

以热图像为输入的基于ResNet的机床主轴热误差建模方法

李明范^{1,2} 杨龙^{3,4} 李晟⁵ 郭欢⁶ 付国强^{3,4*}

1. 浙江水利水电学院机械工程学院, 杭州, 310018
2. 浙江水利水电学院机械工业水力发电水泵水轮机技术重点实验室, 杭州, 310018
3. 西南交通大学机械工程学院, 成都, 610031
4. 智能制造龙城实验室, 常州, 213000
5. 宏龙科技(杭州)有限公司, 杭州, 310000
6. 河南省豫冠安全发展有限公司, 郑州, 450000

摘要: 为了获得高精度高泛化的机床热误差模型, 提出了以热图像为输入的基于ResNet的数控机床主轴热误差建模方法。构建以热误差取整为标签的热图像数据集, 训练以热图像为输入的热误差ResNet分类预测模型。在此基础上, 针对机床热误差时序序列的回归特性, 将分类输出层的不同标签值对应的概率通过加权集成方式构建回归输出层, 实现热误差回归预测, 无需重新训练。对热图像深度特征和ResNet分类模型的分类效果进行可视化分析, 验证ResNet模型对热图像特征提取的有效性以及良好的分类能力。最后, 将ResNet模型与GoogLeNet和VGGNet模型在不同工况下进行比较, 分别验证ResNet热误差分类模型和回归模型的高精度和高泛化性。

关键词: 热图像; 主轴热误差; ResNet分类模型; 回归预测; 特征可视化

中图分类号: TG659; TP183

DOI:10.3969/j.issn.1004-132X.2025.09.018

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



Thermal Image Input-based ResNet Method for Thermal Error Modeling of Machine Tool Spindles

LI Mingfan^{1,2} YANG Long^{3,4} LI Sheng⁵ GUO Huan⁶ FU Guoqiang^{3,4*}

1. College of Mechanical Engineering, Zhejiang University of Water Resources and Electric Power, Hangzhou, 310018
2. Key Laboratory of Key Technologies for Mechanical Industry Hydroelectric Power Generation Pump Turbine, Zhejiang University of Water Resources and Electric Power, Hangzhou, 310018
3. School of Mechanical Engineering, Southwest Jiaotong University, Chengdu, 610031
4. Intelligent Manufacturing Dragon City Laboratory, Changzhou, Jiangsu, 213000
5. Linker Technology Research Co., Ltd., Hangzhou, 310000
6. Henan Yuguan Safety Development Co., Ltd., Zhengzhou, 450000

Abstract: To achieve a high-precision and highly generalizable thermal error model of machine tools, a thermal image input-based ResNet method was proposed for thermal error modeling of CNC machine tool spindles. A thermal image dataset labelled was constructed with thermal error rounding, and a ResNet-based classification model was trained for thermal error prediction using thermal images as inputs. Considering the regression characteristics of the machine tool thermal error time series, a regression output layer was constructed by integrating the probabilities of different classification labels from the classification output layer in a weighted manner, enabling thermal error regression prediction without retraining. The deep features of thermal images and the classification performance of the ResNet model were visualized, confirming the effectiveness of ResNet in feature extraction and strong classification ability. Finally, the ResNet model was compared with GoogLeNet and VGGNet models under different operating conditions, demonstrating

收稿日期: 2024-08-13

基金项目: 国家自然科学基金(52175486); 智能制造龙城实验室
开放课题(LK202404); 浙江省自然科学基金公益项目(LGG21F0100
04); 机械传动国家重点实验室开放基金(SKLMT-MSKFKT-
202201); 中央高校基本科研业务费(2682024ZTPY028)

the high accuracy and generalization of the ResNet-based thermal error classification and regression models.

Key words: thermal image; spindle thermal error; ResNet classification model; regression prediction; feature visualization

0 引言

随着航空航天、模具加工等行业的快速发展,对复杂工件的精密制造需求逐渐增加,数控机床的精度也越来越重要^[1]。在影响数控机床精度的各种误差中,热误差是主要因素之一,约占加工总误差的40%~70%^[2]。减小机床热误差变形是保证机床精度的关键。误差补偿对提高机床加工精度至关重要^[3]。

建立预测精度高的热误差模型对热误差补偿技术研究有重要意义^[4]。LI等^[5]将温度敏感点作为BP神经网络的输入,所构建的模型有效降低了主轴的热误差。LIU等^[6]将选取的温度敏感点作为LSTM网络输入,建立主轴热误差与温度敏感点之间的关系。CHENG等^[7]通过灰色关联理论选择温度敏感点作为RBF网络的输入,实现了对热误差的精准预测。

上述研究将温度敏感点作为模型的输入,提高了模型的准确度和稳定性,但温度敏感点不能全面掌握数控机床温度场的变化。为此,相关学者使用热图像进行机床热误差建模。罗勇等^[8]利用红外热图像和相关分析,优化关键测温点的位置,建立了热误差的线性回归模型。HAN等^[9]使用基于密度的空间聚类算法和相关系数法,识别热图像中的关键温度点进行热误差建模。YANG等^[10]采用灰度相关分析和主成分分析从热图像中提取温度敏感点,并将提取的温度点作为多源融合数据的一部分,实现机床热误差建模。赵海涛等^[11]通过提取热敏感度图中的温度关键点,实现了温度关键点的选择以及与之匹配的热误差模型的建立。

上述研究均没有直接使用热图像作为输入进行热误差建模,可能没有完全利用热图像温度场信息,机床热误差模型准确度仍有待提升。当前已有研究直接使用热图像进行基于深度学习的热误差建模。WU等^[12]为了构建CNN模型的数据集,使用热成像仪获得旋转轴的热图像,最终使热误差减小率高于80%。他们还将热图像与热电偶数据相结合,以充分反映主轴的温度场,然后构建一个多分类模型,实现对热误差的准确预测^[13]。房芳^[14]利用热成像和位移传感器数据,通过卷积神经网络构建主轴径向热误差模

型。马剑超等^[15]采用激光干涉仪与热成像仪采集不同温度下的角度定位误差与热图像,建立基于改进卷积神经网络的热误差建模方法。

当前以热图像为输入的热误差模型是分类预测模型,由于机床热误差数据是具有回归特性的时序数据,因此建立一个回归预测模型更能充分反映机床热误差的真实情况。深度学习模型越深越能获得丰富的特征,但会导致梯度消失,从而造成更高的误差。ResNet通过引入残差块可以有效解决深度网络中梯度消失问题^[16]。本文在此基础上,结合热图像全面反映温度场信息的优势,构建以热图像为输入的基于ResNet的数控机床主轴热误差建模方法,在分类模型基础上实现热误差回归预测。

1 数控机床热误差测量及数据集构建

1.1 数控机床热误差测量实验

1.1.1 实验设备选取和实验布置

实验使用VMC 850数控机床,主要设备包括位移热成像仪、传感器、温度传感器和数据采集设备。拍摄热图像采用Testo 890红外热像仪,分辨率为640×480像素,热灵敏度为0.04℃。位移传感器采用Lion Precision非接触式电容位移传感器,可测量范围为0~250 μm,具有±0.2%FS(满量程)非线性误差。位移传感器根据ISO 230-3:2007标准中的五点法布置,用于测量X、Y和Z方向的热变形;数据采集设备由触摸屏、可编程逻辑控制器(PLC)和数据采集卡等构成,具体布置如图1所示。

1.1.2 实验工况

本文数控机床热误差实验共设计了3组固定转速工况,分别为2000 r/min,3000 r/min和4000 r/min,每组工况进行3次重复实验,每次实验时长为4 h,热图像采集频率设置为2 min采集一次。实验工况见表1。

1.2 热图像数据集构建

1.2.1 部分数据展示

图2展示了2000 r/min下3组实验的环境温度变化,图3展示了X、Y、Z方向的热误差变化。可以看出,尽管3组实验的环境温度有所不同,但是热误差变化趋势是一样的;在X方向上热误差变化范围小,在Y和Z方向上变化明显,因此本文

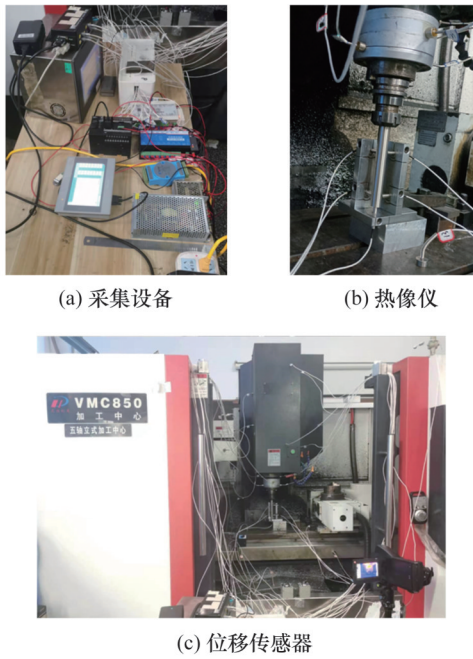


图1 实验现场

Fig.1 Experimental Setup

表1 实验工况设置

Tab.1 Experimental conditions setting

实验序号	固定转速/ ($r \cdot \text{min}^{-1}$)	实验时长/h	热图像采样频率/ min^{-1}
2000-a	2000	4	0.5
2000-b			
2000-c			
3000-a	3000		
3000-b			
3000-c			
4000-a	4000		
4000-b			
4000-c			

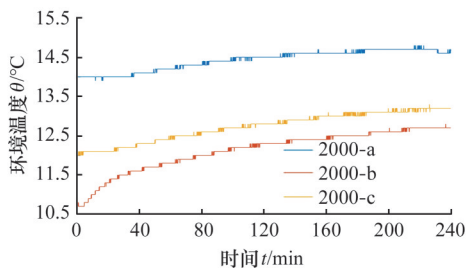


图2 2000 r/min 下3组实验的环境温度

Fig.2 Environmental temperature for three sets of experiments at 2000 r/min

采用 Y 和 Z 方向的数据进行建模。

1.2.2 热图像数据预处理

为了提高热图像的预测精度,需要对图像进行预处理。首先,将采集到的热图像像素值减去初始图像像素值,得到绝对增量热图像,以消除初始环境温度对热图像数据的影响,如图4所示。

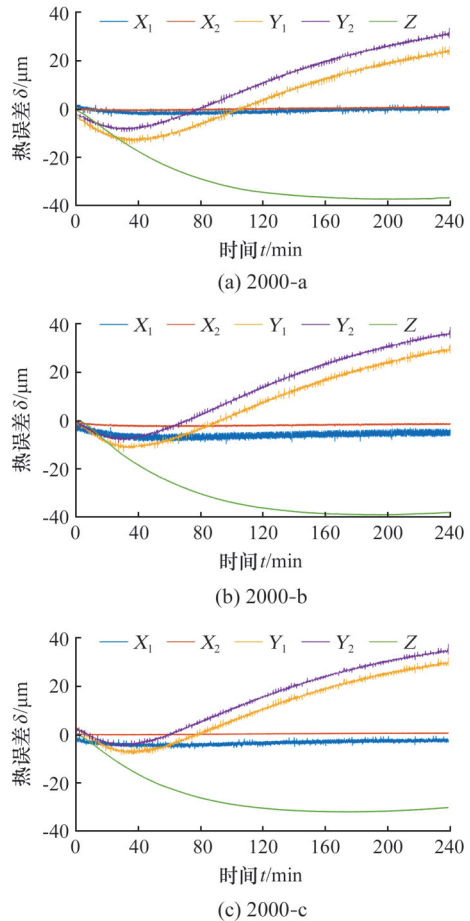


图3 2000 r/min 下3组实验的热误差

Fig.3 Thermal error for three sets of experiments at 2000 r/min

然后,为了适应 ResNet 网络输入的要求以及去除与主轴部分无关区域的影响,对绝对增量热图像进行裁剪,裁剪后热图像数据的大小为 224×224 像素,如图5所示。最后,对热图像数据进行了扩充处理。对增强后的热图像数据进行 90° 、 180° 和 270° 旋转以及左右、上下翻转,如图6所示。通过

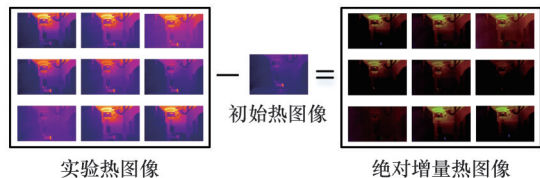


图4 获取绝对热增量图

Fig.4 Acquisition of absolute heat gain map

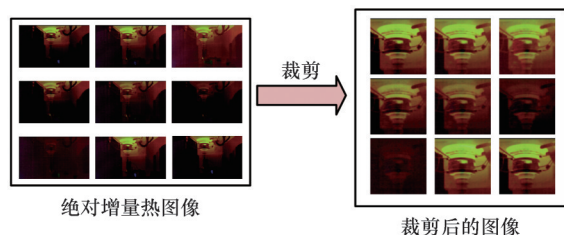


图5 裁剪热图像

Fig.5 Crop thermal images

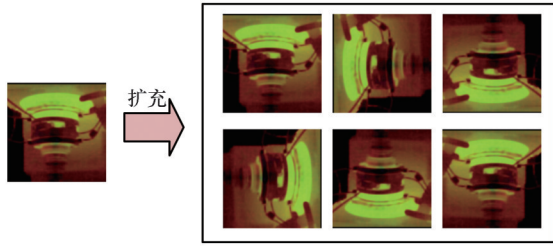


图6 扩充热图像

Fig.6 Augmented thermal images

旋转操作,每组实验数据扩充成720张热图像。扩充的热图像用于构建数据量更大的数据集,以提升ResNet热误差模型的性能。

1.2.3 分类标签构建

由于本文需要构建基于ResNet的分类模型,因此对数据集进行划分,并给定每张热图像对应的标签。图7所示为2000 r/min工况下某组热误差数据,从中取38个点展示热图像对应标签值的制作,图中红色的点即为选取的点。表2将热图像、实际测量值和标签值对应,其中,标签值是根据热误差实测值进行四舍五入取整得到的值。

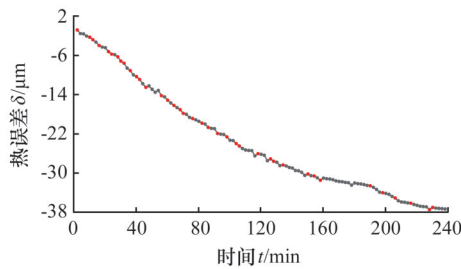


图7 2000 r/min下对应热图像的热误差

Fig.7 Thermal error corresponding to thermal images at 2000 r/min

2 基于ResNet网络的数控机床主轴热误差建模方法

2.1 基于ResNet的分类预测模型

本节提出了一种基于ResNet34的分类预测模型,利用ResNet网络提取机床主轴热图像特征,实现对不同热误差值图像的分类预测^[17-18]。

2.1.1 基于ResNet的数控机床主轴热误差分类模型搭建

如图8所示,首先将预处理后的热图像作为输入,输入的热图像以RGB三通道像素值被输入到网络中并进行深度特征提取。输入层输入的是经过预处理后的热图像数据(包含对应的标签),输入热图像数据的大小为 $224 \times 224 \times 3$ 。Conv1层使用了64个 7×7 的卷积核对热图像进行特征提取。Conv2_x层首先进行了最大池化采样,卷积核大小为 3×3 ,然后接3个两层残差块。Conv3_x层使用了4个两层残差块,第一个残差块捷径分支采用虚线连接,采用 1×1 卷积核进行降维操作,使得主分支能够和捷径分支矩阵相

表2 热图像对应标签的制作

Tab.2 Creation of corresponding labels for thermal images

热图像	实测值	标签值	热图像	实测值	标签值	热图像	实测值	标签值
	-0.75	-1		-2.25	-2		-2.75	-3
	-3.94	-4		-5.19	-5		-5.81	-6
	-7.13	-7		-7.56	-8		-8.56	-9
	-9.94	-10		-10.88	-11		-11.75	-12
	-12.50	-13		-14.19	-14		-15.13	-15
	-16.19	-16		-17.06	-17		-17.81	-18
	-18.88	-19		-19.81	-20		-20.69	-21
	-21.94	-22		-22.63	-23		-24.00	-24
	-24.50	-25		-26.06	-26		-27.13	-27
	-27.63	-28		-28.50	-29		-30.23	-30
	-30.63	-31		-31.50	-32		-32.63	-33
	-34.06	-34		-35.13	-35		-36.19	-36
	-37.06	-37		-37.50	-38			

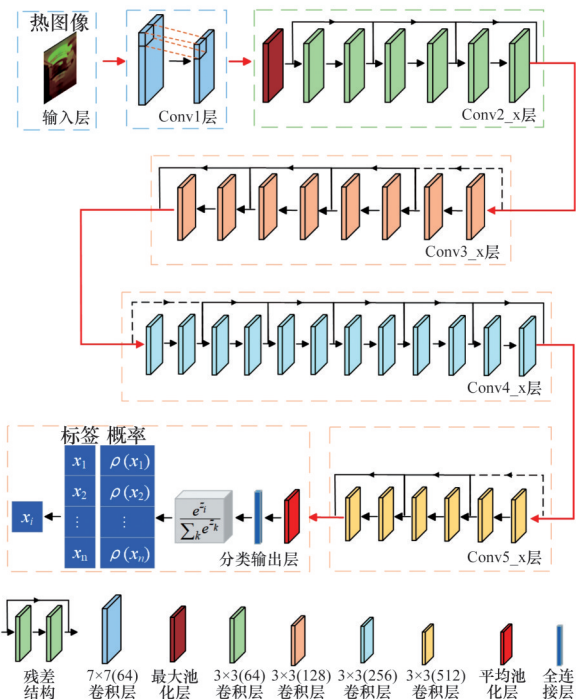


图8 基于ResNet的分类模型

Fig.8 ResNet-based classification model

Conv3_x层使用了4个两层残差块,第一个残差块捷径分支采用虚线连接,采用 1×1 卷积核进行降维操作,使得主分支能够和捷径分支矩阵相

加。Conv4_x层使用了6个两层残差块,第一个残差块捷径分支采用虚线连接,目的与Conv3_x层中的一样。Conv5_x使用3个两层残差块,同时第一个残差块捷径分支采用虚线连接。输出层首先进行了平均池化采样,卷积核大小为7×7,然后通过全连接层和softmax层,输出每一类标签值对应的概率,选择概率最大的一类标签作为分类的预测值。

2.1.2 残差块

ResNet网络的核心是残差块(图9)。在数控机床主轴热误差预测中,快捷连接允许热图像中相关信息从一个层直接跳跃到下一个层,从而避免了热图像信息在层与层之间的传递过程中丢失的问题。所构建的ResNet网络中每个残差块包含两个层,通过快捷连接实现恒等映射(identity mapping)。输入经过两个相同输出通道为3×3

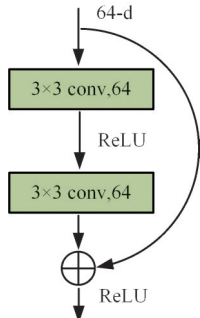


图9 两层结构的残差块

Fig.9 Residual block of two-layer structure

的卷积层,每个卷积层后面接BN层和ReLU激活函数,得到的矩阵再与原始输入相加。

2.1.3 残差学习

作为残差块的核心思想,残差学习采用快捷连接(shortcuts)的方式将输入直接传递到输出,借此缓解深度神经网络训练中的梯度消失问题,同时通过学习输入和输出之间的残差来简化深层神经网络的训练过程,在解决梯度消失和梯度爆炸问题的同时简化了学习过程。传统的神经网络每一层的输出是下一层的输入,而在ResNet网络中,每一层的输入不仅会传递给下一层,还会通过快捷连接直接传递给更深的层次。ResNet网络不直接学习期望映射,而是引入残差函数,使得

$$F(x) = H(x) - x \tag{1}$$

式中: x 为热图像的输入特征,通常为像素值,反映热图像的温度等信息分布; $F(x)$ 为 x 通过卷积层、批归一化和激活函数学习到的残差特征; $H(x)$ 为输入特征 x 和残差特征 $F(x)$ 的组合,能更好地反映热图像中的温度等信息分布和重要特征。

学习残差 $F(x)$ 比直接学习复杂映射 $H(x)$ 容易得多,因此网络的表示能力和泛化能力进一步提高。

2.1.4 通过快捷连接实现恒等映射

恒等映射指对每个堆叠层都采用残差学习,本文模型的构建采用的残差学习结构如图10所示,该结构定义为

$$y = F(x, w_i) + x \tag{2}$$

式中: y 为输出特征; $F(x, w_i)$ 为要学习的残差映射; w_i 为卷积层的权重参数。

此外,需要进行线性变换相加,通过引入 W_s 矩阵,使得热图像的残差映射 $F(x, w_i)$ 与输入特征 x 的维度保持一致:

$$y = F(x, w_i) + W_s x \tag{3}$$

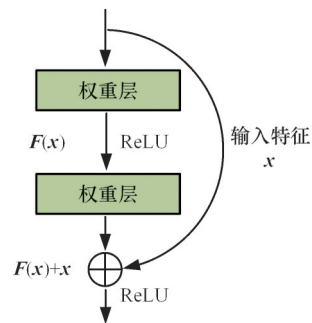


图10 残差学习结构

Fig.10 Structure of residual learning

2.2 基于ResNet的回归模型

本节提出了一种基于ResNet的回归预测模型,将分类模型基于概率预测的分类输出层通过加权集成的方式构建回归输出层,实现热误差回归预测方法。回归预测模型使用的是分类模型训练的权重,无需重新训练。因此,本研究将ResNet分类模型训练完成后,仅将分类输出层进行了改进(图11)。基于ResNet热误差分类模型通过softmax函数进行概率预测,将概率大的值作为输出,从而实现对标签值的预测;而基于ResNet的热误差回归模型则是将softmax预测的值以及对应的概率进行加权求和,从而实现对实际测量值的预测:

$$y = (x_i \rho(x_i)) \tag{4}$$

$$x_i = -i \quad i = 1, 2, \dots, n$$

式中: n 为标签类别数; $\rho(x_i)$ 为 x_i 对应的概率值。

2.3 ResNet模型训练

为验证训练后分类模型的有效性,首先,使用两组2000 r/min工况下的数据,通过1.2.1节中热图像增强和扩充的方法得到数据集,并将数据集以8:2的比例分成训练集和验证集;然后用划分好的数据集来训练构建好的ResNet分类模型;最后剩下一组工况的数据按照1.2.1节中热图像增强的方法得到测试集,将其作为已训练完成的ResNet分类模型的输入进行预测。

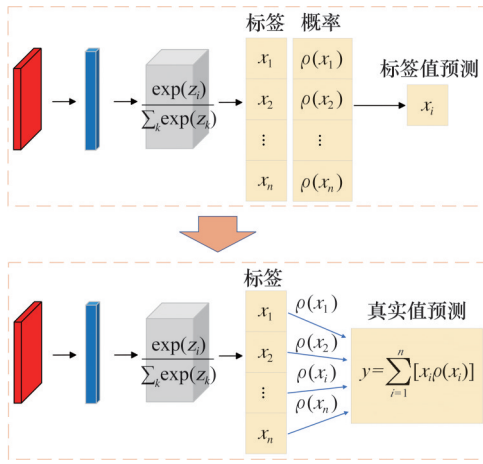


图 11 改进 ResNet 分类模型构建回归模型

Fig.11 Improving the ResNet classification model to construct a regression model

将热图像作为输入对 ResNet 分类模型进行训练。在训练过程中,记录了 150 个训练周期的验证集损失值和正确率。图 12 展示了验证集损失函数值和正确率随训练周期的变化情况,可以看出,验证损失值在最初训练周期内迅速下降,并在随后的训练过程中趋于平稳,表明模型在逐渐学习和优化;准确度在初始阶段迅速上升,随后逐渐趋于平稳,表明模型逐步学习到了数据中的特征。

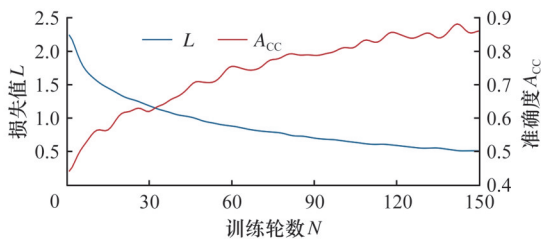


图 12 验证集的损失函数值和正确率

Fig.12 Loss function values and accuracy for the validation set

将分类模型训练的权重用于回归模型的同时,使用 20% 的验证集数据用于回归模型的预测,引入最大残差和平均绝对误差(MAE)作为指标,判断回归模型对验证集的预测效果。比较了模型在 50、100 和 150 轮训练时的最大残差和平均绝对误差,以了解模型在不同训练轮数下的学习情况和性能变化。

如表 3 所示,当训练轮数 $N=50$ 时,模型尚未充分学习到数据中的特征。当 $N=100$ 时,相较于 $N=50$ 时的模型,此时模型性能有了较大改善,学习到了更多有用的信息。当 $N=150$ 时,模型相较于进行 100 轮训练时效果更好,证明学习到了热图像中更多的信息。同时最大残差和 MAE 这两项指标表现较好,证明将 ResNet 分类

模型的训练权重用于 ResNet 回归模型进行预测是有效的。

表 3 不同训练轮数下的回归模型指标

Tab.3 Regression model metrics for different epoches

训练轮数 N	最大残差	MAE
50	8.7982	1.0625
100	4.6753	0.6158
150	1.8097	0.4184

3 数控机床热误差模型特征可视化分析

3.1 基于 Grad-CAM 的热图像特征可视化分析

为深入理解 ResNet 模型在热图像上的分类决策,使用 Grad-CAM (gradient-weighted class activation mapping) 技术对模型的不同层进行可视化分析。首先,将测试集图像输入训练的 ResNet 模型,选择需要分析的目标卷积层然后进行前向传播,计算模型输出,并对特定类别计算梯度。根据梯度计算特征图的全局平均池化值并作为权重,将这些权重应用于目标层的特征图,生成类激活映射。最后,对类激活映射进行 ReLU 操作并插值到原始图像大小,生成并可视化热力图,以显示模型在不同层次上对图像的关注区域。

为了验证模型特征提取的有效性,引入温度传感器作为辅助分析,图 13 展示了主轴上温度传感器的分布。在引入温度传感器后,计算温度传感器与热误差的相关性,如表 4 所示,可以看出,布置在主轴上的传感器与热误差之间关联性较强。将 ResNet 提取到的热图像特征进行可视化,图 14 展示了所构建的 ResNet34 模型中 Conv2_x 层、Conv3_x 层、Conv4_x 层、Conv5_x 层特征提取过程。从图中可以看出,模型的 Conv2_x 层对热图形进行初步学习,提取的效果较差,关注点只有

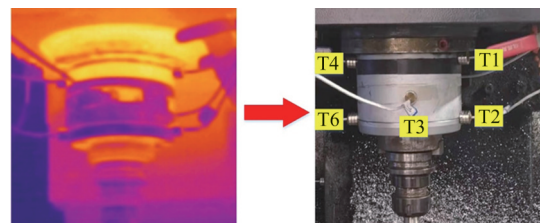


图 13 主轴区域温度传感器布置

Fig.13 Arrangement of temperature sensors in the spindle area

表 4 温度变量与热变形相关系数

Tab.4 Correlation coefficients between temperature variables and thermal deformation

温度传感器	T1	T2	T3	T4	T6
相关系数 R	0.9269	0.8692	0.8571	0.9310	0.8767

很少部分落在主轴上；模型的Conv3_x层对热图像进一步提取，提取到的特征有一定部分落在关注点上(主轴区域)，但仍然存在一些冗余部分，模型提取到的特征较为分散；模型的Conv4_x层对热图像进行了更为深入的提取，该层舍弃掉了Conv3_x层提取到的无用信息，并且提取到了T3传感器的热信息；Conv5_x层对热图像进行了深度提取，关注区域落在了主轴区域，该区域主要涵盖了T3和T6传感器附近区域，另外T1、T2和T4传感器也落在了该区域附近，证明ResNet模型对主轴特征提取的有效性。

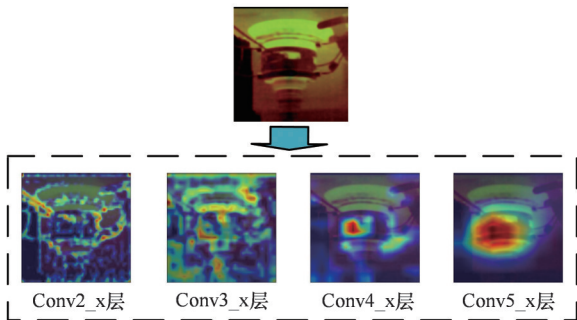


图14 ResNet模型各层Grad-CAM特征可视化结果
Fig.14 Visualization of Grad-CAM features across different layers of the ResNet model

上文只分析了一个类别的热图像的特征提取过程，为了证实在其他类别的图片特征提取也是有效的，选取了标签为-2、-8、-15、-20、-23、-25、-29、-34和-36共9个类别的热图像进行分析，如图15所示。从图中可以看出，热图像中最关注的部分集中在主轴区域，可以说明ResNet模型对不同类别热图像的特征提取是有效的。并且，由于9个类别的Grad-CAM热图像所展示的关注区域是不

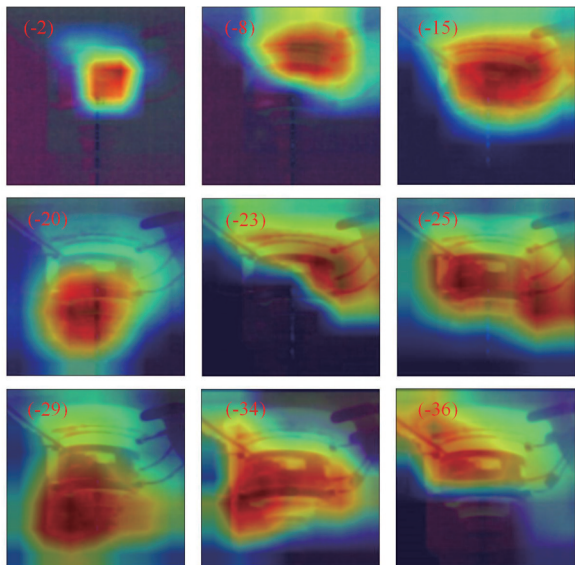


图15 其他类别热图像的特征提取结果

Fig.15 Feature extraction results of thermal images for other categories

一样的，主要关注区域包含的传感器也不同，说明ResNet模型提取到的特征都有自身特点，能够很好地区分类与类之间的不同，从而证明了所构建的ResNet模型具有良好的分类效果。

3.2 基于T-SNE的模型分类效果可视化分析

为评估所构建的ResNet34模型对图像分类的效果，采用T-SNE技术对模型提取到的高维特征进行降维和可视化分析。首先，将热图像输入到训练好的ResNet34模型，并获取它在全连接层之前的高维特征表示。然后，使用标准化方法对提取的特征进行处理。最后，使用T-SNE技术将高维特征降维到二维空间，以进行可视化。

T-SNE降维后的特征可视化结果如图16所示，图中将38个类别的热图像每5类划分为1个大类别，用不同的颜色区分。从图中可以看出，8个大类的类与类之间边界比较清晰，只有小部分存在混淆，如第1大类C-5和第2大类C-6，第2大类的C-10和第3大类的C-11等。产生小部分混淆是因为类别值是真实值四舍五入得到的，C-5和C-6，C-10和C-11等里面的样本可能在真实值上差距很小，因此导致这些紧邻类别上的点存在一定的混淆。再看小类的聚类情况，可以看出大多数小类有较好的聚类效果，但有一小部分的点在相邻类别上出现一定的重合，如C-1和C-2，C-6和C-7，出现类别之间重合的原因跟上述一致。综上可知，模型在大多类别上具有较好的聚类效果，表明所构建的ResNet分类模型对于热图像的分类效果较好。

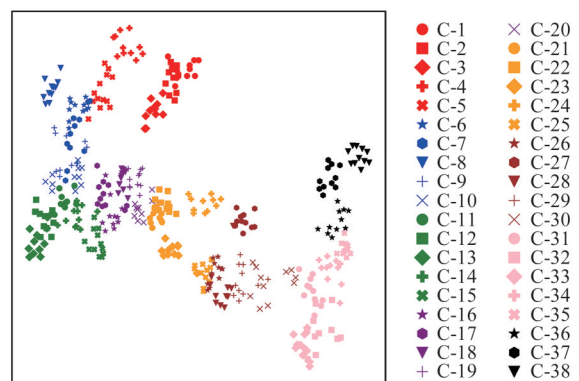


图16 ResNet模型2000 r/min下的T-SNE可视化结果
Fig.16 T-SNE visualization results for ResNet model at 2000 r/min

4 预测结果分析

4.1 基于ResNet热误差分类模型预测有效性和泛化性验证

4.1.1 分类模型有效性验证

为了验证ResNet分类模型提取深层次特征

的有效性,将 ResNet、VGGNet 和 GoogLeNet 分类模型在 2000 r/min 工况下的分类预测结果进行对比。图 17 展示了所构建的 3 种模型在主轴 2000 r/min 下进行热误差预测的结果,可以看出,3 种分类模型都具有预测热误差趋势的能力,并且 ResNet 模型的准确性高于 VGGNet 模型和 GoogLeNet 模型。这表明利用 ResNet 能够构建更深的网络模型,相比于 GoogLeNet 模型和 VGGNet 模型能够提取到更深层的特征。由表 5 中最大残差、均方根误差(RMSE)、MAE 可知,ResNet 分类模型的整体效果优于 GoogLeNet 和 VGGNet 分类模型。

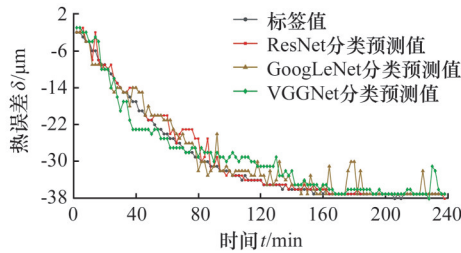


图 17 2000 r/min 下不同模型的分类型预测结果

Fig.17 Classification prediction results of different models at 2000 r/min

表 5 2000 r/min 下不同模型的误差值

Tab.5 Errors of different models at 2000 r/min μm

模型	最大残差	RMSE	MAE
ResNet	5	1.65	0.84
GoogLeNet	7	2.35	1.42
VGGNet	6	2.39	1.76

在 2000 r/min 下对 GoogLeNet 和 VGGNet 进行 T-SNE 特征可视化,如图 18 和图 19 所示。可以看出,GoogLeNet 模型和 VGGNet 模型对不同类别的热图像有一定的聚类效果,但聚类效果不如 ResNet 模型好。并且不同类别间的分离不如 ResNet 模型明显,比如 GoogLeNet 模型 C-18 和 C-22 有重叠,VGGNet 模型 C-30 和 C-38 有重叠。这说明 ResNet 模型在分类任务中对模型的

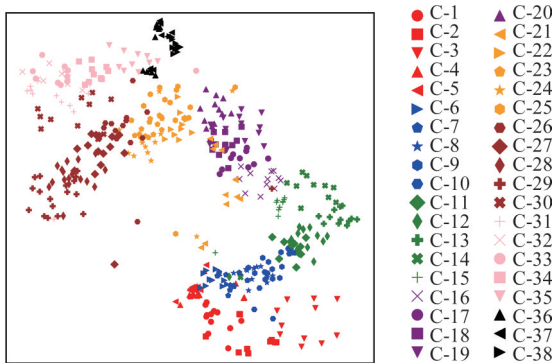


图 18 GoogLeNet模型 2000 r/min 下的 T-SNE 可视化结果

Fig.18 T-SNE visualization results for GoogLeNet model at 2000 r/min

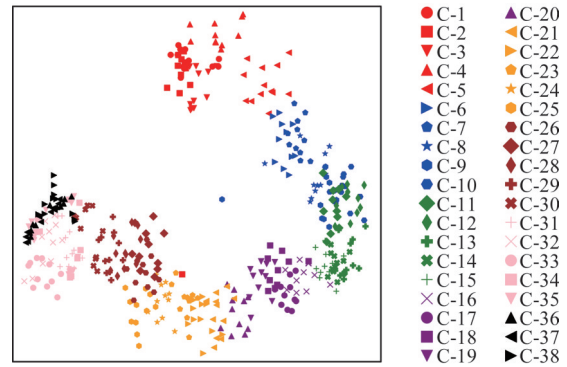


图 19 VGGNet模型 2000 r/min 下的 T-SNE 可视化结果

Fig.19 T-SNE visualization results for VGGNet model at 2000 r/min

分类性能有所提高,进一步说明了 ResNet 热误差分类模型的有效性。

4.1.2 分类模型泛化性验证

为了验证 ResNet 分类模型的泛化性,使用训练好的分类模型预测主轴在 3000 r/min 和 4000 r/min 时的热误差,结果如图 20 和图 21 所示。可以看出,3 种分类模型依然有预测机床主轴热误差趋势的能力,同时 ResNet 模型与标签值曲线的残差值在整体上要小于 GoogLeNet 和 VGGNet,并且相较于 2000 r/min、3000 r/min 和 4000 r/min 下的各项指标没有大的差别,证明在不同工况下 ResNet 模型仍然能保持较好的预测性能。如表 6 所示,ResNet 分类模型的各项指标均优于 GoogLeNet 和 VGGNet 模型。

在 3000 r/min 工况下对 GoogLeNet 和 VGG-

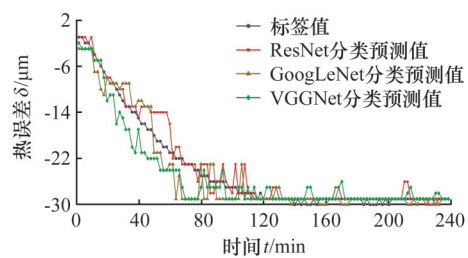


图 20 3000 r/min 下不同模型的分类型预测结果

Fig.20 Classification prediction results of different models at 3000 r/min

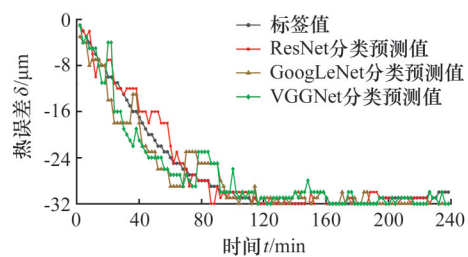


图 21 4000 r/min 下不同模型的分类型预测结果

Fig.21 Classification prediction results of different models at 4000 r/min

表 6 3000 r/min 和 4000 r/min 下不同模型的误差值
 Tab.6 Errors of different models at 3000 r/min and 4000 r/min

转速/ (r·min ⁻¹)	模型	最大残差/ μm	RMSE/μm	MAE/ μm
3000	ResNet	6	1.72	0.98
	GoogLeNet	7	2.31	1.53
	VGGNet	7	2.41	1.58
4000	ResNet	6	1.66	0.93
	GoogLeNet	7	2.43	1.85
	VGGNet	6	2.52	1.77

Net 进行 T-SNE 特征可视化,如图 22~图 24 所示。可以看出,3 个模型都有聚类能力,但 ResNet 模型的聚类效果优于 GoogLeNet 模型和 VGGNet 模型。3 个模型都出现了类与类之间的混淆,但 ResNet 总体上是相邻类之间点的混淆,而 GoogLeNet 和 VGGNet 出现了跨多类的混淆,说明在不同工况下 ResNet 仍然有较好的分类能力,进一步证实了模型的泛化性。

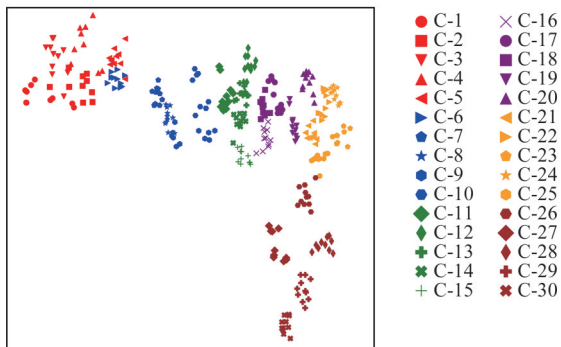


图 22 ResNet 模型 3000 r/min 下的 T-SNE 可视化结果
 Fig.22 T-SNE visualization results for ResNet model at 3000 r/min

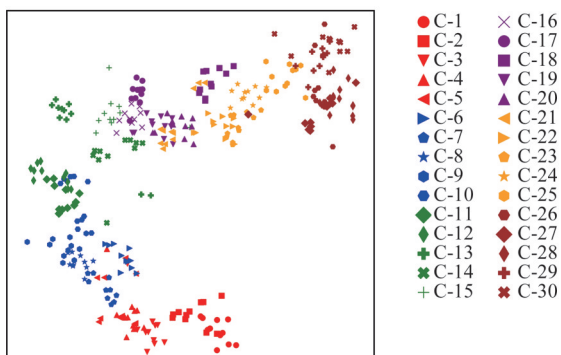


图 23 GoogLeNet 模型 3000 r/min 下的 T-SNE 可视化结果
 Fig.23 T-SNE visualization results for GoogLeNet model at 3000 r/min

4.2 基于 ResNet 热误差回归模型预测有效性和泛化性验证

4.2.1 回归模型有效性验证

为了验证 ResNet 回归模型的有效性,使用与

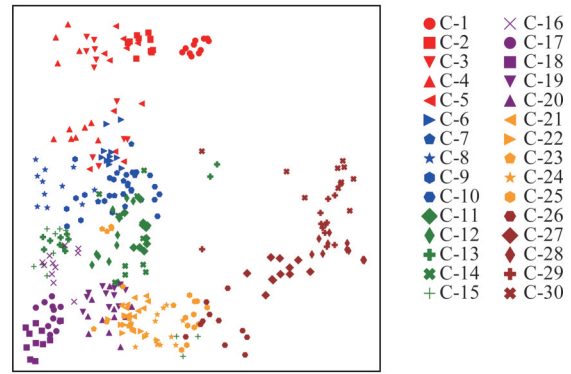


图 24 VGGNet 模型 3000 r/min 下的 T-SNE 可视化结果
 Fig.24 T-SNE visualization results for the VGGNet model at 3000 r/min

构建 ResNet 回归模型相同的方法构建了 VGGNet 和 GoogLeNet 回归预测模型,将 ResNet 回归模型、VGGNet 回归模型和 GoogLeNet 回归模型在 2000 r/min 工况下的加权求和预测结果进行对比。图 25 和表 7 展示了 3 种模型对主轴 2000 r/min 进行热误差加权求和预测的结果。可以看出,ResNet 回归模型预测热误差趋势的准确性高于 VGGNet 模型和 GoogLeNet 模型,这表明 ResNet 回归模型与分类模型一样具有有效性。

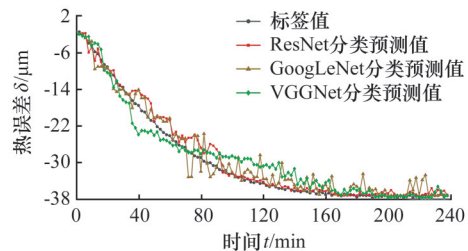


图 25 2000 r/min 下不同模型的回归预测结果
 Fig.25 Regression prediction results for different models at 2000 r/min

表 7 2000 r/min 下回归模型结果

Tab.7 Regression model results at 2000 r/min μm

模型	最大残差	RMSE	MAE
ResNet	4.64	1.59	1.05
GoogLeNet	6.17	2.38	1.68
VGGNet	6.31	2.41	1.85

4.2.2 回归模型泛化性验证

为验证 ResNet 回归模型的泛化性,使用训练好的模型预测主轴在 3000 r/min 和 4000 r/min 时的热误差,结果如图 26 和图 27 所示。可以看出,3 种加权求和模型依然有预测机床主轴热误差趋势的能力,同时 ResNet 回归模型与真实值曲线的残差值在整体上要小于 GoogLeNet 和 VGGNet,并且相较于 2000、3000、4000 r/min 下的各项指标没有大的差别,证明在不同工况下 ResNet 模型仍

然能保持较好的预测性能。由表8和表9可知,3000、4000 r/min两种工况下,ResNet回归模型在预测热误差方面表现均更好。

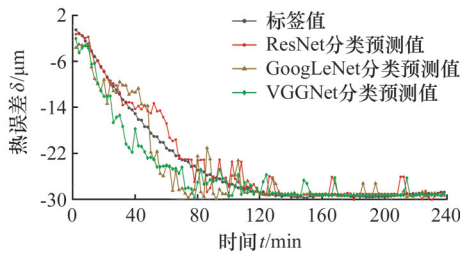


图26 3000 r/min下不同模型的回归预测结果

Fig.26 Regression prediction results for different models at 3000 r/min

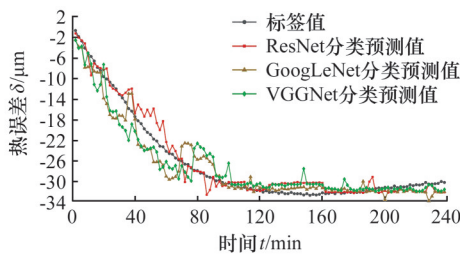


图27 4000 r/min下不同模型的回归预测结果

Fig.27 Results for different models at 4000 r/min

表8 3000 r/min下回归模型结果

Tab.8 Regression model results at 3000 r/min μm

模型	最大残差	RMSE	MAE
ResNet	5.75	1.68	1.07
GoogLeNet	6.93	2.44	1.65
VGGNet	7.38	2.51	1.65

表9 4000 r/min下回归模型结果

Tab.9 Regression model results at 4000 r/min μm

模型	最大残差	RMSE	MAE
ResNet	5.95	1.73	1.25
GoogLeNet	6.37	2.40	1.83
VGGNet	6.16	2.52	1.95

4.3 其他方向主轴热误差预测性能验证

以Y方向为例,使用与Z方向热误差相同数据集图像预处理方法和标签制作方法,将2000 r/min工况下的两组数据作为数据集进行训练,预测另一组数据。Y方向预测结果如图28所示。

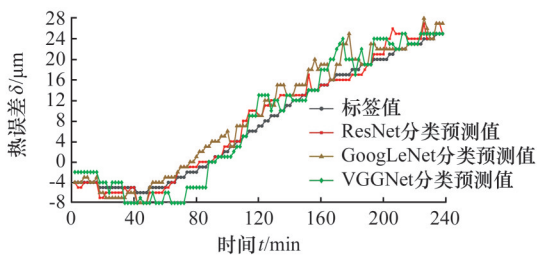


图28 2000 r/min下不同模型的Y方向分类预测结果

Fig.28 Classification prediction results of different models in Y-direction at 2000 r/min

示。如表10所示,ResNet模型的RMSE为1.69 μm ,MAE为1.23 μm ,均优于其他模型。

表10 2000 r/min下Y方向不同回归模型的误差值

Tab.10 Errors of different regression models in

Y-direction at 2000 r/min

μm

模型	最大残差	RMSE	MAE
ResNet	5	1.69	1.24
GoogLeNet	8	2.59	2.04
VGGNet	7	2.64	2.04

5 结论

本文以能够反映全局温度场信息的热图像为输入,构建基于ResNet的主轴热误差建模方法,在分类模型基础上实现热误差回归预测。在训练好的ResNet热误差分类模型基础上,将分类输出层的不同标签值对应的概率通过加权集成方式构建回归输出层,实现热误差回归预测。对比发现,ResNet分类模型和回归模型具有高精度和高泛化性。

现有的不足在于所构建模型的预测精度有待提高,并且当前研究是针对定转速工况下进行的,面对复杂工况下热误差的预测问题有待进一步解决。未来需要结合现有的图形处理方法和技术,进一步挖掘温度场信息,通过将ResNet模型与热误差相关的热机理或深度学习算法(如Transformer、Convnext等)进行融合,提出更高精度的以热图像为输入的机床主轴热误差深度学习建模方法,实现对复杂工况高精和高效预测,解决在复杂工况下的鲁棒性预测的问题。

参考文献:

[1] 黄智,刘永超,邓涛,等.一种五轴数控机床热误差建模方法[J].中国机械工程,2020,31(13):1529-1538.
HUANG Zhi, LIU Yongchao, DENG Tao, et al. A Method for Thermal Error Modeling of FAMT [J]. China Mechanical Engineering, 2020, 31(13): 1529-1538.

[2] MAYR J, JEDRZEJEWSKI J, UHLMANN E, et al. Thermal Issues in Machine Tools[J]. CIRP Annals, 2012, 61(2):771-791.

[3] 史和轩.基于实验建模法的机床直线轴几何-热误差综合建模[D].吉林:东北电力大学,2023.
SHI Hexuan. Comprehensive Geometric-Thermal Error Modeling of Machine Tool Linear Axes Based on Experimental Modeling Method [D]. Jilin:North-east Dianli University, 2023.

- [4] 许可. WL1600 重型数控卧车热误差分析及其补偿研究[D]. 成都:电子科技大学, 2016.
- XU Ke. Thermal Error Analysis and Compensation Research of WL1600 Heavy-duty CNC Horizontal Lathe [D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2016.
- [5] LI Guolong, TANG Xiaodong, LI Zheyu, et al. The Temperature-sensitive Point Screening for Spindle Thermal Error Modeling Based on IBGOA-feature Selection[J]. Precision Engineering, 2022, 73:140-152.
- [6] LIU Yuchi, LI Kunying, TSAI Y C. Spindle Thermal Error Prediction Based on LSTM Deep Learning for a CNC Machine Tool[J]. Applied Sciences, 2021, 11(12):5444.
- [7] CHENG Qiang, QI Zhuo, ZHANG Guojun, et al. Robust Modelling and Prediction of Thermally Induced Positional Error Based on Grey Rough Set Theory and Neural Networks[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2016, 83(5):753-764.
- [8] 罗勇, 邵珠峰, 王立平, 等. NL201HA 数控卧式车床 X 轴热误差建模及补偿[J]. 清华大学学报(自然科学版), 2021, 61(1):28-35.
- LUO Yong, SHAO Zhufeng, WANG Liping, et al. X-axis Thermal Error Modeling and Compensation for an NL201HA CNC Horizontal Lathe[J]. Journal of Tsinghua University (Science and Technology), 2021, 61(1):28-35.
- [9] HAN Yue, DENG Xiaolei, CHEN Yushen, et al. Multi-verse Optimizer for Thermal Error Modeling Approach of Spindle System Based on Thermal Image [J]. Advances in Mechanical Engineering, 2024, 16(6):16878132241254181.
- [10] YANG Zeqing, LIU Beibei, ZHANG Yanrui, et al. Intelligent Sensing of Thermal Error of CNC Machine Tool Spindle Based on Multi-source Information Fusion[J]. Sensors, 2024, 24(11):3614.
- [11] 赵海涛, 冯伟, 周海, 等. 基于热误差敏感度图的温度关键点选择方法[J]. 上海交通大学学报, 2015, 49(5):725-729.
- ZHAO Haitao, FENG Wei, ZHOU Hai, et al. Method for Selection of Temperature Key Points Based on Thermal Error Sensitivity Images and Genetic Optimization [J]. Journal of Shanghai Jiao Tong University, 2015, 49(5):725-729.
- [12] WU Chengyang, XIANG Sitong, XIANG Wansheng. Thermal Error Modeling of Rotary Axis Based on Convolutional Neural Network [J]. Journal of Manufacturing Science and Engineering, 2021, 143(5):051013.
- [13] WU Chengyang, XIANG Sitong, XIANG Wansheng. Spindle Thermal Error Prediction Approach Based on Thermal Infrared Images: a Deep Learning Method [J]. Journal of Manufacturing Systems, 2021, 59:67-80.
- [14] 房芳. 基于热图像的数控机床主轴热误差鲁棒建模技术研究[D]. 宁波:宁波大学, 2020.
- FANG Fang. Research on Robust Thermal Error Modeling Technology of CNC Machine Tool Spindles Based on Thermal Images [D]. Ningbo: Ningbo University, 2020.
- [15] 马剑超, 项四通. 基于改进卷积神经网络的数控机床旋转轴热误差建模方法[J]. 宁波大学学报(理工版), 2023, 36(2):108-115.
- MA Jianchao, XIANG Sitong. Thermal Error Modeling Method for Rotary Axis of CNC Machine Tool Based on Improved Convolutional Neural Network [J]. Journal of Ningbo University (Natural Science & Engineering Edition), 2023, 36(2):108-115.
- [16] HE K, ZHANG X, REN S, et al. Deep Residual Learning for Image Recognition [C] //2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR). Las Vegas, 2016:770-778.
- [17] JALIL A J, REDA N M. Infrared Thermal Image Gender Classifier Based on the Deep ResNet Model [J]. Advances in Human-Computer Interaction, 2022, 2022(1):3852054.
- [18] CHANDRA S, AIMANSOOR K, CHEN Cheng, et al. Deep Learning Based Infrared Thermal Image Analysis of Complex Pavement Defect Conditions Considering Seasonal Effect[J]. Sensors, 2022, 22(23):9365.

(编辑 王旻玥)

作者简介:李明范,男,1976年生,博士、高级工程师。研究方向为机电一体化产品开发、传感与检测技术。E-mail:Leesapper@163.com。**付国强***(通信作者),男,1988年生,副教授、博士研究生导师。主要研究方向为复杂高端装备精度提升理论与技术,复杂高端装备热、力、几何等多误差源误差测量装置及方法。E-mail:fuguoqiang@swjtu.edu.cn。

本文引用格式:

李明范,杨龙,李晟,等. 以热图像为输入的基于ResNet的机床主轴热误差建模方法[J]. 中国机械工程, 2025, 36(9):2057-2067.

LI Mingfan, YANG Long, LI Sheng, et al. Thermal Image Input-based ResNet Method for Thermal Error Modeling of Machine Tool Spindles [J]. China Mechanical Engineering, 2025, 36(9):2057-2067.