

# 基于红外成像与卷积神经网络的滚珠丝杠进给系统热误差动态补偿方法

吴宇航

上海理工大学机械工程学院, 上海

收稿日期: 2023年3月6日; 录用日期: 2023年5月9日; 发布日期: 2023年5月16日

## 摘要

滚珠丝杠作为机床进给系统的直线进给传动装置, 由于受到非均匀热场的影响, 其热误差成为影响机床加工精度的重要因素。为了降低非均匀热场产生的影响, 本文提出一种基于红外成像与卷积神经网络的滚珠丝杠进给系统热误差动态补偿方法。给出了一套基于多模型集合的滚珠丝杠分段补偿方法, 建立了基于红外成像与卷积神经网络的热误差模型。结果表明, 相对于无补偿、选取特征点的Back Propagation (BP)神经网络模型补偿和全图层BP (ABP)神经网络模型补偿, 定位误差的均方根分别减少了90.3%、53.4%、55.3%。

## 关键词

滚珠丝杠, 红外成像, 卷积神经网络, 热误差补偿

# Dynamic Compensation Method for Thermal Error in Ball Screw Feed System Based on Infrared Imaging and Convolutional Neural Network

Yuhang Wu

School of Mechanical Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai

Received: Mar. 6<sup>th</sup>, 2023; accepted: May 9<sup>th</sup>, 2023; published: May 16<sup>th</sup>, 2023

## Abstract

As a linear feed transmission device in the machine tool feed system, the ball screw is affected by

文章引用: 吴宇航. 基于红外成像与卷积神经网络的滚珠丝杠进给系统热误差动态补偿方法[J]. 建模与仿真, 2023, 12(3): 2173-2181. DOI: 10.12677/mos.2023.123199

the non-uniform thermal field, and its thermal error has become an important factor affecting the machining accuracy of the machine tool. In order to reduce the influence of non-uniform thermal field, this paper proposes a dynamic compensation method for thermal error of ball screw feed system based on infrared imaging and convolutional neural network. A multi-model ensemble based ball screw segment compensation method is provided, and a thermal error model based on infrared imaging and convolutional neural network is established. The results show that compared with the no compensation method, the Back Propagation (BP) neural network model compensation method with selected feature points, and the full layer BP (ABP) neural network model compensation method, the root mean square error of positioning is reduced by 90.3%, 53.4%, and 55.3%, respectively.

## Keywords

Ball Screw, Infrared Imaging, Convolutional Neural Network, Thermal Error Compensation

Copyright © 2023 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

## 1. 引言

滚珠丝杠是精密机床进给系统中常用的直线进给传动装置，具有高精度和高效率的特性[1]。该系统由丝杠轴、螺母工作台和滚珠组成，使用伺服电机带动丝杠轴旋转，从而带动工作台产生直线运动[2]。滚珠丝杠通常采用半闭环控制系统，因此热变形产生的位置误差无法被纳入位置控制回路中[3]。随着工作速度和精度的提高，热误差对加工精度的影响越来越大，而非均匀热场是产生热误差的主要原因之一，在精密机床总加工误差中，热误差占据 40%~70% [4]。因此，降低热误差一直是机床加工工程的研究重点。

滚珠丝杠热误差的降低方法包括消除和补偿。消除热误差需要进行设计优化、预拉伸等措施，成本高且许多设备无法改造[5]。补偿热误差则是通过计算得到误差位移，然后增减位移来补偿误差。热误差模型有理论模型和经验模型两种。理论模型基于产热机理和热传导原理，通常用于仿真分析[6]。例如，Xu [7]等人使用有限元分析和集总热容法建立了应用于滚珠丝杠空气冷却系统的热行为模型。经验模型基于机械学习理论，建立的模型无需考虑传热学过程，直接寻找信息与热误差之间的对应关系。

理论上，在滚珠丝杠系统中，丝杠轴的温度场信息与热变形信息存在直接映射关系。因此，基于经验模型的热误差补偿方法因实时性与准确性而广泛应用于生产中[8]。Jin [9]等人用神经网络模型研究了滚珠丝杠进给系统的温度和热变形，使用热阻及其调节器和红外辐射温度计测量滚珠丝杠轴承、丝杠轴敏感点温度和工作条件作为输入，得到了工作台的动态热位移，实现了不同工况下热误差的补偿。然而，由于该模型输入测温点较少，无法解决非均匀热场产生的热变形[10]。且由于滚珠丝杠结构特性，使用接触式测温设备测量丝杠轴温度困难，因此需要使用红外热像仪记录温度场信息[11]。王全宝[12]等人使用红外热像仪记录温度场信息用于验证所提出的有限元分析模型的准确性。然而，由于滚珠丝杠光滑表面和复杂几何结构导致其易受外界干扰，因此红外热像仪测得的温度场精度有限[13]。实际生产车间中存在各类干扰，导致红外热像仪记录到的温度场信息含有许多干扰和无效信息。因此，大多数动态热误差补偿模型在实际应用中，使用仿真模型计算得到温度场信息，红外热像仪用于检验模型有效性。

近年来，人工神经网络发展迅速，其中卷积神经网络(Convolutional Neural Networks, CNN)在计算机视觉和分类问题中大有作为[14]。Helbing [15]等人使用深度学习有监督学习方法检测风力涡轮机故障。

Li [16]等人提出了基于深度学习的核反应堆瞬时运行状态聚类方法。Al-Antari [17]等人建立了深度学习检测与分类的 CAD 系统，用于判断乳腺病变情况。随后，部分学者开始将注意力从可见光图像转移到不可见光图像，使用卷积神经网络识别红外热像仪记录的温度场图像。Ornek [18]等人使用红外热像仪记录婴儿体温热像图并使用卷积神经网络模型判断健康情况。Akram [19]等人使用红外热像仪读取光伏模块工作温度并开发深度学习模型识别热像图自动检测损坏元件。

随着卷积神经网络与计算机技术的普及，本文利用红外成像与 CNN 模型开发一种滚珠丝杠进给系统非线性热误差动态补偿方法，并建立基于卷积神经网络的热误差分段补偿模型。通过挖掘红外热像图中的有效信息建立实时红外热像图与当前热变形的映射模型，在工程环境下，训练神经网络模型并验证其有效性及准确率。研究旨在开发实时的热误差分段补偿模型，并将位移误差补偿表发送给控制器完成补偿。

## 2. 滚珠丝杠进给系统热误差动态补偿方法

### 2.1. 滚珠丝杠的动态补偿原理

对于一般的丝杠轴，其轴向长度远大于径向长度，因此在本文中研究其热变形产生的位移误差时仅考虑其轴向误差。Mayr 等人[20]提出在均匀的温度场下，滚珠丝杠热变形可以视为一维线性膨胀。然而，在机床中的滚珠丝杠轴行程较长，通常轴向热变形是由于不均匀的温度场产生的。因此，在较长行程的滚珠丝杠轴中，直接使用一维线性膨胀模型作为预测模型，可能会使得中间点的位置误差过大。如果将整体的滚珠丝杠轴沿轴向均匀地切分成足够小的  $n$  等分，那么可以将每段的热变形视为线性膨胀，工作台每个位置的热误差可以通过相邻两个分段点线性插值得到。如公式(1) (2)。

$$D = f(x) = \begin{cases} k_1x + b_1, x \in (0, l_1] \\ k_2x + b_2, x \in (l_1, l_2] \\ \dots \\ k_nx + b_n, x \in (l_{n-1}, l_n] \end{cases} \quad (1)$$

$$\text{with } \begin{cases} l_i = il_0 \\ [k_1, k_2, \dots, k_n, b_1, b_2, \dots, b_n] = G(\mathbf{T}_d) \end{cases} \quad (2)$$

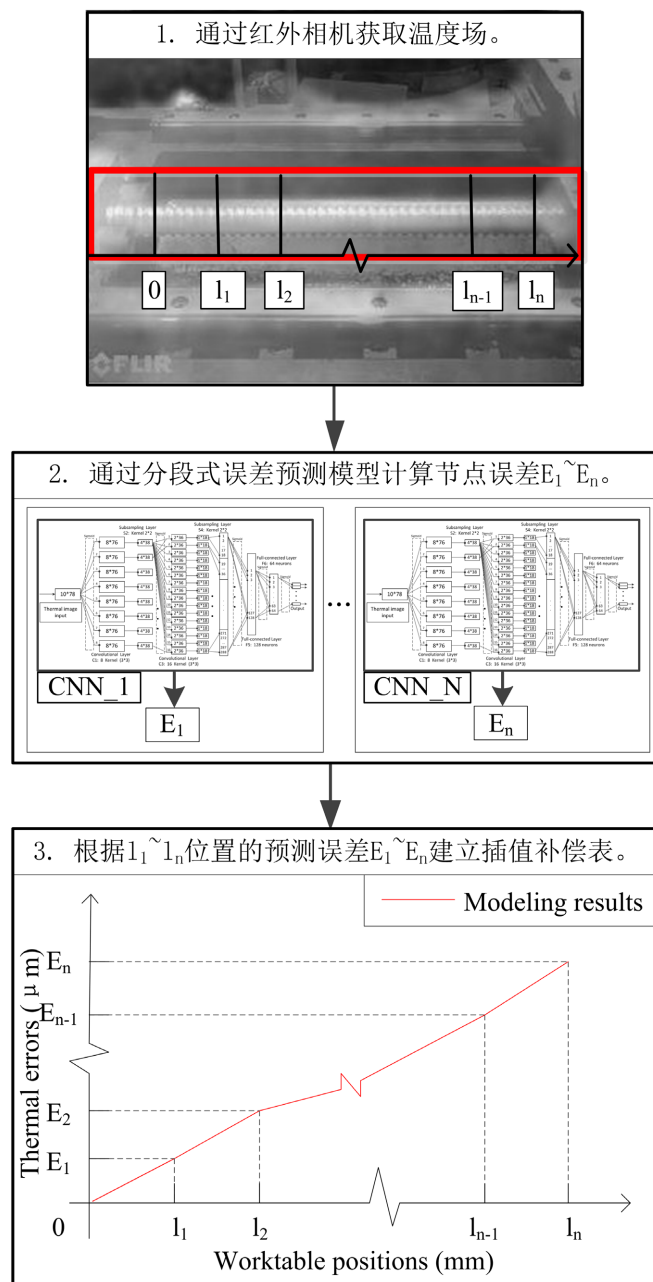
其中， $x$  为滚珠丝杠工作台的位置，单位为 mm； $D$  为其补偿值，单位为  $\mu\text{m}$ ； $l_0$  为最小分段长度，单位为 mm； $k_1, k_2, \dots, k_n, b_1, b_2, \dots, b_n$  为补偿模型各段补偿模型参数，该参数通过基于深度学习的分段热误差预测模型  $G(\mathbf{T}_d)$  获得； $\mathbf{T}_d$  为温度场变化矩阵，即红外成像所获得的信息。

本文所述滚珠丝杠的热误差补偿方法，通过红外成像原理，根据设定的更新频率不断地读取滚珠丝杠温度场，将其输入基于卷积神经网络的热误差预测模型  $G(\mathbf{T}_d)$  中，计算并制作为位置补偿表。使伺服电机在伺服循环时不断地读取补偿表，以此实现实时动态补偿热误差。其中，热误差补偿模块与滚珠丝杠系统工作模块相互独立运行。

### 2.2. 热误差预测模型的建立

#### 2.2.1. 分段预测模型的建立

本文所述的热误差预测模型  $G(\mathbf{T}_d)$  是由  $n$  个已训练好的卷积神经网络模型 CNN\_1~CNN\_N 组成， $n$  为上述滚珠丝杠补偿模型的分段数，该模型分别将温度变化矩阵  $\mathbf{T}_d$  分别输入相应的分类模型中，即可得到每个分段点的误差预测值。其工作原理如图 1 所示。



**Figure 1.** Principle of segmented thermal error prediction model construction  
**图 1.** 分段式热误差预测模型建立原理

如上图所示，通过红外相机获取的温度变化矩阵输入 CNN\_1~CNN\_N 中，得到每个工作点的热变形  $E_1 \sim E_n$ ，即可建立误差补偿表。

### 2.2.2. 卷积神经网络模型

CNN 是一种经典的用于图像处理的深度学习模型，其核心在于构建多个滤波器提取图片的敏感信息，通过卷积与池化的方式逐级挖掘并抽象有效信息。并且，卷积神经网络中卷积层的滤波器每次仅与局部的数个输入连接，而非所有输入，因此，与传统 BP 神经网络相比具有更高的效率。

本文使用的 CNN\_N 模型为改进的 LeNet-5 网络，该网络具有以下特征层：

1) 卷积层：卷积层是卷积神经网络的核心层，该层的每个神经元与输入层的相应位置周围区域进行局部连接。卷积层的输入以二维矩阵表述  $\mathbf{X}(i, j)$ ，输出表述为  $\mathbf{Y}(i, j)$ 。其公式表述为：

$$\mathbf{Y}(i, j) = \sum_{k=1}^K \sum_{x=0}^{f-1} \sum_{y=0}^{f-1} [\mathbf{X}_k(x + s_0 i, y + s_0 j) \times \mathbf{w}_k(x, y) + b_k] \quad (3)$$

其中， $\mathbf{Y}(i, j)$  为位置为  $(i, j)$  的神经元输出； $K$  为输入层的层数； $f$  为卷积核尺寸； $\mathbf{X}_k$  为第  $k$  层输入层； $s_0$  为步长； $\mathbf{w}_k$  为第  $k$  层的权重矩阵； $b_k$  为第  $k$  个卷积核的偏差。

2) 池化层：池化层是用于保持信息不线性的同时降低信息冗余，减少卷积层中包含重复信息的神经元。本文使用的池化方式为均值池化，其公式表述为：

$$\mathbf{Y}(i, j) = \sum_{x=0}^{f-1} \sum_{y=0}^{f-1} \frac{\mathbf{X}(x + fi, y + fj)}{f^2} \quad (4)$$

其中， $\mathbf{Y}(i, j)$  为位置为  $(i, j)$  的神经元输出； $\mathbf{X}$  为输入矩阵； $f$  为池化尺寸。

3) 激活函数：激活函数的主要作用的引入非线性元素。激活函数使神经网络在输入与输出之间能够建立非线性模型，并使输出归一化。本文使用的激活函数为 sigmoid 函数，其公式表达为：

$$y = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (5)$$

4) 全连接层：全连接层是将输出层的神经元与输入层的每一个神经元进行全连接，能够在卷积池化后整合所有的局部信息。全连接层的输入输出均为一维矩阵，表述为  $\mathbf{X}(i)$ ， $\mathbf{Y}(i)$ ，其公式表述为：

$$\mathbf{Y}(i) = \sum_{j=1}^f \mathbf{w}_{ij} \times \mathbf{X}(j) + b_i \quad (6)$$

其中， $\mathbf{Y}(i)$  为输出层的第  $i$  个神经元； $\mathbf{w}_{ij}$  为输出层的第  $i$  个神经元对应输入层第  $j$  个神经元的权重值； $f$  为输出层的神经元数量； $b_i$  为输出层第  $i$  个神经元的偏差。

依据上述四类神经元构建改进 Lenet-5 模型。其模型结构如表 1：

**Table 1.** Improvement of Lenet-5 layer attribute

**表 1.** 改进 Lenet-5 层级属性表

层级	类型	属性
1	输入层	输入 $10 \times 78 \times 1$ 的归一化矩阵
2	卷积层	8 个卷积核，大小为 $3 \times 3$ ，步长为 1，带有激活函数
3	池化层	池化核大小为 $2 \times 2$ ，池化方式为均值池化
4	卷积层	16 个卷积核，大小为 $3 \times 3$ ，步长为 1，带有激活函数
5	池化层	池化核大小为 $2 \times 2$ ，池化方式为均值池化
6	全连接层	128 个全连接神经元，带有激活函数
7	全连接层	64 个全连接神经元，带有激活函数
8	输出层	预测值

### 3. 实验与分析

#### 3.1. 实验环境

实验装置为一端固定一端支撑式滚珠丝杠台。为避免反向间隙误差，测量时，工作台均沿同一方向

运动。滚珠丝杠台由 POWER PMAC 运动控制卡控制，设定编码器最小单位为 0.0001 mm。工作台位置由激光干涉仪 MCV-5004 测量，精度设定为 0.0001 mm。滚珠丝杠台的丝杠轴温度场使用 FLIR C3 红外热像仪测量，设定测量精度为 0.1℃。

实验测试行程设定为 300 mm，每 50 mm 设置一个分段点，共 6 个分段，即设置 6 个卷积网络模型。进给速度、运动时间、环境温度等因素均会使滚珠丝杠产生热变形，以及温度场的变化，因此，为保证所收集的数据集拥有尽可能丰富的信息量，实验设定运动速度、运动时间、运动轨迹均为给定范围内随机选取，参数范围见表 2。考虑到实际使用时，环境温度将会不断变化，故不对环境温度作约束，而将环境温度包含的信息纳入深度学习网络中，由 CNN 网络学习其特征。

Table 2. Range of motion parameters

表 2. 运动参数范围

运动参数	范围	单位
运动速度	(0, 110)	mm/s
运动行程	(10, 300)	mm
持续时间	(30, 600)	s

### 3.2. 卷积神经网络模型训练及分析

根据以上实验条件，共收集 200 组实验数据，即获得了 200 组温度矩阵及其相应的位置数据。任意两组温度矩阵与位移数据的差即为温度变化及其对应的位移变化。通过计算得到 39,800 组温度变化矩阵及其位移变化矩阵，作为本次模型训练的数据集。为了方便检测精度将数据集按照 9:1 的比例分为训练集与测试集进行训练。

为了能够直观地表达出训练效果，在每次训练迭代中插入检测机制。500 代训练后，如图 2 所示。

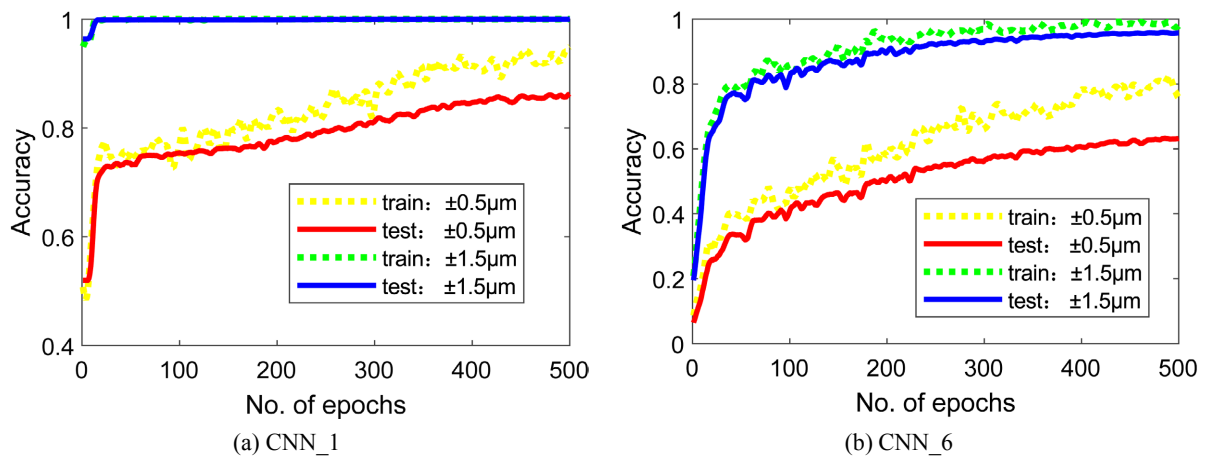


Figure 2. Training accuracy of CNN\_1 and CNN\_6 model

图 2. CNN\_1 与 CNN\_6 模型训练精确度

如图 2 所示，(a) CNN\_1，(b) CNN\_6 分别为位置 50 mm，300 mm 的预测误差。经过 500 代训练后，训练集与测试集的准确度曲线逐渐分离，即产生过拟合，需要在过拟合之前及时停止学习。

在经过 500 代的训练后，测试误差为±0.5 µm 以内时，六个模型的精确度分别为 86.31%，77.23%，

76.99%, 68.69%, 68.81%, 64.25%; 测试误差为 $\pm 1.5 \mu\text{m}$ 以内时, 准确度分别为 100%, 99.7%, 99.3%, 98.3%, 98.05%, 96.3%。

### 3.3. 动态补偿实验与分析

本文将上述模型注入补偿器内, 验证模型补偿精度。并将其与无补偿、特征点 BP 神经网络补偿模型以及全图层 BP 神经网络补偿模型作对比。设定每 5 分钟进行一次补偿, 每 10 分钟进行一次采样。结果如图 3, 图 4 所示。

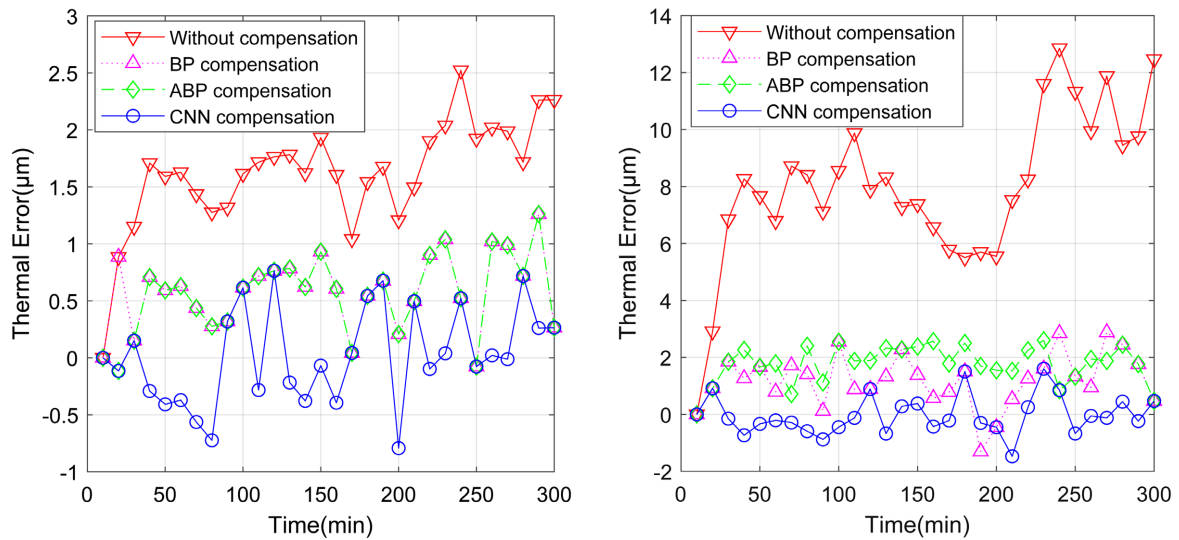


Figure 3. Compensation errors of various models at positions 50 mm and 300 mm  
图 3. 50 mm 与 300 mm 位置各个模型补偿误差

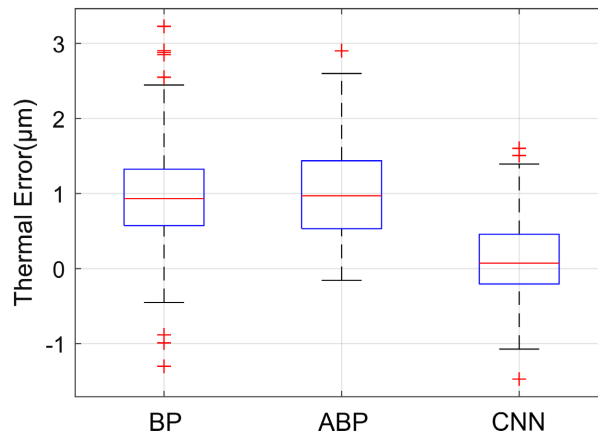


Figure 4. Box plots of error for BP model, ABP model, and CNN model  
图 4. BP 模型、ABP 模型与 CNN 模型误差箱型图

图 3 所示, 为 50 mm 与 300 mm 位置时的无补偿、BP 模型补偿、ABP 模型补偿以及 CNN 模型补偿随时间变化的位置误差。将各个模型的补偿误差绘制箱型图如图 4 所示。分别计算三个模型误差的平均绝对误差(Mean Absolute Error, MAE), 均方误差(Mean Squared Error, MSE)以及均方根误差(Root Mean Squared Error, RMSE), 如表 3。由表可得, 本文所述方法, 其均方根误差比较无补偿、BP 模型与 ABP 模型补偿误差减小了 90.3%、53.4%、55.3%。

**Table 3.** Prediction accuracy of BP model, ABP model, and CNN model  
**表 3.** BP 模型、ABP 模型与 CNN 模型预测精确度

类型	MAE	MSE	RMSE
无	4.9128	32.0944	5.6652
BP	1.0002	1.3927	1.1801
ABP	1.0285	1.5154	1.2310
CNN	0.4218	0.3028	0.5503

#### 4. 结论

本研究提出了一种使用红外热像仪和深度学习方法相结合的滚珠丝杠进给系统热误差动态补偿模型。该模型通过卷积神经网络识别红外热像仪获取的温度场信息，建立热误差分段补偿模型，并实现实时补偿，能够有效降低滚珠丝杠进给系统的热误差。实验结果表明，该模型的均方根误差比无补偿、BP 模型和 ABP 模型补偿误差减小了 90.3%、53.4% 和 55.3%，验证了该方法的有效性。

本研究所提出的滚珠丝杠进给系统热误差动态补偿模型，不仅能够提高滚珠丝杠进给系统的精度和稳定性，还能够为相关领域的研究提供参考和借鉴。此外，该模型的实时性和抗干扰性也有望为滚珠丝杠进给系统的应用提供更加可靠的支持。未来的研究可以进一步优化该模型，提高其性能和精度，同时将其应用于更多的工业领域和实际场景中，以推动滚珠丝杠进给系统技术的发展和进步。

#### 参考文献

- [1] Altintas, Y., Verl, A., Brecher, C., Uriarte, L. and Pritschow, G. (2011) Machine Tool Feed Drives. *CIRP Annals*, **60**, 779-796. <https://doi.org/10.1016/j.cirp.2011.05.010>
- [2] Sun, W., Cao, X., Chen, B., Zhou, Y., Shen, Z. and Xiang, J. (2020) A Two-Stage Vision-Based Method for Measuring the Key Parameters of Ball Screws. *Precision Engineering*, **66**, 76-86. <https://doi.org/10.1016/j.precisioneng.2020.07.006>
- [3] Huang, S.-C. (1995) Analysis of a Model to Forecast Thermal Deformation of Ball Screw Feed Drive Systems. *International Journal of Machine Tools & Manufacture*, **35**, 1099-1104. [https://doi.org/10.1016/0890-6955\(95\)90404-A](https://doi.org/10.1016/0890-6955(95)90404-A)
- [4] Ma, C., Liu, J. and Wang, S. (2020) Thermal Error Compensation of Linear Axis with Fixed-Fixed Installation. *International Journal of Mechanical Sciences*, **175**, Article ID: 105531. <https://doi.org/10.1016/j.ijmecsci.2020.105531>
- [5] Li, Y.X., Yang, J.G., Gelvis, T. and Li, Y.Y. (2008) Optimization of Measuring Points for Machine Tool Thermal Error Based on Grey System Theory. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, **35**, 745-750. <https://doi.org/10.1007/s00170-006-0751-8>
- [6] Shi, H., Jiang, C., Yan, Z., Tao, T. and Mei, X. (2020) Bayesian Neural Network-Based Thermal Error Modeling of Feed Drive System of CNC Machine Tool. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, **108**, 3031-3044. <https://doi.org/10.1007/s00170-020-05541-1>
- [7] Xu, Z.Z., Liu, X.J., Kim, H.K., Shin, J.H. and Lyu, S.K. (2011) Thermal Error Forecast and Performance Evaluation for an Air-Cooling Ball Screw System. *International Journal of Machine Tools & Manufacture*, **51**, 605-611. <https://doi.org/10.1016/j.ijmactools.2011.04.001>
- [8] Ma, C., Zhao, L., Mei, X., Shi, H. and Yang, J. (2017) Thermal Error Compensation of High-Speed Spindle System Based on a Modified BP Neural Network. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, **89**, 3071-3085. <https://doi.org/10.1007/s00170-016-9254-4>
- [9] Jin, C., Wu, B. and Hu, Y. (2015) Temperature Distribution and Thermal Error Prediction of a CNC Feed System under Varying Operating Conditions. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, **77**, 1979-1992. <https://doi.org/10.1007/s00170-014-6604-y>
- [10] Wang, H., Li, F., Cai, Y., Liu, Y. and Yang, Y. (2020) Experimental and Theoretical Analysis of Ball Screw under Thermal Effect. *Tribology International*, **152**, Article ID: 106503. <https://doi.org/10.1016/j.triboint.2020.106503>
- [11] Heisel, U., Koscsák, G. and Stehle, T. (2006) Thermography-Based Investigation into Thermally Induced Positioning



- Errors of Feed Drives by Example of a Ball Screw. *CIRP Annals*, **55**, 423-426.  
[https://doi.org/10.1016/S0007-8506\(07\)60450-8](https://doi.org/10.1016/S0007-8506(07)60450-8)
- [12] 王全宝, 肖宁, 余光怀, 等. 滚珠丝杠进给系统热变形研究[J]. 制造技术与机床, 2015(8): 154-157.
- [13] Zapata, J. (2017) Measurements of Temperature of CNC Machine Tool Ball Screw Utilising IR Method. *International Journal of Applied Mechanics & Engineering*, **22**, 769-777. <https://doi.org/10.1515/ijame-2017-0049>
- [14] Li, J., Wu, R., Zhao, J. and Ma, Y. (2017) Convolutional Neural Networks (CNN) for Indoor Human Activity Recognition Using Ubisense System. 2017 29th Chinese Control And Decision Conference (CCDC), Chongqing, 28-30 May 2017, 2068-2072. <https://doi.org/10.1109/CCDC.2017.7978857>
- [15] Helbing, G. and Ritter, M. (2017) Power Curve Monitoring with Flexible EWMA Control Charts. 2017 International Conference on Promising Electronic Technologies (ICPET), Deir El-Balah, 16-17 October 2017, 124-128. <https://doi.org/10.1109/ICPET.2017.29>
- [16] Li, X., Fu, X.M., Xiong, F.R. and Bai, X.M. (2020) Deep Learning-Based Unsupervised Representation Clustering Methodology for Automatic Nuclear Reactor Operating Transient Identification. *Knowledge-Based Systems*, **204**, Article ID: 106178. <https://doi.org/10.1016/j.knosys.2020.106178>
- [17] Al-Antari, M.A., Han, S.-M. and Kim, T.-S. (2020) Evaluation of Deep Learning Detection and Classification towards Computer-Aided Diagnosis of Breast Lesions in Digital X-Ray Mammograms. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, **196**, Article ID: 105584. <https://doi.org/10.1016/j.cmpb.2020.105584>
- [18] Ornek, A.H., Ceylan, M. and Ervural, S. (2019) Health Status Detection of Neonates Using Infrared Thermography and Deep Convolutional Neural Networks. *Infrared Physics & Technology*, **103**, Article ID: 103044. <https://doi.org/10.1016/j.infrared.2019.103044>
- [19] Akram, M.W., Li, G., Jin, Y., et al. (2020) Automatic Detection of Photovoltaic Module Defects in Infrared Images with Isolated and Develop-Model Transfer Deep Learning. *Solar Energy*, **198**, 175-186. <https://doi.org/10.1016/j.solener.2020.01.055>
- [20] Mayr, J., Jedrzejewski, J., Uhlmann, E., et al. (2012) Thermal Issues in Machine Tools. *CIRP Annals*, **61**, 771-791. <https://doi.org/10.1016/j.cirp.2012.05.008>