

文章编号: 1674-8085(2019)04-0077-04

# 基于模糊神经网络的铣床热误差预测模型研究

\*李耀贵, 伍先明

(广东理工学院, 广东, 肇庆 526100)

**摘要:** 当前, 铣床主轴加工产品容易受到热误差的影响, 造成产品精度下降。对此, 采用模糊神经网络模型预测铣床主轴热误差, 并对预测结果进行比较和分析。建立神经网络径向基函数的表达式, 给出了模糊推理系统和控制规则, 创建了模糊 RBF 神经网络预测模型, 对铣床主轴进行热误差验证。结果显示: 铣床主轴采用 RBF 神经网络模型预测误差较大, 其 Y 轴和 Z 轴输出最大误差分别为  $5.9\ \mu\text{m}$  和  $7.1\ \mu\text{m}$ ; 铣床主轴采用模糊 RBF 神经网络模型预测误差较小, 其 Y 轴和 Z 轴输出最大误差分别为  $3.5\ \mu\text{m}$  和  $2.9\ \mu\text{m}$ 。同时, 模糊 RBF 神经网络模型预测误差跳动幅度较小。采用模糊 RBF 神经网络预测模型, 可以补偿铣床运行时产生的热误差, 提高铣床主轴加工精度。

**关键词:** 径向基函数; 神经网络; 模糊推理; 铣床; 热误差

中图分类号: TH161

文献标识码: A

DOI:10.3969/j.issn.1674-8085.2019.04.015

## RESEARCH ON THERMAL ERROR PREDICTION MODEL OF MILLING MACHINE BASED ON FUZZY NEURAL NETWORK

\*LI Yao-gui, WU Xian-ming

(Guangdong Polytechnic College, Zhaoqing Guangdong 526100, China)

**Abstract:** At present, machine tools spindle processing products are vulnerable to thermal errors, resulting in product accuracy decrease. In this regard, the fuzzy neural network model is used to predict the thermal error of the machine tools spindle, and the prediction results are compared and analyzed. The expression of radial basis function of neural network is established, the fuzzy reasoning system and control rules are given, and the prediction model of fuzzy RBF neural network is established to verify the thermal error of machine tools spindle. The results show that the maximum error of Y and Z axes is  $5.9\ \mu\text{m}$  and  $7.1\ \mu\text{m}$ , respectively. The maximum error of Y and Z axes is  $3.5\ \mu\text{m}$  and  $2.9\ \mu\text{m}$ , respectively. At the same time, the prediction error jump of the fuzzy RBF neural network model is smaller. The prediction model based on fuzzy RBF neural network can compensate the thermal error caused by machine tools running and improve the machining accuracy of machine tools spindle.

**Key words:** radial basis function; neural network; fuzzy reasoning; machine tools; thermal error

## 0 引言

数控机床是机械加工的重要设备。随着智能化和信息化的不断发展, 机械加工正朝着高精度方向

发展。我国长三角地区机械加工工厂很多, 在加工过程中, 由于精度不达标, 导致零部件尺寸不合格, 甚至出现报废现象。影响机床加工的误差包括以下几种: 1) 机床几何误差; 2) 机床热误差; 3) 切削力误差; 4) 刀具磨损误差; 5) 其它误差。其中,

收稿日期: 2019-01-02; 修改日期: 2019-04-12

基金项目: 2016 年广东省人才培养模式创新实验区项目 (项目编号: 30)

作者简介: \*李耀贵(1979-), 男, 广东湛江人, 讲师, 硕士, 主要从事机械工程研究(E-mail: liyaogui112@sohu.com);

伍先明(1955-), 男, 湖南宁乡人, 教授, 主要从事模具设计与制造研究(E-mail: xianmingwu@126.com)。

热误差是影响数控机床加工精度的主要因素,限制了数控机床的发展<sup>[1]</sup>。为了提高机床加工精度,目前采用的方法主要包括以下两种<sup>[2]</sup>: 1) 误差防止法; 2) 误差补偿法。误差防止法是通过优化机床结构,提高装配精度,从而提高机床加工精度。但是,该方法需要成本太大,受到了限制。误差补偿法采用预测误差来抵消机床产生的误差,该方法成本较低,得到了迅速发展。因此,如何降低数控机床加工误差,是学术界和工业急需解决的重大问题。

当前,学术界从不同角度对数控机床热误差展开了研究,产生了多种方法和理论。例如:文献[3]研究了机床热误差径向基函数神经网络建模方法,讨论了RBF神经网络建模方法,给出了RBF神经网络预测热误差模型,通过机床实际测量值验证误差模型的效果,结果显示,可以采用RBF神经网络预测数据对数控机床进行在线补偿;文献[4]研究了机床热误差不同神经网络预测模型,通过比较BP神经网络、级联神经网络、径向基函数神经网络和广义回归神经网络模型,以机床上热误差测量值进行比较和分析,四种网络预测模型都有各自的优缺点,常规神经网络模型热误差泛化能力较差。以往研究的机床热误差预测模型,预测精度较低,很难适应高精度机床加工的需求。本文结合模糊推理系统和RBF神经网络结构的各自优点,建立模糊RBF神经网络预测模型,通过铣床进行验证,为进一步降低铣床加工产生的热误差提供参考。

## 1 径向基函数(RBF)神经网络

RBF神经网络含有三层结构: 1) 输入层; 2) 隐含层; 3) 输出层。输入层节点将输入信号传递到隐含层,通过隐含层节点将信号输出。隐含层节点采用高斯函数叙述,其表达式<sup>[5-7]</sup>为:

$$u_i(x) = \exp\left(-\frac{\|X - c_i\|^2}{2b_i^2}\right) \quad i=1,2,\dots,m \quad (1)$$

式中:  $u_i(x)$ 为隐含层第  $i$  个节点的输出;  $X$  为输入样本,  $X=(x_1, x_2, \dots, x_k)^T$ ;  $c_i$  为隐含层第  $i$  个神经元中心矢量;  $b_i$  为隐含层第  $i$  个神经元基函数宽度;  $m$  为隐含层节点个数。

在RBF神经网络中,隐含层每个节点对应一个

中心向量,该向量维数与输入样本相同,RBF神经网络输出层节点为线性组合。

## 2 热误差模糊RBF神经网络

### 2.1 模糊理论

模糊推理系统结构如图1所示,主要包括四个部分: 1) 模糊器; 2) 知识库; 3) 推理运算; 4) 反模糊化。

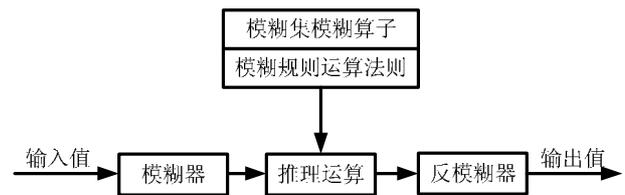


图1 模糊推理系统  
Fig.1 Fuzzy Inference System

模糊器将输入值模糊化后,通过知识库中模糊集模糊算子和模糊规则运算法则进行推理运算,最后采用反模糊器输出值。模糊推理系统中的输入和输出值都是模糊集合,根据知识库中的模糊规则进行计算。模糊规则一般采用条件语句,经过变化条件推理产生决策结果。模糊推理规则表达式<sup>[8-9]</sup>为:

$$\begin{aligned} \text{IF } & x_1 = A_1^i, \quad x_2 = A_2^i, \quad \dots, \quad x_n = A_n^i \\ \text{THEN } & y \text{ is } W^i \end{aligned} \quad (2)$$

式中:  $A_j^i$ 、 $W^i$  为模糊集合;  $x$  为输入域,  $y$  为输出域。

### 2.2 模糊RBF神经网络

结合模糊规则,可以推导出模糊RBF神经网络表达式为:

$$\begin{aligned} \text{IF } & x_1 = A_1^i, \quad x_2 = A_2^i, \quad \dots, \quad x_n = A_n^i \\ \text{THEN } & y_1^i = \omega_{i1}, \quad y_2^i = \omega_{i2}, \quad \dots, \quad y_o^i = \omega_{io} \end{aligned} \quad (3)$$

式中:  $x_n$  为温度输入值;  $y_o$  为神经网络输出值(模型预测值)。

模糊系统采用平均值法,其输出值为:

$$y_k = \frac{\sum_{i=1}^m \omega_{ik} \lambda_i}{\sum_{i=1}^m \lambda_i} \quad (4)$$

式中:  $\lambda_i$  为第  $i$  条规则的激励强度。

$\lambda_i$  的表达式为:

$$\lambda_i = \mu_{i1} \mu_{i2} \dots \mu_{in} = \prod_{j=1}^n \mu_{ij} \quad (1 \leq i \leq m) \quad (5)$$

模糊RBF神经网络预测模型结构如图2所示。

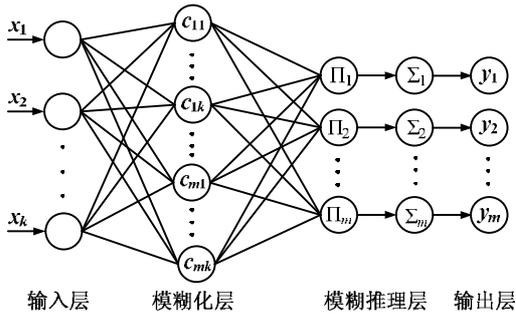


图2 模糊神经网络结构

Fig.2 Structure of Fuzzy Neural Network

模糊 RBF 神经网络结构包括四层:

第一层为输入层: 输入值对应于神经网络各个节点。

第二层为模糊化层: 采用 RBF 为模糊隶属度函数<sup>[10]</sup>, 该层输入输出表达式为:

$$y_{ij} = \frac{1}{\sqrt{2\pi}b_{ij}} \exp\left[-\frac{(x_i - \theta_{ij})^2}{2b_{ij}^2}\right] \quad (6)$$

式中:  $y_{ij}$  为概率密度;  $\theta_{ij}$  为神经网络模型训练的均值。

第三层为模糊推理层: 神经网络节点与模糊规则相对应, 每个节点输出值表达式为:

$$y_i' = \prod_{j=1}^k \kappa_j x_{ij}, i=1,2,\dots,m \quad (7)$$

式中:  $\kappa_i$  为模糊规则权函数;  $x_{ij}$  为第  $i$  个节点的输入值。

第四层为输出层: 通过模糊推理层输出信号的线性组合, 采用平均法完成反模糊化计算, 其输出表达式为:

$$y = \frac{\sum_{i=1}^m \mu_i y_i'}{\sum_{i=1}^m \mu_i} \quad (8)$$

式中:  $y_i^i = y_i'$ ,  $\mu_i = \mu_{1i} \mu_{2i} \dots \mu_{ki}$ 。

### 3 误差与分析

采用温度传感器测量铣床主轴运行时温度, 传感器分别采用激光位移传感器和激光温度传感器, 主轴转速范围为[1000 r/min, 3000 r/min]。假设主轴转速设置为 1000 r/min、2000 r/min 及 3000 r/min, 分别运行 30 min, 测量时间间隔为 3 min, 总共测量 30 组温度值。将测量数据导入到预测模型中,

具体实验方案如图 3 所示。

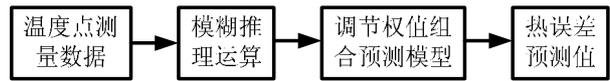


图3 实验方案

Fig.3 Experimental scheme

铣床热误差测量实验过程如图 4 所示, 激光位移传感器和激光温度位移传感器分布位置如图 5 所示, 采用温度传感器测量的温度结果如图 6 所示, 采用激光位移传感器测量结果如表 1 所。



图4 铣床热误差测量实验过程

Fig.4 Experimental Process of milling machine thermal error measurement

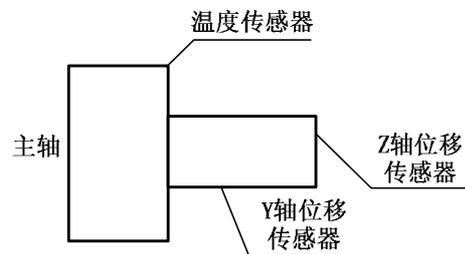


图5 传感器分布位置

Fig.5 Sensor distribution position

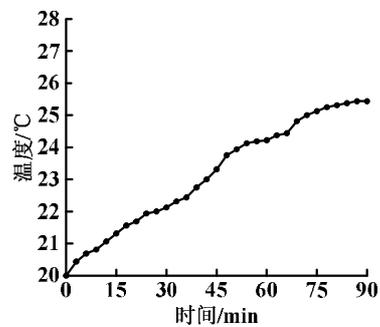


图6 测量温度数据

Fig.6 Measuring temperature data

表 1 主轴测量与模型预测值  
Table.1 Spindle measurement and model prediction value

主轴	Y 轴						Z 轴					
实际测量值	20.5	21.4	19.2	25.1	27.6	24.3	23.4	24.2	22.0	28.6	30.8	27.8
	19.9	21.2	22.4	25.2	24.5	22.2	22.3	24.5	25.6	28.6	27.6	25.4
	20.3	25.2	24.6	21.2	21.5	26.0	23.1	28.4	27.4	25.3	24.7	29.1
	22.5	23.6	24.4	24.8	23.2	22.8	25.4	26.6	29.5	29.7	26.9	28.4
	21.6	24.0	22.5	23.6	24.7	25.1	24.3	27.0	25.7	26.2	27.2	29.4
RBF 预测值	16.6	18.8	13.3	20.6	24.9	19.0	27.3	29.3	26.9	35.5	35.4	29.9
	15.8	19.5	23.6	27.9	29.1	27.5	20.0	19.8	18.9	23.2	23.4	27.6
	23.6	27.4	23.3	16.5	16.0	22.0	27.6	34.8	31.8	26.7	30.1	25.4
	24.5	28.7	22.6	29.3	25.1	28.5	20.6	25.6	31.2	34.4	25.7	23.6
	26.1	26.3	17.5	19.9	22.3	26.1	25.8	26.2	22.6	27.7	27.8	31.8
模糊 RBF 预测值	19.0	19.2	18.3	28.1	27.0	21.4	25.1	25.4	24.9	29.7	30.0	25.8
	18.1	20.8	20.9	26.3	27.7	21.7	21.8	26.4	24.8	26.4	24.8	24.9
	17.3	25.7	26.0	24.7	22.8	25.5	24.1	27.9	26.1	23.3	26.1	28.5
	19.5	23.9	25.9	22.8	22.3	24.3	23.7	27.1	31.7	29.2	24.9	28.9
	20.3	24.5	24.5	22.0	25.7	24.6	23.8	28.2	25.4	27.0	26.4	29.8

Y 轴方向预测值与实际测量值误差如图 7 所示,Z 轴方向预测值与实际测量值误差如图 8 所示。根据图 7 预测结果可知:铣床主轴在 Y 方向上产生的热误差,采用 RBF 神经网络模型预测误差较大,预测误差最大值为 5.9  $\mu\text{m}$ ,模糊 RBF 神经网络模型预测误差较小,预测误差最大值为 3.5  $\mu\text{m}$ 。根据图 8 预测结果可知:铣床主轴在 Z 方向上产生的热误差,采用 RBF 神经网络模型预测误差较大,预测误差最大值为 7.1  $\mu\text{m}$ ,模糊 RBF 神经网络模型预测误差较小,预测误差最大值为 2.9  $\mu\text{m}$ 。因此,采用 RBF 神经网络模型预测主轴热误差,其精度较低,而采用模糊 RBF 神经网络模型预测主轴热误差,其精度较高。

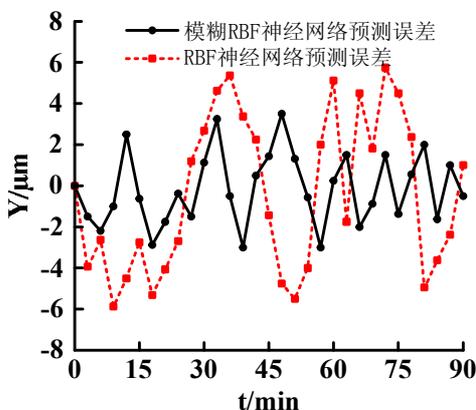


图 7 铣床 Y 轴方向误差  
Fig.7 Y-axis direction error of milling machine

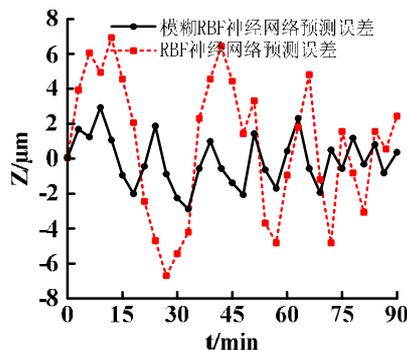


图 8 铣床 Z 轴方向误差  
Fig.8 Z-axis direction error of milling machine

#### 4 结语

本文在模糊推理系统基础上,创建模糊 RBF 神经网络结构,并用于预测铣床主轴产生的热误差,主要结论如下:

- 1) 铣床主轴运行过程中,容易产生热误差,铣床主轴不同方向产生的热误差也不一样,必须对误差进行补偿,才能提高铣床加工精度。
- 2) 传统 RBF 神经网络预测模型预测精度较低,误差范围在 8  $\mu\text{m}$  以内。模糊 RBF 神经网络预测模型预测精度加高,误差范围在 4  $\mu\text{m}$  以内。
- 3) 主轴运行过程中,热误差随着温度的变化而变化,主轴热误差与伺服轴上精度关系可以作为未来深入研究的方向。

(参考文献[1]- [11]转第 91 页)

gc-ms 对不同花期栀子花的香气成分进行分析发现栀子花的香气成分有 36 种, 主要有酯类、萜烯类、烃类; 本研究采用 gc-ms 发现栀子花香精成分除上述成分外, 还发现醇类、酮类、脂肪酸类等化学成分。何天平等学者<sup>[4]</sup>采用 gc-ms 检测栀子花头香精油化学成分发现芳樟醇含量高达 46.02 %之多。张国良等学者<sup>[7]</sup>采用 gc-ms 检测栀子花超声提取液, 从中分离出 27 种化学成分, 其中萜类物质含量相对较高。黄巧巧等学者<sup>[8]</sup>采用固相微萃取方法提取栀子鲜花的头香成分, 采用 gc-ms 方法共鉴定了 54 种化学成分, 占总峰面积的 99.98%, 主要成分(质量分数)依次为合金欢烯(64.86%)、罗勒烯(29.33%)、芳樟醇(2.74%)、惕各酸顺式叶醇酯(0.34%)和苯甲酸甲酯(0.25%)等。因此上述四篇报道中有关栀子花香料成分差异较大, 推测主要原因可能与栀子花新鲜程度以及各自提取方法, 尤其提取温度与提取压力差异较大有关, 有待于进一步深入研究阐明。

#### 参考文献:

- [1] 赵喜兰,常陆林,任丽平. 栀子花挥发油的 GC-MS 的指纹图谱[J].安徽农业科学,2009,37(8):3355-3356.
- [2] 孙嘉婧,唐灿,王子雯. 多指标综合考察巴中产栀子提取工艺[J].中国医院药学杂志,2012,32(4): 255.
- [3] 谭谊谈,薛山,唐会周. 不同花期栀子花的香气成分分析[J].食品科学,2012,33(12):223-227.
- [4] 何天平,陈岩冰,晏家瑛,等. 超临界 CO<sub>2</sub> 萃取栀子花头香精油及其分析应用[J].香料香精化妆品,2011( 1): 17-20.
- [5] 陈红,唐灿,黄锐. 优选栀子提取工艺[J].泸州医学院学报,2011,34(1):36-38.
- [6] 王利国,唐灿. 栀子花香精成分超声提取工艺研究[J].井冈山大学学报:自然科学版,2016,37(4):77-88.
- [7] 张国良,沈国军,凌国海,等. 栀子花化学成分的 GC-MS 分析[J].中国园艺文摘,2012(11):13-14-66.
- [8] 黄巧巧,蒋可志,冯建跃,等. 气相色谱/质谱分析栀子花头香成分[J].云南植物研究,2004,26(4):471-474.

(上接第 80 页)

#### 参考文献:

- [1] 范开国. 数控机床多误差元素综合补偿及应用[D].上海:上海交通大学,2012.
- [2] 刘征文. 铣车复合加工中心整机热变形及误差补偿的研究[D].兰州:兰州理工大学,2013.
- [3] 吕程,刘子云,刘子建,等. 广义径向基函数神经网络在热误差建模中的应用[J].光学精密工程,2015,23(6): 1706-1711.
- [4] 刘康,余玲,杨大志. 机床热误差神经网络建模对比实验研究[J].四川理工学院学报:自然科学版,2018,31(2): 21-25.
- [5] 苏铁明,叶三排,孙伟. 基于 FCM 聚类和 RBF 神经网络的机床热误差补偿建模[J].组合机床与自动化加工技术,2011(10):1-4.
- [6] Yu L, Fei S M, Huang J, et al. Trajectory switching control of robotic manipulators based on RBF neural networks [J]. Circuits, Systems and Signal Processing, 2014, 33(4):1119-1133.
- [7] 张捷,李岳,王书亭,等. 基于遗传 RBF 神经网络的高速电主轴热误差建模[J].华中科技大学学报:自然科学版,2018,46(7):74-77.
- [8] 齐爽,王艳平. 模糊等价关系下的犹豫模糊粗糙集及其应用[J].井冈山大学学报:自然科学版,2018,39(5):2-6.
- [9] Ali M Abdulshahed, Andrew P Longstaff, Simon Fletcher, et al. Thermal error modelling of machine tools based on ANFIS with fuzzy c-means clustering using a thermal imaging camera[J].Applied Mathematical Modelling, 2015, 39(7):1838-1851.
- [10] 李振杰,张卫国,王智杰,等. 基于隶属度函数的电力设备红外图像模糊增强算法研究[J].电力设计工程,2018, 26(18):96-100.