

DOI:10.3969/j.issn.1001-4551.2019.06.009

基于遗传算法优化灰色神经网络的 机床主轴热误差建模研究*

郑金勇¹, 刘保国^{1,2*}, 冯伟^{1,2}

(1. 河南工业大学机电工程学院, 河南 郑州 450001; 2. 河南工业大学
河南省超硬磨料磨削装备重点实验室, 河南 郑州 450001)

摘要:针对机床主轴热性能对加工精度产生影响的问题,对机床主轴热误差建模方向进行了试验研究。以数控磨床主轴为研究对象,通过热特性试验获得了阶梯转速下的温度变化数据和热误差数据,对温度数据进行了模糊聚类分组,并采用相关系数法选出了温度敏感测点;通过对灰色神经网络初始参数进行优化,建立了遗传算法(GA)优化的灰色神经网络热误差预测模型;在该模型中,以灰色神经网络的预测输出和实际值的绝对误差作为遗传算法适应度函数,以平均相对误差作为预测模型的评价标准,并与灰色神经网络、BP神经网络预测结果进行了对比。研究表明:该预测模型具有更高的预测精度,通过GA对灰色神经网络的初始参数进行优化,可有效地提高网络的预测精度,更好地用于热误差补偿系统。

关键词:数控机床;热误差;灰色神经网络;遗传算法;模糊聚类分组

中图分类号:TH161;TG580

文献标志码:A

文章编号:1001-4551(2019)06-0602-06

Machine tool spindle thermal error modeling based on genetic algorithm optimization grey neural network

ZHENG Jin-yong¹, LIU Bao-guo^{1,2}, FENG Wei^{1,2}

(1. School of Mechanical and Electrical Engineering, Henan University of Technology,
Zhengzhou 450001, China; 2. Henan Key Laboratory for Superabrasive Grinding
Equipment, Henan University of Technology, Zhengzhou 450001, China)

Abstract: Aiming at the problem that the machining accuracy was affected by the thermal performance of the machine tool spindle, the experimental research on the thermal error modeling direction of the machine tool spindle was carried out. Taking the CNC grinding machine spindle as the research object, with the temperature change data and thermal error data obtained by thermal characteristic test, the method of fuzzy clustering on the temperature data and the correlation coefficient method were used to select temperature-sensitive measuring points. A grey neural network thermal error prediction model based on genetic algorithm optimization was established, by optimizing the initial parameters of the gray neural network. In this model, the absolute error of the predicted output and the actual value of the gray neural network were used as the fitness function of the genetic algorithm, with the average relative error as the evaluation criteria for the prediction model, compared with gray neural network and BP neural network prediction results. The results indicate that the prediction model has higher prediction accuracy. Genetic algorithm can improve the prediction accuracy of gray neural network and be good for thermal error compensation systems by optimizing the initial parameters.

Key words: NC machine tool; thermal error; gray neural network; genetic algorithms; fuzzy cluster grouping

收稿日期:2018-12-26

基金项目: NSFC-河南联合基金重点资助项目(U1604254); 河南工业大学高层次人才科研启动基金资助项目(2017BS010); 河南省属高校基本科研业务费专项基金资助项目(2018QNJH04)

作者简介: 郑金勇(1994-), 男, 河南焦作人, 硕士研究生, 主要从事电主轴综合性能测试系统方面的研究。E-mail: zjyeio@163.com

通信联系人: 刘保国, 男, 教授, 博士生导师。E-mail: bgliu1978@sina.com

0 引言

近年来,高速加工技术的不断应用,对于机床的加工精度提出了更高的要求。在机床的加工误差中,热误差占比达到了40%~70%^[1]。电主轴是机床的关键部件,高速运转时其内部呈现复杂的热态特性,导致主轴结构受热变形产生热误差,从而降低了机床的加工精度。通过建立准确的热误差模型,进一步消除或补偿热误差,对于改善机床的加工精度具有重要的研究意义。

国内外学者在热误差建模领域也做了大量的工作,分别采用不同的方法揭示了温度和热误差之间的关系,建立热误差模型常用的方法主要有:最小二乘拟合建模^[2]、神经网络建模^[3-4]、灰色理论建模^[5]、时间序列分析法^[6]等。其中,神经网络法更适合处理热误差的复杂性和非线性,如谢杰等^[7]提出了模糊神经网络建立热误差预测模型,有效地解决了模型的过学习和欠学习的问题;HUANG等^[8]提出了遗传算法优化BP神经网络的热误差建模,有效地避免了预测结果陷入局部最优解;张毅等^[9]提出了并联和嵌入两种结构的灰色神经网络对机床热误差进行预测,相比于灰色模型和神经网络预测精度得到了较大提高;OUAFI等^[10]提出了基于数理统计的人工神经网络的热误差建模,应用于热误差主动补偿系统,使加工精度得到了明显提高;GUO Qian-Jian等^[11]提出了基于人工蜂群的神经网络热误差建模,与最小二乘回归、神经网络预测模型相比,具有更高的预测精度。

遗传算法(GA)是Holand在1975年创建的,目前已经成功地用于工业、交通运输、工业设计等诸多领域^[12]。遗传算法的研究主要可以分为3个方面:遗传算法的理论与技术^[13]、用GA进行分类的系统学习^[14]、用GA进行的优化。

本文将提出一种遗传算法优化灰色神经网络的主轴热误差建模方法,用遗传算法对灰色神经网络中权值阈值进行优化,以有效地避免陷入局部最优解,更好地提升网络的预测能力。

1 主轴热特性试验

1.1 实验装置及方案

实验在超高速外圆凸轮廓磨削机床上进行,实验部分包括了电主轴温度测量和热误差测量两部分。

电主轴热误差实验如图1所示。

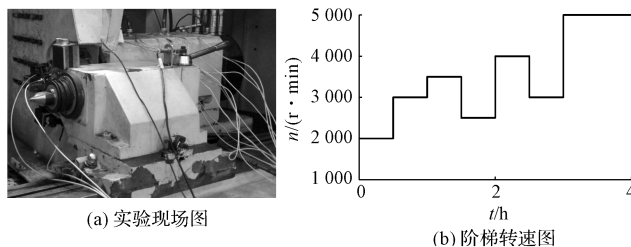


图1 电主轴热误差实验

图1中:设定主轴转速在2000 r/min~5000 r/min范围内按阶梯变化,设定每30 min变换1次转速,共连续运行4 h。

温度测量选用K型热电偶,在主轴上选择了9个温度测点进行温度采集,同时设置一个室温测点用以测量室温,热误差测量选用3个电涡流位移传感器,分别测量主轴的轴向(Z向)伸长量和径向(X、Y向)热变形,数据采集装置选用美国NI公司的PXIe采集模块。

温度测点位置如表1所示。

表1 温度测点位置

测点序号	测点位置	测点序号	测点位置
T_1	后轴承前	T_6	电机前
T_2	后轴承后	T_7	冷却水出口
T_3	前轴承前	T_8	冷却水进口
T_4	前轴承后	T_9	电机侧面
T_5	电机后	T_{10}	室温

1.2 实验结果分析

经过4 h的实验可以得出实验结果主轴温升曲线和主轴热变形曲线,如图2所示。

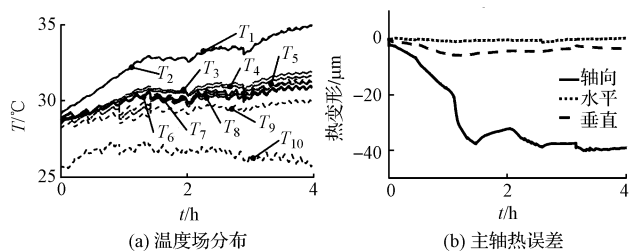


图2 主轴热性能

从图2可以看出:

在主轴转速持续升高时各测点温度升高很快,在主轴转速最高时各测点温度也基本达到了最高值,其中后轴承两个温度测点的温度升高最快且温度也最高;主轴在空间中产生了变形,其中轴向热误差最大,达到了40 μm ,而径向热误差则变化不明显。

对比图1(b)和图2(b)可以看出:在1.5 h之前温度数据随阶梯转速的升高而增大,1.5 h~2 h转速从

3 500 r/min直接降到 2 500 r/min 温度数据有缓慢的回落,往后的转速中出现和前面类似的情况。

从图 2 还可以看出:

在 0~1.5 h 之间,热误差数据随温度变化且增速呈上升趋势;在 1.5 h~2 h 之间,热误差数据随温度数据的下降出现缓慢的回落,往后的数据出现与前面类似的情况;在 3 h~4 h 之间温度数据达到最高的同时热误差数据也达到最高,总体上热误差数据随温度数据增大而增大,但存在延迟现象,这可能与机床本身的热容有关。

由于轴向热误差对加工精度的影响较大,且轴向变形较明显,本研究在建模时以轴向热误差为预测输出对象进行建模。

2 温度测点的优化

通过对温度测点进行优化减少温度变量,可减少建模计算资源,提高建模的计算精度。本节采用模糊聚类分析的方法对温度测点进行优化。

2.1 模糊聚类分组

RUSPINI 首先提出了模糊划分的概念,模糊聚类可避免人的主观随意性和片面性,能够较客观地对数据进行分类。

模糊聚类分组流程如图 3 所示。

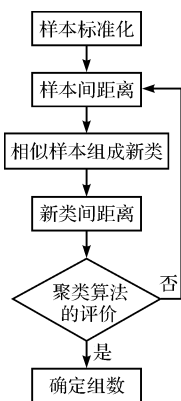


图 3 模糊聚类分组流程

聚类分析在温度测点优化中就是将一组温度数据 $\{x_1, x_2, x_3, \dots, x_m\}$ 根据数据中的各温度测点的相关性分成若干组的子集 $\tilde{x}_1, \tilde{x}_2, \dots, \tilde{x}_m$ 。

模糊聚类一般可以划分为正规化、标定和聚类过程,具体如下:

(1) 正规化过程。对数据进行初始化处理,令温度数据中 $\{x_1, x_2, x_3, \dots, x_m\}$ 中的每个样本自成一个序列,对原始数据序列进行极差化变换处理;

(2) 标定。标定就是求出将要分类的对象之间的相识度的统计量 r_{ij} ,进而求出相似矩阵 $R = (r_{ij})_{n \times n}$,在这里采用相似系数法求出相似矩阵;

(3) 聚类过程。常用的聚类过程有以下 3 种:传递闭包法、直接聚类法和模糊 k -均值聚类法。在这里采用模糊 k -均值聚类法(FCM),FCM 通过对目标函数优化从而得到所有温度测点类中心的隶属度,根据隶属度的大小决定样本点类的归属,从而达到分类的目的。

在这里本研究设置聚类中心为 4 个,选择迭代次数为默认值 100;收敛精度设置为默认值 1×10^{-6} ,模糊系数设置为默认值 2。从而可以得出温度数据的分组结果,总共 9 个温度测点分为 4 组: $T_1、T_2;T_3、T_4;T_5、T_6、T_7、T_8;T_9$ 。

2.2 温度测点优化

根据以上的分组结果,本研究利用统计学理论进行温度测点的优化,用相似系数法计算各个温度测点和热误差之间的相关系数,即:

$$r_{x_iE} = \frac{\sum_{j=1}^n (x_{ij} - \bar{x}_i)(E_j - \bar{E})}{\sqrt{\sum_{j=1}^n (x_{ij} - \bar{x}_i)^2} \sqrt{\sum_{j=1}^n (E_j - \bar{E})^2}} \quad (1)$$

式中: r_{x_iE} —相关系数; x_{ij} —测点温度; i —第 i 个测点,共 m 个测点; j —同一测点测量次数; n —同一测点的测量次数; \bar{x}_i —所有在 i 测点下 n 次测量的平均温度; \bar{E} —同一测点所有测量值的平均热误差; E_j —热误差测量点的第 j 次测量值。

经过式(1)的计算,从而可得出各个温度测点的相关系数。

各温度测点相关系数如表 2 所示。

表 2 温度测点相关系数

温度测点	相关系数	温度测点	相关系数
T_1	0.949 8	T_6	0.912 9
T_2	0.948 9	T_7	0.913 5
T_3	0.950 3	T_8	0.886 8
T_4	0.955 5	T_9	0.881 8
T_5	0.870 4		

在各组内对比表 2 中系数大小,本研究进而选出各组内的最优温度测点。由表 2 中相关系数的值,选择 $T_1、T_4、T_7、T_9$ 为热误差建模的温度输入数据。

3 预测模型建立和对比

3.1 灰色神经网络模型建立

灰色神经网络中采用了 BP 神经网络的反向误差

学习法,能够根据预测误差对网络的权值阈值进行调节。具有对不确定系统进行预测的优势,灰色理论可以在缺少规律的系统挖掘有用信息,从而使系统不断白化^[15]。

由于该网络对数据比较敏感,需要对数据进行归一化处理,使其温度数据和热误差数据处于 $[0,1]$ 范围之间,归一化处理公式如下:

$$\tilde{x}_{ij} = \frac{x_{ij} - \min x_{ij}}{\max x_{ij} - \min x_{ij}} \quad (2)$$

式中: \tilde{x}_{ij} — 归一化后的数据; $\min x_{ij}$ — 测点最小值; $\max x_{ij}$ — 测点最大值。

本研究将选出的关键点温度数据和热误差数据都进行一次累加处理,得到数据序列并使之成指数增长规律。初始数据序列 x_{ij} 表示为 $x(t)$, 一次累加后的数据序列 $x_i^{(1)}$ 表示为 $y(t)$, 预测结果表示为 $z(t)$, n 个输入参数 a, b_1, \dots, b_n 的灰色神经网络微分方程可以表示如下:

$$\frac{dy_1}{dt} + ay_1 = b_1y_2 + b_2y_3 + \dots + b_{n-1}y_n \quad (3)$$

式中: y_1, y_2, \dots, y_n — 系统输入参数; a, b_1, \dots, b_{n-1} — 微分方程系数。

式(3)的时间响应可表示为:

$$z(t) = y_1(0) - \frac{b_1}{a}y_2(t) - \frac{b_2}{a}y_3(t) - \dots - \frac{b_{n-1}}{a}y_n(t) e^{-at} + \frac{b_1}{a}y_2(t) + \frac{b_2}{a}y_3(t) + \dots + \frac{b_{n-1}}{a}y_n(t) \quad (4)$$

式中: $z(t)$ — 网络预测结果。

令:

$$d = \frac{b_1}{a}y_2(t) + \frac{b_2}{a}y_3(t) + \dots + \frac{b_{n-1}}{a}y_n(t)$$

将 d 代入式(4)后作如下转化:

$$z(t) = ((y_1(0) - d) \cdot \frac{e^{-at}}{1 + e^{-at}} + d \cdot \frac{1}{1 + e^{-at}}) \cdot (1 + e^{-at}) = ((y_1(0) - d) \left(1 - \frac{1}{1 + e^{-at}}\right) + d \cdot \frac{1}{1 + e^{-at}}) \cdot (1 + e^{-at}) = ((y_1(0) - d) - y_1(0) \frac{1}{1 + e^{-at}} + 2d \cdot \frac{1}{1 + e^{-at}}) \cdot (1 + e^{-at}) \quad (5)$$

式(4)映射到拓展的 BP 网络中,就可以获得 n 个

输入、1 个预测输出的灰色神经网络。

3.2 GA 优化灰色神经网络模型

遗传算法可以分为:染色体编码、适应度函数的选择和遗传操作。遗传操作可以分为:变异操作、选择操作和交叉操作。染色体的好坏通过适应度函数来进行评价,适应度值越小则说明该染色体越优良,适应度的好坏直接影响该基因被选择和交叉的概率。而遗传算法便于寻找全局最优解得益于变异操作,变异操作类似于生物上的基因突变,是在编码染色体上随机选择若干基因,通过修改基因进而为神经网络引入新的基因,有利于寻找全局最优解^[16-17]。

在灰色神经网络中初始参数 a, b_1, \dots, b_n 为随机赋值,而初始参数 a, b_1, \dots, b_n 和灰色神经网络的权值阈值直接或是间接相关,在网络进化过程中不利于选择全局最优解。采用 GA 对灰色神经网络的初始参数进行优化,可以避免以上情况^[18],在 GA 优化的灰色神经网络中以灰色神经网络预测输出和实际值的绝对误差作为遗传算法适应度函数。

GA 优化灰色神经网络流程图如图 4 所示。

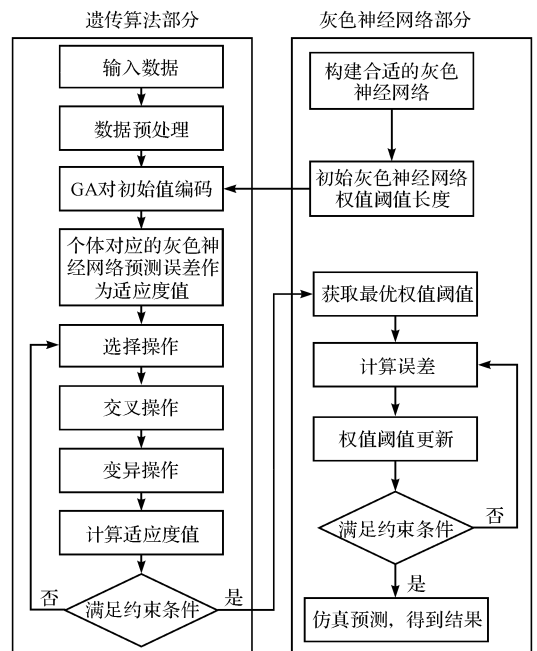


图 4 GA 优化灰色神经网络流程图

3.3 模型对比

为了验证 GA 优化的灰色神经网络的有效性,笔者在实验中温度采集和热误差同步采集共进行 4 h,将这些数据简化为 300 组数据,其中,第 1 ~ 170 组用于神经网络模型训练,而 171 ~ 220 组数据则用来预测,

并和实际的热误差进行对比,计算得出平均相对误差。

在 BP 神经网络预测模型中设置网络的拓扑结构为 4-10-1,输入层到隐含层之间的传递函数设置为 tansig,隐含层到输出层之间的函数设置为 purelin,学习速率设置为 0.001 5,迭代 100 次;在灰色神经网络预测模型中网络结构设置为 1-1-5-1,即 LA 为 1 个节点、LB 为 1 个节点、LC 为 5 个节点、LD 为 1 个节点,初始参数 a, b_1, \dots, b_4 随机赋值均设置为 $0.3 + \text{rand}(1)/4$,学习速率设置为 0.001 5,迭代次数设置为 1 000。

在 GA 优化的灰色神经网络中,种群规模设置为 30 个,进化迭代次数设置为 100,变异概率设置为 0.1,交叉概率设置为 0.3。在误差校正部分 BP 神经网络采用“4-10-1”的网络拓扑结构,即输入层 4 个节点,隐藏层 10 个节点,输出层为 1 个节点。输入层到隐藏层之间设置 tansig 为激活函数,隐藏层到输出层设置线性 purelin 函数为激活函数;灰色神经网络部分的学习速率设置为 0.001 5,网络迭代 1 000 次,将遗传算法优化的初始参数 a, b_1, \dots, b_4 直接赋值给灰色神经网络作为初始参数输入。

通过 GA 优化后的灰色神经网络的计算可以得到热误差预测模型,得到的适应度曲线如图 5 所示。

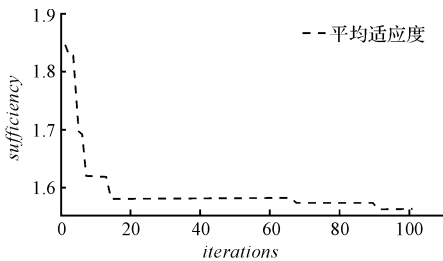


图 5 适应度曲线

从图 5 可以看出:

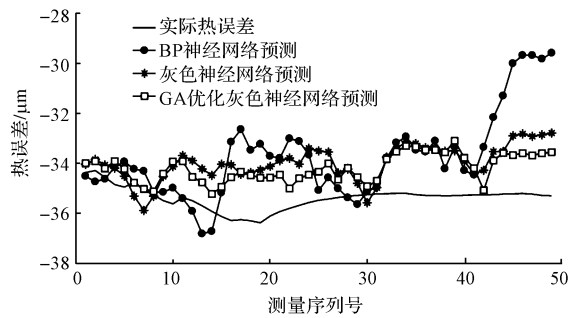
适应度值下降很快,较少的代数就可以对初始参数进行有效优化。

通过建立 BP 神经网络预测模型和灰色神经网络预测模型与 GA 优化的灰色神经网络预测模型进行对比,可以得到热误差预测图。将以上 3 个预测模型的预测值和实际值做差,可以得到各个模型的残差曲线图。

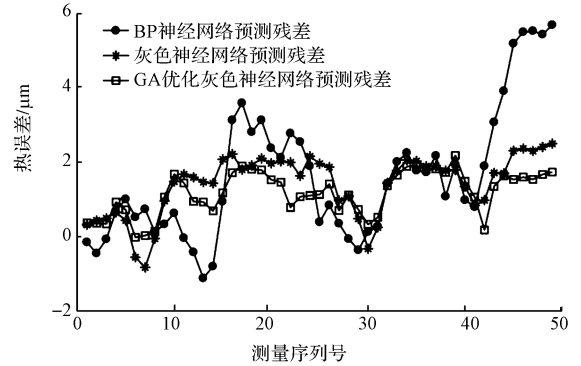
阶梯转速下主轴热误差模型预测如图 6 所示。

从图 6 可以看出:

灰色神经网络的预测精度高于 BP 神经网络,GA 优化的灰色神经网络残差浮动范围均小于以上两个预



(a) 轴向伸长热误差预测图



(b) 轴向伸长预测残差图

图 6 阶梯转速下主轴热误差模型预测

测模型;经过计算得出 BP 神经网络的平均相对误差为 4.93%,灰色神经网络的平均相对误差为 4.31%,GA 优化的灰色神经网络的平均相对误差仅为 3.44%。

由此可以得出:GA 优化灰色神经网络模型能够更好地预测热误差,该模型结合 3 种模型的优点,具有精度高和稳定性好的优点。

4 结束语

为研究机床主轴热性能对加工精度的影响,本文以超高速外圆凸轮磨削机床为研究对象,建立了 GA 优化的灰色神经网络热误差预测模型,获得以下结论:

- (1)用 GA 优化灰色神经网络预测模型对热误差进行了预测,经计算得出平均残差为 1.718 μm ;
- (2)建立了 BP 神经网络、灰色神经网络热误差预测模型,得出了 BP 预测平均相对误差为 4.93%,灰色神经网络预测平均相对误差为 4.31%,对比 3 个模型,得出该模型的预测精度得到了提高;
- (3)用遗传算法对灰色神经网络的初始参数进行了优化,可有效地提高网络的预测精度,能更好地用于热误差补偿系统。

参考文献 (References):

[1] 王春暖,秦波,秦岩,等.基于改进 PSO 优化 BP 的数

- 控机床热误差预测研究[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2014(10):69-72.
- [2] 杨建国,任永强,朱卫斌,等. 数控机床热误差补偿模型在线修正方法研究[J]. 机械工程学报, 2003, 39(3):81-84.
- [3] MITTENBERG W, ROTHOLC A, RUSSELL E, et al. The improvement of thermal error modeling and compensation on machine tools by CMAC neural network[J]. **International Journal of Machine Tools and Manufacture**, 1996, 36(4):527-537.
- [4] MIZE C D, ZIEGERT J C. Neural network thermal error compensation of a machining center [J]. **Precision Engineering**, 2000, 24(4):338-346.
- [5] 闫嘉钰,杨建国. 灰色 GM(X, N) 模型在数控机床热误差建模中的应用[J]. 中国机械工程, 2009(11):1297-1300.
- [6] 李永祥,童恒超,曹洪涛,等. 数控机床热误差的时序分析法建模及其应用[J]. 四川大学学报:工程科学版, 2006, 38(2):74-78.
- [7] 谢杰,黄筱调,方成刚,等. 磨齿机电主轴热特性及热误差建模[J]. 浙江大学学报:工学版, 2018, 52(2):247-254.
- [8] HUANG Y, ZHANG J, LI X, et al. Thermal error modeling by integrating GA and BP algorithms for the high-speed spindle[J]. **The International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, 2014, 71(9-12):1669-1675.
- [9] 张毅,杨建国. 基于灰色理论预处理的神经网络机床热误差建模[J]. 机械工程学报, 2011, 47(7):134-139.
- [10] OUAFI A E, GUILLOT M, BARKA N. An integrated modeling approach for ANN-based real-time thermal error compensation on a CNC turning center [J]. **Advanced Materials Research, Environmental and Materials Engineering**, 2013(664):907-915.
- [11] GUO Q, FAN S, RUFENG X U, et al. Spindle thermal error optimization modeling of a five-axis machine tool[J]. **Chinese Journal of Mechanical Engineering**, 2017, 30(3):746-753.
- [12] 玄光男. 遗传算法与工程设计[M]. 北京:科学出版社, 2000.
- [13] 董琦. 遗传算法的理论研究[J]. 数字技术与应用, 2016(2):139-139.
- [14] 李静. 基于改进遗传算法的数据特征分类[J]. 现代电子技术, 2018, 41(14):174-177.
- [15] 王小川,史峰,郁磊,等. MATLAB神经网络43个案例分析[M]. 北京:北京航空航天大学出版社, 2013.
- [16] 林勤. 基于遗传算法优化灰色神经网络的浙江省公路客运量预测模型[D]. 武汉:华中师范大学数学与统计学学院, 2013.
- [17] 张炳根,龙伟. 基于遗传算法的制造单元继承性生成方法[J]. 机械, 2018, 45(1):18-23.
- [18] 李国勇,闫芳,郭晓峰. 基于遗传算法的灰色神经网络优化算法[J]. 控制工程. 2013, 20(5):934-937.

[编辑:李辉]

本文引用格式:

郑金勇,刘保国,冯伟. 基于遗传算法优化灰色神经网络的机床主轴热误差建模研究[J]. 机电工程, 2019, 36(6):602-607.

ZHENG Jin-yong, LIU Bao-guo, FENG Wei. Machine tool spindle thermal error modeling based on genetic algorithm optimization grey neural network[J]. *Journal of Mechanical & Electrical Engineering*, 2019, 36(6):602-607.

《机电工程》杂志: <http://www.meem.com.cn>