精密卧式铣削加工中心热稳定性分析与热稳健性预测*

吴全会[①②]，吕佳伟[①②]，文　娟[①②]，丁文闯[①②]，史小全[③]，潘柏松[①②]

（①浙江工业大学特种装备制造与先进加工技术教育部重点实验室，浙江 杭州 310032；②浙江工业大学机械工程学院，浙江 杭州 310032；③哈尔滨工业大学机电工程学院，黑龙江 哈尔滨 150001）

摘　要：数控机床的热稳定性是制约其加工精度与长期可靠性的核心因素。文章以精密卧式铣削加工中心为研究对象，通过仿真软件分析机床关键部件（主轴、进给轴电机、滚珠丝杠等）的生热特性与热误差演化规律，明确核心热源分布及机床热平衡达成时序、热误差快速波动时段；结合磁吸式 K 型热电偶（覆盖关键温度测点）与激光测量设备，采集易发热部件的温度-热变形实测数据，验证仿真结论的准确性。在此基础上，针对不同类型热误差构建适配模型，对进给轴线性热误差采用多元线性回归建模，对主轴非线性热漂移采用支持向量回归建模，两类模型均具备较高预测精度，且支持向量回归模型在非线性误差预测上表现更优。研究为机床制造企业提供高效的热误差预测方案，明确热管控关键靶点与重点时段，解决传统单一模型精度不足的问题，为提升精密卧式加工中心的热稳定性、热稳健性及加工精度提供理论支撑与实验依据。

关键词：卧式加工中心；热稳定性；热稳健性；热误差建模；误差补偿

中图分类号：TH115　　文献标识码：A

DOI: 10.19287/j.mtmt.1005-2402.2026.07.004

全文在线

Analysis of thermal stability and prediction of thermal robustness for precision horizontal milling machining centers

WU Quanhui[①②], LYU Jiawei[①②], WEN Juan[①②], DING Wenchuang[①②], SHI Xiaoquan[③], PAN Baisong[①②]

(①Key Laboratory of Special Purpose Equipment and Advanced Processing Technology, Ministry of Education and Zhejiang Province, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310032, CHN;

②College of Mechanical Engineering, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310032, CHN;

③School of Mechatronics Engineering, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, CHN)

Abstract: The thermal stability of CNC machine tools is a core factor restricting their machining accuracy and long-term reliability. Taking a precision horizontal milling machining center as the research object, the heat generation characteristics of key machine tool components (such as spindle, feed axis motor, and ball screw) and the evolution law of thermal errors were analyzed using simulation software. The distribution of core heat sources, the time sequence for the machine tool to reach thermal equilibrium, and the period of rapid thermal error fluctuation were identified. Combined with magnetic adsorption K-type thermocouples (covering key temperature measurement points) and laser measurement equipment, the measured temperature-thermal deformation data of heat-prone components are collected to verify the accuracy of the simulation conclusions. On this basis, suitable models are constructed for different types of thermal errors: multiple linear regression is used for modeling the linear thermal errors of the feed axis, and support vector regression is adopted for modeling the nonlinear thermal drift of the

* 浙江省自然科学基金资助项目（LD24E050011，ZCLY24E0502）；特种装备制造与先进加工技术教育部重点实验室/全省高精高效复合加工技术与装备重点实验室资助项目（EM2025110105）

spindle. Both types of models have high prediction accuracy, and the support vector regression model performs better in nonlinear error prediction. This research provides an efficient thermal error prediction scheme for machine tool manufacturing enterprises, clarifies the key targets and key periods for thermal management, solves the problem of insufficient accuracy of traditional single models, and provides theoretical support and experimental basis for improving the thermal stability, thermal robustness, and machining accuracy of precision horizontal milling machining centers.

Keywords: horizontal machining center; thermal stability; thermal robustness; thermal error modeling; error compensation

精密卧式铣削加工中心是高端制造的核心装备，其加工精度决定航空航天、精密模具等领域制造水平，而热变形引发的加工误差是精度提升的核心瓶颈。其中，进给系统热管理至关重要，SHI H 等[1]针对精密机床滚珠丝杠进给系统油冷系统研究，明确其对抑制丝杠热变形的作用，为进给系统热管控提供工程参考。

热误差建模中，温度敏感点选择是精度前提。尹静等[2]提出基于热关联度与鲁棒性的测点筛选方法，减少冗余测点并保证数据有效性；汤易升等[3]梳理热误差产生、传递及建模逻辑，为建模方法选择提供依据。针对传统建模局限，李有堂等[4]用优化最小二乘支持向量机提升非线性热误差拟合精度；罗瑛等[5]建立环境温度梯度与热误差关联模型，抵消环境对预测精度的干扰。

考虑多机床适配与变工况问题，LIANG Q K 等[6]提出序列到序列混合域对齐方法，解决跨机床建模精度下降问题；LI X X 等[7]构建堆叠集成学习框架，提升进给系统变工况下热误差预测能力。在闭环进给系统与电主轴领域，WANG M C 等[8]融合时空特征实现全闭环进给系统热误差精准补偿；LIU Z F 等[9]用机理-数据-知识融合方法，增强高变异性加工中电主轴热误差预测泛化性。

大型机床与智能建模方面，何实等[10]优化大型龙门五轴机床测点布局，建立多热源与环境耦合模型；王子涵等[11]用贝叶斯神经网络解决传统网络过拟合问题；张蕾等[12]通过 PSO 优化 GPR 核函数，提升模型精度与泛化性。针对长行程机床与主轴补偿，LIN Z H 等[13]提出分离附加建模方法应对环境温度跳变；CHAAIBI W 等[14]结合神经网络与实验设计，实现主轴热误差实时补偿。

高速电主轴与特种加工机床领域，叶钰等[15]通过正交试验明确主轴参数对热误差的影响；YANG X 等[16]用 CNN-BiGRU 网络提升干切滚齿机床热误差预测精度。KAFTAN P 等[17]基于不确定性量化实现可靠热误差补偿；朱旭等[18]综述基础部件热误差控制技术，奠定理论基础。此外，徐妍妍等[19]优化重型机床床身结构以减少热变形；赵海涛等[20]分组建模提升效率；LI J T 等[21]用单元自适应热网络提升补偿精度。

当前相关研究虽取得进展，但精密卧式铣削加工中心仍面临多热源耦合建模实时性不足、动态工况热稳健性预测精度波动等问题。本文结合有限元仿真与实验测试，探究关键部件热特性与误差规律，构建高效预测方案，为提升机床热稳定性、热稳健性及加工精度提供支撑。

1 机床总体结构

精密卧式加工中心主要包括床身、*X*轴导轨、*Y*轴导轨、主轴、刀具、*Z*轴导轨、转台和工件，根据多体系统理论可将机床视作为一个多体系统，结合机床的空间结构画出机床的拓扑结构图，如图 1 所示。通过低序体阵列描述拓扑结构，将机床床身设置为参考单元体 *B*0，将 *X*轴设为 *B*1 体，以此类推，对各个分支体进行编号，机床拓扑阵列有两个分支，其中一个为床身到刀具为 *B*0 至 *B*4，另一个分支为床身到工件 *B*0 至 *B*7。

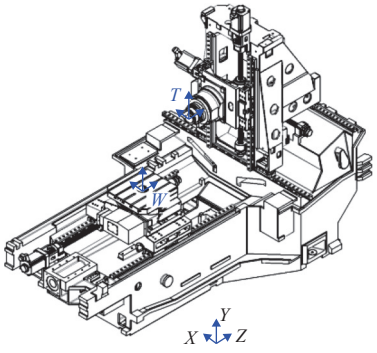


图 1 机床拓扑结构图

Fig. 1 Topological structure diagram of the machine tool

在机床床身上建立基础参考坐标系 R，然后分别建立局部坐标系，在 X、Y、Z 轴上建立平动轴坐标系 X、Y、Z；在主轴、刀具上分别建立局部坐标系 S、T；在转台和工件上分别建立局部坐标系 B、W，各坐标系的方向与基础参考坐标系 R 方向相同。为了简便计算，将参考坐标系 R、平动轴坐标系 Z、转台坐标系 B 和工件坐标系 W 重合设置为同一坐标系，坐标原点设置在转台工作台上表面几何中心上，将平动轴坐标系 X、Y、主轴坐标系 S 和刀具坐标系 T 重合设置为同一坐标系，坐标原点设置在主轴前端表面几何中心点上，如图 2 所示。

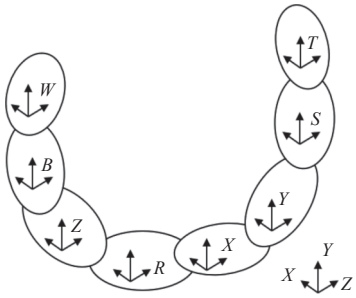


图 2 机床局部坐标系

Fig. 2 Local coordinate system of the machine tool

2 机床热特性仿真分析

2.1 热载荷计算温度场与变形场分析

本节针对精密卧式铣削加工中心，采用有限元法开展热特性与热变形分析，核心流程围绕“模型预处理-边界条件设定-仿真求解-结果分析”展开，进行有限元模型的分析。

2.1.1 建模核心前提与模型简化

分析目标：聚焦机床热载荷下的温度场分布与热变形场演化，明确核心热源对整机热稳定性的影响，为后续热误差建模提供数据支撑。

几何模型简化：考虑机床原模型中螺栓孔、小倒角等细微结构会增加网格划分难度与仿真耗时，进行针对性简化。忽略倒角、小孔等非关键小结构；将滚珠丝杠等效为细直杆，滚动轴承简化为实体圆柱；保留主轴、床身、立柱、进给轴电机等核心发热与承载部件的几何特征。

2.1.2 网格划分关键参数

采用分区域差异化网格划分策略，平衡仿真精度与效率：大件结构（床身、立柱等）的网格尺寸设为 70 mm，兼顾计算效率与整体结构表征；易发热部件（导轨滑块、丝杠等）的网格尺寸缩小至 20 mm，提升热特性捕捉精度；高精度需求部件（轴承）的网格尺寸设为 5 mm，精准模拟局部生热与热传导过程。网格划分结果如图 3 所示。

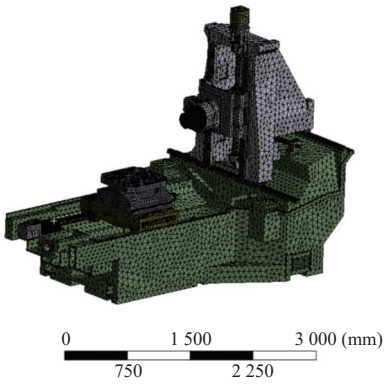


图 3 网格划分结果

Fig. 3 Mesh generation result

2.1.3 材料属性与边界条件设定

核心材料属性赋值：根据机床各部件功能与材质特性，明确关键材料热学、力学参数（如密度、热膨胀系数、导热率等）。核心材料包括灰铸铁 HT300（床身、立柱、主轴箱等基础部件），兼顾刚性与导热性；高碳铬轴承钢 GCr15（轴承），适配高速运转下的生热特性；合金结构钢 50CrMo4（滚珠丝杠、螺母），满足传动系统强度需求；优质碳素结构钢 45 号钢（线轨、滑块、电机主轴），平衡成本与性能。

热边界条件确定：环境温度设定为 20 ℃（工业加工标准环境温度），作为温度场计算基准。热载荷计算：基于传热学理论与部件工作原理，确定各易发热部件生热率（如主轴轴承、进给轴电机、滚珠丝杠等），作为热分析输入载荷。换热系数：参考同类机床热仿真研究与实验数据，设定部件与空气间的对流换热系数，模拟实际散热场景。材料属性值见表 1，机床各热源生热率数值见表 2。

表 1 材料属性值

Tab. 1 Material property values

材料名称	材料密度/（kg/m^3）	热膨胀系数/ K^{-1}	弹性模量/ Pa	泊松比	导热系数/（W/(m·K)）	比热容/（J/kg·K）
HT300	7 350	1.12×10^{-5}	1.43×10^{11}	0.27	45	510
GCr15	7 830	1.2×10^{-5}	2.19×10^{11}	0.3	44	460
50CrMo4	8 000	1.65×10^{-5}	1.7×10^{11}	0.29	42.7	500
45号钢	7 890	1.17×10^{-5}	2.09×10^{11}	0.269	47	450

表 2　各零部件生热率

Tab. 2　Heat generation rate of each component　W/m^3

机床零部件	生热率
*X*丝杠轴承	6.1×10^4
*Y*丝杠轴承	7.4×10^4
*Z*丝杠轴承	6.2×10^4
*X*轴电机	3 045.3
*Y*轴电机	2 489.6
*Z*轴电机	2 400.5
主轴前轴承	82 400
主轴后轴承	78 152
主轴转子	4.2×10^5
主轴定子	3.6×10^5

2.1.4　仿真求解与分析流程

采用“间接耦合法”分两步开展仿真，先计算温度场，再基于温度场结果分析热变形场。

2.2　稳态温度场分析

（1）整机稳态温度场分析

整机最高温度位于主轴电机转子处，为 36.342 ℃，最低温度为机床床身底部位置，为 20.001 ℃，该处温升可忽略不计。主轴箱受主轴温度影响，温度有所升高，各移动轴滚珠丝杠与驱动电机升温相对明显。立柱上端受 *Y* 向驱动电机影响，温度升高；而导轨滑块生热较小，温度升高不明显。温度分布如图 4 所示。

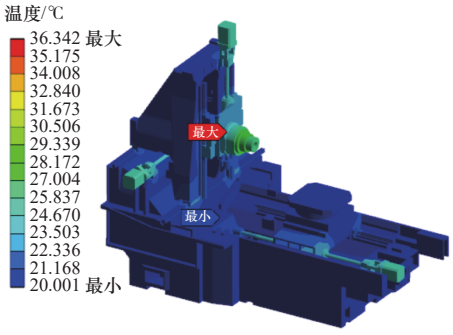


图 4 温度分布图

Fig. 4　Temperature distribution diagram

（2）机床各主要零部件温度场分析

为了更详细地了解机床温度场情况，进一步对机床各主要部件进行单独温度场分析，得到主轴、床身导轨滑块、立柱导轨滑块、主轴箱及各轴滚珠丝杠的稳态温度场。由图 4 中各部件稳态温度场可以发现，温升明显主要集中在主轴和移动轴各向滚珠丝杠上，导轨副温度上升相对较小。其中温度上升最明显的是机床电主轴，与初始环境温度相比上升 16.341 ℃，这是由于电主轴转速较高，主轴内部产生的热量较大，尽管有冷却液进行冷却处理，也不能完全带走产生的热量。其次是各轴滚珠丝杠系统，相比较初始环境温度上升 5～7 ℃，床身导轨滑块中 *X* 向温度比 *Z* 向温度上升大，主要与机床结构有关，*X* 向丝杠驱动立柱和主轴系统，*Z* 向丝杠驱动 *B* 轴工作台，*X* 轴导轨滑块负载略高于 *Z* 向滑块，造成温度上升相对较高。机床各主要零部件的温度仿真结果如图 5～图 8 所示。

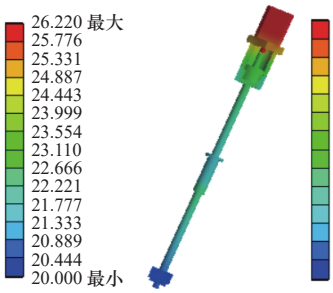


图 5 *X* 轴温场分布

Fig. 5　Temperature field distribution of the *X*-axis

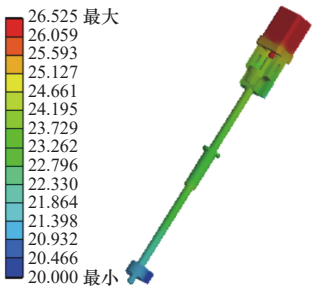


图 6 *Y* 轴温度分布

Fig. 6　Temperature field distribution of the *Y*-axis

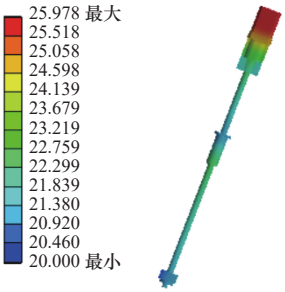


图 7 *Z* 轴温度分布

Fig. 7　Temperature field distribution of the *Z*-axis

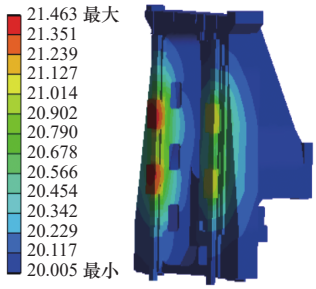


图 8 立柱导轨滑块温度分布

Fig. 8　Temperature distribution of the column guide slider

2.3　瞬态温度场分析

2.2 节已对机床稳态热进行分析，得到整机及各关键部件的稳态温度，本文通过 Workbench 采用间接耦合的方法进行分析，将 2.2 节已得到的温度值作为载荷加载到机床静态结构上，将机床床身与地面接触的地方施加固定约束，得到对应温度下的热变形场，如图 9 所示。

（1）整机变形场

通过观察可以发现，机床主要变形区位于立柱、主轴、电机滚珠丝杠等部位，其中最大变形量处为电主轴轴端，为 50.255 μm。各轴驱动电机由于受

热没有支撑点，电机有向后倾斜的趋势。立柱上端受到驱动电机和主轴共同影响所以变形相较于底端较大，在上端与电机座接触的位置有向上膨胀的趋势，变形量最大为 21.332 μm。由于立柱和主轴系统的共同作用，*Y* 向导轨上端变形较明显，变形量为 20.143 μm，下端变形较小为 3.272 μm。

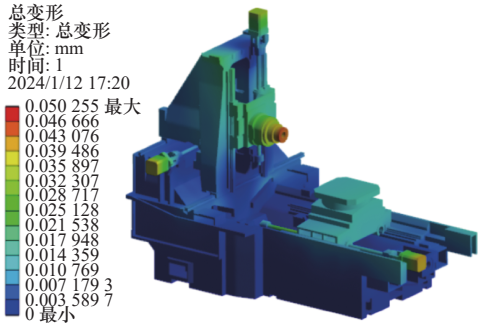


图 9 整机变形场

Fig. 9 Overall deformation field of the machine tool

（2）导轨变形场

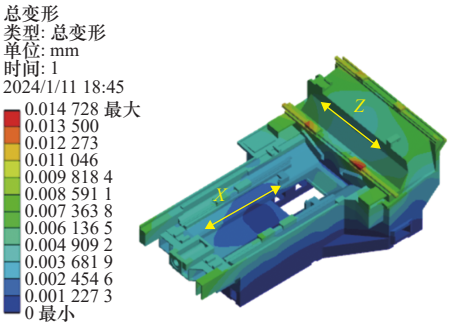
由于整机变形场中导轨变形相对较小，不易观察，通过对床身导轨和立柱导轨进行单独变形分析来了解各移动轴导轨变形量，由床身导轨变形场可以看出 *X* 向导轨变形量比 *Z* 向导轨变形量大，最大变形量为 14.728 μm。立柱导轨由于单独分析没有考虑 *Y* 向驱动电机的影响，因此相较于整机变形场中的立柱变形有所差别，导轨变形会直接影响到刀具定位精度，所以也要着重考虑。导轨变形场如图 10 所示。

（3）主轴变形场

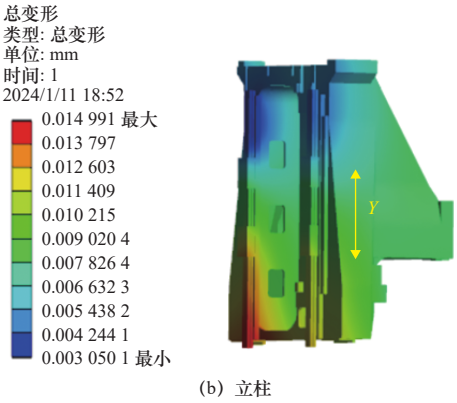
热误差也主要来源于主轴的热变形，最大变形量为 43.749 μm。主轴端部误差会直接影响刀具位置，对机床误差影响较大。主轴变形场如图 11 所示。

（4）机床滚珠丝杠变形

机床滚珠丝杠副作为机床的传动系统直接影响机床加工精度，由仿真数据可知，丝杠螺母在往复运动时产生热变形，丝杠受热变形呈现向上弯曲的趋势。其中 *Y* 轴丝杠变形量最大为 32.989 μm，*X* 轴丝杠位置变形量为 16.645 μm，*Z* 轴丝杠变形量为 19.017 μm。先根据传热学相关理论和生热计算公式计算机床轴承、导轨副、滚珠丝杠系统、电机等易发热零件的热载荷，并确定相关换热系数，为热仿真分析提供边界条件。仿真分析之前先简化机床模型，然后加载对应参数值对机床整机和各零部件进行稳态热分析，得到最大温升零件为机床电主轴。接着使用瞬态热分析模块分析机床温度随时间变化趋势，为后续温度测量提供参考，最后以稳态温度为输入参数对机床机构热变形进行分析，得到机床各零件受热变形量，更直观地了解机床热特性，并且为热误差测量提供数据基础。滚珠丝杠的 *X*、*Y*、*Z* 三轴的变形场如图 12 所示。



（a）床身



（b）立柱

图 10 导轨变形场

Fig. 10 Deformation fields of the guide rail

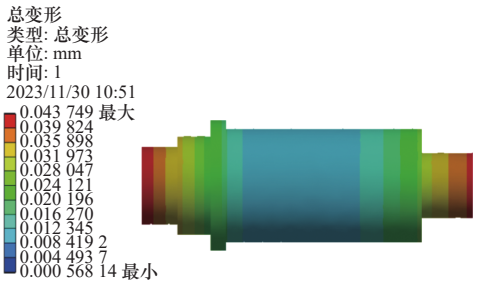
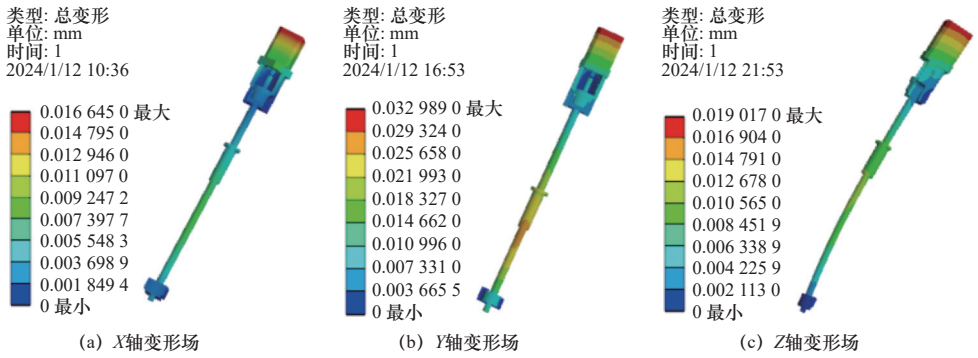


图 11 主轴变形场

Fig. 11 Deformation field of the spindle

3 数控机床热误差元素辨识研究

机床热误差主要来源于主轴的热漂移误差和直线运动轴各导轨及丝杠的热变形误差，导轨丝杠的热变形会影响主轴位置发生改变间接导致定位时产生定位误差，主轴自身的热漂移也会造成刀具定位



(a) *X*轴变形场　(b) *Y*轴变形场　(c) *Z*轴变形场

图 12 机床滚珠丝杠 *X*、*Y*、*Z* 三轴变形场

Fig. 12 *XYZ*-axis deformation fields of the machine tool's ball screw

不准确产生定位误差，本文着重考虑机床直线进给系统和主轴的热变形与温升之间的关系。

3.1 主轴和进给系统温度测量实验方案

在进行温度测量实验时需要选择合适的温度传感器测量温度，本文选用接触式温度测量传感器，相较于非接触式传感器其响应速度较快，可靠性和精度较高，测量实验采用磁吸式 K 型热电偶温度传感器，通过磁铁能够直接吸附在机床各零件表面上，方便拆卸和重复利用。K 型温度传感器的具体参数见表 3，满足实验温度测量，通过 BNC 接头将输出的电压信号传输到信号采集仪实时记录温度数据。

表 3 K 型温度传感器具体参数

Tab. 3 Specific parameters of K-type thermocouple

型号	测量范围/℃	精度	输出信号
K型	0～1 200	0.004|t|	电压

注：精度0.004|t|表示误差在0.004×|测量温度值|的范围内。

为更好地研究机床生热特性，需要选择合适的温度测量点进行温度测量，主轴热源主要为前后轴承，机床直线进给系统生热点为滚珠丝杠两端轴承、丝杠螺母、驱动电机和直线导轨，在进行测量时尽可能将温度传感器靠近热源。在各移动轴共布置 18 个温度测点，其中 *X*、*Y*、*Z* 轴各 6 个，主轴共布置 5 个温度测点。具体温度测点位置见表 4。

确定温度测点之后，进行温度测量时，由于温度传感器为接触型磁吸式，要保证测量过程中传感器稳定不发生脱落，选择合适的安装位置进行测量，保证温度测量数据的准确性，移动轴和主轴传感器具体安装位置如图 13 所示。

3.2 实验结果分析

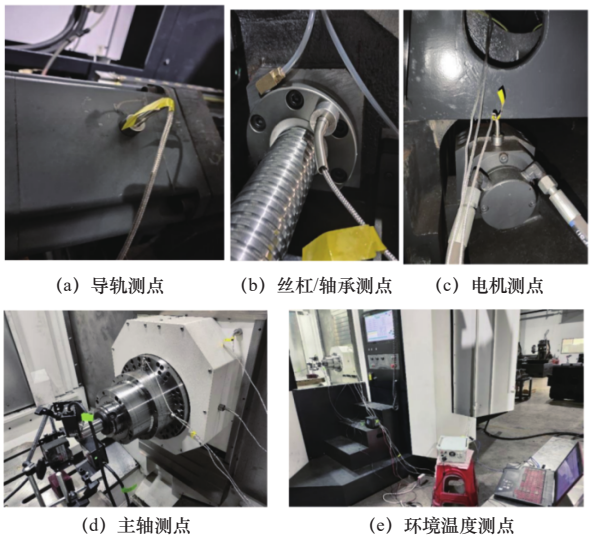
（1）进给系统热误差数据

进给系统各移动轴在测量定位误差时，从零时刻开始共测得 7 个时刻的数据，并且在测量热误差的同时记录各测点温度数据。各轴定位热误差测量结果如图 14 所示。

表 4 传感器分配位置

Tab. 4 Sensor placement positions

温度传感器序号	位置	温度传感器序号	位置	温度传感器序号	位置
T_1	*X*轴电机	T_9	*Y*轴前端导轨	T_{17}	*Z*轴后端轴承
T_2	*X*轴前端轴承	T_{10}	*Y*轴丝杠螺母	T_{18}	*Z*轴后端导轨
T_3	*X*轴前端导轨	T_{11}	*Y*轴后端轴承	T_{19}	主轴前轴承*X*向
T_4	*X*轴丝杠螺母	T_{12}	*Y*轴后端导轨	T_{20}	主轴前轴承*Y*向
T_5	*X*轴后端轴承	T_{13}	*Z*轴电机	T_{21}	主轴后轴承*X*向
T_6	*X*轴后端导轨	T_{14}	*Z*轴前端轴承	T_{22}	主轴后轴承*Y*向
T_7	*Y*轴电机	T_{15}	*Z*轴前端导轨	T_{23}	主轴箱
T_8	*Y*轴前端轴承	T_{16}	*Z*轴丝杠螺母		

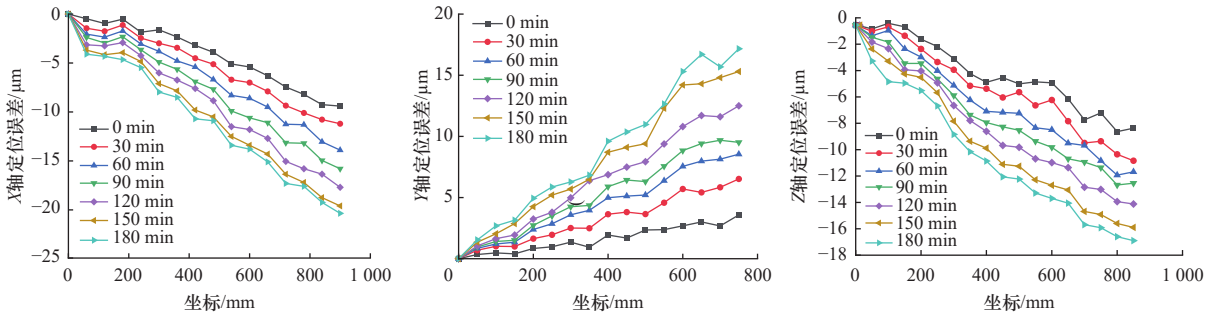


(a) 导轨测点　(b) 丝杠/轴承测点　(c) 电机测点

(d) 主轴测点　(e) 环境温度测点

图 13 移动轴和主轴传感器具体安装位置图

Fig. 13 Diagrams of specific installation positions for moving axis and spindle sensors



(a) X轴定位误差 (b) Y轴定位误差 (c) Z轴定位误差

图 14 各轴定位误差测量

Fig. 14 Measurement of positioning error for each axis

由实验结果可知各轴的定位误差随着运行时间的增加，各零部件温度升高呈现增大趋势，并且各时刻误差曲线的变化趋势相似。

（2）主轴热误差数据

根据设计的实验方案采集主轴的温度和变形数据，从启动时刻连续采集 180 min 得到相关数据如图 15 所示。

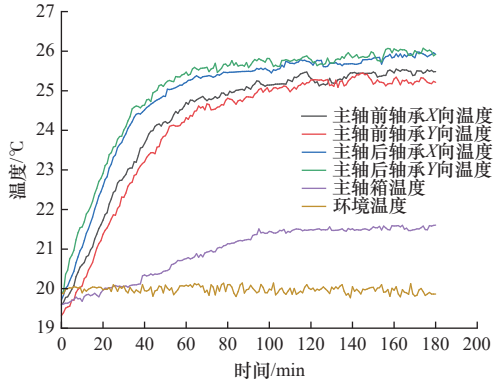


图 15 主轴测点温度

Fig. 15 Temperature at spindle measuring points

主轴热变形情况如图 16 所示，主轴温度和热变形在前 60 min 都呈现快速增长趋势，在 120 min 左右各数据趋于平稳，主轴可认为达到热平衡状态，此实验结果与上文热特性仿真分析的数据趋势一致，为后续热误差建模提供数据基础。

3.3 有限元仿真结果验证

将本小节实测温度与热变形数据，与前文有限元仿真得到的核心结论进行多维度对比，以验证仿真模型的准确性：在温度特性方面，仿真预测“主轴系统（前轴承、电机转子）与进给轴电机为核心热源”，实测数据中主轴前后轴承测点温升幅度最大，180 min 时较环境温度升高约 6 ℃，与仿真中“主轴周边部件温升显著、导轨滑块等非核心区域温升较小”的结论完全匹配；且实测显示机床 120 min 后各测点温度波动幅度小于 1 ℃（达到

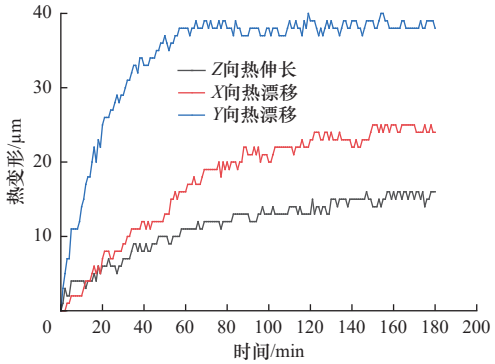


图 16 主轴热变形

Fig. 16 Thermal deformation of the spindle

热平衡），前 60 min 温升占总温升的 75% 以上，与仿真预测的“120 min 热平衡时序、前 60 min 快速升温期”高度吻合，核心温度时序误差小于 5%。

在热变形特性方面，仿真指出“主轴轴端热变形最大、*Y* 轴丝杠变形大于 *X*/*Z* 轴”，实测数据中主轴 *Y* 向热伸长量达 39.8 μm（与仿真值 43.749 μm 相对误差小于 10%），*X* 轴定位误差峰值为 25 μm（与仿真 *X* 轴丝杠变形 25.692 μm 相对误差小于 3%），*X* 轴、*Z* 轴变形实测值与仿真值的相对误差分别为 6%、4%，均处于工程允许的精度范围内。

此外，实测中“立柱上端变形大于底端”“导轨变形直接影响刀具定位精度”等现象，也与仿真分析的热变形分布规律一致。综上，本次温度 - 热变形实测结果与有限元仿真结论在趋势、时序、数值上均高度契合，证明所构建的有限元模型能够准确表征精密卧式铣削加工中心的热行为，可作为后续热误差建模与热稳定性优化的可靠数据支撑。

4 数控机床热误差建模研究

4.1 多元线性回归模型

就机床热误差而言，其影响因素有多个，坐标

位置和测点温度变化都会影响误差数据。相对于普通线性回归，多元线性回归有多个独立变量，所以机床热误差在进行回归分析时常采用多元线性回归进行误差建模。

多元线性回归模型的函数表示为

$$y=\beta_0+\beta_1x_1+\beta_2x_2+\cdots+\beta_nx_n \tag{1}$$

式中：y 为机床热误差因变量；$x_1, x_2, \cdots, x_n$ 为影响热误差的自变量，如各测点温度、坐标值等；β_0 为常数项；$\beta_1,\beta_2,\cdots,\beta_n$ 为偏回归系数；n 为输入变量的个数。

多元线性回归通过损失函数最小化来确定最佳函数，损失函数通常用均方误差（mean squared error, MSE）表示，计算公式为

$$E=\frac{1}{p}\sum_{i=1}^{l}[f(x_1,x_2,\cdots,x_n)-y_i]^2 \tag{2}$$

式中：E 为均方误差；l 为样本数量；$f(x_1,x_2,\cdots,x_n)$ 为多元线性回归模型的预测值；y_i 为第 i 组样本的实际观测值。

计算得到多元线性回归模型后，通过计算决定系数 R^2 和均方误差 MSE 来检验模型的准确性，R^2 值越接近 1 说明模型准确度越好，MSE 的值越接近 0 说明预测残差越小，模型越准确。

4.2 移动轴多元线性回归热误差建模

根据 4.1 节理论进行多元线性回归建模，移动轴热误差数据已求出，首先使用最小二乘法对各误差数据进行数据进行拟合，得到误差曲线相应的斜率和截距，以 Z 轴为例进行计算，Z 轴定位热误差的拟合曲线如图 17 所示。各曲线的斜率和截距见表 5。

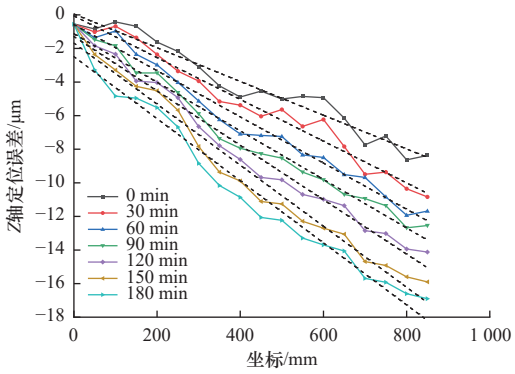


图 17 Z 轴各曲线参数

Fig. 17 Parameters of each curve for the Z-axis

温度变化会引起各曲线斜率和截距发生变化，根据上文选定的 Z 轴温度测点，使用多元线性回归建立温度测点与斜率和截距之间的关系。

表 5 Z 轴定位误差拟合曲线的斜率与截距参数

Tab. 5 Slope and intercept parameters of fitting curves for Z-axis positioning error

时刻/min	k_z	b_z
0	−0.010 1	0.051 4
30	−0.012 4	−0.063 4
60	−0.013 7	−0.579 4
90	−0.014 5	−1.127 2
120	−0.016 2	−1.293 0
150	−0.018 2	−1.681 6
180	−0.018 5	−2.488 1

$$\begin{cases}k_z=0.0239+0.0011T_{13}-0.0029T_{16}\\ b_z=9.6688+0.2499T_{13}-0.7687T_{16}\end{cases} \tag{3}$$

式中：k_z 为 Z 轴相关曲线斜率；b_z 为 Z 轴相关曲线截距；T_{13} 为 Z 轴电机测点温度；T_{16} 为 Z 轴丝杠螺母测点温度。

Z 轴多元线性回归热误差模型可得

$$\delta_z^{\mathrm{T}}(z)=(0.0239+0.0011T_{13}-0.0029T_{16})z+9.6688+0.2499T_{13}-0.7687T_{16} \tag{4}$$

式中：z 为 Z 轴坐标位置变量，表示测点在 Z 轴行程方向上的位置坐标，mm；$\delta_z^{\mathrm{T}}(z)$ 为对应时刻 Z 轴在位置 z 处的定位热误差。

以 180 min 的定位热误差为例，将对应时刻的温度代入式（4）进行计算，得到 Z 轴各坐标位置的预测误差数据，与实际值进行比较，如图 18 所示，可以看出预测值与实际值较接近，该预测模型的 MSE=0.395 4，R^2=0.983 7，预测效果较好。

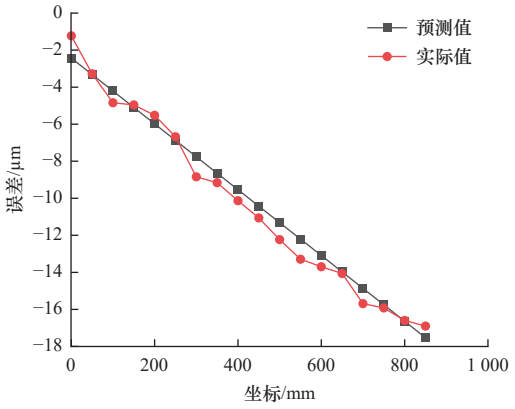


图 18 热预测值与实际值对比

Fig. 18 Comparison between thermal predicted values and actual values

同理，求得 X、Y 轴定位热误差拟合曲线斜率和截距见表 6。

表 6 X、Y 轴定位热误差拟合曲线斜率和截距

Tab. 6 Slopes and intercepts of fitted curves for X-axis and Y-axis positioning thermal errors

时刻/min	k_x	b_x	k_y	b_y
0	−0.011 2	0.908 0	0.004 4	−0.034 9
30	−0.012 8	0.412 1	0.008 5	−0.036 9
60	−0.015 1	0.192 7	0.011 7	−0.012 1
90	−0.017 3	−0.049 3	0.013 7	0.008 2
120	−0.019 3	−0.286 7	0.017 3	−0.138 3
150	−0.021 0	−0.790 8	0.021 5	−0.185 7
180	−0.021 4	−1.202 5	0.023 5	−0.082 9

同样使用多元线性回归建立 X、Y 轴温度测点和斜率k_x、k_y与截距b_x、b_y之间的关系。

$$\begin{cases} k_x = 0.0918 - 0.00052T_3 - 0.0047T_4 \\ b_x = 25.4296 - 1.1325T_3 - 0.0988T_4 \end{cases} \tag{5}$$

$$\begin{cases} k_y = -0.1065 - 0.00006T_7 + 0.0057T_8 \\ b_y = 1.3348 + 0.0343T_7 - 0.1040T_8 \end{cases} \tag{6}$$

X、Y 轴多元线性回归定位热误差$\delta_x^{\mathrm{T}}(X)$、$\delta_y^{\mathrm{T}}(Y)$模型为

$$\delta_x^{\mathrm{T}}(X) = (0.0918 - 0.00052T_3 - 0.0047T_4)x + 25.4296 - 1.1325T_3 - 0.0988T_4 \tag{7}$$

$$\delta_y^{\mathrm{T}}(Y) = (-0.1065 - 0.00006T_7 + 0.0057T_8)y + 1.3348 + 0.0343T_7 - 0.1040T_8 \tag{8}$$

得到 X、Y 轴的热误差模型后，分别以 180 min 的定位热误差数据为例验证模型准确度，得到 X、Y 轴的均方误差与决定系数 R^2 见表 7。由数据可以看到通过多元线性回归建立的热误差模型能够很好地预测各位置的定位误差，预测准确性较高。

表 7 X、Y 轴的均方误差与决定系数

Tab. 7 Mean squared error (MSE) and coefficient of determination (R^2) for X-axis and Y-axis

参数	X	Y
MSE/μm	0.582 4	0.264 6
R^2	0.985 0	0.991 1

4.3 支持向量回归模型

支持向量回归机（support vector regression, SVR）是一种能够在小样本条件下得到最优结果的算法，可以根据有限的样本数据，通过核函数实现低维空间复杂的非线性回归向高维空间线性转化，解决高维问题。

本文选择使用基于支持向量回归建立主轴温度测点和热漂移误差的回归函数，实验样本数据为测点温度值和主轴热误差，设为

$$D = \{(x_1, d_1), (x_2, d_2), \cdots, (x_l, d_l)\} \in (R^n \times R)^l \tag{9}$$

式中：$x_i \in \mathbf{R}^n$，表示第 i 个输入样本温度测点数据；$d_i \in \mathbf{R}$，表示这个输入样本对应的真实输出值；$i = 1, 2, \cdots, l$，l 为样本数量；n 为输入变量个数。

找到合适的决策函数$f(x)$来确定d_i的值，不同的决策函数代表不同的误差模型，$f(x)$选择线性函数，即

$$f(x) = wx + b \tag{10}$$

式中：w为权向量；b为阈值。

假设不敏感损失函数的宽度参数为 ε，当模型预测值与实际值之间的偏差不超过 ε 时，可认为该样本预测误差处于允许范围内，损失值取 0；当偏差超过 ε 时，仅对超出部分进行惩罚，具体表达式如式（11）所示。

$$|d - f(x)|_\varepsilon = max\{0, |d - f(x)| - \varepsilon\} \tag{11}$$

式中：d 为样本 x 对应的实际输出值；$f(x)$ 为模型预测值。

决策函数确定最小真实风险$R[f]$，具体表达式为

$$R[f] = \int c(x, y, f) \mathrm{d}P(x, y) \tag{12}$$

式中：$c(x, y, f)$为损失函数；$P(x, y)$为输入变量 x 和输出变量 y 的联合概率分布函数。

由于不能直接最小化$R[f]$，可以等价为

$$E(w) = \frac{1}{2}\|w\|^2 + C\sum_{i=1}^{l}|d_i - f(x_i)|_\varepsilon \tag{13}$$

式中：C 为惩罚系数；l 为样本训练量。

求解函数模型$f(x)$转化为求解式最小化的问题，等价于

$$\begin{cases} \min\limits_{w,b,\xi_i,\xi_i^*} \dfrac{1}{2}\|w\|^2 + C\sum\limits_{i=1}^{l}(\xi_i, \xi_i^*) \\ \text{s.t. } f(x_i) - d_i \leqslant \varepsilon + \xi_i \\ \quad d_i - f(x_i) \leqslant \varepsilon + \xi_i^* \\ \quad \xi_i \geqslant 0, \xi_i^* \geqslant 0, i = 1, 2, \cdots, l \end{cases} \tag{14}$$

式中：ξ_i、ξ_i^*为松弛变量，分别代表预测值大于/小于真实值时；d_i 为样本 x_i 对应的真实标签。

引入 Lagrange 函数可得

$$\begin{aligned} L(w, b, \xi_i, \xi_i^*, \alpha_i, \alpha_i^*, \eta, \eta^*) = {} & \frac{1}{2}\|w\|^2 + C\sum_{i=1}^{l}(\xi_i, \xi_i^*) - \sum_{i=1}^{l}\xi_i\eta_i - \\ & \sum_{i=1}^{l}\xi_i^*\eta_i^* - \sum_{i=1}^{l}\alpha_i[\varepsilon + \xi_i + d_i - f(x_i)] - \\ & \sum_{i=1}^{l}\alpha_i^*[\varepsilon + \xi_i^* - d_i + f(x_i)] \end{aligned} \tag{15}$$

式中：α_i、α_i^*为对应原问题约束 $f(x_i) - d_i \leqslant \varepsilon + \xi_i$、

$f(x_i)-d_i \leqslant \varepsilon+\xi_i^*$的拉格朗日乘子（非负）；$\eta$、$\eta^*$为对应松弛变量非负约束$\xi_i \geqslant 0$、$\xi_i^* \geqslant 0$的拉格朗日乘子（非负）。

式（15）在计算时需要满足以下条件，

$$\begin{cases}\alpha_i[\varepsilon+\xi_i+d_i-f(x_i)]=0\\ \alpha_i^*[\varepsilon+\xi_i^*-d_i+f(x_i)]=0\\ \alpha_i\alpha_i^*=0,\xi_i\xi_i^*=0\\ (c-\alpha_i)\xi_i=0,(c-\alpha_i^*)\xi_i^*=0\end{cases} \tag{16}$$

根据式（14）的约束优化问题及其卡罗需-库恩-塔克条件（Karush-Kuhn-Tucker, KKT）条件可得

$$f(x)=\sum_{i=1}^{l}(\alpha_i^*-\alpha_i)x_ix_j+b \tag{17}$$

式中：x_i、x_j分别为第i个、第j个输入样本向量。

当$\alpha_i^*-\alpha_i \neq 0$，该样本数据为支持向量回归模型的支持向量，考虑特征映射形式有

$$w=\sum_{i=1}^{l}(\alpha_i^*-\alpha_i)\phi(x) \tag{18}$$

式中：$\phi(x)$为特征映射函数。

最终模型函数$f(x)$为

$$f(x)=\sum_{i=1}^{l}(\alpha_i^*-\alpha_i)K(x_i,x_j)+b \tag{19}$$

式中：$K(x_i,x_j)$为核函数。

4.4 主轴热误差建模研究

（1）基于支持向量回归热误差建模

主轴热误差建模具体步骤：准备实验测量得到的主轴温度数据和热漂移数据；对数据进行归一化处理，得到无量纲数据；选择合适的核函数；判断适应度是否达到要求；选择交叉验证法优选参数，即确定最优惩罚系数C和核函数参数g；对数据集进行训练，建立支持向量回归模型；预测值和实际值对比验证模型的准确性。

选择优秀的核函数能够提高模型预测的准确性，常见的核函数主要有线性核函数、多项式核函数和径向基核函数。其中径向基核函数计算精度高，计算速度快，所以本文选用径向基核函数，表达式为

$$K(x_i,x_j)=\exp\left(-\frac{\|x_i-x_j\|^2}{2\sigma^2}\right) \tag{20}$$

式中：σ为函数的宽度参数。

找到交叉验证精度最高的(C,g)，交叉验证的思想是把样本数据分为训练数据和验证数据这两种，一部分用来训练模型，得到的模型通过计算得到预测值和验证数据进行对比，判断模型预测是否准确。上文已经得到主轴的温度数据和热误差数据，以主轴Z向热伸长为例，将180个温度值以及误差值分为5组，其中4组数据用来训练模型，第5组用来验证模型是否准确。通过交叉验证得到网络最优惩罚系数C=11.94和核函数参数$g=0.14$，由支持向量回归得到的模型预测结果如图19所示。

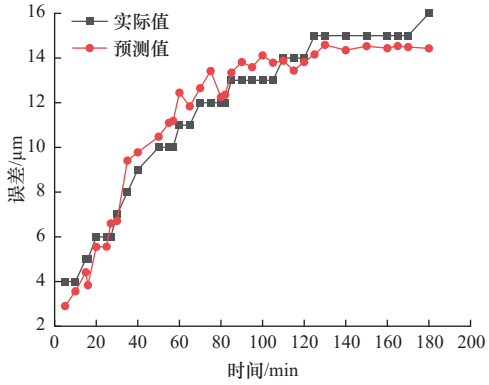


图19 支持向量回归得到的模型预测结果

Fig. 19 Model prediction results obtained by support vector regression

（2）模型精度对比分析

同样以主轴Z向热伸长变形数据为例，使用多元线性回归原理对主轴热误差进行误差建模分析，以T_{19}和T_{20}这两个温度测点的温度值作为自变量，误差值作为因变量，使用多元线性回归最小二乘法拟合得到主轴的热误差$\delta_z^{\mathrm{T}}(\phi)$模型为

$$\delta_z^{\mathrm{T}}(\phi)=-39.5959-1.2885T_{19}+3.4214T_{20} \tag{21}$$

主轴误差预测结果如图20所示。

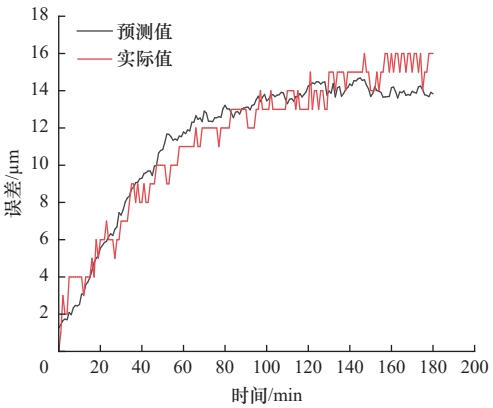


图20 主轴热误差预测结果

Fig. 20 Spindle thermal error prediction results

基于支持向量机回归热误差模型的参数和基于最小二乘法的多元线性回归热误差模型参数见表8。

由数据可知支持向量回归模型的均方误差小于多元线性回归模型，并且决定系数R^2比多元线性回归模型大，由此可得支持向量回归模型的预测精度

表 8 基于支持向量机回归热误差模型的参数和基于最小二乘法的多元线性回归热误差模型参数

Tab. 8 Parameters of thermal error model based on support vector machine regression and parameters of thermal error model based on least squares method for multiple linear regression

参数	支持向量回归	多元线性回归
MSE/μm	0.670 6	1.210 9
R^2	0.942 2	0.919 4

要高于最小二乘法的多元线性回归模型，所以本文选择使用支持向量回归用于建立主轴的热误差模型。根据热特性仿真数据确定机床温度测点，使用温度传感器测量各温度测点温升数据，确定进给系统和主轴系统热误差测量实验方案，使用激光干涉仪每隔 30 min 测量移动轴定位误差，根据三点测量法使用激光位移传感器测量主轴的热漂移数据。根据灰色关联分析法筛选机床关键测温点，使用多元线性回归模型对测量得到的误差数据和筛选的温度测点进行分析，建立机床移动轴定位误差热误差模型，针对主轴热误差分别使用多元线性回归和支持向量回归建立热误差模型，对比分析两个模型的预测精度，选择支持向量回归模型建立主轴热误差预测模型。

5 结语

本文以精密卧式铣削加工中心为研究对象，围绕热稳定性提升与热稳健性优化核心目标，通过有限元仿真分析、热误差实验测量、精准建模及补偿验证，系统揭示机床热特性规律、构建热误差预测模型并验证补偿效果，为机床热可靠性提升提供理论与工程支撑，具体结论如下。

明确机床热特性分布规律，夯实热稳定性管控基础，通过 Workbench 建立机床热特性仿真模型，经稳态与瞬态热分析发现，机床核心热源集中于主轴系统（前轴承生热率 82 400 W、后轴承 78 152 W）与进给轴驱动电机（*X* 轴 3 045.3 W、*Y* 轴 2 489.6 W、*Z* 轴 2 400.5 W），稳态下主轴电机转子最高温度达 36.342 ℃，与环境温差 16.341 ℃，为主轴热变形主要诱因；热变形呈现“局部集中”特征，主轴端部最大热变形 50.255 μm，*Y* 轴丝杠因负载较高热变形达 25.692 μm，显著高于 *X* 轴（16.645 μm）与 *Z* 轴（14.791 μm）；瞬态分析表明机床 120 min 后进入热平衡状态，前 60 min 为温度快速上升期（主轴温升速率 0.27 ℃/min），此阶段热误差波动占全周期 70% 以上。上述规律明确了热稳定性管控的关键部件（主轴、*Y* 轴丝杠）与关键时段（0～60 min），为针对性控热提供靶点。

构建高精度热误差预测模型，实现热稳健性定量把控：基于热误差实验数据（23 个温度测点、激光干涉仪与激光位移传感器实测热变形），通过灰色关联分析筛选关键温度测点（主轴前轴承 *X* 向 T_{19}、*Y* 轴电机 T_7、*Z* 轴丝杠螺母 T_{16} 等关联度大于 0.85 的测点），简化建模输入；针对进给轴线性热误差，采用多元线性回归建模，*X*、*Y* 轴模型 R^2 分别达 0.985 0、0.991 1，*MSE*≤0.582 4，可精准预测不同温度下的定位误差；针对主轴非线性热漂移，采用支持向量回归建模（径向基核函数，惩罚系数 *C*=11.94、核函数参数 *g*=0.14），模型 R^2=0.942 2、*MSE*=0.670 6。两类模型覆盖“线性-非线性”“稳态-瞬态”热误差场景，可在进给速度、主轴转速波动工况下实现热误差定量预测，为热稳健性保障提供量化工具。

参 考 文 献

[1] SHI H, HE B, YUE Y Y, et al. Cooling effect and temperature regulation of oil cooling system for ball screw feed drive system of precision machine tool[J]. Applied thermal engineering, 2019, 16: 114150.

[2] 尹静, 宋飞虎, 王梦柯, 等. 机床稳健性温度敏感点选择及热误差建模[J]. 机床与液压, 2023, 51(11): 162-167.

[3] 汤易升, 唐铭迪, 易佳培, 等. 数控机床热误差建模与分析[J]. 科学技术创新, 2023(3): 37-41.

[4] 李有堂, 汤雷武, 黄华, 等. 基于优化最小二乘支持向量机的数控机床热误差建模分析[J]. 兰州理工大学学报, 2022, 48(3): 35-41.

[5] 罗瑛, 彭骥, 王玲, 等. 环境温度变化引起的精密卧式加工中心热误差建模[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2023(9): 124-128.

[6] LIANG Q K, YIN L, QIU C C, et al. Thermal error prediction of different machine tools based on sequence-to-sequence hybrid domain alignment[J]. Case studies in thermal engineering, 2025, 74: 106745.

[7] LI X X, SONG Q H, FANG X H, et al. A novel stacking-based ensemble learning framework for thermal error prediction of machine tool feed systems[J]. Journal of manufacturing processes, 2025, 155: 655-680.

[8] WANG M C, ZENG C, YANG J, et al. Mechanism-informed modeling and compensation of thermal errors in fully closed-loop feed drive systems with fused spatiotemporal feature interactions[J]. Journal of manufacturing processes, 2025, 155: 920-949.

[9] LIU Z F, WEI K E, CHEN C H, et al. A progressive mechanism-data-knowledge integration approach for generalizable thermal error perception and prediction of motorized spindles under high-variability CNC operations[J]. Results in engineering, 2025, 28: 107381.

[10]何实，黄智，孙建宏，等. 考虑环境温度的大型龙门五轴机床热误差建模方法研究[J]. 制造技术与机床，2025(5)：49-55.
[11]王子涵，杨秀芝，段现银，等. 基于贝叶斯神经网络的机床热误差建模[J]. 制造技术与机床，2022(1)：141-145.
[12]张蕾，黄美发，陈琳，等. 基于PSO-GPR的数控机床热误差建模及泛化性研究[J]. 制造技术与机床，2022(2)：135-139.
[13]LIN Z H, FENG P F, ZHANG J F . A separation add-on modeling method for thermal errors of long-stroke CNC machine tools considering ambient temperature jumps[J]. The international journal of advanced manufacturing technology, 2025, 140(1/2): 1-18.
[14]CHAAIBI W, NGOMA M E, OUAFI E A . Prediction of spindle thermal errors for real-time compensation in CNC machine tools using neural networks and design of experiments[J]. International journal of precision engineering and manufacturing, 2025: 26: 3207-3222.
[15]叶钰，袁江，邱自学，等. 高速电主轴热误差正交试验设计与分析[J]. 制造技术与机床，2021(3)：133-139.
[16]YANG X, PENG S D, ZHANG Z L, et al. Thermal error prediction in dry hobbing machine tools: a CNN-BiGRU network with spatiotemporal feature fusion[J]. Measurement, 2025, 256: 118389.
[17]KAFTAN P, MAYR J, PORQUEZ F, et al. Reducing thermal errors with confidence: uncertainty-based compensation for precision machine tools[J]. CIRP journal of manufacturing science and technology, 2025, 61: 400-409.
[18]朱旭，丁爽. 精密数控机床基础部件热误差控制研究综述[J]. 制造技术与机床，2025(4)：77-86.
[19]徐妍妍，夏梓秋，陈跌，等. 重型数控机床床身热变形分析及优化[J]. 制造技术与机床，2022(6)：170-175.
[20]赵海涛，雷明，陈海莲，等. 数控机床热误差分组优化建模研究[J]. 机械，2025，52(2)：8-14.
[21]LI T J, LUO J, GUO S G, et al. Thermal error compensation method for CNC machine tools based on unit adaptive thermal networks[J]. The international journal of advanced manufacturing technology, 2025, 139: 913-928.

第一作者：吴全会，男，1986年生，博士，硕士生导师，研究方向为装备制造及自动化技术。E-mail：wuqh@zjut.edu.cn

通信作者：潘柏松，男，1968年生，教授，博士生导师，研究方向为智能制造及可靠性工程技术。E-mail：panbsz@zjut.edu.cn

（编辑　李　静）
（收修改稿日期：2025-11-12）