

数控机床主轴热误差测点优化及建模技术研究*

王建臣^{1,2}, 林思琦¹, 沈雨欣¹, 谢长雄¹, 邓小雷^{1,2,3}

(1. 衢州学院浙江省空气动力装备技术重点实验室, 衢州 324000;

2. 浙江永力达数控科技股份有限公司, 衢州 324000;

3. 浙江大学浙江省三维打印工艺与装备重点实验室, 杭州 310027)

[摘要] 为了减少热误差对数控机床加工精度的影响, 首先利用热成像仪初步找出机床温升明显的位置, 然后利用灰色理论对 16 个温度测点的试验数据进行优化处理, 找出与热误差关联度较高的测点; 将优选出的温度测点数据和实测的 Z 轴热误差数据进行划分, 采用 GM(1, n) 灰色预测和 BP 神经网络建立热误差预测模型, 并在试验机床上进行验证。试验结果表明: 采用灰色 GM(1, n) 模型预测结果与实际测量平均相对误差为 10.17%, 采用 BP 神经网络预测与实测结果平均相对误差为 5.19%, 优于灰色 GM(1, n) 预测, 能起到提高热误差预测精度的作用。

关键词: 数控机床; 灰色理论; 温度测点优化; 关联度; BP 神经网络; 热误差预测

DOI:10.16080/j.issn1671-833x.2019.06.041



王建臣

硕士, 讲师, 主要从事数控装备自动化技术、金属材料成形研究。

精密加工技术是装备制造行业最重要的一个发展方向, 对数控机床加工精度的要求也在不断提高。热误差在机床加工的总体误差中占比达到 40%~70% 以上, 是最大误差源, 直接影响数控机床精密加工精度^[1]。因此, 如何快速、准确地用最少的测点去辨识出数控机床加工过程中的热源分布情况, 分析出各个热源与机床误差的关联度及影响关系, 建立热误差模型并进一步获取热误差补偿策略, 达到减小热误差对数控加工精度的影响、提高机床加工精度的目的, 具有极其重要的意义。

近年来, 温度测点布置的优化和热误差建模补偿技术是提高数控装备加工精度的有效方法, 也是热误差补偿技术中的难点。相关学者做了大量研究, 闫嘉钰等^[2]提出了分组优化方法, 把 46 个温度测点减

少至 4 个, 节省了大量试验时间和成本, 并进行了热误差建模。Cao 等^[3]通过聚类法结合最小二乘法的多元线性回归等方法优化了机床的温度测点, 并通过试验测量了机床主轴在主轴 X、Y、Z 向的热偏移、热伸长和热倾斜等热态特性, 为后期学者进行热误差补偿提供了指导。杨建国等^[4]通过数控机床温度变量的分组优化建模技术把所有温度变量进行相关性分组, 获取热误差与温度测点的相关性, 并筛选出关键温度变量, 有效地减少温度测点布置数。苗恩铭等^[5]通过分析热敏感点的变动, 采用了成分回归的建模方法提高了测点变动导致热误差预测模型的精度, 其团队还通过支持向量机回归^[6]等方法进行了热误差补偿研究。

本文针对某机床厂新研发的数

* 基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51605253); 浙江省博士后择优资助项目(zj20180077); 浙江省基础公益研究计划项目(LGG18E050014); 衢州市科技计划资助项目(2018T022)

控机床(型号 VM-500T)进行温度测点优化试验与热误差建模研究,采用灰色关联理论进行筛选温度测点,通过研究灰色 GM(1, n)模型^[7]和 BP 神经网络方法^[8]建立数控机床的热误差的预测模型,并比较了两种方法的预测精度,为提高数控机床加工精度的深入研究提供相应的理论依据。

灰色理论测点优化

数控机床热误差的影响因素很多^[1-2],在进行机床热误差建模时,为提高误差补偿模型的精度,需要尽可能多的布置温度测点,导致机床的补偿成本提高;同时,机床各温度测点间存在过度相关,若是全部用于热误差建模会加大运算量,降低模型的精度。因此,热误差建模前需要对温度测点进行优化筛选,找出与机床热误差关联度高的温度测点。

灰色关联度^[9]是对系统中各因素之间的关联程度的一种定性描述。利用灰色关联度对数据进行分析,可以较为准确地反映出系统中因素的关联程度大小。灰色关联度计算步骤如下:

(1)令一组标准序列与 N 个温度测点采集的数据序列组成评价指标体系,可集成为:

$$(X_0, X_1, \dots, X_N) = \begin{pmatrix} x_0(1) & x_1(1) & \dots & x_N(1) \\ x_0(2) & x_1(2) & \dots & x_N(2) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_0(n) & x_1(n) & \dots & x_N(n) \end{pmatrix} \quad (1)$$

式中, $X_0=(x_0, x_1, \dots, x_N)$ 为标准序列,此处 X_1, \dots, X_N 为在机床布置 N 个温度测点的采集数据序列。

(2)用均值化处理:

$$x_i^1(k) = \frac{nx_i(k)}{\sum_{k=1}^n X_i(k)} \quad (2)$$

式中, $i=1, 2, \dots, n$ 。

将式(2)代入式(1)可得结果:

$$(X_0^1, X_1^1, \dots, X_N^1) = \begin{pmatrix} x_0^1(1) & x_1^1(1) & \dots & x_N^1(1) \\ x_0^1(2) & x_1^1(2) & \dots & x_N^1(2) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_0^1(n) & x_1^1(n) & \dots & x_N^1(n) \end{pmatrix} \quad (3)$$

通过各个温度测点数据序列与标准序列的各对应元素的绝对差计算得:

$$\begin{cases} m = \min_{i=1}^n \min_{k=1}^N |x_0^1(k) - x_i^1(k)| \\ M = \max_{i=1}^n \max_{k=1}^N |x_0^1(k) - x_i^1(k)| \end{cases} \quad (4)$$

与标准序列进行比较获得各对应元素的关联系数:

$$r(X_0^1(k), X_i^1(k)) = \frac{m + \eta \times M}{|x_0^1(k) - x_i^1(k)| + \eta \times M} \quad (5)$$

式中,系数 $\eta \in [0, 1]$ 表示两序列的差异性,其数值越小,关联系数越大,测点数据序列与标准序列区分能力越强,通常计算中令 η 取值为 0.5,也可根据分辨能力的要求对 η 进行调整。

(3)灰色关联度计算,把样本序列和标准序列通过式(6)计算出各元素的关联系数取平均值可获得,即

$$R(X_0, X_i) = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n r_{0i}(k) \quad (6)$$

由关联度大小排序可获知各个温度测点对热误差影响的密切度关系,数值越大密切度越高。

热误差建模

1 灰色 GM(1, n) 预测模型

GM(1, n)模型^[7-8]是灰色预测模型的一种,在假设系统的各因素之间具有一定内在联系的情况下,对系统各因素数据进行累加,使其呈现出更强的规律性,并利用最小二乘法求解,就可得到其时间响应序列。GM(1, n)模型具有建模方式简单的优点,适于主轴热误差的建模,模型的建立方法如下:

设主轴某方向热误差测量值序列为: $X^{(0)}=(x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), \dots, x^{(0)}(n))$,

将其进行一阶累加再生序列设定为:

$X^{(1)}=(x^{(1)}(1), x^{(1)}(2), \dots, x^{(1)}(n))$,其中

$X^{(1)} = \sum_{i=1}^n x^{(0)}(i)$ 。其紧邻值生成序列

为: $Z^{(1)}=(z^{(1)}(1), z^{(1)}(2), \dots, z^{(1)}(n))$,其中

$z^{(1)}(n) = \frac{x^{(1)}(n) + x^{(1)}(n-1)}{2}$,式中 $x^{(1)}(n)$

为原始序列的对应一阶累加值。

温度数据序列为: $X_j^{(0)}=(x_j^{(0)}(1), x_j^{(0)}(2), \dots, x_j^{(0)}(n))$, ($j=0, 1, \dots, n$),

同样进行累加再生得: $X_j^{(1)}=(x_j^{(1)}(1), x_j^{(1)}(2), \dots, x_j^{(1)}(n))$ 。

可得到白化方程的离散形式为:

$$x^{(0)}(k) + az^{(1)}(n) = \sum_{j=2}^n b_j x_j^{(1)} \quad (7)$$

式中, $(a, b_1, b_2, \dots, b_n)^T$ 为矢量系数,利用最小二乘法求解矢量方程为:

$$(a, b_1, b_2, \dots, b_n)^T = (B^T B)^{-1} B^T Y \quad (8)$$

$$\text{式中 } B^T = \begin{pmatrix} -z(2) & -z(3) & \dots & -z(n) \\ x_{11}(2) & x_{11}(3) & \dots & x_{11}(n) \\ x_{21}(2) & x_{21}(3) & \dots & x_{21}(n) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_{i1}(2) & x_{i1}(3) & \dots & x_{i1}(n) \end{pmatrix},$$

$$Y^T = \{x^{(0)}(2), x^{(0)}(3), \dots, x^{(0)}(n)\}。$$

将式(8)代入式(7)中,考虑到温度变量变化较小,热误差的时间响应序列为:

$$\hat{x}(k+1) = \left(x(1) - \sum_{i=0}^j \frac{b_i x_i(k+1)}{a} \right) e^{-ak} + \sum_{i=0}^j \frac{b_i x_i(k+1)}{a} \quad (9)$$

将矢量系数带入计算进行累减,得到还原式,

$$\hat{x}(k+1) = \hat{x}(k+1) - \hat{x}(k) \quad (10)$$

式中, $\hat{x}(k+1)$ 为第 $(k+1)$ 个还原值,即 GM(1, n)模型的第 $(k+1)$ 个值。模型可利用优选出的温度测点的数据进行计算,获得数控机床热误差值的预测。

2 基于 BP 神经网络的热误差模型

BP 神经网络^[9-10]基于误差的反向传播来不断修正各层神经元之间的权值以达到不断逼近期望输出值

这一目的的一种多层神经网络。由于其具有强大的逼近能力,以及良好的自学习性能,使其在热误差预测方面具有较好的表现。

图1为1个3层BP神经网络的传播过程,可知BP神经网络的运算过程主要分为正向传播,以及当输出值达不到期望输出结果时的误差反向传播两个部分,当输出结果达不到期望输出结果的要求并进入反向传播时,会不断调整各层权值来达到逼近期望输出结果的目的。其具体计算步骤如下:

(1)输入值的逐层传递。从输入层到隐含层的传递过程公式为:

$$y_v = f\left(\sum_{u=1}^n w_{uv}x_u - c\right) \quad (11)$$

式中, w_{uv} 为输入层第 u 个神经元到隐含层第 v 个神经元的权值; n 为输入层神经元总个数; c 为神经元阈值; y_v 为隐含层第 v 个神经元所得到的值; $f(x)$ 为激活函数,采用双曲正切S形函数,该函数计算简单、适应性强的特点。

从隐含层到输出层的传递过程公式为:

$$t_k = g\left(\sum_{v=1}^n w_{vk}y_v - h\right) \quad (12)$$

式中, w_{vk} 为输入层第 v 个神经元到隐含层第 k 个神经元的权值; n 为隐含层神经元总个数; h 为神经元阈值; t_k 为输出层第 k 个神经元所得到的值;激活函数 $g(x)$ 为线性函数。

(2)在完成正向传播后,输出层将实际输出值与期望输出值进行比较,若实际输出值误差达不到要求则修正其权值。权值修正完成后,再次进行正向传递。

实际输出值误差计算公式为:

$$d = \frac{1}{2} \sum_{o=1}^k (t_k - q_k)^2 \quad (13)$$

式中, d 为实际输出值误差; t_k 为输出层第 k 个神经元期望输出值; q_k 为输出层第 k 个神经元实际输出值。 d

的期望值由人为指定,当 d 达到指定要求也就是 d 小于或等于给定的期望值时,BP神经网络运算结束。而当BP神经网络达到指定运算次数时同样也会结束执行。权值调整公式:

$$p_{uv} = w_{uv} - k \frac{\partial d}{\partial w_{uv}} \quad (14)$$

式中, k 为学习速率; p_{uv} 为修正后的权值。

以上为BP神经网络的训练过程。在训练开始前,以温度数据作为输入量,热误差作为期望输出值,代入神经网络进行训练,待BP神经网络训练结束后,利用训练完成后的权值、阈值以及测得的温度数据再代入设计的神经网络一次,即可得到预测值。

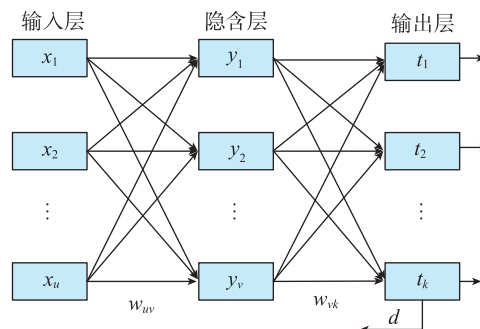


图1 BP神经网络

Fig.1 Back-propagation neural network

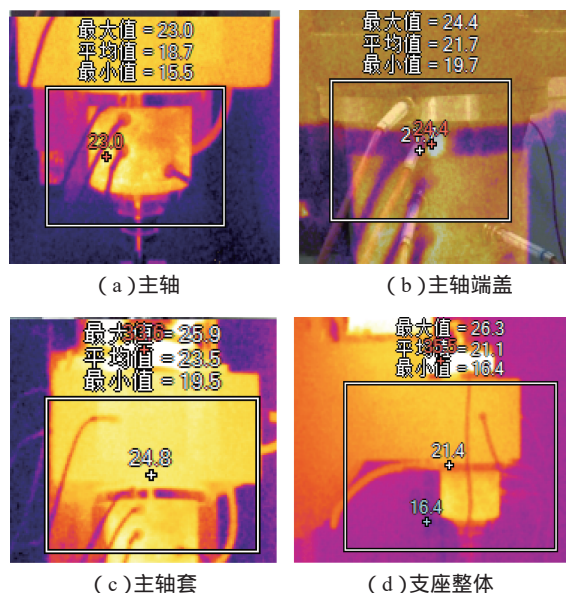


图2 热成像图

Fig.2 Results picture of thermal mapper

热误差试验与建模分析

1 测点优化试验

以某机床厂新开发的数控机床(型号VM-500T)为试验对象,建立机床运行的温度场和主轴热误差试验环境。该数控机床最高转速为10000r/min,主轴电机马力为3.7/5.5kW。在试验开始前为降低试验成本,减少温度测点数量,采用热成像技术对主轴工作时的温度变化进行检测,初步找出温升明显的位置。试验所使用的热成像仪为FLUKE TIS-50红外热成像仪,其测量范围为10~50,标称温度2%,测量距离1.5m。经过多次空转试验,热成像仪捕捉的温度变化明显的位置主要位于主轴附近,热成像图结果如图2所示。

通过图 2 可以得知主轴工作时不同区域的温度变化情况,并在温度变化明显的点布置温度传感器。文中温度信号采集装置采用 2 个 8 通道的温度采集模块,配置 16 位的 A/D 转换,并进行光电隔离;温度传感器为磁吸式温度传感器,其测量分辨率为 0.1,测量精度为 0.4,测量范围在 0~100 之间。文中共计布置了 16 个温度传感器,温度传感器分布示意如图 3 所示,与主轴相关的温升变化明显区域得到了全面覆盖,表 1 为温度传感器具体分布。

试验中,机床 5h 连续工作,停机 3h,进行实时测量,图 4 为 6000r/min 空转工况时的 16 路温度测点数据曲线。从图 4 可知,各温度测点的温度值随着时间逐渐升高,其中各测点温度值在 5000s 前快速上升,5000s 后温度值变化开始缓慢,直至大约到 10000s 机床温度场趋于热平衡状态,符合空转状况下机床

质量的热学特性衡量标准^[11-12]。根据各测点的温升历程曲线,可知距离主轴越近温度越高、温升越快,如图 4 所示。

依据 ISO230-3^[12-13] 数控机床热误差测试的相关标准,通过 5 点法来检测芯棒的 X_1 、 X_2 、 Y_1 、 Y_2 、 Z 等

5 个测点位置的变形量来获得机床的热变形情况,位置传感器的布置如图 5 所示。经过不同转速下多次试验分析,在排除芯棒初始位置定位误差后和 X 、 Y 向位置传感器在安装过程中的径向对准安装误差,试验中发现,在机床达到热平衡后,

表1 温度测点分布

Table 1 Distribution of temperature measurement points

传感器编号	温度测点位置
T_6, T_7, T_8, T_9	主轴套左侧
T_2	主轴套右侧
T_3, T_4, T_5, T_{16}	主轴箱前端
T_{11}	主轴箱下端
T_{13}, T_{14}	电机壳
T_1, T_{15}, T_{12}	床身立柱
T_{10}	室温

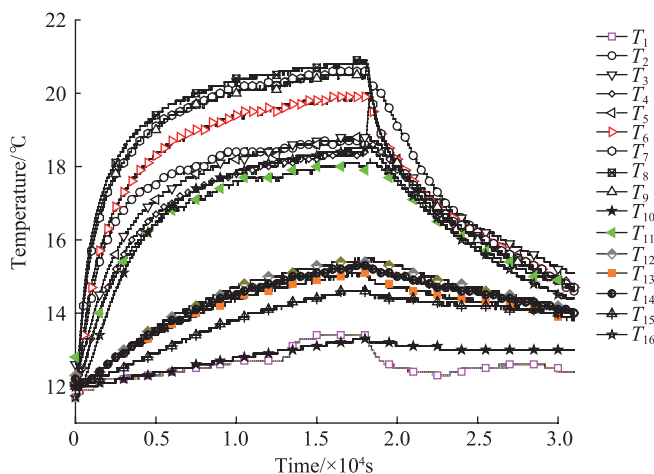
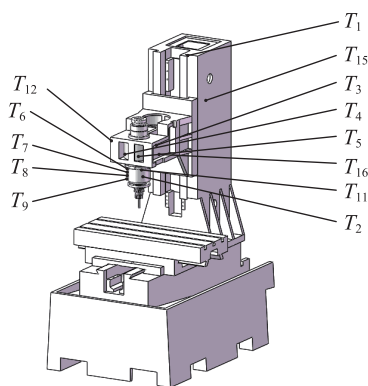


图4 16路温度测点温升历程曲线

Fig.4 Temperature curve of sixteen temperature measurement points

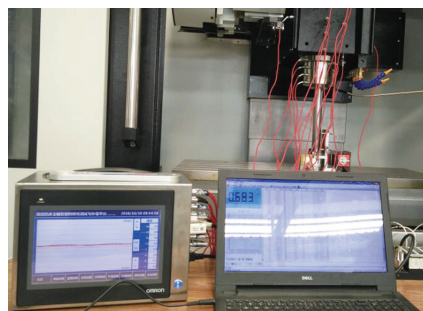


图3 温度测点分布

Fig.3 Distribution of temperature measurement points

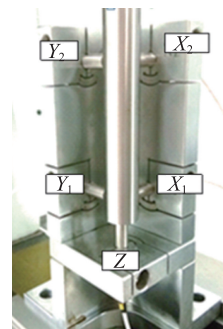
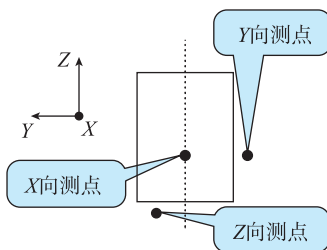


图5 位置传感器布置

Fig.5 Position sensor layout

机床主轴安装的芯棒在 X 、 Y 方向的热偏移量很小,对机床实际加工精度影响可忽略, X 、 Y 向实际测量偏移量曲线如图 6 所示。图 7 为芯棒 Z 向偏移量曲线,表明 Z 向热偏移量随时间变化明显, Z 向热偏移量严重影响机床的加工精度,因此本文主要对主轴 Z 向的热误差进行建模研究。

根据公式(6)将温度测点与 Z 向伸长量进行关联计算,最终获得的灰色关联度如下:

$$R_{0,1} = 0.6764 \quad R_{0,2} = 0.8401$$

$$R_{0,3} = 0.8261 \quad R_{0,4} = 0.8089$$

$$R_{0,5} = 0.8007 \quad R_{0,6} = 0.8585$$

$$R_{0,7} = 0.8459 \quad R_{0,8} = 0.8472$$

$$R_{0,9} = 0.8720 \quad R_{0,10} = 0.6830$$

$$R_{0,11} = 0.8051 \quad R_{0,12} = 0.6038$$

$$R_{0,13} = 0.6414 \quad R_{0,14} = 0.6716$$

$$R_{0,15} = 0.5107 \quad R_{0,16} = 0.8058$$

可知 T_2 、 T_6 、 T_7 、 T_8 、 T_9 的关联度较大,接下来将利用这 5 个温度测点的采集数据进行主轴热误差建模。

2 热误差建模分析

通过优化选出的 5 个与主轴热误差高关联度的温度测点数据,分别进行基于 GM(1, n) 模型和 BP 神经网络的热误差模型。其中 BP 神经网络的初始权值和阈值随机给定,采用弹性梯度下降法,最大执行次数设为 5000,学习速率设为 0.05,期望误差设为 0.01,隐含层有 5 个神经元,输出层有 1 个神经元,输入值为实际测量的温度数据,期望输出值为热误差主轴,两种模型的运算结果如图 8 所示。

将两种模型采用平均相对误差及方差进行模型精度的精度评价,设残差数据列为 $X=(x(1), x(2), \dots, x(n))$,热误差测量值数据列为 $C=(c(1), c(2), \dots, c(n))$,其运算方法为:

$$p = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{x(i)}{c(i)} \right| \times 100\% \quad (15)$$

$$e = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x(i) - \bar{x})^2 \quad (16)$$

式中, p 为平均相对误差; e 为残差方差; \bar{x} 为残差平均值。

将各数据代入计算得出相应的

相对误差及残差方差值。两种补偿模型精度如表 2 所示,可以看出 BP 神经网络相对于 GM(1, n) 模型不仅具有更高的预测精度,而且误差的变化更加稳定。

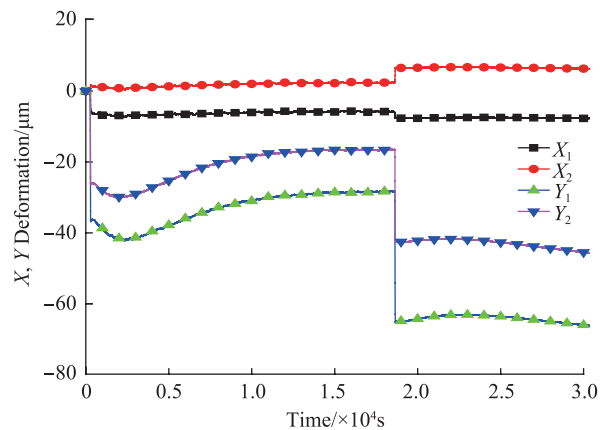


图6 X、Y轴偏移量
Fig.6 X and Y axis offsets

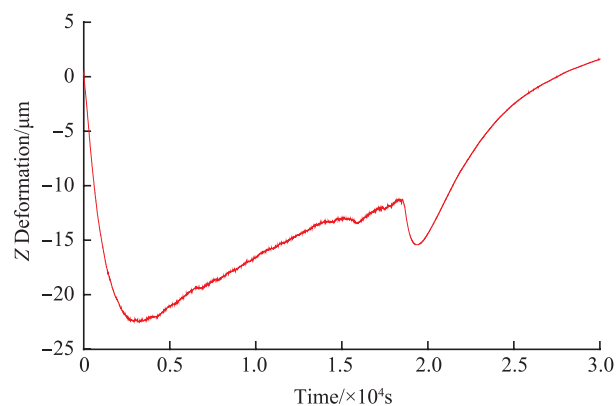


图7 Z向偏移量
Fig.7 Z offset

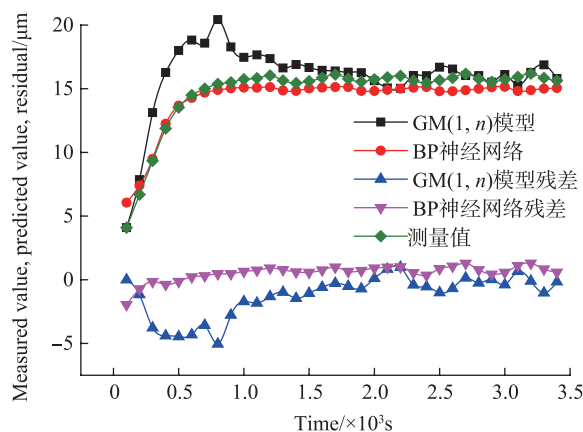


图8 主轴Z轴轴向热误差模型及其残差
Fig.8 Z axial thermal and its residual

表2 残差平均值及其方差
Table 2 Mean residuals and their variances

预测方法	平均相对误差 $p/\%$	残差方差 e
GM (1, n) 模型	10.17	2.5570
BP 神经网络	5.19	0.3792

结论

本文开展数控机床温度测点的优化研究:先利用热成像仪初步探测了机床主轴空载状态下温升明显的测点位置,以此为基础,在机床主轴相应的温升明显位置布置了16个温度传感器进行实时测量,并应用灰色关联理论方法对测点进行优化选择,确定了5个关联度最高的测点。

在测点优化的基础上,本文通过GM(1, n)模型和BP神经网络模型进行机床主轴热误差建模,通过对比两种建模方法发现BP神经网络方法精度高,更适用于热误差建模及以后误差补偿应用。

参考文献

[1] 邓小雷,林欢,王建臣,等.机床主轴热设计研究综述[J].光学精密工程,2018,26(6):1415-1429.

DENG Xiaolei, LIN Huan, WANG Jianchen, et al. Review on thermal design of machine tools spindle[J]. Optics and Precision Engineering, 2018, 26(6): 1415-1429.

[2] 闫嘉钰,张宏韬,刘国良,等.基于灰色综合关联度的数控机床温度测点分组优化[J].湖南大学学报(自然科学版),2008(4):37-41.

YAN Jiayu, ZHANG Hongtao, LIU Guoliang, et al. Optimization of measuring points for machine tool thermal error modeling based on grouping of synthetic grey correlation method[J]. Journal of Hunan University (Natural Science Edition), 2008(4): 37-41.

[3] CAO Y J, FU J Z. Study on optimal layout temperature measurement for thermal errors of spindle in machine tools[J]. Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique, 2007(1): 61-64.

[4] 杨建国,范开国.数控机床主轴热变形伪滞后研究及主轴热漂移在机实时补偿[J].机械工程学报,2013,49(23):129-135.

YANG Jianguo, FAN Kaiguo. Research on the thermal deformation pseudo-lag and real-time compensation for CNC machine tool spindle[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2013, 49(23): 129-135.

[5] 苗恩铭,刘义,杨思炫,等.无偏估计拆分算法在数控加工中心主轴热误差建模中的应用[J].中国机械工程,2016,27(16):2131-2136.

MIAO Enming, LIU Yi, YANG Sixuan, et al. Applications of split unbiased estimation algorithm in thermal error modeling of CNC machining center[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2016, 27(16): 2131-2136.

[6] 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 enming, GONG Yayun, CHENG Tianju, et al. Application of support vector regression to thermal error modeling of machine tools[J]. Optics and Precision Engineering, 2013, 21(4): 980-986.

[7] 鞠萍华,黄洛.基于灰色GM(1, 4)模型的数控机床热误差补偿技术[J].重庆大学学报,2017,40(10):23-29.

JU Pinghua, HUANG Luo. Thermal error compensation technology of CNC machine tools based on Grey Model(1, 4)[J]. Journal of Chongqing University(Natural Science Edition), 2017, 40(10): 23-29.

[8] 马驰,赵亮,梅雪松,等.基于粒子群算法与BP网络的机床主轴热误差建模[J].上海交通大学学报,2016,50(5):686-695.

MA Chi, ZHAO Liang, MEI Xuesong, et al. Thermal error modeling of machine tool spindle based on particle swarm optimization and neural network[J]. Journal of Shanghai Jiao

Tong University, 2016, 50(5): 686-695.

[9] 邓聚龙.灰色系统理论教程[M].武汉:华中理工大学出版社,1990.

DENG Julong. Grey system theory[M]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology Press, 1990.

[10] 杨漪,姚晓栋,杨建国,等.基于主成分分析与BP神经网络相结合的机床主轴热漂移误差建模[J].上海交通大学学报,2013,47(5):750-753,759.

YANG Yi, YAO Xiaodong, YANG Jianguo, et al. Thermo-drifting error modeling of spindle based on combination of principal component analysis and BP neural network[J]. Journal of Shanghai Jiaotong University, 2013, 47(5): 750-753, 759.

[11] 邓小雷.数控机床主轴系统热态特性分析技术[M].杭州:浙江大学出版社,2017.

DENG Xiaolei. Analysis techniques of thermal characteristics for CNC machine tool spindle system[M]. Hangzhou: Zhejiang University Press, 2017.

[12] 邓小雷,傅建中,沈洪垚,等.精密数控机床多主轴系统热平衡试验[J].浙江大学学报(工学版),2014,48(9):1646-1653.

DENG Xiaolei, FU Jianzhong, SHEN Hongyao, et al. Thermal equilibrium test for spindle system of precision CNC machine tool[J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Science), 2014, 48(9): 1646-1653.

[13] 孙磊.数控机床主轴热误差动态检测与分离研究[D].杭州:浙江大学,2013.

SUN Lei. Research on dynamic measurement and separation for thermal errors of CNC machine tools spindle[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2013.

通讯作者:邓小雷,博士、副教授,主要研究方向为数控装备及自动化技术,E-mail:dxl@zju.edu.cn.

(下转第59页)

Research on Developing Technology of Five-Axis Additive-Subtractive Hybrid Machining Center

KONG Liuwei, WANG Zhenzhong, YE Chao, HOU Liang

(School of Aerospace Engineering, Xiamen University, Xiamen 361102, China)

[ABSTRACT] In order to realize the compound process of rapid forming and high precision milling for complex pieces, our assignment group developed a five-axis additive-subtractive hybrid machining center. Based on the five-axis additive-subtractive hybrid machining center, the developing process and integrating control principles are expounded, and the control method of total precision is analyzed. Furthermore, the relevant experiments were carried out. The tapered bench specimens in the acceptance criteria of aerospace engineering impeller and five-axis machine tool are used for material subtraction trial manufacturing. We carried out some additive manufacturing experiments for the impeller blades and S specimens, algorithms optimization of generating additive manufacturing path were also applied. The expected machining performance is preliminarily accomplished.

Keywords: Five-axis linkage; Additive-subtractive hybrid manufacturing; Integrated development of additive-subtractive manufacturing; Additive manufacturing technology; Precision control

(责编 古系)

(上接第46页)

Measurement Point Optimization and Modeling Techniques of Spindle Thermal Error for CNC Machine Tool

WANG Jianchen^{1,2}, LIN Siqi¹, SHEN Yuxin¹, XIE Changxiong¹, DENG Xiaolei^{1,2,3}

(1. Key Laboratory of Air-driven Equipment Technology of Zhejiang Province, Quzhou University, Quzhou 324000, China;

2. Zhejiang Yonglida CNC Technology Co., Ltd., Quzhou 324000, China;

3. Key Laboratory of 3D Printing Process and Equipment of Zhejiang Province, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China)

[ABSTRACT] In order to reduce the influence of thermal error on the machining accuracy of CNC machine tool, the position of temperature rise of machine tool was preliminarily found out by thermal imager, and then the collected temperature measurement point test data was optimized by using gray correlation theory to find out the measurement point with high correlation degree of thermal error. The selected temperature measurement point data and the measured Z-axis thermal error data were divided, and GM (1,n) grey prediction and BP neural network were used to establish the thermal error prediction model, which was verified on the test machine tool. The experimental results show that the difference between the predicted results of gray GM (1,n) model and the actual measurement is 10.17%, and the difference between the predicted results of BP neural network and the actual measurement results is 5.19%, which is better than the prediction of gray GM (1,n) model and can play a role in improving the accuracy of thermal error prediction.

Keywords: CNC machine tool; Grey theory; Optimization of temperature measurement point; Correlation; BP neural network; Thermal error prediction

(责编 古系)