

基于 PLS 的高速电主轴热变形建模与分析

范丽婷,荆晓瑞,张珂,朱春霞

(沈阳建筑大学机械工程学院,辽宁 沈阳 110168)

摘要 目的 提出偏最小二乘法(Partial Least Squares, PLS),对不同工况下的电主轴热变形进行预测,并分析多个温度变量和三维热变形的相关关系. 方法 以型号为150MD24Z7.5的电主轴为研究对象,采用精密传感器测量稳态条件下电主轴的热变形和温升数据,根据 PLS 模型内部分析机理,利用提取的主成分对变量的解释能力、精度及变量整体相关关系进行分析. 结果 分析结果验证了自变量温升之间存在多重相关性,采用 PLS 方法建模有益于模型精度的提高,模型提取的主成分能够反应原始变量的大多数信息,自变量温升和因变量热变形之间存在明显的线性相关关系,PLS 模型的预测精度优于多元回归模型. 结论 电主轴热变形的 PLS 模型预测精度较高,适用于实际加工工况,对热误差的补偿具有补充意义.

关键词 高速电主轴;热变形;偏最小二乘法;相关性分析

中图分类号 TU391

文献标志码 A

Thermal Deformation Modeling and Analysis of High Speed Motorized Spindle Based on PLS

FAN Liting, JING Xiaorui, ZHANG Ke, ZHU Chunxia

(School of Mechanical Engineering, Shenyang Jianzhu University, Shenyang, China, 110168)

Abstract: This paper was proposed to model the thermal deformation of the motorized spindle at different operating condition and analysis the correlation between multiple temperature variables and three-dimensional thermal deformation based on the partial least square method. A precision sensor is used to measure the thermal deformation and temperature rise of the 150MD24Z7.5 motorized spindle under steady-state conditions. According to the internal analysis mechanism of the PLS model, the extracted principal components are used to analyze the interpretability, accuracy and overall correlation of the variables. The model verifies the multiple correlations between the temperature rises of independent variables. The principal components extracted by the model can

收稿日期:2019-06-22

基金项目:国家自然科学基金项目(51675353);辽宁省教育厅基金项目(lnjc201908);沈阳建筑大学科研基金项目(2017017)

作者简介:范丽婷(1981—),女,副教授,主要从事机械系统关键部件健康评估与退化趋势预测方面研究.

reflect most of the information of the original variables. There is a clear linear correlation between the temperature rise of the independent variable and the thermal deformation of the dependent variable. The prediction accuracy of the PLS model is superior to the multiple regression model. The PLS model of the thermal deformation of the motorized spindle has high prediction accuracy, which is suitable for actual processing conditions and has supplementary significance for the compensation of thermal errors.

Key words: high-speed motorized spindle; thermal deformation; partial least square method; correlation analysis

电主轴作为高档数控机床的核心部件之一,由热变形导致的加工精度误差问题尤为突出,达到工件整体加工误差的 40% ~ 70%^[1-4]. 减小电主轴的热误差有助于提高数控机床的加工精度.

国内外学者关于热误差建模进行了许多的研究:邓勇军等^[5]采用基于特征加权的朴素贝叶斯方法对铣削电主轴建立了轴径向热误差模型;LIU Hui^[6]发现温度敏感点的共线性很大,采用岭回归算法来建立热误差模型,以抑制共线性对热误差预测的鲁棒性的不利影响;吴永伟^[7]在 HMC500 机床的主轴系统的研究基础上,运用模糊聚类-灰色关联度对测温点进行优化,减少了温度变量的个数,最后建立模糊神经网络的预测模型;HOU Ruisheng 等^[8]提出了一种基于多目标遗传算法(MOGA)的数控车床热误差建模方法.

国内外学者在机床热误差建模方面已经取得了许多成果,由于建模方法是热误差补偿技术中的关键技术,而在建模过程中,考虑到温度变量的耦合所采用的建模方法较少. 偏最小二乘方法可以解决模型的自变量相关问题,减小多重相关性,且对样本的需求较少,非常适用于热误差补偿模型. 基于此,笔者在实验基础上建立了温升和热变形的 PLS 模型,利用模型提取的主成分对温升和热变形的关系进行分析. 研究表明自变量温升之间存在多重相关性,热变形和温升之间存在明显的线性关系,且 PLS 模型具有较好的预测能力.

1 电主轴热特性分析

电主轴取消了以往的机械传动结构,将电机和主轴结合到一起,具有转速高,稳定性强的优点. 主轴内部包括电机,前后轴承,内部润滑和循环冷却通道,外壳等,电机由定子和转子组成,是电主轴的重要部分. 其中定子由具备高磁导率的优质硅钢片叠压而成,转子通常由转轴、转子铁芯及鼠笼组成. 转子和定子间存在一定的间隙,成为气隙,它是能量转换的通路,用于实现将定子的电磁力场转换成机械能.

电主轴是一个密封的系统,在内部主轴高速运转下,其主要部件受转速的影响难免产生很大的热量,定子和转子以及轴承是三个主要热源,定子和转子将电能转化为机械能和热能,轴承的自身结构也决定了轴承有较大的摩擦热. 为了减轻热胀对电主轴的位置影响,通过对电机进行循环水冷却,减低外壳及定子的温度,电主轴受到环境温度的传递以及灯管等辐射,在整个内外环境下,热量不易散发,在内部通过热传递对整个主轴系统产生影响. 由于前轴承比后轴承受到较大的载荷,所以产生的热比后轴承多,因此,电主轴前端的热量比后端的热量更明显,会出现抬头现象^[9-12]. 电主轴温度传递比较复杂,难以通过机理模型精确的求出热变形的具体变化,只能对外壳和环境的个别温度点进行测量来预测电主轴多维的热变形.

2 PLS 建模原理

由 q 个因变量集合为 $\{y_1, y_2, \cdots, y_q\}$, p 个自变量集合为 $\{x_1, x_2, \cdots, x_p\}$. 样本容量为 n , 将因变量与自变量构成样本矩阵分别为 $Y = (y_{ij})_{n \times q}$ 和 $X = (x_{ij})_{n \times p}$.

首先, 将 X 和 Y 的测量数据进行中心化处理, 得到标准化矩阵 X_0, Y_0 , 然后分别提取出标准化矩阵 X_0, Y_0 的第一主成分 t_1 和 u_1 , 使主成分 t_1 和 u_1 之间的相关程度需要达到最大, 且主成分 t_1 和 u_1 必须尽可能的携带它们各自矩阵中的变异信息, 计算公式如下:

$$t_1 = E_0 w_1, u_1 = F_0 c_1. \tag{1}$$

其中, w_1 为矩阵 $E_0' F_0 F_0' E_0$ 最大特征值的单位特征向量; c_1 为对应于矩阵 $F_0' E_0 E_0' F_0$ 最大特征值. 在此基础上求 X_0, Y_0 关于 t_1 的回归方程:

$$X_0 = t_1 p_1 + X_1, Y_0 = t_1 r_1 + Y_1. \tag{2}$$

其中, $X_1 = X_0 - t_1 p_1, Y_1 = Y_0 - t_1 r_1$ 分别为两个回归方程的残差矩阵. 对其精度进行检验. 若回归方程精度达到要求, 则终止算法, 进行下一步. 否则令 $X_0 = X_1, Y_0 = Y_1$, 按照式(2)进一步提取主成分, 并进行回归分析. 根据以上步骤往复, 直到提取到某个主成分精度达到要求为止.

若在 m 次提取主成分和回归分析之后, 满足精度要求, 可以得到 Y_0 关于 m 个主成分 t_1, t_2, \cdots, t_m 的回归:

$$Y_0 = r_1 t_1 + r_2 t_2 + \cdots + r_m t_m. \tag{3}$$

由于 t_1, t_2, \cdots, t_m 均为 X_0 的线性组合, 所以(3)可表示为如下形式:

$$Y_0 = r_1 X_0 w_1^* + r_2 X_0 w_2^* + \cdots + r_m X_0 w_m^*. \tag{4}$$

其中, $w_h^* = \prod_{j=1}^{h-1} (I - w_j p_j) w_h, I$ 为单位阵.

$$Y^* = \sum_j a_j x_j^*, a_j^* = \sum_h r_h w_{hj}^*. \tag{5}$$

其中, w_{hj}^* 为 w_h^* 的第 j 个分量. 最后, 将标准化的过程还原, 即把 Y^* 乘以标准差, 加上均值. 即可得到 Y 对 X 的回归方程. 这样, 原始的多个因变量 y 关于多个自变量因素的回归方程即可得到.

3 电主轴热变形测量实验

通过搭建 150MD24Z7.5 型电主轴实验平台^[13-16], 如图 1 所示. 热变形数据采集设备有数据采集装置、标准棒、SEA 误差分析软件. 其中数据采集装置采用美国雄狮公司的 CPL 系列电容传感器, 测试精度为 12 nm, 安装在加工精度较高的探头安装座中, 用于测量测量电主轴三维的热变形, 实验在空载条件下运行.

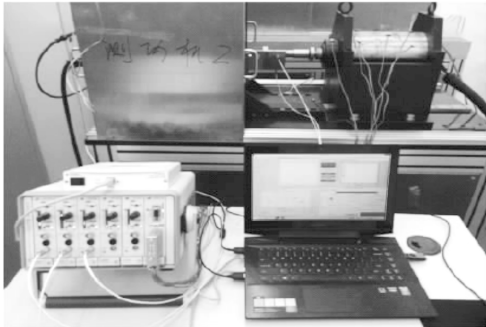


图 1 实验装置图

Fig. 1 Experimental setup

综合考虑影响热变形的内外热源因素, 选出 7 个温度测点的温升值作为 PLS 模型的输入, 用工作平台模拟室温, 具体布置位置见表 1. 用三点法测量轴头 X (径向(前后))、 Y (径向(上下))、 Z (轴向)方向的热变形的变化量作为 PLS 模型的输出.

表 1 测温点位置分布

Table 1 Distribution of temperature measuring points

温度传感器编号	测温点布置位置
T1	环境温度
T2	主轴前端
T3、T4	前、后轴承 X 方向
T5、T6	前、后轴承 Y 方向
T7	轴中

电主轴关键位置的温度变化和主轴三个方向(轴向和二维径向)的热变形被同时测量, 电容传感器输出信号通过 USB 电缆连接到基于 PC 的 SEA 误差分析软件, 实时记录电主轴运行过程中的温度和热变形的数据, 然后

将数据导出进行后续处理.电主轴热变形在测量时的具体运行条件如表 2 所示,在一定的运行条件下测量不同转速下电主轴热平衡状态

下的温升及热变形.本次实验一共测量了 30 组数据,将实验所得数据分成两组,第一组用来训练模型,第二组作模型预测.

表 2 电主轴运行条件

Table 2 Operating conditions of motorized spindle

转速/(r·min ⁻¹)	润滑方式	冷却方式	运行时间/min	冷却水流量/(m ³ ·h ⁻¹)	冷却水进口温度/℃
4 000 ~ 18 000	脂润滑	水冷机	90	0.32	20

4 基于 PLS 的电主轴热变形建模与分析

将采集的温升数据用矩阵 **A** 表示,而采集的热变形数据用矩阵 **B** 表示.采用 PLS 建模方法对实验数据按照图 2 所示的建模步骤进行如下分析^[17-19].

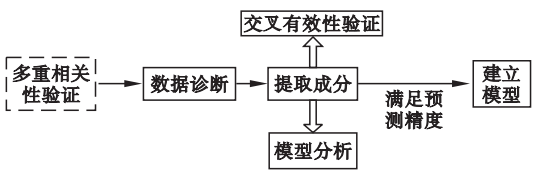


图 2 偏最小二乘模型建模步骤

Fig. 2 Modeling steps of PLS

4.1 多重相关性验证

将用来训练模型的 16 组实验数据进行相关性分析,用式(6)计算各个自变量之间的相关系数,如表 3 所示.

表 3 自变量的相关系数

Table 3 Correlation coefficient of independent variables

相关系数	T1	T2	T3	T4	T5	T6	T7
T1	1	0.581	0.401	0.739	0.418	0.383	0.399
T2		1	0.940	0.972	0.960	0.933	0.756
T3			1	0.985	0.981	0.999	0.903
T4				1	0.998	0.980	0.869
T5					1	0.977	0.888
T6						1	0.907
T7							1

$$r(T_m, T_n) = \frac{\sum_{i=1}^{16} (T_{m_i} - \bar{T}_m)(T_{n_i} - \bar{T}_n)}{\sqrt{\sum_{i=1}^{16} (T_{m_i} - \bar{T}_m)^2} \sqrt{\sum_{i=1}^{16} (T_{n_i} - \bar{T}_n)^2}}. \quad (6)$$

从表 3 可以看出,建模所选用的各个关键位置温度测点的温升具有明显的多重相关性,相关系数最高可达 0.999,其中 T1 环境温度整体上和其余变量的相关系数较小,相关性最弱,其余变量间的相关关系都在 75% 以上,相关关系越大,变量间的多重相关性就越明显,测点之间的信息重复率越高.因此有必要对模型的拟合进行降维减小相关性.

4.2 数据诊断

数据重构质量是样本点在样本空间的模型距离,用 *DMOD* 表示,可用来判断样本点是否有不均匀的特异点:

$$DMODA_i = \sqrt{\frac{e_{ij}^2}{p-m}} \times \sqrt{\frac{n}{n-m-1}}. \quad (7)$$

式中: e_{ij}^2 为在 a_j 变量上样本点 i 的原值和拟合值的距离的平方; n 为样本点的个数,是自变量的个数; m 为回归方程中使用的成分个数.

样本点集合的平均模型距离为

$$s_A = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n s_i^2. \quad (8)$$

样本点 i 的标准模型距离 (*DMODA*, *Norm*) _{i} 为

$$(DMODA, Norm)_i = \frac{s_i}{s_X}. \quad (9)$$

当 (*DMODA*, *Norm*) < 2 时,数据样本不是异常点.数据重构质量图如图 3 所示.

从图 3 可以看出,样本点的重构质量基本是均匀的,没有影响点.模型不存在特异点,直接采用所有样本对模型拟合即可达到模型精度.

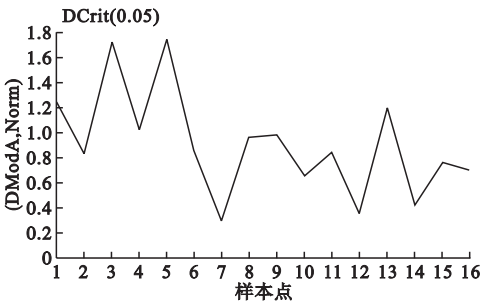


图 3 数据重构质量图

Fig. 3 Reconstruction quality map of the data

4.3 模型结果及预测

对数据进行偏最小二乘回归建模,为了评价拟合方程的预测能力,计算交叉有效性 Q_m^2 如表 4 所示.

表 4 因变量的交叉有效性

成分个数 m	Q_m^2	Q_m^2 (累加)
1	0.730 066	0.730 07
2	-0.187 809	0.703 07

从表 4 可以看出,当提取第二个主成分时, $Q_2^2 = -0.187\ 809$,其余的 Q_m^2 都大于 0.097 5.从累计交叉有效性来看,提取一个主成分就可使模型达到满意的精度.为了便于分析,提取两个主成分对模型进行说明,得到热变形和温升的回归方程为

$$X = 3.698\ 2 + 0.068\ 9T_1 + 0.078\ 9T_2 + 0.065\ 2T_3 + 0.069\ 8T_4 + 0.070\ 7T_5 + 0.066\ 17T_6 + 0.050\ 7T_7; \tag{10}$$

$$Y = 6.227\ 4 + 0.117\ 5T_1 + 0.132\ 8T_2 + 0.109\ 7T_3 + 0.117\ 4T_4 + 0.118\ 9T_5 + 0.111\ 2T_6 + 0.085\ 4T_7; \tag{11}$$

$$Z = 5.789\ 7 + 0.132\ 7T_1 + 0.149\ 9T_2 + 0.123\ 9T_3 + 0.132\ 6T_4 + 0.134\ 3T_5 + 0.125\ 6T_6 + 0.096\ 4T_7. \tag{12}$$

用建立的 PLS 模型对实验测量的剩余 14 组数据进行预测,得到 X、Y、Z 方向的热变形预测结果如图 4~图 6 所示.

由图可见,利用偏最小二乘建立的电主轴关于温升的热变形与实验结果拟合效果较好,实验值和预测值分布在呈 45 度角的

直线上下,结果显示利用 PLS 方法建立的模型能够有效的根据不同的温度变量得到各个热变形值,模型训练时间短,且具有一定的精度.

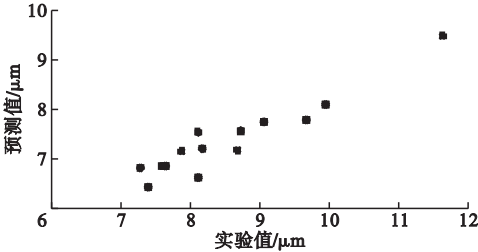


图 4 X 方向热变形预测结果

Fig. 4 The prediction of thermal deformation at the X-direction

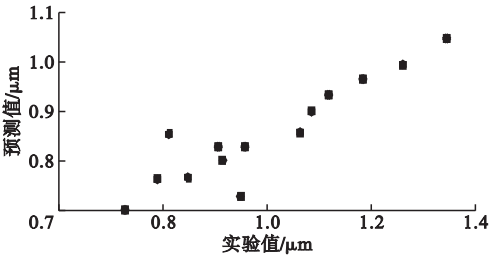


图 5 Y 方向热变形预测结果

Fig. 5 The prediction of thermal deformation at the Y-direction

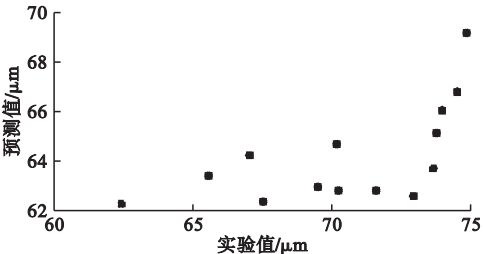


图 6 Z 方向热变形预测结果

Fig. 6 The prediction of thermal deformation at the Z-direction

用最小二乘建模方法建立模型进行预测,与 PLS 模型预测误差进行比较,如表 5 所示,从表中可以看出偏最小二乘模型的预测效果优于最小二乘方法,误差较小.

4.4 模型分析

4.4.1 精度分析

t_m 、 u_m 分别表示提取自变量矩阵 A 和因变量矩阵 B 提取的第 m 个主成分,

$Rd(\boldsymbol{B};t_m)=r^2(\boldsymbol{B},t_m)$ 反映了因变量矩阵 \boldsymbol{B} 由主成分 t_m 解释时的变异精度,代表主成分对整体因变量的解释能力, $r(\boldsymbol{B},t_m)$ 为因变量矩

阵 \boldsymbol{B} 与 t_m 的相关系数, $Rd(\boldsymbol{A};t_m)=r^2(\boldsymbol{A},t_m)$, $Rd(\boldsymbol{B};u_m)=r^2(\boldsymbol{B},u_m)$ 与其意义相似. 计算各主成分对变量的解释能力如表 6 所示.

表 5 模型精度统计误差

Table 5 The statistical error of the model				μm
热变形	预测误差 (LS/PLS)			
	均方根误差	最大误差	最小误差	
	X 方向	8.417/3.452	2.035/1.261	0.736/0.521
	Y 方向	10.135/4.639	2.361/2.135	0.537/0.458
Z 方向	27.712/12.72	12.368/9.257	3.168/2.026	

表 6 成分精度

Table 6 Composition accuracy					
$Rd(\boldsymbol{A};t_1)$	$Rd(\boldsymbol{B};t_1)$	$Rd(\boldsymbol{B};u_1)$	$Rd(\boldsymbol{A};t_2)$	$Rd(\boldsymbol{B};t_2)$	$Rd(\boldsymbol{B};u_2)$
0.923 8	0.773 3	0.819 2	0.058 5	0.109 2	0.085 6

由表 6 可知,由于提取了第一主成分,在自变量温升矩阵 \boldsymbol{A} 中有 92.38% 的信息被用于分析,对整体温升的代表性很强;当提取到第二个成分 t_2 ,有 5.85% 的自变量温升矩阵信息参与了对因变量热变形的解释,但解释能力较弱; t_1 对因变量矩阵变异的解释能力达到 77.33%,说明自变量温升有 77.33% 的信息用于解释因变量,而 t_2 对因变量矩阵 \boldsymbol{B} 的解释作用只有 10.92%. 因此主成分有效地降低了变量维度,且具有一定的解释能力.

4.4.2 相关关系分析

通过模型精度分析可知,温度和热变形提取的第一主成分占有原始数据的绝大多数信息,使用偏最小二乘建模方法不仅可以不必考虑自变量的耦合问题,还可以实现数据的简化,降低变量的维数. 利用偏最小二乘建模提取的第一主成分,通过可视化散点图观察原始变量间的整体关系,画出二维图如图 7 所示.

从 t_1/u_1 平面图可以获得模型的整体结果, t_1 和 u_1 呈现很清晰的线性形式,线性较好,说明电主轴热变形与测得的温升之间存在一定的线性相关关系,整体模型效果较好.

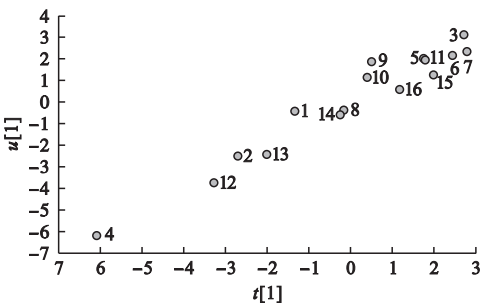


图 7 t_1/u_1 平面图
Fig. 7 t_1/u_1 floor plan

5 结 论

PLS 模型预测精度较高,优于最小二乘预测模型;PLS 模型提取的成分能够很好地解释原有的整体自变量温升和整体因变量热变形,第一主成分验证了二者之间存在明显的线性相关关系,可以用 PLS 线性回归模型建立温升和热变形的相关关系,为热误差的进一步补偿奠定了基础.

参考文献

[1] BRYAN J B. International status of thermal error research [J]. Ann CIRP, 1990, 39(2): 645-656.
[2] 雷春丽. 高速数控机床电主轴热误差机理分析与建模研究[D]. 兰州: 兰州理工大学, 2011.
(LEI Chunli. Thermal error mechanism analysis and modeling for high-speed motorized spindle of CNC machine tool [D]. Lanzhou: Lanzhou

- University of Technology, 2011.)
- [3] 田良巨. 数控加工中心电主轴热误差研究[D]. 天津: 天津大学, 2011.
(TIAN Liangju. Research of thermal error for CNC machining center motorized spindle[D]. Tianjin: Tianjin University, 2011.)
 - [4] 谢杰, 黄筱调, 方成刚, 等. 磨齿机电主轴热特性及热误差建模[J]. 浙江大学学报(工学版), 2018, 52(334): 46-53.
(XIE Jie, HUANG Xiaotiao, FANG Chenggang, et al. Thermal characteristics and thermal error modeling analysis for motorized spindle of gear grinding machine tool[J]. Journal of Zhejiang university(engineering science), 2018, 52(334): 46-53.)
 - [5] 邓勇军, 张之敬, 金鑫, 等. 基于特征加权的朴素贝叶斯主轴热误差建模[J]. 制造技术与机床, 2016, 643(1): 60-65.
(DENG Yongjun, ZHANG Zhijing, JIN Xin. Thermal error modeling of spindle based on feature weighted naive Bayes [J]. Manufacturing technology and machine tools, 2016, 643(1): 60-65.)
 - [6] LIU Hui, MIAO Enming YUAN Xin, et al. Robust modeling method for thermal error of CNC machine tools based on ridge regression algorithm[J]. International journal of machine tools and manufacture, 2017, 113: 35-48.
 - [7] 吴永伟. HMC500 卧式加工中心主轴热误差分析及建模[D]. 兰州: 兰州理工大学, 2018.
(WU Yongwei. HMC500 horizontal machining center spindle thermal error analysis and modeling[D]. Lanzhou: Lanzhou University of Technology, 2018.)
 - [8] HOU Ruisheng, YAN Zonghuo, DU Hongyang, et al. The application of multi-objective genetic algorithm in the modeling of thermal error of NC lathe[J]. Procedia CIRP, 2018, 67: 332-337.
 - [9] 陈小安, 刘俊峰, 合烨, 等. 高速电主轴热态性能及其影响[J]. 机械工程学报, 2013, 49(11): 135-142.
(CHEN Xiaohan, LIU Jiufeng, HE Ye, et al. Research on the thermal properties of high speed mptorized spindle and their effect[J]. Journal of mechanical engineering, 2013, 49(11): 135-142.)
 - [10] 邹里云, 仇晓黎, 赵义顺. CKH1463 精密数控车削中心电主轴热特性分析[J]. 机床与液压, 2013(13): 27-32.
(ZOU Liyun, QIU Xiaoli, ZHAO Yishun. Thermal characteristic analysis for the motorized spindle in CKH1463 precision CNC turning center[J]. Machine tool & hydraulics, 2013(13): 27-32.)
 - [11] 黄晓明, 张伯霖, 肖曙红. 高速电主轴热态特性的有限元分析[J]. 航空制造技术, 2003(10): 20-23.
(HUANG Xiaoming, ZHANG Bolin, XIAO Shuhong. FEA of thermal properties for high speed motorized spindle[J]. Aeronautical manufacturing technology, 2003(10): 20-23.)
 - [12] 张政. 高速电主轴热特性分析及试验研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2015.
(ZHANG Zheng. Thermal and dynamic characteristics analysis experiment research of high speed spindle[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2015.)
 - [13] 张闯, 刘保国, 冯伟. 超高速磨削电主轴热特性分析[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2019, 542(4): 46-49.
(ZHANG Chuang, LIU Baoguo, FENG Wei. Thermal characteristics analysis of ultra high speed grinding electric spindle [J]. Modular machine tool & automatic manufacturing technique, 2019, 542(4): 46-49.)
 - [14] 姜杉, 赵志刚, 孙明陆, 等. 数控机床主轴热特性分析[J]. 天津大学学报(自然科学与工程技术版), 2013, 46(9): 846-850.
(JIANG Shan, ZHAO Zhigang, SUN Minglu, et al. Analysis on thermal dynamic characteristics of CNC machine tool spindle [J]. Journal of Tianjin university (science and technology), 2013, 46(9): 846-850.)
 - [15] 毕江涛, 陈小安, 李云松. 高速高性能电主轴热态性能分析[J]. 机械传动, 2011, 35(12): 84-87.
(BI Jiangtao, CHEN Xiaohan, LI Yunsong. Thermal performance analysis of high-speed high-performance motorized spindle [J]. Journal of mechanical transmission, 2011, 35(12): 84-87.)
 - [16] 邵宽平. 高速电主轴单元的热态特性研究[D]. 兰州: 兰州理工大学, 2011.
(SHAN Kuanping. High-speed electric spindle unit thermal characteristics of research) [D]. Lanzhou: Lanzhou University of Technology, 2011.)
 - [17] 夏万磊. 电主轴温升智能预测与实验研究[D]. 沈阳: 沈阳建筑大学, 2015.
(XIA Wanlei. Motorized spindle temperature intelligent prediction and experimental research [D]. Shenyang: Shenyang Jianzhu University, 2015.)
 - [18] 张丽秀, 李金鹏, 李超群, 等. 数控机床高速主轴温升与热变形实验研究[J]. 机械设计与制造, 2018(1): 129-132.
(ZAHNG Lixiu, LI Jinpeng, LI Chaoqun, et al. The experimental research on temperature rise and thermal deformation of high speed spindle of CNC machine tools [J]. Machinery design & manufacture, 2018(1): 129-132.)
 - [19] 王惠文. 偏最小二乘回归方法及其应用[M]. 北京: 国防工业出版社, 1999.
(WANG Huiwen. Partial least-squares regressionssion-method and applications [M]. Beijing: National Defence Industry Press, 1999.)
- (责任编辑: 刘春光 英文审校: 范丽婷)