

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J1905143

基于统一框架的数控机床热误差建模方法^{*}

谭峰¹, 萧红¹, 张毅¹, 邓聪颖¹, 殷国富²

(1. 重庆邮电大学先进制造工程学院 重庆 400065; 2. 四川大学机械工程学院 成都 610065)

摘要:为了克服独立筛选关键温度点再进行热误差建模破坏其内在联系从而降低热误差模型预测性能的问题,提出了一种统一框架下同时筛选关键温度点和热误差建模的方法。采用最小二乘支持向量机作为基本热误差模型,将温度点的选择状态和模型超参数作为优化变量,采用二进制鲸鱼优化算法进行寻优,并综合考虑最大化预测精度和最小化关键温度点个数设计损失函数。以一台卧式加工中心为例,进行热误差实验,利用所提方法在10折交叉验证模式下筛选出了最优关键温度点,将其个数从20减少到了3,并同时获得了模型最优超参数。最后,与传统独立方式进行了对比分析,结果表明利用所提建模方法热误差预测精度最高提高约62.8%,验证了其有效性和优越性,为后续热误差补偿实施提供了参考。

关键词: 关键温度点; 热误差建模; 最小二乘支持向量机; 二进制鲸鱼优化算法; 统一框架

中图分类号: TH161 TG659 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.3599

Thermal error modeling method of CNC machine tool based on unified framework

Tan Feng¹, Xiao Hong¹, Zhang Yi¹, Deng Congying¹, Yin Guofu²

(1. School of Advanced Manufacturing Engineering, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China; 2. School of Mechanical Engineering, Sichuan University, Chengdu 610065, China)

Abstract: In order to overcome the difficulties that independent selecting key temperature points and performing thermal error modeling destroy their intrinsic relation and reduce the thermal error mode prediction performance, a method of concurrently selecting key temperature points and thermal error modeling under unified framework is proposed. The least squares support vector machine (LSSVM) is used as the basic thermal error model. The selection status of temperature points and the hyper-parameters of the thermal error model are regarded as the optimization variables. Furthermore, the binary whale optimization algorithm (BWOA) is used to carry out the optimization. And the cost function is designed by comprehensively considering maximizing the prediction accuracy and minimizing the number of key temperature points. Taking a horizontal machining center as the example, the thermal error experiment was conducted. Using the proposed method, the optimal key temperature points were selected in 10-fold cross-validation mode, the number of key temperature points was reduced from 20 to 3, and the model optimal hyper-parameters were simultaneously obtained. Finally, the proposed method was compared and analyzed with the traditional independent method. The comparison results indicate that the thermal error prediction accuracy is improved by 62.8% at most using the proposed modeling method, which verifies its effectiveness and superiority, and the proposed method also provides a reference for subsequent thermal error compensation implementation.

Keywords: key temperature point; thermal error modeling; least squares support vector machine; binary whale optimization algorithm; unified framework

0 引言

在机械加工中,所加工零件的精度受机床几何误

差^[1]、力误差、热误差以及其他误差等的综合影响。众多研究表明,热误差越来越成为影响机床特别是精密机床加工精度的重要因素,在机床总误差中占比可高达40%~70%^[2-4]。主轴是机床的核心部件和最大热源,其

收稿日期:2019-05-15 Received Date:2019-05-15

^{*} 基金项目:重庆市基础研究与前沿探索项目(cstc2019jcyj-msxmX0540)、国家自然科学基金(51605064,51705058)资助

结构复杂、散热条件差、内部耦合关系复杂,易产生不均匀的主轴温度场以及非线性热误差,从而使机床加工精度变差^[5]。因此,减少主轴热误差对于提高机床加工精度至关重要。

热误差补偿作为一种经济、高效的减少热误差的方法,其关键在于建立准确的热误差预测模型。由于机床运行时热误差的非线性、复杂性和时变性,准确建模需解决两个关键问题,一是作为热误差模型输入的关键温度点的筛选,由于所布置的温度点中可能包含不相关或冗余温度点,筛选出关键温度点对于提高模型的预测性能至关重要,二是具有良好预测性能的热误差模型的建立。Vyrubal 等^[6]结合分解法和相关性分析筛选了关键温度点并利用多元线性回归(multiple linear regression, MLR)建立了热误差模型。杨军等^[7]采用模糊聚类分析筛选了关键温度点,并分别采用最小二乘支持向量机(least squares support vector machine, LSSVM)和 MLR 建立了热误差模型。李艳等^[8]结合互信息和改进模糊聚类筛选了热误差建模关键温度点,并分析了其优势。Liu 等^[9]分析了关键温度点的特性,提出了“灰色关联-无偏估计”热误差模型。魏弦等^[10]结合模糊 C 均值聚类(fuzzy C means clustering, FCM)、相关性分析和以及特征提取法筛选了关键温度点。苗恩铭等^[11]分析了关键温度点的变动性特征,并采用主成分回归算法进行热误差建模以消除变动性影响。Cheng 等^[12]利用灰色粗糙集理论筛选了关键温度点,并分别基于 RBF 神经网络和 BP 神经网络建立了热误差模型。Yin 等^[13]结合 FCM 和相关性分析筛选了关键温度点,并基于选择性集成 BP 神经网络建立了热误差模型。Li 等^[14]利用 K 谐波均值聚类筛选了关键温度点,并基于 MLR 建立了热误差模型。

上述关键温度点筛选和热误差建模方法取得了较好的效果。但是它们通常是两个独立的过程,即首先利用过滤式方法如聚类分析、相关性分析、粗糙集理论或其组合方法等筛选出关键温度点,再利用多元线性回归、人工神经网络或支持向量机等机器学习方法建立热误差模型。这种独立方式削弱了其间的内在联系,不能完全保证所建热误差模型的良好预测性能。为此,本文提出一种将关键温度点筛选和热误差模型构建统一于一个框架的热误差建模方法。以具有良好映射能力的最小二乘支持向量机^[15]作为基本热误差模型,以温度点的选择状态和模型超参数 γ 和 σ^2 的组合作为优化变量,将其转化为一个优化问题,采用具有良好全局寻优能力的二进制鲸鱼算法(binary whale optimization algorithm, BWOA)^[16]同时筛选最优关键温度点和寻优模型超参数。这种方式能够筛选出适合最小二乘支持向量机热误差模型的最优关键温度点,同时还能寻优得到适合最优关键温度点的模型最优超参数,从而最终保证模型的良好预测性能。

1 基于统一框架的关键温度点筛选和热误差建模

1.1 热误差建模基本流程

对于给定的大小为 N 的温度数据和热误差数据总体 $\Omega = \{(\mathbf{x}_i^q, y_i)\}$, ($i = 1, 2, \dots, N, q$ 是初始温度点个数), 关键温度点对应的温度数据为 $\mathbf{x}^p \in \mathbf{R}^p$ ($p < q$ 是关键温度点个数), 热误差数据为 $y \in \mathbf{R}$, 则热误差建模的目标是建立 $f(\mathbf{x}^p) = y$ 这一映射关系, 进而在实际加工中即可将实时测得的关键温度点的温度数据 $\mathbf{x}^p$ 输入到该热误差模型以实时预测潜在的热误差数据 y , 进一步将其输入到数控系统, 利用数控系统的原点坐标偏移功能实现热误差有效补偿。补偿效果的好坏取决于热误差模型的预测性能, 而预测性能又取决于所选择的关键温度点以及相应的热误差建模方法。

1.2 基于统一框架的关键温度点筛选和热误差建模方法

考虑到关键温度点过多、过少以及组合不合理都会降低模型预测性能, 同时考虑到关键温度点是与模型相关的, 不同热误差模型有适合其自身的关键温度点。基于此, 本文提出了基于统一框架的关键温度点筛选和热误差建模方法, 其流程如图 1 所示, 以 LSSVM 作为基本热误差模型, 以温度点的选择状态和模型超参数 γ 和 σ^2 的组合作为优化变量, 进而采用 BWOA 算法同时筛选最优关键温度点和寻优模型超参数。在寻优过程中, 每个新产生的鲸鱼位置向量表示一组关键温度点和超参数组合, 将其输入模型训练和测试模块以计算代价函数值, 并判断是否满足迭代终止条件以继续或停止寻优。

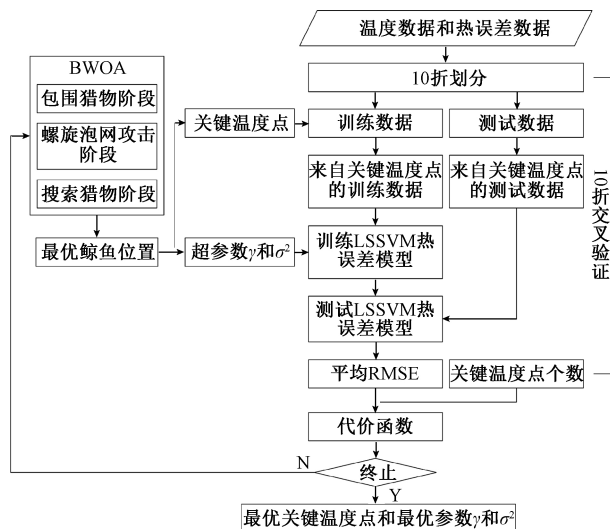


图1 基于统一框架筛选关键温度点和寻优模型超参数流程
Fig.1 The flow chart of the key temperature point selection and model hyper-parameter optimization based on unified framework

1) 最小二乘支持向量机

以在热误差建模中常用的 LSSVM 作为基本热误差模型^[15]。基于统计学习理论和结构风险最小化原理, LSSVM 将传统支持向量机中的凸二次规划问题转化为求解一个线性方程组来求解回归问题。

针对建立 $f(\mathbf{x}^p) = y$ 这一个函数关系,通过非线性变换重写为下式:

$$f(\mathbf{x}^p) = \mathbf{w}^T \varphi(\mathbf{x}^p) + b \quad (1)$$

式中: $f(\mathbf{x}^p)$ 是热误差预测值; $\mathbf{w}$ 是回归系数向量; $\varphi(\mathbf{x}^p)$ 是从原始空间到高维空间的非线性映射函数; b 是常数。

LSSVM 利用等式约束和拉格朗日函数来求解凸二次规划问题,得到如下线性方程组:

$$\begin{bmatrix} 0 & 1 & \cdots & 1 \\ 1 & K(\mathbf{x}_1^p, \mathbf{x}_1^p) + 1/\gamma & \cdots & K(\mathbf{x}_1^p, \mathbf{x}_N^p) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & K(\mathbf{x}_N^p, \mathbf{x}_1^p) & \cdots & K(\mathbf{x}_N^p, \mathbf{x}_N^p) + 1/\gamma \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ \alpha_1 \\ \vdots \\ \alpha_N \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ y_1 \\ \vdots \\ y_N \end{bmatrix} \quad (2)$$

式中: N 是训练样本个数; γ 是求解规模和训练误差之间的平衡参数; α_i 是拉格朗日乘子; $K(\mathbf{x}_i^p, \mathbf{x}_j^p) = \varphi(\mathbf{x}_i^p)^T \varphi(\mathbf{x}_j^p)$ 称为核函数,本文采用常用的高斯函数作为核函数,如下式:

$$K(\mathbf{x}_i^p, \mathbf{x}_j^p) = \exp\left(-\frac{\|\mathbf{x}_i^p - \mathbf{x}_j^p\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (3)$$

式中: σ^2 是核函数参数。

平衡参数 γ 和核函数参数 σ^2 称为 LSSVM 的两个超参数,只要确定其值,即可利用式(2)确定拉格朗日乘子 α_i 和常数 b ,从而最终可得 LSSVM 热误差模型,如下式:

$$f(\mathbf{x}^p) = \sum_{i=1}^N \alpha_i K(\mathbf{x}^p, \mathbf{x}_i^p) + b \quad (4)$$

2) 二进制鲸鱼优化算法

统一框架下的关键温度点筛选和热误差建模是离散的组合优化和连续的数值优化的组合。考虑到一共 q 个初始温度点和两个具有连续值的超参数 γ 和 σ^2 ,穷举搜索几乎是不可能的,故本文采用最近提出的具有良好全局寻优能力的二进制鲸鱼优化算法 BWOA^[16] 快速准确寻优最优组合。

BWOA 源自 Mirjalili 等^[17] 提出的鲸鱼优化算法 (whale optimization algorithm, WOA),相比常用的遗传算法或粒子群优化算法具有更好的收敛能力。该算法通过模仿座头鲸的泡沫网狩猎策略来进行寻优,第 1 阶段是

开发,即包围猎物 and 螺旋泡网的攻击,第 2 阶段是探索,即搜索猎物。BWOA 利用如下公式进行寻优:

$$D = \begin{cases} |C \cdot V_{\text{best}}(t) - V(t)|, & \text{rand} < 0.5 \text{ 且 } |A| < 1 \\ |C \cdot V_{\text{rand}}(t) - V(t)|, & \text{rand} < 0.5 \text{ 且 } |A| \geq 1 \\ |V_{\text{best}}(t) - V(t)|, & \text{rand} \geq 0.5 \end{cases} \quad (5)$$

式中: 3 种 D 分别表示包围猎物阶段、搜索猎物阶段和螺旋泡网攻击阶段的距离; $V(t)$ 表示当前位置; $V_{\text{best}}(t)$ 表示当前最好位置; $V_{\text{rand}}(t)$ 表示当前随机位置; rand 是 $U[0, 1]$ 的随机数, A 和 C 是由如下两式计算的系数:

$$A = 2ar_1 - a \quad (6)$$

$$C = 2r_2 \quad (7)$$

式中: r_1 和 r_2 是 $U[0, 1]$ 的随机数, a 是在迭代过程中从 2 线性减小到 0 的数。最后鲸鱼位置通过如下两式进行二进制空间内的更新,即“0”和“1”的切换:

$$S = \frac{1}{1 + e^{-10(A \cdot D - 0.5)}} \quad (8)$$

$$V(t+1) = \begin{cases} \sim V(t), & \text{rand} < S \\ V(t), & \text{其他} \end{cases} \quad (9)$$

可以看出在 BWOA 算法中,仅需设置鲸鱼个数和迭代次数两个参数,算法收敛能力受参数影响较小。

3) 优化变量

以二进制向量 $T_{[0,1]} = [1, 0, \dots, 1, 0]_q$ 表示 q 个温度点的选择状态,“0”和“1”分别表示某个温度点未被选中和被选中。连续超参数 γ 和 σ^2 用下式表示为二进制形式:

$$\gamma = \gamma_{\min} + \frac{\gamma_{\max} - \gamma_{\min}}{2^n - 1} \gamma_{[0,1]} \mathbf{d}_r \quad (10)$$

$$\sigma^2 = \sigma_{\min}^2 + \frac{\sigma_{\max}^2 - \sigma_{\min}^2}{2^n - 1} \sigma_{[0,1]}^2 \mathbf{d}_r \quad (11)$$

式中: $\gamma_{\min}$ 、 $\gamma_{\max}$ 和 $\sigma_{\min}^2$ 、 $\sigma_{\max}^2$ 分别是 γ 和 σ^2 寻优范围的最小值和最大值; $\mathbf{d}_r = [2^0, 2^1, \dots, 2^{r-1}]^T$ 是分辨率向量; $\gamma_{[0,1]} = [0, 1, \dots, 1, 0]_r$ 和 $\sigma_{[0,1]}^2 = [1, 0, \dots, 0, 1]_r$ 是 γ 和 σ^2 的二进制形式; r 是分辨率控制参数。优化变量编码为鲸鱼位置向量如图 2 所示,前 q 个位置表示 q 个温度点 $T_1 \sim T_q$ 的选择状态,中间 r 个位置和最后 r 个位置分别表示超参数 γ 和 σ^2 的二进制形式。

4) 代价函数

代价函数用来指导整个优化过程和优化方向。本文基于同时保证最小化预测误差和最小化关键温度点个数来设计代价函数,如式(12)所示。为了避免过拟合,取 10 折交叉验证的平均均方根误差 (average root mean squared error, ARMSE) 来表示预测误差。

$$F = \text{ARMSE} + p/q \quad (12)$$

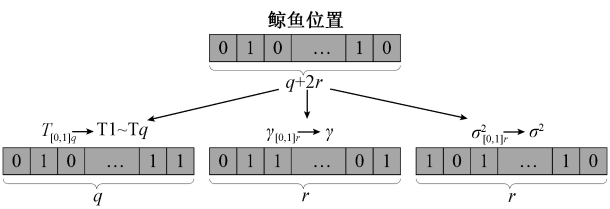


图2 优化变量编码为鲸鱼位置向量

Fig.2 The optimization variables are coded as whale position vector

2 热误差实验

2.1 实验流程

为了验证本文所提方法的有效性和优越性,在一台卧式加工中心上进行主轴热误差实验,以获取机床在特定转速工况下的温度数据和热误差数据。实验参照国际标准 ISO 230-3:“机床检验通则 第3部分:热效应的确定”^[18]进行。

温度传感器布置如图3所示,一并在机床上布置了 $q=20$ 个温度传感器以尽可能全面采集机床温度信息,详情如表1所示。由于主轴发热为整机最大热源,因此将T1~T7沿轴向固定在主轴前部,将T8~T10沿轴向固定在主轴后部以详细测量主轴温度。T11~T13固定在主轴箱侧部,T14~T16固定在立柱侧部,T17~T18固定在床身上,T19固定在工作台上,环境温度由T20测量。热位移传感器布置如图4所示,3个电容式位移传感器通过工装相互垂直装夹在工作台上以测量其自身相对于装夹在刀柄上的芯棒的位移。并将该相对位移作为主轴在3个方向上的热误差,包括轴向热伸长(Z向)和径向热漂移(X向和Y向)。

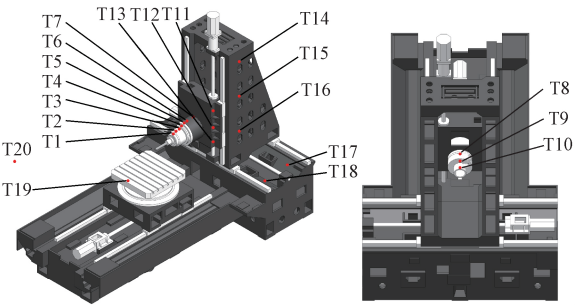


图3 温度传感器布置

Fig.3 The layout of the temperature sensors

为了模拟实际加工时机床主轴转速的变化,热误差实验按图5所示速度谱进行,将其记为 $S=$ 速度谱1。实验过程中机床从初始冷态开始按设定的速度谱空载连续运转6 h再停机,期间空调关闭。同时,以1 min的时间间隔实时同步记录温度数据和热误差数据。

表1 温度传感器测量位置
Table 1 Temperature sensor measurement locations

温度传感器	测量位置
T1~T7	主轴前部
T8~T10	主轴后部
T11~T13	主轴箱侧部
T14~T16	立柱侧部
T17~T18	床身
T19	工作台
T20	环境温度

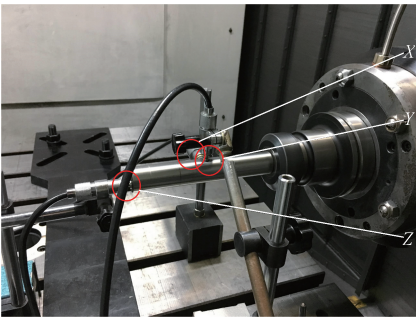


图4 热位移传感器布置

Fig.4 The layout of the thermal displacement sensors

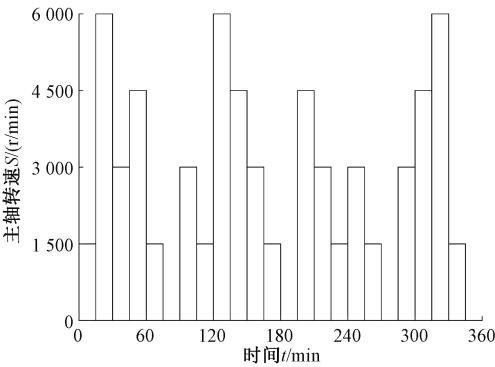


图5 主轴速度谱

Fig.5 Spindle speed spectrum

2.2 实验数据

同一时刻测量得到的温度数据和热误差数据为一个数据样本,一共采集得到 $N=360$ 个数据样本,如图6和7所示。图6所示为以温升表示的温度数据,20个温度测点的温升总趋势是从初始冷态开始逐渐上升,然后大致随图5所示速度谱而波动,并且不同部位有不同的温升趋势,越靠近热源的部位温升变化量越大和温升速度越快,越远离热源的部位温升变化量越小和温升速度越慢。从图7可以看出,热误差与温度有相似的变化趋势,并

且,轴向(Z 向)热误差最大,两个径向(X 向和 Y 向)只产生了微弱的热误差,故在后续热误差建模中,仅考虑轴向热误差,并且为了描述方便将其记为 γ 。

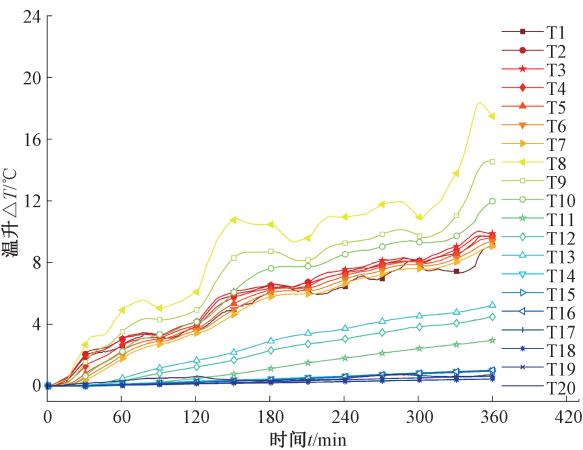


图 6 主轴速度谱时测量的温度数据
Fig.6 The temperature data measured at spindle speed spectrum

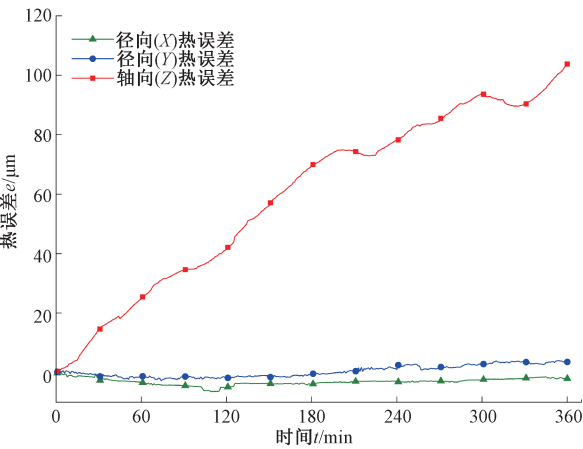


图 7 主轴速度谱时测量的热误差数据
Fig.7 The thermal error data measured at spindle speed spectrum

3 关键温度点筛选及热误差建模结果

3.1 参数设置

采用所提出方法,将初始温度点个数 $q=20$ 代入优化变量和代价函数公式中,并分别将 γ 和 σ^2 的寻优范围都设为 $[0.1, 2\ 000]$ 以保证较广的搜索范围,将分辨率控制参数设为 $r=14$ 保证其最小分辨率约为 0.1 ,BWOA参数设置如表 2 所示,终止条件为迭代次数达到最大或适应度值在连续 50 次迭代中不变化。

表 2 BWOA 参数设置
Table 2 The parameter settings of BWOA

参数	鲸鱼个数	最大迭代次数
值	30	300

3.2 寻优结果

以采集的实验数据为基础,利用所提方法,进行了 30 次独立寻优,得到最优代价函数值曲线如图 8 所示,在大约 140 次迭代时达到最优。寻优结果如表 3 所示,仅仅 3 个温度点 T1、T13 和 T20 被筛选为最优关键温度点。其温升数据如图 9 所示,可以看出该 3 个关键温度点具有明显不同的温升特性,消除了多个温度点间的多重共线性问题。寻优得到的最优超参数为 $\gamma=2\ 000$ 和 $\sigma^2=43.9$ 。进一步即可直接建立热误差模型。

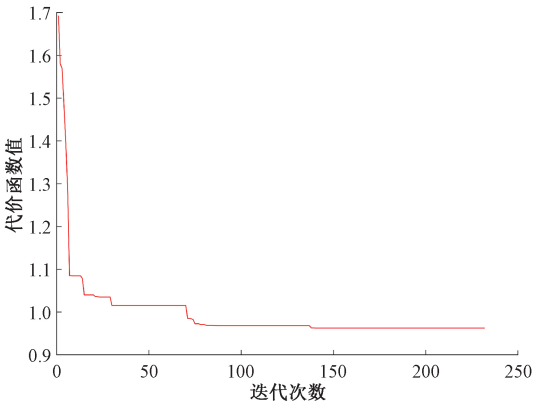


图 8 代价函数值曲线
Fig.8 Cost function value curve

表 3 寻优结果
Table 3 The optimization result

优化项目	关键温度点	γ	σ^2
优化结果	T1, T13, T20	2 000	43.9

4 热误差模型预测性能分析

为了验证本文方法的优越性,将其预测性能与传统结合 FCM 和相关性分析筛选关键温度点,再独立利用 MLR、BP 神经网络和 LSSVM 进行热误差建模的方法进行对比分析。

FCM 用隶属度确定每个元素属于某个类别的程度,以使模糊目标函数值最小为目标,将 q 个数据向量 $\mathbf{x}^i(i=1,2,\cdots,q)$ 分为 p 个模糊类,详细流程不再赘述^[14]。分别设置聚类数也即关键温度点个数为 $p=2\sim 8$ 进行聚类分析,并选择目标函数值不再明显变化对应的 $p=5$ 为关

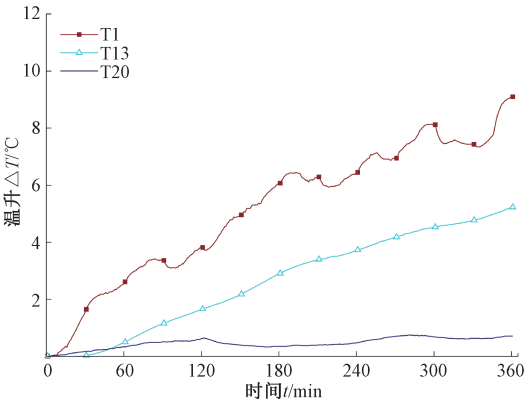


图9 基于统一框架筛选的最优关键温度点的温升曲线
Fig.9 The temperature rising curves of the optimal key temperature points selected based on unified framework

键温度点个数。最终,筛选出关键温度点为 T1、T6、T8、T13 和 T19。

4.1 拟合性能对比分析

以前述实验主轴转速为 $S=$ 速度谱 1 时测得的共 $N=360$ 组数据为训练数据,利用本文所提方法筛选的最优关键温度点以及最优超参数可直接建立热误差模型,记为 LSSVM-BWOA。将以基于传统独立方式筛选的 5 个关键温度点作为输入,再分别基于 MLR、BP 神经网络^[19]和 LSSVM 建立的热误差模型分别记为 MLR-FCM、BP-FCM 和 LSSVM-FCM。

模型的预测精度指标为各模型的预测值与实测值之间的均方根误差 $RMSE$,其值越小,模型预测性能越好。不同模型在训练数据上的拟合精度比较如表 4 所示。可以看出,所有模型均具有较好的拟合性能,最差的是 MLR-FCM 模型,其拟合均方根误差 $RMSE0$ 值为 $1.16\text{ }\mu\text{m}$,而 BP-FCM 模型、LSSVM-FCM 模型以及 LSSVM-BWOA 模型的 $RMSE0$ 值均小于 $1\text{ }\mu\text{m}$,最好的是 LSSVM-BWOA 模型,其 $RMSE0$ 值仅为 $0.76\text{ }\mu\text{m}$ 。

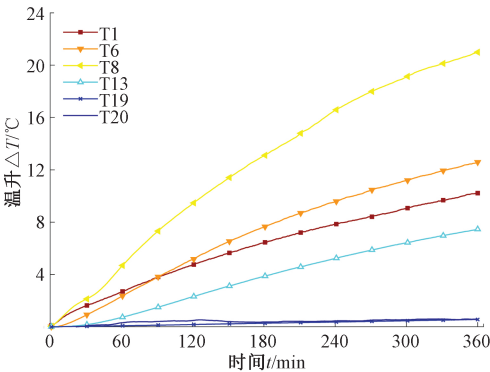
表 4 不同模型在训练数据上的拟合精度比较

Table 4 The accuracy comparison of different models on training data (μm)	
热误差模型	$RMSE0$
MLR-FCM	1.16
BP-FCM	0.85
LSSVM-FCM	0.90
LSSVM-BWOA	0.76

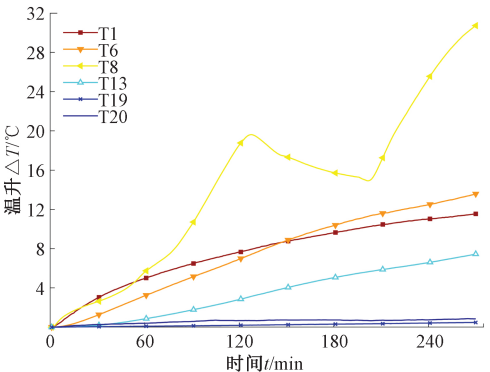
4.2 泛化性能对比分析

然而,热误差模型更重要的是在于给定未知转速工况下的温度数据时能准确预测相应热误差值,即泛化性

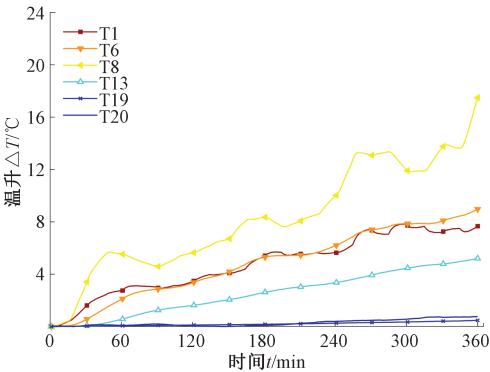
能。为了分析模型的泛化性能,在另外 3 个转速工况 $S=4\text{ }000\text{ r/min}$ 、 $S=6\text{ }000\text{ r/min}$ 和 $S=$ 速度谱 2 时进行了主轴热误差实验。速度谱 2 是图 5 所示速度谱 1 的逆。经过 3 d 实验,测得最优关键温度点 T1、T13 和 T20 的温度数据以及关键温度点 T1、T6、T8、T13 和 T19 的温度数据。其在一同一转速工况下的温升数据如图 10 所示。在 3 个转速工况下的轴向热误差数据如图 11 所示。在转速工况为 $S=4\text{ }000\text{ r/min}$ 和 $S=$ 速度谱 2 时,机床分别运行了 6 h,分别共采集了 $N=360$ 组数据。在转速工况为 $S=6\text{ }000\text{ r/min}$ 时,为了防止过高的温升机床仅运行了 4.5 h,共采集了 $N=270$ 组数据。



(a) $S=4\text{ }000\text{ r/min}$ 时的温度数据
(a) The temperature data at $S=4\text{ }000\text{ r/min}$



(b) $S=6\text{ }000\text{ r/min}$ 时的温度数据
(b) The temperature data at $S=6\text{ }000\text{ r/min}$



(c) $S=$ 速度谱 2 时的温度数据
(c) The temperature data at $S=$ speed spectrum 2

图 10 温度数据

Fig.10 Temperature data

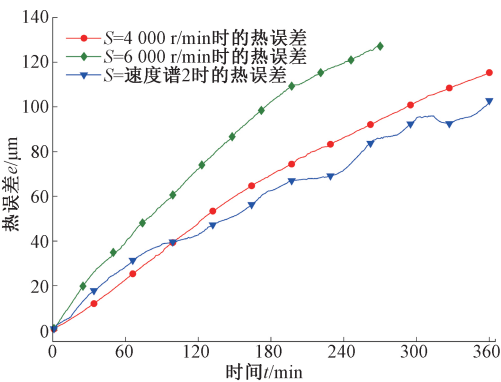


图 11 转速工况分别为 $S=4\,000\text{ r/min}$ 、 $S=6\,000\text{ r/min}$ 和 $S=\text{速度谱}2$ 时的热误差数据

Fig.11 The thermal error data under the rotation speed conditions of $S=4\,000\text{ r/min}$, $S=6\,000\text{ r/min}$ and $S=\text{speed spectrum } 2$, respectively

分别输入各自对应的温度数据,不同模型对不同转速工况下的热误差预测精度比较如表 5 所示。将在该 3 个转速工况下的预测均方根误差分别记为 $RMSE1 \sim RMSE3$ 。可以看出,LSSVM-BWOA 模型在所有转速工况下的 RMSE 值均最小,分别为 6.63、1.83 和 2.02 μm 。

表 5 不同模型在不同主轴转速工况下的预测精度比较

Table 5 The prediction accuracy comparison of different models under different spindle rotation speed conditions (μm)

热误差模型	$RMSE1$	$RMSE2$	$RMSE3$
MLR-FCM	13.32	12.35	2.47
BP-FCM	6.66	5.30	2.78
LSSVM-FCM	8.51	4.86	2.79
LSSVM-BWOA	6.63	1.83	2.02

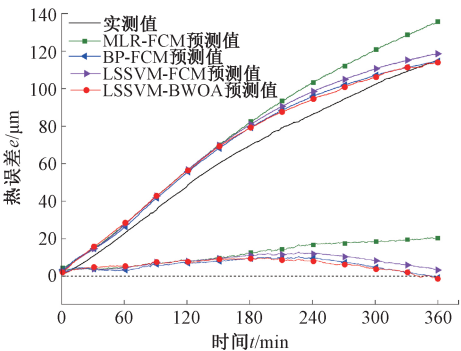
不同模型在 3 个转速工况下的热误差预测平均精度比较如表 6 所示。可以看出,LSSVM-BWOA 模型具有最小的平均 RMSE 值,为 4.28 μm ,相比 MLR-FCM 模型、BP-FCM 模型和 LSSVM-FCM 模型,其平均预测精度分别提高了 62.8%、28.9% 和 35.3%。因此,所提 LSSVM-BWOA 模型对不同转速工况下的热误差预测具有更好的泛化能力。

表 6 不同模型平均预测精度比较

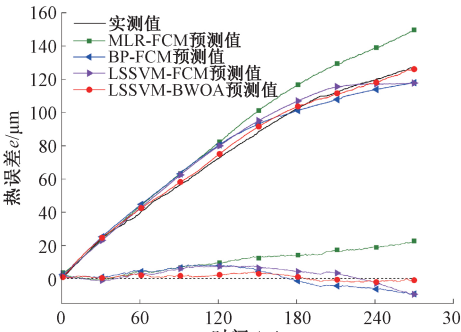
Table 6 Mean prediction accuracy comparison of different models

热误差模型	平均 $RMSE/\mu\text{m}$	平均 $RMSE$ 相对变化量/%
MLR-FCM	9.38	-62.8
BP-FCM	4.91	-28.9
LSSVM-FCM	5.39	-35.3
LSSVM-BBA	3.49	-

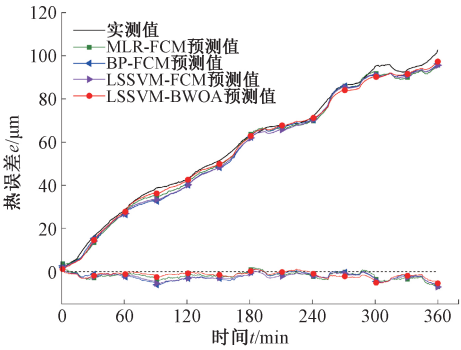
图 12 所示为直观比较不同模型在不同转速工况下的热误差预测曲线。上部表示热误差预测曲线和热误差实测曲线,下部表示热误差预测残差曲线。热误差预测曲线与实测曲线越接近,或残差曲线越接近水平 0 轴,预测效果越好。在 $S=4\,000\text{ r/min}$ 时,LSSVM-BWOA 模型和 BP-FCM 模型的预测精度几乎一样,并且都高于 LSSVM-FCM 模型,高于 MLR-FCM 模型。在 $S=6\,000\text{ r/min}$ 和 $S=\text{速度谱}2$ 时,LSSVM-BWOA 模型的预测精度最高。



(a) $S=4\,000\text{ r/min}$ 时的热误差预测曲线和残差曲线
(a) The thermal error prediction curves and residual error curves at $S=4\,000\text{ r/min}$



(b) $S=6\,000\text{ r/min}$ 时的热误差预测曲线和残差曲线
(b) The thermal error prediction curves and residual error curves at $S=6\,000\text{ r/min}$



(c) $S=\text{速度谱}2$ 时的热误差预测曲线和残差曲线
(c) The thermal error prediction curves and residual error curves at $S=\text{speed spectrum } 2$

图 12 不同主轴转速工况下的热误差预测曲线和残差曲线
Fig.12 The thermal error prediction curves and residual error curves under different spindle rotation speed conditions

总的来说,在多数转速工况下本文所提出的 LSSVM-BWOA 模型均具有更高的热误差预测精度。表明本文所提基于统一框架的关键温度点筛选和热误差建模方法可以更好地用于热误差建模和补偿中。

5 结 论

本文提出了基于统一框架同时筛选关键温度点和寻优最小二乘支持向量机超参数的热误差建模方法。采用最小二乘支持向量机作为基本热误差模型,采用二进制鲸鱼优化算法作为寻优算法,同时筛选关键温度点和寻优模型超参数,在筛选出最优关键温度点组合、减少关键温度点个数的同时保证了模型的强预测性能。

将本文所提方法与传统独立方法进行了对比分析。利用另外 3 个不同转速工况下的热误差实验数据验证了本文所提方法在拟合性能和泛化性能上的优势,预测精度得到了显著提高。验证了本文所提基于统一框架的关键温度点筛选和热误差建模方法的有效性和优越性,使得其可以更优先地被用于热误差建模和后续热误差补偿中,以进一步提高机床加工精度。

参考文献

- [1] 余永维,杜柳青.深度学习框架下数控机床运动误差溯源方法[J].仪器仪表学报,2019,40(1):31-37.
YU Y W, DU L Q. Motion error tracing of NC machine tools based on deep learning framework [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019,40(1):31-37.
- [2] MAYR J, JEDRZEJEWSKI J, UHLMANN E, et al. Thermal issues in machine tools [J]. CIRP Annals-Manufacturing Technology, 2012,61(2):771-791.
- [3] 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.
- [4] 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.
- [5] SUN L J, REN M J, HONG H B, et al. Thermal error reduction based on thermodynamics structure optimization method for an ultra-precision machine tool [J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2017,88(5-8):1267-1277.
- [6] VYROUBAL J. Compensation of machine tool thermal deformation in spindle axis direction based on decomposition method [J]. Precision Engineering, 2012,36(1):121-127.
- [7] 杨军,梅雪松,赵亮,等.基于模糊聚类测点优化与向量机的坐标镗床热误差建模[J].上海交通大学学报,2014,48(8):1175-1182.
YANG J, MEI X S, ZHAO L, et al. Thermal error modeling of a coordinate boring machine based on fuzzy clustering and SVM [J]. Journal of Shanghai Jiaotong University, 2014,48(8):1175-1182.
- [8] 李艳,李英浩,高峰,等.基于互信息法和改进模糊聚类的温度测点优化[J].仪器仪表学报,2015,36(11):2466-2472.
LI Y, LI Y H, GAO F, et al. Investigation on optimization of temperature measurement key points based on mutual information and improved fuzzy clustering analysis [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2015,36(11):2466-2472.
- [9] LIU H, MIAO E M, ZHUANG X D, 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.
- [10] 魏弦,高峰,李艳,等.龙门机床进给系统热误差模型关键点优化[J].仪器仪表学报,2016,37(6):1340-1346.
WEI X, GAO F, LI Y, et al. Optimization of thermal error model critical point for gantry machine tool feeding system [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016,37(6):1340-1346.
- [11] 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 E 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.
- [12] CHENG Q, QI Z, ZHANG G J, et al. Robust modelling and prediction of thermally induced positional error based on grey rough set theory and neural networks [J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2016,83(5):753-764.

- [13] YIN Q, TAN F, CHEN H X, et al. Spindle thermal error modeling based on selective ensemble BP neural networks[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2019,101(5-8):1699-1713.
- [14] LI Y, ZHAO J, JI S J, et al. The selection of temperature-sensitivity points based on K-harmonic means clustering and thermal positioning error modeling of machine tools[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2019,100(9-12):2333-2348.
- [15] 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(5-8):2861-2874.
- [16] KUMAR V, KUMAR D. Binary whale optimization algorithm and its application to unit commitment problem[J/OL]. Neural Computing and Applications, 2018 [2018-10-16]. <https://doi.org/10.1007/s00521-018-3796-3>.
- [17] MIRJALILI S, LEWIS A. The Whale Optimization Algorithm[J]. Advances in Engineering Software, 2016, 95:51-67.
- [18] ISO. ISO230-3 Test code for machine tool part 3: Determination of thermal effects [S]. Geneva, Switzerland: IOS, 2007.
- [19] 董珍一, 林莉, 孙旭, 等. 基于 BP 神经网络的超声表面波定量表征金属表层裂纹深度研究[J]. 仪器仪表学报, 2019,40(8):31-38.
- DONG Z Y, LIN L, SUN X, et al. Study on the

quantitative characterization of metal surface crack depth through BP neural network combined with SAW technique[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019,40(8):31-38.

作者简介



谭峰, 2013 年于四川大学获得学士学位, 2018 年于四川大学获得博士学位, 现为重庆邮电大学讲师, 主要研究方向为智能机床、先进制造技术和工业人工智能。

E-mail: tanfeng@cqupt.edu.cn

Tan Feng received his B. Sc. and Ph. D. degree both from Sichuan University in 2013 and 2018, respectively. Now, he is a lecturer in Chongqing University of Posts and Telecommunications. His main research interests include intelligent machine tool, advanced manufacturing technology and industrial artificial intelligence.



殷国富(通信作者), 1982 年于西安交通大学获得学士学位, 1989 年于西安交通大学获得博士学位, 现为四川大学教授, 博士生导师, 主要研究方向为智能机床、先进制造技术、工业无损检测。

Yin Guofu (Corresponding author) received his B. Sc. degree and Ph. D. degree both from Xi'an Jiaotong University in 1982 and 1989, respectively. Now he is a Professor in Sichuan University. His main research interests include intelligent machine tool, advanced manufacturing technology and industrial nondestructive testing.