

基于 IFCM-GRA 的空间多维热误差温度测点优化

马 跃¹, 王洪福¹, 孙 伟^{*1}, 黄余彬¹, 鞠修勇²

(1. 大连理工大学 机械工程学院, 辽宁 大连 116024;

2. 大连机床(数控)股份有限公司加工中心研究所, 辽宁 大连 116620)

摘要: 热误差是精密、超精密加工中主要的误差源之一, 热误差温度测点优化是热误差补偿的关键问题. 在机床空间多维布置的大量温度测点之间存在多重相关性, 从众多测点中选取特征点的优劣程度, 将直接影响到热误差补偿效果. 通过对温度测点间多重相关性及温度与热误差关系的综合分析, 采用改进的模糊 C-均值(IFCM)聚类算法对温度测点进行聚类, 以减小类与类之间温度测点的相关性, 且避免 FCM 算法对初始聚类中心敏感易局部收敛的缺点. 对温度测点按灰色关联分析(GRA)中的灰色综合关联度进行排序, 从变化量和变化率的角度综合反映温度与热误差的关系. 采用 IFCM-GRA 对温度测点进行优化, 提高了热误差模型的鲁棒性及准确性, 使温度测点数量大幅度减少. 在某型号精密卧式加工中心上进行实验, 温度测点从 17 个减少到 4 个. 在不同转速下, 利用多元线性回归对优化出的温度测点与热误差建立模型, 所建立模型均能很好地预测热误差变化情况, 经对预测模型分析, 轴向热误差由几十微米减小到 5 μm 以内.

关键词: 数控机床; 测点优化; FCM 聚类; 灰色关联分析; 灰色综合关联度

中图分类号: TH161.4 **文献标识码:** A **doi:** 10.7511/dllgxb201603003

0 引言

热误差是影响精密加工中心加工精度的关键因素之一, 在精密加工中由机床热变形引起的加工误差占总加工误差的 60%~70%^[1]. 减小机床热误差的方法主要有两种.

(1) 主动抑制. 在设计中优化机床主轴、关键结构使其热对称, 利用冷却装置及合理布置冷却线路以减少热变形. 如 Uhlmann 等^[2]建立了与实测相符的高速电主轴 3D 有限元热模型, 为主动抑制的设计和验证提供了指导.

(2) 热误差补偿. 建立热误差模型, 通过数控系统或补偿器进行补偿. 如西安交通大学采用实验方法建立基于模糊聚类的神经网络热误差模型^[3]; 台湾彰化师范大学采用双补偿器进行热误差补偿^[4].

两种方法的共同点是需要针对机床的结构特点进行热源分析, 获悉机床温度场分布情况. 后者

用实验法建立热误差模型, 依据温度场分布对温度测点进行布局, 从而建立机床温度特征点与热误差之间的模型关系. 其中, 机床热误差的温度特征点是从大量的温度测点中选取出来的, 温度测点之间存在耦合关系, 影响热误差模型的准确性及稳定性.

为此, 国内外学者针对机床热误差温度测点的优化进行了大量研究: Li 等^[5]利用灰色系统理论对机床热误差建模温度测点进行优化选择; Liang 等^[6]采用分组与相关系数法选择温度特征点; Yang 等^[3]通过分析转速、温度和热误差的关系, 利用模糊聚类分析方法将温度变量进行分组和优化; Miao 等^[7]采用模糊聚类和灰色关联系数相结合的方法优化温度测点; Ma^[8]通过热变形模态分析, 并利用混合算法得出最优温度测点; Lee 等^[9]采用相关系数分组与线性模型验证的方法寻找最佳的温度测点.

收稿日期: 2015-12-10; 修回日期: 2016-03-15.

基金项目: 辽宁省科技创新重大专项(201301002).

作者简介: 马 跃(1960-), 男, 硕士, 副教授, E-mail: myue@dlut.edu.cn; 王洪福(1990-), 男, 硕士生; 孙 伟*(1967-), 男, 博士, 教授, E-mail: sunwei@dlut.edu.cn; 黄余彬(1988-), 男, 博士生; 鞠修勇(1982-), 男, 硕士, 高级工程师.

本文针对温度测点优化这一热点问题,综合分析温度测点间的多重相关性和温度与热误差的关系,提出既能使无明确界限的温度测点聚类,又能反映温度变量与热误差之间关系的方法.通过对模糊 C-均值(fuzzy C-means,FCM)聚类和灰色关联分析(grey relational analysis,GRA)理论进行研究,提出 IFCM-GRA 方法优化温度测点.改进的模糊 C-均值(improved fuzzy C-means,IFCM)使测点模糊聚类,且初始聚类中心选择的改进,可克服原算法易陷入局部收敛的缺陷;GRA 中灰色综合关联度可以综合反映温度与热误差的变化量及变化趋势.因此 IFCM-GRA 可以准确地找到彼此相关性小且能够准确预测热误差变化的温度测点.

1 IFCM-GRA 空间多维测点布置

本文以预测热误差的稳定性和准确性作为评价标准,在某精密加工中心采用 IFCM-GRA 方法进行实验,并在多转速工况下采用多元线性回归模型进行验证,总体技术路线如图 1 所示.

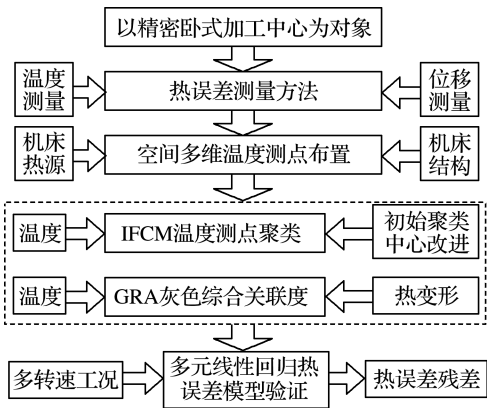


图 1 IFCM-GRA 温度测点优化技术路线
Fig. 1 The technology roadmap for optimizing the temperature measuring points based on IFCM-GRA

1.1 IFCM 聚类

机床运行时会产生空间多维的不稳定温度场,用热成像仪拍摄机床主轴箱 X 向不同时刻的热成像情况如图 2 所示,图中曲线为大致的等温线,不同数字表示不同的区域.图 2(a)为机床运行一段时间后的热成像图,图 2(b)为间隔 1 h 后的热成像图.由图可以看出机床空间温度场没有明显界限,且温度场不断变化.

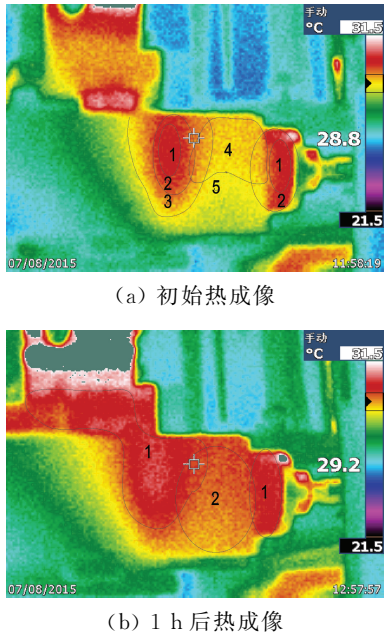


图 2 电主轴运转中相隔 1 h 的等温线对比
Fig. 2 The isotherm comparison of the motorized spindle interval of one hour in operation

FCM 聚类算法是模糊聚类算法的一种,可以将没有明确界限且温度时刻变化的测点进行分.该算法通过最小化基于某种范数和聚类原型的目标函数将数据进行分类,FCM 聚类算法描述如下^[10]:

令 $\mathbf{X}=(x_1 \quad x_2 \quad \cdots \quad x_n) \subset \mathbf{R}^{s \times n}$ 表示给定的样本集合, s 是样本空间的维数, n 是测试样本个数.

$$\begin{aligned} \min J_{\text{FCM}}(\mathbf{U}, \mathbf{P}) &= \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u_{ij}^m d_{ij}^2 \\ \text{s. t. } \sum_{i=1}^c u_{ij} &= 1; 1 \leq j \leq n \\ \sum_{j=1}^n u_{ij} &> 0; 1 \leq i \leq c \\ u_{ij} &\geq 0; 1 \leq i \leq c, 1 \leq j \leq n \end{aligned} \quad (1)$$

式中: $c(c>1)$ 为对 $\mathbf{X}$ 进行划分的聚类个数; $m(m>1)$ 是加权指数; $\mathbf{U}=\{u_{ij}\}$,是 $c \times n$ 的模糊划分矩阵,为隶属度矩阵; u_{ij} 是第 j 个样本 x_j 属于第 i 类的隶属度; $\mathbf{P}=(p_1 \quad p_2 \quad \cdots \quad p_c) \subset \mathbf{R}^{s \times c}$,是由 c 个聚类中心向量构成的 $s \times c$ 矩阵; $d_{ij}^2 = \|\mathbf{x}_j - \mathbf{p}_i\|$,表示从样本 x_j 到中心 p_i 的距离.

上式属于约束优化问题,则由极值点的 KT 必要条件可得聚类中心的迭代方程为

$$p_i = \frac{\sum_{j=1}^n u_{ij}^m x_j}{\sum_{j=1}^n u_{ij}^m}; i=1, 2, \cdots, c \quad (2)$$

设 $I_j = \{i | d_{ij} = 0, 1 \leq i \leq c\}$, 则隶属度更新公式为

$$u_{ij} = \begin{cases} \frac{1}{\sum_{k=1}^c \left(\frac{d_{ij}}{d_{kj}}\right)^{2/(m-1)}}; & I_j = \emptyset \\ \frac{1}{|I_j|}; & I_j \neq \emptyset, i \in I_j \\ 0; & I_j \neq \emptyset, i \notin I_j \end{cases} \quad (3)$$

根据式(2)、(3)不断进行迭代,直到满足

$$\|p^{(h)} - p^{(h+1)}\| \leq \epsilon; h \geq 1, \epsilon > 0 \quad (4)$$

其中 ϵ 表示收敛精度, h 表示迭代次数.

FCM 聚类算法使目标函数在迭代 $J_{\text{FCM}}(\mathbf{U}, \mathbf{P})$ 计算中是递减的,该算法的结果比较依赖初始聚类中心的优劣.如果初始分类矩阵严重偏离全局最优分类矩阵,FCM 聚类算法结果会陷入局部极小值,得到一个局部最优解.

IFCM 聚类算法是在 FCM 聚类算法上的改进,它改进了初始聚类中心的选择,是一种简单快速的选取初始聚类中心的算法^[11],避免了随机选取初始聚类中心易使 FCM 收敛到局部极小值的缺陷,其算法流程见图 3,具体步骤如下:

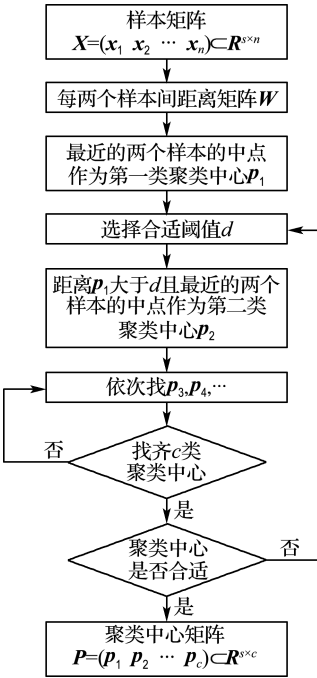


图 3 IFCM 聚类算法选取初始聚类中心流程
Fig. 3 The process for selecting the initial cluster center by IFCM clustering algorithm

步骤 1 求任意两个样本的距离,且生成距离矩阵 $\mathbf{W}$,将距离最近的两个样本的中点作为第

一类聚类中心.

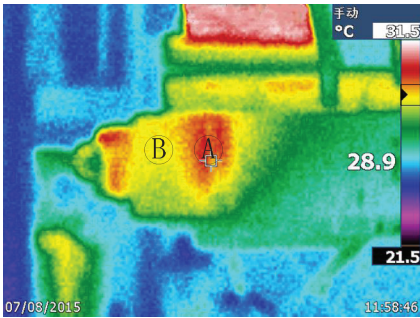
步骤 2 选择合适的距离阈值 d (根据距离矩阵 $\mathbf{W}$ 的范围和类别数),从距离矩阵 $\mathbf{W}$ 中找出与第一类聚类中心的两样本的距离都大于 d 的样本,并且将其中距离最近的两个样本的中点作为第二类聚类中心.

步骤 3 同理,在剩余的样本中找出与前面 4 个样本的距离都大于 d 的样本,并且将距离最近的两个样本的中点作为第三类聚类中心.

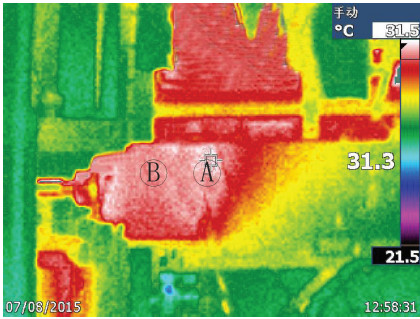
步骤 4 重复步骤 3,直到找齐 c 类聚类中心.

1.2 GRA 灰色综合关联度

机床多维空间上的各温度测点与热误差的关联性不同,GRA 的灰色综合关联度是综合变化率和变化量来衡量温度与热误差的关系.如图 4(a)、(b)所示为间隔 1 h 的热成像图,可以看出 $T_A \geq T_B$ (温度值), $\Delta T_A < \Delta T_B$,虽然测点 A 的温度始终不低于测点 B,但假如测点 B 的变化量和变化率与热误差相近,则测点 B 是较简单、较有效的预测热误差变化的测点.



(a) 初始热成像



(b) 1 h 后热成像

图 4 温度测点的温度高低及变化率

Fig. 4 The temperature level and rate of change for the temperature measuring points

GRA 是灰色系统理论的一大支柱,主要功能

是计算离散序列之间的关系. 灰色综合关联度是灰色关联分析中的重要指标,是灰色绝对关联度和灰色相对关联度的加权和. 灰色综合关联度是综合了绝对量的关系和变化率的关系,既反映了相比较的两序列图线的相似度,也体现了两序列相对于初始点变化率的接近程度,是一个比较全面地揭示两序列之间联系的数量指标^[12].

设两序列为 $\mathbf{X}_i=(x_i(1) \quad x_i(2) \quad \cdots \quad x_i(n))$, $\mathbf{X}_j=(x_j(1) \quad x_j(2) \quad \cdots \quad x_j(n))$, 且长度相同初值不为零, 则 $\mathbf{X}_i$ 与 $\mathbf{X}_j$ 的灰色综合关联度为

$$\rho_{ij}=\theta \epsilon_{ij}+(1-\theta) r_{ij}; \theta \in[0,1] \quad(5)$$

其中 ϵ_{ij} 和 r_{ij} 分别为 $\mathbf{X}_i$ 与 $\mathbf{X}_j$ 的灰色绝对关联度和灰色相对关联度.

灰色绝对关联度的计算公式为

$$\epsilon_{ij}=\frac{1+\left|s_i\right|+\left|s_j\right|}{1+\left|s_i\right|+\left|s_j\right|+\left|s_i-s_j\right|} \quad(6)$$

其中 $\left|s_i\right| 、\left|s_j\right| 、\left|s_i-s_j\right|$ 可由下式计算而得:

$$\left|s_i\right|=\left|\sum_{k=2}^{n-1} x_i^0(k)+\frac{1}{2} x_i^0(n)\right|$$
$$\left|s_j\right|=\left|\sum_{k=2}^{n-1} x_j^0(k)+\frac{1}{2} x_j^0(n)\right| \quad(7)$$

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

$\mathbf{X}_i^0 、 \mathbf{X}_j^0$ 分别为 $\mathbf{X}_i 、 \mathbf{X}_j$ 的始点零化像, $\mathbf{X}_i$ 的始点零化像为

$$\mathbf{X}_i^0=\left(x_i(1)-x_i(1) \quad x_i(2)-x_i(1) \quad \cdots \quad x_i(n)-x_i(1)\right)=$$
$$\left(x_i^0(1) \quad x_i^0(2) \quad \cdots \quad x_i^0(n)\right) \quad(8)$$

灰色相对关联度的计算公式为

$$r_{ij}=\frac{1+\left|s_i'\right|+\left|s_j'\right|}{1+\left|s_i'\right|+\left|s_j'\right|+\left|s_i'-s_j'\right|} \quad(9)$$

式中: $\left|s_i'\right| 、\left|s_j'\right|$ 与计算灰色绝对关联度 $\left|s_i\right| 、\left|s_j\right|$ 相同, 只需把始点零化像换为初值像. $\mathbf{X}_i' 、 \mathbf{X}_j'$ 分别为 $\mathbf{X}_i 、 \mathbf{X}_j$ 的初值像, $\mathbf{X}_i'$ 初值像为

$$\mathbf{X}_i'=\frac{\mathbf{X}_i}{x_i(1)}=\left(\frac{x_i(1)}{x_i(1)} \quad \frac{x_i(2)}{x_i(1)} \quad \cdots \quad \frac{x_i(n)}{x_i(1)}\right) \quad(10)$$

2 热误差测量方法及温度测点布置

2.1 热误差测量方法

机床在工作时会形成非稳态温度场, 结构件

会发生热变形, 从而导致主轴刀具与被加工件之间产生相对偏移, 影响加工精度. 热误差测量是要利用温度、位移传感器分别对机床的温升及温升导致的主轴与工作台之间的偏移量进行测量, 经过数据处理建立温度与热变形之间的热误差模型. 本文针对某型号精密卧式加工中心的结构和热源分布进行了分析, 采用 ISO 230-3^[13] 所推荐的 5 点法测量方法: 用主轴夹持检棒作为刀具空间位置的测量对象, 利用非接触式位移传感器测量热误差变化, 选取检棒轴向的两个截面, 并在 X、Y 方向各布置一个测点, 在检棒末端 Z 轴方向布置一个测点, 实际传感器布置如图 5 所示.

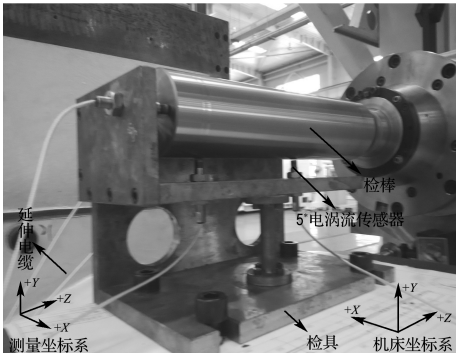


图 5 电涡流位移传感器实际布置

Fig. 5 The actual arrangement of the eddy current displacement sensors

本文采用电涡流位移传感器, 它具有频响宽、线性测量范围宽、抗干扰能力强、长期连续稳定工作等优点, 其性能参数见表 1.

表 1 电涡流位移传感器参数

Tab. 1 The parameters of the eddy current displacement sensor

参数指标	数值
灵敏度	4 mV · μm ⁻¹
测试范围	2 mm
分辨率	2 μm
工作带宽	DC~5 000 Hz
工作温度	-20~+120 ℃

电涡流传感器探头的交叉干扰会产生一个小的振动信号, 因此对检棒的直径有一定要求. 为了减少测量误差, 采用特制检棒, 其参数见表 2.

2.2 温度测点布置

本文温度传感器采用 PT100 铂电阻, 铂电阻温度传感器精度高、稳定性好, 由探头和延长线组

成,采用三线制接法消除了导线线路电阻带来的测量误差,具体参数见表 3.

表 2 特制检棒参数

Tab. 2 The parameters of the purpose-made check bar

项目	参数
检棒制造商	Gewefa
直径	77 mm
材料	16MnCr5
同轴度	0.003 mm
圆跳动	0.000 2 mm
刀柄型号	HSK-A63

表 3 温度传感器参数

Tab. 3 The parameters of the temperature sensor

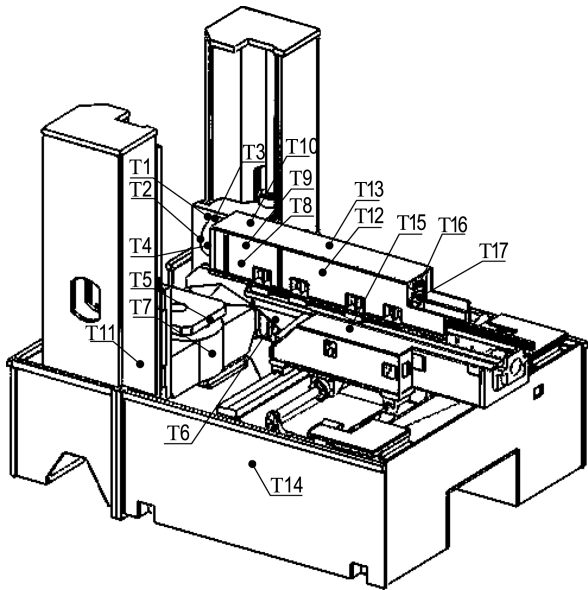
项目	参数
名称	铂电阻
分度号	PT100
测温范围	-100~+450 ℃
精度等级	1/3B
误差 Δt	$\pm(0.10+0.001\ 7\ t)\text{ }^{\circ}\text{C}$

温度传感器应主要布置在热源及产生热变形对加工影响较大的结构件上. 机床热源分为内热源、外热源两类. 内热源主要是切削热、电机功率的损耗、运动部件摩擦热及冷却润滑液. 外热源主要是环境温度及日照热辐射等. 由于实验条件的限制,为了准确反映热误差特征,采取主轴空切削运转;为了不叠加其他因素,进给系统处于锁定状态. 在以上条件下机床热源主要来自电主轴的功率损耗及冷却液. 依据传热原理及对精度影响较大的关键件进行分析,分别在电主轴单元、十字滑台、立柱式升降工作台、床身、立柱和对机床有散热功能的冷却系统上共选择 17 个测点,对机床的温度进行测量,测点及布置位置见表 4. 由于机床关于 YOZ 面对称,则温度传感器布置在机床一侧,具体布置如图 6(a)所示,图 6(b)、(c)分别为主轴箱局部、主轴内冷却入口温度测点布置.

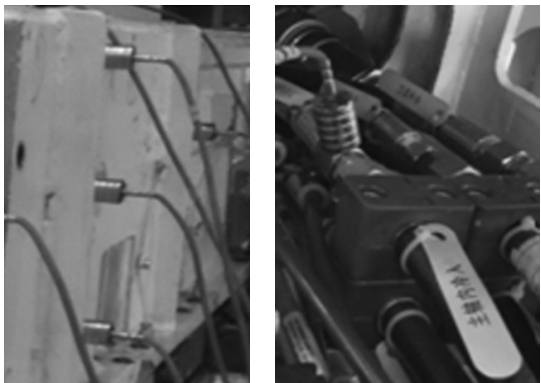
表 4 温度传感器布置位置

Tab. 4 The arrangement of the temperature sensors

温度传感器编号	温度测点布置位置
T1~T4、T8~T10、T12~T13	主轴前端及主轴箱
T5、T7	工作台
T6、T15	十字滑台
T11	立柱
T14	床身
T16、T17	主轴内冷却入/出口



(a) 机床一侧



(b) 主轴箱局部 (c) 主轴内冷却入口

图 6 温度传感器实际布置图

Fig. 6 The actual arrangement of the temperature sensors

3 温度测点优选及验证

3.1 温度测点优选

依据 ISO 230-3^[13]热效应测定推荐主轴转速为与最高转速成某一比例的恒定转速或阶梯变化转速谱,总测试时间为 4 h 或最后 1 h 热变形量小于前 1 h 热变形量的 15%,采样间隔不大于 5 min. 本文在实验机床上设定主轴恒定转速为 6 000 r/min,总测试时间为 4 h,采样间隔为 1 min. 设置主轴冷却系统的工作温度为 33 ℃,冷却机的控制精度为 $\pm 1\text{ }^{\circ}\text{C}$,即当主轴冷却液温度为 34 ℃时,冷却机开始制冷;当冷却液温度降至 32 ℃时,冷却机停止制冷,从图 7 温度波动曲线可以看出,只对热最敏感的主轴 Z 向进行分析,则 Z 向热误差和温度变化如图 7 所示.

按照 1.1 节 IFCM 聚类的方法对 17 通道温度数据进行聚类,通过对机床的热源、导热与散热的分析,将温度测点分为 4 类. 根据 IFCM 选取初

始聚类中心,按式(2)和(3)利用 Matlab 对聚类中心和隶属度矩阵进行迭代,直到达到式(4)的终止条件,最后的隶属度矩阵 U 为(保留 4 位小数)

$$U=\begin{pmatrix} 0.002\ 6\ 0.005\ 7\ 0.000\ 5\ 0.001\ 3\ 0.094\ 2\ 0.917\ 1\ 0.005\ 3\ 0.002\ 4\ 0.000\ 4\ 0.012\ 3\ 0.975\ 1\ 0.156\ 0\ 0.030\ 2\ 0.990\ 1\ 0.994\ 7\ 0.002\ 4\ 0.003\ 6 \\ 0.054\ 3\ 0.169\ 9\ 0.994\ 0\ 0.985\ 7\ 0.049\ 1\ 0.004\ 4\ 0.876\ 8\ 0.957\ 6\ 0.994\ 0\ 0.904\ 1\ 0.002\ 2\ 0.009\ 8\ 0.003\ 2\ 0.000\ 8\ 0.000\ 4\ 0.032\ 8\ 0.042\ 1 \\ 0.004\ 2\ 0.009\ 5\ 0.000\ 9\ 0.002\ 6\ 0.835\ 0\ 0.075\ 9\ 0.009\ 6\ 0.004\ 4\ 0.000\ 8\ 0.025\ 7\ 0.021\ 3\ 0.828\ 9\ 0.964\ 8\ 0.008\ 6\ 0.004\ 7\ 0.003\ 8\ 0.005\ 5 \\ 0.938\ 8\ 0.814\ 9\ 0.004\ 6\ 0.010\ 5\ 0.021\ 8\ 0.002\ 6\ 0.108\ 2\ 0.035\ 6\ 0.004\ 7\ 0.057\ 9\ 0.001\ 4\ 0.005\ 3\ 0.001\ 7\ 0.000\ 5\ 0.000\ 2\ 0.960\ 9\ 0.948\ 8 \end{pmatrix}$$

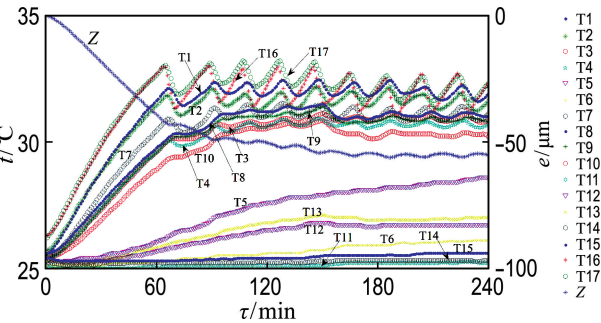


图 7 转速 6 000 r/min 下温度和热误差变化曲线
Fig. 7 The curves of the temperature and the thermal error at the speed of 6 000 r/min

矩阵 U 每列从左到右为温度 T1~T17 对应各类的隶属度,每列隶属度中最大对应的行数为该温度测点的类别,聚类结果见表 5.

表 5 温度测点聚类结果
Tab. 5 The clustering result of the temperature measuring points

类别	温度测点
第Ⅰ类	T6, T11, T14, T15
第Ⅱ类	T3, T4, T7, T8, T9, T10
第Ⅲ类	T5, T12, T13
第Ⅳ类	T1, T2, T16, T17

按照 1.2 节 GRA 中的方法,依次计算各测点温度变量与 Z 向热误差的灰色综合关联度,即按式(5)~(10)利用 Matlab 计算温度数据与 Z 向热误差数据的灰色综合关联度,结果见表 6(保留 4 位小数).

将各温度测点变量按照灰色综合关联度从大到小顺序排列为

$$T17>T1>T2>T16>T8>T9>T7>T3>T4>T10>T5>T13>T12>T6>T14>T15>T11$$

由表 5、6,根据灰色综合关联度对Ⅰ、Ⅱ、Ⅲ、Ⅳ类内各测点进行排序,最后选出Ⅰ类的 T6、Ⅱ

类的 T8、Ⅲ类的 T5、Ⅳ类的 T17 为机床热误差温度特征测点.

表 6 温度与 Z 向热误差灰色综合关联度
Tab. 6 The grey synthetic degree of association between the temperature and the thermal error in Z direction

温度测点	灰色综合关联度	温度测点	灰色综合关联度
T1	0.527 7	T10	0.519 9
T2	0.525 7	T11	0.501 5
T3	0.522 2	T12	0.505 3
T4	0.522 1	T13	0.506 7
T5	0.510 3	T14	0.501 7
T6	0.503 8	T15	0.501 6
T7	0.522 2	T16	0.524 9
T8	0.522 8	T17	0.528 8
T9	0.522 4		

而采用常规的 FCM-灰色关联度选取的温度特征测点为 T1、T5、T6、T7.

3.2 建模验证

热误差模型的种类影响热误差补偿效果,基于最小二乘法的多元线性回归,在工程实践中应用广泛、适应性强,是简单有效的热误差模型之一. 因此利用多元线性回归模型检验优化的温度测点是否适用. Z 向热误差与优化选取的温度测点之间的热误差模型数学表达式为

$$\delta_Z=\alpha_0+\alpha_1T_\alpha+\alpha_2T_\beta+\alpha_3T_\gamma+\cdots+\alpha_nT_\lambda\quad(11)$$

为了验证优选温度测点的准确性,实验中选择用不同转速下测得数据进行验证,设定两种转速分别为 3 000、4 500 r/min. 分别利用 IFCM-GRA 方法优选出的 T5、T6、T8、T17 测点和常规的 FCM-灰色关联度优选的 T1、T5、T6、T7 测点建立 Z 向热误差预测模型,并比较残差值. 则根据转速相同比较不同温度测点优化方法的热误差预测模型,如图 8、9 所示.

由图 8、9 可知在不同转速下,主轴热误差值达到了几十微米,经模型预测后残差值都控制在

5 μm 以内,说明了 IFCM-GRA 在机床温度测点优化应用的适用性. IFCM-GRA 的残差值比 FCM-灰色关联度的残差值幅度范围小,且残差的均方误差(mean squared error,MSE)较小;采用本文优化方法时,3 000、4 500 r/min 转速的残差 MSE 依次为 0.252 7、0.536 0 μm^2 ,而采用 FCM-灰色关联度时依次为 0.837 2、0.924 7 μm^2 . 综上所述,可以采用 IFCM-GRA 进行热误差温度测点优化,且热误差模型的准确性更高.

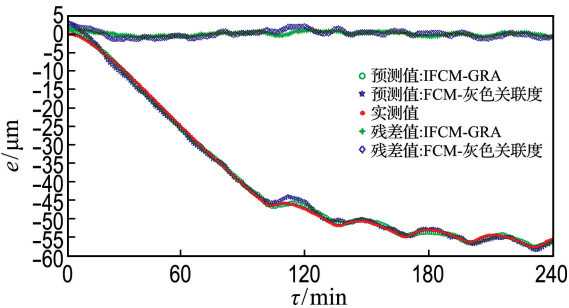


图 8 转速 3 000 r/min 时不同温度测点优化方法热误差模型对比

Fig. 8 The comparison of the thermal error model for different optimization methods of temperature measuring points at the speed of 3 000 r/min

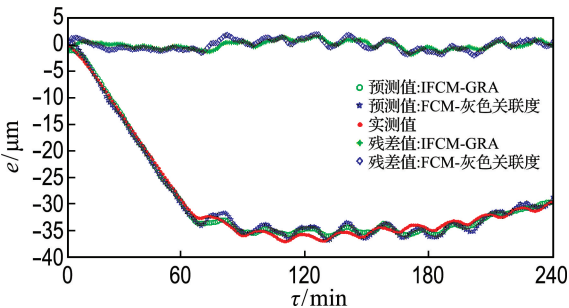


图 9 转速 4 500 r/min 时不同温度测点优化方法热误差模型对比

Fig. 9 The comparison of the thermal error model for different optimization methods of temperature measuring points at the speed of 4 500 r/min

4 结 论

(1) 综合使用 IFCM-GRA 对温度测点进行优化,消除了机床空间多维温度测点之间的多重相关性,大大减少了温度测点数量.

(2) 利用 IFCM-GRA 在实验机床上进行温度测点优化,采用多元线性回归建立热误差模型

进行验证,提高了热误差模型精度,经对预测模型分析,轴向热误差由几十微米减小到 5 μm 以内.

(3) 与 FCM-灰色关联度优化方法比较,利用 IFCM-GRA 建立的热误差模型的残差变化幅度较平稳、MSE 较小,更能准确地预测热误差的变化.

尽管本文提出的热误差温度测点优化方法在机床空转下得到很好验证,但与实际切削加工仍存在较大差异.下一步还需要深入探索该方法在不同实际切削工况中的应用.

参考文献:

[1] Ramesh R, Mannan M A, Poo A N. Error compensation in machine tools — a review. Part II: thermal errors [J]. *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, 2000, 40(9):1257-1284.

[2] Uhlmann E, Hu J. Thermal modelling of a high speed motor spindle [J]. *Procedia CIRP*, 2012, 1: 313-318.

[3] Yang J, Shi H, Feng B, et al. Applying neural network based on fuzzy cluster pre-processing to thermal error modeling for coordinate boring machine [J]. *Procedia CIRP*, 2014, 17:698-703.

[4] Hsieh K H, Chen T R, Chang P, et al. Thermal growth measurement and compensation for integrated spindles [J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2013, 64(5-8):889-901.

[5] Li Y X, Yang J G, Gelvis T, et al. Optimization of measuring points for machine tool thermal error based on grey system theory [J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2006, 35(7-8):745-750.

[6] LIANG Rui-jun, YE Wen-hua, Zhang H H, et al. The thermal error optimization models for CNC machine tools [J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2012, 63(9-12):1167-1176.

[7] MIAO En-ming, GONG Ya-yun, DANG Lian-chun, et al. Temperature-sensitive point selection of thermal error model of CNC machining center [J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2014, 74(5-8):681-691.

[8] MA You-ji. Sensor placement optimization for thermal error compensation on machine tools [D]. Ann Arbor:University of Michigan, 2001.

[9] Lee Jin-hyeon, Yang Seung-han. Statistical

optimization and assessment of a thermal error model for CNC machine tools [J]. **International Journal of Machine Tools and Manufacture**, 2002, **42**(1):147-155.

[10] 曲福恒,崔广才,李岩芳,等. 模糊聚类算法及应用 [M]. 北京:国防工业出版社, 2011:61-64.
QU Fu-heng, CUI Guang-cai, LI Yan-fang, *et al.* **Fuzzy Clustering Algorithm and Application** [M]. Beijing:National Defense Industry Press, 2011:61-64. (in Chinese)

[11] 张慧哲,王 坚. 基于初始聚类中心选取的改进 FCM 聚类算法[J]. 计算机科学, 2009, **36**(6):206-209.

ZHANG Hui-zhe, WANG Jian. Improved fuzzy Cmeans clustering algorithm based on selecting initial clustering centers [J]. **Computer Science**, 2009, **36**(6):206-209. (in Chinese)

[12] 刘思峰,谢乃明. 灰色系统理论及其应用 [M]. 6 版. 北京:科学出版社, 2013:56-63.
LIU Si-feng, XIE Nai-ming. **Grey System Theory and Application** [M]. 6th ed. Beijing: Science Press, 2013:56-63. (in Chinese)

[13] The International Organization for Standardization. Test Code for Machine Tools — Part 3: Determination of Thermal Effects: ISO 230-3 [S]. Geneva:ISO, 2007:7-17.

Optimization of temperature measuring points in multi-dimensional space for thermal error based on IFCM-GRA

MA Yue¹, WANG Hong-fu¹, SUN Wei^{*1}, HUANG Yu-bin¹, JU Xiu-yong²

(1. School of Mechanical Engineering, Dalian University of Technology, Dalian 116024, China;
2. Machining Center Institute of Dalian Machine Tool Group Corp., Dalian 116620, China)

Abstract: Thermal error is one of the main error sources for the precision and ultra-precision machining. Optimizing the temperature measuring points for the thermal error is the key problem for the thermal error compensation. The numerous temperature measuring points arranged in the multi-dimensional space of machine tool exist multiple correlations. The quality of choice of the feature points from the numerous measuring points directly affects the thermal error compensation effect. By comprehensively analyzing the multiple correlations among the temperature measuring points and the relation between the temperature and the thermal error, an improved fuzzy C-means (IFCM) clustering algorithm is adopted to classify the temperature measuring points. It can reduce the correlations of the temperature measuring points for different classes and avoid the shortcoming of the FCM algorithm which is too sensitive for the initial clustering center to get global convergence. The temperature measuring points are sorted by the grey synthetic degree of association in the grey relational analysis (GRA), which can comprehensively reflect the relation between the temperature and the thermal error at the perspective of the value of change and the rate of change. Using IFCM-GRA to optimize the temperature measuring points can improve the robustness and accuracy of the thermal error model and decrease the number of the temperature measuring points greatly. This method was tested on a horizontal precision machining center. The temperature measuring points were reduced to 4 from 17. At different revolving speeds, by using the multiple linear regression, the model for the optimal temperature measuring points and the thermal error is established. It can predict the thermal error change well. The axial thermal error could be reduced from dozens of microns to 5 microns by analyzing the forecasting model.

Key words: CNC machine tool; measuring points optimization; fuzzy C-means clustering; grey relational analysis; grey synthetic degree of association