

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2006202

# 基于 ANFIS 的高速电主轴热误差建模研究\*

戴野<sup>1</sup>, 尹相茗<sup>1</sup>, 魏文强<sup>2</sup>, 王刚<sup>3</sup>, 战士强<sup>2</sup>

(1. 哈尔滨理工大学先进制造智能化技术教育部重点实验室 哈尔滨 150080; 2. 哈尔滨理工大学数字化设计与自动机械产品开发研究所 哈尔滨 150080; 3. 宁波天控五轴数控技术有限公司 余姚 315400)

**摘要:** 为了减少热误差对电主轴加工精度的影响, 需要建立电主轴的热误差补偿系统, 而补偿系统的性能主要取决于热误差预测模型的准确性和模型输入的温度质量。为保证输入模型的温度质量, 采用模糊 C-均值聚类和灰色关联分析相结合的综合算法优化温度测点, 将温度测点的数量由 10 降至 3 个, 以某台电主轴为试验对象, 以电主轴转速为 7 000 r/min 的温度变量为输入, 热误差变量为输出, 采用自适应神经模糊推理系统建立了电主轴的热误差预测模型, 并以转速为 5 000 和 9 000 r/min 的实验数据作为验证, 结果表明, 建立的 ANFIS 热误差预测模型可以有效地预测电主轴的热误差, 预测模型的残差小于 1  $\mu\text{m}$ 。最后, 与误差反向传播神经网络进行对比, 结果表明该预测模型具有更高的精度和抗干扰能力。

**关键词:** 高速电主轴; 模糊 C-均值聚类; 灰色关联分析; 热误差建模; 自适应神经模糊推理系统

**中图分类号:** TH164 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.50

## Thermal error modeling of high-speed motorized spindle based on ANFIS

Dai Ye<sup>1</sup>, Yin Xiangming<sup>1</sup>, Wei Wenqiang<sup>2</sup>, Wang Gang<sup>3</sup>, Zhan Shiqiang<sup>2</sup>

(1. Key Laboratory of Advanced Manufacturing Intelligent Technology of Ministry of Education, Harbin University of Science and Technology, Harbin 150080, China; 2. Institute of Digital Design and Automatic Machinery Product Development, Harbin University of Science and Technology, Harbin 150080, China; 3. Ningbo Tiankong Five-Axis CNC Technology Co., Ltd., Yuyao 315400, China)

**Abstract:** To reduce the influence of thermal error on the machining accuracy of the electric spindle, it is necessary to establish a thermal error compensation system for the electric spindle. Its performance mainly depends on the accuracy of the thermal error prediction model and the temperature quality of the model input. To ensure the temperature quality of the input model, a comprehensive algorithm that fuses fuzzy C-means clustering and gray correlation analysis is used to optimize the temperature measurement points. The number of temperature measurement points is reduced from 10 to 3. The main spindle of the electric spindle is the test object. The temperature variable of the electric spindle speed of 7 000 r/min is used as the input, and the thermal error variable is the output. The adaptive neural fuzzy inference system is used to establish the thermal error prediction model of the electric spindle. The experimental data of 5 000 and 9 000 r/min are used as evaluation. Experimental results show that the formulated ANFIS thermal error prediction model can effectively predict the thermal error of the electric spindle. The residual error of the prediction model is less than 1  $\mu\text{m}$ . Finally, compared with the back propagation neural network, results show that the prediction model has higher accuracy and anti-interference ability.

**Keywords:** high-speed motorized spindle; fuzzy C-means; grey relational analysis; thermal error modeling; adaptive network-based fuzzy inference system

收稿日期: 2020-03-22 Received Date: 2020-03-22

\* 基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51505109)、黑龙江省普通本科高等学校青年创新人才培养计划项目(UNPYSCT-2017077)、黑龙江省普通高校基本科研业务费专项资金项目(LGYC2018JC040)资助

## 0 引言

高速电主轴是精密机床的核心部件,是实现高效精密加工的关键<sup>[1-2]</sup>。在实际应用中,高速电主轴产生的热量引起的热误差高达总误差的 60%~80%,是影响精密机床加工精度的主要因素<sup>[3-6]</sup>。热误差补偿方法是减小高速电主轴热误差最经济有效的方法。有大量的学者在热误差补偿方向进行研究,目前主要有两种研究方法<sup>[7-9]</sup>,第一种是数值研究方法,如有限元法<sup>[10]</sup>和有限差分法<sup>[11]</sup>,由于边界条件和传热特性无法明确定义,这些技术仅限于定性分析;第二种方法是建立热误差变化的经验建模,如回归分析<sup>[12]</sup>和灰色系统理论<sup>[13]</sup>等,虽然该方法可以为一些试验提供合理的结果,但热位移往往随着加工过程的变化而变化,大量收集到的测量数据是不完善的,模糊的。利用这些数据建立的热误差模型可能会导致严重的偏差,为了克服传统经验模型的不足,人工神经网络得到了广泛地研究。

Fu 等<sup>[14]</sup>提出了一种基于鸡群优化算法的径向基函数神经网络(chicken swarm optimization algorithm-based radial basic function, CSO-RBF)来处理温度变量和热误差之间的非线性关系,实验验证表明 CSO-RBF 模型具有较高的准确性和鲁棒性。Li 等<sup>[15]</sup>基于改进粒子群算法(improved particle swarm optimization, IPSO)优化反向传播(back propagation, BP)神经网络,实验结果表明 IPSO-BP 模型的预测精度高达 96.5%。Li 等<sup>[16]</sup>提出一种基于蝙蝠算法的反向传播神经网络(bat algorithm-based back propagation, BA-BP)用于预测热定位误差,并在一台三轴试验台上进行热定位误差实验,结果表明 BA-BP 具有较高的精度和稳定性。Ma 等<sup>[17]</sup>提出了灰色聚类和相关性分析法对温度变量进行分组,并提出基于遗传算法的反向传播神经网络建立高速主轴的热误差预测模型。Li 等<sup>[18]</sup>利用改进的模糊滤波神经网络模型并基于温度数据预测主轴变形,使得主轴沿 Z 轴的残余误差小于 6  $\mu\text{m}$ 。苗恩铭等<sup>[19]</sup>对不同主轴转速下的温度和热误差进行了测试,发现当建模数据较少时,多元回归分析(multiple regression analysis, MRA)模型的预测精度和鲁棒性较差,而支持向量机模型(support vector machine, SVM)即使在工作条件发生变化时也具有较高的预测精度。由于电主轴热误差是复杂、非线性且多变的,在不同的工作条件下,仅靠一种建模方法很难建立性能良好的综合热误差模型。为了突破单一方法建模的局限性,提出了结合两种不同单一方法优点的混合模型。Ramesh 等<sup>[20]</sup>提出了一种混合的 SVM 贝叶斯网络模型,该模型利用贝叶斯网络模型对实验数据根据具体工况进行分类,然后基于 SVM 模型映射温度与热误差之间的关系。

该混合模型具有较强的通用性,可以在各种工况条件下精准地预测主轴的热误差。Zhang 等<sup>[21]</sup>还提出了一种基于灰色系统理论和神经网络组成的热误差模型,即灰色神经网络。加工中心电主轴热误差的实验结果表明,与传统的灰色模型或神经网络相比,灰色神经网络具有更好的精度和鲁棒性。

基于以上分析采用人工神经网络对电主轴的热误差进行预测存在着两个问题:1)温度测点的优化,温度传感器所采集的数据存在不可避免的误差,温度测点选择过多会带来过多的噪声,温度测点选取过少,所采集的数据不能包含高速电主轴温度场的全部信息,温度测点的选取直接影响热误差补偿模型的准确性;2)热误差预测模型的建立,热误差预测模型是热误差补偿系统的核心,是联系温度测点与热误差的纽带,热误差预测模型的建立直接影响热误差补偿系统的准确性和抗干扰能力。

为克服以上问题,本文采用模糊 C-均值聚类(fuzzy C-means, FCM)算法和灰色关联分析(grey relational analysis, GRA)相结合的方法解决温度测点优化问题,将众多的温度测点进行聚类排序,获得最优的温度测点组合。为了建立精度高、抗干扰能力强的热误差预测模型,采用了融合人工神经网络和模糊逻辑理论双重优点的自适应神经模糊推理系统(adaptive network-based fuzzy inference system, ANFIS)进行电主轴热误差建模。

## 1 电主轴热特性数据的获取

建立高速电主轴的热误差预测模型主要分为 3 大部分,分别是获取电主轴热态特性数据、基于 FCM-GRA 混合算法的温度测点优化、基于 ANFIS 的高速电主轴热误差预测模型的建立。建模流程如图 1 所示。

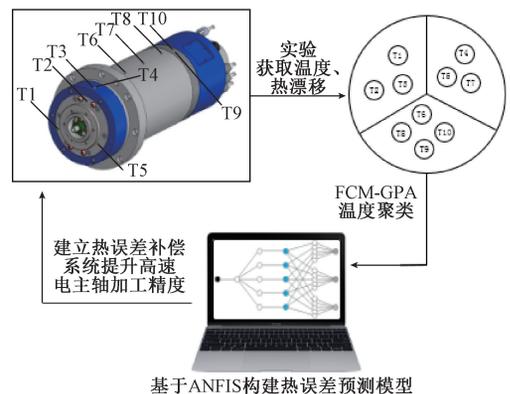


图 1 热误差建模流程

Fig. 1 Modeling process of thermal error

高速电主轴的热特性数据是热误差建模的基石,所以首要任务就是通过实验获取高速电主轴转速、温度、热

漂移三者之间的关系。

### 1.1 实验方案

实验以某高速电主轴为研究对象,该型号电主轴额定转速为 9 900 r/min,当电主轴转速未达到额定转速时,电主轴以恒扭矩的方式运行;当电主轴的转速高于额定转速时,电主轴的输出扭矩会随转速增加而减小,所以电主轴常以额定转速运行,依据实际加工经验,电主轴往往以某一恒定转速下对工件进行流水型作业,期间电主轴停机并进行工件的替换、校准和安装等流程,大约需要 10 min,完成这一工序后,电主轴重新启动继续以恒转速运行加工,为模拟实际工况实验方案如表 1 所示。

表 1 电主轴运行工况方案表

Table 1 Operating conditions of motorized spindle

电主轴转速/ r·min <sup>-1</sup>	运行时间/ min	停机时间/ min	继续运行/ min	总时间/ min
5 000	60	10	60	130
7 000	60	10	60	130
9 000	60	10	60	130

温度测点布置位置说明如表 2 所示,温度传感器的安装如图 2 和 3 所示,位移传感器的安装如图 4 所示。

表 2 温度测点布置位置说明

Table 2 The location of temperature measuring points

温度传感器编号	布置位置
T1, T2, T3	电主轴前端面
T4	电主轴内部前轴承处
T5	前轴承座外端面
T6, T7, T8	电主轴外壳表面
T9	电主轴内部后轴承处
T10	后轴承座外端面

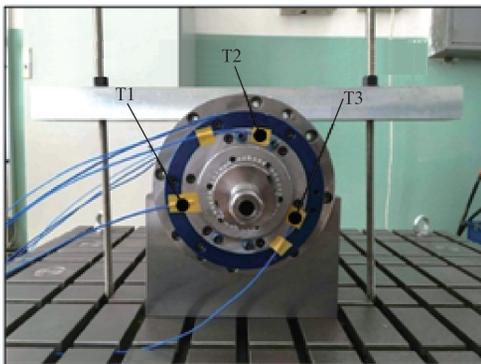


图 2 前端面温度传感器的现场安装

Fig. 2 Site installation drawing of front end temperature sensor

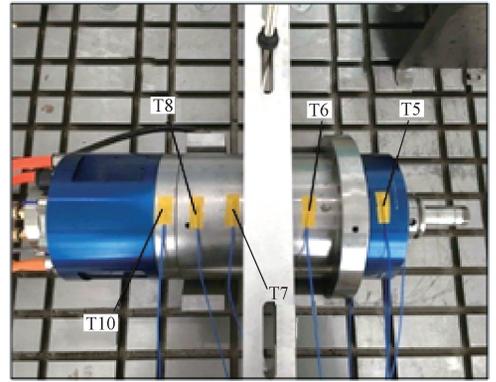


图 3 轴线方向温度传感器的现场安装

Fig. 3 Site installation drawing of the axial temperature sensor

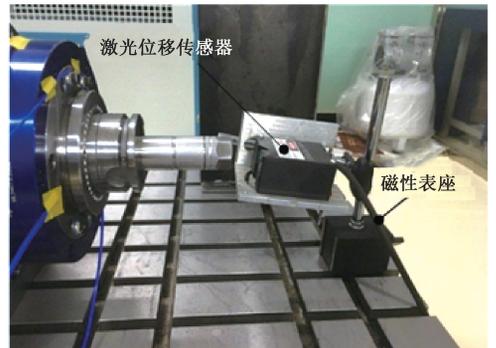


图 4 位移传感器现场安装

Fig. 4 Site installation of the displacement sensor

### 1.2 实验结果及数据分析

#### 1) 温度检测结果

根据设计的实验方案获得电主轴温度测点在 3 种不同转速下的温度数据,具体实验结果如图 5~7 所示。

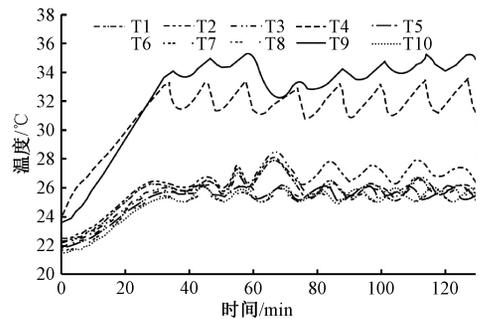


图 5 5 000 r/min 的电主轴温度测点曲线

Fig. 5 Temperature measuring point curve of motorized spindle at 5 000 r/min

基于实验所获得的温度数据,不同转速下,电主轴不同位置的平均温度如表 3 所示。

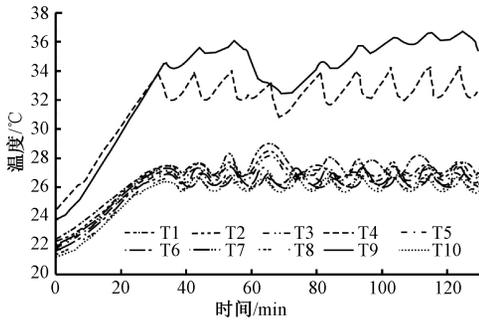


图6 7 000 r/min 的电主轴温度测点曲线

Fig. 6 Temperature measuring point curve of motorized spindle at 7 000 r/min

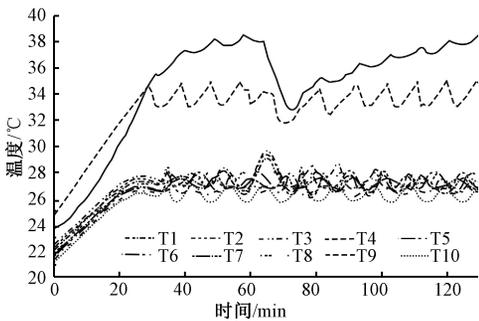


图7 9 000 r/min 的电主轴温度测点曲线

Fig. 7 Temperature measuring point curve of motorized spindle at 9 000 r/min

表3 电主轴平均温度统计表

Table 3 Statistical table of average temperature of motorized spindle

电主轴转速/ ( $r \cdot \min^{-1}$ )	前轴承 温度/ $^{\circ}\text{C}$	后轴承 温度/ $^{\circ}\text{C}$	主轴前端面 温度/ $^{\circ}\text{C}$	外壳测点 温度/ $^{\circ}\text{C}$
5 000	32.1	33.9	26.9	25.7
7 000	32.6	34.7	27.8	26.6
9 000	33.4	35.7	27.9	26.9

2) 热误差检测结果

根据设计的实验方案获得电主轴在3种不同转速下的轴向热漂移数据,具体实验结果如图8所示。

由图8所示曲线可知,不同转速下,轴向热漂移曲线具有相同的变化趋势。以5 000 r/min的热漂移曲线为例,在电主轴运转初期,随着运行时间的增加,轴向热漂移逐渐增大,直到电主轴达到热平衡后,热漂移处于动态平衡状态,此时热漂移大约为37.2  $\mu\text{m}$ 。当电主轴停机时,由于转子内部热量无法及时散出,同时电主轴前端面内部空间也积聚大量热量,从而在短时间内温度升高,通过热传导和热对流的方式将热量传递到了

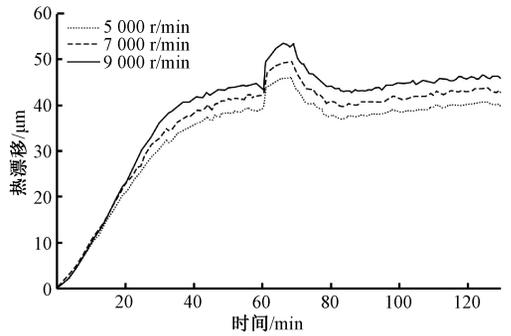


图8 电主轴轴向热漂移曲线

Fig. 8 Axial thermal drift curve of motorized spindle

电主轴刀柄前端部,形成了热迟滞和热膨胀效应,从而热漂移在停机时陡然增加。而当电主轴重新运行时,热漂移又恢复到了动态平衡状态。由图8可知,转速为7 000和9 000 r/min时,热漂移分别为40.1和43.2  $\mu\text{m}$ ,随着转速的增加,电主轴轴向热漂移也会增加,从而影响机床的加工精度。

2 基于FCM-GRA的温度测点优化

在温度测点优化中,FCM聚类分析只是对温度变量进行了聚类,并没有对温度与热误差之间的关系做出解释;GRA分析只考虑了温度变量与热误差的相关性,而忽略了温度变量之间的耦合问题。为了解决以上问题,本文采用FCM聚类分析和GRA分析相结合的方法选择温度敏感点,充分利用各自理论的优势,使其温度测点优化结果更加可靠。

2.1 模糊C-均值聚类

1) FCM算法简介

FCM聚类算法试图根据给定的准则,将n元数据集  $\mathbf{X} = \{x_1, \dots, x_n\}$  划分为c个模糊聚类簇的集合,分别为c个子集的聚类中心矩阵  $\mathbf{V} = \{v_1, \dots, v_c\}$  和一个  $c \times n$  的隶属度矩阵  $\mathbf{U} = \{u_{ij}\}$ ,  $\mu_{ij}$  表示第j个数据点属于第i类的隶属度。在每个模糊聚类簇中,一个聚类中心用  $v_i (i = 1, 2, \dots, c)$  表示。

首先确定具有变量隶属度矩阵U和聚类中心矩阵V的FCM聚类算法的目标函数为<sup>[22]</sup>:

$$\overline{J_{fcm}}(\mathbf{U}, \mathbf{V}, \lambda) = J_{fcm}(\mathbf{U}, \mathbf{V}) + \sum_{j=1}^n \lambda_j \left( \sum_{i=1}^c u_{ij} - 1 \right) = \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^c (u_{ij})^m \sum_{x_j \in X_j} (d_{ij})^2 + \sum_{j=1}^n \lambda_j \left( \sum_{i=1}^c u_{ij} - 1 \right) \quad (1)$$

式中:m为大于1的模糊指数,m最佳的取值范围为(1.5, 2.5); $d_{ij}$ 表示 $x_i$ 与 $x_j$ 的欧几里德距离; $\lambda_j (j = 1, 2, \dots, n)$ 是拉格朗日乘子。

对目标函数中的参数求导后并解方程组,可以得到:

$$v_i = \frac{\sum_{j=1}^n u_{ij}^m x_j}{\sum_{j=1}^n u_{ij}^m} \quad (2)$$

$$u_{ij} = \frac{1}{\sum_{k=1}^c \left( \frac{d_{ij}}{d_{jk}} \right)^{\frac{2}{m-1}}} \quad (3)$$

$$U = \begin{bmatrix} 0.9397 & 0.9507 & 0.9326 & 0.0507 & 0.0065 & 0.00484 & 0.0317 & 0.0425 & 0.0244 & 0.0189 \\ 0.0024 & 0.0353 & 0.0289 & 0.9853 & 0.9657 & 0.0028 & 0.9714 & 0.0214 & 0.0201 & 0.0023 \\ 0.0703 & 0.0071 & 0.0068 & 0.0476 & 0.0016 & 0.9598 & 0.1374 & 0.9824 & 0.9752 & 0.9778 \end{bmatrix}$$

隶属度矩阵  $U$  中的列从左到右依次对应温度测点 T1~T10,行从上到下对应 3 种聚类,温度测点的聚类结果如表 4 所示。

表 4 不同温度测点的聚类结果

Table 4 Clustering results of different temperature measurement points

类别	温度测点
第 1 类	T1、T2、T3
第 2 类	T4、T5、T7
第 3 类	T6、T8、T9、T10

## 2.2 灰色关联分析

基于 FCM 算法可以很好地将温度测点进行分类,由于同一类别的不同温度测点对于电主轴热漂移的影响程度也有所不同,为了筛选出影响程度最大的温度测点,采用 GRA 算法对温度测点进行排序。

### 1) GRA 算法简介

GRA 算法对电主轴温度数据和热误差数据进行数学建模分析,寻求温度变量与热误差之间的关系,找出影响电主轴热误差的关键温度敏感点。GRA 算法的主要任务就是计算母序列(热误差位移序列:  $Y = \{Y(k) | k = 1, 2, \dots, n\}$ )与子序列(温度测量值序列:  $X_i = \{X_i(k) | k = 1, 2, \dots, n; i = 1, 2, \dots, m\}$ )之间的灰色关联度,为了保证数据的可比性与等价性首先将数据序列进行无量纲化处理得到数据序列  $y(k)$  和  $x_i(k)$ ,进而得到母序列和子序列的灰色关联度为<sup>[23]</sup>:

$$r_i = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \xi_i(k) \quad k = 1, 2, \dots, n \quad (4)$$

式中:  $\xi_i(k)$  为母序列与子序列的灰色关联系数。

### 2) 基于 GRA 温度测点排序

基于 GRA 算法依次计算温度变量与热误差之间的灰色关联度,将实验获得的热漂移数据设为母序列,即  $Y = \{Y(k) | k = 1, 2, \dots, n\}$ ; 10 个温度测点的温度数据设为子序列,即  $X_i = \{X_i(k) | k = 1, 2, \dots, n; i = 1, 2, \dots, m\}$ 。

### 2) 基于 FCM 温度测点聚类

以实验获得的温度与热误差数据为基础,以电主轴转速 7 000 r/min 的实验数据为例,依据 FCM 聚类算法对 T1~T10 总计 10 个温度测点进行聚类分析,根据式(2)~(3)计算温度测点的初始聚类中心,得到的隶属度矩阵  $U$  为:

根据式(4)计算不同温度测点与热误差之间的灰色关联度如表 5 所示,根据灰色关联度数值大小,温度测点的排序为: T4>T9>T7>T5>T2>T1>T3>T10>T6>T8。

表 5 不同温度测点与热误差的灰色关联度

Table 5 Grey correlation between temperature measurement points and thermal error

温度测点	灰色关联度	温度测点	灰色关联度
T1	0.6486	T6	0.6334
T2	0.6556	T7	0.6577
T3	0.6428	T8	0.6318
T4	0.7062	T9	0.6978
T5	0.6561	T10	0.6365

根据温度测点的排序结果和温度测点的聚类结果,最后选出第 1 类的 T2、第 2 类的 T4 和第 3 类的 T9 为电主轴系统的最优温度测点。

## 3 热误差模型的建立

### 3.1 ANFIS 模型的建立

如图 9 为在 MATLAB 中建立的 ANFIS 模型的网络结构。第 1 层为输入层,有 3 个输入神经元对应所选的 3 个优化的温度测点。第 2 层为模糊化层,每个输入神经元连接 5 个神经元(共 15 个神经元),对应每个输入温度测点的 5 个高斯隶属函数。第 3 层为模糊规则层,包含 5 个神经元,相当于 5 个模糊 IF-THEN 规则。第 4 层为输出预测结果,其由 5 个输出神经元组成。第 5 层为输出层,采用加权平均法去模糊化以获得最终的预测热漂移。

完成 ANFIS 模型的构造后,以优化后的温度测点 T2、T4 和 T9 作为模型的输入变量,以轴向热漂移数据作为输出变量。以 7 000 r/min 的转速采集到的温度与热漂移数据作为训练数据集,以 5 000 和 9 000 r/min 的转速采集到的温度与热漂移数据作为验证数据集,训练 ANFIS 模型。

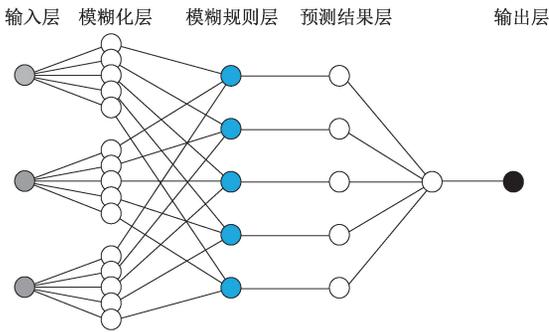


图 9 ANFIS 模型的网络结构

Fig. 9 Network structure diagram of ANFIS model

训练完成后,用验证数据集对模型的预测精度进行检验,ANFIS 模型的预测结果如图 10 所示。由图 10 中的残差柱状图可知 ANFIS 模型对 5 000 和 9 000 r/min 的实际热漂移曲线均表现出了良好的预测效果。

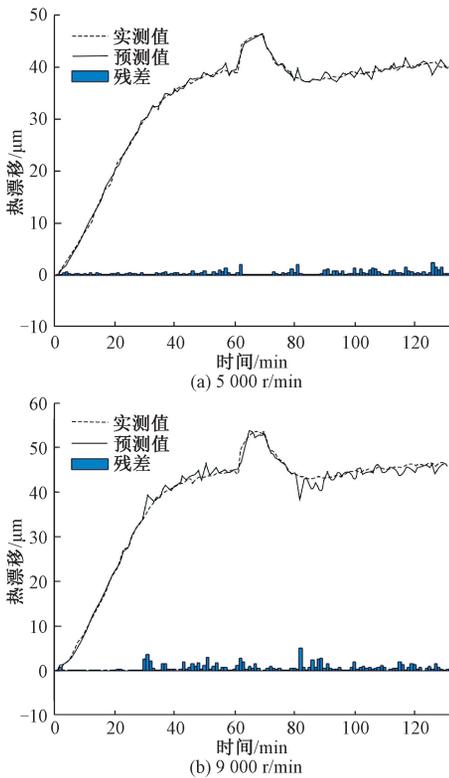


图 10 不同转速下 ANFIS 模型的预测结果

Fig. 10 Prediction results of ANFIS model at different rotating speeds

然而为了比较模型的预测结果及其与实测数据的偏差,本文采用 4 个性能指标计算模型的鲁棒性和预测精度,其中包括相关系数( $R$ ),决定系数( $R^2$ ),均方根误差(root mean squared error, RMSE),平均绝对误差(mean absolute error, MAE)。

$R$  描述了预测数据与实测数据之间的共线性程度,其范围在  $(-1, 1)$  之间,是实测数据与预测数据之间线性关系程度的指标。具有良好相关性的系统的绝对值接近 1。 $R^2$  表征为预测值对实测值的拟合好坏,其范围在  $(0, 1)$  之间,是拟合优度的统计指标,在预测实践中,往往采用  $R^2$  最高的模型。 $R$  和  $R^2$  的具体数值可由 ANFIS 模型的散点拟合结果获得,如图 11 所示。

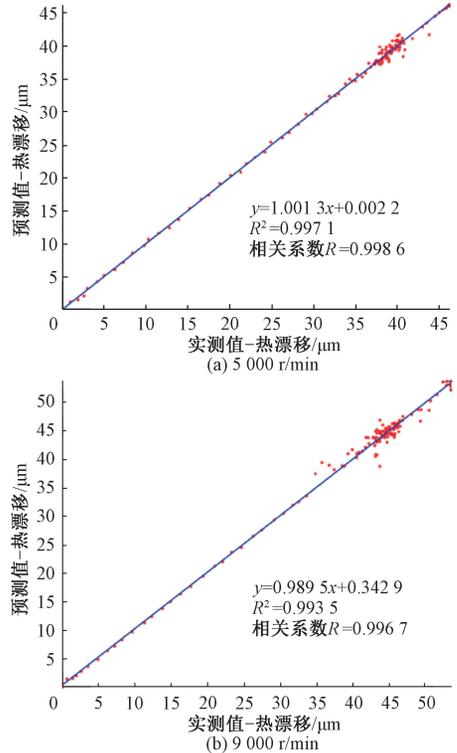


图 11 不同转速下 ANFIS 模型的散点拟合结果

Fig. 11 Scatter-point fitting results of the ANFIS model at different speeds

$RMSE$  表示预测值和实测值之间差异(称为残差)的样本标准差,做非线性拟合时, $RMSE$  越小越好。 $RMSE$  计算公式为:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{n}} \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (5)$$

式中: $n$  为样本数; $y_i$  为热漂移实测值; $\hat{y}_i$  为模型预测值。

$MAE$  是绝对误差的平均值,它能更好地反映预测值误差的实际情况,其值表示预测值与真实值之间的平均距离,具有更好的解释性,便于理解。 $MAE$  的计算公式为:

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i| \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (6)$$

基于以上讨论可以获得 ANFIS 模型在不同转速下的性能统计,如表 6 所示。

表6 ANFIS模型在不同转速下的性能统计表

Table 6 Statistical results of the ANFIS model performance at different speeds

转速/ $r \cdot \min^{-1}$	$R$	$R^2$	$RMSE$	$MAE$
5 000	0.998 6	0.997 1	0.612 5	0.421 3
9 000	0.996 7	0.993 5	0.908 1	0.702 4

由表6可知,不同转速下4个性能指标的偏差都很小,因此可以判断当电主轴转速为5 000和9 000 r/min时,ANFIS模型具有较好的准确性和鲁棒性。

3.2 与BP神经网络的比较研究

为了评价ANFIS模型相对于传统人工神经网络模型的预测精度,本文构建了一个BP神经网络模型进行对比分析。本文采用4层BP神经网络模型;输入层有3个输入变量(优化后的温度变量T2、T4和T9),输出层有1个神经元(轴向热漂移),隐含层的数目根据MSE来确定,神经元节点由少逐渐增加,直到MSE不再明显减少为止。最终,采用2个隐含层构建BP神经网络的隐含结构,BP神经网络的MSE训练性能如图12所示。

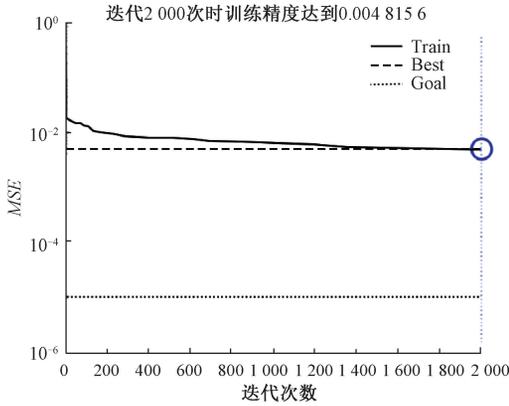


图12 BP神经网络的MSE训练性能

Fig. 12 MSE training performance graph of BP neural network

由图12可知,以转速为7 000 r/min时测得的实验数据训练BP神经网络,当迭代次数为2 000次时,MSE收敛于0.004 815 6,达到预测精度的要求。因此基于以上讨论,构建了2个隐含层各含有10个神经元的BP神经网络模型,来预测轴向的热漂移。

采用与ANFIS模型相同的验证数据集,利用BP神经网络进行热误差预测,预测结果如图13所示,散点拟合结果如图14所示。

由图14可知,BP神经网络模型的预测结果符合实际热误差曲线的拟合精度,但为了便于比较ANFIS模型和BP神经网络模型的预测性能,采用以下数据统计方式进行量化研究,图15所示为不同转速下ANFIS模型和

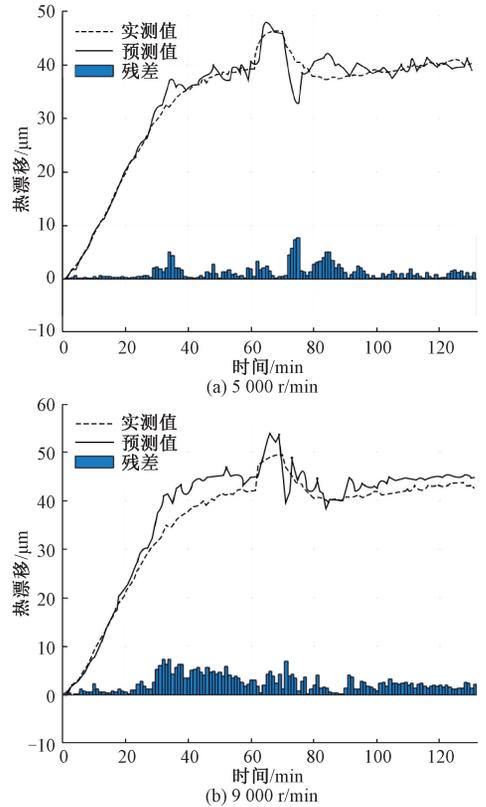


图13 不同转速下BP神经网络模型的预测结果  
Fig. 13 Prediction results of BP neural network model at different speeds

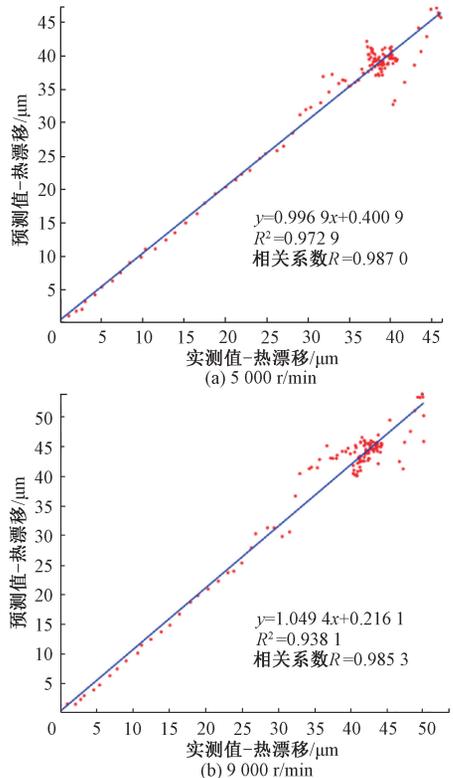


图14 不同转速下BP神经网络模型的散点拟合结果  
Fig. 14 Scatter-point fitting results of BP neural network model at different speeds

BP 神经网络模型的预测结果。ANFIS 模型和 BP 神经网络模型在不同转速下的性能统计,如表 7 和 8 所示。

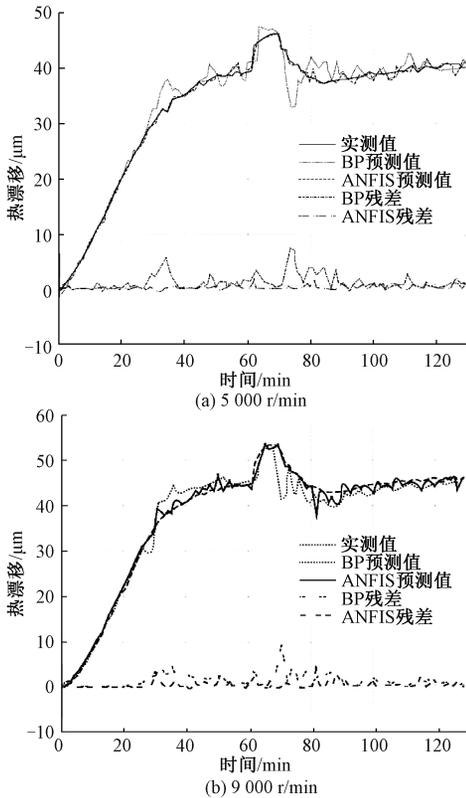


图 15 不同转速下 ANFIS 模型和 BP 网络模型的预测结果

Fig. 15 Prediction results of the ANFIS model and the BP neural network model at different speeds

表 7 ANFIS 模型和 BP 神经网络模型在 5 000 r/min 转速下的性能统计

Table 7 Performance statistics of the ANFIS model and the BP neural network model at 5 000 r/min

模型	$R$	$R^2$	RMSE	MAE
ANFIS	0.998 6	0.997 1	0.612 5	0.421 3
BP	0.987 0	0.972 9	1.883 5	1.241 0

表 8 ANFIS 模型和 BP 神经网络模型在 9 000 r/min 转速下的性能统计

Table 8 Performance statistics of the ANFIS model and the BP neural network model at 9 000 r/min

模型	$R$	$R^2$	RMSE	MAE
ANFIS	0.996 7	0.993 5	0.908 1	0.702 4
BP	0.985 3	0.938 1	3.019 6	2.430 7

基于图 15 的结果及表 7 和表 8 的相关性能指标比较,与 BP 神经网络模型相比,在不同转速下,ANFIS 模型

具有较高的  $R$  和  $R^2$ ,较小的 RMSE 和 MAE;与此同时,从图中的残差曲线波动程度可知 ANFIS 模型的残差曲线整体平稳,且预测曲线与实际热误差曲线具有较好的拟合效果,而 BP 神经网络模型在 60~70 min 内的停机时间,残差曲线波动较大,体现出了模型较差的适用性。

## 4 结 论

1) 针对温度测点优化问题,采用 FCM-GRA 综合分析方法对温度测点进行优化,筛选出最优温度测点的组合,使温度测点数目由 10 个减少到了 3 个,降低了后续热误差建模输入变量的冗余性。

2) 针对高速电主轴热误差建模问题,将自适应神经网络推理系统用于高速电主轴热误差建模。结果表明,基于 ANFIS 的热误差预测模型的残差小于  $1 \mu\text{m}$ 。最后将 ANFIS 模型与 BP 神经网络对比,结果表明 ANFIS 模型较 BP 神经网络,具有更高的准确性和抗干扰能力,为高速电主轴热误差建模提供了新方法。

## 参考文献

[ 1 ] 高峰,程明科,李艳,等. 永磁同步型磨削电主轴偏心振动分析及实验[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(2):38-50.  
GAO F, CHENG M K, LI Y, et al. Eccentric vibration analysis and test of permanent magnet synchronous grinding motorized spindle [ J ]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(2):38-50.

[ 2 ] 单文桃,陈小安. 计及刀具影响的高速电主轴系统动力学特性研究[J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(12): 3121-3128.  
SHAN W Y, CHEN X AN. Research on the dynamic characteristic of high-speed motorized spindle considering tool influence [ J ]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2017, 38(12):3121-3128.

[ 3 ] KANG C M, ZHAO C Y, LIU K, et al. Comprehensive compensation method for thermal error of a vertical drilling center[J]. Transactions of the Canadian Society for Mechanical Engineering, 2019, 43(1): 92-101.

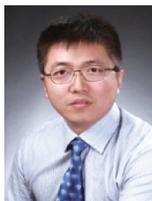
[ 4 ] 张丽秀,李超群,李金鹏,等. 高速高精度电主轴温升预测模型[J]. 机械工程学报, 2017, 53(23):129-136.  
ZHANG L X, LI CH Q, LI J P, et al. The Temperature prediction mode of high speed and high precision motorized spindle [ J ]. Journal of Mechanical Engineering, 2017, 53(23):129-136.

[ 5 ] YANG J, SHI H, FENG B, et al. Thermal error modeling and compensation for a high-speed motorized spindle [ J ]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2015, 77(5-8):1005-1017.

[ 6 ] 林伟青,傅建中. 拟实环境下高速电主轴建模与热态

- 特性研究[J]. 仪器仪表学报, 2006, 27(Z1): 988-990.
- LIN W Q, FU J ZH. Thermal characterizations and model of high speed motorized spindle in virtual-reality[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2006, 27(Z1):988-990.
- [7] LI J W, ZHANG W J, YANG G S, et al. Thermal-error modeling for complex physical systems: the-state-of-arts review [J]. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2009, 42(1-2):168-179.
- [8] 何怡刚, 陈张辉, 李兵, 等. 改进 AFSA-BP 神经网络的湿度传感器温度补偿研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2018, 32(7):95-100.
- HE Y G, CHEN ZH H, LI B, et al. Research on temperature compensation for humidity sensor of improved AFSA-BP neural network [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2018, 32(7):95-100.
- [9] 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 Instrument, 2017, 31(12): 2017-2022.
- [10] MIAN N S, FLETCHER S, LONGSTAFF A P, et al. Efficient thermal error prediction in a machine tool using finite element analysis [J]. Measurement Science & Technology, 2011, 22(8):085107.
- [11] BERND B, JAY F T. A thermal model for high speed motorized spindles[J]. International Journal of Machine Tools & Manufacture, 1999, 39(9):1345-1366.
- [12] CHEN J S, YUAN J, NI J. Thermal error modelling for real-time error compensation[J]. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 1996, 12(4): 266-275.
- [13] WANG Y, ZHANG G, MOON K S, et al. Compensation for the thermal error of a multi-axis machining center[J]. Journal of Materials Processing Technology, 1998, 75(1-3):45-53.
- [14] FU G Q, GONG H W, GAO H L, et al. Integrated thermal error modeling of machine tool spindle using a chicken swarm optimization algorithm-based radial basic function neural network [J]. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2019, 105(5-6): 2039-2055.
- [15] LI B, TIAN X, ZHANG M. Thermal error modeling of machine tool spindle based on the improved algorithm optimized BP neural network[J]. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2019, 105(9): 1497-1505.
- [16] LI Y, ZHAO J, J SH J, et al. Thermal positioning error modeling of machine tools using a bat algorithm-based back propagation neural network [J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2018, 97(5-8):2575-2586.
- [17] MA C, ZHAO L, MEI X S, et al. Thermal error compensation of high-speed spindle system based on a modified BP neural network [J]. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2017, 231(5):753-767.
- [18] LI Y L, WANG M Y, HU Y M, et al. Thermal error prediction of the spindle using adaptive neuro-fuzzy inference system [J]. Applied Mechanics & Materials, 2015(789-790):263-267.
- [19] 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 EN M, GONG Y Y, CHENG T J, et al. Application of support vector regression machine to thermal error modelling of machine tools[J]. Optics and Precision Engineering, 2013, 21(4):980-986.
- [20] RAMESH R, MANNAN M A, POO A N. Support vector machines model for classification of thermal error in machine tools [J]. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2002, 20(2):114-120.
- [21] ZHANG Y, YANG J, JIANG H. Machine tool thermal error modeling and prediction by grey neural network[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2012, 59(9-12):1065-1072.
- [22] 高新波. 模糊聚类分析及其应用[M]. 西安:西安电子科技大学出版社, 2004.
- GAO X B. Fuzzy cluster analysis and its applications[M]. Xi'an: Xi'an University Press, 2004.
- [23] 罗佑新, 张龙庭, 李敏. 灰色系统理论及其在机械中的应用[M]. 长沙:国防科技大学出版社, 2001.
- LUO Y X, ZHANG L T, LI M. The application of the grey system theory in the mechanical engineering [M]. Changsha: National University of Defense Technology Press, 2001.

### 作者简介



戴野, 2006年、2009年和2012年于哈尔滨理工大学分别获得学士学位、硕士学位和博士学位, 现为哈尔滨理工大学副教授, 主要研究方向为高速电主轴技术。

E-mail: daiye312@163.com

**Dai Ye** received his B. Sc. degree, M. Sc. degree and Ph. D. degree all from Harbin University of Science and Technology in 2006, 2009 and 2012, respectively. He is currently an associate professor at Harbin University of Science and Technology. His main research interests include thermal error of high-speed motorized spindle.