

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2311375

基于迁移学习的异工况下机床热误差建模方法^{*}

魏新园¹, 王 杲¹, 周京欢¹, 潘巧生², 钱牧云¹

(1. 安徽工业大学电气与信息工程学院 马鞍山 243032; 2. 合肥工业大学仪器科学与光电工程学院 合肥 230009)

摘要: 机床热误差预测模型在不同工况下难以保持高预测精度是导致热误差实际补偿效果差的重要原因, 对此本文提出一种基于迁移学习的异工况下机床热误差建模方法。首先利用核均值匹配算法获取不同工况下机床温度数据间的迁移权重, 从而提出基于迁移学习的热误差建模方法; 对不同工况下热误差数据进行差异显著性检验, 并利用本文所提方法建立热误差预测模型, 分析建模效果; 然后比对分析本文所提建模方法与常用建模方法的实际预测效果, 最后进行补偿验证实验以证明本文所提方法的有效性。结果表明, 本文所提基于迁移学习的建模方法能够有效提升建模效果, 其中迁移学习结合 LASSO 算法针对不同工况下热误差数据的预测精度和稳健性分别达到 3.73 和 1.14 μm , 补偿后机床 X/Y/Z 3 个方向热误差分别保持在 -2.3~3.1 μm 、-3.4~3.9 μm 和 -3.3~4.6 μm 范围内。

关键词: 机床热误差; 迁移学习; 建模与补偿; 异工况; 预测效果

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

Thermal error modeling method for machine tool under different working conditions based on transfer learning

Wei Xinyuan¹, Wang Gao¹, Zhou Jinghuan¹, Pan Qiaosheng², Qian Muyun¹

(1. School of Electrical and Information Engineering, Anhui University of Technology, Ma'anshan 243032, China;
2. School of Instrument Science and Opto-Electronics Engineering, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China)

Abstract: The difficulty in maintaining high prediction accuracy of machine tool thermal error prediction models under different working conditions is an important reason for thermal errors' poor actual compensation effect. This article proposes a modeling method for the thermal error of machine tools under different working conditions based on transfer learning. Firstly, the kernel mean matching algorithm is used to obtain the transfer weight between machine tool temperature data under different working conditions. And a thermal error modeling method based on transfer learning is proposed. Furthermore, the significance of differences in thermal error data under different working conditions is tested, and a thermal error prediction model is formulated by using the proposed method to analyze the modeling effect. Then, the actual prediction performance of the proposed modeling method and commonly used modeling methods are compared and analyzed. Finally, the compensation validation experiments are conducted to evaluate the effectiveness of the proposed method. The results show that the modeling method based on transfer learning proposed in this paper can effectively improve the modeling effect. The prediction accuracy and robustness of transfer learning combined with the LASSO algorithm under different working conditions reach 3.73 and 1.14 μm , respectively. After compensation, the thermal errors in the X/Y/Z directions of the machine tool remain within -2.3~3.1 μm , -3.4~3.9 μm , and -3.3~4.6 μm , respectively.

Keywords: thermal error of machine tools; transfer learning; modeling and compensation; different working conditions; prediction effects

收稿日期: 2023-05-01 Received Date: 2023-05-01

* 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

0 引言

随着机床向高精度和智能化方向发展,机床性能不断提升,热误差占精密数控机床总误差的比重不断提升^[1]。通过建立预测模型对热误差进行预测和补偿,是目前应用最广泛和经济有效的方法^[2]。国内外学者对此进行大量研究,以提高热误差模型的预测精度^[3]。随着研究的深入,有学者发现仅将预测精度作为提升目标,所建立的热误差预测模型的泛化能力不足,如在不同主轴转速和环境温度下热误差预测模型的预测效果明显下降^[4-5]。

因此有学者提出稳健性建模算法^[6]。Liu等^[7]利用岭回归算法的稳健性建立热误差模型,一定程度上提高了热误差预测效果。Tan等^[8]提出基于LS-SVM算法的稳健建模方法,实现对机床主轴热误差的准确预测。Zhu等^[9]提出基于随机森林算法的稳健建模方法,有效提升了热误差模型的预测精度。Liu等^[10]提出基于迁移学习的长短时记忆神经网络(long short-term memory, LSTM)以提高模型的泛化能力,取得了显著的效果。此外偏回归算法也被用于建立热误差预测模型,如偏最小二乘和主成分回归(principal component regression, PCR)^[11-12]。偏回归算法基于结构风险最小化原则,通过牺牲一定的建模偏差提高模型的泛化能力,从而提高建模算法的稳健性。这些研究虽然在一定程度上提高了热误差模型对不同工况下的预测效果,但随着工况条件的持续改变,预测效果仍然难以长期保持。

对此,有学者提出自适应性建模算法,通过在加工过程中自适应更新热误差预测模型,以提高模型的实际补偿效果。Mayr等^[13]提出一种基于具有外生输入的自回归建模方法,能够自适应更新热误差预测模型。Fujishima等^[14]利用深度学习评估热误差预测结果的可靠性,实现热误差补偿值权重的自适应调整。Zimmermann等^[15]使用SVM算法识别工况变化,从而提高热误差模型的自适应性。魏新园等^[16]利用最小绝对收缩与选择算子(least absolute shrinkage and selection operator, LASSO)算法的稀疏性实现温度变量的自适应选择。这些研究提升了热误差模型的自适应性,但大多需要加装昂贵的在线测量设备,且在线测量时加工程序暂停导致加工效率下降。

对此,本文提出一种基于迁移学习的异工况下机床热误差建模方法,能够实现对不同环境温度和主轴转速等不同工况下热误差的高精度预测和补偿。首先利用核均值匹配(kernel mean matching, KMM)算法^[17]获取异工况下温度数据间的迁移权重,提出基于迁移学习的热误差建模方法。进而基于不同工况下热误差实验数据分析本文所提建模方法的建模效果,对比分析常用的PCR、

LASSO和LSTM算法在经过迁移学习前后的预测效果,最后进行实际补偿验证实验。

1 基于样本迁移的热误差建模方法

介绍基于样本迁移学习原理,利用KMM算法获取迁移权重,实现异工况下机床热误差建模。

1.1 样本迁移学习原理

传统机器学习算法通常默认建模和被预测数据满足“独立同分布”的假设条件,而在实际工程应用中,建模数据和预测数据可能服从不同的分布。这会导致无论使用何种算法学习训练数据中的规律,也难以对被预测数据实现准确预测。对此,有学者提出迁移学习算法^[17-18],按照迁移原理可分为样本迁移学习^[19]、特征迁移学习^[20]和模型迁移学习^[21]3类。有学者提出基于模型迁移学习的热误差建模方法^[10],具有较高的预测精度,但所建模型结构复杂且需要大量建模数据。

而样本迁移学习具有结构简单和易于实现的优点,其基本思想^[19]是给源域样本数据(即建模数据)施加一个迁移权重,使得经过迁移权重计算后的源域和目标域样本数据(即预测数据)之间的概率分布差异最小,即相似度最高,从而提高基于源域数据所建模型对目标域数据的预测效果。

迁移学习中定义源域为 $D_s = \{(x_i, y_i)\}_{i=1}^{N_s}$,目标域,为 $D_T = \{(x_j, y_j)\}_{j=1}^{N_T}$,其中 (x_i, y_i) 表示分别为自变量和因变量的样本数据, N_s 和 N_T 分别表示源域和目标域中的样本个数。基于样本迁移学习的目标函数为:

$$f^* = \operatorname{argmin} \frac{1}{N_s} \sum_{i=1}^{N_s} l(f(v_i x_i), y_i) \quad (1)$$

式中: f^* 为由迁移学习得到的最优模型, l 为求解模型时的损失函数, v_i 为源域样本的迁移权重, $v_i \in [0, 1]$ 。

根据源域和目标域的样本数据,求解出迁移权重 v_i ,进而代入上式求出最优函数 f^* ,即得到由源域迁移到目标域的模型。因此样本迁移学习的核心是获得源域样本的迁移权重 v_i 。在目标函数中添加目标域样本数据的概率分布函数可以实现基于样本迁移学习:

$$f^* = \operatorname{argmin} \sum_{(x,y) \in D_T} P(D_T) l(x, y, \beta) \quad (2)$$

其中, β 表示最优模型 f^* 中的模型系数。

但在应用过程中缺乏目标域的样本数据,无法准确得到其概率分布函数,即 $P(D_T)$ 是未知的。而根据已有训练样本数据,即源域数据 D_s ,可以得到源域样本数据的概率分布函数 $P(D_s)$ 。因此上式可以调整为:

$$f^* = \operatorname{argmin} \sum_{(x,y) \in D_s} \frac{P(D_T)}{P(D_s)} P(D_s) l(x, y, \beta) \approx$$

$$\begin{aligned} \operatorname{argmin} \sum_{i=1}^{N_s} \frac{P_T(x_i^T, y_i^T)}{P_S(x_i^S, y_i^S)} l(\mathbf{x}, \mathbf{y}, \boldsymbol{\beta}) = \\ \operatorname{argmin} \sum_{i=1}^{N_s} \frac{P_T(x_i^T)}{P_S(x_i^S)} l(\mathbf{x}, \mathbf{y}, \boldsymbol{\beta}) \end{aligned} \quad (3)$$

式中: (x_i^T, y_i^T) 表示 $(x_i, y_i) \in D_T$, (x_i^S, y_i^S) 表示 $(x_i, y_i) \in D_S$, 概率密度比 $\frac{P_T(x_i^T)}{P_S(x_i^S)}$ 即为样本迁移权重。

因此样本迁移权重 v_i 可以通过估计概率密度比 $\frac{P_T(x_i^T)}{P_S(x_i^S)}$ 得到。目前已有多种方法可用于求解概率密度比,其中 KMM 算法^[17]较为经典。

1.2 KMM 算法

本文利用 KMM 算法^[17]估计概率密度比 $\frac{P_T(x_i^T)}{P_S(x_i^S)}$, 基本思想是在核希尔伯特空间中匹配源域和目标域的均值,通过最优化求解直接获得概率密度比 $\frac{P_T(x_i^T)}{P_S(x_i^S)}$, 即 v_i 。

优化目标函数为:

$$\begin{aligned} \min_v \left\| \frac{1}{N_s} \sum_{i=1}^{N_s} v_i \varphi(x_i^S) - \frac{1}{N_T} \sum_{j=1}^{N_T} \varphi(x_j^T) \right\|_{\mathcal{H}}^2 \\ \text{s. t. } 0 \leq v_i \leq B, \left| \sum_{i=1}^{N_s} v_i - N_s \right| \leq N_s \epsilon \end{aligned} \quad (4)$$

式中: B 为限定迁移权重变化范围的参数,本文中取 1.5。

在希尔伯特空间中目标函数的二范数展开:

$$\begin{aligned} Obj = \frac{1}{N_s^2} \sum_{i=1}^{N_s} \sum_{j=1}^{N_T} v_i \varphi(x_i^S)' \varphi(x_j^T) v - \\ \frac{2}{N_s N_T} \sum_{i=1}^{N_s} \sum_{j=1}^{N_T} \varphi(x_i^S)' \varphi(x_j^T) v + \\ \frac{1}{N_T^2} \sum_{i=1}^{N_s} \sum_{j=1}^{N_T} \varphi(x_i^S)' \varphi(x_j^T) = \\ \frac{1}{N_s^2} \mathbf{v}' \mathbf{K} \mathbf{v} - \frac{2}{N_s} \boldsymbol{\ell}' \mathbf{v} + const = \frac{1}{2} \mathbf{v}' \mathbf{K} \mathbf{v} - \boldsymbol{\ell}' \mathbf{v} \end{aligned} \quad (5)$$

式中: $\mathbf{v} = [v_1, v_2, \dots, v_{N_s}]$, 符号'表示矩阵或向量的转置。

$\mathbf{K} = \begin{bmatrix} \mathbf{K}_{s,s} & \mathbf{K}_{s,t} \\ \mathbf{K}_{t,s} & \mathbf{K}_{t,t} \end{bmatrix}$ 为核函数矩阵,其中各子矩阵分别表示

源域样本和目标域样本数据对应的核矩阵。各子矩阵中各元素 $K_{i,j} = k(x_i, x_j)$ 表示对应样本数据的核函数计算结果,其值等于希伯特空间中两样本数据的内积,即 $K_{i,j} = k(x_i, y_i) = \varphi(x_i)' \varphi(x_j)$ 。引入核函数的目的是避免在高维空间中进行内积计算,大大减小计算量。 $\boldsymbol{\ell}_i = \frac{1}{N_T} \sum_{j=1}^{N_T} k(x_i^S, x_j^T)$, $\boldsymbol{\ell} = [\boldsymbol{\ell}_1, \boldsymbol{\ell}_2, \dots, \boldsymbol{\ell}_{N_s}]$ 。

由此, KMM 算法将概率密度比的计算转化为求解 $\frac{P_T(x_i^T)}{P_S(x_i^S)}$ 整体值,而不需要分别计算 $P_T(x_i^T)$ 和 $P_S(x_i^S)$ 。且将对概率密度比的求解转化为二次规划问题,可通过最优化算法求解得到。

1.3 基于样本迁移的热误差建模算法

不同工况下热误差数据的建模预测可以看作源域和目标域之间的迁移学习。基于上述分析,提出基于样本迁移学习的异工况下机床热误差建模方法,基本思路如图 1 所示。

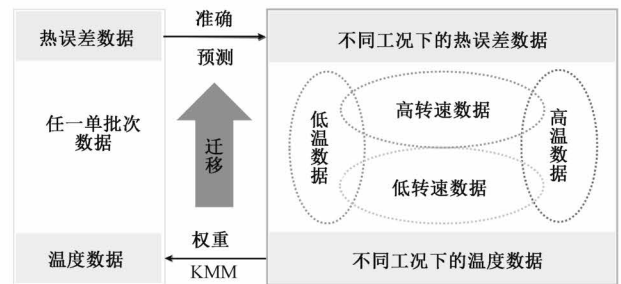


图 1 基于样本迁移的热误差建模思路

Fig. 1 Thermal error modeling idea based on instance transfer learning

根据图 1 建模思路,基于样本迁移学习的热误差建模基本步骤为:

- 1) 使用 KMM 算法,利用待预测数据与建模数据的温度数据计算样本迁移权重 v_i ;
- 2) 将获得的迁移权重施加到建模数据各样本点的温度数据上,得到新的建模数据;
- 3) 基于新的建模数据建立热误差预测模型,即可实现对待预测数据的高精度预测。

该建模方法中,不需要获取待预测数据中的热误差数据,而只需要通过温度传感器获得待预测数据中的温度数据,结合建模数据即可通过迁移学习建模方法实现热误差模型的准确建立。该建模方法大大简化了建模过程,且不影响生产加工过程,降低了热误差补偿的成本,提高了实施效率。在实际应用过程中,待预测数据中的温度数据通过测量相近实验条件下机床的温度变化情况获得。

设建模数据中的温度数据为 $\mathbf{X}_s = (x_{ij}^S)_{m \times N_s} = \{x_1^S, x_2^S, \dots, x_p^S, \dots, x_{N_s}^S\}$, 其中分别有 m 个温度变量和 N_s 和样本数据。热误差变量为 $\mathbf{y}^S = [y_1^S, y_2^S, \dots, y_{N_s}^S]'$ 。待预测异工况下温度数据为 $\mathbf{X}_T = (x_{ij}^T)_{m \times N_T} = \{x_1^T, x_2^T, \dots, x_p^T, \dots, x_{N_T}^T\}$ 。则将 \mathbf{X}_s 与 \mathbf{X}_T 代入到目标函数(3)中,即可求得迁移权重 $\mathbf{v} = [v_1, v_2, \dots, v_{N_s}]$ 。其中核函数选取高斯

核函数,基本形式为:

$$k(x_i, y_i) = e^{-\frac{x_i - y_i}{2\sigma^2}} \quad (6)$$

式中: σ 为核函数的宽度,用于限定迁移权重的波动大小,本文中取 0.15。

根据迁移权重得到迁移后的建模数据 $\mathbf{X}_{TR} = \mathbf{X}_S \mathbf{v}$, 然后利用热误差建模算法对 $[\mathbf{X}_{TR}, \mathbf{y}^S]$ 进行建模,即可对异工况下机床热误差实现准确预测。常用的热误差建模算法均可与迁移学习结合,由此提高热误差建模的实际预测和补偿效果。

2 异工况下热误差特性分析

在不同环境温度下进行不同主轴转速的机床热误差实验,以获得异工况下机床热误差数据,并进一步对其特性进行分析。

2.1 异工况下热误差实验数据

本文使用文献[16]中的不同环境温度和主轴转速的12批次热误差实验数据,实验对象是一台 Vcenter-550 型号三轴加工中心,各批次工况条件如表1所示。

表1 各批次实验工况条件

Table 1 Working conditions of each batch of experiment

批次	初始环境温度/°C	主轴转速/rpm	批次	初始环境温度/°C	主轴转速/rpm
K1	4.4	4 000	K7	14.6	6 000
K2	7.3	2 000	K8	20.5	4 000
K3	9.8	6 000	K9	23.7	2 000
K4	10.8	6 000	K10	25.3	2 000
K5	12.9	4 000	K11	28.1	4 000
K6	13.1	2 000	K12	31.6	6 000

各批次实验 Z 向热误差曲线如图2所示^[16]。从图2可直观看出,各批次实验的热误差数据存在明显差别。为了进一步量化分析各批次数据之间差异,对12批次数据热误差进行方差分析^[22]。以 Z 向热误差数据为例,根据式(7)分别计算12组 Z 向热误差的组内和组间方差平方和 S_E 和 S_A 。

$$\begin{cases} S_E = \sum_{i=1}^{i=r} \sum_{j=1}^{j=n} (y_{ij} - \bar{y}_i)^2 \\ S_A = n \sum_{i=1}^{i=r} (\bar{y}_i - \bar{y})^2 \end{cases} \quad (7)$$

式中: $d_{fE} = n \times r - r$ 和 $d_{fA} = r - 1$, 分别为 S_E 和 S_A 的自由度, n 和 r 分别为样本数据个数和数据批次数。

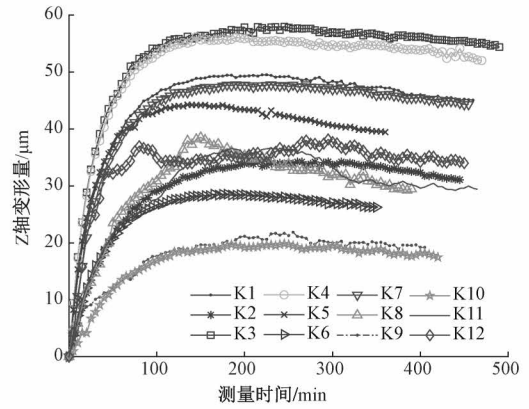


图2 各批次数据 Z 向热误差变化曲线

Fig. 2 Thermal error curves in the Z direction of each batch of experiment

则进一步可计算出 F 统计量:

$$F = \frac{S_A/d_{fA}}{S_E/d_{fE}} \quad (8)$$

根据 F 分布的概率密度函数可计算出 F 值所对应的置信概率 p 。若 $p \geq 0.05$ 则可认为各组数据间差异性不显著,若 $p \leq 0.001$ 则可认为各组数据间差异性显著。根据以上公式,计算出12批次 Z 向热误差数据方差分析结果,如表2所示。

表2 各次实验 Z 向热误差方差分析结果

Table 2 Analysis of variance results of Z-axis thermal error in each batch of experiment

结果	S_s	d_f	F	p 值
列	106 625.1	11	132.25	7.89×10^{-175}
误差	61 566.5	840		
合计	168 191.6	851		

由上表可知 $p \ll 0.001$, 因此可认为各批次数据之间存在显著性差异,说明异工况条件下机床热误差规律会发生明显变化。传统热误差建模算法根据只包含部分规律的热误差数据,难以全面学习到不同工况下的热误差规律,由此说明了本文基于迁移学习的异工况热误差建模方法的必要性。

2.2 单工况条件下热误差方差分析结果

分别对环境温度不同主轴转速相同、主轴转速相同环境温度不同的各组实验进行方差分析。以探究12批次数据的差异性是由哪个工况条件变化造成的。

根据表1中各批次实验条件,分别对 {K1~K3}, {K4~K6}, {K7~K9} 和 {K10~K12} 共4组环境温度接近但主轴转速不同的各批次实验进行方差分析,探究主轴转速对热误差显著差异的影响;同理分别对 {K2, K6,

K9, K10}, {K1, K5, K8, K11}, {K3, K4, K7, K12} 共3组主轴转速相同但环境温度相差明显的各批次实验进

行方差分析,探究环境温度对热误差显著差异的影响。计算得到各组实验的 p 值如表3所示。

表3 单工况下Z向热误差方差分析结果

Table 3 Analysis of variance results of Z-axis thermal error under single working condition

工况条件	组别	p 值	工况条件	组别	p 值
主轴转速	K1~K3	6.40×10^{-30}	环境温度	K2, K6, K9, K10	9.37×10^{-33}
	K4~K6	1.04×10^{-41}		K1, K5, K8, K11	2.61×10^{-24}
	K7~K9	3.67×10^{-43}		K3, K4, K7, K12	1.25×10^{-25}
	K10~K12	3.65×10^{-34}		—	—

由表3可知,各组间各批次热误差数据均存在显著性差异,由此说明主轴转速和环境温度均会对热误差规律产生显著影响,这是造成机床热误差实际建模和补偿效果较差的主要原因。此外,比较后发现不同主轴转速对应的 p 值比不同环境温度的更低,说明主轴转速相对环境温度导致热误差的差异性更显著。

3 基于迁移学习的热误差建模分析

基于不同工况条件的热误差实验数据,分析基于迁移学习的热误差建模方法的实际预测效果。

3.1 基于迁移学习的热误差建模过程

以 K1 批次数据建立热误差预测模型,对 K12 批次数据进行预测为例,说明本文所提建模算法的具体过程。首先根据 K1 和 K12 批次的温度数据,利用 KMM 算法计算迁移权重 ν 。为了直观反应各样本点的迁移权重大小,对迁移权重间进行最大值归一化处理,即各权重系数除以权重系数中的最大值作为最终结果。

$$\nu = [1, 1, 1, \dots, 0.24, 0.38, 0.53] \quad (9)$$

将 ν 中各元素与 K1 批次各温度样本数据一一对应相乘,即得到迁移后的温度数据。进而使用迁移后的 K1 实验数据,利用相关系数算法^[23]选择2个温度敏感点,即 T1 和 T5。进而使用建模算法即可建立热误差预测模型,如使用 PCR 算法^[12]建立热误差预测模型,可得到迁移前后热误差预测模型为:

$$\begin{cases} \text{迁移前: } y = 1.73\delta\Delta T_1 + 1.73\Delta T_5 + 9.96 \\ \text{迁移后: } y = 1.71\Delta T_1 + 1.71\Delta T_5 + 14.21 \end{cases} \quad (10)$$

由式(10)可直观看出迁移前后热误差模型具有明显差别。经过计算,K1 批次实验数据在迁移前后对 K12 批次实验数据的热误差预测曲线分别如图3和4所示。

对比图3和4热误差预测结果可以发现,经过迁移学习后,热误差预测效果明显改善。使用如下公式计算预测残余标准差,以表征预测效果。

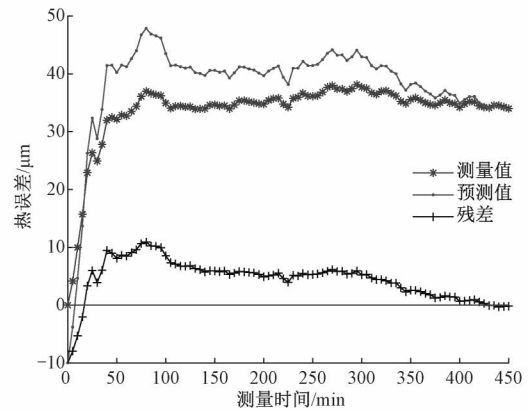


图3 迁移学习前的热误差预测曲线

Fig. 3 Thermal error prediction curve before transfer learning

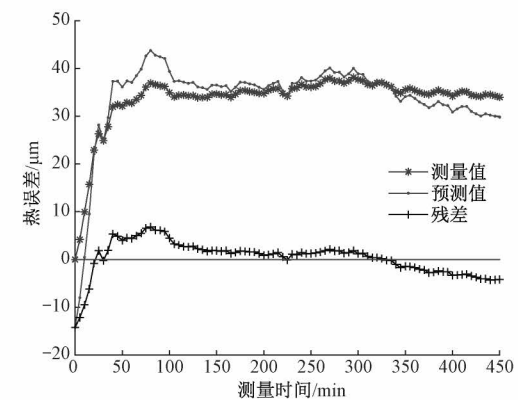


图4 迁移学习后的热误差预测曲线

Fig. 4 Thermal error prediction curve after transfer learning

$$S = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{N_T} (\hat{y}_i - y_i)^2}{N_T - 1}} \quad (11)$$

经过计算,迁移学习前后热误差的预测精度分别为 $5.78 \mu\text{m}$ 和 $3.68 \mu\text{m}$,由此说明本文所提建模算法能够有效对异工况条件的热误差数据进行准确预测。

3.2 不同环境温度下热误差预测效果分析

为了探究不同环境温度下热误差数据的实际预测效果,使用表3中主轴转速相同环境温度不同的4批次实验数据{K2, K6, K9, K10}进行迁移学习结合PCR算法的建模和相互预测。

模型的预测精度和稳健性分别利用预测残余标准差 S 的平均值 S_{mean} 和标准差 S_{std} 表征^[24]:

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

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

式中: S_i 为对 K_i 批次的预测残余标准差,由式(11)计算得到, K 为批次数。

经过计算,基于迁移学习的{K2, K6, K9, K10}各批次热误差相互预测结果如表4所示。预测精度和稳健性的平均值分别为 $2.68 \mu\text{m}$ 和 $0.53 \mu\text{m}$ 。

表4 不同环境温度下热误差相互预测结果

Table 4 Mutual prediction results of thermal errors under different environmental temperatures μm

预测批次	建模批次				S_{mean}	S_{std}
	K2	K6	K9	K10		
K2	-	2.72	1.97	2.38	2.36	0.38
K6	3.35	-	1.97	2.51	2.61	0.70
K9	3.48	2.99	-	2.77	3.08	0.36
K10	3.35	2.72	1.97	-	2.68	0.69
平均	-	-	-	-	2.68	0.53

同理可计算出不经迁移学习而直接使用PCR算法建立热误差模型的预测结果,预测精度和稳健性的平均值分别为 3.23 和 $0.85 \mu\text{m}$ 。由此说明本文所提建模算法相比未经过迁移学习直接进行建模,具有更优的预测效果。

3.3 不同主轴转速下热误差预测效果分析

同理使用表3中环境温度接近但主轴转速不同的3批次实验数据{K1~K3}进行建模和相互预测。经过计算迁移前各批次数据间的预测精度和稳健性分别为 5.47 和 $1.28 \mu\text{m}$,迁移后分别为 4.61 和 $0.71 \mu\text{m}$ 。同样说明本文所提建模算法相比未经过迁移学习直接进行建模,具有更优的预测效果。

进一步分析发现,不同主轴转速下各批次数据间相互预测效果(预测精度和稳健性分别为 3.23 和 $0.85 \mu\text{m}$),低于不同环境温度下各批次数据的相互预测效果(预测精度和稳健性分别为 2.68 和 $0.53 \mu\text{m}$)。说

明不同主轴转速下热误差变化规律更大,即不同主轴转速比不同环境温度导致的热误差差异性更加显著,这与2.2节中方差分析结果是一致的。

4 模型预测效果验证

由上述分析结果可知,基于迁移学习的热误差建模算法,能够有效实现异工况下热误差建模。为了充分验证本文所提基于迁移学习建模方法的优越性,分别使用PCR算法、LASSO算法和LSTM算法^[24]针对12批次数据进行建模和预测,并比较分析迁移前后热误差预测效果。

4.1 预测效果比对分析

针对PCR和LSTM算法均使用T1和T5两个温度敏感点参与建模。LSTM由一个具有50个隐藏单元的LSTM层、一个大小为20的全连接层和一个丢失概率为0.5的丢失层组成^[25]。由于LASSO算法本身具有变量选择的能力^[16],使用T1~T5共5个温度敏感点参与建模。分别使用K1~K12中各批次数据建模,并对其余各批次数据进行预测。预测结果使用式(11)~(13)计算,结果如表5所示。

表5 不同算法建模分析结果

Table 5 Analysis results of different modeling algorithms μm

批次	算法					
	PCR		LASSO		LSTM	
	前	后	前	后	前	后
S_{mean}	6.01	4.03	4.31	3.73	6.58	5.32
S_{std}	2.12	1.04	1.61	1.14	1.95	1.78

由表5可知,经过迁移学习后,PCR、LASSO和LSTM算法的预测精度和稳健性均明显提高。由此说明了本文所提基于迁移学习的热误差建模算法的优越性。其中LASSO算法经过迁移学习后,具有最优的预测效果,预测精度和稳健性分别达到 3.73 和 $1.14 \mu\text{m}$ 。此外,LSTM算法的预测效果较差,主要原因在于LSTM算法需要大量建模数据才能够提升建模效果。

4.2 补偿实验验证

为了验证本文所提建模算法的实际应用效果,进行热误差补偿验证实验。由于LASSO算法结合迁移学习具有最优的预测效果,因此使用K1实验数据作为源域数据,建立经过迁移后的LASSO预测模型进行热误差补偿。K1批次实验初始环境温度为 4.4°C ,主轴转速为 4000 rpm 。

分别对当前环境温度下(23.7℃~25.4℃)主轴转速分别为2 000,4 000和6 000 r/min的热误差进行补偿,共3批次补偿实验,记为V1~V3。补偿前先对当前环境温度和一定主轴转速下的机床温度数据进行采集,进而根据KMM算法获取迁移权重。对K1批次实验数据进行迁移计算,从而建立对应不同主轴转速的热误差预测模型,结果如下所示:

$$\begin{cases} y_1 = 6.99 + 4.79\Delta T_1 - 3.28\Delta T_3 + 1.57\Delta T_5 \\ y_2 = 7.32 + 3.46\Delta T_1 - 0.34\Delta T_2 - \\ 3.14\Delta T_3 + 3.18\Delta T_5 \\ y_3 = 6.29 + 4.40\Delta T_1 - 0.18\Delta T_2 - \\ 0.29\Delta T_3 + 1.98\Delta T_5 \end{cases} \quad (14)$$

可以看出,基于K1批次实验数据针对不同工况条件进行迁移学习后,所建立的热误差模型存在明显差别,从而保证所建立的模型能够在不同工况下实现准确预测。此外,上述预测模型中部分温度变量消失,如 T_4 。这是由于LASSO算法具有温度敏感点自适应选择的能力^[16]。

分别将所建立的预测模型嵌入到机床数控系统中,利用FANUC数控系统原点偏移功能^[26],对机床热误差进行补偿。补偿后Z向热误差曲线测量结果如图5所示,图5中热误差变化范围是-3.3~4.6 μm。

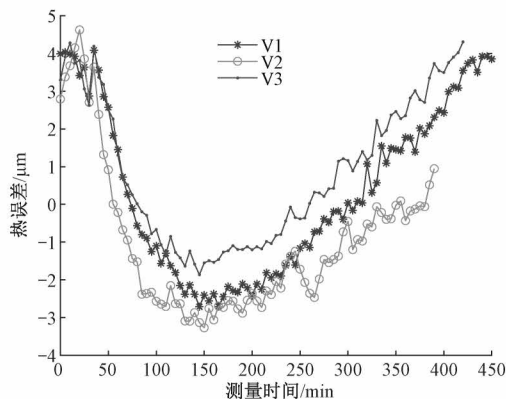


图5 补偿后热误差曲线

Fig. 5 Thermal error curves after compensation

同理可对X和Y向热误差进行建模和补偿,测量得到补偿后X和Y向热误差范围分别为-2.3~3.1 μm和-3.4~3.9 μm,由此明本文所提基于迁移学习的算法,能够实现异工况间热误差的准确预测,具有很好的工程应用效果。

5 结 论

本文提出一种基于样本迁移学习的热误差建模方法,能够对异工况下热误差保持高预测精度和补偿效果,有效提高了热误差补偿的实用性。对不同工况下的热误

差实验数据进行建模和预测,结果表明本问题所提建模算法能够有效提升预测精度和稳健性。其中经过迁移学习后使用LASSO算法所建立的热误差模型具有最优的预测效果,预测精度和稳健性分别达到3.73和1.14 μm。经过补偿后,机床X/Y/Z3方向热误差分别保持在-2.3~3.1 μm、-3.4~3.9 μm和-3.3~4.6 μm范围内。

本文仅针对不同环境温度和主轴转速的热误差数据进行分析,实际上导致热误差规律变化的工况条件较多,因此在后续研究中将进一步验证其他异工况条件下迁移学习的应用效果。此外,不同机床间热误差特性存在差异,给实际热误差补偿带来了较大难度。后续将进一步研究不同机床、甚至不同类型的机床基于迁移学习的热误差建模方法,以进一步提高热误差建模和补偿的效果和实用性。

参考文献

- [1] LI Y, ZHAO W H, LAN S H, et al. A review on spindle thermal error compensation in machine tools [J]. International Journal of Machine Tools and Manufacture, 2015, 95: 20-38.
- [2] 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. Temperature-sensitive 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.
- [3] 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.
- [4] MIAO E M, GONG Y Y, NIU P CH, et al. Robustness of thermal error compensation modeling models of CNC machine tools [J]. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2013, 69(9-12): 2593-2603.
- [5] 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.
- [6] VOLK W, GROCHE P, BROSIUS A, et al. Models and modelling for process limits in metal forming[J]. *CIRP Annals*, 2019, 68(2): 775-98.
- [7] 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.
- [8] TAN F, YIN M, WANG L, et al. Spindle thermal error robust modeling using LASSO and LS-SVM [J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2018, 94: 2861-2874.
- [9] ZHU M, YANG Y, FENG X, et al. Robust modeling method for thermal error of CNC machine tools based on random forest algorithm [J]. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 2022: 1-14.
- [10] 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.
- [11] 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.
- [12] 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.
- [13] MAYR J, BLASER P, RYSER A, et al. An adaptive self-learning compensation approach for thermal errors on 5-axis machine tools handling an arbitrary set of sample rates [J]. *CIRP Annals*, 2018, 67(1): 551-554.
- [14] FUJISHIMA M, NARIMATSU K, IRINO N, et al. Adaptive thermal displacement compensation method based on deep learning [J]. *CIRP Journal of Manufacturing Science and Technology*, 2019, 25: 22-25.
- [15] 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.
- [16] 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.
- [17] PAN S J, YANG Q. A survey on transfer learning [J]. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 2010, 22(10): 1345-1359.
- [18] LU J, BEHBOOD V, HAO P, et al. Transfer learning using computational intelligence: A survey [J]. *Knowledge-Based Systems*, 2015, 80: 14-23.
- [19] HUANG J, GRETTON A, BORGWARDT K, et al. Correcting sample selection bias by unlabeled data [J]. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2006, 19.
- [20] ZHAO J, SHETTY S, PAN J W. Feature-based transfer learning for network security [C]. *MILCOM 2017-2017 IEEE Military Communications Conference (MILCOM)*, IEEE, 2017: 17-22.
- [21] LIU T, XIE S, YU J, et al. Classification of thyroid nodules in ultrasound images using deep model based transfer learning and hybrid features [C]. *2017 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, IEEE, 2017: 919-923.
- [22] 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.
- SI SH K, SUN X J. *Mathematical modeling algorithm and applications* [M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2011.
- [23] 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.
- [24] 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.

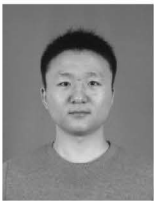
- [25] 谭峰, 李成南, 萧红, 等. 基于 LSTM 循环神经网络的数控机床热误差预测方法 [J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(9): 81-89.

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.

- [26] 冯晓冰, 杜正春, 葛广言, 等. 基于在机测量的薄壁件加工综合误差建模与补偿 [J]. 航空制造技术, 2022, 65(6): 14-20.

FENG X B, DU ZH CH, GE G Y, et al. Comprehensive error modeling and compensation in manufacturing of thin-walled parts based on on-machine measurement [J]. Aeronautical Manufacturing Technology, 2022, 65(6): 14-20.

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、机器学习和热变形理论。

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 thermal deformation theory.



潘巧生 (通信作者), 2011 年于济南大学获得学士学位, 2013 年于中国科学技术大学获得硕士学位, 2016 年于中国科学技术大学获得博士学位, 现为合肥工业大学副教授, 主要研究方向为智能材料与结构、机械

振动测试与诊断和压电驱动器。

E-mail: panqs@hfut.edu.cn

Pan Qiaosheng (Corresponding author) received his B. Sc. degree from the University of Jinan in 2011, and received his M. Sc. degree and Ph. D. degree both from the University of Science and Technology of China in 2013 and 2016. He is currently an associate professor at Hefei University of Technology. His main research interests include intelligent materials and structures, mechanical vibration testing and diagnosis, and piezoelectric actuators.