

DOI:10.3969/j.issn.1001-4551.2023.03.010

基于数字孪生控制的精密机床热误差模型^{*}

宋飞虎,王梦柯,尹 静,吕长飞^{*}

(贵州师范大学 机械与电气工程学院,贵州 贵阳 550025)

摘要:已有的研究表明,机床的热误差约占其总加工误差的 40%~70%,且机床越精密,其热误差所占比例就越大,因此,通过控制热误差以提升机床的加工精度很有必要。针对机床热误差模型的预测精度不高和泛化能力不强的问题,提出了一种引入主轴转速,并可嵌入数字孪生控制系统的机床热误差建模方法。首先,对模糊聚类分析(FCA)、灰色关联分析(GCA)及主成分回归(PCR)方法进行了理论分析;然后,以某立式加工中心为对象,通过热特性实验,获得了转速图谱下的温度数据和热误差数据,并采用模糊聚类分析结合灰色关联分析的方法选取了其温度敏感点;最后,以主轴转速和温度敏感点的温升值为输入变量,采用 PCR 方法建立了机床热误差模型,并将其与多元线性回归(MLR)模型进行了效果对比。研究表明:相比于 MLR 模型,所建立的 PCR 模型的预测精度提升 9.5%,证明该模型拥有更高的预测精度和更强的泛化能力;可将模型嵌入到数字孪生控制系统中,对机床进行实时热误差预测和热误差控制。

关键词:数控机床加工误差;热误差控制;主成分回归分析;多元线性回归模型;主轴转速;温度敏感点;热特性实验

中图分类号:TH161.4;TG659

文献标识码:A

文章编号:1001-4551(2023)03-0391-08

Thermal error model for precision machine tools based on digital twin control

SONG Fei-hu, WANG Meng-ke, YIN Jing, LV Chang-fei

(School of Mechanical and Electrical Engineering, Guizhou Normal University, Guiyang 550025, China)

Abstract: The results of studies have shown that the thermal error of the machine tool accounts for about 40% to 70% of its total machining error, and the more precise the machine tool is, the greater the proportion of its thermal error is. Therefore, it is necessary to improve the machining accuracy of the machine by controlling the thermal error. Aiming at the problem that the prediction accuracy and generalization ability of machine tool thermal error model were not strong, a thermal error modeling method which introduced spindle speed and could be embedded in the digital twin control system was presented. Firstly, the fuzzy cluster analysis (FCA), grey correlation analysis (GCA) and principal component regression (PCR) method were theoretically analyzed. Then, a vertical machining center was used as the object, and the temperature data and thermal error data under the rotational speed chart were obtained through the thermal characteristic experiment, fuzzy cluster analysis combined with grey correlation analysis were used to select temperature sensitive points. Finally, the spindle speed and the temperature appreciation of the temperature sensitive points were used as input variables. The thermal error model was established by PCR method, and the effect was compared with multiple linear regression (MLR) model. The results show that the prediction accuracy of the established PCR model is 9.5% higher than that of the MLR model, which proves that the model has higher prediction accuracy and stronger generalization ability. It can be embedded into the digital twin control system to predict thermal error in real time and realize thermal error control.

Key words: processing error of CNC machine tool; control of thermal error; principal component regression (PCR) analysis; multiple linear regression (MLR) model; spindle rotation speed; temperature sensitive points; thermal characteristic experiment

收稿日期:2022-08-12

基金项目:国家自然科学基金资助项目(72061006)

作者简介:宋飞虎(1998-),男,河南商丘人,硕士研究生,主要从事机床热误差建模与补偿方面的研究。E-mail:2291956948@qq.com

通信联系人:吕长飞,男,博士,副教授,硕士生导师。E-mail:carrotlcf@sina.com

0 引 言

随着现代制造业朝着精密化、智能化的方向迈进,精密加工在航空航天、高速铁路和医疗器材等领域的重要性日益凸显。有研究表明,作为当今制造业最常用的加工设备之一,机床的热误差约占其总加工误差的 40%~70%,且越精密的机床,其热误差所占比例就越大^[1],因此,通过控制热误差以提升加工精度是很有必要的。

数字孪生技术能够建立物理对象的虚拟模型,这些虚拟模型可用于描述物理对象的特征、性能、行为和规则,监测物理对象的动态行为和实际状态,预测物理对象的性能,最终实现对物理对象的反向控制,以达到提升加工精度和质量的目的^[2]。已有学者将数字孪生应用于制造系统,实现对刀具磨损、表面粗糙度等方面的监测、控制功能^[3-6],且其表现出了较好的效果。因此,借助数字孪生系统实现对精密机床热误差的反向控制目的是可行的,而其中的热误差建模是数字孪生控制系统中最重要的一环。

热误差建模分为理论建模和数据建模。其中,就理论建模而言,往往由于边界条件难以进行准确描述,而使模型不精确,并且所建模型也不能很好地用于控制热误差^[7]。数据建模是指通过传感器采集机床热特性数据,并从中挖掘与热误差的映射关系,因此,数据建模具有更高的精度和灵活性^[8]。可以通过采集相关数据进行热误差建模,并将其最终用于机床热误差数字孪生控制系统中。

首先,热误差建模要先对温度测点进行优化。其优化的目的是使所选出的温度敏感点尽可能地反映机床的整体温度变化趋势,且彼此之间共线性低,另外,也可降低数字孪生系统对海量温度数据的处理时间,以保证预测结果的实时性。

张子祥等人^[9]采用系统聚类分析(systematic cluster analysis, SCA)对温度测点进行了优化,该方法可有效降低共线性对模型预测精度的影响;但其温度测点的具体分类数目选定带有随机性,所以不能确保所得测点组合为最优选择。

常用温度测点优化方法还有模糊 C 均值法^[10](fuzzy C mean, FCM)、相关系数法^[11](correlation coefficient method, CCM)、偏相关分析^[12](partial correlation analysis, PCA)、灰色关联分析^[13]等。这些方法均不同程度地起到了辨识温度敏感点的作用。但单一方法选出的温度测点难以同时兼备与热误差间较高的相关性,以及各测点间较低的共线性,因而会影响到模型预

测的准确性。

其次,在热误差建模方面,所建模型应具有较高的预测精度和较强的泛化能力。

丁群燕等人^[14]采用自适应模糊推理系统(adaptive fuzzy inference system, AFIS)的模糊 C 均值算法,对温度测点进行了优化,用灰色系统理论(grey system theory, GST)进行了热误差建模,所建模型只需较少的温度数据即可完成建模过程,具备一定优势;但该建模方法对热误差数据的光滑性要求较高,因此不具有普适性。范丽婷等人^[15]运用偏最小二乘法(partial least squares, PLS)建立了机床主轴的热误差模型,并通过试验证明,所建模型的预测效果优于最小二乘法(least square method, LSM);但该方法需要大量的样本数据进行模型训练,且需要耗费大量的时间。谭峰等人^[16]提出了一种基于长短期记忆(long short term memory, LSTM)循环神经网络的热误差预测方法,该建模方法考虑了当前时刻和历史时刻的温升数据,可提升模型的预测精度;但该方法易产生过学习或欠学习问题,不利于对模型进行掌控。

常用建模方法还有多元线性回归^[17]、支持向量机^[18](support vector machine, SVM)等。这些建模方法虽然都较为简单和快捷,但模型的预测精度普度较差,且鲁棒性也不强。

此外,在基于数字孪生系统进行热误差控制时,要求模型对机床工作条件的变化具有自适应能力,以便追踪热误差数据的剧烈和快速变化。

有学者研究了工况对实时热误差预测的影响^[19],发现了热误差不仅与主轴温度有关还与转速等有关。LI Yang 等人^[20]研究了不同转速对机床温度及热误差的影响,发现了热误差受多个因素影响,并建立了热误差模型;但其在建模时并未考虑各温度变量间的共线性对模型预测精度的影响。

在以上研究中,多是仅以机床的温度敏感点作为模型的输入变量,而未考虑机床的实际运行工况;或是在热误差建模过程中考虑了机床工况,而未进行温度测点的优化,使得大量温度数据间存在多重共线性;且机床在不同工况时的温度敏感点存在变动性,而在建模时未考虑这一因素。

这些因素都易造成热误差模型的泛化能力不强,且存在预测精度不高、大量温度数据的处理时间较长、布线过多而影响机床加工等问题。

基于此,笔者提出一种引入主轴转速,并可嵌入数字孪生控制系统的热误差建模方法。首先,对相关理论进行分析;然后,设计机床热特性实验,得出温度数

据和热误差数据,并选出温度敏感点;最后,建立主成分回归模型,并将其与多元线性回归模型进行效果对比,并构建机床热误差数字孪生控制系统框架,以便对机床热误差进行有效的预测与控制。

1 理论分析

1.1 模糊聚类分析

模糊聚类分析是通过分析各温度变量间的相关性,建立模糊关系。为了方便计算,通常将模糊关系转化成模糊矩阵,再对模糊矩阵进行聚类分析。笔者采用基于模糊等价关系的传递闭包法,进行模糊聚类分析。其计算步骤如下:

(1) 求模糊相似矩阵

设 $X_i = \{x_i(k) | k = 1, 2, \dots, n\}, i = 1, 2, \dots, m$ (表示为待分类的 m 个温度测点,其中,每一个温度测点由一组 n 个采集数据组成),计算 m 个温度测点间的相似程度 $r_{ij} (1 \leq i, j \leq m)$,再建立模糊相似矩阵 $R = (r_{ij})_{m \times m}$ 。

矩阵元素 r_{ij} 的计算方法如下式所示:

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

式中: $x_i(k), x_j(k)$ —温度值。

其中: $i, j = 1, 2, \dots, m$;

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

(2) 求模糊等价矩阵

根据模糊相似矩阵 R ,采用平方法求其传递闭包 $t(R)$,经有限次运算后存在整数 $s (s \geq 1)$,使得:

$$R^{2s} \circ R^{2s+1} = R^{2s} \quad (2)$$

令 $t(R) = R^{2s}$,则 $t(R)$ 即为所求的模糊等价矩阵。

(3) 阈值 λ 的确定

笔者在 $[0, 1]$ 中,选取不同的 λ 值,将 λ 值与模糊等价矩阵 $t(R)$ 中的元素 r_{ij} 进行比较,令 $r_{ij} \geq \lambda$ 的元素值为 1,否则为 0,从而完成温度测点的具体分类。

由于不同的 λ 值对应不同的分类结果,笔者用修正后的复判定系数 $(R_p^2)'$ 选择最优的温度分类结果,它是温度变量与热误差间相关度的定量表达,其值越大越好。

其计算方法如下所示:

$$(R_p^2)' = 1 - \frac{q-1}{q-p-1} \frac{S_T - S_R}{S_T} \quad (3)$$

$$S_T = \sum_{k=1}^n (y(k) - \bar{y}(k))^2 \quad (4)$$

$$S_R = \sum_{k=1}^n (\hat{y}(k) - \bar{y}(k))^2 \quad (5)$$

式中: q —温度变量总数; p —模型中温度变量的个数; $y(k)$ —试验观察值; $\hat{y}(k)$ —模型计算值; $\bar{y}(k)$ —试验观察值的算术平均值。

1.2 灰色关联分析

灰色关联分析的目的是分析和确定因子间的影响程度,或者是因子对主行为的贡献测度。关联度的计算,就是因素间关联程度大小的一种定量分析。

在寻找机床最佳温度敏感点时,以采集到的 n 次热误差数据为参考序列,即 $Y = \{y(k) | k = 1, 2, \dots, n\}$;以 m 个温度传感器采集到的 n 次温度数据为比较序列,即 $X_i = \{x_i(k) | k = 1, 2, \dots, n\}, i = 1, 2, \dots, m$;并计算二者间的灰色关联度。

$y(k)$ 与 $x_i(k)$ 的灰色关联系数的计算方法如下式所示:

$$\xi_i(k) = \frac{\min_{i \in m} \min_{k \in n} |y(k) - x_i(k)| + \rho \max_{i \in m} \max_{k \in n} |y(k) - x_i(k)|}{|y(k) - x_i(k)| + \rho \max_{i \in m} \max_{k \in n} |y(k) - x_i(k)|} \quad (6)$$

式中: ρ —分辨系数,通常取 0.5。

其中: $i = 1, 2, \dots, m; k = 1, 2, \dots, n$ 。

笔者再将各灰色关联系数取平均值,得到比较序列 X_i 与参考序列 Y 的灰色关联度 r_i ,以此评判各温度测点与热误差的关联程度。

灰色关联度 r_i 的计算方法如下式所示:

$$r_i = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \xi_i(k) \quad (7)$$

1.3 主成分回归分析

当预测模型的自变量间出现多重共线性时,采用主成分回归建模方法能够克服共线性对模型精度的影响,从而获得较为可信的预测模型。

其核心思想是:依据累积贡献率的要求,在模型自变量中选取 h 个主成分 z_1, z_2, \dots, z_h ,然后建立热误差 $y(k)$ 关于这 h 个主成分的回归方程。

其主要步骤有:数据标准化、计算标准化数据的相关矩阵、依据相关矩阵得到主成分、依据方差累积贡献率选择主成分、求主成分回归方程、求标准化变量的回归方程、求原始变量的主成分回归方程等^[21]。

最后得到的模型如下式所示:

$$\hat{y}(k) = \hat{b}_1 x_1 + \hat{b}_2 x_2 + \dots + \hat{b}_g x_g \quad (8)$$

式中： $\hat{y}(k)$ —热误差数据； \hat{b}_g —自变量的系数； x_g —模型自变量。

2 机床热特性实验与建模

2.1 实验方案

在某立式加工中心上,笔者依据其整机热特性,共布置了 16 个温度传感器,并进行了两组实验,即实验 1 和实验 2。

两组实验均采用 Pt100 铂电阻温度传感器采集温度数据,采用 NCDT6100 电容位移传感器采集热误差数据;所有传感器每 5 min 采集一次数据。

温度传感器编号及安装位置如表 1 所示。

表 1 温度传感器编号及安装位置

| 编号 | 位置 |
|-----|--------|
| T1 | 工作台 |
| T2 | Y轴丝杠螺母 |
| T3 | 主电机 |
| T4 | X轴丝杠螺母 |
| T5 | 后轴承座 |
| T6 | 下轴承座 |
| T7 | 主轴箱中部 |
| T8 | 主轴箱上部 |
| T9 | 环境温度 |
| T10 | 前轴承座 |
| T11 | X轴电机 |
| T12 | 左轴承座 |
| T13 | 主轴箱下部 |
| T14 | Y轴电机 |
| T15 | 右轴承座 |
| T16 | 上轴承座 |

实验 1 的机床运行速度如图 1 所示。

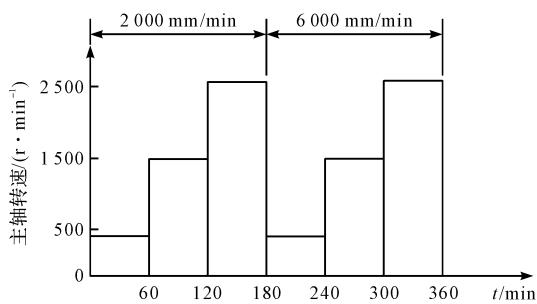


图 1 实验 1 的机床运行速度

依据实验 1 获得的温度和热误差数据,笔者分别建立 PCR 模型和 MLR 模型,并对比这两种模型的拟合能力。

在实验 2 中,机床主轴转速为 1 500 r/min,X、Y 向线性轴线合速度为 6 000 mm/min,连续运转 4 h,并采集温度和热误差数据,最后用所得数据对比两种模型

的泛化能力。

具体的实验设备如图 2 所示。

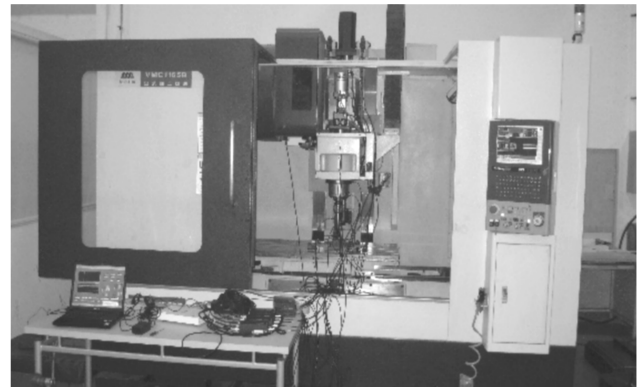


图 2 实验设备

2.2 实验结果及分析

根据实验 1 和实验 2 测得的温度,笔者绘制出了各测点的温升曲线,如图 3 所示。

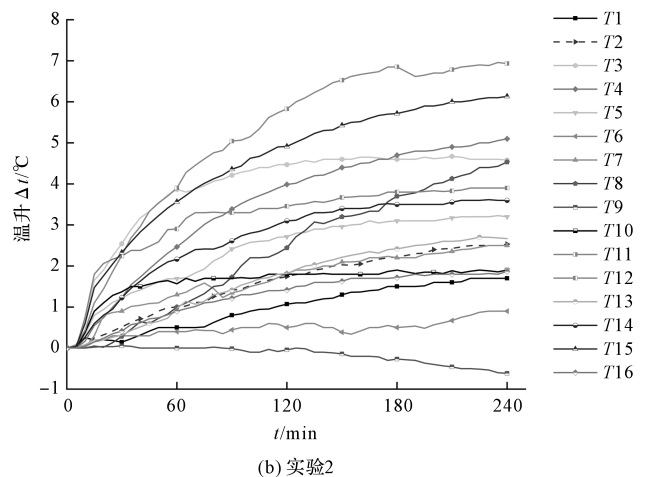
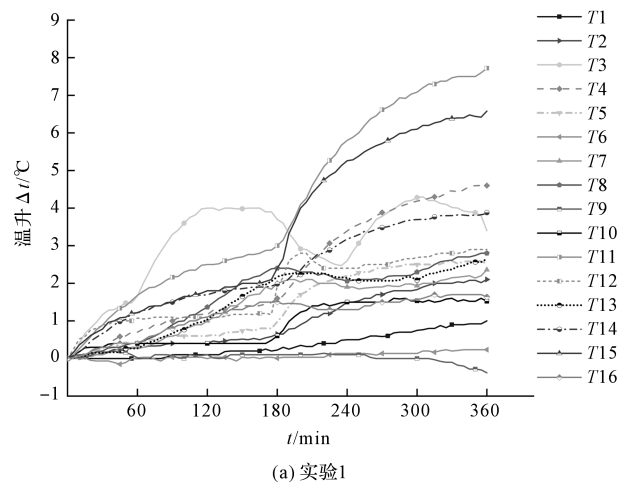


图 3 实验 1 和实验 2 的各测点温升曲线

由图 3 可知:在相同的线性轴线速度下,各温度测点的温升随主轴转速的增大而增大,直至达到热平衡状态,即主轴转速可以作为主轴系统的温升变化影响因素。

实验1和实验2的主轴Z向热误差曲线如图4所示。

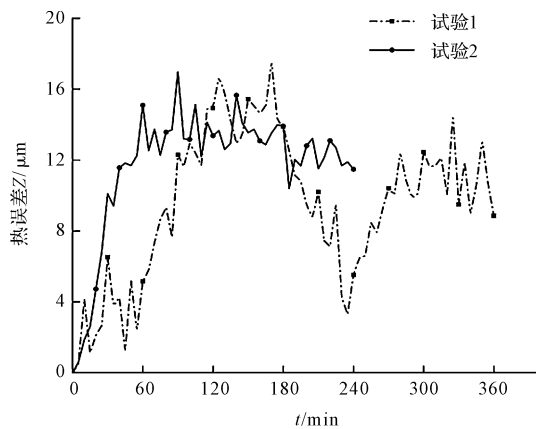


图4 实验1和实验2的主轴Z向热误差曲线

由图4可知:在实验1中,机床以速度图谱的形式运转,Z向热误差在前2h增加至15 μm左右,后1h上升后又略微回落;在运行180 min后,随着主轴转速和线性轴速度的增加,Z向热误差又开始增加,其大致随主轴转速的周期性变化而变化。由此可见,转速是影响主轴热特性的重要因素之一;

在实验2中,主轴以恒定转速运转,Z向热误差逐渐增大,并最终达到热平衡。

综合上述分析可知:主轴转速可以影响主轴的热误差;同时也表明,在主轴热误差模型中引入主轴转速变量是必要性的。

2.3 温度敏感点的选取

首先,笔者依照式(1,2)进行模糊聚类分析。

温度测点的模糊聚类结果如表2所示。

表2 温度测点的模糊聚类结果

| λ | 聚类数目 | 聚类结果 |
|-----------|------|---|
| 0.98 | 6 | ($T_1, T_2, T_4, T_5, T_{10}, T_{11}, T_{14}, T_{15}$), (T_7, T_8, T_{13}, T_{16}), T_3, T_6, T_9, T_{12} ; |
| 0.96 | 5 | ($T_1, T_2, T_4, T_5, T_{10}, T_{11}, T_{12}, T_{14}, T_{15}$), (T_7, T_8, T_{13}, T_{16}), T_3, T_6, T_9 ; |
| 0.91 | 4 | ($T_1, T_2, T_4, T_5, T_6, T_{10}, T_{11}, T_{12}, T_{14}, T_{15}$), (T_7, T_8, T_{13}, T_{16}), T_3, T_9 ; |
| 0.89 | 3 | ($T_1, T_2, T_4, T_5, T_6, T_7, T_8, T_{10}, T_{11}, T_{12}, T_{13}, T_{14}, T_{15}, T_{16}$), T_3, T_9 ; |

然后,笔者依照式(6,7)计算灰色关联度。

各温度测点与热误差间的灰色关联度如表3所示。

表3 各温度测点与热误差间的灰色关联度

| 温度测点 | 灰色关联度 |
|----------|---------|
| T_1 | 0.871 8 |
| T_2 | 0.887 9 |
| T_3 | 0.967 2 |
| T_4 | 0.895 2 |
| T_5 | 0.893 0 |
| T_6 | 0.820 7 |
| T_7 | 0.923 7 |
| T_8 | 0.933 2 |
| T_9 | 0.744 1 |
| T_{10} | 0.896 7 |
| T_{11} | 0.905 7 |
| T_{12} | 0.918 4 |
| T_{13} | 0.922 6 |
| T_{14} | 0.922 0 |
| T_{15} | 0.898 0 |
| T_{16} | 0.945 7 |

由表3可知:灰色关联度大小为 $T_3 > T_{16} > T_8 > T_7 > T_{13} > T_{14} > T_{12} > T_{11} > T_{15} > T_{10} > T_4 > T_5 > T_2 > T_1 > T_6 > T_9$ 。至此,在表2不同 λ 值对应的聚类结果中,可以依据上述灰色关联度大小,选取温度敏感点。

最后,笔者依照式(3~5)计算复判定系数(R_p^2)'。

不同聚类时的(R_p^2)'值如表4所示。

表4 不同聚类时的(R_p^2)'值

| λ | 聚类数目 | 选出的温度测点 | (R_p^2)' |
|-----------|------|---|--------------|
| 0.89 | 3 | T_3, T_9, T_{16} | 0.776 5 |
| 0.91 | 4 | T_3, T_9, T_{14}, T_{16} | 0.878 2 |
| 0.96 | 5 | $T_3, T_6, T_9, T_{14}, T_{16}$ | 0.866 3 |
| 0.98 | 6 | $T_3, T_6, T_9, T_{12}, T_{14}, T_{16}$ | 0.851 7 |

由表4可知:当 λ 为0.91,即聚类数目为4时, (R_p^2)'值最大,这表明此时的温度测点组合与热误差的相关性最高。故笔者在($T_1, T_2, T_4, T_5, T_6, T_{10}, T_{11}, T_{12}, T_{14}, T_{15}$)中,选取 T_{14} ;在(T_7, T_8, T_{13}, T_{16})中,选取 T_{16} 。

最终,笔者选出 T_3, T_9, T_{14} 和 T_{16} 为最佳温度敏感点。

2.4 热误差模型的建立

笔者分别建立引入主轴转速的主成分回归(PCR)模型和多元线性回归(MLR)模型。

两种模型的输入变量均为温度敏感点 T_3, T_9, T_{14} 和 T_{16} 的温升值和主轴转速 N 。

温升值是指每时刻温度值与各自初始时刻的差值,并分别记为 $\Delta T_3, \Delta T_9, \Delta T_{14}$ 和 ΔT_{16} 。

2.4.1 PCR模型的建立

笔者以实验1中 $\Delta T_3, \Delta T_9, \Delta T_{14}, \Delta T_{16}$ 和主轴转速 N 的数据为输入变量,以主轴Z向热误差数据为输

出变量,依据文献[21]中式(1~7),建立主成分回归(PCR)模型。

通常情况下会选取累积贡献率大于 85% 的主成分。此处,为了减少信息的损失,笔者选取累积贡献率大于 99% 的主成分。

PCR 模型中变量的累积贡献率如表 5 所示。

表 5 PCR 模型中变量的累积贡献率

| 主成分个数 | 累积贡献率/% |
|-------|---------|
| 1 | 71.30 |
| 2 | 84.91 |
| 3 | 97.13 |
| 4 | 99.03 |
| 5 | 100.00 |

由表 5 可知:主成分个数为 4 时,变量的累计贡献率为 99.03%,故笔者提取 4 个主成分参与建模。4 个主成分的表达式如下所示:

$$z_1 = 0.4803(\Delta T_3)^* - 0.3666(\Delta T_9)^* + 0.4630(\Delta T_{14})^* + 0.4936(\Delta T_{16})^* + 0.4206N^* \quad (9)$$

$$z_2 = 0.3704(\Delta T_3)^* + 0.8523(\Delta T_9)^* + 0.0832(\Delta T_{14})^* + 0.3254(\Delta T_{16})^* - 0.1535N^* \quad (10)$$

$$z_3 = 0.2547(\Delta T_3)^* + 0.1610(\Delta T_9)^* - 0.5680(\Delta T_{14})^* - 0.2205(\Delta T_{16})^* + 0.7335N^* \quad (11)$$

$$z_4 = 0.6084(\Delta T_3)^* - 0.3328(\Delta T_9)^* - 0.5053(\Delta T_{14})^* + 0.0684(\Delta T_{16})^* - 0.5089N^* \quad (12)$$

笔者对其进行主成分回归分析,并将其转化成标准化变量的回归方程,即:

$$y_1^* = 1.0883(\Delta T_3)^* - 0.0437(\Delta T_9)^* - 0.6528(\Delta T_{14})^* + 0.2422(\Delta T_{16})^* + 0.0269N^* \quad (13)$$

笔者再将标准化变量恢复到原始的输入变量,得到 PCR 模型,如下式所示:

$$y_1 = 0.2452 + 4.0097\Delta T_3 - 1.6301\Delta T_9 - 2.4162\Delta T_{14} + 2.0279\Delta T_{16} + 0.0001N \quad (14)$$

2.4.2 MLR 模型的建立

同样,笔者以实验 1 中 ΔT_3 、 ΔT_9 、 ΔT_{14} 、 ΔT_{16} 和主轴转速 N 的数据为输入变量,以主轴 Z 向热误差数据为输出变量,建立多元线性回归(MLR)模型。

MLR 模型如下式所示:

$$y_2 = 0.6662 + 3.4197\Delta T_3 - 2.2936\Delta T_9 - 3.0144\Delta T_{14} + 4.3620\Delta T_{16} + 0.0002N \quad (15)$$

3 效果对比分析

为了对比引入主轴转速的 PCR 模型与 MLR 模型的性能,笔者分别用实验 1 数据对比二者的拟合能力,用实验 2 数据对比二者的泛化能力,并以均方根误差、

平均绝对误差和决定系数作为模型的评判指标。

其中,均方根误差和平均绝对误差越小,决定系数越大,表明模型的预测精度越高。残差表示实测值与估计值间的差值,且越接近 0,表示模型的估计效果越好^[22]。

3.1 拟合能力对比

以实验 1 所得的温度和热误差数据为基础,笔者对两种模型进行拟合能力的对比。

两种模型的热误差拟合曲线和残差曲线如图 5 所示。

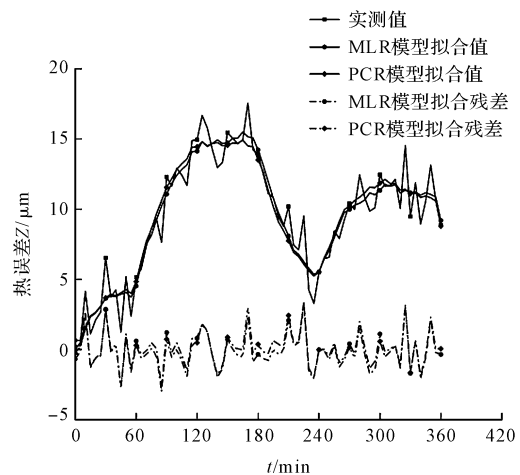


图 5 两种模型的热误差拟合曲线和残差曲线

两种模型的拟合精度如表 6 所示。

表 6 两种模型的拟合精度

| 模型 | 均方根误差/ μm | 平均绝对误差/ μm | 决定系数 |
|-----|----------------------|-----------------------|--------|
| PCR | 1.3047 | 0.9480 | 0.9042 |
| MLR | 1.2608 | 0.9435 | 0.9106 |

由表 6 可知:以选出的温度敏感点的温升值和主轴转速为输入变量的 PCR 模型和 MLR 模型,均表现出了良好的拟合效果;两种模型的均方根误差均在 $1.4 \mu\text{m}$ 以下,平均绝对误差均在 $1 \mu\text{m}$ 以下,且决定系数均在 0.9 以上,即模型的拟合值与实测值相关性很高,且残差绝对值均在 $4 \mu\text{m}$ 以下。

以上结果表明,引入主轴转速的两种热误差模型的拟合能力较强。

此外,PCR 模型的均方根误差和平均绝对误差略高于 MLR 模型,表明 PCR 模型的拟合精度略有降低(这是由于其舍弃了部分主成分的结果)。

3.2 泛化能力对比

在对比了两种热误差预测模型的优良拟合性能后,接下来,笔者再对比两种预测模型的泛化能力。

笔者以实验 2 所得温度和热误差数据为基础,对两种模型进行泛化能力对比。

两种模型的热误差预测曲线和残差曲线如图6所示。

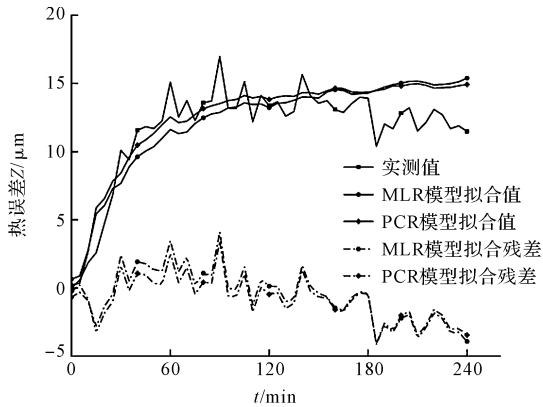


图6 两种模型的热误差预测曲线和残差曲线

两种模型的预测精度如表7所示。

表7 两种模型的预测精度

| 模型 | 均方根误差 / μm | 平均绝对误差 / μm | 决定系数 |
|-----|-----------------------|------------------------|---------|
| PCR | 1.782 5 | 1.408 6 | 0.763 4 |
| MLR | 1.970 5 | 1.573 5 | 0.710 9 |

由表7可知:相较于拟合实验结果,两种模型的各项性能指标均有所降低,但总体预测效果较好;且PCR模型各项指标均优于MLR模型。

PCR模型的均方根误差和平均绝对误差分别在 $1.8\mu\text{m}$ 和 $1.5\mu\text{m}$ 以内,决定系数在0.7以上,相较于MLR模型,其预测精度提高了9.5%,即模型的预测值与实测值的相关性较高,且引入主轴转速的PCR模型的泛化能力较强。

对比两次实验结果可知:PCR模型的拟合精度稍低于MLR模型,但其可以消除输入变量间的共线性,从而提升模型的预测效果;且建立热误差模型的也是对机床热误差进行预测和控制,所以更看重模型的预测效果。

故利用该方法进行建模,可以保证模型具备较高的预测精度和较强的泛化能力,更有利于其后续的热误差控制。

4 热误差的控制

数字孪生可以实现虚拟模型与物理实体间的高保真映射、融合与交互,通过构建虚拟模型,可对物理实体的行为及状态进行预测和控制。

机床热误差数字孪生控制系统框架如图7所示。

该系统主要由物理系统、数字系统及孪生数据构成。其核心是上述已经建立并对比过预测效果的PCR模型,通过输入实时数据,进行热误差的预测及

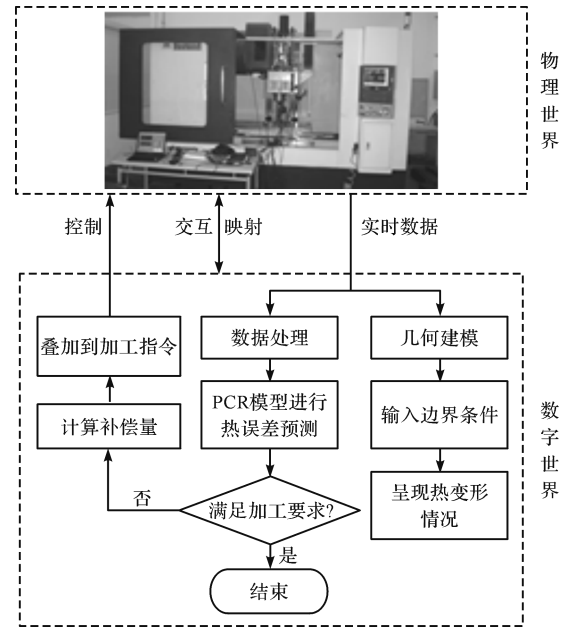


图7 机床热误差数字孪生控制系统框架

控制。其中,其物理系统由机床、刀具、工件和数据采集系统等组成,可完成数据采集、物理加工以及误差控制等任务。

其数字系统是物理系统的全要素映射,可以对物理实体进行实时虚拟仿真和预测,并进行虚拟误差控制。孪生数据是两系统工作、交互时产生的数据。

热误差控制步骤为:

- (1)系统实时采集机床主轴转速和温度敏感点等相关数据;
- (2)采集到的相关数据通过PCR模型,完成热误差预测;
- (3)系统将模型预测的热误差值与预设的许用加工误差值进行对比,若预测误差值不满足加工要求,则通过偏移机床轴的坐标原点调整刀具位置,产生一个大小相等、方向相反的误差值,并将其叠加到原始加工指令中,以抵消热误差,实现误差控制;
- (4)重复以上步骤,直至加工完成。

5 结束语

机床热误差模型存在预测精度和泛化能力不强的问题,为实时、准确地预测机床的热误差,并对其进行有效控制,笔者提出了一种引入主轴转速,并可嵌入数字孪生控制系统的热误差建模方法。

首先,在对FCA、GCA及PCR方法进行理论分析的基础上,以某立式加工中心为对象,获得了转速图谱下的温度数据和热误差数据,并选取了温度敏感点;然后,以主轴转速和温度敏感点的温升值为输入变量,建立了热误差模型;最后,将其与MLR模型进

行了效果对比。

研究结论如下:

(1)以机床在转速图谱下运转所得的温度和热误差数据为基础,分析了主轴转速对热误差的影响,确定了在热误差建模中引入主轴转速的必要性;

(2)模糊聚类结合灰色关联分析,将温度测点的数量由 16 个减少至 4 个,降低了变量间的共线性对模型预测精度的影响;

(3)用建立的 PCR 模型对热误差进行了预测,经计算,得出其均方根误差为 $1.7825\ \mu\text{m}$;与 MLR 模型相比,PCR 模型的预测精度提升了 9.5%,有效抑制了温度敏感点变动对模型预测精度的影响,保证了模型在其他工况时的预测精度和稳定性;

(4)构建了机床热误差数字孪生控制系统框架,可将 PCR 模型嵌入其中,实现热误差实时预测与控制的功能。

在后续的工作中,笔者将实际搭建该控制系统,并将所建预测模型予以实际运用,更好地服务于工业制造。

参考文献 (References):

- [1] 李 兵,苏文超,魏 翔,等.基于环境温度模型库分段式加权的数控机床热误差建模[J].农业机械学报,2020,51(7):413-419.
- [2] LIU Qiang, LENG Jie-wu, YAN Dou-xi, et al. Digital twin-based designing of the configuration, motion, control, and optimization model of a flow-type smart manufacturing system [J]. **Journal of Manufacturing Systems**, 2021, 58 (4): 52-64.
- [3] 张 雷,刘检华,庄存波,等.基于数字孪生的多轴数控机床轮廓误差抑制方法[J].计算机集成制造系统,2021,27(12):3391-3402.
- [4] 李聪波,孙 鑫,侯晓博,等.一种数字孪生驱动的数控铣削刀具磨损在线监测方法[J].中国机械工程,2022,33(1):78-87.
- [5] ZHAO Zeng-ya, WANG Si-bao, WANG Ze-hua, et al. Surface roughness stabilization method based on digital twin-driven machining parameters self-adaption adjustment: a case study in five-axis machining[J]. **Journal of Intelligent Manufacturing**, 2022, 33(4):943-952.
- [6] LIU Jia-lan, Ma Chi, GUI Hong-quan, et al. Geometric-thermal error control system for gear profile grinding machine [J]. **Advanced Engineering Informatics**, 2022, 52:101618.
- [7] MA Chi, GUI Hong-quan, LIU Jia-lan. Self learning-empowered thermal error control method of precision machine tools based on digital twin[J/OL]. **Journal of Intelligent Manufacturing**, [2021-8-13]. <https://doi.org/10.1007/s10845-021-01821-z>.
- [8] LIU Jia-lan, GUI Hong-quan, Ma Chi. Digital twin system of thermal error control for a large-size gear profile grinder enabled by gated recurrent unit [J/OL]. **Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing**, [2021-7-14]. <https://doi.org/10.1007/s12652-021-03378-4>.
- [9] 张子祥,李粉霞.数控机床热误差建模及预测方法分析[J].机床与液压,2019,47(13):59-63.
- [10] 赵家黎,吴丽媛,黄利康,等.基于改进的FCM聚类算法对温度测点的优化和建模[J].组合机床与自动化加工技术,2019,544(6):63-66.
- [11] 郑金勇,刘保国,冯 伟.基于遗传算法优化灰色神经网络的机床主轴热误差建模研究[J].机电工程,2019,36(6):602-607.
- [12] 黄 智,刘永超,邓 涛,等.一种五轴数控机床热误差建模方法[J].中国机械工程,2020,31(13):1529-1538.
- [13] 谢 飞,王 玲,殷 鸣,等.数控机床热误差的温度测点优化方法[J].组合机床与自动化加工技术,2019,544(6):45-49.
- [14] 丁群燕,曾 鑫.基于自适应神经模糊推理系统和灰色理论的机床热误差补偿研究[J].制造技术与机床,2016,654(12):61-65.
- [15] 范丽婷,荆晓瑞,张 珂,等.基于PLS的高速电主轴热变形建模与分析[J].沈阳建筑大学学报:自然科学版,2020,36(4):738-744.
- [16] 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.
- [17] 罗 勇,邵珠峰,王立平,等.NL201HA数控卧式车床X轴热误差建模及补偿[J].清华大学学报:自然科学版,2021,61(1):28-35.
- [18] 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.
- [19] CHEN Yu, ZHOU Hui-cheng, CHEN Ji-hong, et al. Spindle thermal error modeling method considering the operating condition based on long short-term memory[J]. **Engineering Research Express**, 2021, 3(3):035019.
- [20] LI Yang, ZHAO Wan-hua, WU Wen-wu, et al. Thermal error modeling of the spindle based on multiple variables for the precision machine tool[J]. **International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, 2014, 72(9-12): 1415-1427.
- [21] MIAO En-ming, LIU Yi, LIU Hui, 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 and Manufacture**, 2015, 97(10):50-59.
- [22] 胡永祥,徐魏斌,付连宇,等.微型钻头螺旋槽磨削机床精度标定方法的研究[J].机电工程技术,2022,51(7):61-67,99.

[编辑:李 辉]

本文引用格式:

宋飞虎,王梦柯,尹 静,等.基于数字孪生控制的精密机床热误差模型[J].机电工程,2023,40(3):391-398.

SONG Fei-hu, WANG Meng-ke, YIN Jing, et al. Thermal error model for precision machine tools based on digital twin control[J]. *Journal of Mechanical & Electrical Engineering*, 2023, 40(3):391-398.

《机电工程》杂志:<http://www.meem.com.cn>