



仪器仪表学报
Chinese Journal of Scientific Instrument
ISSN 0254-3087, CN 11-2179/TH

《仪器仪表学报》网络首发论文

题目: 基于 LSTM 循环神经网络的数控机床热误差预测方法
作者: 谭峰, 李成南, 萧红, 苏祖强, 郑凯
收稿日期: 2020-07-27
网络首发日期: 2020-10-23
引用格式: 谭峰, 李成南, 萧红, 苏祖强, 郑凯. 基于 LSTM 循环神经网络的数控机床热误差预测方法. 仪器仪表学报.
<https://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2179.TH.20201023.0943.002.html>



网络首发: 在编辑部工作流程中, 稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定, 且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式 (包括网络呈现版式) 排版后的稿件, 可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定; 学术研究成果具有创新性、科学性和先进性, 符合编辑部对刊文的录用要求, 不存在学术不端行为及其他侵权行为; 稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准, 正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性, 录用定稿一经发布, 不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容, 只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

出版确认: 纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊 (光盘版)》电子杂志社有限公司签约, 在《中国学术期刊 (网络版)》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版, 以单篇或整期出版形式, 在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊 (网络版)》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物 (ISSN 2096-4188, CN 11-6037/Z), 所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

基于 LSTM 循环神经网络的数控机床热误差预测方法

谭峰, 李成南, 萧红, 苏祖强, 郑凯

(重庆邮电大学先进制造工程学院 重庆 400065)

摘要：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。LSTM 循环神经网络可以有效利用机床当前时刻和历史时刻的温升数据来表征更加符合机床热变形机制的热误差。以一台精密卧式加工中心为例，首先进行热误差实验，然后利用模糊 c 均值(fuzzy c means, FCM)聚类算法从 20 个温度点中筛选出 4 个关键温度点，再以其温升数据为输入热误差数据为输出建立 LSTM 循环神经网络热误差预测模型。最后，在不同工况下与传统热误差预测模型进行预测性能对比分析，结果表明所提热误差预测方法预测精度最高提高约 52%，具有更加优越的预测精度和泛化性能。

关键词：数控机床；热误差预测；关键温度点筛选；LSTM 循环神经网络；模糊 c 均值聚类

中图分类号：TH161;TG532

文献标识码：A

国家标准学科分类代码：460.3599

A thermal error prediction method for CNC machine tool based on LSTM recurrent neural network

Tan Feng, Li Chengnan, Xiao Hong, Su Zuqiang, Zheng Kai

(School of Advanced Manufacturing Engineering, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China)

Abstract: The traditional thermal error prediction ignores the relationship between the machine tool historical cumulative temperature state and the thermal error. To solve this problem, a thermal error prediction method for CNC machine tool based on long short term memory (LSTM) recurrent neural network is proposed. The LSTM recurrent neural network can effectively use the temperature rise data both at the current and historical moments of the machine tool. In this way, the thermal error in the thermal deformation mechanism can be characterized. Taking a precision horizontal machining center as an example, the thermal error experiments are first conducted. Then, 4 key temperature points are selected from 20 temperature points using the fuzzy c means (FCM) clustering algorithm. By regarding the temperature rising data of the key temperature points as input and thermal error data as output, the LSTM recurrent neural network thermal error prediction model is formulated. Finally, the prediction performance is analyzed and compared with traditional thermal error prediction models under different working conditions. Experimental results show that the proposed thermal error prediction method has a maximum increase of about 52% in prediction accuracy, which verifies its advantages of accuracy and generalization performance.

Keywords: CNC machine tool; thermal error prediction; key temperature point selection; LSTM recurrent neural network; fuzzy c means clustering

0 引言

随着现代生产制造的飞速发展以及各领域对高精密切削加工需求的持续增加，制造业对数控机床特别

是精密数控机床的依赖程度越来越高。而影响数控机床加工精度的误差主要来源于几何误差^[1]、热误差以及切削力^[2]引起的误差。众多研究表明，热误差占机床总误差的比重最高^[3]，在精密加工中大约有 40%~70%

收稿日期：2020-07-27 Received Date: 2020-07-27

* 基金项目：重庆市基础研究与前沿探索项目 (cstc2019jcyj-msxmX0540)、重庆市教委科学技术研究项目 (KJQN202000614) 和国家自然科学基金 (51905065、51705060) 资助项目

[4-5]的制造误差与热误差有关。因此,为了保证高精密加工,迫切需要消除数控机床热误差。热误差补偿是一种具有前景的热误差消除方法^[6],但由于热误差具有高度复杂性和非线性,其影响因素多且耦合程度高^[7],对其进行准确预测和补偿是一项具有挑战性的工作。因此,建立更加精准的热误差预测模型以更大程度消除机床热误差具有重要的意义。

张伟^[8]等使用灰色关联度算法来计算数控机床各部位的温度与机床热位移的相关系数,并且使用模糊聚类来筛选关键温度点,成功将温度测点数目从 29 个减少到 6 个。Yin^[9]等将模糊 c 均值(fuzzy c means, FCM)聚类算法和相关分析法融合在一起筛选关键温度测点,并且提出了一种基于选择性集成 BP 神经网络的建模方法,预测精度优于单一 BP 神经网络和多元线性回归模型。辛宗霁^[10]等利用 BP 神经网络和多项式插值拟合对机床热误差进行建模并成功将预测残差控制在 $-3.1 \sim 2.2 \mu\text{m}$ 。赵家黎^[11]等提出了一种基于卡尔曼滤波法的机床主轴热误差预测模型,在取得更高的预测精度的同时降低了建模时间。Liu^[12]等提出了一种基于物理原理的伺服进给轴热误差模型,并使用深度信念网络和蒙特卡罗方法分析了该模型的可靠性。Zimmermann^[13]等提出一种热适应性学习控制方法来动态筛选热误差补偿模型的最佳输入数据,使得传感器测量时间减少了 45%,并提高了补偿模型的鲁棒性。杜柳青^[14]等使用并联深度信念网络来建立数控机床热误差模型,在提高预测准确性的同时,显著提高了热误差补偿的适应性和鲁棒性。李兵^[15]等针对环境温度变化较大的情况,提出了一种基于环境温度的模型库分段式加权的热误差建模方法,完成环境温度在 $15 \sim 35^\circ\text{C}$ 间分段式加权模型的建模和预测精度分析。

上述数控机床热误差建模方法大多数都通过建立机床热误差与机床温度场在某一特定时刻的映射关系以达到预测热误差的目的。但是机床温度与热误差之间并非简单的映射关系,热迟滞效应^[16]和热变形累积过程使得热误差不仅与当前时刻温度状态相关,还与历史时刻温度状态相关,也就是说,同样的温度特征在不同的时刻可能产生不同的热误差。因此,可以考虑具有记忆特性的长短期记忆(long short term memory, LSTM)循环神经网络来建立热误差模型,该神经网络近年来在语音识别、自然语言处理等领域得到了广泛应用。Wang^[17]等和 Yeo^[18]等初步利用 LSTM 循环神经网络分别针对对准车削系统和单点金刚石车削的热漂移误差进行了预测研究,但是作为其模型输入的温度

点缺乏代表性,忽略了热误差建模中至关重要的关键温度点的筛选过程,此外,其建模策略是使用同工况中的部分数据作为训练数据,部分数据作为测试数据,缺少对模型在未知工况下的热误差预测泛化性能评估,未能充分验证预测方法的有效性和优越性。因此,为了进一步提高数控机床热误差补偿效果,本文综合利用 FCM 聚类算法和 LSTM 循环神经网络建立数控机床热误差模型,并充分评估其对未知工况下热误差的预测性能。首先,分别在混合转速和不同恒定转速等三种不同工况下进行热误差实验,获取相应温度数据和热误差数据。其次,利用 FCM 聚类算法筛选出关键温度点。然后,以混合转速工况下的关键温度点温升数据和热误差数据建立基于 LSTM 循环神经网络的热误差模型。最后,测试所建热误差模型对未知工况下热误差的预测性能,并与 BP 神经网络、支持向量机(support vector machine, SVM)、多元线性回归(multiple linear regression, MLR)等传统热误差预测模型进行对比分析,从而验证本文所提热误差预测方法的优越性。

1 热误差建模

1.1 关键温度点筛选

影响数控机床温升和热误差的因素众多^[19],为了确保实验数据采集的全面性,在实验中通常需布置尽可能多的温度采集点^[20]来采集全面且可靠的机床温度数据以准确反映数控机床的实时温升状态。而该实验数据又不可避免地存在冗余温升数据,会引起建模时的共线性问题,降低模型预测性能。因此,为了提高建模精度同时减小计算量,需要筛选出关键温度点。

FCM 聚类是一种基于划分的数据聚类技术,它通过目标函数式(1)计算样本点对聚类中心的隶属度总和,然后迭代调整聚类中心使目标函数值总和最小化进而实现自动聚类。

$$J = \sum_{i=1}^D \sum_{j=1}^m \mu_{ij}^k \|x_i - c_j\|^2 \quad (1)$$

式中, D 是样本数, m 是聚类中心数, k 是控制模糊重叠程度的指数, $k > 1$ 。 x_i 是第 i 个样本点, c_j 是第 j 个聚类中心, μ_{ij} 是样本点 x_i 在第 j 个簇中的隶属程度。一个样本点 x_i 在所有簇中的隶属度之和为 1。

使用 FCM 对原始温度数据进行聚类可以筛选出具有代表性的关键温度点。在减小建模计算量的同时可以提高模型精度和泛化性能。

1.2 LSTM 循环神经网络

LSTM 循环神经网络通过引入遗忘门 f 、输入门 i 、 g 、输出门 o 改进了普通循环神经网络的隐藏单元结构, 在处理长时序数据时不用担心梯度爆炸和梯度消失的问题。改进后的隐藏单元结构使得 LSTM 循环神经网络能够更加高效地提取时序数据中的有用信息和关键特征。如图 1 所示, 建立了一个由序列输入层、LSTM 层、全连接层组成的神经网络模型, 该模型在 t 时刻的输入为 m (m 为关键温度点个数) 维的温升数据 x_t , 输出为热误差预测值 y_t 。式(2)所示该模型数学表达式:

$$y_t = \psi(x_t^m) \quad (2)$$

LSTM 层隐藏单元中的遗忘门 f 、输入门 i 、 g 、输出门 o 实现公式如下:

$$f_t = \sigma_g(W_f x_t + R_f h_{t-1} + b_f) \quad (3)$$

$$i_t = \sigma_g(W_i x_t + R_i h_{t-1} + b_i) \quad (4)$$

$$g_t = \sigma_c(W_g x_t + R_g h_{t-1} + b_g) \quad (5)$$

$$o_t = \sigma_g(W_o x_t + R_o h_{t-1} + b_o) \quad (6)$$

当前时刻的 LSTM 层隐藏单元状态 c_t 、输出信息 h_t 以及由 h_t 转化得到的热误差 y_t 计算公式如下:

$$c_t = f_t \odot c_{t-1} + i_t \odot g_t \quad (7)$$

$$h_t = o_t \odot \sigma_c(c_t) \quad (8)$$

$$y_t = W_t h_t \quad (9)$$

式中, W_t 为 h_t 的权值矩阵, W_f 、 W_i 、 W_g 、 W_o 为 x_t 的权值矩阵, R_f 、 R_i 、 R_g 、 R_o 为 h_{t-1} 的权值矩阵, b_f 、 b_i 、 b_g 、 b_o 为偏置因子, σ_g 和 σ_c 为激活函数, 分别是 sigmoid 函数和 tanh 函数。

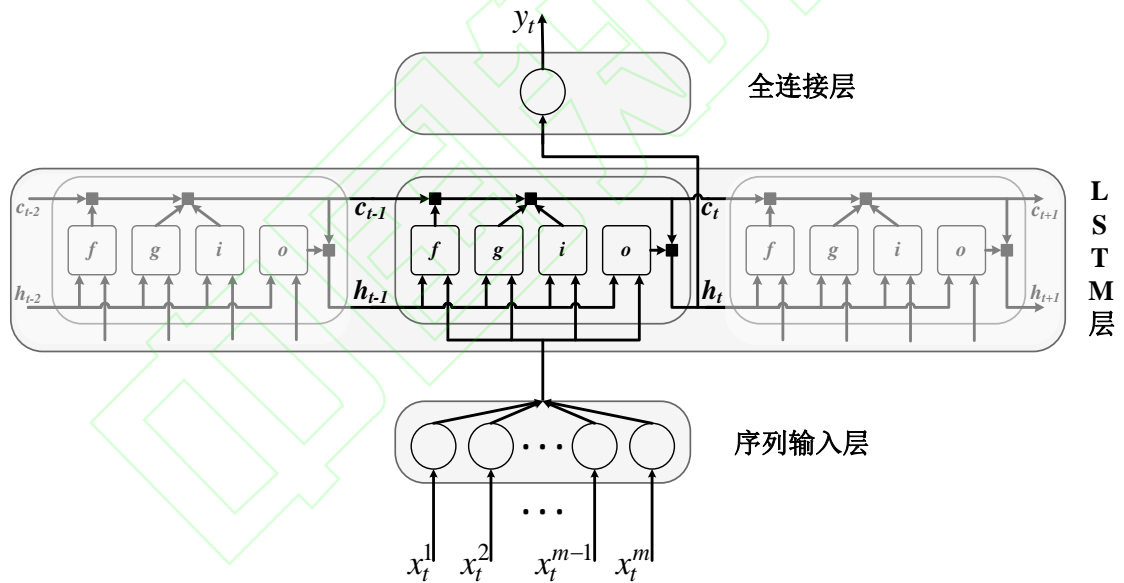


图 1 LSTM 循环神经网络模型结构

Fig.1 Structure of LSTM neural network model

在构建完成 LSTM 循环神经网络模型结构之后,即可采用具有优良训练能力的 Adam(adaptive moment estimation, Adam)算法^[21]训练 LSTM 循环神经网络,得到最优网络参数。Adam 能同时利用随机梯度的一阶和二阶矩估计来更新网络参数^[22]。其实现公式如下:

$$\mathbf{p}_\ell = \beta_1 \mathbf{p}_{\ell-1} + (1 - \beta_1) \nabla E(\boldsymbol{\theta}_\ell) \quad (10)$$

$$\mathbf{v}_\ell = \beta_2 \mathbf{v}_{\ell-1} + (1 - \beta_2) [\nabla E(\boldsymbol{\theta}_\ell)]^2 \quad (11)$$

$$\boldsymbol{\theta}_\ell = \boldsymbol{\theta}_{\ell-1} - \frac{\alpha \mathbf{p}_\ell}{\sqrt{\mathbf{v}_\ell} + \varepsilon} \quad (12)$$

式中, ℓ 是迭代次数, \mathbf{p}_ℓ 和 $\mathbf{p}_{\ell-1}$ 分别是第 ℓ 次迭代和第 $\ell-1$ 次迭代的一阶矩估计, \mathbf{v}_ℓ 和 $\mathbf{v}_{\ell-1}$ 分别是第 ℓ 次迭代和第 $\ell-1$ 次迭代的二阶矩估计, $\boldsymbol{\theta}_\ell$ 和 $\boldsymbol{\theta}_{\ell-1}$ 分别是第 ℓ 次迭代和第 $\ell-1$ 次迭代的神经网络参数矢量, $\nabla E(\boldsymbol{\theta}_\ell)$ 是第 ℓ 次迭代的损失函数梯度, β_1 和 β_2 分别是一阶和二阶矩估计的指数衰减速率, α 是学习率, ε 是一个为避免被零除而添加的小常数。

2 热误差实验

2.1 实验过程

为了验证了所提基于 LSTM 循环神经网络热误差预测方法的有效性和优越性, 选用某型精密卧式加工中心进行热态特性实验并用于实际热误差预测验证。实验过程中需同时测量其运行过程中的温升数据和热误差数据。使用 3 个高精度电容式位移传感器测量主轴轴向热伸长和径向热漂移, 以准确获取主轴热误差数据, 如图 2 所示。采用 20 通道的 Fluke2638A 温度采集器和 20 个分辨率为 0.1°C 的 PT100 温度传感器获取机床各部位的温度数据, 这些温度传感器主要分布在加工中心的主轴、主轴箱、立柱、床身、工作台等位置, 具体如表 1 和图 3 所示。

为了最大程度模拟机床在实际加工中的主轴速度变化情况, 一共进行了 3 组热误差实验, 实验过程中每间隔 1min 记录一次温度和热误差数据。第一组实验: 机床从冷态开始按如图 4 所示的主轴速度谱连续空载运行 6h, 记作 S_0 =速度谱。第二组实验: 机床从冷态开始以主轴转速 2000rpm 连续空载运行 6h, 记作 S_1 =2000r/min。第三组实验: 机床从冷态开始以主轴转速 4000rpm 连续空载运行 6h, 记作 S_2 =4000r/min。

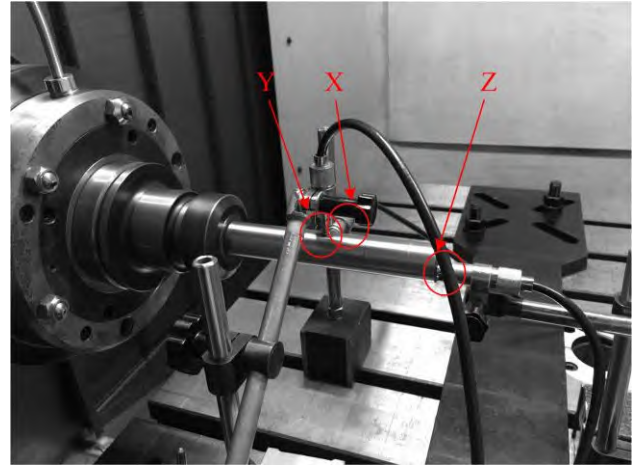


图 2 位移传感器布置

Fig.2 The layout of the displacement sensors

表 1 温度传感器测量位置

Table 1 Temperature sensor measurement locations

温度测点位置	传感器编号
主轴	T1~T10
主轴箱	T11、T12、T13
立柱	T14、T15、T16
床身	T17、T18
工作台	T19
环境温度	T20

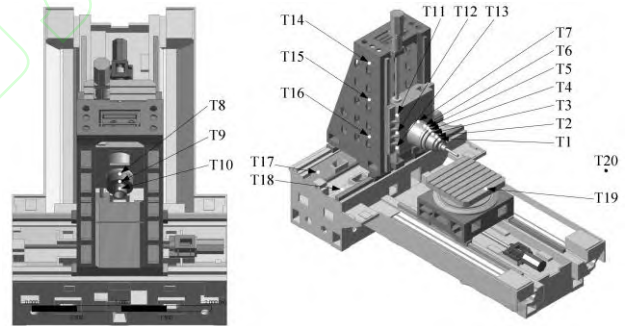


图 3 温度传感器布置

Fig.3 The layout of the temperature sensors

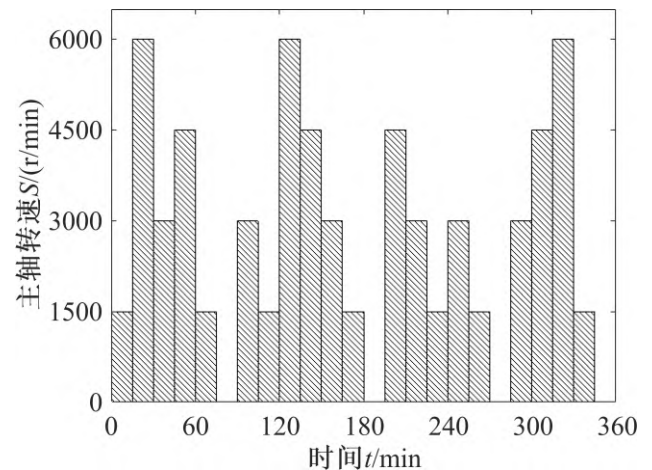


图 4 主轴转速谱

Fig.4 Spindle speed spectrum

2.2 实验数据

通过 3 组实验获得的不同工况下机床的温升数据如图 5、图 6 和图 7 所示, 主轴 Z 向热误差数据如图 8 所示。将同一时刻的温升数据和热误差数据作为一个数据样本, 每组实验可分别得到 $N=360$ 个数据样本。从实验数据可以看出, 在主轴转速为 $S_1=2000\text{r/min}$ 时, 主轴前部温度略高于后部温度, 而在主轴转速为 $S_0=$ 速度谱和 $S_2=4000\text{r/min}$ 时, 主轴后部温度显著高于前部温度。其主要原因是在低速时主轴前后轴承生热功率均较小且接近, 导致整个主轴温度较均匀, 而在高速时主轴后轴承生热功率高于前轴承, 且主轴后部处于主轴箱和立柱构成的密闭空间中散热较差, 导致后部温度高于前部温度。此外, 在主轴转速为 $S_0=$ 速度谱时, 机床温度随主轴转速的变化而波动, 相应的热误差也随之波动。

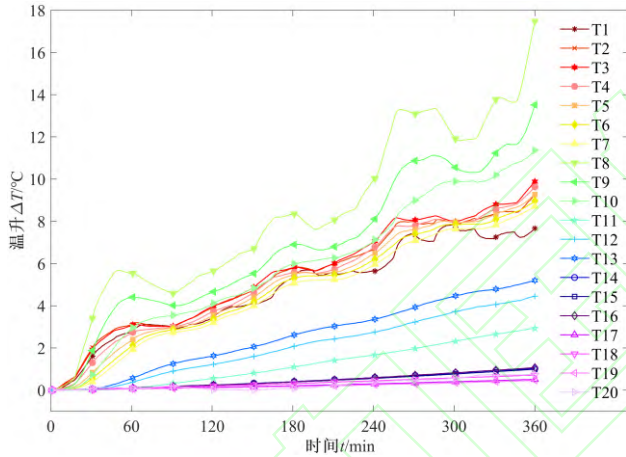

 图 5 $S_0=$ 速度谱时的温升数据

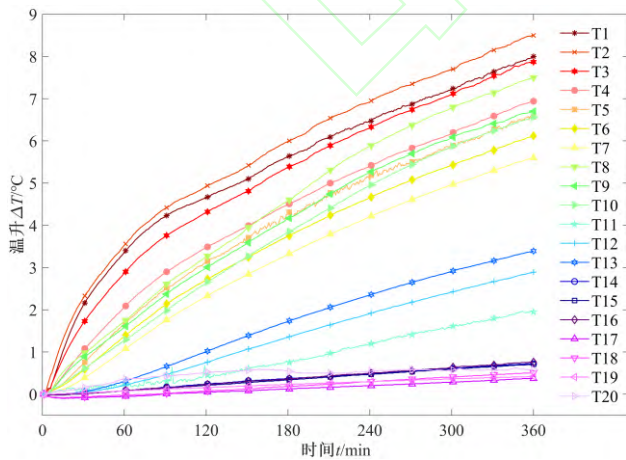
 Fig.5 Temperature rise data at $S_0=$ speed spectrum

 图 6 $S_1=2000\text{r/min}$ 时的温升数据

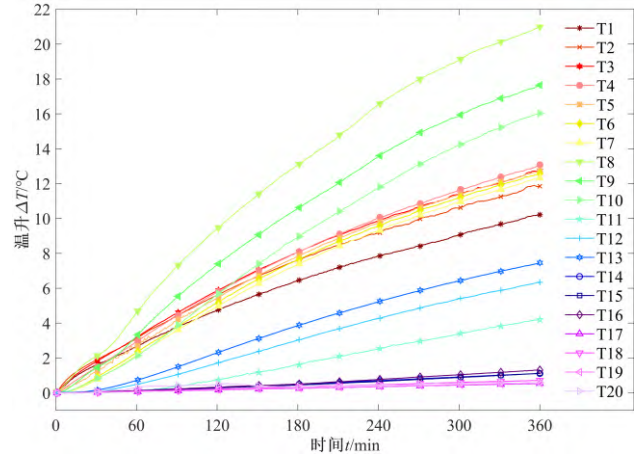
 Fig.6 Temperature rise data at $S_1=2000\text{r/min}$

 图 7 $S_2=4000\text{r/min}$ 时的温升数据

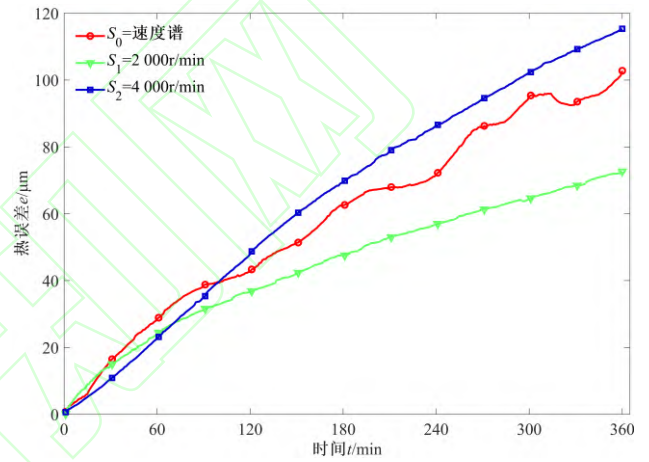
 Fig.7 Temperature rise data at $S_2=4000\text{r/min}$


图 8 三种不同工况下的 Z 向热误差数据

Fig.8 Z-direction thermal error data under three different working conditions

3 关键温度点筛选及热误差建模结果

3.1 FCM 聚类结果

采用所提出的建模方法, 将 $S_0=$ 速度谱的实验数据作为训练集, 将 $S_1=2000\text{r/min}$ 和 $S_2=4000\text{r/min}$ 的实验数据作为测试集。利用式(1)所示 FCM 聚类对训练集进行关键温度点筛选, 根据实验中一共 20 个初始温度点设置聚类样本数 $D=20$, 设置控制模糊重叠程度的指数 $k=2$, 一共进行 $D=20$ 次模糊聚类, 每次聚类中心数为 $m(m=1, 2, \dots, D)$, 迭代计算出聚类的目标函数值 J_m 。关键温度点数目过多或过少均会对建立热误差模型产生不利影响。因此需要求得目标函数值的一阶导数 J'_m , 并且找出 J'_m 趋近于 0 时 m 的最小值, 即 m 满足以下条件:

$$\begin{cases} \min(m) \\ |J'_m| < \varepsilon \end{cases} \quad (13)$$

式中, ε 为阈值, 小于该阈值即可认为是趋近于 0, 根

据经验将 ε 设置为 250。进行 FCM 聚类得到的目标函数一阶导数值如图 9 所示。符合式(13)的聚类中心数为 $m=4$ ，对应的 FCM 聚类结果和筛选出的关键温度点的温升数据分别如图 10 和图 11 所示。筛选出的关键温度点为 T5、T8、T12、T18，该关键温度点既能表征机床原始温升特征，又能降低温升数据冗余，提高建模效率和预测精度。

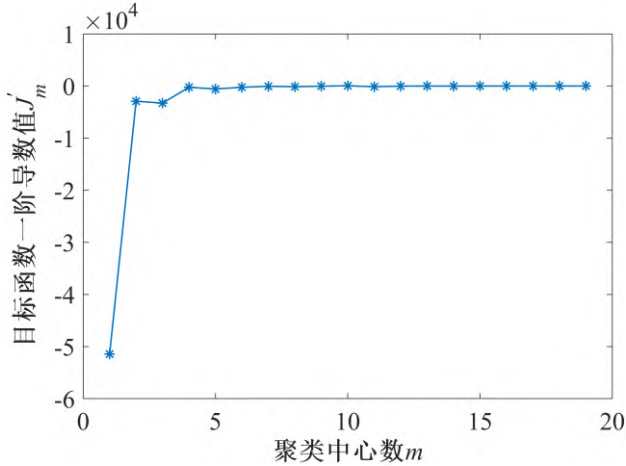


图9 目标函数一阶导数值

Fig.9 First derivative of objective function

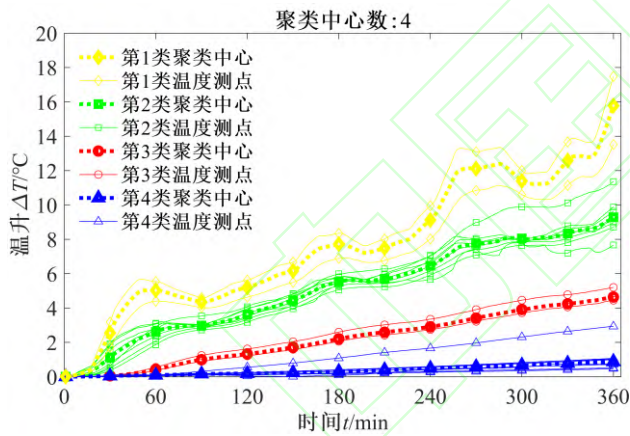


图10 FCM 聚类结果

Fig.10 FCM clustering results

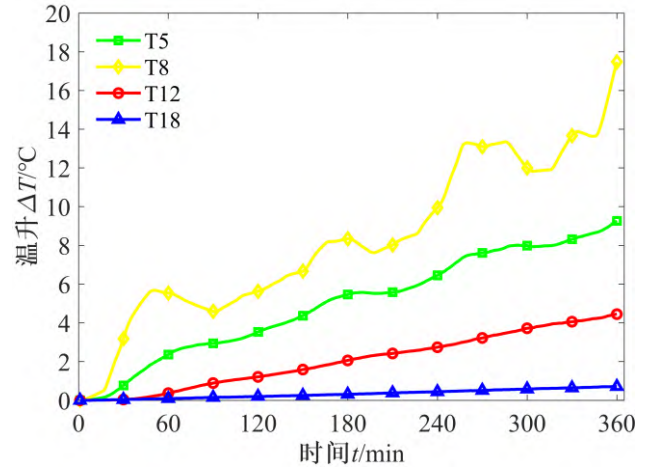


图11 关键温度点温升数据

Fig.11 Temperature rise data of key temperature points

3.2 LSTM 循环神经网络建模

在 LSTM 循环神经网络热误差模型中，将输入层和输出层单元个数分别设置为 4 和 1，对应于 4 个关键温度点和 1 个热误差，隐藏层单元个数设置为 5，学习率 α 设置为 0.05，学习周期设置为 200，梯度下降算法设置为 Adam。将 S_0 =速度谱工况下的关键温度点温升数据和热误差数据进行 Z-score 标准化处理，再在设定参数下进行网络训练，即可得到 LSTM 循环神经网络热误差预测模型。训练过程中均方根误差(root mean square error, RMSE)收敛曲线如图 12 所示。

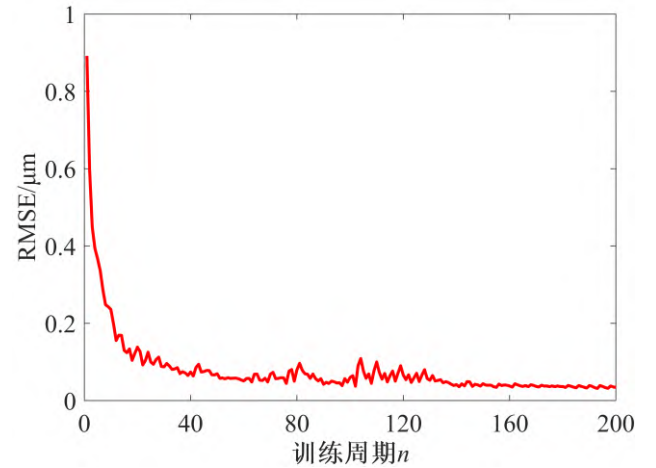


图12 RMSE 收敛曲线

Fig.12 Convergence curve of RMSE

4 热误差模型预测性能分析

为了验证本文提出的方法的优越性，将其预测性能分别与传统的基于 BP 神经网络、基于 SVM 和基于 MLR 的数控机床热误差模型进行对比分析。热误差模型的输入数据均为通过 FCM 聚类筛选出的关键温度

点 T5、T8、T12 和 T18 的温升数据。

4.1 拟合性能对比分析

将前述 S_0 =速度谱工况下的实验数据作为训练集, 利用本文所提方法建立基于 LSTM 循环神经网络的热误差模型。将该模型与利用同样实验数据分别建立的基于 BP 神经网络、基于 SVM 和基于 MLR 的热误差预测模型进行对比分析。将热误差实测值和各模型的热误差预测值之间的 RMSE 值作为模型预测精度的评价指标, RMSE 值越小则预测精度越高。

不同模型在训练集上的拟合精度比较如表 2 所示, 拟合均方根误差用 $RMSE_0$ 表示。可以看出, 拟合精度最高的是 LSTM 模型, 其 $RMSE_0$ 值为 $0.9\mu\text{m}$ 。其次是 $RMSE_0$ 值为 $1.0\mu\text{m}$ 的 BP 模型。MLR 模型和 SVM 模型的 $RMSE_0$ 值分别为 $2.7\mu\text{m}$ 和 $3.2\mu\text{m}$, 拟合精度表现相对较差。

表 2 不同模型在训练集上的拟合精度比较

Table 2 The accuracy comparison of different models on training set

热误差模型	$RMSE_0/\mu\text{m}$
BP	1.0
SVM	3.2
MLR	2.7
LSTM	0.9

4.2 泛化性能对比分析

在验证了热误差预测模型的优良拟合性能之后, 即可进一步考察其泛化性能, 即验证热误差预测模型在其它未知工况能否同样拥有较高的预测精度, 这是评价模型是否可靠的关键指标。为了验证模型的泛化性能, 将各模型分别使用 $S_1=2000\text{r/min}$ 和 $S_2=4000\text{r/min}$ 工况下的温升数据预测热误差, 并分别将其均方根误差记为 $RMSE_1$ 和 $RMSE_2$ 。不同模型在不同工况下的预测精度比较如表 3 所示, 可以看出, LSTM 模型的 $RMSE_1$ 值和 $RMSE_2$ 值均最小, 分别为 $2.8\mu\text{m}$ 和 $5.8\mu\text{m}$ 。

表 3 不同模型在不同主轴转速工况下的预测精度比较

Table 3 The prediction accuracy comparison of different models under different spindle rotation speed conditions

热误差模型	$RMSE_1/\mu\text{m}$	$RMSE_2/\mu\text{m}$
BP	5.2	10.7
SVM	4.5	13.4
MLR	5.0	12.3
LSTM	2.8	5.8

不同模型在两种工况下的热误差平均预测精度以及 LSTM 模型相比各模型的平均预测精度的相对变化量如表 4 所示。可以看出, LSTM 模型的平均 RMSE 值最小, 为 $4.3\mu\text{m}$, 相比 BP 模型、SVM 模型、MLR 模型的平均 RMSE 值分别减小了 46%、52%、51%。因

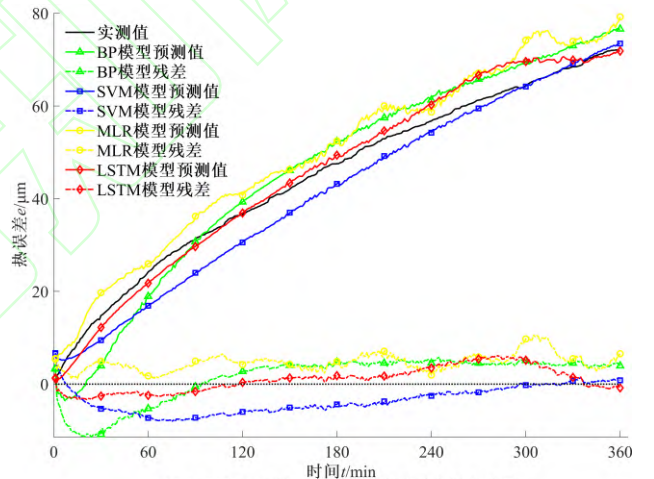
此, 本文提出的基于 LSTM 循环神经网络的数控机床热误差预测模型在不同转速工况下均能获得更好的预测效果, 具有更强的泛化能力。

表 4 不同模型平均预测精度比较

Table 4 Mean prediction accuracy comparison of different models

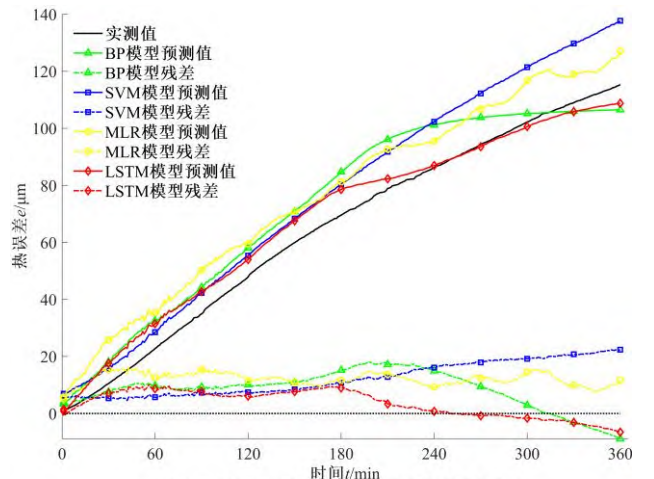
热误差模型	平均 $RMSE/\mu\text{m}$	平均 RMSE 相对变化量/%
BP	7.9	-46
SVM	9.0	-52
MLR	8.7	-51
LSTM	4.3	0

不同模型在不同转速工况下的热误差预测曲线对比如图 13 所示。实线表示热误差预测曲线和热误差实测曲线, 虚线表示热误差预测残差。热误差预测曲线越接近于实测曲线, 预测残差越接近于 $e=0$, 预测效果越好。可以看到 LSTM 模型在两种工况下的热误差预测表现均明显优于其他模型。



(a) $S_1=2000\text{r/min}$ 时的热误差预测曲线和残差曲线

(a) The thermal error prediction curves and residual error curves at $S_1=2000\text{r/min}$



(b) $S_2=4000\text{r/min}$ 时的热误差预测曲线和残差曲线

(b) The thermal error prediction curves and residual error curves at $S_2=4000\text{r/min}$

图 13 不同主轴转速工况下的热误差预测曲线和残差曲线

Fig.13 The thermal error prediction curves and residual error curves under different spindle rotation speed conditions

综上所述, 在多种转速工况下本文所提的 LSTM 模型均具有更高的热误差预测精度。表明本文所提的基于 LSTM 循环神经网络的数控机床热误差预测方法可以更好地用于热误差建模和补偿。

5 结论

本文提出了基于 LSTM 循环神经网络的数控机床热误差预测方法。将 FCM 聚类筛选出的关键温度点的温升数据作为模型输入, 主轴 Z 向热误差数据作为模型输出, 利用 LSTM 循环神经网络处理时序特征的能力建立了具有高精度和强泛化能力的热误差模型。

为了验证本文所提方法的有效性和优越性, 将其在不同工况下与另外三个常用模型进行对比分析, 结果表明本文所提方法的拟合性能和泛化性能均优于另外三个模型, 具有更高的预测精度。基于 LSTM 循环神经网络的数控机床热误差预测方法为建立热误差模型并用于热误差补偿以提高数控机床精度提供了一种可靠的方法。

参考文献

- [1] 余永维, 杜柳青. 深度学习框架下数控机床运动误差溯源方法[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(1): 31-37.
YU Y W, DU L Q. Motion error tracing of NC machine tools based on deep learning framework [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(1): 31-37.
- [2] 陈吉红, 胡鹏程, 周会成, 等. 走向智能机床[J]. Engineering, 2019, 5(4): 186-210.
CHEN J H, HU P C, ZHOU H C, et al. Toward intelligent machine tool [J]. Engineering, 2019, 5(4): 186-210.
- [3] MAYR J, JEDRZEJEWSKI J, UHLMANN E, et al. Thermal issues in machine tools[J]. CIRP annals-Manufacturing Technology, 2012, 61(2): 771-791.
- [4] 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.
- [5] 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.
- [6] 李艳, 李英浩, 高峰, 等. 基于互信息法和改进模糊聚类的温度测点优化[J]. 仪器仪表学报, 2015, 36(11): 2466-2472.
LI Y, LI Y H, GAO F, et al. Investigation on optimization of temperature measurement key points based on mutual information and improved fuzzy clustering analysis[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2015, 36(11): 2466-2472.
- [7] LI Y, ZHAO W H, LAN S H, et al. A review on spindle thermal error compensation in machine tools[J]. International Journal of Machine Tools and Manufacture, 2015, 95: 20-38.
- [8] 张伟, 叶文华. 基于灰色关联和模糊聚类的机床温度测点优化[J]. 中国机械工程, 2014, 25(4): 456-460.
ZHANG W, YE W H. Optimization of temperature measuring points for machine tools based on grey correlation and fuzzy clustering analysis[J]. China Mechanical Engineering, 2014, 25(4): 456-460.
- [9] YIN Q, TAN F, CHEN H X, et al. Spindle thermal error modeling based on selective ensemble BP neural networks[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2019, 101(5-8): 1699-1713.
- [10] 辛宗霖, 冯显英, 杜付鑫, 等. 基于 BP 神经网络的机床热误差建模与分析[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2019(8): 39-43.
XIN Z P, FENG X Y, DU F X, et al. Modeling and analysis of machine tool thermal error based on BP neural network[J]. Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique, 2019(8): 39-43.
- [11] 赵家黎, 黄利康, 李桥林. 基于卡尔曼滤波的数控机床主轴热误差建模研究[J]. 现代制造工程, 2018(7): 23-26+64.
ZHAO J L, HUANG L K, LI Q L. Modeling research on machine tool spindle thermal error based on Kalman filter method[J]. Modern Manufacturing Engineering, 2018(7): 23-26+64.
- [12] LIU K, WU J, LIU H, et al. Reliability analysis of thermal error model based on DBN and Monte Carlo method[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2021, 146: 107020.
- [13] ZIMMERMANN N, LANG S, BLASER P, et al. Adaptive input selection for thermal error compensation models[J]. CIRP Annals-Manufacturing Technology, 2020, 69(1): 1-10.

485-488.

- [14] 杜柳青, 余永维. 基于并联深度信念网络的数控机床热误差预测方法[J]. 农业机械学报, 2020, 51(8): 414-419.
DU L Q, YU Y W. Thermal error prediction method of CNC machine tools based on parallel depth belief network[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(8): 414-419.
- [15] 李兵, 苏文超, 魏翔, 等. 基于环境温度模型库分段式加权的数控机床热误差建模[J]. 农业机械学报, 2020, 51(7): 413-418.
LI B, SU W C, WEI X, et al. Piecewise weighted thermal error modeling of CNC machine tools based on model library of ambient temperature[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(7): 413-418.
- [16] YANG H, NI J. Dynamic modeling for machine tool thermal error compensation[J]. Journal of Manufacturing Science and Engineering, 2003, 125(2): 245-254.
- [17] WANG C Y, HHUANG C Y, WANG J H, et al. Study of thermal deformation monitoring system with long short term memory network in alignment turning system[C]//Optifab 2019, 1117523.
- [18] YEO W J, JEONG B J, JEONG S K, et al. Compensation of thermal drift during the single-point diamond turning process based on the LSTM[C]//Optifab 2019, 111752E.
- [19] 邓小雷, 林欢, 王建臣, 等. 机床主轴热设计研究综述[J]. 光学精密工程, 2018, 26(6): 1415-1429.
DENG X L, LIN H, WANG J C, et al. Review on thermal design of machine tool spindles[J]. Optics and Precision Engineering, 2018, 26(6): 1415-1429.
- [20] TAN F, DENG C Y, XIAO H, et al. A wrapper approach-based key temperature point selection and thermal error modeling method[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2020, 106(3-4): 907-920.
- [21] KINGMA D P, BA J. Adam: A method for stochastic optimization[C]// Proceedings of the International Conference on Learning Representations, 2015: 1-13.
- [22] FEI Z G, WU Z Y, XIAO Y Q, et al. A new short-arc fitting method with high precision using Adam optimization algorithm[J]. Optik, 2020, 212: 164788.

作者简介

谭峰, 2013 年于四川大学获得学士学位, 2018 年于四川大学获得博士学位, 现为重庆邮电大学讲师, 主要研究方向为智能机床、先进制造技术和工业人工智能。

E-mail: tanfeng@cqupt.edu.cn



Feng Tan received his B.Sc. degree and Ph.D. degree both from Sichuan University in 2013 and 2018, respectively. He is currently a lecturer at Chongqing University of Posts and Telecommunications. His main research interests include intelligent machine tool, advanced manufacturing technology and industrial artificial intelligence.



萧红(通讯作者), 2001 年于烟台大学获得学士学位, 2010 年于重庆大学直攻博获得博士学位, 现为重庆邮电大学副教授, 主要研究方向为先进制造及仿真技术。

E-mail: redshaw@163.com

Hong Xiao (Corresponding author) received her B.Sc. degree from Yantai University in 2001, and received her Ph.D. degree from Chongqing University in 2010. She is currently an associate professor at Chongqing University of Posts and Telecommunications. Her main research interests include advanced manufacturing and simulation technology.