

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2210705

基于改进松鼠搜索算法优化神经网络的数控 机床进给系统热误差预测*

杨赫然^{1,2}, 李帅^{1,2}, 孙兴伟^{1,2}, 董祉序^{1,2}, 刘寅^{1,2}

(1. 沈阳工业大学机械工程学院 沈阳 110870; 2. 辽宁省复杂曲面数控制造技术重点实验室 沈阳 110870)

摘要:为探究数控机床进给系统中各因素对热误差的影响规律,建立精准的热误差预测模型。在进给速度为 10 m/min、环境温度 20℃ 的条件下进行进给系统热误差测量实验,获得进给系统关键点的温升及热误差。为提高预测精度,采用 Tent 混沌改进松鼠搜索算法,并利用改进的算法对神经网络进行优化,建立热误差预测模型。利用热误差测量实验获得的数据进行验证,结果表明改进前的神经网络预测误差为 12.23%,改进后的模型预测误差为 8.92%,精度有较大提升。利用预测模型针对不同进给速度下相同位置处热误差进行分析,结果表明,进给系统中关键测温点的温度和丝杠各点的热误差随着进给速度的增加而增加。因此提出的预测模型可实现进给系统热误差的准确预测,为误差补偿提供理论依据。

关键词: 进给系统;热误差;松鼠搜索算法;神经网络

中图分类号: TH161+.1 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 460.4020

Thermal error prediction of CNC machine tool feed system based on neural network optimized by improved squirrel search algorithm

Yang Heran^{1,2}, Li Shuai^{1,2}, Sun Xingwei^{1,2}, Dong Zhixu^{1,2}, Liu Yin^{1,2}

(1. School of Mechanical Engineering, Shenyang University of Technology, Shenyang 110870, China; 2. Key Laboratory of Numerical Control Manufacturing Technology for Complex Surfaces of Liaoning Province, Shenyang 110870, China)

Abstract: To explore the influence of various factors on thermal error in the feed system of CNC machine tools, an accurate thermal error prediction model is formulated. Thermal error measurement experiments are implemented on the feed system at a feed speed of 10 m/min and ambient temperature of 20℃ to obtain the temperature rise and thermal error of the key points of the feed system. To improve prediction accuracy, Tent chaos is used to improve the squirrel search algorithm. The improved algorithm is utilized to optimize the neural network and establish a thermal error prediction model. The data obtained from thermal error measurement experiments are used for validation, and the results show that the prediction error of the neural network before improvement is 12.23%, while the prediction error of the improved model is 8.92%, indicating a significant improvement in accuracy. The prediction model is used to analyze the thermal error at the same position under different feed speeds. The results show that the temperature of key temperature measurement points in the feed system and the thermal error at each point of the lead screw increased with the increase in feed speed. Therefore, the proposed prediction model can accurately predict the thermal error of the feed system and provide a theoretical basis for error compensation.

Keywords: feed system; thermal error; squirrel search algorithm; neural network

0 引言

机床误差包括机床结构以及机床工作过程中产生的

几何误差、切削力引起的误差、机床热变形误差、刀具磨损引起的误差、数控监测系统误差和其他误差等^[1]。在这些误差中,热误差所占的比重最大^[2],约占 40%左右,而在更加精密的机床中,热误差占比更是达到 40%~

70%^[3],因此降低热误差对于提高机床工作精度及工作效率至关重要。由于热误差具有高度非线性,影响因素多且耦合程度高,因此降低热误差成为众多学者的研究目标。热误差预测模型作为热误差补偿的基础,预测精度直接影响补偿效果。最近几十年,国内外学者针对进给系统的热误差预测模型进行了深入研究。Jin 等^[4]基于小波神经网络和 NARMA-L2 模型,建立了轴承温升与运行工况的关系,将滚珠丝杠螺母的温度设定为移动热源载荷,模拟了滚珠丝杠在轴承和滚珠丝杠螺母热源作用下的温度和热变形分布,试验和仿真结果表明,该建模方法能较好地预测进给系统的热定位误差。朱星星等^[5]提出了一种基于协同训练和支持向量机回归算法的精密进给系统热误差建模与补偿方法,试验结果证明该模型具有较好的预测性能且能有效地降低热误差。田春苗等^[6]为解决反向传播(back propagation, BP)神经网络建立的主轴热误差预测模型精度低、收敛速度慢和易陷入局部最优解的缺点,基于遗传算法对蚁群进行交叉变异处理,对 BP 神经网络进行优化,建立了主轴热误差预测模型。杜柳青等^[7]提出了一种基于卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)和门控循环单元(gated recurrent unit, GRU)的热误差预测方法,证明了使用该方法对机床热误差进行预测实验,与单纯 CNN-GRU 模型、CNN 模型相比,在预测精度与泛化性方面具有明显优势。郭世杰等^[8]针对机床主轴热误差对准静态精度影响的关键问题,提出了一种基于改进鸡群优化算法(modified chicken swarm optimization, MCSO)及支持向量(SVM)的热误差预测模型。石彦龙等^[9]为了更精确地对精密数控机床进给系统热误差进行高性能预测以提高其准静态精度,提出了一种基于混合蛙跳算法(shuffled frog leaping algorithm, SFLA)优化支持向量机(SFLA-SVM)方法,对进给系统热误差模型的关键参数进行寻优。谭峰等^[10]针对传统热误差预测中忽略了机床历史累积温度状态与机床热误差之间的关联关系,提出一种基于长短期记忆(long short-term memory, LSTM)循环神经网络的数控机床热误差预测方法。吴金文等^[11]针对铣床主轴运行产生的热误差问题,采用改进 BP 神经网络预测模型,并对预测结果进行验证。融合量子粒子群算法和差分进化算法的各自优点,李彬等^[12]结合遗传算法自适应全局优化搜索能力和小波神经网络良好的时频局部性的优点,提出一种基于遗传算法优化小波神经网络的机床热误差补偿模型。魏新园等^[13]提出一种基于正则化的数控机床热误差自适应稳健建模算法,能够在建模过程中自适应选择温度敏感点(temperature sensitive points, TSPs),并具有高预测精度和稳健性。谭峰等^[14]提出了一种统一框架下同时筛选关键温度点和热误差建模的方法,结果表明利用所提建模方法热误差预测精度最高提高约 62.8%。魏新园等^[15]提出了基于偏最小二

乘法的热误差稳健建模算法,结果表明所提的热误差稳健建模算法能够在环境温度变化较大时保持高预测精度和高稳健性。由前人的研究成果可以发现,虽然对进给系统的热误差预测已经很深入,然而随着机床进给精度的不断提升,针对不同工况下进给传动系统热误差预测及补偿问题,依然需要进行针对性的深入研究,建立更加精准的预测模型。

鉴于松鼠搜索算法具有寻优能力强、收敛快^[16]等优点,采用松鼠搜索算法对 BP 神经网络进行优化。但松鼠算法也有容易陷入局部最优、收敛过早^[17]等缺点,为提高预测算法的搜索和跳出局部最优的能力,采用 Tent 混沌改进松鼠搜索算法,利用改进后的松鼠搜索算法对 BP 神经网络的初始权值和阈值进行优化,通过进给系统热误差测量实验采集的样本数据,建立热误差预测模型,得到不同温升时丝杠各位置处的热误差,并用实验验证文中提出方法的有效性及准确性,为热误差预测提供理论指导,也为神经网络算法在预测方面的应用提供新的思路。

1 基于 Tent 混沌松鼠搜索算法改进的 BP 神经网络

BP 神经网络具有结构简单、自学习能力、较强的容错能力和泛化能力等优点^[18],因此广泛用于数据的预测。但其预测精度受初始权值、阈值的影响较大,因此有必要对神经网络进行相应优化,从而达到提高训练速度、不易陷入局部极值的目的。

1.1 Tent 混沌映射

Tent 映射属于混沌优化算法,混沌作为自然界普遍存在的一种非线性现象,因混沌变量具有随机性、遍历性和规律性的特点,被很多学者应用于优化搜索问题,不仅能有效保持种群的多样性,而且有利于算法跳出局部最优,改善全局搜索能力^[19]。因此本文引入 Tent 混沌映射,来对松鼠种群位置进行初始化。

初始化种群过程如下:

首先随机生成一个 $[0, 1]$ 内的 j 维向量作为初始个体,然后对每一维迭代并生成 $i-1$ 个新的松鼠个体,最后将全部松鼠个体映射到变量取值范围内生成松鼠的种群位置矩阵。采用 Tent 混沌映射生成的初始种群与随机生成的种群相比具有更好的多样性,并能够在解空间中均匀分布,从而改善算法容易过早收敛的缺陷,使得算法寻优效率提高。

松鼠种群采用 Tent 混沌的初始位置变换模型为:

$$X_i = \begin{cases} X_i/\alpha, & X_i \in [0, \alpha) \\ (1 - X_i)/(1 - \alpha), & X_i \in [\alpha, 1] \end{cases} \quad (1)$$

其中, $\alpha=0.4$, X_i 代表随机生成的 $[0, 1]$ 内 j 维向量的初始个体。

1.2 松鼠搜索算法

松鼠搜索算法(squirrel search algorithm, SSA)是Jain等^[20]于2018年提出的,其灵感来源于松鼠的自然动态觅食行为,该算法模拟松鼠在不同种类树之间滑行寻找食物来源和躲避捕食者来搜索全局最优解。本文通过Tent映射对松鼠种群进行初始化来扰动初始种群,再进行优化求解,获得最优种群,并赋予BP神经网络权值与阈值,最后利用BP神经网络来预测热误差。

根据松鼠食物的优劣,可将松鼠位置分为核桃树、橡树以及普通树,通过Tent混沌映射生成松鼠初始种群,形成松鼠种群位置矩阵。根据松鼠搜索方法中松鼠的觅食规则和适应度函数计算松鼠位置的适应度值并按升序排列,最小适应值的松鼠位置为山核桃树,适应度值由小到大排序中位于第2至第4位的松鼠位置为橡树,其余适应度值的松鼠位置皆为普通树。每次迭代更新各松鼠位置,更新情况根据捕食者出现概率(P_{dp})决定。

松鼠位置变更的3种情况:

1)第1种情况,橡树上的松鼠向山核桃树上移动,通过松鼠位置的第一更新模型得到松鼠的新位置,松鼠位置的第一更新模型为:

$$X_{at}^{t+1} = \begin{cases} X_{at}^t + d_g \times G_c \times (X_{ht}^t - X_{at}^t), & R_1 \geq P_{dp} \\ \text{Randomlocation}, & \text{其他} \end{cases} \quad (2)$$

式中: d_g 为随机滑翔距离, R_1 是 $[0,1]$ 范围内的随机数, X_{at} 代表松鼠在橡树上的位置, X_{ht} 代表松鼠在核桃树上的位置, t 代表当前迭代次数, G_c 为滑动系数实现全局与局部搜索之间的平衡, $G_c = 1.9$, P_{dp} 是天敌的出现概率。

2)第2种情况,普通树上的松鼠向橡树上移动,通过松鼠位置的第二更新模型得到松鼠的新位置,松鼠位置的第二更新模型为:

$$X_{nt}^{t+1} = \begin{cases} X_{nt}^t + d_g \times G_c \times (X_{at}^t - X_{nt}^t), & R_2 \geq P_{dp} \\ \text{Randomlocation}, & \text{其他} \end{cases} \quad (3)$$

式中: R_2 为 $[0,1]$ 范围内的随机数, X_{nt} 代表松鼠在普通树上的位置;

3)第3种情况,普通树上的松鼠,已经吃了橡果,它们会向山核桃树移动以便储存山核桃来应对食物短缺,通过松鼠位置的第三更新模型得到松鼠的新位置,松鼠位置的第三更新模型为:

$$X_{nt}^{t+1} = \begin{cases} X_{nt}^t + d_g \times G_c \times (X_{ht}^t - X_{nt}^t), & R_3 \geq P_{dp} \\ \text{Randomlocation}, & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

式中: R_3 为 $[0,1]$ 范围内的随机数。

计算季节性常数,判断季节变化条件是否满足,如果普通树上的松鼠位置适应度值有小于核桃树上的松鼠位置的适应度值的,则满足季节变化条件,则重新定义普通

树上松鼠位置,继续迭代直到季节条件不满足。

确定季节变化条件的步骤流程为:

1)计算季节常数:

$$S_c^t = \sqrt{\sum_{i=1}^3 \sum_{k=1}^d (X_{at}^{t,z} - X_{ht,k})^2} \quad (5)$$

2)计算季节变化条件 $S_c^t < S_{\min}$:

$$S_{\min} = \frac{10^{-6}}{(365)^{1/(t_m/2.5)}} \quad (6)$$

其中, t_m 为最大迭代值, S_{\min} 为季节性常数计算的最小值, S_{\min} 的值影响算法的全局和局部搜索能力,较大利于全局搜索,较小利于局部走搜索;

如果季节条件满足,则按照式(7)重新定位普通树上松鼠的位置,普通树上松鼠的位置:

$$X_{ni}^{t+1} = X_{i,L} + Levy \times (X_{i,U} - X_{i,L}) \quad (7)$$

其中, $X_{i,L}$ 和 $X_{i,U}$ 是第 j 维度上第 i 只松鼠的下界和上界限, $U(0,1)$ 是0~1的均匀分布值。

$$Levy = 0.01 \times \frac{r_a \times \sigma}{|r_b|^{\frac{1}{\beta}}} \quad (8)$$

其中, r_a 和 r_b 是 $[0,1]$ 区间上的两个正态分布随机数, $\beta = 1.5$, σ 计算如下:

$$\sigma = \left(\frac{\Gamma(1+\beta) \times \sin\left(\frac{\pi\beta}{2}\right)}{\Gamma\left(\frac{1+\beta}{2}\right) \times \beta \times 2^{\left(\frac{\beta-1}{2}\right)}} \right) \quad (9)$$

其中, $\Gamma(X) = (X-1)!$ 。

在松鼠搜索算法中通过检查季节变化条件,防止算法陷入局部最优。

2 进给系统热误差测量实验

为了验证预测模型对进给系统丝杠上热误差预测情况的准确性,本文通过设计温度和热误差测量实验方案,对i5m1.4智能立式加工中心的Y轴进给系统滚珠丝杠的温度及热误差进行了测量。

2.1 实验设备布置

实验主要用到TXY509磁吸式温度传感器、TXY606八通道测控仪、雷尼绍XL-80激光干涉仪以及福禄克51-II接触式测温仪等。温度传感器精度 0.15°C ,量程为 $-200^\circ\text{C} \sim 450^\circ\text{C}$,根据进给系统热源分布情况及传感器布置原则选择轴承座表面及螺母表面进行布置。为了更全面地了解进给系统的温度分布情况,采用接触式测温仪对丝杠中点以及靠近浮动端轴承(后轴承)丝杠处进行测量,接触式测温仪精度 0.3°C 。机床定位误差通过激光干涉仪进行测量,测点根据丝杠行程进行布置,因其实际行程385 mm,因此每隔55 mm选择一个测点,采用

8 个测点进行测量。具体布置如图 1 所示。热误差实验的实际布置情况如图 2~4 所示,图 2 为螺母座表面温度传感器布置点测得温度 T2,图 3 和图 4 分别为内、外部机床环境温度测量点。前轴承座表面温度传感器布置点测得温度 T1,后轴承座表面温度传感器布置点测得温度 T3。为了了解实际加工时别处丝杠上温度,取丝杠中点温度 T4、靠近后轴承处温度 T5 作为额外检测温度。因丝杠工作时旋转,传感器布置不方便,采用接触式测温仪间歇测量并记录,另外在机床内外表面布置 2 个温度传感器测点,取两测点所测温度平均值 T6 作为环境温度。图 5 为温度检测储存设备。激光干涉仪对滚珠丝杠上的各位置点每隔 5 min 进行一次位置定位误差的测量,并通过对应的软件进行储存记录,激光干涉仪及其镜组布置如图 6 所示。

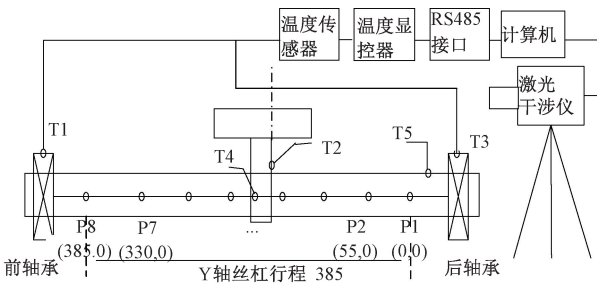


图 1 热误差测量布置示意图

Fig. 1 Schematic diagram of thermal error measurement

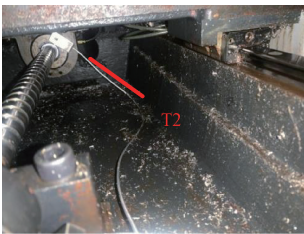


图 2 螺母座表面温度测点 T2 示意图

Fig. 2 Schematic diagram of front bearing surface temperature measuring point T2



图 3 内部环境温度测量点示意图

Fig. 3 Schematic diagram of internal ambient temperature measuring points



图 4 外部环境温度测量点示意图

Fig. 4 Schematic diagram of external ambient temperature measuring points

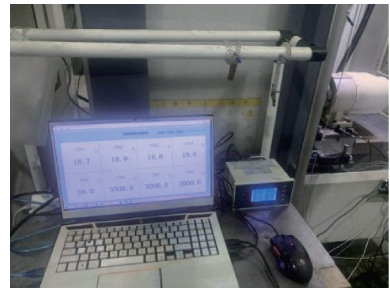


图 5 温度检测储存设备

Fig. 5 Temperature detection and storage equipment

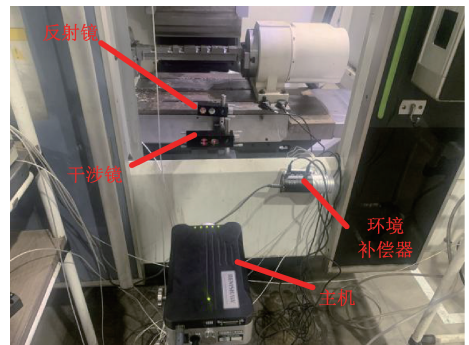


图 6 激光干涉仪及镜组布置示意图

Fig. 6 Schematic diagram of laser interferometer and mirror group

2.2 实验步骤流程

实验步骤如下:

1) 在进给系统启动前,初始的定位误差分布用激光干涉仪首先逐步测出。

2) 系统启动,以 10 m/min 的进给速度沿进给轴往复运行,运行 5 min 系统停止,开始测量记录关键点温度和定位误差,移动工作台,用激光干涉仪记录下工作台运动到行程在丝杠不同位置处的定位误差。此时的定位误差与初始状态的定位误差之差即为丝杠的热变形误差。机床接着运行,按照这种方法运行至温度相对稳定为止,测

出全部温度与热误差数据。

3) 以 5 m/min 和 15 m/min 的进给速度重复上述步骤。

3 实验数据结果处理及分析

3.1 温度数据分析

在温度 20℃ 的环境下,以 10 m/min 的进给速度让滚珠丝杠进行往复运动,直至热平衡。热平衡状态指的是温升达到 95% 左右时,可以判定达到热平衡^[21]。各个测点的温度随时间变化趋势如图 7 所示,根据外部环境及内部环境测量结果可知,内外环境温度稳定在 20℃ 左右,Y 轴进给系统的整体温度成先快后慢再稳定的趋势,前 50 min 温度上升较快,随后缓慢上升,最后在 60 min 左右达到热平衡。因为离电机端较近,且处于半封闭状态,空气流通较小,因此前轴承座的温度 T1 最高,稳态时达到 27℃ 左右,其次是螺母座的温度,稳态时达到 23℃ 左右,后轴承的温度最低,稳态时达到 21℃ 左右,这是由于它远离电机端,且暴露在空气中的面积更大,周围空气对流较大。而滚珠丝杠中点的温度主要来源于螺母副产生的热量,较来自轴承尾座的热量传递更多,因此丝杠中点的温度 T4 要大于靠近轴承尾座的温度 T5。图 8 为各测点温升随时间变化的趋势,达到热平衡时前轴承温升 ΔT_1 在 8℃ 左右,螺母处温升 ΔT_2 在 4℃ 左右,后轴承温升丝杠中点温升 ΔT_4 在 6℃ 左右,其中 ΔT_1 温升最大, ΔT_3 温升最小。

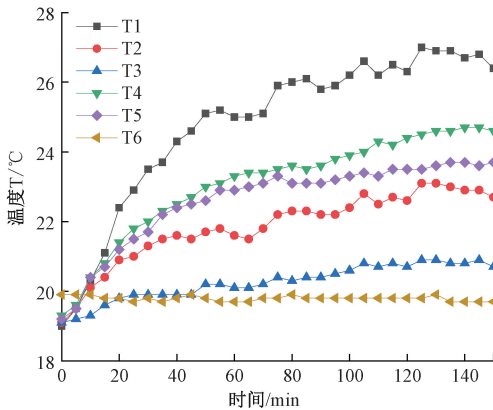


图 7 不同位置处温度随时间的变化曲线

Fig. 7 Temperature change curve with time at different locations

3.2 热误差数据分析

热误差采用激光干涉仪进行测量,激光干涉仪只能测量出定位误差,将定位误差减去初始测量的定位误差即为各时间段各测点的热误差。发热引起的偏移以远离电机端(前轴承)的方向为正,图 9 为丝杠不同位置处定位误差随时间变化的趋势曲线,其中 0 min 时为初始定位

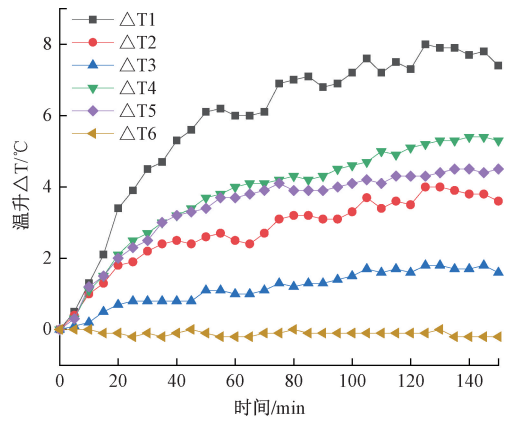


图 8 不同位置处温升随时间变化曲线

Fig. 8 Temperature rise curve with time at different locations

误差。图 10 为热误差随时间变化曲线,从图中可以看出离电机端越远的丝杠测点热误差越大。初始定位误差为负,逐渐向正方向偏移,这是由于一端固定一端浮动的安装方式造成的。在 50 min 前热偏移量较大,随后缓慢增加直至基本稳定。其中 P1 处即后轴承处的热误差最大,最大达到 53.65 μm 。

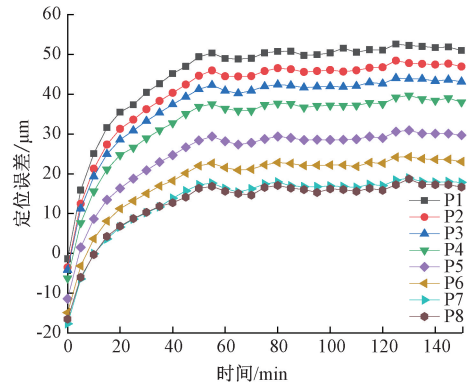


图 9 不同位置定位误差随时间变化曲线

Fig. 9 Variation curve of positioning error with time at different positions

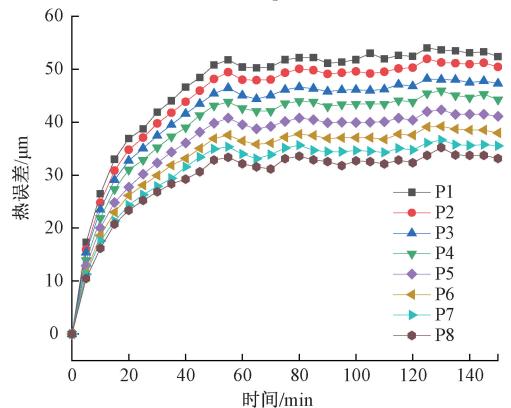


图 10 不同位置处热误差随时间变化曲线

Fig. 10 Variation curve of thermal error with time at different positions

4 数控机床进给系统热误差预测模型及验证

4.1 Tent-SSA-BP 热误差预测模型的建立

本文采用 Y 轴进给系统的前轴承、螺母、后轴承 3 个

温度测点的温升以及丝杠测点位置作为输入,热误差作为输出,实现热误差预测模型的建立,实验数据一共 240 组,如表 1 所示。

利用基于 Tent 混沌松鼠搜索算法改进的神经网络对数控机床滚珠丝杠进给系统热误差进行预测的步骤如下。

表 1 热误差实验数据
Table 1 Thermal error experimental data

编号	不同位置温升/℃			不同位置热误差/ μm							
	ΔT_1	ΔT_2	ΔT_3	P1(0,0)	P2(55,0)	P3(110,0)	P4(165,0)	P5(220,0)	P6(275,0)	P7(330,0)	P8(385,0)
1	0.5	0.4	0.1	17.30	15.95	15.40	13.90	12.90	11.75	11.30	10.50
2	1.3	1.0	0.2	26.50	24.80	23.50	21.85	20.05	18.60	17.60	16.20
3	2.1	1.3	0.5	33.00	30.85	29.10	27.35	24.85	23.00	21.35	20.75
4	3.4	1.8	0.7	36.90	34.80	32.75	31.00	27.75	26.15	24.30	23.35
5	3.9	1.9	0.8	38.75	37.10	35.05	32.85	30.20	28.10	26.30	25.25
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
26	7.9	4.0	1.8	53.65	51.30	48.05	45.95	42.35	39.2	36.65	35.20
27	7.9	3.9	1.7	53.45	51.15	48.00	45.05	41.50	38.7	35.75	33.80
28	7.7	3.8	1.7	53.10	50.95	47.50	44.65	41.50	38.5	35.60	33.75
29	7.8	3.8	1.8	53.30	51.20	47.80	45.30	41.50	38.5	35.75	33.75
30	7.4	3.6	1.6	52.40	50.45	47.30	44.25	41.10	37.95	35.55	33.15

1) 确定 BP 神经网络的拓扑结构

将实验数据所得的前轴承、螺母、后轴承 3 个测温点的温升、丝杠上各测点位置作为输入数据,丝杠上各点热误差作为输出数据,将数据存储于矩阵形式。并根据隐含层神经元模型确定其隐含层神经元数目,隐含层神经元模型为:

$$k = \sqrt{m + n} + \alpha \quad (10)$$

式中: k 为隐层神经元个数, m 为输入层神经元个数,根据输入矩阵的维数确定输入层神经元个数 $m=4$ 。 n 为输出层神经元个数,根据输出矩阵的维数确定 $n=1$ 。 α 是常数,取值 $[1, 10]$ 。

2) 对输入数据与输出数据进行归一化处理。

归一化模型为:

$$y = \frac{(X - X_{\min})}{(X_{\max} - X_{\min})} \quad (11)$$

其中,公式中 y 为归一化后的数据, X_{\min} 为样本数据最小值, X_{\max} 为样本数据最大值。样本归一化之后的输入数据和输出数据分别作为 Tent-SSA-BP 的输入矩阵 P 与输出矩阵 T 。

3) 设置训练样本及测试样本的个数,为了更明确地测试此算法预测的优劣,需取足够的测试样本,且丝杠上各个测点均要取到,因此将测试样本每 6 个取 1 个,共 40 组。

4) 根据参数数目模型确定所需寻优的参数数目,即 BP 神经网络中权值和阈值的数目,并将其映射成松鼠维数,每只松鼠是一个向量。网络中参数数目模型为:

$$j = k(m + n + 1) + n \quad (12)$$

其中, j 为寻优参数数目,其值与松鼠种群位置初始化时的维度相等。

5) 设定松鼠规模 30 和迭代次数 100,通过 Tent 混沌式生成松鼠初始种群,形成松鼠种群矩阵,将训练数据输入到 BP 神经网络模型中,计算初始权值与阈值下的神经网络预测值,将网络预测值与实测值之间的误差函数作为适应度函数来计算松鼠位置的适应度值。

6) 将松鼠位置的适应度按升序排列,升序排列后的松鼠分配到核桃树、橡树和普通树上。对每个松鼠根据觅食移动原则按照式(2)~(4)进行位置更新。按照季节判断条件式(5)、(6)选择是否更新普通树上松鼠位置,若满足,则按式(7)重新定位普通树松鼠位置。

7) 满足迭代次数终止时,更新后的松鼠位置适应度值按升序排列,最小适应度的松鼠位置即为核桃树,将核桃树上的松鼠个体赋值给 BP 神经网络的权值与阈值,并训练网络,得到热误差预测值。

8) BP 神经网络隐含层激活函数采用 tansig 函数,输出层采用 logsig 函数。

4.2 模型预测精度验证

为验证文中所提出算法的优越性,将预测模型 Tent-SSA-BP 与 BP、GABP 以及 SSA-BP 预测做比较。其中,4 种初始数据与取样比例相同,对比结果如图 11 所示,4 种算法具体误差值如表 2 所示。根据图 11 及表 2 可看出 BP 神经网络、GABP 神经网络、SSA-BP 以及本文提出的 Tent-SSA-BP 神经网络均能实现滚珠丝杠进给系统的热误差预测,但从数据中可看出平均误差最小的是 Tent-SSA-BP,其大小为 8.92%,低于 SSA-BP 的 9.33%、GABP 的 11.50% 以及传统 BP 的 12.23%,预测效果更好。

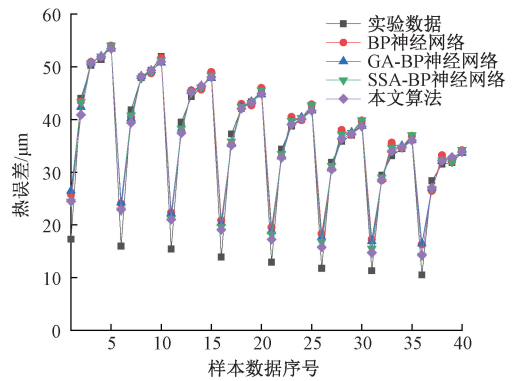


图 11 预测结果对比曲线

Fig. 11 Comparison curve of prediction results

表 2 4 种算法的预测误差值对比结果

Table 2 Comparison results of prediction error values of four algorithms

实验组数	原数据 / μm	BP / μm	误差 /%	GA-BP / μm	误差 /%	SSA-BP / μm	误差 /%	Tent-SSA- BP/ μm	误差/%
1	17.30	25.792	49.09	26.445	52.86	24.404	41.06	24.478	41.49
2	44.05	43.397	1.48	42.377	3.80	43.367	1.55	40.890	7.17
3	50.25	50.910	1.31	50.785	1.06	50.655	0.81	50.745	0.99
4	51.35	51.850	0.97	52.007	1.28	51.960	1.19	51.939	1.15
5	54.00	53.991	0.02	53.420	1.07	54.043	0.08	53.446	1.03
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
36	10.50	16.314	55.37	16.430	56.48	14.203	35.26	14.250	35.71
37	28.35	26.467	6.64	27.026	4.67	26.873	5.21	27.018	4.70
38	31.55	33.213	5.27	32.115	1.79	32.233	2.16	32.157	1.92
39	31.80	32.021	0.69	32.785	3.10	31.941	0.44	32.841	3.27
40	33.75	34.173	1.25	33.690	0.18	34.277	1.56	33.833	0.25
平均误差百分比/%	-	-	12.23	-	11.50	-	9.33	-	8.92

5 进给速度对热误差影响情况

为探究进给速度对热误差的影响情况,利用提出的模型对进给速度为 5 m/min、10 m/min 及 15 m/min 时丝杠后轴承 P1(0 mm) 处的热误差进行预测分析。实验测得 3 种进给速度下前轴承座表面、螺母座表面及后轴承座表面 3 处测温点的温升如图 12 所示,根据温升得到 P1 处热误差预测结果如图 13 所示。

从图 13 中可以看出,进给速度 15 m/min 的热平衡时间在 40 min 左右,前轴承处温升最大 11℃ 左右,丝杠 P1 处最大热误差 61.54 μm 。进给速度 10 m/min 的热平衡时间在 60 min 左右,前轴承处温升最大 8℃ 左右,丝杠 P1 处最大热误差 54 μm ;进给速度 5 m/min 的热平衡时间在 80 min 左右,前轴承处温升最大 5℃ 左右,丝杠

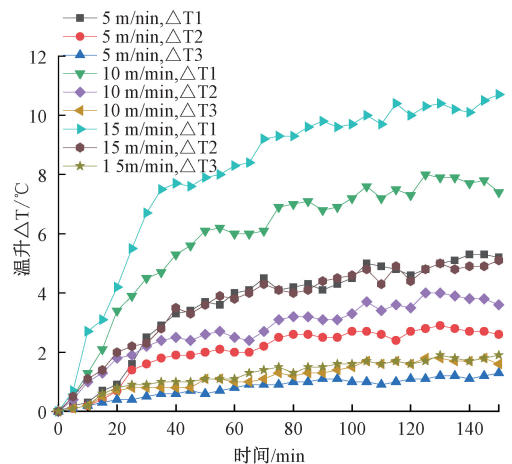


图 12 各位置不同进给速度下的温升曲线

Fig. 12 Temperature rise curve under different feed speeds at different positions

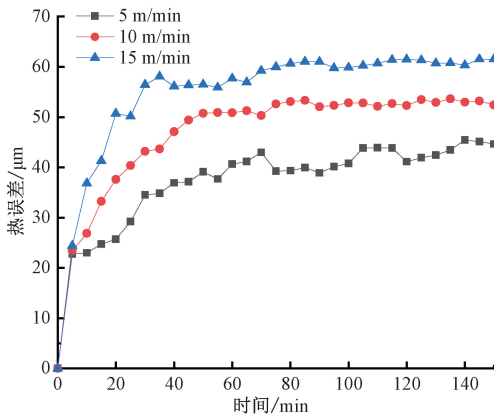


图13 相同位置处不同进给速度下热误差变化曲线

Fig. 13 Thermal error variation curve under different feed speeds at the same position

P1处最大热误差45.44 μm。从上述数据可得出进给速度对滚珠丝杠进给系统的温升及热误差有很大的影响,进给速度越大,温升及热误差越大,而热平衡时间越短,因此降低进给速度对减小热误差有一定的帮助。

6 结 论

为给数控机床滚珠丝杠进给系统热误差预测提供理论指导,并提高热误差预测精度及BP神经网络算法的预测精度,提出了基于Tent-SSA的改进BP神经网络算法,并由此建立热误差预测模型,得到如下结论:

1) 针对小型数控机床建立了Tent-SSA-BP热误差预测模型,该模型以温升和轴向位置作为输入,以热误差为输出值。为验证模型的准确性,与SSA优化的BP神经网络、GA优化的BP神经网络及传统神经网络的预测结果进行对比。实验结果表明,提出的Tent-SSA的改进BP神经网络算法预测精度为8.92%,优于其他3种网络。

2) 利用预测模型探究进给速度对热误差的影响规律。在其他条件相同的前提下,对进给速度为5 m/min、10 m/min及15 m/min条件下同一位置的热误差进行分析,预测结果表明,时间相同的情况下,热误差随着进给速度增加而增加。进给速度随着时间的推移,热误差增加趋势逐渐减缓。

参考文献

[1] 吕学祜,郭前建,王昊天,等. 数控机床误差补偿关键技术综述[J]. 航空制造技术, 2022, 65(11): 104-111, 119.
LYU X H, GUO Q J, WANG H T, et al. Summary of

key technologies for error compensation of CNC machine tools[J]. Aeronautical Manufacturing Technology, 2022, 65(11): 104-111, 119.

- [2] 满兵,郭永环,范希营,等. 机床滚珠丝杠进给系统热误差研究现状与发展趋势[J]. 机床与液压, 2021, 49(15): 174-179.
MAN B, GUO Y H, FAN X Y, et al. Research status and development trend of thermal error of ball screw feed system for machine tool[J]. Machine Tool & Hydraulics, 2021, 49(15): 174-179.
- [3] BRYAN J B. International status of thermal error research[J]. CIRP Annals Manufacturing Technology, 1990, 39(2): 645-656.
- [4] JIN C, WU B, HU Y M, et al. Thermal characteristics of a CNC feed system under varying operating conditions[J]. Precision Engineering, 2015, 42: 151-164.
- [5] 朱星星,赵亮,雷默涵,等. 精密进给系统热误差的协同训练支持向量机回归建模与补偿方法[J]. 西安交通大学学报, 2019, 53(10): 40-47.
ZHU X X, ZHAO L, LEI M H, et al. Co-training support vector machine regression modeling and compensation for thermal error of precision feed system[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2019, 53(10): 40-47.
- [6] 田春苗,季泽平,阿勇嘎,等. 基于GA-ACO-BP网络的机床主轴热误差预测[J]. 制造技术与机床, 2022(9): 153-161.
TIAN C M, JI Z P, A Y G, et al. Thermal error prediction of machine tool spindle base-d on GA-ACO-BP network[J]. Manufacturing Technology & Machine Tool, 2022(9): 153-161.
- [7] 杜柳青,胡杰,余永维. 基于混沌演化和CNN-GRU的机床热误差建模[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2022(8): 18-20, 25.
DU L Q, HU J, YU Y W. Modeling for machine tools thermal error based on chaotic evolution and CNN-GRU[J]. Modular Machine Tool & Automatic, 2022(8): 18-20, 25.
- [8] 郭世杰,张学炜,张楠,等. 机床主轴热关键点选择与典型转速热误差预测[J]. 吉林大学学报(工学版), 2023, 53(1): 72-81.
GUO SH J, ZHANG X W, ZHANG N, et al. Thermal key point select and error prediction under typical speed of machine tool spindle[J]. Journal of Jilin University

- (Engineering and Technology Edition), 2023, 53(1): 72-81.
- [9] 石彦龙, 田春苗, 阿勇嘎, 等. 混合蛙跳算法优化 SVM 的进给轴热误差预测研究[J]. 航空制造技术, 2021, 64(22): 48-55.
SHI Y L, TIAN CH M, A Y G, et al. Research on SFLA-SVM prediction method for feed axis thermal error of CNC machine Tool[J]. Aeronautical Manufacturing Technology, 2021, 64(22): 48-55.
- [10] 谭峰, 李成南, 萧红, 等. 基于 LSTM 循环神经网络的数控机床热误差预测方法[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(9): 79-87.
TAN F, LI CH N, XIAO H, et al. A thermal error prediction method for CNC machine tool based on LSTM recurrent neural network [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(9): 79-87.
- [11] 吴金文, 王玉鹏, 周海波. 采用量子粒子群算法耦合差分进化算法优化 BP 神经网络的铣床热误差预测研究[J]. 制造技术与机床, 2018(6):105-109.
WU J W, WANG Y P, ZHOU H B. Using the quantum particle swarm algorithm coupled differential evolution algorithm to optimize the prediction of the thermal error of milling machines of BP neural network [J]. Manufacturing Technology & Machine Tool, 2018(6): 105-109.
- [12] 李彬, 张云, 王立平, 等. 基于遗传算法优化小波神经网络数控机床热误差建模[J]. 机械工程学报, 2019, 55(21): 215-220.
LI B, ZHANG Y, WANG L P, et al. Modeling for CNC machine tool thermal error based on genetic algorithm optimization wavelet neural networks [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2019, 55(21): 215-220.
- [13] 魏新园, 钱牧云, 赵洋洋, 等. 基于正则化的机床热误差自适应稳健建模算法[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(5): 77-85.
WEI X Y, QIAN M Y, ZHAO Y Y, et al. Adaptive robust modeling method for machine tool thermal error based on regularization[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(5): 77-85.
- [14] 谭峰, 萧红, 张毅, 等. 基于统一框架的数控机床热误差建模方法[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(10): 95-103.
TAN F, XIAO H, ZHANG Y, et al. Thermal error modeling method of CNC machine tool based on unified framework[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(10): 95-103.
- [15] 魏新园, 钱牧云, 冯旭刚, 等. 基于偏最小二乘的数控机床床热误差稳健建模算法[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(5): 34-41.
WEI X Y, QIAN M Y, FENG X G, et al. Robust modeling method for thermal error of CNC machine tools based on partial least squares algorithm [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(5): 34-41.
- [16] 何静, 高见, 张昌凡. 集成自适应变异混沌松鼠搜索和 LSTM 算法的 RUL 预测方法及应用[J]. 电子测量与仪器学报, 2023, 37(5): 88-97.
HE J, GAO J, ZHANG CH F. Prediction of RUL and application of the integrated squirrel search algorithm with adaptive mutation chaos for LSTM [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37(5): 88-97.
- [17] 冯增喜, 何鑫, 崔巍, 等. 混合随机反向学习和高斯变异的混沌松鼠搜索算法[J]. 计算机集成制造系统, 2023, 29(2): 604-615.
FENG Z X, HE X, CUI W, et al. Hybrid random opposition-based learning and Gaussian mutation of chaotic squirrel search algorithm[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2023, 29(2): 604-615.
- [18] 仇海涛, 徐梦桐, 刘伟, 等. 基于 ACO-BP 神经网络的光纤陀螺温度补偿方法研究[J]. 光电与控制, 2023, 30(1): 78-81, 118.
CHOU H T, XU M T, LIU W, et al. Research on temperature compensation method of fiber optic gyroscope based on ACO-BP neural network[J]. Electronics Optics & Control, 2023, 30(1): 78-81, 118.
- [19] 陈如清, 于志恒. 基于 TentFWA-GD 的 RBF 神经网络 COD 在线软测量方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(3): 53-60.
CHEN R Q, YU ZH H. COD on-line soft measurement based on TentFWA-GD RBF neural network[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(3): 53-60.
- [20] JAIN M, SINGH V, RANI A. A novel nature-inspired algorithm for optimization: Squirrel search algorithm[J]. Swarm and Evolutionary Computation, 2018, 44: 148-175.
- [21] 邹华兵, 丁跃尧, 张敬, 等. 微 V 槽机床基于热平衡维系条件误差建模的研究[J]. 制造技术与机床,

2018(1): 63-66.

ZOU H B, DING Y J, ZHANG J, et al. Study of errors modeling for micro V-groove machine tool under thermal equilibrium maintain conditions [J]. Manufacturing Technology & Machine Tool, 2018(1): 63-66.

作者简介



杨赫然, 分别于 2006 年、2008 年和 2012 年在吉林大学获得学士、硕士和博士学位, 现为沈阳工业大学机械工程学院副教授, 主要研究方向为复杂曲面数字化制造技术与装备。

E-mail: yangheran@sut.edu.cn

Yang Heran received his B. Sc. degree, M. Sc. degree and Ph. D. degree all from Jilin University in 2006, 2008 and 2012, respectively. He is currently an associate professor at Shenyang University of Technology. His main research interests include digital manufacturing technology and equipment of complex surface.



孙兴伟(通信作者), 分别于 1992 年和 1995 年在沈阳工业大学获得学士和硕士学位, 于 2006 年在天津大学获得工学博士学位。现为沈阳工业大学机械工程学院教授, 博士生导师, 主要研究方向为复杂曲面测量与数控技术及专用集成数控系统、CAD/CAM/CAE 技术等。

E-mail: sunxingw@126.com

Sun Xingwei (Corresponding author) received her B. Sc. degree and M. Sc. degree both from Shenyang University of Technology in 1992 and 1995, and received her Ph. D. degree from Tianjin University in 2006. She is currently a professor and a Ph. D. degree in the School of Mechanical Engineering at Shenyang University of Technology. Her main research interests include complex surface measurement and CNC technology and dedicated integrated CNC system, and CAD/CAM/CAE technology.