 $t(R)$:

$$R \rightarrow R^2 \rightarrow (R^2)^2 \rightarrow \dots \rightarrow R^{2^k} \quad (2)$$

直至找到整数 k , 使得 $R^{2^k} = R^{2^{k+1}}$ 成立, 则 $t(R) = R^{2^k}$, 称之为相似矩阵 R 的模糊等价矩阵。

3) 聚类分析。

选取 $\eta \in [0, 1]$ 作为阈值, 将矩阵 $t(R)$ 中大于阈值 η 的元素置为1, 反之置为0, 进一步得到关于 η 的布尔矩阵 $t(R(\eta))$, 计算规则可表示为式(3):

$$t(R(\eta)) = \begin{cases} 1, & r_{ij} \geq \eta \\ 0, & r_{ij} < \eta \end{cases} \quad (3)$$

将 $t(R) = 1$ 对应的原始元素分为一类, 将 $t(R) = 0$ 对应的原始元素分为另一类。

4) 相关系数计算。

与式(1)类似, 计算各个温度变量与热误差的相关系数, 如式(4)。

$$\psi(y, x_i) = \frac{\sum_{k=1}^n [y(k) - \bar{y}] \cdot [x_i(k) - \bar{x}_i]}{\sqrt{\sum_{k=1}^n [y(k) - \bar{y}]^2} \cdot \sqrt{\sum_{k=1}^n [x_i(k) - \bar{x}_i]^2}} \quad (4)$$

式中: y 表示测量的热误差, x_i 表示待筛选的温度, \bar{y} 与 \bar{x}_i 分别表示热误差与第 i 个温度测量点的均值, $y(k)$ 与 $x_i(k)$ 表示热误差和第 i 个温度测点的第 k 个测量值, $\psi(y, x_i)$ 为热误差和第 i 个温度测点的相关系数。

基于上述步骤, 可从诸多温度测点中筛选出合适数量的温度敏感点, 用于后续的热误差建模及预测。

1.2 基于主动构造温差变量的温度敏感点选择

基于模糊聚类和相关系数的温度敏感点选择方法是沿用至今且被广泛接受的消除温度变量共线性的有效方法。然而, 机床主轴并非简单的线性系统, 其热变形是各个功能部件温度变化的共同结果, 且温度点之间存在一定的耦合关系, 并非完全独立。对此, 本文通过组合任意两点温度, 构造系列温差变量, 作为原始温度变量的补充, 以获得除单点温度外的温差信息。

如原始测量点为 T1、T2、T3、T4,通过两两组合可得到 6 组附加的温差信息:T1-T2、T1-T3、T1-T4、T2-T3、T3-T4 等。将 4 组原始温度与 6 组温差构成新的输入变量,重新进行温度敏感点筛选及热误差建模等步骤,后续部分与传统方法一致。

主动构造温差变量针对输入变量本身,不改变热误差建模过程。众所周知,诸如反向传播(back propagation, BP)神经网络^[20]、支持向量机(support vector machine, SVM)^[12]、长短期记忆网络(long short-term memory, LSTM)^[21]等常见热误差建模算法中,各种模型参数及超参数很大程度上决定了模型的精度和鲁棒性,且参数的确定存在一定的随机性,对于不用的温度数据得到的模型参数一般不同。为对比所提方法与传统方法优劣,避免模型参数变动对模型性能评价的干扰,本文仅使用无需调节参数的多元线性回归进行后续的热误差建模。

2 实验设置及数据处理

以团队前期进行的实验数据为例对方法进行验证,实验中布置 20 处温度传感器,记为 T1~T20,对机床主要热源附近的温度进行测量,传感器位置布局如图 1 所示和表 1 所示。

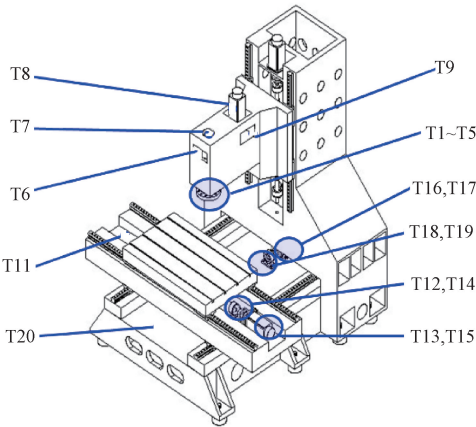


图 1 温度测点布置示意图

Fig. 1 Layout of the temperature sensors

表 1 温度布置说明

Table 1 Locations of the temperature sensors

传感器	位置	传感器	位置
T1~T5	主轴前端	T11	X 轴丝杠轴承座
T6	主轴箱体	T12, T14	X 轴丝杠螺母
T7	主轴打刀缸底座	T13, T15	X 轴电机
T8	主轴电机	T16, T17	Y 轴电机
T9	主轴箱内腔体	T18, T19	Y 轴丝杠螺母
T10	环境温度	T20	Y 轴丝杠轴承座

共进行不同月份的 5 组实验,主轴转速设置如表 2 所示,进给轴 X、Y 以进给率为 1 500 mm/min 做矩形往复运动,5 次实验中环境温度变化范围最低 5.3 ℃,最高 27.5 ℃,变化范围较大。

表 2 不同月份的 5 次实验

Table 2 Five experiments in different months

实验	主轴转速/rpm	时间	环境温度/℃
1	4 000	1 月	5.3~10.4
2	2 000	2 月	7.3~11.1
3	4 000	3 月	9.6~12.6
4	4 000	4 月	20.5~23.7
5	2 000	6 月	23.6~27.5

5 次实验的主轴轴向热误差由电涡流位移传感器测量得到,如图 2 所示。5 次实验的热误差曲线如图 3 所示,总体上曲线变化趋势类似,但数值上差异较大。本文以实验 1 中热误差及对应温度数据建立热误差模型,并对实验 2、3、4、5 中热误差进行预测。

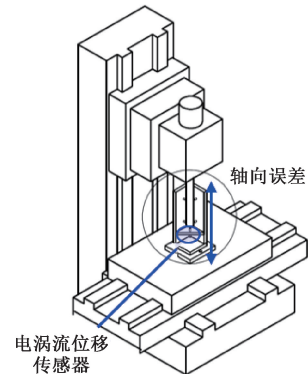


图 2 轴向热误差测量

Fig. 2 The axial thermal error measurement

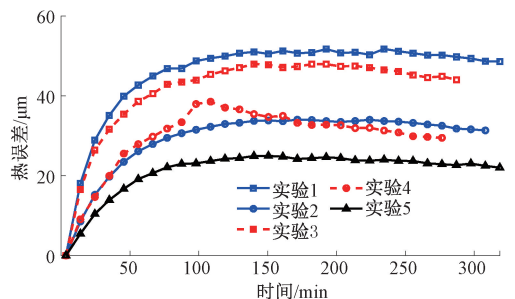


图 3 五次实验的热误差曲线

Fig. 3 Thermal errors in 5 experiments

实验中共布置了 20 个温度测量点,组合可得到共 190 组温差组合,其数量巨大,会显著增加后续的聚类工

作量。此外,作为重构温差方法的优点之一,温度测量时无需过多测点。对此,选取非重复区域的少数的温度测点,如 T1、T6、T8、T10、T13、T16 作为所提方法的原始测量温度,6 测点温度变化曲线如图 4 所示,各个测点温度总体均为上升趋势,但测点间变化趋势不同,如 0 ~ 50 min 内,主轴附近的温度 T1、T6、T8 上升较为显著,而后趋于平稳;而其余测点温度在全实验阶段保持均匀上升。

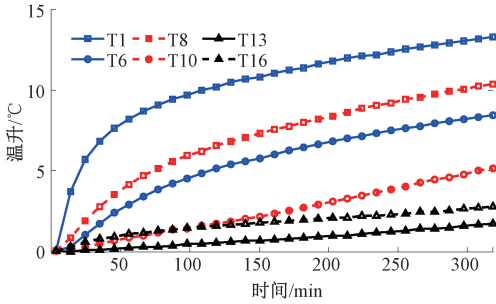


图 4 部分测点的温度变化

Fig. 4 Temperature change of some measuring points

通过两两温度组合可得到如表 3 所示共 15 组重构温度变量,结合原始温度变量,累计 21 组温度。在此基础上,对此 21 组重构温度变量进行温度敏感点选择及热误差建模。

为对比方法性能,设置两组参照组:参照组 1 中使用全部 T1~T20 共 20 个原始温度变量;参照组 2 中使用 T1、T6、T8、T10、T13、T16 共 6 个原始温度变量,基于模糊聚类和相关系数分析方法对参照 1、2 进行温度敏感点选

表 3 重构温差变量

Table 3 Reconstructed temperature difference variable

组合	组合	组合	组合	组合
T1~T6	T6~T8	T8~T10	T10~T13	T13~T16
T1~T8	T6~T10	T8~T13	T10~T16	
T1~T10	T6~T13	T8~T16		
T1~T13	T6~T16			
T1~T16				

择及后续热误差建模。同时为便于标记,将使用所提重构温度变量方法记为重构组。

3 结果与讨论

3.1 温度敏感点选择结果

温度敏感点选择中,聚类数即为最终的输入变量的个数,显著影响建模和预测的精度,目前也存在很多关于确定最佳聚类数的研究,这里不再进行额外的讨论,直接将聚类数置为常见的 2、3、4。

按照模糊聚类结合相关系数方法,对参照组 1、2 及重构组进行温度敏感点选择,结果为表 4 所示。对比 3 组在各种聚类数下的敏感点选择结果,可发现主轴前端温度 T1 在各种情况下均可以被筛选出来,说明该点温度与热误差是极为相关的;而环境温度 T10 和 X 轴电机温度 T13 则在参照组 1 和参照组 2 中较少出现,而在重构组中与其他温度组合后被选中。

表 4 温度敏感点选择结果

Table 4 Results of the temperature sensitive points

聚类数	参照组 1	参照组 2	重构组
2	T1 ($\psi=0.9126$)	T1 ($\psi=0.9126$)	T1~T10 ($\psi=0.9961$)
	T17 ($\psi=0.8028$)	T16 ($\psi=0.7867$)	T13~T16 ($\psi=0.9816$)
3	T1 ($\psi=0.9126$)	T1 ($\psi=0.9126$)	T1~T10 ($\psi=0.9961$)
	T17 ($\psi=0.8028$)	T16 ($\psi=0.7867$)	T13~T16 ($\psi=0.9816$)
	T8 ($\psi=0.8215$)	T8 ($\psi=0.8215$)	T8~T10 ($\psi=0.9519$)
4	T1 ($\psi=0.9126$)	T1 ($\psi=0.9126$)	T1~T10 ($\psi=0.9961$)
	T17 ($\psi=0.8028$)	T16 ($\psi=0.7867$)	T13~T16 ($\psi=0.9816$)
	T8 ($\psi=0.8215$)	T8 ($\psi=0.8215$)	T8~T10 ($\psi=0.9519$)
	T7 ($\psi=0.7005$)	T10 ($\psi=0.6080$)	T6~T10 ($\psi=0.9409$)

对比各个聚类数下的温度敏感点选择结果,可看出重构组的相关系数整体显著大于参照组 1 与参照组 2。如在聚类数为 2 的对照组 2 和重构组中,均选择了温度 T1 与 T16,但在重构组中 T1 通过与环境温度 T10 组合之

后的重构温度 T1~T10,相比 T1 与热误差具有更强的相关性;类似的,X 轴电机处温度 T13 与 Y 轴电机处温度 T16 的重构温度 T13~T16 相比 T16 与热误差具有更强的相关性。需要说明的,重构温度组中同样包含了如

T1、T16 等未组合的独立的原始温度信息,原始温度在重构组中依然有可能被筛选出。

3.2 热误差建模与预测效果

以基础多元线性回归算法建立热误差模型,以聚类数 2 为例,参照组 1、参照组 2 及重构组的热误差模型 y_1 、 y_2 及 y_r 分别表示为式(5)。

$$\begin{cases} y_1 = -5.2 + 8.9 \cdot \Delta T_1 - 21.9 \cdot \Delta T_{17} \\ y_2 = -4.6 + 8.5 \cdot \Delta T_1 - 21.7 \cdot \Delta T_{16} \\ y_r = -0.7 + 4.9 \cdot (\Delta T_1 - \Delta T_{10}) - 8.4 \cdot (\Delta T_{13} - \Delta T_{16}) \end{cases} \quad (5)$$

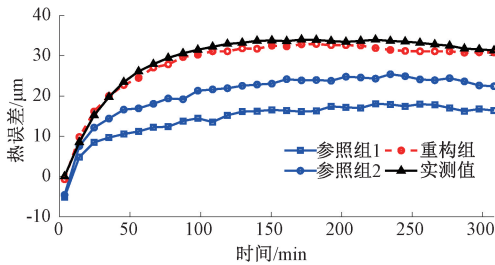
各组回归的 R^2 指标如表 5 所示。多元线性回归建模中自变量数量越多,越可以达到较高的建模精度,达到较高的 R^2 。一般 R^2 越接近 1,自变量温度与因变量线性关系越强。

表 5 各组多元线性回归模型的 R^2 指标

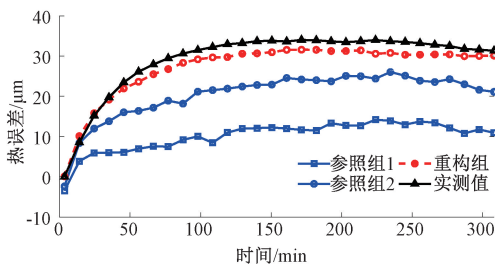
Table 5 R^2 index of the multiple linear regression models

聚类数	参照组 1	参照组 2	重构组
2	0.970 1	0.978 6	0.994 3
3	0.974 8	0.983 6	0.996 3
4	0.994 0	0.983 7	0.996 3

以建立的三组热误差模型即式(5)对实验二中的热误差进行预测,模型预测结果与实测结果对比如图 5。聚类数对热误差模型的影响较大,可以发现在参照组 1 和 2 中,仅当聚类数为 4 时,热误差模型可以取得较高的预测精度,而重构组所建立的热误差模型,在聚类数 2、3、4 均可以取得较高的预测精度。



(a) 聚类数为 2
(a) Cluster number is 2



(b) 聚类数为 3
(b) Cluster number is 3

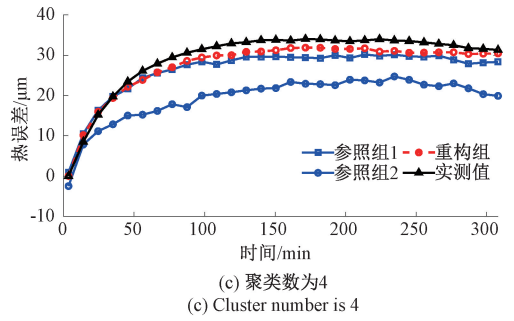


图 5 三组模型预测结果

Fig. 5 Prediction results of 3 models

为验证方法的泛化性能,对实验 3、4、5 中的热误差进行预测,汇总的均方根误差 (root mean square errors, RMSE) 结果如表 6 所示。

表 6 预测结果的均方根误差

Table 6 Root mean square errors of prediction results

聚类数	模型	预测实验/ μm				均值/ μm
		2	3	4	5	
2	参照组 1	15.6	4.5	4.1	20.1	11.1
	参照组 2	9.1	10.6	2.7	18.6	10.3
	重构组	1.5	2.2	5.8	4.9	3.6
3	参照组 1	19.9	7.5	4.9	15.9	12.1
	参照组 2	9.3	16.3	3.6	13.6	10.7
	重构组	2.4	5.6	4.4	5.3	4.4
4	参照组 1	3.5	13.3	4.3	5.6	6.7
	参照组 2	1.9	14.1	3.9	18.5	9.6
	重构组	2.2	5.7	4.0	4.5	4.1

与实验 2 的预测效果不同,参照组 1、2 在聚类数为 4 时对实验 3、5 无法取得很好的预测精度,如:参照组 1、2 在预测实验 3 中 RMSE 值为 13.3、14.1 μm ;参照组 2 在预测实验 5 中 RMSE 值为 18.5 μm ,预测精度较差。相比参照组 1 与 2,重构组预测精度更为稳定,在 4 次预测预测实验中各种聚类数下均可以取得较高的预测精度,其中最大 RMSE 值出现在聚类数为 2 时的预测实验 4 中,数值为 5.8 μm ,尚处于较低水平。

综合来看,重构组的预测精度和稳定性均高于参照组 1、2,以聚类数 2 为例,重构组模型 4 次实验预测结果的平均 RMSE 值为 3.6 μm ,远优于参照组 1 的 11.1 μm 和参照组 2 的 10.3 μm 。4 次预测结果的 RMSE 可直观表示为图 6 中的三维柱形图,对比参照组,重构组在各种情况下均能保持较好的预测精度。

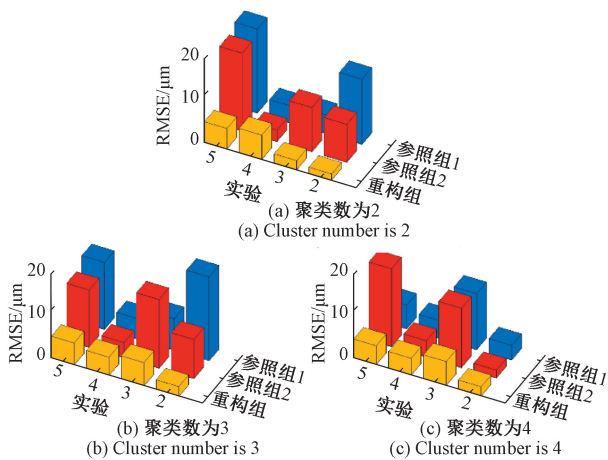


图6 4次实验预测结果的RMSE

Fig. 6 RMSE of 4 prediction results

另一方面,在基于模糊聚类和相关分析的温度敏感点选择中,聚类数会显著影响建模精度和预测精度,且并非聚类数越大,模型预测精度越高,如表6所示。现有研究趋向于用更少的传感器实现热误差建模与预测,因此聚类数的确定一般遵循“达到足够高的精度下聚类数量越少越好”的原则,因此热误差建模中常见的聚类数一般不会过大,但其确定尚未形成非常清晰明确的指导理论和方法。在聚类数不确定的情况下,基于常规温度敏感点选择方法的热误差模型的预测效果是不稳定的。而重构组中的热误差模型,在各种聚类数、各个预测实验中均可以取得较高的预测精度。虽然重构组热误差模型无法做到所有实验的预测精度均优于参照组1、2,但其在保证较高的预测精度同时具有较高的稳定性,这是现有方法所不具备的。

4 结 论

本文提出了一种基于主动构造温差变量的温度敏感点选择方法,考虑了测点间的温差信息,通过对原始温度两两组合构造温差变量,再进行模糊聚类与相关系数计算以重新选择温度敏感点。

为验证方法性能,以所提方法建立了热误差模型,并进行了热误差预测实验,结果表明,主动构造温差方法可将4次预测实验的均方根误差的均值由常规方法的11.1、10.3 μm降低至3.6 μm,效果显著。此外,所提方法在多组聚类数下均可实现理想的预测精度,具有较高的稳定性。

参考文献

[1] 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.

[2] 魏新园,钱牧云,冯旭刚,等. 基于偏最小二乘的数控机床热误差稳健建模算法[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(5): 34-41.

WEI X Y, QIAN M Y, FENG X G, et al. Robust modeling method for thermal error of CNC machine tools based on partial least squares algorithm [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(5): 34-41.

[3] LI T, ZHAO C, ZHANG Y. Adaptive real-time model on thermal error of ball screw feed drive systems of CNC machine tools [J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2018, 94(9-12): 3853-3861.

[4] LIU T, GAO W G, ZHANG D W, et al. Analytical modeling for thermal errors of motorized spindle unit [J]. International Journal of Machine Tools and Manufacture, 2017, 112: 53-70.

[5] 魏新园,钱牧云,赵洋洋,等. 基于正则化的机床热误差自适应稳健建模算法[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(5): 77-85.

WEI X Y, QIAN M Y, ZHAO Y Y, et al. Adaptive robust modeling method for machine tool thermal error based on regularization [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(5): 77-85.

[6] 林献坤,樊振华,王益涵,等. 混合KPLS与模糊逻辑的双直接进给轴全行程热误差建模及补偿[J]. 机械工程学报, 2017, 53(9): 164-169.

LIN X K, FAN ZH H, WANG Y H, et al. Online compensation of full-stroke thermal error for dual direct feed axis with hybrid KPLS and fuzzy logic method [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2017, 53(9): 164-169.

[7] JIANG H, FAN K, YANG J. An improved method for thermally induced positioning errors measurement, modeling, and compensation [J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2014, 75(9-12): 1279-1289.

[8] LI Y, ZHAO J, JI S. A reconstructed variable regression

- method for thermal error modeling of machine tools [J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2017, 90(9-12): 3673-3684.
- [9] 陈诚, 杨传民, 张晨阳, 等. 考虑运行条件的 Elman 网络丝杠驱动系统热误差建模 [J]. *光学精密工程*, 2014, 22(3): 704-711.
- CHEN CH, YANG CH M, ZHANG CH Y, et al. Modeling on thermal errors of ball screw driving system on Elman network considering operating conditions [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2014, 22(3): 704-711.
- [10] HUANG Y, ZHANG J, LI X, et al. Thermal error modeling by integrating GA and BP algorithms for the high-speed spindle [J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2014, 71(9-12): 1669-1675.
- [11] 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, 40(10): 95-103.
- TAN F, XIAO H, ZHANG Y, et al. Thermal error modeling method of CNC machine tool based on unified framework [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2019, 40(10): 95-103.
- [12] 王新孟, 杨军, 梅雪松, 等. 精密坐标镗床进给系统热误差分析与预测 [J]. *西安交通大学学报*, 2015, 49(10): 22-28.
- WANG X M, YANG J, MEI X S, et al. Analysis and prediction for thermal error of precision coordinate boring machine [J]. *Journal of Xi'an Jiaotong University*, 2015, 49(10): 22-28.
- [13] 周琳丰, 付国强, 李正堂, 等. 机床主轴热误差通用型温度敏感点组合选取 [J]. *光学精密工程*, 2022, 30(12): 1462-1477.
- ZHOU L F, FU G Q, LI ZH T, et al. General-purpose temperature sensitive point combination selection for thermal error of machine tool spindle [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2022, 30(12): 1462-1477.
- [14] 刘昫晟, 苗恩铭, 张明德, 等. 数控机床稳健性温度敏感点的选择 [J]. *光学精密工程*, 2021, 29(5): 1072-1083.
- LIU Y SH, MIAO EN M, ZHANG M D, et al. Selection of robust temperature-sensitive points for CNC machine tools [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2021, 29(5): 1072-1083.
- [15] 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, 27(3): 285-289.
- MIAO EN M, LIU Y, GAO Z H, et al. Variability of temperature sensitive points and its influences for CNC machine tools [J]. *China Mechanical Engineering*, 2016, 27(3): 285-289.
- [16] LI Z Y, LI G L, XU K, et al. Temperature-sensitive point selection and thermal error modeling of spindle based on synthetical temperature information [J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2021, 113(3-4): 1029-1043.
- [17] 徐凯, 李国龙, 李喆裕, 等. 直线轴热定位误差解耦与分步建模研究 [J]. *仪器仪表学报*, 2022, 43(7): 72-81.
- XU K, LI G L, LI ZH Y, et al. Research on decoupling and step-by-step modeling of thermal positioning error of the linear axis [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2022, 43(7): 72-81.
- [18] LI G L, TANG X D, LI Z Y, et al. The temperature-sensitive point screening for spindle thermal error modeling based on IBGOA-feature selection [J]. *Precision Engineering*, 2022, 73: 140-152.
- [19] ZHOU C, QU Z, HU B, et al. Thermal network model and experimental validation for a motorized spindle including thermal-mechanical coupling effect [J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2021, 115(1-2): 487-501.
- [20] 谭峰, 殷鸣, 彭骥, 等. 基于集成 BP 神经网络的数控机床主轴热误差建模 [J]. *计算机集成制造系统*, 2018, 24(6): 1383-1390.
- TAN F, YIN M, PENG J, et al. CNC machine tool spindle thermal error modeling based on ensemble BP neural network [J]. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2018, 24(6): 1383-1390.
- [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): 79-87.
- 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):79-87.

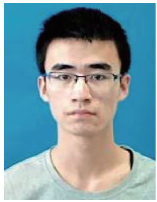
作者简介



徐凯, 2016 年于重庆大学获得学士学位, 2022 年于重庆大学获得博士学位, 现为重庆理工讲师, 主要研究方向为机床误差测量、辨识。

E-mail: 1655341185@qq.com

Xu Kai received his B. Sc. degree from Chongqing University in 2016, and received his Ph. D. degree from Chongqing University in 2022. He is currently a lecturer at Chongqing University of Technology. His main research interests include error measurement and identification of machine tools.



李喆裕, 2019 年于西南石油大学获得学士学位, 现为重庆大博士研究生, 主要研究方向为热误差建模与补偿。

E-mail: 20190702038t@cqu.edu.cn

Li Zheyu received his B. Sc. degree from Southwest Petroleum University in 2019. He is currently a Ph. D. candidate at Chongqing University. His main research interests include thermal error modeling and compensation of machine tools.



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 from Hefei University of Technology in 1999, and received his Ph. D. degree from Hefei University of Technology in 2004. He is currently a professor at Chongqing University of Technology. His main research interests include mechanical thermal deformation theory, intelligent manufacturing precision control technology and robust modeling technology.