DOI: 10. 19650/j. cnki. cjsi. J2312058

# 数据机理驱动的机床主轴热精度建模方法研究\*

魏新园,钱自强,吴秋源,钱牧云,周京欢

(安徽工业大学电气与信息工程学院 马鞍山 243032)

**摘** 要:主轴热精度问题是造成精密数控机床精度下降的主要原因,传统数据驱动的热精度建模方法强调建模算法的优化,忽略了热精度特性分析,导致鲁棒性低、解释性差和模型结构复杂等问题。对此,从数据机理的角度出发分析主轴热精度特性,针对性的提出热精度建模方法。热精度建模前需要选择温度敏感点(TSPs),利用 LASSO 算法实现 TSPs 自适应选择;基于分位数回归分析证明 TSPs 存在双重变动性,利用复合分位数回归算法提高建模精度;工况条件变动易造成模型泛化能力下降,利用 L2 正则化算法提高模型稳健性。最终提出基于复合分位数回归结合弹性网络正则化的主轴热精度建模方法。实验表明,利用 所提建模方法补偿后机床热误差波动在±2 μm 以内,相比补偿前精度提升 93.3%,所提建模方法具有预测精度和稳健性高、自适应性强和解释性好的优势。

关键词:机床主轴;热精度;数据机理;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

# Research on the thermal accuracy modeling method driven by data mechanism for machine tool spindle

Wei Xinyuan, Qian Ziqiang, Wu Qiuyuan, Qian Muyun, Zhou Jinghuan

(School of Electrical and Information Engineering, Anhui University of Technology, Ma'anshan 243032, China)

**Abstract**: The thermal accuracy of the spindle is the main reason for the decline of precision CNC machine tools. The traditional datadriven thermal accuracy modeling method emphasizes the optimization of modeling algorithms and ignores the analysis of thermal accuracy characteristics, resulting in low robustness, poor interpretation, and complex model structure. In this regard, the thermal accuracy characteristics of the spindle are analyzed from the perspective of data mechanism, and a thermal accuracy modeling method is proposed. Temperature-sensitive points (TSPs) need to be selected before thermal accuracy modeling, and the LASSO algorithm is used to realize the adaptive TSPs selection. Based on quantile regression analysis, it is proved that the TSPs have double variability, and the compound quantile regression algorithm is used to improve modeling accuracy. The variable operating conditions tend to reduce the generalization ability of the model. The L2 regularization algorithm is used to improve the robustness of the model. Therefore, the thermal precision modeling method of spindles based on composite quantile regression and elastic network regularization is proposed. The experiments show that the thermal error of the machine tool after compensation using the proposed modeling method fluctuates within  $\pm 2 \,\mu$ m, an increase of 93.3% compared to before compensation. The proposed modeling method has advantages in prediction accuracy, robustness, adaptability, and interpretation.

Keywords: spindle of the machine tool; thermal accuracy; data mechanism; robustness

0 引 言

随着制造强国战略的持续推进,我国精密数控机床 技术水平显著提升,但仍然存在一些关键问题尚未有效 解决,如机床精度稳定性<sup>[1]</sup>和可靠性<sup>[2]</sup>有待进一步提升。 导致机床稳定性下降的主要原因之一是热精度问题<sup>[3]</sup>, 且随着机床精度的提升,热精度问题占机床总误差的比 重不断提升,最高可达 80%<sup>[4]</sup>。

收稿日期:2023-10-23 Received Date: 2023-10-23

\*基金项目:安徽省重点研究与开发计划项目(2022f04020005)、安徽省高等学校科研研究重点项目(2022AH050313)资助

国内外学者针对机床热精度问题进行了大量的研 究<sup>[3,5]</sup>,机床精度热问题得到一定程度的改善。目前解决 热精度问题的途径主要有温度控制、结构热设计和软件 补偿法<sup>[6]</sup>。如 Chiang 等<sup>[7]</sup>提出一种基于比例-积分-微 分控制的温度控制方案,对机床油冷却器中的油温进行 控制。温度控制的方法能够一定程度上减小热变形的产 生,但机床内部热源难以完全消除,热精度问题仍然存 在。结构热设计方法是一种物理模型驱动的机床热精度 分析方法,包括机床温度场仿真分析与关键零部件结构 热特性仿真分析。如 Thiem 等<sup>[8]</sup>基于有限元分析建立机 床滚珠螺杆轴的物理模型,通过分析和预测补偿87%的 热弹性误差。Swić 等<sup>[9]</sup>提出了一种基于热变形机理的热 机械方法,以提高长-低刚度轴的精度和稳定性。结构热 设计方法能够从机理上分析机床结构热特性变化规律, 为优化结构设计提供理论依据。但该方法通常难以获取 准确的仿真分析结果,且随着精度要求的提高,仿真分析 的难度和成本会成指数增长[1]。这是由于一方面机床本 身结构复杂,在建立机床物理模型时会进行大量结构简 化;另一方面机床热精度问题受众多因素耦合的影响,导 致机床物理模型的边界条件难以准确获得<sup>[10]</sup>。

而软件补偿法则不存在这些缺点,且具有实施成本低、效果显著的优势,是目前较常采用的一种解决机床热精度问题的方法<sup>[11]</sup>。软件补偿法一种数据驱动的机床 热精度分析方法,通过选择或设计机器学习算法建立热 精度预测模型。常用的建模算法有多元线性回归<sup>[12-13]</sup>、 神经网络<sup>[14-16]</sup>、支持向量机<sup>[17-18]</sup>和时间序列<sup>[19-20]</sup>等。在 建立热精度预测模型之前,通常需要利用算法筛选建模 温度变量,即选择温度敏感点(temperature-sensitive points, TSPs),如模糊聚类结合灰色关联算法<sup>[21]</sup>、相关系 数算法<sup>[22]</sup>等。软件补偿法通过优化建模算法能够提高 模型的预测精度,但也存在明显不足。当机床环境温度、 主轴转速、进给速度等工作条件变化时,模型预测效果将 迅速下降,即模型的泛化能力不足<sup>[23]</sup>。

对此有学者提出稳健性建模方法<sup>[24-25]</sup>,以提高热误 差模型的泛化能力。该方法能够在变工况环境下保持一 定的预测精度,但大多从算法优化的角度进行研究而忽 略了热误差本身的特性。此外,有学者提出自适应建模 算法<sup>[26-27]</sup>,通过测量装置在线获取机床热误差数据以自 适应更新预测模型。该方法能够有效解决变工况条件下 热精度模型预测效果下降的问题,但额外的测量装置和 在线测量过程会提高加工成本和降低加工效率。近年来 人工智能发展迅速,深度学习算法逐渐在机床热精度建 模问题中广泛应用。如谭峰等<sup>[28]</sup>基于长短期记忆(long short-term memory, LSTM)神经网络利用机床当前和历史 时刻的温升数据来建立热精度预测模型。Liu 等<sup>[29]</sup>提出 一种基于迁移学习算法的误差控制方法,并通过机理分 析证明了 LSTM 算法在热精度建模中的适用性。深度学 习算法以其学习能力强的突出优势在机床热精度建模中 具有很好的应用潜力,但存在模型结构复杂,对热精度规 律解释能力差的问题。

综上,本文提出从数据机理的角度出发研究机床主 轴热精度特性,并针对性的提出热精度建模方法,以建立 预测精度和稳健性高、自适应性强和解释性好的热精度 预测模型。首先对热精度建模中的关键问题进行分析. 针对传统数据驱动的热精度建模中需要单独选择 TSPs 的问题,本文利用 LASSO 算法解的稀疏性实现 TSPs 自 适应选择,大大简化了热精度建模过程。其次,利用分位 数回归算法分析发现机床热精度建模中 TSPs 存在双重 变动性。对此,本文综合考虑各个 TSP 影响权重在热误 差变化过程中的变化情况,利用复合分位数回归算法充 分挖掘热误差数据中包含的规律,以有效提高建模精度。 然后,为了有效提高模型在变工况条件下的泛化能力,本 文利用 L2 正则化算法约束模型系数以提高模型的稳健 性。最终提出基于复合分位数回归结合弹性网络正则化 ( compound quantile regression combined with elastic-net regularization, CQEN)算法的主轴热精度建模方法。与 现有建模方法进行比对分析以证明所提建模方法的优越 性,并通过补偿实验验证模型的有效性。

# 1 热精度建模理论

对机床主轴热精度建模理论关键问题进行分析,并 利用不同算法的特点针对性的提出解决办法,从而提出 基于 CQEN 算法的建模方法。

#### 1.1 热精度建模理论问题分析

在建模数据中包含充足信息的前提下,影响机床热 精度建模实际效果的因素可分为两个方面:1)建模变量 的选择;2)建模算法的选择/设计。因此需要解决的关键 问题为:1)如何选择有效的建模变量以准确描述热精度 的变化规律;2)如何选择/设计建模算法以从建模数据中 深度挖掘热精度变化规律。

针对第1个问题,首先对机床热精度影响因素进行 梳理分析,如图1所示。直接因素即机床内部热源,间接 因素包括外部热源和机床运行参数等。机床内部热源变 化会直接导致热精度问题,而间接因素则通过改变内部 热源状态进而对热精度产生影响。因此建立热精度关于 机床各内部热源的模型关系,理论上能够包含各间接因 素的影响。

因此热精度建模变量的选择问题主要集中在温度变量的选择上。通常选择对热精度影响权重大的温度变量参与建模,以保证 TSPs 能够充分描述热精度变化规律。如根据各温度变量与热误差之间的相关系数<sup>[22]</sup>、灰色关



图 1 热精度问题影响因素分析



联度<sup>[21]</sup>等指标选择 TSPs。但这可能会由于 TSPs 之间具 有相关性而造成共线性问题,进而影响建模效果。通过 岭回归<sup>[30]</sup>、偏最小二乘<sup>[22]</sup>和主成分<sup>[31]</sup>等偏回归算法可 以解决共线性问题,但 TSPs 选择个数通常需要根据经验 来设定。这会导致热精度建模过程复杂,同时主观因素 会增大模型实际预测效果的风险。且本团队经过长期研 究发现,基于不同热精度数据选择出的 TSPs 具有变动 性<sup>[32]</sup>,这给实际热精度建模和补偿引入了不确定性。而 自适应 TSPs 选择算法能够有效解决这一问题,即在建模 过程中自动实现 TSPs 选择。

对于第2个问题,本文利用分位数回归算法从数据 机理的角度分析主轴热精度特性,发现 TSPs 具有双重变 动性。即除上述变动性以外,在热精度不同的变化阶段, 同一 TSP 影响权重也会变动。目前尚未有关于热精度建 模方法的研究考虑到这一问题,造成建模算法对热精度 的变化规律挖掘不充分,进而导致热精度模型预测效果 难以进一步提升。对此本文提出复合分位数回归算法, 综合考虑各个 TSPs 在热误差产生-增长-稳定不同阶段 影响权重变化的特点,以建立准确的热精度预测模型。 同时,为了增强模型的泛化能力,本文利用 L2 正则化限 制模型系数波动,进一步提升模型的稳健性。

#### 1.2 自适应 TSPs 选择算法

设机床热误差变量为 $y = [y_1, y_2, \dots, y_H]^T$ ,其中H为 数据点个数。温度变量为 $X = (x_{ij})_{m \times H} = \{x_1, x_2, \dots, x_m\}$ , 其中m为温度变量的个数。则热误差y关于各温度变量 X的回归模型可以表示为:

$$y = X\beta + \varepsilon \tag{1}$$

其中,  $\boldsymbol{\beta} = [\beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_p]^T$ 为回归模型的系数,  $\boldsymbol{\varepsilon} = [\boldsymbol{\varepsilon}_1, \dots, \boldsymbol{\varepsilon}_i, \dots, \boldsymbol{\varepsilon}_H]^T$ 为随机误差项, 且  $\boldsymbol{\varepsilon}_i \sim N(0, \sigma^2)$ 。

根据最小二乘算法,通过求解如下目标函数的最小 值可以得到式(1)中模型系数β:

$$Q_{1}(\boldsymbol{\beta}) = \sum_{j=1}^{n} (\boldsymbol{y} - \boldsymbol{X}\boldsymbol{\beta})^{2}$$
(2)

为了实现 TSPs 自适应选择,本文利用 LASSO 算法 解的稀疏性<sup>[26]</sup>对式(2)目标函数进行更新,如下:

$$Q_{2}(\boldsymbol{\beta}) = \left[\sum_{j=1}^{H} (\boldsymbol{y} - \boldsymbol{X}\boldsymbol{\beta})^{2} + \lambda_{1} \sum_{i=1}^{m} |\boldsymbol{\beta}|\right]$$
(3)

式中: $\lambda_1$ 为L1正则项的系数。

式(3)中 L1 正则项的存在,会使热精度模型的部分 回归系数在建模过程中被估计为0或接近0,相当于从热 精度模型中将相应温度变量剔除,即实现了 TSPs 自适应 选择。

#### 1.3 基于复合分位数回归建模算法

分位数回归算法建立因变量各分位数与自变量之间 的模型关系,进而分析自变量对不同阶段因变量的影 响<sup>[33]</sup>。热误差变量y的分位数 $\tau$ 为:

$$F^{-1}(\tau) = \inf\{y: F(y) \ge \tau\}$$
(4)

对于不同热精度分位数回归模型,可以通过最小化 如下目标函数估计模型的系数:

$$Q_{3}(\boldsymbol{\beta}_{\tau}) = \left[\sum_{j \in |j: y_{j} \ge X_{j} \boldsymbol{\beta}_{\tau}|} \tau \mid y_{j} - X_{j} \boldsymbol{\beta}_{\tau} \mid + \sum_{|j: y_{\tau} < X_{j} \boldsymbol{\beta}_{\tau}|} (1 - \tau) \mid y_{j} - X_{j} \boldsymbol{\beta}_{\tau} \mid \right]$$
(5)

式中: $\boldsymbol{\beta}_{\tau}$ 为分位数 $\tau$ 下的回归模型系数估计值, $X_{j}$ 表示 各温度变量的第j个测量数据。

基于式(5)能够计算出不同分位数下的热精度回归 模型,进而分析各个 TSPs 对热精度的影响趋势变化情况。分位数回归算法存在的问题是难以从众多分位数中 确定最优值,因此本文提出复合分位数回归算法<sup>[34]</sup>,最 优化目标函数为:

$$Q_{4}(\boldsymbol{\beta}) = \sum_{u=1}^{o} \left[ \sum_{j \in \{j: j \neq \boldsymbol{X}_{j} \boldsymbol{\beta}\}} \boldsymbol{\tau}_{u} \mid \boldsymbol{y}_{j} - \boldsymbol{X}_{j} \boldsymbol{\beta} \mid + \sum_{j \in \{j: j \neq \boldsymbol{X}_{j} \boldsymbol{\beta}\}} (1 - \boldsymbol{\tau}_{u}) \mid \boldsymbol{y}_{j} - \boldsymbol{X}_{j} \boldsymbol{\beta} \mid \right]$$
(6)

式中:  $\tau_u$  表示热精度的第 u 个分位数,共 U 个分位数。 式(6)综合考虑了不同分位数下各 TSPs 对热精度的影 响权重,所估计出的回归模型系数 **β** 中包含的信息更加 全面,所建立的模型能够更加充分、准确的描述热精度变 化规律。

#### 1.4 基于 L2 正则化的稳健建模算法

为了提高模型的泛化能力,本文在式(6)中加入 L2 正则项,以限制回归模型系数β 的波动,从而进一步提升 模型的稳健性。结合 1.2 节中基于 LASSO 算法的自适 应 TSPs 选择算法,则最终基于 CQEN 算法的目标函 数为:

$$Q_{5}(\boldsymbol{\beta}) = \sum_{u=1}^{U} \left[ \sum_{j \in |j: y_{j} \geq X_{j}\boldsymbol{\beta}|} \tau_{u} | y_{j} - X_{j}\boldsymbol{\beta} | + \sum_{i \in |j: y_{j} < X_{j}\boldsymbol{\beta}|} (1 - \tau_{u}) | y_{j} - X_{j}\boldsymbol{\beta} | \right] + \lambda_{1} \sum_{i=1}^{m} |\boldsymbol{\beta}_{j}| + \lambda_{2} \sum_{i=1}^{m} \boldsymbol{\beta}_{j}^{2}$$

$$(7)$$

式中: $\lambda_1$ 和 $\lambda_2$ 分别为L1和L2正则项的系数。

根据式(7)即可求得 CQEN 算法的模型系数。该模型能够自适应选择 TSPs,同时考虑了热精度不同阶段 TSPs 影响权重变动的问题,且稳健性强。

Fig. 3

#### 2 主轴热精度测量数据分析

使用机床主轴热误差实验测量数据,应用上述建模 理论,分析主轴热精度特性。

#### 2.1 热精度测量实验

对一台型号为 Vcenter-550 的精密三轴立式加工中 心进行主轴热精度测量实验,如图 2 所示。位移传感器 (图 2 中位移传感器 1~5)和温度传感器的使用参照 文献[25]中方法。为了获得不同实验条件下的机床主 轴热误差数据,本文进行不同初始环境温度和主轴转速 的热精度实验共 15 批次,记为 K1~K15。各批次实验的 实验参数如表 1 所示。



图 2 实验对象 Fig. 2 Experimental subjects

#### 表 1 15 批次实验条件

批次	初始环境 温度/℃	主轴转速 /rpm	批次	初始环境 温度/℃	主轴转速 /rpm
K1	3.7	2 000	К9	14.6	6 000
K2	4.4	4 000	K10	23.7	2 000
K3	6.2	6 000	K11	27.0	4 000
K4	10.6	2 000	K12	24.5	6 000
K5	9.3	4 000	K13	29.1	2 000
K6	10.9	6 000	K14	29.2	4 000
K7	13.0	2 000	K15	33.1	6 000
K8	14.4	4 000			

#### 2.2 热误差测量结果

根据实验测量结果,可得到各批次实验的主轴热误 差及同步测量的机床关键位置的温度数据。各批次实验 3个方向热误差数据分别如图 3~5 所示。由图 3~5 可 以观察出,不同实验条件下机床主轴热精度变化规律存 在明显差别。因此热精度建模理论必须能够从数据中深 度挖掘热精度规律,否则所建模型只能在限定实验条件 下保持预测效果。



百5 石加沃关亚 4 问然庆左

Thermal error in X direction for each batch of experiments



图 4 各批次实验 Y 向热误差







Fig. 5 Thermal error in Z direction for each batch of experiments

同理可绘制出各批次中的温度变化曲线。如 K1 批 次实验的温度变化曲线如图 6 所示。由图可知,机床不 同位置处的温度信息整体变化规律近似,但数值上存在 明显差别,这说明不同温度变量中所包含的温度信息存 在一定差异。





Fig. 6 Temperature variation curve of K1 batch experiment

#### 2.3 TSPs 双重变动性

根据上述 15 批次数据,使用相关系数法<sup>[22]</sup>选择 TSPs。本文以 Z 向热误差为例,当只选择 2 个 TSPs 时, 各批次数据的选择结果如表 2 所示。

表 2 各批次数据 TSPs 选择结果 Table 2 TSPs selection results of each patch data

批次	K1	K2	K3	K4	K5	K6	K7
结果	[1,5]	[1,5]	[1,4]	[1,5]	[1,5]	[1,5]	[1,2]
K8	К9	K10	K11	K12	K13	K14	K15
[1,5]	[1,5]	[4,5]	[1,5]	[1,5]	[8,9]	[1,5]	[1,5]

由表 2 可知,各批次数据的 TSPs 选择结果存在一定 差异。这是 TSPs 的第一重变动性,会给热精度建模和补 偿带来不确定性。使用 1.3 节中的分位数回归算法对各 批次实验数据建立各分位数回归模型。以 K1 批次实验 Z 向热误差为例,建立热精度关于 T1~T5 温度变量的各分位 数回归模型,模型系数随分位数的变化曲线如图 7 所示。

从图 7 可以发现,各 TSPs 的模型系数随分位数改变 而发生变化。这说明在机床热精度的产生-增长-稳定 的过程中,各个 TSPs 影响权重是变化的。如温度变量 T3 的模型系数β<sub>3</sub>绝对值先增大后减小,说明该 TSP 对热 精度的影响权重先增大后降低。目前未有机床热精度建 模方法考虑这一问题,导致从实验数据中挖掘热精度变 化规律不充分,从而所建模型对热精度变化规律的描述 不够准确。



此外,各分位数回归模型的热精度预测结果如图 8 所示。可以观察出各分位数回归模型的预测曲线具有明显的 波动,说明模型易受外部因素干扰,即稳健性低。由此说明 了本文所提基于 CQEN 算法的热精度建模方法的必要性。



图 8 各分位数回归模型预测曲线(K1)



#### 3 模型预测效果验证

为了验证本文所有主轴热精度建模方法的优越性, 分别使用本文所提 CQEN 算法、弹性网络(elastic-net, EN)<sup>[35]</sup>和 LSTM 算法建立热精度预测模型,比对分析各 模型的预测效果。并进行实际补偿实验验证本文所建模 型的实际预测效果。

#### 3.1 CQEN 热精度预测模型的建立

基于 1.4 节中的 CQEN 算法,可建立各批次数据的 热精度预测模型。如设  $\lambda_1 = \lambda_2 = 1$ , K1 批次的 3 个方向 热精度建模结果如表 3 所示。表中部分温度变量的模型

第44卷

系数为0(加粗显示),这是由于本文所提建模方法具有 TSPs 自适应选择能力。

表 3 基于 CQEN 算法的热精度预测模型(K1) Table 3 Thermal accuracy prediction model based on the COFN algorithm (K1)

系数	X 向	Y 向	<i>Z</i> 向	系数	X 向	Y 向	Z 向	
$oldsymbol{eta}_0$	0.35	1.76	0	$\beta_6$	-0.22	-1.40	0	
$oldsymbol{eta}_1$	0.80	2.08	0.27	$\beta_7$	-0.17	-2.45	-3.55	
$\beta_2$	0	0	1.15	$\beta_8$	-0.49	0	1.51	
$\beta_3$	0	-0.20	0. 76	$\beta_9$	-1.89	-3.38	0	
$oldsymbol{eta}_4$	0	0	2.31	$\beta_{10}$	0.91	3.43	-3.02	
$\beta_5$	0.47	1.01	0. 79	S <sub>ii</sub>	0.54	0.81	0.87	

使用所建立的模型对其他批次进行预测,预测精度 使用预测残余标准差<sup>[11]</sup>来衡量,计算公式为:

$$S_{pq} = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^{H} (\hat{y}_{k} - y_{k})^{2}}{H - 1}}$$
(8)

其中,  $y_k$  和  $\hat{y}_k$  分别为第 k 个热误差测量数据及其预测 值。 $S_{pq}$  表示基于第 p 批次数据所建立的模型对第 q 批次数 据的预测精度。当 p = q 时,即可得到模型的拟合精度,即 表 3 中  $S_{u}$ 。将每个模型对其他批次数据的预测精度  $S_{pq}$  取 平均值得到  $S_{p.}$ ,进而分别使用  $S_{p.}$  的平均值和标准差表示 建模算法的预测精度  $S_M$  和稳健性  $S_D^{[11]}$ ,计算公式如下:

$$S_{p.} = \frac{\sum_{q=1}^{q=1} S_{pq}}{K}$$
 (9)

$$S_M = \frac{\sum\limits_{p=1}^{K} S_p}{K}$$
(10)

$$S_{D} = \sqrt{\frac{\sum_{p=1}^{K} (S_{p} - S_{M})^{2}}{K}}$$
(11)

式中:K = 15为数据总批次。

在 1~10 范围内分别设定  $\lambda_1$  和  $\lambda_2$  的取值,进而计算 15 批次实验数据建模和相互预测的预测精度  $S_M$  和稳健 性  $S_D$ 。经过分析得到 3 个方向热精度预测效果最优的正 则项系数组合分别为  $\lambda_1 = 8, \lambda_2 = 3(X \text{ 向}), \lambda_1 = 7, \lambda_2 = 1$ (Y 向),  $\lambda_1 = 9, \lambda_2 = 2(Z \text{ 向}),$ 该参数组合用于下一步建 模分析。

#### 3.2 预测效果比对分析

基于 EN 和 LSTM 算法可分别对各批次实验 3 个方向热误差数据建立预测模型。LSTM 的结构参考文献[11],隐藏层和全连接层分别设置 200 和 50 个单元。利用式(8)~(11)可以计算得到 3 种建模算法的预测效果,如表 4 所示。

表 4 不同建模算法预测效果 Table 4 Prediction results of different modeling algorithms

计管结电	X	向	Y	向	<i>Z</i> 向	
月开归不了	$S_M$	$S_D$	$S_M$	$S_D$	$S_M$	$S_D$
CQEN	3.05	1.53	3. 52	1.61	3.12	1. 59
EN	5.42	1.67	6.13	1.83	5.57	1.76
LSTM	4.08	2.03	5.32	2.15	4.83	2.33

由表 4 可得 LSTM 算法在 X、Y 和 Z 3 个方向的预测 精度分别为 4.08、5.32 和 4.83 μm,高于 EN 算法相应方 向的预测精度;但其稳健性较低,分别为 2.03、2.15 和 2.33 μm。此外 LSTM 模型结构复杂,对热精度的解释性 差。而本文所提 CQEN 算法具有最高的预测精度和稳健 性,在 X、Y 和 Z 3 个方向的预测精度分别为 3.05、3.52 和 3.12 μm,稳健性分别为 1.53、1.61 和 1.59 μm。相比 本团队在文献[25]提出的基于正则化算法在 Z 向热误 差的预测精度和稳健性分别为 5.22 和 1.69 μm,本文所 提建模算法具有更好的预测效果。

将本文所提 CQEN 建模算法在预测精度、稳健性、自适应性和解释性上的优势比对结果整理如表 5 所示。

		~~~~	111176	是 天开 石 几	22 10 1	-11 //		
Table 5	Comparison	results	of the	advantages	of the	proposed	modeling	algorithm

≠ € 斦坦建描質法代执比对结甲

现有算法	优势	X 向	Y 向	Z 向	说明
EN、LSTM 等现有	预测精度	3.05 µm	3.52 µm	3.12 µm	高预测精度
建模算法	稳健性	1.53 μm	1.61 µm	1.59 μm	高稳健性
需提前选择温度变量的 建模算法	自适应性	自适应剔除 T2~T4	自适应剔除 T2 、T4 、T8	自适应剔除 T6、T9	无需指定 TSPs 个数,自适应选择 TSPs(以表3结果为例)
LSTM 等深度 学习算法	解释性	如 β <sub>9</sub> =−1.89	如 $\beta_{10} = 3.43$	如 <i>β</i> <sub>7</sub> = -3.55	模型系数大小及正负解释各温度变量的 影响权重与方向(以表3结果为例)

由表 5 可知,本文所提建模算法能够保持高预测精 度和稳健性的同时,实现 TSPs 的自适应性选择和温度变 量影响权重的解释,即具有自适应性强和解释性好的 优势。

#### 3.3 补偿实验验证

为了验证本文所提 CQEN 算法的实际补偿效果,将 基于 K1 批次实验建立的热精度预测模型嵌入到机床数 控系统补偿器中,进行 3 批次主轴转速为 2 000,4 000 和 6 000 rpm 的热误差补偿验证实验,分别记为 V1~V3。 热误差补偿原理是基于数控系统的原点偏移功能<sup>[13]</sup>, 能够根据热精度模型的预测效果反向调整工件坐标系 原点,从而实现对热误差的补偿。将测量得到补偿后 机床主轴 Z 向热误差绘制成曲线,如图 9 所示。根据 机床热精度测量结果,补偿后机床主轴 3 个方向热误 差波动范围均在±2 μm 以内,相比补偿前热误差(最大 达 60 μm)精度提升 93.3%,由此证明了本文所提建模 方法的有效性。





# 4 结 论

本文从数据机理的角度对机床热精度特性进行分析,进而提出基于 CQEN 算法的机床主轴热精度建模方法。该数据机理驱动的建模方法能够有效解决 TSPs 选择问题、TSPs 双重变动性导致建模精度下降的问题和模型稳健性低的问题。同时所建立的模型结构简单,具有很好的解释性,能够直观表现出影响热精度的温度因素及各自权重。

基于不同实验条件下的主轴热精度数据,将本文所 提 CQEN 建模算法与现有的先进算法进行比对分析,结 果表明本文所提数据机理驱动的建模方法具有最优的预 测效果。补偿验证实验表明经过补偿后机床主轴热误差 在±2 μm 范围内波动,精度提升 93.3%,说明了所提建模 方法的有效性。由此证明了本文所提建模方法具有很好 的预测精度和稳健性,能够有效解决机床精度稳定性低 的难题,且所建模型具有自适应性强和解释性好的优点。

本文基于实验数据确定了最优的弹性网络正则项系 数,下一步计划从数据机理上研究确定最优正则项系数 的理论依据。

#### 参考文献

[1] 郑悦,付国强,雷国强,等.变工况下基于迁移学习融合域内对齐的机床主轴热误差模型[J].仪器仪表学报,2023,44(5):33-43.
ZHENG Y, FU G Q, LEI G Q, et al. Thermal error model of machine tool spindle based on in-domain alignment and transfer learning under variable working conditions[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023,44(5):33-43.
[2] 黄祖广,王舒辉,王金江,等.基于 RAMS 的数控机 库伦人派伦士法 现 窗[L]. 机械工 租 帶招。2022

床综合评价方法研究[J]. 机械工程学报, 2022, 58(9): 218-230. HUANG Z G, WANG SH H, WANG J J, et al. Research on comprehensive evaluation method of CNC machine tools based on RAMS[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2022, 58(9): 218-230.

 [3] 徐凯,王文辉,李喆裕,等.基于主动构造温差变量的 机床温度敏感点选择方法[J].仪器仪表学报,2023, 44(2):67-74.

> XU K, WANG W H, LI ZH Y, et al. Temperaturesensitive point selection method of machine tool based on active construction of temperature difference variable[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023,44(2): 67-74.

- [4] 杜柳青,胡杰,余永维. 基于热误差混沌演化的机床运动精度劣化预示[J]. 机械工程学报, 2022, 58(11): 231-240.
  DULQ,HUJ,YUYW. Prediction of machine tool's motion accuracy deterioration based on chaotic evolution of thermal error[J]. Journal of Mechanical Engineering,
- [5] LI Y, ZHAO W, LAN S, et al. A review on spindle thermal error compensation in machine tools [J]. International Journal of Machine Tools and Manufacture, 2015, 95: 20-38.

2022, 58(11): 231-240.

- [6] MAYR J, JEDRZEJEWSKI J, UHLMANN E, et al. Thermal issues in machine tools [J]. CIRP Annals, 2012, 61(2): 771-791.
- [7] CHIANG W M, WANG F J. An experiment investigation of temperature control performance for machine tool oil coolers with hot-gas bypass temperature control scheme

and inverter temperature control scheme [J]. Journal of Mechanical Science and Technology, 2021, 35 (2): 771-778.

- [8] THIEM X, KAUSCHINGER B, IHLENFELDT S. Online correction of thermal errors based on a structure model[J]. International Journal of Mechatronics and Manufacturing Systems, 2019, 12(1): 49-62.
- [9] ŚWIĆ A, GOLA A, SOBASZEK Ł, et al. A thermomechanical machining method for improving the accuracy and stability of the geometric shape of long low-rigidity shafts [J]. Journal of Intelligent Manufacturing, 2021, 32(7): 1939-1951.
- [10] LIU J, MA C, WANG S. Data-driven thermally-induced error compensation method of high-speed and precision five-axis machine tools [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2020, 138: 106538.
- [11] WEI X, YE H, MIAO E, et al. Thermal error modeling and compensation based on Gaussian process regression for CNC machine tools [J]. Precision Engineering, 2022, 77: 65-76.
- [12] 要小鹏,殷国富,李光明.数控机床进给轴综合误差解 耦建模与补偿研究[J].机械工程学报,2016,52(1): 184-192.

YAO X P, YIN G F, LI G M. Positioning error of feed axis decouple-separating modeling and compensating research for CNC machine tools [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2016,52(1):184-192.

- [13] WEI X, MIAO E, LIU H, et al. Two-dimensional thermal error compensation modeling for worktable of CNC machine tools [J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2019, 101 (1): 501-509.
- [14] 李国龙,陈孝勇,李喆裕,等.采用天鹰优化卷积神经 网络的精密数控机床主轴热误差建模[J].西安交通 大学学报,2022,56(8):51-61.

LI G L, CHEN X Y, LI ZH Y, et al. Thermal error modeling of spindle for precision CNC machine tool based on AO-CNN[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2022,56(8):51-61.

 [15] 黄智,刘永超,廖荣杰,等.基于SSO算法优化神经 网络的数控机床热误差建模[J].东北大学学报(自然 科学版),2021,42(11):1569-1578.

> HUANG ZH, LIU Y CH, LIAO R J, et al. Thermal error modeling of numerical control machine tools based on neural network by optimized SSO algorithm [J]. Journal of Northeastern University (Natural Science), 2021,42(11):1569-1578.

[16] LI B, TIAN X T, ZHANG M. Thermal error modeling of

machine tool spindle based on the improved algorithm optimized BP neural network [J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2019, 105(1-4):1497-1505.

- [17] TAN F, YIN G, ZHENG K, et al. Thermal error prediction of machine tool spindle using segment fusion LSSVM [J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2021, 116(1): 99-114.
- [18] YAO X, HU T, YIN G, et al. Thermal error modeling and prediction analysis based on OM algorithm for machine tool's spindle [J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2020, 106 (7): 3345-3356.
- [19] 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(10):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(10):2480-2489.
- [20] CHEN Y, CHEN J, XU G. A data-driven model for thermal error prediction considering thermoelasticity with gated recurrent unit attention [J]. Measurement, 2021, 184: 109891.
- [21] WEI X, FENG X, MIAO E, et al. Sub-regional thermal error compensation modeling for CNC machine tool worktables [J]. Precision Engineering, 2022, 73: 313-325.
- [22] 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[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(5):34-41.
- [23] WEI X, YE H, FENG X. Year-round thermal error modeling and compensation for the spindle of machine tools based on ambient temperature intervals [J]. Sensors, 2022, 22(14): 5085.
- [24] MIAO E M, GONG Y Y, NIU P C, et al. Robustness of thermal error compensation modeling models of CNC machine tools[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2013, 69(9): 2593-2603.
- [25] 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.

- [26] ZIMMERMANN N, LANG S, BLASER P, et al. Adaptive input selection for thermal error compensation models[J]. CIRP Annals, 2020, 69(1):485-488.
- [27] ZIMMERMANN N, BREU M, MAYR J, et al. Autonomously triggered model updates for self-learning thermal error compensation [J]. CIRP Annals, 2021, 70(1):431-434.
- [28] 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.

- [29] LIU J, MA C, GUI H, et al. Transfer learning-based thermal error prediction and control with deep residual LSTM network [J]. Knowledge-Based Systems, 2022, 237: 107704.
- [30] LIU H, MIAO E M, WEI X Y, et al. Robust modeling method for thermal error of CNC machine tools based on ridge regression algorithm [J]. International Journal of Machine Tools and Manufacture, 2017, 113: 35-48.
- [31] 魏新园,陈雨尘,苗恩铭,等.主成分算法在数控机床
   主轴热误差补偿中的应用[J].光学 精密工程,2021,
   29(11):2649-2660.

WEI X Y, CHEN Y CH, MIAO EN M, et al. Application of principal component algorithm in spindle thermal error modeling of CNC machine tools[J]. Optics and Precision Engineering, 2021, 29(11):2649-2660.

[32] 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): 285-289,322.

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): 285-289,322.

- [33] SU M H, WANG W J. Elastic net penalized quantile regression model [J]. Journal of Computational and Applied Mathematics, 2021, 392: 113462.
- [34] ZOU H, YUAN M. Composite quantile regression and the oracle model selection theory [J]. The Annals of Statistics, 2008, 36(4): 1108-1126.
- [35] DE MOL C, DE VITO E, ROSASCO L. Elastic-net regularization in learning theory [J]. Journal of Complexity, 2009, 25(2): 201-230.

### 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、机器学习和智 能传感技术。

E-mail: weixy@ahut.edu.cn

Wei Xinyuan received his B. Sc. degree and Ph. D. degree both from the Hefei University of Technology in 2015 and 2020. He is currently a lecturer at the Anhui University of Technology. His main research interests include thermal error modeling theory, machine learning, and intelligent sensing technology.



**钱牧云**(通信作者),2007年于安徽工 业大学获得学士学位,2010年于安徽工业大 学获得硕士学位,2018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 研究方向为光纤光栅传感技术、机器人触滑 觉传感技术等。

E-mail: nemo\_my@ 163. com

Qian Muyun (Corresponding author) received her B. Sc. degree from Anhui University of Technology in 2007, received her M. Sc. degree from Anhui University of Technology in 2010, and received her Ph. D. degree from Hefei University of Technology in 2018. She is currently a lecturer at Anhui University of Technology. Her main research interests include fiber Bragg grating sensing technology, tactile and sliding sensing technology of robot.