

文章编号 1004-924X(2016)07-1731-12

## 精密数控车床主轴热误差建模

郭辰光<sup>1,2\*</sup>, 韩雪<sup>1</sup>, 李源<sup>1</sup>, 谢华龙<sup>2</sup>

(1. 辽宁工程技术大学机械工程学院, 辽宁阜新 123000;

2. 东北大学先进制造与自动化技术研究所, 辽宁沈阳 110819)

**摘要:**开展了精密数控车床主轴系统热误差补偿的实验与建模方法的研究。建立了精密数控车床主轴系统轴向与径向偏转热误差补偿模型以增强其误差补偿能力,并提高机床加工精度。构建了主轴系统热误差测试平台,应用五点法测试主轴系统热误差,使用热电偶与红外热像仪测量主轴系统升温关键点温度变化数据,应用灰色综合关联分析法实现温度敏感测点辨识。构建了基于粒子滤波重采样粒子群算法的热误差预测模型,对模型预测效果进行评价。结果表明:基于粒子滤波重采样粒子群热误差补偿模型得到的轴向热误差预测残差为 $-1.29\ \mu\text{m}\sim 1.55\ \mu\text{m}$ ,建模精度为95.04%;y向热偏转误差预测残差为 $-4.68\times 10^{-6}\sim 9.66\times 10^{-6}$ ,建模精度为91.26%;z向热偏转误差预测残差为 $-5.83\times 10^{-6}\sim 8.59\times 10^{-6}$ ,建模精度为93.24%。实验结果证明该热误差补偿模型具有较高的预测精度,具有较强的工程应用价值。

**关键词:**精密数控车床;主轴系统;热误差建模;热误差补偿;粒子滤波重采样粒子群算法

**中图分类号:** TG502.15; TG659 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/OPE.20162407.1731

## Thermal error modeling for spindle system of precision CNC lathe

GUO Chen-guang<sup>1,2\*</sup>, HAN Xue<sup>1</sup>, LI Yuan<sup>1</sup>, XIE Hua-long<sup>2</sup>

(1. College of Mechanical Engineering, Liaoning Technology University, Fuxin 123000, China;

2. Institute of Advanced Manufacturing and Automation Technology,  
Northeastern University, Shenyang 110819, China)

\* Corresponding author, E-mail: gchg\_neu@163.com

**Abstract:** The experiments and modeling of thermal error compensation for the spindle system of a Computer Numerical Control (CNC) lathe were researched. A thermal error compensation model for the Spindle system of CNC lathe at axial and radial directions was established to enhance its error compensation ability and to improve the machining precision. A test platform for the thermal error of the spindle system was built. The five point method was used to test the thermal error of the spindle system, and a thermocouple and a infrared thermal imager were taken to measure the temperature changes of the spindle system. Then the gray comprehensive correlation analysis method was used to identify the temperature-sensitive measurement points and to construct thermal error prediction model based on re-sampling step particle swam optimization to evaluate the model effect. The prediction

**收稿日期:** 2016-01-26; **修订日期:** 2016-03-31.

**基金项目:** 国家“十二五”科技支撑计划资助项目(No. 2012BAF12B08); 国家自然科学基金资助项目(No. 51475087); 辽宁省科技计划项目(No. 20131043); 辽宁省煤矿液压技术与装备工程研究中心开放课题基金资助项目(No. CMHT-201208)

results on the thermal error compensation model based on re-sampling step particle swarm optimization show that the axial residual thermal error is  $-1.29 \mu\text{m}$ — $1.55 \mu\text{m}$ , and the modeling accuracy is 95.04%. The thermal residual error along  $y$  direction is  $-4.68 \times 10^{-6} \mu\text{m}$ — $9.66 \times 10^{-6} \mu\text{m}$ , and the modeling accuracy is 91.26%. The thermal residual error along  $z$  direction is  $-5.83 \times 10^{-6} \mu\text{m}$ — $8.59 \times 10^{-6} \mu\text{m}$ , and the modeling accuracy is 93.24%. The research shows that the thermal error compensation model has high precision and a strong engineering application value.

**Key words:** precision Computer Numerical Control (CNC) lathe; spindle system; thermal error modeling; thermal error compensation; Re-sampling Step Particle Swarm Optimization (RSPSO)

## 1 引言

热误差是影响精密机床加工精度的最主要误差源,占精密机床总误差的 70% 以上<sup>[1]</sup>。主轴系统是精密机床的核心部件,其结构复杂、散热条件较差,另外由于热源分布不均、零部件材料热膨胀系数不同,导致精密机床主轴系统的温度场复杂多变,主轴系统热误差严重制约着我国精密与超精密加工机床行业的发展。目前,降低主轴系统热误差的方法可归纳为硬件消除法与软件补偿法两种<sup>[2-3]</sup>。硬件消除法是<sup>[4]</sup>通过热特性分析,对机床主轴系统结构进行热平衡设计,以辅助冷却系统散热,并采用热膨胀系数较低的材料制备传动部件,以降低主轴系统热误差,但该方法将大大增加机床设计与制造成本。软件补偿法<sup>[5]</sup>要求建立机床主轴系统温升与热误差之间的映射关系模型,由主轴系统温升数据预测热误差,并通过 CNC 数控系统对误差进行实时补偿。该方法不需对机床主轴系统结构进行变更设计,具有成本低廉、实施简便、精度稳定性好等特点,因此成为机床热误差补偿研究的重点。

对于软件补偿法而言,精度高、鲁棒性好的补偿模型是实现数控机床热误差补偿的关键。王乾俸<sup>[6]</sup>等应用回归分析和最小二乘法建立了稳定状态下主轴轴向变形量和时间常数的估计方程,给出了基于指数形式的主轴热误差补偿模型。然而,该模型仅考虑了主轴在不同转速下的轴向变形,未对偏转误差加以量化说明,对工程应用的指导意义有限。杨建国<sup>[7]</sup>、陈诚<sup>[8]</sup>等开展了一系列人工神经网络构建机床热误差补偿模型的研究,通过改变神经网络系数、隐含层激励函数、网络拓扑结构、网络模型初值等方式完成了机床热误差补偿模型的构建,使得热误差补偿模型精度较高

且预测结果更加准确。林献坤<sup>[9]</sup>等应用激光干涉仪测量进给轴的热变形,使用热像仪测量关键点的温度变化,建立基于潜变量回归的热误差识别模型,该模型可将热误差减小 75%。针对主轴系统温升测试过程中测点呈离散分布的特点,所采集温升数据无法覆盖主轴系统温度场的全部信息,数据具有小样本、贫信息的缺点,张伟<sup>[10]</sup>等将灰色系统理论与模糊聚类方法应用于机床主轴热误差模型构建。马驰<sup>[11]</sup>等基于遗传算法与神经网络模型构建了主轴系统轴向热伸长与径向热倾角误差模型,并对该误差补偿模型进行了预测分析。杨军<sup>[12]</sup>等通过建立主轴轴向热伸长及径向热倾角的最小二乘支持向量机以及多元线性回归的综合热误差模型,发现最小二乘支持向量机模型具备全局寻优的特点,预测精度可达 90%。苗恩铭<sup>[13]</sup>等采用支持向量回归机与多元回归建模方法构建了机床主轴热误差模型并进行了对比分析,发现支持向量回归机模型用于热误差补偿具有较高精度且鲁棒性较好。

然而,上述方法都有其局限性,利用回归分析方法构建热误差模型时,往往会构建出超越方程,求解过程复杂,运算收敛性较差。神经网络构建热误差建模时,具有以任意精度逼近函数的能力,但是只有选择了合适的网络结构,才能使精度达到最优,且算法中权值与阈值的初始化具有较大随机性,建模过程中甚至出现过拟合现象,建模效率较低。最小二乘法是一种基于梯度信息的方法,其前提是适应值函数及性能指标可微和搜索空间平滑,在热误差建模应用中,由于获得的数据多呈现非连续性特征,无法满足算法的前提条件。支持向量机具有严谨的理论和数学基础,对样本数量的依赖性弱,且克服了局部收敛问题,但支持向量机的预测性能对参数的选择非常敏感,实际应用中大多凭经验确定参数或采用试算法,易导致由于

参数选择不准确使热误差补偿预测精度较低。

粒子滤波重采样粒子群算法(Re-sampling Step Particle Swam Optimization, RSPSO)在标准粒子群算法搜索中后期引入粒子滤波重采样步骤,根据离当前全局最优粒子的距离给粒子赋以权重,复制权重高的粒子,减少权重低的粒子,缩小 PSO 算法的搜索范围,大大增强了局部的搜索能力,并提升了算法的搜索效率。为避免粒子的同一性,在重采样步骤后,立即执行粒子变异,可增加种群多样性。本文应用五点法<sup>[14]</sup>测试某型精密数控车床主轴系统轴向热误差  $E$ 、主轴径向沿 Y 向热偏转误差  $\theta_y$  与主轴径向沿 Z 向热偏转误差  $\theta_z$ ,采用灰色关联分析法完成温升敏感测点的布置,并应用粒子滤波重采样粒子群算法构建精密车床主轴系统热误差补偿模型。同时,将该热误差模型与多元线性回归分析、标准粒子群算法建立的热误差模型进行比较验证,以检验所建立精密机床主轴系统热误差模型的性能。

## 2 实验原理与方法

### 2.1 实验系统

本文实验用精密数控机床主轴系统结构如图 1 所示,该机床加工精度为 IT5 级,重复定位精度为  $0.2 \mu\text{m}$ ,主轴最高转速为  $6\,000 \text{ r/min}$ 。该机床加工过程中切削用量小,切削力相对较小,由切削运动所产生的热量耗散较少,因此不考虑切削运动部件及切屑的热传导影响。

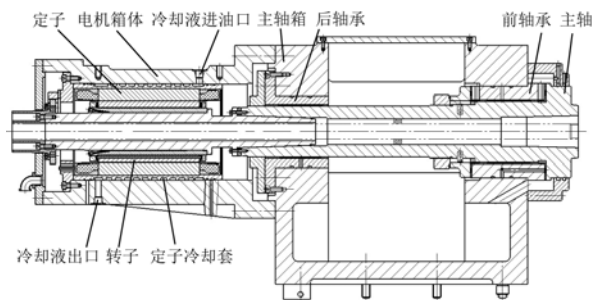
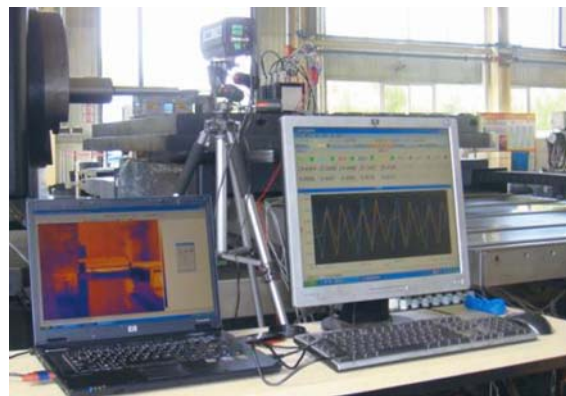


图 1 主轴箱及电动机二维结构图

Fig. 1 Two dimensional structure drawing of head stock and motor

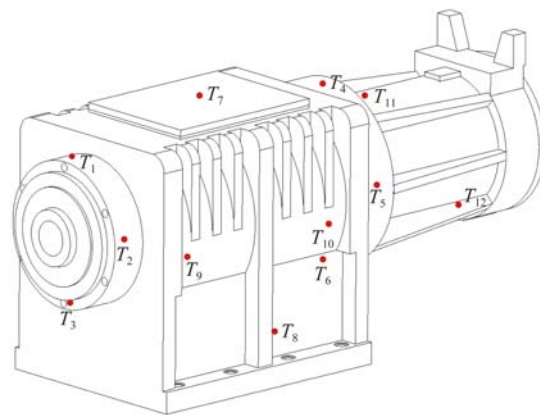
基于 ISO230-3 数控机床的热误差测量标准,搭建精密机床主轴系统热误差测试试验平台,如图 2(a) 所示,试验系统利用 12 组磁吸式 PT100 温度传感器完成主轴电机、轴承、主轴箱箱体等热

源点的温度采集,安装温度传感器时,要尽量靠近热源点,安装测点数量尽量多且一定不能少于主轴热源数量,具体如图 2(b) 所示:  $T_1$  放置在主轴前轴承上侧壁;  $T_2$  放置在主轴前轴承右侧壁;  $T_3$  放置在主轴前轴承下侧壁;  $T_4$  放置在主轴后轴承上侧壁;  $T_5$  放置在主轴后轴承右侧壁;  $T_6$  放置在主轴后轴承下侧壁;  $T_7$  放置在主轴箱箱体上端中部;  $T_8$  放置在主轴箱箱体下端基座联接部;  $T_9$  放置在主轴箱箱体前端中部;  $T_{10}$  放置在主轴箱箱体后端中部;  $T_{11}$  放置在电机冷却液进油口;  $T_{12}$  放置在电机冷却液出油口,温度变送模块为 SBWR-ZK1 型,采用 VarioCAM<sup>®</sup> hr 红外热像仪监测主轴箱整体温度变化。在主轴径向与轴向安装 5 个德国米纳公司生产的 ILD 2200-2 型高精度激光位移传感器,用来完成精密机床主轴热误差的测试,激光位移传感器的参数如表 1 所示。通过信号控制器,NI 数据采集系统与 Labview 数据采集软件采集温度传感器与位移传感器的数据。



(a) 试验数据采集平台

(a) Data acquisition platform



(b) 温度测点分布

(b) Distribution of temperature measuring points

图 2 机床主轴热误差实验测试系统

Fig. 2 Testing system of spindle thermal error

表 1 激光位移传感器的部分参数

Tab.1 Parameters of laser displacement sensor

线性量程/mm	量程起点/mm	量程终点/mm	工作温度/℃	绝对误差/ $\mu\text{m}$	分辨率/ $\mu\text{m}$	测量频率/kHz
2~50	24	26	0~50	1	动态:0.03 静态:0.007 5	10

## 2.2 热误差测试原理

如图 3 所示,采用五点法测试主轴热误差。主轴轴向沿 X 轴方向水平放置,主轴轴向热误差由传感器  $k_3$  进行测试,令  $L_3^0$  为传感器  $k_3$  探头与检棒悬伸端面间 X 向初测间距,  $L_3$  为传感器  $k_3$  探头与热变形检棒悬伸端面之间 X 向实测瞬态间距,且  $E=L_3^0-L_3$ ;令主轴径向沿 Z 向热偏转误差为  $\theta_z$ ,由传感器  $k_4$  与  $k_5$  测试;令主轴径向沿 Y 向热偏转误差为  $\theta_y$ ,由传感器  $k_1$  与  $k_2$  测试。当主轴在热应力场影响下产生热漂移后,由于精密机床偏转角  $\theta$  较小趋近于 0,则  $\tan \theta \approx \theta$ ,故主

轴沿 Z 向热偏转误差  $\theta_z$  可由式(1)计算。同理可对主轴径向沿 Y 向热偏转误差  $\theta_y$  进行测定。

$$\tan \theta_z = \theta_z = \frac{L}{S} = \frac{\Delta L_4 - \Delta L_5}{S} = \frac{(L_4 - L_4^0) - (L_5 - L_5^0)}{S}, \quad (1)$$

式中:  $S$  为位移传感器  $k_4$  与  $k_5$  之间 X 向水平距离;  $\Delta L_4$ 、 $\Delta L_5$  为检棒位移检测点初始状态与热漂移状态 Z 向距离;  $L$  为  $\Delta L_4$  与  $\Delta L_5$  距离差值;  $L_4^0$ 、 $L_5^0$  为位移传感器探头到初态检棒的 Z 向距离;  $L_4$ 、 $L_5$  为位移传感器探头到热漂移检棒的瞬态 Z 向距离。

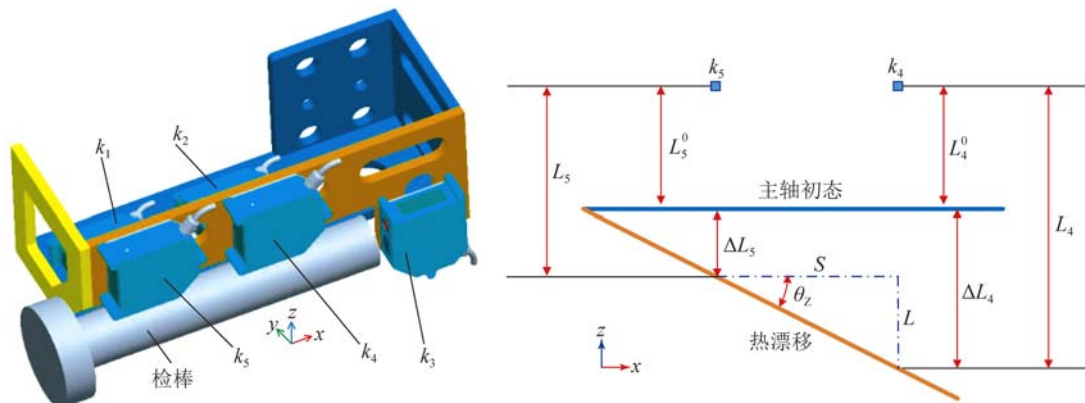


图 3 热误差测试原理示意图

Fig.3 Schematic diagram of thermal error testing theory

## 2.3 实验方法

为了保证测试数据的可靠性,实验过程中共对样机主轴系统开展了 3 次重复性热误差数据测试试验,且精密数控机床每次实验前 12 h 内都不允许开机。测试室内保持恒温 24 ℃,机床表面反射温度为 23 ℃,表面热反射率为 0.92。测试用检棒由工具钢根据 JB/T9981-99 标准精密磨削制备,其尺寸参数为  $\Phi 45 \text{ mm} \times 300 \text{ mm}$ 。机床主轴系统安装检棒并在空载状态下以 3 000 r/min 恒速连续运行 15 min 热机,而后持续采集数据 4 h,且温度传感器测试系统的采样时长为 3 min,

热误差采样时长为 1 min。同时,采用 VarioCAM<sup>®</sup>hr 红外热像仪同步测试数控机床主轴系统温度场及温升变化规律。

## 3 热误差测试结果分析

分析 3 组实验测得的热误差数据发现,各激光位移传感器的测试数据宏观上均呈现出先快速变化后趋于平稳恒定的极为相似分布状态。采用 4.1 节介绍灰色绝对关联分析方法对各激光位移传感器测试的 3 组数据序列进行相似度计算,

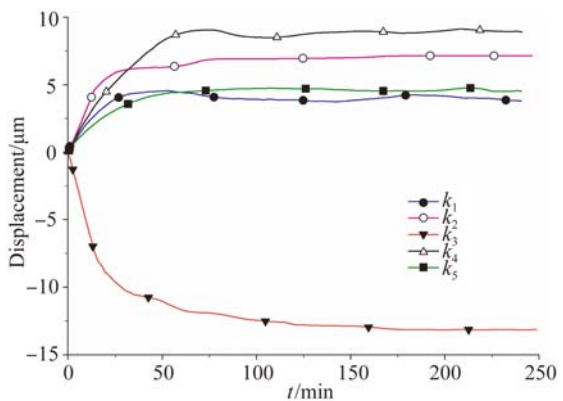
发现数据序列间灰色绝对关联度较大,数据序列相似程度很高。可见在相同实验环境与条件下,机床热误差实验数据测试可靠性较高。以第1组实验测试热误差数据为建模、预测数据开展精密数控车床主轴热误差模型的建立。

图4(a)为主轴系统的热误差分布图,由图可见,随着机床运转时间的递增,主轴沿 $x$ 轴向的窜动较大,发生了热膨胀现象,主轴轴向热误差在前25 min内增速较快,而后缓慢递增并在100 min后进入热平衡状态,轴向热误差最大值为 $13.24\ \mu\text{m}$ 。 $k_1$ 、 $k_2$ 、 $k_4$ 与 $k_5$ 号激光位移传感器所测得的结果均为正值,表明在YZ平面内,主轴沿负Y与负Z方向发生了热漂移。经 $k_1$ 与 $k_2$ 传感器测试,主轴热误差沿负Y方向也出现了前25 min内快速递增,随后进入热平衡状态的现象,且较稳定的最大热漂移量为 $7.11\ \mu\text{m}$ ,主轴在XY平面内沿负Y方向偏摆,产生热偏转角 $\theta_Y$ ,即热偏转误差 $\theta_Y$ 。 $k_4$ 与 $k_5$ 传感器测试结果显示,主轴沿负Z方向的热误差在主轴运转50 min后进入热平衡状态,且在 $k_4$ 测点出现了热误差先递增、后递减并最终达到热平衡的现象,其最大热漂移量为 $9.11\ \mu\text{m}$ ,平衡态最大热误差为 $8.86\ \mu\text{m}$ ,主轴在XZ平面内沿负Z方向偏摆,产生热偏转误差 $\theta_Z$ 。精密车床的加工精度为 $3\sim 10\ \mu\text{m}$ ,测试结果显示误差值已超出设计允许精度范围,故必须对机床主轴系统采取热误差补偿措施。

热偏转误差的测试原理如图3(b)所示,且检棒总长为300 mm, $k_1$ 、 $k_2$ 及 $k_4$ 、 $k_5$ 传感器间距 $S$ 均为120 mm。如图4(b)为热偏转误差 $\theta_Y$ 与 $\theta_Z$ 随主轴运转时间的变化曲线。由图可见,偏转误差 $\theta_Z$ 整体大于 $\theta_Y$ , $\theta_Y$ 与 $\theta_Z$ 都呈初始递增、后递减并再上升直至热平衡的分布趋势, $\theta_Y$ 在140 min时,偏转误差达到最大,为 $26.9\times 10^{-6}^\circ$ , $\theta_Z$ 在70 min时,偏转误差达到最大,为 $37.56\times 10^{-6}^\circ$ ,并在160 min后实现稳定。

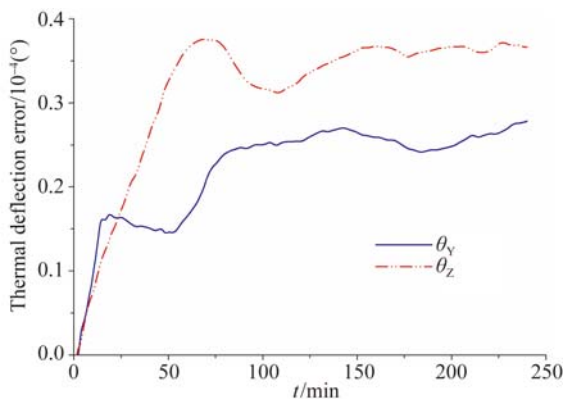
由热像仪测试知,机床试验时的环境温度接近 $24\ ^\circ\text{C}$ ,主轴系统温度场分布与各测点温升变化规律如图4(c)所示。该精密主轴系统空载运行温升在 $24\sim 30\ ^\circ\text{C}$ 内波动,温升区间的变化范围较

小。随着空载转动时间递增,主轴上各测点的温度升高,且各测点温升曲线的变化趋势大体相同。与电动机输出轴相连的主轴后端部轴承由于受载较大、电机热量传递且处于封闭箱体内及后端轴承冷却环境较差等原因,导致该轴承温升( $T_4$ 、 $T_5$ 、 $T_6$ )速率较快,当主轴系统运行150 min后进入热平衡状态时,该轴承最大温升维持在 $29.3\ ^\circ\text{C}$ 。主轴前端轴承在进入热平衡状态后,其温度( $T_1$ 、 $T_2$ 、 $T_3$ )维持在 $26.8\ ^\circ\text{C}$ 。最低测点温度( $T_{11}$ )出现在电机冷却液进油口处,该测点温升在 $26.5\ ^\circ\text{C}$ 达到热平衡状态。同时,主轴箱箱体下端基座联接部测点( $T_8$ )温升也较为缓慢,在100 min左右即进入了热平衡状态。这主要由于主轴箱内部结构、箱体下端部壁厚、联接部热传递导致该测点热量耗散量较大,这与热像仪所观测到的主轴系统热场分布状态相吻合。



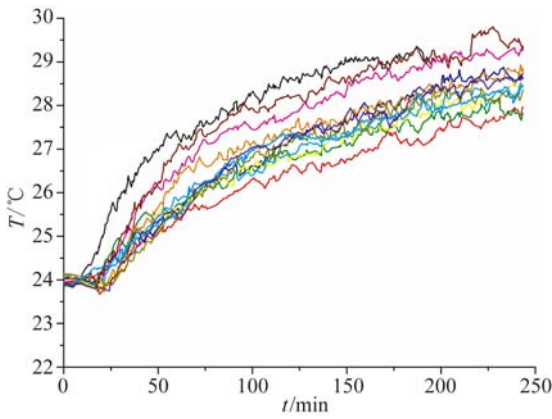
(a) 主轴热漂移误差

(a) Spindle thermal drift error



(b) 主轴热偏转误差

(b) Spindle thermal deflection errors



(c) 测点温升变化

(c) Changes of temperature rise of measuring points

图 4 主轴系统热态特性

Fig. 4 Thermal characteristic of spindle system

## 4 温度敏感测点辨识策略

温度测点辨识策略是指通过选择最佳测温位置及数目,实现机床主轴系统热误差模型与温度场特性的描述,从而避免温度变量过多引起的所建立热误差模型鲁棒性较差问题。灰色系统理论是一种面向少数据、贫信息的不确定问题数学方法,其计算结果可以充分体现研究系统变量间的关系与规律。为了寻找引起热误差的敏感热源点,本文应用灰色关联分析模型实现温度敏感测点的辨识。

### 4.1 灰色关联分析理论

灰色关联分析理论<sup>[15]</sup>根据序列曲线几何形状的相似程度来判断序列间联系的紧密程度,即曲线越接近,相应序列之间的关联度越大,反之越小。用灰色关联度来定义数据序列间的关联程度,目前灰色关联度计算方法主要包括灰色绝对关联度计算、灰色相对关联度的计算和灰色综合关联度的计算。通常灰色绝对关联度只体现数据序列间的相似程度,即折线序列的相似程度,而不考虑其他因素;灰色相对关联度则表征了各数据序列相对于起始点的变化速率之间的关系;而灰色综合关联度既体现了折线序列间的相似程度,又反映了序列数据相对于起始点的变化速率的接近程度,是较为全面地表征序列之间联系是否紧密的数量指标<sup>[16]</sup>。

#### (1) 温度测试数据无量纲处理

在进行温度测试数据量化分析之前,需通过灰算子运算,实现不同量纲或不同数量级数据的

归一化处理,无量纲化处理算子主要包括:

#### 1) 初值化算子

$$T_i(k) d_i = T_i(k) / T_i(1). \quad (2)$$

#### 2) 均值化算子

$$T_i(k) d_i = T_i(k) / \bar{T}_i. \quad (3)$$

#### 3) 区间化算子

$$T_i(k) d_i = \frac{T_i(k) - \min_k T_i(k)}{\max_k T_i(k) - \min_k T_i(k)}, \quad (4)$$

式中:  $T_i(1) \neq 0$ ;  $\bar{T}_i = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n T_i(k)$ ;  $i=1, 2, \dots, j, j=12; k=1, 2, \dots, n, n=80$ 。  $T_i(k)$  为第  $i$  个温度传感器所测试温度变量,  $T_i(k) d_i$  为算子处理后的温度变量。

### (2) 温度变量灰色关联度计算方法

#### 1) 灰色绝对关联度

温度传感器测试温度变量经初值化算子无量纲处理后,两组温度变量间的灰色绝对关联度可表示为:

$$\epsilon_{ij} = \frac{1 + |s_i| + |s_j|}{1 + |s_i| + |s_j| + |s_i - s_j|}. \quad (5)$$

式中:  $|s_i| = \left| \sum_{k=2}^{n-1} T_i^0(k) + \frac{1}{2} T_i^0(k) \right|$ ,

$$|s_j| = \left| \sum_{k=2}^{n-1} T_j^0(k) + \frac{1}{2} T_j^0(k) \right|,$$

$$|s_i - s_j| =$$

$$\left| \sum_{k=2}^{n-1} [T_i^0(k) - T_j^0(k)] + \frac{1}{2} [T_i^0(k) - T_j^0(k)] \right|.$$

#### 2) 灰色相对关联度

温度传感器测试温度变量经均值化算子无量纲处理后,两组温度变量间的灰色相对关联度可表示为:

$$\gamma_{ij} = \epsilon'_{ij} = \frac{1 + |s'_i| + |s'_j|}{1 + |s'_i| + |s'_j| + |s'_i - s'_j|}. \quad (6)$$

式中:  $|s'_i| = \left| \sum_{k=2}^{n-1} T_i^0(k) + \frac{1}{2} T_i^0(k) \right|$ ,

$$|s'_j| = \left| \sum_{k=2}^{n-1} T_j^0(k) + \frac{1}{2} T_j^0(k) \right|,$$

$$|s'_i - s'_j| =$$

$$\left| \sum_{k=2}^{n-1} [T_i^0(k) - T_j^0(k)] + \frac{1}{2} [T_i^0(k) - T_j^0(k)] \right|.$$

#### 3) 灰色综合关联度

温度传感器测试温度变量经区间化算子无量纲处理后,两组温度变量间的灰色综合关联度可

表示为:

$$\rho_{ij} = \psi \epsilon_{ij} + (1 - \psi) \gamma_{ij}, \quad (7)$$

式中: $\psi$ 为阈值,且 $\psi \in [0, 1]$ , $\psi$ 通常取值为 0.5。当对各温度变量间关系较为关注时, $\psi$ 取值偏大;若对温度变量变化速率较为关注时, $\psi$ 取值偏小。

#### 4.2 温度测点灰色综合关联聚类

由于灰色综合关联度计算方法是灰色绝对关

联度与灰色相对关联度的综合应用,可更加有效地实现温度变量间的关联特性,因此建立各传感器温升变量数据之间的关联矩阵如表 2 所示。选用 0.95 作为温度变量聚类的相关系数,则温度测点聚类可划分为 5 组,即  $T_1$ 、 $T_2$ 、 $T_3$ 、 $T_9$  为第 I 组, $T_4$ 、 $T_5$ 、 $T_6$ 、 $T_{10}$  为第 II 组, $T_7$ 、 $T_8$  为第 III 组, $T_{11}$  为第 IV 组, $T_{12}$  为第 V 组。

表 2 温升测点序列综合关联度矩阵

Tab. 2 Comprehensive correlation matrix for temperature test points sequence

温度测点	1#	2#	3#	4#	5#	6#	7#	8#	9#	10#	11#	12#
1#	1	0.982	0.993	0.832	0.743	0.623	0.557	0.586	0.917	0.599	0.663	0.563
2#		1	0.979	0.849	0.765	0.546	0.638	0.602	0.966	0.637	0.717	0.547
3#			1	0.921	0.642	0.718	0.603	0.651	0.958	0.587	0.685	0.552
4#				1	0.979	0.981	0.712	0.729	0.736	0.962	0.634	0.513
5#					1	0.875	0.822	0.675	0.807	0.965	0.727	0.642
6#						1	0.737	0.706	0.653	0.879	0.669	0.620
7#							1	0.977	0.682	0.726	0.658	0.601
8#								1	0.869	0.743	0.714	0.656
9#									1	0.854	0.688	0.561
10#										1	0.785	0.604
11#											1	0.836
12#												1

经激光位移传感器测试,机床主轴的最大热漂移误差  $E$  出现于沿坐标  $X$  方向的主轴轴向上,因此可在各温度变量灰色综合关联度聚类划分的基础上,计算各温度变量与轴向热漂移误差  $E$  之间的绝对关联度。计算结果如表 3 所示。在各聚类组中选择关联度最大测点作为该组温度敏感测点,最终确定的机床主轴系统的轴向热漂移误差  $E$  温度敏感点为  $T_1$ 、 $T_4$ 、 $T_7$ 、 $T_{11}$  与  $T_{12}$ 。同理,确定热偏转误差  $\theta_y$  温升敏感点为  $T_2$ 、 $T_5$ 、 $T_8$ 、 $T_{11}$  与  $T_{12}$ ,热偏转误差  $\theta_z$  温升敏感点为  $T_1$ 、 $T_6$ 、 $T_8$ 、 $T_{11}$  与  $T_{12}$ 。

表 3 轴向热漂移误差  $E$  温度测点聚类分组

Tab. 3 Clustering grouping of tested points of axial thermal drift error  $E$

聚类组别	I 组	II 组	III 组	IV 组	V 组
绝对关联度最大值	0.902 4	0.927 2	0.548 7	0.683 6	0.534 8
温度敏感测点	$T_1$	$T_4$	$T_7$	$T_{11}$	$T_{12}$

表 4 热偏转误差  $\theta_y$  温度测点聚类分组

Tab. 4 Clustering grouping of tested points of thermal deflection error  $\theta_y$

聚类组别	I 组	II 组	III 组	IV 组	V 组
绝对关联度最大值	0.923 3	0.907 0	0.600 1	0.647 2	0.662 3
温度敏感测点	$T_2$	$T_5$	$T_8$	$T_{11}$	$T_{12}$

表 5 热偏转误差  $\theta_z$  温度测点聚类分组

Tab. 5 Clustering grouping of tested points of thermal deflection error  $\theta_z$

聚类组别	I 组	II 组	III 组	IV 组	V 组
绝对关联度最大值	0.941 4	0.868 1	0.575 8	0.671 9	0.623 7
温度敏感测点	$T_1$	$T_6$	$T_8$	$T_{11}$	$T_{12}$

## 5 热误差建模

### 5.1 粒子群建模

PSO 算法<sup>[17]</sup>首先在问题可行解的  $D$  维空间

随机初始化种群  $X = (x_1, x_2, \dots, x_N)$ , 所有粒子的种群规模为  $N$ , 第  $i$  个粒子的位置、速度、个体最优位置分别表示为  $x = (x_i^1, x_i^2, \dots, x_i^D)$ 、 $v = (v_i^1, v_i^2, \dots, v_i^D)$ 、 $pBest_i = (p_i^1, p_i^2, \dots, p_i^D)$ , 种群当前的全局最优位置表示为  $gBest = (p_g^1, p_g^2, \dots, p_g^D)$ 。对于  $k$  次迭代, 在第  $d (1 \leq d \leq D)$  维中第  $i$  个粒子的位置和速度按式(8)、(9)更新。

$$v_i^d = \omega \times v_i^d + c_1 \times r_1 \times (p_i^d - x_i^d) + c_2 \times r_2 \times (p_g^d - x_i^d), \quad (8)$$

$$x_i^d = x_i^d + v_i^d, \quad (9)$$

其中:  $1 \leq i \leq N$ ;  $\omega$  为惯性权重因子;  $c_1$ 、 $c_2$  为加速系数;  $r_1$ 、 $r_2$  为服从  $U(0, 1)$  的随机数;  $p_i^d$ 、 $p_g^d$  分别是粒子  $i$  个体最优位置  $pBest_i$  和全局最优位置  $gBest$  的第  $d$  个分量;  $v_i^d$  表示在第  $k$  代, 粒子  $i$  的速度  $v_i$  的第  $d$  个分量,  $v_i^d \in [v_{\min, d}, v_{\max, d}]$ , 且粒子更新过程中如果超过边界则取为边界值。

## 5.2 粒子滤波重采样方法

粒子滤波<sup>[18]</sup> (Particle Filter, PF) 是利用一组统计样本近似后验概率密度函数来解决状态估计的一种方法, 它利用非参数的 Monte Carlo 方法完成递推贝叶斯估计<sup>[19]</sup>。假设一个权重为  $\tau_i$  的  $m$  个粒子的集合为  $\{Z_i\}$ , 需从集合  $\{Z_i\}$  中取具有相同权重  $1/m$  的  $m$  个粒子  $\{Z_j^*\}$ ,  $i, j = 1, \dots, m$ , 根据条件:

$$P(Z_j^*) = \begin{cases} 0, & Z_j^* \neq Z_i \\ \tau_i, & Z_j^* = Z_i \end{cases}$$

若将第  $j$  次选择复制  $Z_j^*$  看作一个事件, 则事件的发生就是利用标准累积密度函数的逆作为转换函数, 把  $[0, 1)$  之间的随机数  $a_j$  映射到事件中, 则要复制的粒子个数  $n_i$  等于  $a_j \in (\sum_{s=1}^{i-1} \tau_s, \sum_{s=1}^i \tau_s)$  的个数。

本文采用简单随机重采样方法<sup>[20]</sup> 进行操作, 首先令每一个粒子  $Z_i$  的标准化重要性权重为  $\tau_i$ , 其中  $i=1, 2, \dots, m$ ,  $\tau_i$  表征每一个粒子与当前全局最优值距离远近的归一化量度。其次选取  $m$  个均匀随机数:  $\tilde{a}_j; \tilde{a}_j \sim U[0, 1)$ , 获得按从小到大排列的另一组随机数  $a_j$ , 且

$$a_j = \begin{cases} \overset{\sim 1/m}{a_m}, & j = m \\ \overset{\sim 1/j}{a_{j+1}}, & j = 1, \dots, m-1 \end{cases} \quad (10)$$

最后, 令  $n_i$  表示  $Z_i$  被选择复制的次数, 其中

$n_i$  等于  $a_j \in (\sum_{s=1}^{i-1} \tau_s, \sum_{s=1}^i \tau_s)$  的个数。

## 5.3 粒子滤波重采样粒子群算法

在 PSO 算法进化中后期, 收敛速度变慢, 在搜索中后期引入粒子滤波重采样步骤, 其逻辑是强调算法搜索中后期的局部搜索能力, 因此根据粒子与当前全局最优粒子的距离给其赋以权重, 粒子滤波重采样步骤可以用来复制权重高的粒子, 减少权重低的粒子, 从而缩小了 PSO 算法的搜索范围, 大大增强了局部搜索能力, 并相应地提升了算法的搜寻效率。为了避免粒子的同一性, 在重采样步骤后, 立即对已有的粒子执行变异方法, 以增加种群的多样性。将改进的 PSO 算法称为粒子滤波重采样粒子群算法, 算法具体步骤如下。

步骤 1: 初始化粒子群。

(a) 设定恒定参数。粒子群规模为  $N$ , 惯性权重为  $\omega$ , 加速系数为  $c_1$ ,  $c_2$ , 粒子速度边界为  $[v_{\min}, v_{\max}]$ , 选择重采样频率  $\delta$ , 即每  $\delta$  步进行一次重采样。

(b) 设初始化迭代步数  $k=0$ , 对粒子的位置  $x_i^k$  和速度  $v_i^k$  进行随机初始化, 其中  $i$  表示粒子群中的第  $i$  个粒子且  $1 \leq i \leq N$ , 评估初始化粒子的适应度函数  $P(\zeta)$  值, 以获取每个粒子和种群的最优位置  $pBest_i^k$  和  $gBest^k$ 。

步骤 2: 若  $k \geq k_1$  ( $k_1$  为预定迭代步数), 即算法进入搜索中后期, 执行步骤 3; 否则执行步骤 6。

步骤 3: 若  $\frac{k-k_1}{\delta}$  是一个整数, 执行步骤 4; 否则执行步骤 6。

步骤 4: 根据粒子与当前全局最优粒子  $gBest^k$  的距离, 利用公式(11)计算每个粒子的  $x_i^k$  的归一化权:

$$F_i = \exp(-\|x_i^k - gBest^k\|_2), \tau_i = \frac{F_i}{\sum_{i=1}^N F_i}, \quad i=1, 2, \dots, N. \quad (11)$$

通过简单随机重采样方法进行重采样。计算适应度值, 并获取每个粒子和种群的最优位置  $pBest_i^k$  和  $gBest^k$ 。

步骤 5: 若通过重采样步骤复制获得的粒子, 即至少有两个相同的粒子, 则进行粒子变异<sup>[14]</sup>:  $\eta$  服从 Gauss(0, 1) 分布, 通过  $x_i^k = x_i^k \times (1+0.5\eta)$ ,  $v_i^k = v_i^k$  更新粒子。

步骤6:按照式(8)和式(9)获取粒子位置  $x_i^{k+1}$  和速度  $v_i^{k+1}$ , 计算适应度值并求出  $pBest_i^{k+1}$  和  $gBest^{k+1}$ 。

步骤7:如果算法满足终止条件,那么停止,并且输出全局最优位置  $gBest^{k+1}$ ;否则  $k=k+1$ , 返回步骤2。

#### 5.4 精密车床主轴热误差建模

多元线性回归常用于多变量间实验结果的数学模型的建立,其最关键的问题是对多个参数的估计。多元线性回归方法是最常用的机床主轴系统热误差补偿建模方法,然而该方法在进行参数估计过程中,往往需根据实验测试数据,联立构建超越方程,求解过程异常复杂,常规的迭代算法不易求解,且运算收敛性较差,甚至不收敛。本文应用粒子滤波重采样粒子群算法进行精密数控机床主轴系统的热误差回归模型参数估计研究。

以传感器测试机床主轴系统的轴向热漂移误差  $E$  作为因变量,温度敏感点  $T_1$ 、 $T_4$ 、 $T_7$ 、 $T_{11}$ 、 $T_{12}$  的测试温升数据  $\Delta T_1$ 、 $\Delta T_4$ 、 $\Delta T_7$ 、 $\Delta T_{11}$ 、 $\Delta T_{12}$  作为回归变量,建立热误差  $E$  的回归模型,如式(12)所示:

$$E = \beta_0 + \beta_1 \Delta T_1 + \dots + \beta_D \Delta T_D + \epsilon, \quad (12)$$

$$\beta_E = (\beta_0^E, \beta_1^E, \beta_4^E, \beta_7^E, \beta_{11}^E, \beta_{12}^E) = (1.6037, 2.7315, -0.0539, 1.4246, -2.2801, 0.6371). \quad (15)$$

同理,建立热偏转误差  $\theta_y$  与热偏转误差  $\theta_z$  的

$$\beta_{\theta_y} = (\beta_0^y, \beta_2^y, \beta_5^y, \beta_8^y, \beta_{11}^y, \beta_{12}^y) = (0.1083, 0.0648, 0.0284, -0.0443, -0.0028, -0.0212), \quad (16)$$

$$\beta_{\theta_z} = (\beta_0^z, \beta_3^z, \beta_6^z, \beta_9^z, \beta_{11}^z, \beta_{12}^z) = (0.1185, -0.0844, 0.2102, -0.0192, -0.0002, -0.0161). \quad (17)$$

则综合热误差模型为:

$$\begin{aligned} E &= 2.7315 \Delta T_1 - 0.0539 \Delta T_4 + 1.4246 \Delta T_7 - 2.2801 \Delta T_{11} + 0.6371 \Delta T_{12} + 1.6037, \\ \theta_y &= 0.0648 \Delta T_2 + 0.0284 \Delta T_5 - 0.0443 \Delta T_8 - 0.0028 \Delta T_{11} - 0.0212 \Delta T_{12} + 0.1083, \\ \theta_z &= -0.0844 \Delta T_1 + 0.2102 \Delta T_6 - 0.0192 \Delta T_9 - 0.0002 \Delta T_{11} - 0.0161 \Delta T_{12} + 0.1185. \end{aligned} \quad (18)$$

#### 5.5 热误差模型评估与预测

分别采用 RSPSO 算法、标准 PSO 算法、回归分析法进行热误差模型参数估计运算,使用复测定系数指标  $R^2$  来评估热误差模型的拟合优度,其计算公式为:

$$R^2 = 1 - \frac{S_{SSE}}{S_{SST}}, \quad (19)$$

其中:  $S_{SSE} = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2$  为残差平方和;  $S_{SST}$

$= \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2$  为测试数据的总变异平方和;且

$n$  为测试样本数,  $y_i$  为测试样本值,  $\hat{y}_i$  为拟合值,  $\bar{y}$  为模型拟合值均值。经计算, RSPSO 算法、标准 PSO 算法、回归分析法所建立热误差模型复测

其中:  $E$  为因变量,即热漂移误差测试数据;  $\Delta T_i$  为回归变量,即温度敏感点的温升测试数据,且  $k$  为各温度敏感点对应的温度传感器序号,且  $1 \leq k \leq D=12$ ;  $\beta_k$  为回归参数,且要求轴向热漂移  $E$  与回归参数  $\beta$  具有线性关系;  $\epsilon$  为随机误差项,即不可观测的随机变量,且  $\epsilon_k$  相互独立,  $\epsilon \sim N(0, \sigma^2)$ 。

将式(12)中的一组回归参数  $\beta_k$  作为一个粒子,种群中的每一个粒子代表参数估计问题中的一个解,则第  $k$  个粒子可表示为:

$$\beta_k = (\beta_{k,0}, \beta_{k,1}, \beta_{k,2}, \dots, \beta_{k,D}). \quad (13)$$

定义适应度函数  $P(\zeta)$  如式(14)所示,其中  $k=1, 2, \dots, 80$ 。

$$P(\zeta) = \sum_k^n (E_k - \beta_0 - \beta_1 \Delta T_{k1} - \dots - \beta_D \Delta T_{kD})^2, \quad (14)$$

则适应度函数  $P(\zeta)$  最小粒子即为最优回归参数。在粒子滤波重采样粒子群算法求解过程中,种群大小  $N=30$ ;迭代次数为 1 000;惯性权重  $\omega_{\max}=0.9$ ,  $\omega_{\min}=0.4$ ;学习因子  $c_1=c_2=2$ 。经 RSPSO 算法求得的主轴轴向热漂移  $E$  回归模型的参数估计值为:

热误差模型,其回归模型的参数估计值分别为:

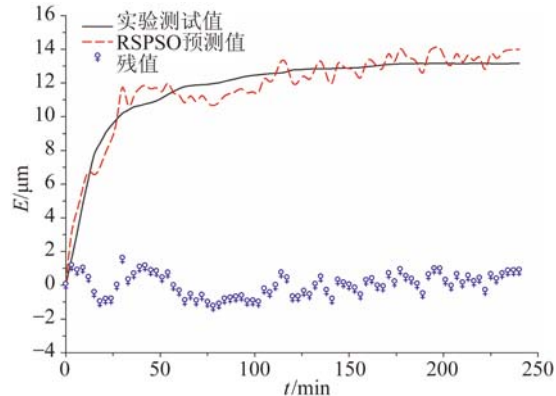
定系数  $R^2$  分别为 0.998 252、0.982 541、0.980 637,结果显示, RSPSO 算法所建立热误差模型的拟合优度最好。

为了验证 RSPSO 热误差补偿模型预测精度,采用均方根误差值、预测精度作为评价指标,如式(20)、式(21)所示,其误差补偿模型精度如表6所示。RSPSO 热误差补偿模型的仿真输出结果与实验测试数据的对比及残差值分布状态如图5所示。经 15 min 热机后,激光位移传感器采集的原始实验测试数据与热误差数学模型的预测数值拟合较好,残差较小,机床主轴系统空载连续运行 4 h 后,各向热误差建模精度均在 90% 以上,故通过 RSPSO 热误差补偿模型对机床主轴系统进行热补偿可在很大程度上提高机床的加工精度。

$$\epsilon = \left( \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \tilde{y}_i)^2 \right)^{1/2}, \quad (20)$$

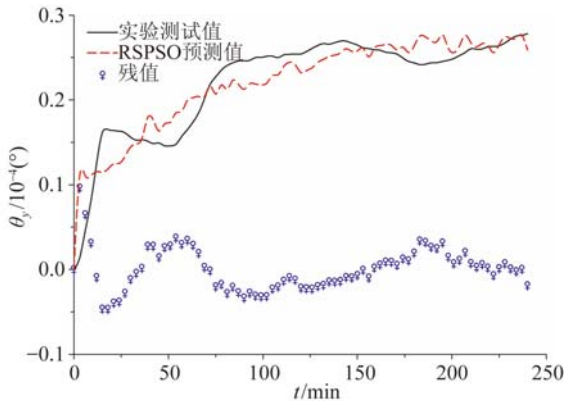
$$\eta = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n |y_i - \tilde{y}_i|}{\sum_{i=1}^n |y_i|}. \quad (21)$$

式中:  $n$  为测试样本数,  $y_i$  为热误差测试样本值,  $\tilde{y}_i$  为 RSPSO 热误差模型拟合计算值。



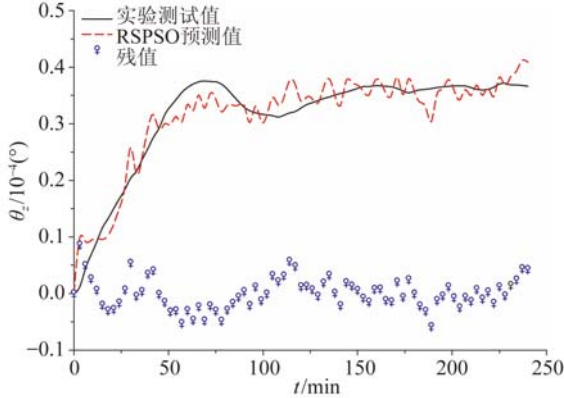
(a) 轴向误差 E 热误差模型预测

(a) Thermal error model of axial error E



(b) 热偏转误差  $\theta_y$  热误差模型预测

(b) Thermal model of thermal deflection error  $\theta_y$



(c) 热偏转误差  $\theta_z$  热误差模型预测

(c) Thermal model of thermal deflection error  $\theta_z$

图 5 RSPSO 热误差模型预测结果

Fig. 5 Prediction results of RSPSO thermal error model

表 6 RSPSO 热误差补偿模型精度

Tab. 6 Compensation precision of RSPSO thermal error model

	轴向热误差 E	热偏转误差 $\theta_y$	热偏转误差 $\theta_z$
残差范围	$[-1.29, 1.55] \mu\text{m}$	$[-4.68, 9.66] \times 10^{-6}^\circ$	$[-5.83, 8.59] \times 10^{-6}^\circ$
均方根误差	$68.27 \times 10^{-2} \mu\text{m}$	$2.49 \times 10^{-6}^\circ$	$0.07 \times 10^{-6}^\circ$
建模精度/%	95.04%	91.26%	93.24%

## 6 结 论

本文利用五点法实现了精密数控机床主轴系统轴向热误差与径向热偏转误差测量。主轴系统运行 100 min 后进入热平衡状态, 主轴轴向最大热误差为 13.24  $\mu\text{m}$ , 负 Y 方向最大热漂移 7.11  $\mu\text{m}$ , 负 Z 方向最大热漂移 8.86  $\mu\text{m}$ 。考虑到少数据、贫信息的灰色关联分析计算方法可有效地进行温度敏感测点的辨识, 将关键测点温度变量由 12 个减少为各误差补偿模型的 5 个。从而减小了温度测点的冗余, 提升了热误差补偿模型的鲁棒性。鉴于粒子滤波重采样粒子群算法局部搜索能力强收敛速度快的特点, 应用 RSPSO 算法进行精密数控机床主轴系统热误差回归模型参数估计求解。所建立 RSPSO 热误差补偿模型预测值与实验测试值的拟合精度达 90% 以上, 且残差较小。

空载运行下的精密机床主轴系统热误差测量与补偿是精密机床应客户需求进行机床精度检测与校核的必备环节, 这对于提高机床整机精度意义重大。然而, 精密机床主轴系统热误差在实际工况中极为复杂, 且主轴热误差补偿模型对实验样本又具有较强的依赖性, 随着环境温度(冷却液质量、散热与隔热系统)、机床工作状态(空载、负载、重载)、加工工艺(进给量、切削速度、背吃刀量)等实际工况与测试条件的变化, 所建立的热误差补偿模型也随之改变, 可否针对精密数控机床主轴系统建立具有一定运行环境适应性与泛化能力的热误差补偿模型将是后续研究的重点。

## 参考文献:

- [1] RAMESH R, MANNAN M A, POO A N. Error compensation in machine tools—a review part II: thermal error[J]. *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, 2000, 40(9): 1257-1284.
- [2] JOSEF M, JERZY J, ECKART U, *et al.*. Thermal issues in machine tools[J]. *CIRP Annals Manufacturing Technology*, 2012, 61(2):771-791.
- [3] 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. (in Chinese)
- [4] 张成新,高峰,李艳,等. 基于分段拟合的机床大尺寸工作台热误差补偿模型[J]. *机械工程学报*, 2015, 51(3):146-152.  
ZHANG CH X, GAO F, LI Y, *et al.*. Model of thermal error compensation of large size worktable for machine tools based on piecewise fitting [J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2015, 51(3): 146-152. (in Chinese)
- [5] 要小鹏,殷国富,李光明. 基于 OE-CM 算法的机床主轴热误差建模与补偿分析[J]. *中国机械工程*, 2015, 26(20):2757-2762.  
YAO X P, YIN G F, LI G M. Thermal error modeling and compensation analysis based on OE-CM algorithm for machine tool spindles [J]. *China Mechanical Engineering*, 2015, 26(20): 2757-2762. (in Chinese)
- [6] 王乾伟,张松,陈舟,等. 基于指数函数的机床主轴热误差补偿模型[J]. *计算机集成制造系统*, 2015, 21(6):1553-1558.  
WANG Q F, ZHANG S, CHEN ZH, *et al.*. Thermal error compensation model of machine spindle based on exponential function[J]. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2015, 21(6): 1553-1558. (in Chinese)
- [7] 朱小龙,杨建国,代贵松. 基于 AVQ 聚类和 OIF-Elman 神经网络的机床热误差建模[J]. *上海交通大学学报*, 2014, 48(1):16-21.  
ZHU X L, YANG J G, DAI G S. AVQ clustering algorithm and OIF-Elman neural network for machine tool thermal error [J]. *Journal of Shanghai Jiao Tong University*, 2014, 48(1):16-21. (in Chinese)
- [8] 陈诚,杨传民,张晨阳,等. 考虑运行条件的 Elman 网络丝杠驱动系统热误差建模[J]. *光学精密工程*, 2014, 22(3): 704-711.  
CHEN CH, YANG CH M, ZHANF CH Y, *et al.*. Modeling on thermal errors of ball screw driving system on Elman network considering operating conditions [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2014, 22(3): 704-711. (in Chinese)
- [9] 林献坤,王益涵,朱琳. 应用潜变量回归在线补偿双直接进给轴热误差[J]. *光学精密工程*, 2015, 23(2):430-437.  
LIN X K, WANG Y H, ZHU L. Online compensation of thermal error for dual direct feed drive system with latent variable model [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2015, 23(2): 430-437. (in Chinese)
- [10] 张伟,叶文华. 基于灰色关联和模糊聚类的机床温度测点优化[J]. *中国机械工程*, 2014, 25(4): 456-460.  
ZHANG W, YE W H. Optimization of temperature measuring points for machine tools based on grey correlation and fuzzy clustering analysis [J]. *China Mechanical Engineering*, 2014, 25(4):456-460. (in Chinese)
- [11] 马驰,杨军,梅雪松,等. 基于遗传算法及 BP 网络的主轴热误差建模[J]. *计算机集成制造系统*, 2015, 21(10):2627-2636.  
MA CH, YANG J, MEI X S, *et al.*. High-speed spindle thermal error modeling based on genetic algorithm and BP neural network [J]. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2015, 21(10): 2627-2636. (in Chinese)
- [12] 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):20-28.  
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 Jiao Tong University*, 2014, 48(8):20-28. (in Chinese)
- [13] 苗恩铭,龚亚运,成天驹,等. 支持向量回归机在数控加工中心热误差建模中的应用[J]. *光学精密工程*, 2013, 21(4):980-986.  
MIAO E M, GONG Y Y, CHENG T J, *et al.*. Application of support vector regression machine to thermal error modelling of machine tools [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2013, 21(4): 980-986. (in Chinese)

- [14] 仇健,刘春时,刘启伟,等. 龙门数控机床主轴热误差及其改善措施[J]. 机械工程学报, 2012, 48(21):149-157.  
 QIU J, LIU CH SH, LIU Q W, *et al.*. Thermal errors of planer type NC machine tools and its improvement measures [J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2012, 48(21): 149-157. (in Chinese)
- [15] 刘思峰,党耀国,方志耕,等. 灰色系统理论及其应用[M]. 第 5 版, 北京: 科学出版社, 2010.  
 LIU S F, DANG Y G, FANG ZH G, *et al.*. *Gray System Theory and Its Application* [M]. 5<sup>th</sup> ed. Beijing: Science Press, 2010. (in Chinese)
- [16] 董菲菲,罗贤运,吕保和. 天然气管道内腐蚀影响因素的灰色综合关联度分析[J]. 安全与环境学报, 2014, 14(5):15-18.  
 DONG F F, LUO X Y, LV B H. Analysis of impact factors of natural gas pipeline internal corrosion based on the grey comprehensive correlation [J]. *Journal of Safety and Environment*, 2014, 14(5): 15-18. (in Chinese)
- [17] CLERE M, KENNEDY J. The particle swarm-explosion, stability and convergence in multidimensional complex space [J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2002, 6(1):58-73.
- [18] WAI R, LEE J, CHUANG K. Real-time PID control strategy for maglev transportation system via particle swarm optimization [J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2010, 58(2):629-646.
- [19] SHARMA K D, CHATTERJEE A, RAKSHIT A. A hybrid approach for design of stable adaptive fuzzy controllers employing lyapunov theory and particle swarm optimization [J]. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 2009, 17(2): 329-342.
- [20] KARANKI S B, MISHRA M K, KUMAR B K. Particle swarm optimization based feedback controller for unified power quality conditioner [J]. *IEEE Transactions on Power Delivery*, 2010, 25(4):2814-2824.

#### 作者简介:



郭辰光(1982—),男,辽宁朝阳人,博士,讲师,2005年于沈阳建筑大学获得学士学位,2008年、2011年于东北大学分别获得硕士、博士学位,主要从事高档数控机床及自动化技术方面的研究。  
 E-mail: gchg\_neu@163.com



韩雪(1990—),女,辽宁本溪人,硕士,2012年、2016年于辽宁工程技术大学分别获得学士、硕士学位,主要从事智能控制与优化算法研究。E-mail: hanxue\_boda@163.com

(本栏目编辑:马健)

(版权所有 未经许可 不得转载)