

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2209495

基于正则化的机床热误差自适应稳健建模算法*

魏新园¹, 钱牧云¹, 赵洋洋¹, 潘巧生², 苗恩铭³

(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;
3. 重庆理工大学机械工程学院 重庆 400054)

摘要:通过建立预测模型对机床热误差进行补偿,是有效解决热误差造成机床精度下降问题的常用方法。本文提出一种基于正则化的数控机床热误差自适应稳健建模算法,能够在建模过程中自适应选择温度敏感点(TSPs),并具有高预测精度和稳健性。首先基于结构风险最小化原则对热误差建模稳健性机理进行分析,进而利用正则化算法中LASSO解的稀疏性实现自适应TSP选择。然后基于不同实验条件的热误差数据,分析所提建模算法的预测效果,并与常用的多元线性回归、BP神经网络和岭回归算法进行比对分析。结果表明,本文所提建模算法具有最高的预测精度和稳健性,分别为5.22和1.69 μm。最后,利用所建立的预测模型进行热误差补偿实验,以验证本文所提建模算法的实际补偿效果。

关键词:热误差;预测模型;正则化;稳健性;自适应

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

Adaptive robust modeling method for machine tool thermal error based on regularization

Wei Xinyuan¹, Qian Muyun¹, Zhao Yangyang¹, Pan Qiaosheng², Miao Enming³

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

Abstract: The formulation of the prediction model to compensate for the thermal error of machine tools is a common method to effectively solve the decline of machine tool accuracy caused by thermal error. This article proposes an adaptive robust modeling method for thermal error of computer numerical control machine tools based on regularization, which can adaptively select temperature-sensitive points (TSPs) in the modeling process, and has high prediction accuracy and robustness. Firstly, the robustness mechanism of thermal error modeling is analyzed, which is based on the principle of structural risk minimization. Secondly, the sparsity of the solution of least absolute shrinkage and selection operator (LASSO) in regularization algorithms is used to realize adaptive TSP selection. Then, based on the thermal error data under different experimental conditions, the prediction effect of the proposed modeling method is analyzed and compared with the commonly used multiple linear regression, back propagation (BP) neural network, and ridge regression algorithms. Results show that the proposed modeling method has the highest prediction accuracy and robustness, which are 5.22 and 1.69 μm, respectively. Finally, the thermal error compensation experiment is implemented by using the established prediction model to evaluate the actual compensation effect of the proposed modeling method.

Keywords: thermal error; prediction model; regularization; robustness; adaptability

0 引言

高档数控机床作为《中国制造 2025》中的十大重点领域之一,一定程度上决定了一个国家或地区的制造业水平。热误差作为影响机床精度的主要因素之一,随着机床性能的提升,其占机床总误差的比重不断提高^[1-2]。通过温度控制^[3]和结构热设计^[4-5]能够一定程度上减小热误差对机床精度的影响,而通过建立预测模型对热误差进行预测和补偿是一种更为经济有效的手段^[6-7]。国内外学者对此进行了大量的研究,主要分为温度敏感点 (temperature sensitive points, TSPs) 选择和误差建模两个研究方向^[8]。TSP 选择是指从众多温度变量中筛选建模变量,以精简模型结构和提高建模效果。误差建模即建立机床热误差与 TSPs 之间的模型关系。

针对 TSP 选择, Miao 等^[9]使用模糊聚类结合灰色关联度算法。首先对温度变量进行分类,然后从每一类中选择与热误差关联度最大的温度变量作为 TSP。这种方法能够防止 TSPs 之间具有相关性,解决建模变量间的共线性问题。依据这一思路,有学者提出使用 C 均值聚类结合相关系数法^[10]、粗糙集理论结合灰色关联度^[11],此外还有核主成分法^[12]等 TSP 选择算法。针对热误差建模,常用算法有多元线性回归 (multiple linear regression, MLR)^[13]、神经网络 (neural network, NN)^[14] 和支持向量机^[15-16]等算法。此外还有学者^[17-19]基于算法优势将不同算法组合用于热误差建模,以进一步提高模型的预测精度。如 Yao 等^[17]将灰色模型与最小二乘支持向量机组合, Liu 等^[18]将改进的灰狼优化算法和广义回归神经网络算法结合,均取得了较好的建模效果。

随着研究不断深入,学者发现热误差实际补偿效果不仅受预测精度影响,还与模型的稳健性有关^[15,20]。Liu 等^[21]使用相关系数选择 TSPs,并使用岭回归 (ridge regression, RR) 算法建立热误差预测模型,有效提升了模型的稳健性。魏新园等基于偏最小二乘算法^[8]和主成分算法^[22]对热误差稳健建模算法进行研究,实现对全年温度范围内机床热误差的准确预测,保证预测精度的同时提高了模型的稳健性。

机床精度水平不断提升与智能制造的快速发展,对热误差建模提出了更高的要求。自适应性逐步成为热误差建模过程中的另一重要指标^[23-24]。对此,本文提出一种基于正则化的稳健自适应建模算法。首先基于结构风险最小化 (structural risk minimization, SRM) 原则分析热误差建模的稳健性机理,进而利用正则化算法中 LASSO (least absolute shrinkage and selection operator) 解的稀疏性实现 TSP 的自适应选择。基于全年热误差实验数据,将本文所提建模算法的预测效果与常用的 MLR、BPNN

(back propagation neural network) 和 RR 算法进行对比分析。并进行热误差补偿实验,以验证本文所提建模算法的实际补偿效果。

1 热误差自适应稳健建模算法原理

基于 SRM 原则分析热误差建模稳健性机理,进而提出基于正则化的稳健自适应建模算法,实现 TSP 的自适应选择。

1.1 SRM 原则

温度数据 $\mathbf{X} = (x_{ij})_{m \times N} = \{\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_p, \dots, \mathbf{x}_m\}$ 共 m 个温度变量, N 为个数数据点。每个温度变量可表示为 $\mathbf{x}_p = [x_{p1}, x_{p2}, \dots, x_{pN}]^T$ 。则热误差数据 $\mathbf{y} = [y_1, y_2, \dots, y_N]^T$ 与温度变量之间的 MLR 模型为:

$$\mathbf{y} = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\varepsilon} \quad (1)$$

式中: $\boldsymbol{\beta} = [\beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_p]^T$ 为模型系数。 $\boldsymbol{\varepsilon}$ 为随机误差且 $\boldsymbol{\varepsilon} \sim N(0, \sigma^2)$ 。

传统机器学习如 MLR 和 BPNN 等算法基于经验风险最小化 (empirical risk minimization, ERM) 原则,使残余误差平方和最小来估计模型系数。ERM 原则使用经验风险来代替真实风险,而 SRM 原则认为真实风险包含经验风险和置信范围两部分内容。如图 1 为 SRM 原则示意图,其中置信范围与模型的复杂度和样本量有关,横轴 h 表示模型的复杂度。

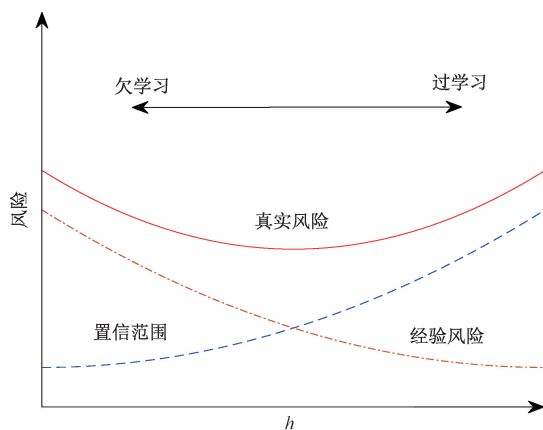


图1 SRM 原则示意图

Fig. 1 Schematic diagram of SRM principle

由图 1 可知,当模型置信范围较大时,即使经验风险非常小,真实风险仍然很大。因此传统机器学习中基于 ERM 原则容易造成过学习问题,从而导致模型的泛化能力即稳健性下降。因此在热误差建模中应该基于 SRM 原则,即同时考虑经验风险和置信范围,从而提高模型的稳健性。

1.2 基于正则化的稳健建模算法

基于 ERM 原则估计式(1)中模型系数时, 目标函数为:

$$\min Q(\boldsymbol{\beta}) = \min \sum_{j=1}^n (\mathbf{y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\beta})^2 \quad (2)$$

为了降低模型的置信范围, 本文基于 SRM 原则使用正则化方法来限制模型系数的波动, 以增强模型的稳健性。则式(2)中目标函数更新为:

$$\min Q_1(\boldsymbol{\beta}) = \min \left[\sum_{j=1}^n (\mathbf{y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\beta})^2 + \lambda_1 \sum_{j=1}^n \boldsymbol{\beta}^2 \right] \quad (3)$$

即在式(2)的基础上增加正则化项, λ_1 为正则项系数, 也成为惩罚项系数。使用式(3)目标函数对模型系数进行估计即为 RR 算法, 估计值为:

$$\hat{\boldsymbol{\beta}}(\lambda_1) = (\mathbf{X}^T \mathbf{X} + \lambda_1 \mathbf{I})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{Y} \quad (4)$$

正则项用于对模型系数进行限制, 进而提高模型系数的稳定性, 防止少数温度变量的系数过大而造成模型过于敏感进而稳健性降低。此外, 基于 ERM 原则的模型系数估计值的方差为:

$$\text{Var}(\hat{\boldsymbol{\beta}}) = \text{Cov}(\hat{\boldsymbol{\beta}}, \hat{\boldsymbol{\beta}}) = \text{E}[(\hat{\boldsymbol{\beta}} - \boldsymbol{\beta})(\hat{\boldsymbol{\beta}} - \boldsymbol{\beta})^T] = \sigma^2(\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \quad (5)$$

当温度变量之间存在共线性问题时, 式(5)中 $(\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1}$ 中主对角线元素的值极大, 则模型系数估计值的方差增大, 模型稳定性减小。最终造成模型系数估计值的准确率降低, 模型稳健性下降。而式(4)中 RR 算法模型系数估计值的使用矩阵 $(\mathbf{X}^T \mathbf{X} + \lambda_1 \mathbf{I})^{-1}$ 代替式(5)中的 $(\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1}$, 能够有效降低了共线性问题造成模型系数估计值方差增大的问题。由此得到稳定性较好的回归系数估计值, 从而提高模型的稳健性。

1.3 基于 LASSO 算法的自适应稳健建模算法

通过正则化能够有效提高模型的稳健性, 但仍然需要选择合适的 TSPs, 而目前缺少确定最优 TSPs 个数的方法, 导致建模过程较为复杂。对此本文提出使用 L1 范数代替式(3)中 L2 范数, 利用 LASSO 算法解的稀疏性实现热误差建模过程中自适应 TSP 选择。则式(3)中的目标函数更新为:

$$\min Q_3(\boldsymbol{\beta}) = \min \left[\sum_{j=1}^n (\mathbf{y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\beta})^2 + \lambda_2 \sum_{j=1}^n |\boldsymbol{\beta}| \right] \quad (6)$$

式中: λ_2 为 L1 正则项系数, 基于上式目标函数对模型系数进行估计即为 LASSO 回归算法。

LASSO 算法的解具有稀疏性, 下面以两个建模变量为例说明其原理。传统机器学习基于 ERM 原则模型系数估计值最优解位于图 2 和 3 的黑点位置。在 RR 算法 L2 正则项的约束下(如图 2 所示), 模型系数估计值最优解落在图中圆周上, 此时 $\hat{\boldsymbol{\beta}}_1$ 和 $\hat{\boldsymbol{\beta}}_2$ 均不为 0。而在 LASSO

算法 L1 正则项的约束下(如图 3 所示), 模型系数估计值最优解通常落在坐标轴上, 此时 $\hat{\boldsymbol{\beta}}_1 = 0$, 相当于将变量 x_1 从模型中剔除, 即实现 TSP 选择。当存在更多建模变量时, LASSO 算法的稀疏性同理会使部分非重要建模量的模型系数非常小, 从而用于变量剔除, 即实现 TSPs 选择。

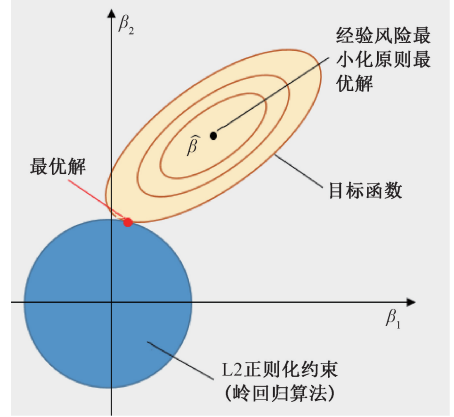


图 2 岭回归算法原理图

Fig. 2 Ridge regression algorithm schematic

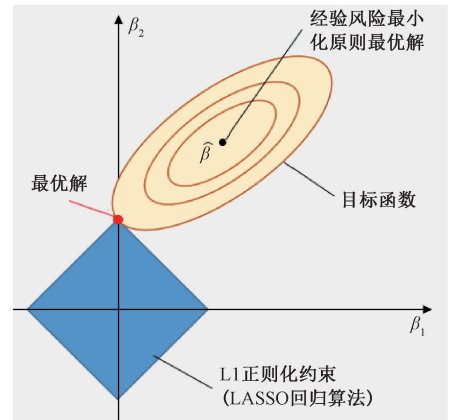


图 3 LASSO 算法稀疏性原理示意图

Fig. 3 Schematic diagram of the sparsity principle of the LASSO algorithm

根据以上分析, 本文提出的基于 LASSO 算法的自适应稳健建模过程如图 4 所示。根据同步采集的机床热误差和温度数据, 使用所有温度变量建立 LASSO 预测模型; 判断各温度变量模型系数大小, 若小于设定值则剔除该温度变量; 使用剩余温度变量重新建模并剔除模型系数小于设定值的温度变量, 重复该过程直至所有温度变量的模型系数均不低于设定值。最终完成 TSPs 选择, 同时实现 LASSO 热误差预测模型的建立。

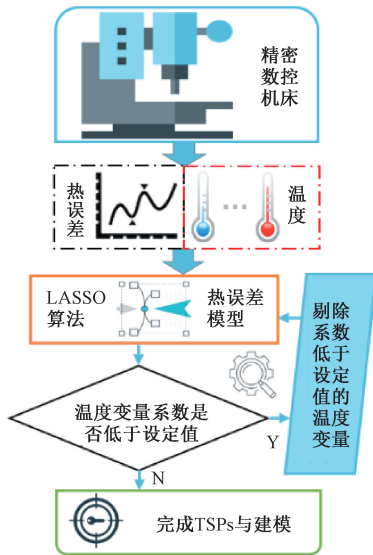


图4 基于LASSO算法的自适应稳健建模流程
Fig. 4 Adaptive robust modeling process based on the LASSO algorithm

2 热误差实验

在不同实验条件下,对机床误差和温度数据进行测量实验,用于分析建模算法的预测效果。

2.1 实验装置

实验对象是一台 Vcenter-550 型号三轴加工中心,如图5所示。采用五点测量法测量机床热误差,即在 X、Y 和 Z 三个方向分别布置 2、2 和 1 个位移传感器,传感器分布位置如图5左下角所示。位移传感器是测量精度为 $1\ \mu\text{m}$ 的电容传感器。

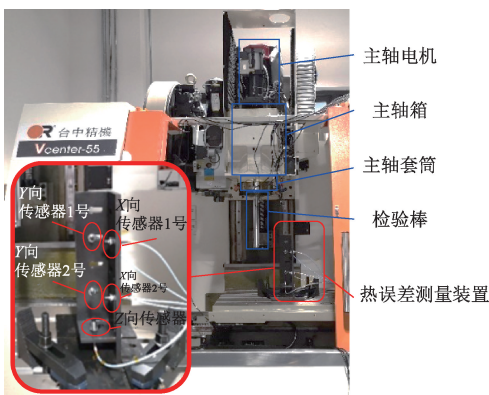


图5 实验对象
Fig. 5 Experiment object

机床不同关键位置的温度信息由 10 个测量精度为 1°C 的铂电阻温度传感器实现测量,并与热误差测量保持同步。10 个温度传感器安放位置及作用如表 1 所示。

表 1 温度传感器位置及作用

传感器	安放位置	作用
T1~T5	主轴套筒	测量主轴轴承发热
T7~T8	主轴箱	测量主轴箱发热
T6, T9	主轴电机	测量主轴电机发热
T10	机床外壳	测量环境温度

2.2 实验安排

本文在不同环境温度和主轴转速下共进行 12 批次热误差实验,具体实验安排如表 2 所示。

表 2 实验安排

批次	初始环境温度/ $^\circ\text{C}$	主轴转速/ rpm	批次	初始环境温度/ $^\circ\text{C}$	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

各批次实验中,按照国际标准 ISO 230-3: 2020 IDT^[25],机床主轴和工作台空运行,主轴转速按照表 2 安排恒定不变,工作台以 $1\ 500\ \text{mm}\cdot\text{min}^{-1}$ 的进给速度沿 X、Y 向往返运动。热误差和温度测量系统每 5 min 采集数据,每批次实验持续 6 h 以上。

2.3 实验数据分析

对以上 12 批次实验进行初步分析,各批次实验 Z 向热误差曲线如图 6 所示。

观察图 6 可得,不同批次实验热误差整体变化趋势基本一致:在前 2 h 内,热误差逐渐增大,之后趋于稳定;但不同实验条件下热误差曲线存在明显差别:各批次实验热误差曲线并不重合,而是分布在不同水平。

对 12 批次实验数据的温度数据进行初步分析,初始环境温度在 $3.7^\circ\text{C}\sim 31.6^\circ\text{C}$ 范围内,机床不同位置最大温升为 14.5°C 。将 K1 和 K12 批次实验的温度数据分别绘制成曲线,如图 7 所示。观察图 7 可以发现机床在相同运行参数、不同环境温度下,不同位置的温升情况存在显著差别。

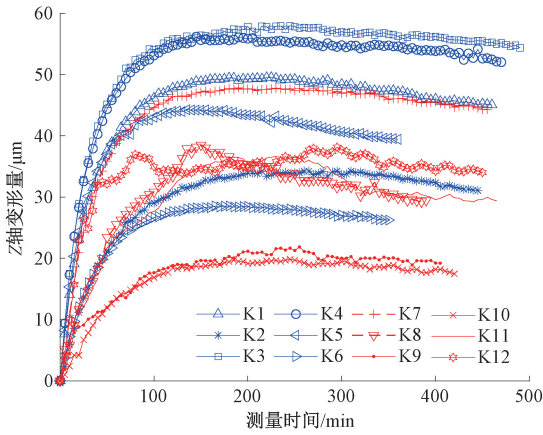
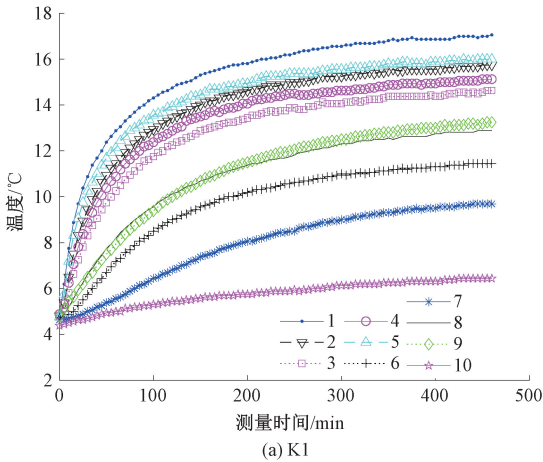
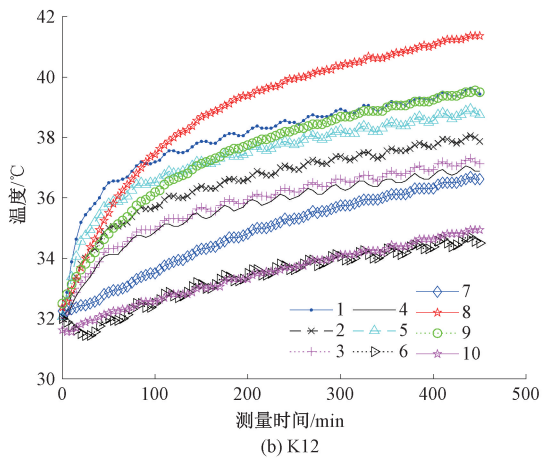


图 6 各批次数据 Z 向热误差变化曲线

Fig. 6 Z-direction thermal error curve of each batch of data



(a) K1



(b) K12

图 7 K1 与 K12 批次温度变化曲线

Fig. 7 Temperature change curve of K1 and K12

3 自适应稳健预测模型建立

基于实验数据分析本文所提建模算法中的最优正则项系数,进而分别对 12 批次实验数据进行自适应 TSP 选择和 LASSO 预测模型的建立。

3.1 自适应 TSP 选择

以 K1 批次实验数据为例,基于 LASSO 算法的自适应 TSP 选择过程如表 3 所示。

表 3 K1 批次实验 TSP 自适应选择过程

Table 3 Experiment TSP adaptive selection process of K1

计算次数	温度变量						剔除
	β_0	β_1	β_2	β_3	β_4	β_5	
1	5.28	6.02	0	-3.04	-2.60	2.79	T2
2	5.27	8.45	-	-2.89	-2.37	0	T5
3	4.12	8.58	-	-5.48	0	-	T4
选择结果	[1,3]						

在第 1 次计算中,由于所建立的 LASSO 回归模型中温度变量 T2 的系数小于设定值,因此将其剔除;使用剩余变量进行建模,逐步将温度变量 T5 和 T4 剔除;最终温度变量 T1 和 T3 的系数分别为 8.58 和 -5.48,均大于设定值,因此最终的 TSPs 选择结果为 [1,3]。同理可对其他各批次实验数据进行自适应 TSP 选择,不再一一列出。

需要说明的是表 3 中第 1 次建模时的温度变量为 T1~T5,因为该 5 个温度传感器对热误差的影响权重最大。且基于实验分析表明温度变量 T6~T10 参与建模时,模型预测效果没有明显改善。此外,由前文分析可知机床不同位置最大温升不超过 15°C,若模型系数低于 0.1,则对热误差预测产生的影响不超过 $0.1 \times 15 = 1.5 \mu\text{m}$,可以忽略不计。因此本文将用于判断回归模型系数大小的设定值为 0.1。

3.2 最优正则项系数分析

上述 TSP 选择过程中,正则项系数 λ_2 取值为 1。实际上正则项系数的大小对 LASSO 算法的建模效果具有重要影响,因此需要对正则项系数 λ_2 的取值进行分析,以获取最优的 λ_2 值用于热误差建模。

本文使用不同大小的正则项系数 λ_2 建立热误差预测模型,进而对各批次数据进行预测,根据预测效果选择最优的正则项系数。使用模型对其他批次数据进行预测,使用预测残余标准差^[8]衡量模型的预测效果,计算公式为:

$$S = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^N (\hat{y}_k - y_k)^2}{N - 1}} \quad (7)$$

式中: y_k 为第 k 个热误差测量数据, \hat{y}_k 为对应的预测值。

使用 12 批次实验数据分别建立热误差预测模型,并对各批次数据进行预测。使用预测残余标准差 S 的平均

值 S_{mean} 和标准差 S_{std} 分别表征模型的预测精度和稳健性^[8], 计算公式分别为:

$$S_{\text{mean}} = \frac{\sum_{i=1}^K S_i}{K} \quad (8)$$

$$S_{\text{std}} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^K (S_i - S_{\text{mean}})^2}{K}} \quad (9)$$

式中: S_i 即为式(7)计算的预测残余标准差, $K = 12$ 为数据批次。

在 0.1~20 范围内取正则项系数 λ_2 , 进行上述热误差建模和预测效果分析, 预测精度和稳健性随正则项系数 λ_2 的变化曲线如图 8 所示。

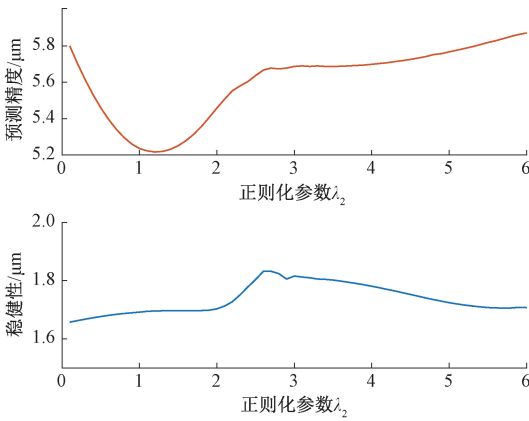


图 8 不同正则项系数下模型预测效果

Fig. 8 Model prediction effect under different regular term coefficients

观察图 8 可知, 不同正则化参数 λ_2 下模型稳健性有所波动, 但整体变化不大。根据计算, $\lambda_2 = 1.2$ 时模型具有最高的预测精度 $5.21 \mu\text{m}$, 此时稳健性为 $1.70 \mu\text{m}$ 。因此本文选用 1.2 为最优正则项系数。

3.3 LASSO 模型建立

基于 LASSO 的自适应稳健建模算法, 在完成 TSP 选择的同时, 热误差预测模型也建立完成。使用上一小节分析的最优正则化参数 $\lambda_2 = 1.2$, 进行 TSP 自适应选择和模型建立, 建模结果如表 4 所示。其中各批次数据 TSP 选择结果均为 T1 和 T3, 对应模型系数为 d_0 , d_1 和 d_3 。

4 模型预测效果验证

基于各批次实验数据建立 MLR、BPNN 和 RR 预测模型, 进而比对分析不同建模算法的预测效果。并进行实际热误差补偿实验, 以验证本文所提建模算法的实际补偿效果。

表 4 各批次实验自适应建模结果

Table 4 Adaptive modeling results of each experiment

批次	模型系数		
	d_0	d_1	d_3
K1	5.59	5.77	-2.64
K2	1.52	8.00	-1.85
⋮	⋮	⋮	⋮
K11	1.33	9.93	-5.60
K12	-0.72	13.79	-12.24

4.1 比对模型的建立

为了比对本文所提出建模算法的优越性, 本文使用模糊聚类结合灰色关联算法^[9]选择 2 个 TSPs, 分别建立 MLR 和 BPNN^[26] 预测模型。其中 BPNN 结构为输入层 2 节点, 代表 2 个 TSPs 输入, 1 层隐藏层 3 个结点, 输出层 1 个节点, 代表机床 Z 向热误差变量。使用线性转移函数基于实验数据对网络模型进行训练, 得到各节点的权值和阈值, 从而用于热误差预测。使用相关系数法^[21]选择 2 个 TSPs, 并建立 RR 预测模型, 经过分析本文 L1 正则项系数 λ_1 取值为岭参数最优为 3.6。

对不同建模算法的建模结果进行统计分析。使用模型对建模数据本身进行预测, 基于式(7)计算模型的拟合标准差 S_{ii} , 用于表征模型的拟合精度。并计算各模型的模型系数标准差 S_{β} , 用于衡量模型的稳定性, 计算公式为:

$$S_{\beta} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^3 (\hat{\beta}_i - \bar{\beta})^2}{3}} \quad (10)$$

式中: $\bar{\beta}$ 为模型系数估计值 $\hat{\beta}_i$ 的平均值。

经过计算, 不同算法的建模结果如表 5 所示。由于 BPNN 模型中没有回归系数, 只对其拟合标准差 S_{ii} 进行统计。

表 5 不同算法建模分析结果

Table 5 Analysis results of different modeling algorithms

批次	LASSO		MLR		RR		BPNN
	S_{ii}	S_{β}	S_{ii}	S_{β}	S_{ii}	S_{β}	S_{ii}
K1	3.37	4.80	1.05	11.24	3.54	5.20	1.22
K2	2.76	6.43	0.69	7.17	3.29	3.88	0.87
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
K11	4.28	7.78	2.71	11.52	4.51	3.00	0.98
K12	2.30	13.04	1.41	8.87	3.61	7.02	1.05
均值	3.11	6.35	1.32	9.24	3.57	4.70	1.01

分析表 5 中计算结果可知, MLR 算法所建立模型拟合精度最高, 但模型系数稳定性最差, 说明出现了过学习现象。RR 算法模型系数稳定性最高, 但拟合精度低于 LASSO 算法。

4.2 预测效果分析

使用以上建立的热误差预测模型, 对各批次实验数据分别进行预测。基于式 (7) ~ (9) 计算不同算法的预测效果, 结果如表 6 所示。

表 6 各模型相互预测结果

Table 6 Mutual prediction results of each model

建模算法	S_{mean}	S_{std}
LASSO	5.22	1.69
MLR	10.35	6.18
RR	5.88	1.70
BPNN	12.22	7.28

观察表 6 可知, 本文所提基于 LASSO 的自适应稳健建模算法, 具有最高的预测精度和稳健性, 分别为 5.22 和 1.69 μm 。由此说明本文所提建模算法具有最优的预测效果。其中 RR 算法稳健性与本文所提建模算法基本一致, 但预测精度略低。

4.3 补偿实验验证

为了进一步验证本文所提建模算法的实际补偿效果, 将表 4 中基于 K1 批次实验所建立的 LASSO 热误差预测模型嵌入到机床数控系统中, 进行热误差补偿实验。热误差补偿的原理^[27]是基于 FANUC 数控系统坐标原点偏移功能, 根据热误差的预测值实时反向调整机床坐标原点, 以实现热误差的补偿。

共进行 3 批次热误差补偿实验, 记为 V1 ~ V3, 主轴转速分别为 2 000, 4 000 和 6 000 r/min, 工作台进给速度均为 1 500 mm/min, 初始环境温度范围是 7.1 $^{\circ}\text{C}$ ~ 9.4 $^{\circ}\text{C}$ 。每批次补偿实验进行 2 h 后开启热误差补偿功能, 测得 3 批次实验热误差曲线如图 9 所示。

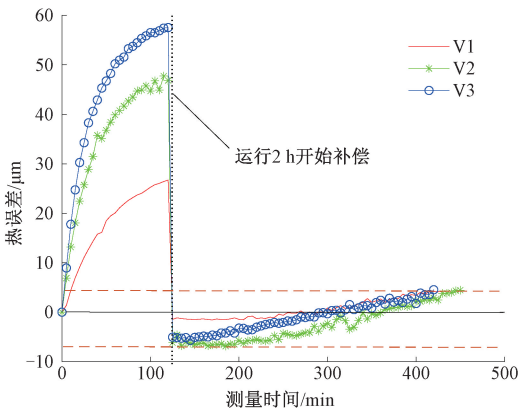


图 9 补偿实验热误差曲线

Fig. 9 Compensated experimental thermal error curves

由图 9 可明显观察出, 经过补偿后热误差显著下降。经过计算, 补偿前热误差最大达到 57.4 μm , 补偿后热误差变化范围在 -6.9 ~ 4.5 μm 范围内, 从而验证了本文建模算法具有很好的实际补偿效果。

5 结 论

本文提出一种基于正则化的自适应稳健建模算法, 能够自适应选择 TSP。利用 LASSO 算法解的稀疏性自适应将模型系数小的温度变量剔除, 极大简化了热误差建模过程。基于不同实验条件的热误差数据, 对比分析了不同建模算法的预测效果。结果表明本文所提建模算法较 MLR、BPNN 和 RR 算法具有最高的预测精度和稳健性, 分别为 5.22 和 1.69 μm 。实际热误差补偿实验进一步验证了本文所提建模算法具有较好的实际补偿效果。正则化参数对建模效果具有重要影响, 本文通过实际热误差预测效果选取最优参数。而提出搜寻最优正则化参数的通用方法或准则在热误差建模中具有重要工程应用价值, 有待进一步研究。

参考文献

[1] 王海同, 李铁民, 王立平, 等. 机床热误差建模研究综述[J]. 机械工程学报, 2015, 51(9): 119-128.
WANG H T, LI T M, WANG L P, et al. Review on thermal error modeling of machine tools [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2015, 51(9): 119-128.

[2] 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.

[3] CHIANG W M, WANG F J, KUSNANDAR. 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: 771-778.

[4] 高建民, 史晓军, 许艾明, 等. 高速高精度机床热分析与热设计技术[J]. 中国工程科学, 2013, 15(1): 28-33.
GAO J M, SHI X J, XU AI M, et al. Thermal analysis and design technology of high-speed and high-precision machine tools [J]. Strategic Study of CAE, 2013, 15(1): 28-33.

[5] WENG L, GAO W, ZHANG D, et al. Analytical modelling method for thermal balancing design of machine tool structural components [J]. International Journal of Machine Tools & Manufacture, 2021, 164.

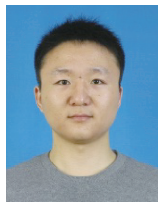
[6] 刘阔, 韩伟, 王永青, 等. 数控机床进给轴热误差补

- 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.
- [7] LIU K, SONG L, HAN W, et al. Time-varying error prediction and compensation for movement axis of cnc machine tool based on digital twin [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2022, 18(1): 109-18.
- [8] 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.
- [9] 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.
- [10] SHI H, JIANG C, YAN Z, et al. Bayesian neural network-based thermal error modeling of feed drive system of CNC machine tool [J]. Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2020, 108(9-10): 3031-3044.
- [11] CHENG Q, ZHUO Q, ZHANG G J, 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] 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.
- [13] WEI X Y, MIAO E M, 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.
- [14] 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.
- [15] 苗恩铭, 龚亚运, 徐祗尚, 等. 数控机床热误差补偿模型稳健性比较分析[J]. 机械工程学报, 2015, 51(7): 130-135.
- MIAO EN M, GONG Y Y, XU ZH SH, et al. Comparative analysis of thermal error compensation model robustness of CNC machine tools [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2015, 51(7): 130-135.
- [16] 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.
- [17] 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.
- [18] LIU Z, YANG B, MA C, et al. Thermal error modeling of gear hobbing machine based on IGWO-GRNN [J]. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2020, 106(11-12): 5001-5016.
- [19] 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): 50-58.
- 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): 50-58.
- [20] 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.
- [21] LIU H, MIAO E, ZHUANG X, et al. Thermal error robust modeling method for CNC machine tools based on a split unbiased estimation algorithm [J]. Precision Engineering, 2018, 51: 169-175.
- [22] 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.
- [23] ZIMMERMANN N, LANG S, BLASER P, et al.

Adaptive input selection for thermal error compensation models[J]. *CIRP Annals*, 2020, 69(1): 485-488.

- [24] 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.
- [25] ISO 230-3:2020. Test code for machine tools—Part 3: Determination of thermal effects[S]. Switzerland: TC 39, 2020.
- [26] YIN Q, TAN F, CHEN H, et al. Spindle thermal error modeling based on selective ensemble BP neural networks[J]. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2019, 101(5): 1699-713.
- [27] FENG W, LI Z, GU Q, et al. Thermally induced positioning error modelling and compensation based on thermal characteristic analysis[J]. *International Journal of Machine Tools & Manufacture*. 2015, 93: 26-36.

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及热变形理论。

E-mail: weixy@ahut.edu.cn

Wei Xinyuan received his B. Sc. degree and Ph. D. degree both from Hefei University of Technology in 2015 and 2020, respectively. He is currently a lecturer at 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.



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、机器人触觉传感技术等。

E-mail: nemo_my@163.com

Qian MUYUN (Corresponding author) received her B. Sc. degree and M. Sc. degree both from Anhui University of Technology in 2007 and 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.



和压电驱动器。

E-mail: panqs@hfut.edu.cn

Pan Qiaosheng 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 the Hefei University of technology. His main research interests include intelligent materials and structures, mechanical vibration testing and diagnosis, and piezoelectric actuators.



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