

基于非线性预测的机床主轴温升特性快速辨识*

冯刚¹ 夏晨晖² 孙磊² 傅建中²

(1. 浙江工业职业技术学院机械工程学院, 绍兴 312000; 2. 浙江大学机械工程学院, 杭州 310027)

摘要: 提出了一种快速辨识数控机床主轴温升特性的方法,该方法通过基于支持向量机回归的非线性预测技术,利用短时间实际采集主轴的温升数据,预测长达数小时的主轴温升曲线,并辨识出主轴的稳态温度、热平衡时间等温升特性参数。该方法可大大缩短数控机床主轴热平衡试验的时间。试验研究表明基于支持向量机回归的非线性预测方法快速辨识的主轴温升特性与热平衡试验结果相吻合,验证了本文方法的有效性与可行性。

关键词: 机床 温升特性 非线性预测 支持向量机回归

中图分类号: TG502.15 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2015)06-0341-08

Fast Identification of Machine Tool Spindle Temperature Rise Characteristics Based on Nonlinear Prediction

Feng Gang¹ Xia Chenhui² Sun Lei² Fu Jianzhong²

(1. School of Mechanical Engineering, Zhejiang Industry Polytechnic College, Shaoxing 312000, China

2. School of Mechanical Engineering, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China)

Abstract: A new method of fast identifying temperature rise characteristics for machine tool spindle was developed. The nonlinear prediction technology based on support vector machine regression can predict the spindle temperature rise curve for a long time by only using a short period of measurement time. The steady-state temperature and thermal equilibrium time can be easily obtained from temperature prediction. The thermal balance test in the vertical machining center was done, and the method was applied under different working conditions. When spindle was running at 5 000 r/min with room temperature of 18℃, the temperature rise of the selected point was identified in 48 min while the time for obtaining the temperature rise curve from start-up of machine tool to temperature steady-state machine tool in practice can reach 400 min. The root mean square error (RMSE) between estimated and measured temperature was 0.184 8℃, and the error between estimated and measured steady-state temperature was 0.039 2℃. The method can greatly shorten thermal balance test duration. The experimental research illustrated that the method of identifying spindle temperature rise characteristics was fit for thermal balance test. It proved that the novel method was effective and feasible.

Key words: Machine tool Temperature rise characteristics Nonlinear prediction Support vector machine regression

引言

数控机床的加工精度是衡量机床工作性能的关键指标。随着机床朝高速高精方向发展,热误差所

占机床加工总误差的比重越来越大,达到75%左右^[1-2],所以精密数控机床热态精度设计具有重要的意义。主轴是数控机床的关键功能部件,也是机床的最主要发热源,主轴的热设计至关重要^[3],其

温升特性将很大程度影响机床的加工性能和精度。由于主轴热结构具有复杂的边界条件和结合面,其热设计的理论建模和有限元分析存在较大的误差^[4],必须通过热平衡试验以获取主轴的温升特性,并校核模型参数。

数控机床开始工作后的热态特性是一个缓慢变化的过程,相对于机床的静力学特性、动力学特性的测试研究而言,机床热平衡试验周期长,一般依照机床的品种、类型、规格的不同,有很大差别,试验时间可从数小时到数十小时不等。缩短数控机床热平衡试验时间,对提高数控机床热效应分析效率具有重要的现实意义。

国际标准化组织在2007年发布了ISO230-3^[5],对数控机床热效应确定有很好的指导作用,其实质是规范了数控机床热平衡试验和分析。但该标准尚未对数控机床热平衡时间确定做出明确的评定,对如何缩短热平衡试验时间也没有推荐相关的方法。近年来,有文献报道快速预测机床选点温升特性的方法,在较大程度上缩短了热平衡试验的温升特性辨识时间,但未考虑复杂热系统的非线性问题^[6-7]。非线性预测技术由支持向量机回归算法实现。基于统计学习理论的支持向量机学习算法^[8-9],在解决小样本、贫信息、非线性及高维空间模式识别中表现出许多特有的优势,因而已被成功应用到模式识别^[10-13]、时间序列预测^[14-16]、非线性系统辨识^[17-20]等方面。由于支持向量机回归的非线性预测技术在非线性时间预测上的优势,本文提出基于支持向量机非线性预测算法的机床主轴温升特性快速辨识方法,仅利用较短时间的温度测量数据,即可辨识出其温升特性、稳态温度及热平衡时间。

1 主轴温升特性快速辨识方法

1.1 支持向量机回归非线性预测

非线性支持向量回归(SVR),其基本思想是通过非线性映射 Φ 将数据 x 映射到高维特征空间,并在这个高维特征空间中进行线性回归,即

$$f(x) = \omega \Phi(x) + b \quad (1)$$

式中 $\Phi(x)$ —— x 映射到高维特征空间的对应值
 ω ——权值 b ——阈值

此高维特征空间的线性回归就对应于原始低维空间的非线性回归。

对于给定的训练集

$$T = \{(x_1, y_1), \dots, (x_l, y_l)\} \in (X \times Y)^l$$

其中 $x_i \in X \in \mathbf{R}^n, y_i \in Y \in \mathbf{R}, i = 1, 2, \dots, l$, 输入 x 和输出 y 存在某一函数关系,将 x 变换到高维特征空

间 $\Phi(x)$,采用 ε -不敏感损失函数,则可使回归问题变为损失函数结构化风险最小化问题,即

$$\begin{aligned} \min & \left(\frac{1}{2} \|\omega\|^2 + C \sum_{i=1}^l (\xi_i + \xi_i^*) \right) \quad (2) \\ \text{s. t. } & y_i - (\omega \Phi(x_i)) - b \leq \varepsilon + \xi_i \\ & (\omega \Phi(x_i)) + b - y_i \leq \varepsilon + \xi_i^* \\ & \xi_i \geq 0 \quad \xi_i^* \geq 0 \quad (i = 1, 2, \dots, l) \end{aligned}$$

式中 ξ_i, ξ_i^* ——松弛变量

ε ——估计精度 C ——惩罚因子

引入拉格朗日乘子,则原问题的对偶问题为

$$\begin{aligned} \max W(a_i^{(*)}) &= \sum_{i=1}^l y_i (a_i - a_i^*) - \varepsilon \sum_{i=1}^l (a_i + a_i^*) - \\ & \frac{1}{2} \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^l (a_i - a_i^*) (a_j - a_j^*) (\Phi(x_i) \Phi(x_j)) \quad (3) \\ \text{s. t. } & \sum_{i=1}^l (a_i - a_i^*) = 0 \\ & 0 \leq a_i^{(*)} \leq C \quad (i = 1, 2, \dots, l) \end{aligned}$$

式中, $a_i^{(*)}$ 表示 a_i 和 a_i^* , $\Phi(x_i) \Phi(x_j) = K(x_i, x_j)$, $K(x_i, x_j)$ 为满足Mercer条件的核函数,本文采用高斯径向基核函数,为

$$K(x_i, x_j) = \exp\left(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{\sigma^2}\right) \quad (4)$$

式中 σ ——核宽度

求解式(3)的最大值,得到最优解 $(\bar{a}_1, \bar{a}_1^*, \dots, \bar{a}_l, \bar{a}_l^*)$ 。

所以回归函数为

$$f(x) = \sum_{i=1}^l (\bar{a}_i - \bar{a}_i^*) K(x_i, x) + \bar{b} \quad (5)$$

式(5)中的 \bar{b} 可按照库恩-塔克条件(KKT)得到

$$\bar{b} = \begin{cases} y_j - \sum_{i=1}^l (\bar{a}_i - \bar{a}_i^*) K(x_i, x_j) - \varepsilon & (\bar{a}_i \in (0, C)) \\ y_k - \sum_{i=1}^l (\bar{a}_i - \bar{a}_i^*) K(x_i, x_k) + \varepsilon & (\bar{a}_i^* \in (0, C)) \end{cases} \quad (6)$$

由此回归函数的模型便可建立。

1.2 基于非线性预测的温升特性模型建立

根据1.1节所述的支持向量回归方法,模型输入输出的选取至关重要。数控机床主轴温升模型即为数控机床主轴测试点从机床启动到机床达到稳态温度的温升变化曲线。假设 $T(k)$ 为某点 k 时刻的温度,选取 k 时刻之前 n 个历史时刻的温度 $(T(k-1), T(k-2), \dots, T(k-n))$ 作为输入,建立 $T(k) = f(T(k-1), T(k-2), \dots, T(k-n))$ 的函数关系。当建立这一模型后,由历史时刻的温度便可预测未来时刻的温度。

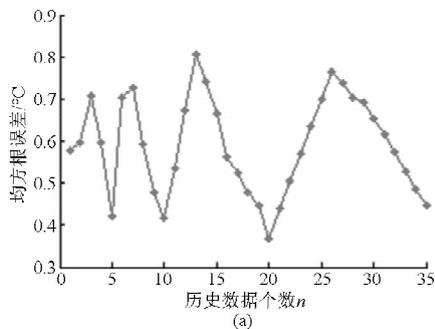
1.3 基于非线性预测的数控机床主轴温升特性快速辨识算法

根据支持向量回归算法,提出了短时间辨识温升特性的判据,以一点为例,具体算法为:

(1) 选择一段采样时间下的温度数据,利用小波滤波方法将原始数据平滑化。

(2) 根据温升模型的输入变量,需要确定最优历史数据个数 n ,本文从 1 逐渐增大到 35,也即循环 35 次,将采样滤波后的温度数据重新构造成为满足温升模型的形式,将重构的温度数据输入输出作为支持向量回归的训练集。

(3) 每次循环中,将训练集的 X 、 Y 分别归一化处理,然后采用网格搜索的方法确定支持向量回归中的最优参数惩罚因子 C 及高斯径向基核函数的核宽度 σ ,采用 ε -支持向量回归机, ε 取 0.001,进行支持向量回归计算,获得温升模型,并且预测出此采样时间下的温度变化。



(4) 将预测的温度与采样滤波后的温度进行比较,采用均方根误差 (RMSE) 衡量,即

$$\sigma = \sqrt{\sum_{k=1}^m (T_e(k) - T_o(k))^2 / (m - 1)} \quad (7)$$

式中 σ ——均方根误差 (RMSE)

$T_e(k)$ ——第 k 时刻的预测温度

$T_o(k)$ ——第 k 时刻的测量温度

m ——误差比较总时间对应的总次数

绘制当前采样时间下均方根误差随历史数据个数 n 的变化关系曲线。

(5) 判断均方根误差图中是否存在最小均方根误差,且在此点处均方根误差是否有明显变化,如果最小均方根误差处变化明显(图 1a),则选择此时的 n 值,此时的 n 值为最优历史数据个数,建立起温升模型;如果最小均方根误差没有明显变化(图 1b),则增大采样时间,返回步骤(1)。

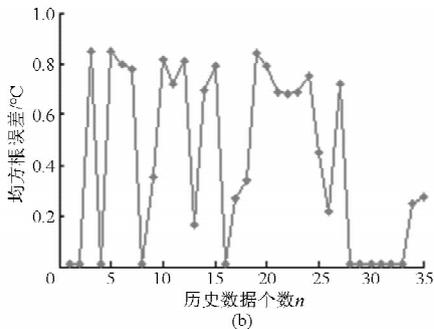


图 1 均方根误差随 n 的变化曲线

Fig. 1 Root mean square error variation with n

(6) 根据此采样时间段内的温度数据建立温升模型,即可预测出其后时间的温度变化情况,达到快速预测的目的。

2 试验验证

为了测量立式加工中心机床主轴的温度变化情况,需要布置若干测点。图 2 为 15 个 PT100 型温度传感器布置图,测量环境温度的传感器未显示在图中,温度传感器测量精度 0.1°C ,表 1 为温度传感器布置位置说明。

机床在室温为 18°C 环境下,以 5000 r/min 转速空转,设置温度传感器的采样间隔为 15 s ,记录温度测量值。本文所提的基于非线性预测的机床主轴温升特性快速辨识方法,是一种针对一点的温度测量数据进行处理的方法,所以对每个点来讲都是独立的,对于一个辨识点而言,算法只需要此点的温度数据,而不需要利用其他点的温度数据,因而其他测量点的温度数据对需要辨识的点是没有影响的。在本文的试验验证中,布置了若干测量点,每个测量点都

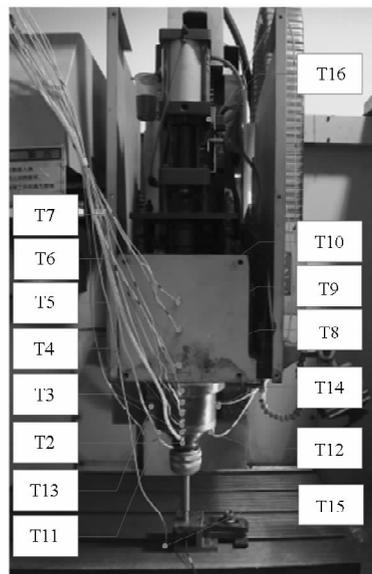


图 2 传感器测点布置图

Fig. 2 Layout of temperature sensors location

可以分别作为辨识点,来验证算法的可行性。为说明算法,选择 T5 点来验证本文提出的算法。T5 点的原始温度数据如图 3 所示。

将原始测量数据经小波滤波后,其温度数据如图4所示。

表1 温度传感器布置位置

Tab.1 Location of temperature sensors

温度传感器编号	测温点布置位置
T1	环境温度
T2、T11 ~ T12	主轴前轴承端盖前表面
T3	主轴前轴承端盖外表面
T4 ~ T7、T13 ~ T14	主轴套筒
T8 ~ T10	主轴箱前表面
T15	机床床身
T16	主轴电动机

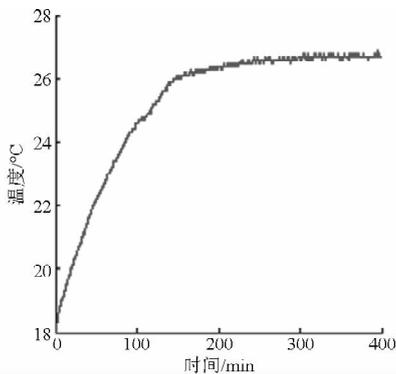


图3 原始温度测量数据

Fig.3 Initially measured temperature data

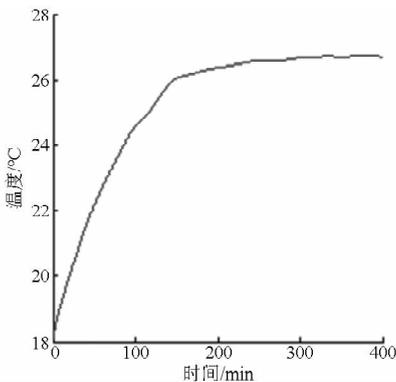


图4 滤波后的测量数据

Fig.4 Measured temperature data after filtering

基于支持向量回归的数控机床主轴温升特性快速辨识算法,得到48 min内采样时间下均方根误差随 n 变化的曲线,如图5所示。测量温度与预测温度在48 min内的最小均方根误差为 0.3656°C ,温升模型输入变量的个数为20。基于此温升模型即可辨识出400 min的温升曲线,如图6所示。利用48 min的测量数据,采用基于支持向量回归的数控机床温升特性快速辨识算法,能快速辨识出此点的温升变化。

实测的稳态温度为 26.7°C ,热平衡时间为 126.25 min (热平衡时间定义为到达最大温升的95%处的时刻),预测的稳态温度为 26.7392°C ,热

平衡时间为 130.5 min 。图7为测量与预测温度的误差图,从图中可以看出误差很小,证明了此预测算法的合理性。

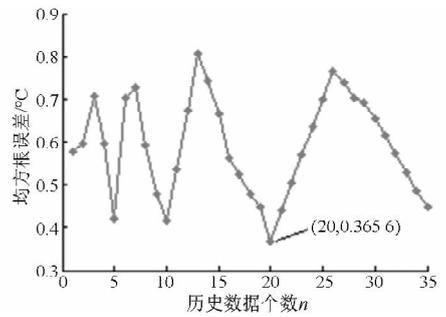


图5 在48 min内测量与预测温度均方根误差随 n 的变化曲线

Fig.5 RMSE variation with n between measured and estimated temperature in 48 min

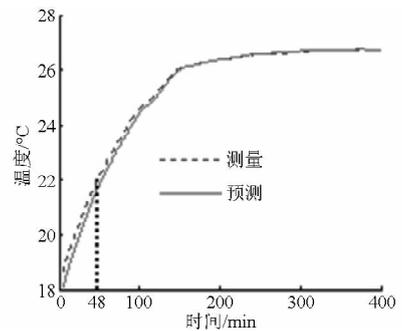


图6 预测与测量温升曲线

Fig.6 Estimated and measured temperature curves

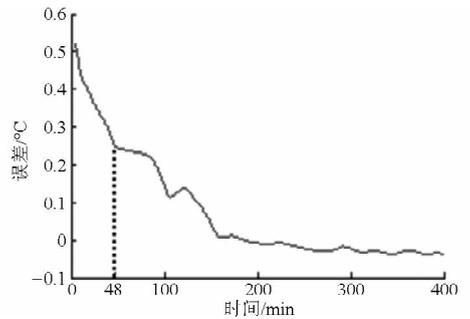


图7 测量与预测温度误差

Fig.7 Error between measured and estimated temperature

利用48 min内的测量数据辨识出温升模型,当把预测温度同400 min的测量温度进行比较时,得到测量温度与预测温度在400 min内的均方根误差随 n 的变化曲线,如图8所示。从图中可以看出当模型输入变量的个数为20时,出现最小均方根误差 0.1848°C 。与图5比较可以看出,无论是48 min内还是在400 min内随 n 变化具有相似性,所以当找到最佳辨识时间48 min时,辨识的温升模型即可符合实际温度变化。

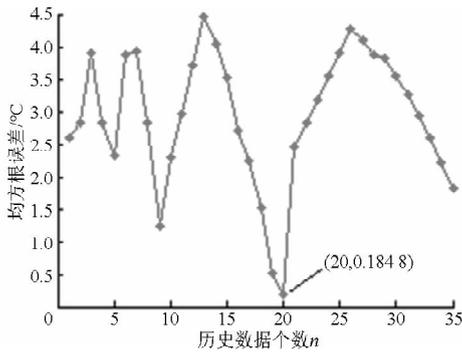


图 8 在 400 min 内测量与预测温度均方根误差随 n 的变化曲线

Fig. 8 RMSE variation with n between measured and estimated temperature in 400 min

当采样时间增大到 108.25 min 时,按照上述基于支持向量回归的数控机床温升特性快速辨识算法,同样可以得到在 108.25 min 内测量与预测温度均方根误差随 n 的变化曲线,如图 9 所示。从图 9 可以看出有 4 个均方根误差极小值点,选点 1 来建立温升模型。测量温度与预测温度在 108.25 min 内的最小均方根误差为 0.1946°C,温升模型输入变量的个数为 3。此时预测温度变化情况如图 10 所示。实测的稳态温度为 26.7°C,热平衡时间为 126.25 min,预测的稳态温度为 26.9768°C,热平衡时间为 126.75 min。图 11 为此温升模型下测量与预测温度的误差曲线。

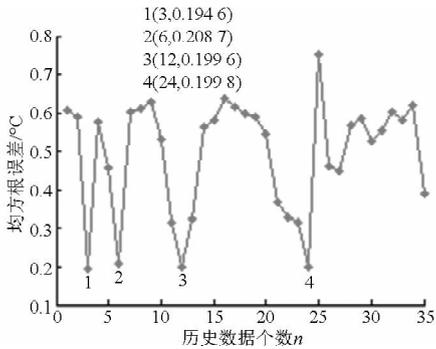


图 9 在 108.25 min 内测量与预测温度均方根误差随 n 的变化曲线

Fig. 9 RMSE variation with n between measured and estimated temperature in 108.25 min

同样是利用在 108.25 min 内的测量数据,但均方根误差比较的范围从 108.25 min 扩大到 400 min 时,得到测量与预测温度均方根误差随 n 的变化曲线,如图 12 所示。对比图 12 与图 9 可以看出,均方根误差随 n 变化的相似性,且在 n 为 3、6、12、24 处均有极小值存在。

因此,在采样时间为 108.25 min 下也可很好地辨识温升曲线。

本文提出的基于支持向量机的数控机床主轴温

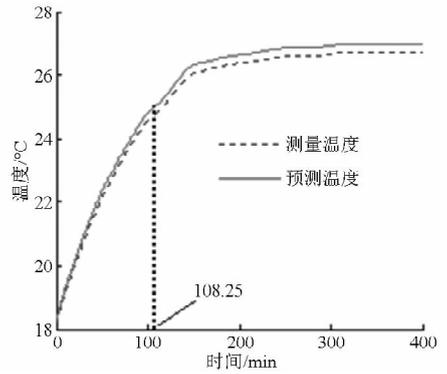


图 10 预测与测量温升曲线

Fig. 10 Estimated and measured temperature curves

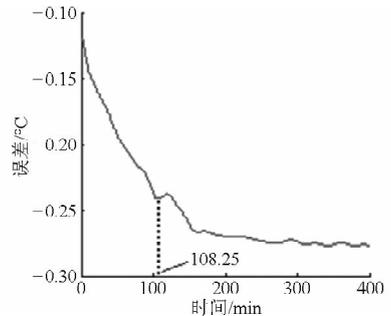


图 11 测量与预测温度误差

Fig. 11 Error between measured and estimated temperature

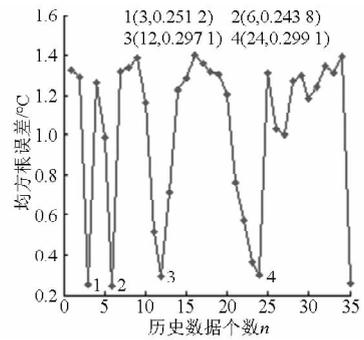


图 12 在 400 min 内测量与预测温度均方根误差随 n 的变化曲线

Fig. 12 RMSE variation with n between measured and estimated temperature in 400 min

升特性快速辨识算法,可以在若干时间下辨识出温升曲线,如 48 min 和 108.25 min,但是 48 min 是其辨识出温升曲线的最短时间。

同样地,机床在室温为 18°C 下,以 3 000 r/min 转速空转,设置温度传感器的采样间隔也为 15 s,记录温度测量值。依然以 T5 为例, T5 点的温度数据如图 13 所示。

同样地,基于支持向量回归的数控机床主轴温升特性快速辨识算法,得到在 40.5 min 的采样时间下均方根误差随 n 的变化曲线,如图 14 所示,测量温度与预测温度在 40.5 min 内的最小均方根误差为 0.3002°C,温升模型输入变量的个数为 19。基于此温升模型即可辨识出 400 min 的温升曲线,如

图 15 所示。利用 40.5 min 的测量数据,采用基于支持向量回归的数控机床温升特性快速辨识算法,就能快速辨识出此点的温升变化。

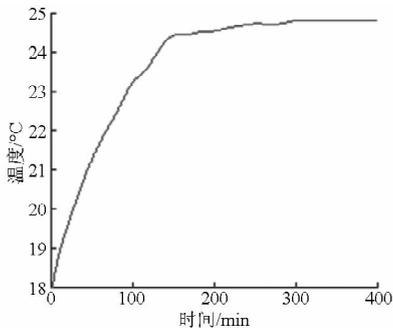


图 13 T5 点滤波后的测量数据

Fig. 13 Measured temperature data after filtering at T5

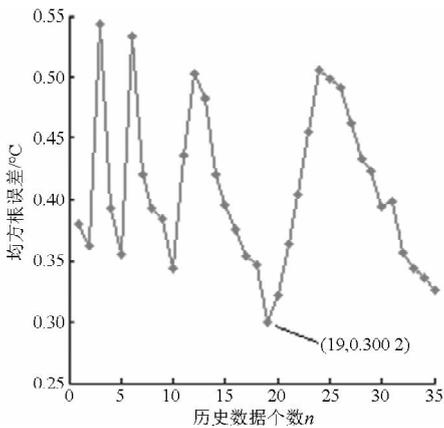


图 14 在 40.5 min 内测量与预测温度均方根误差随 n 的变化曲线

Fig. 14 RMSE variation with n between measured and estimated temperature in 40.5 min

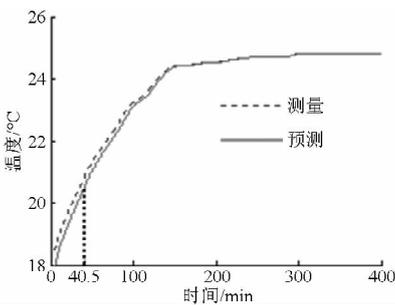


图 15 预测与测量温升曲线

Fig. 15 Estimated and measured temperature curves

实测的稳态温度为 24.8°C ,热平衡时间为 150.25 min ,预测的稳态温度为 24.8053°C ,热平衡时间为 152.75 min 。图 16 为此温升模型下测量与预测温度的误差曲线。

利用 40.5 min 的测量数据辨识出温升模型,当把预测温度同 400 min 的测量温度进行比较时,得到测量温度与预测温度在 400 min 内的均方根误差随 n 的变化曲线,如图 17 所示。从图中可以看出当模型输入变量的个数为 19 时,出现最小均方根误差

0.1547°C 。与图 14 比较可以看出,无论是 40.5 min 内还是 400 min 内的均方根误差,在温升模型输入个数 n 为 19 时均出现最小值,且均方根误差在 40.5 min 内或是在 400 min 内随 n 变化具有相似性,所以当找到最佳辨识时间 40.5 min 时,辨识的温升模型即可符合实际温度变化。

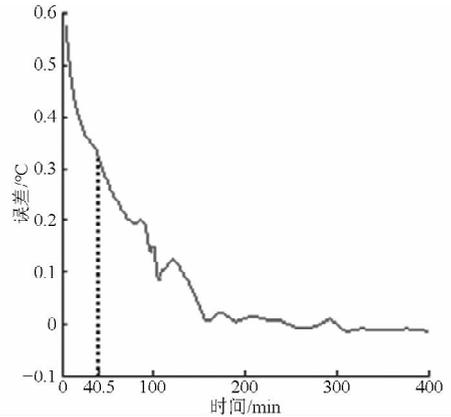


图 16 测量与预测温度误差

Fig. 16 Error between measured and estimated temperature

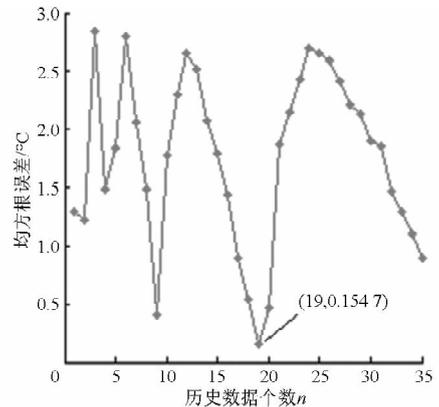


图 17 在 400 min 内测量与预测温度均方根误差随 n 的变化曲线

Fig. 17 RMSE variation with n between measured and estimated temperature in 400 min

改变试验工况,当机床在 18°C 的室温下以 3000 r/min 的速率切削试件时,设置温度传感器的采样间隔为 15 s ,记录温度测量值。依然以 T5 为例, T5 点的温度数据如图 18 所示。

同样地,基于支持向量回归的数控机床主轴温升特性快速辨识算法,得到在 46 min 的采样时间下均方根误差随 n 的变化曲线,如图 19 所示,测量温度与预测温度在 46 min 内的最小均方根误差为 0.0631°C ,温升模型输入变量的个数为 11。基于此温升模型即可辨识出 400 min 的温升曲线,如图 20 所示。利用 46 min 的测量数据,采用基于支持向量回归的数控机床温升特性快速辨识算法,就能快速辨识出此点的温升变化。

实测稳态温度为 27.4°C ,热平衡时间为

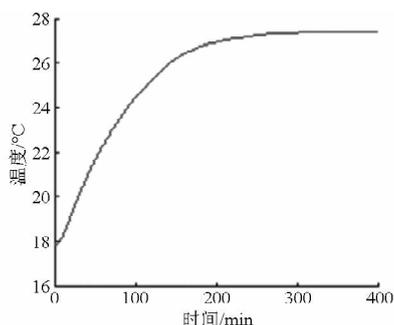


图 18 T5 点滤波后的测量数据

Fig. 18 Measured temperature data after filtering at T5

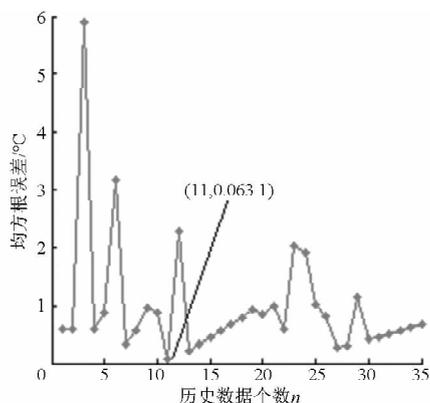
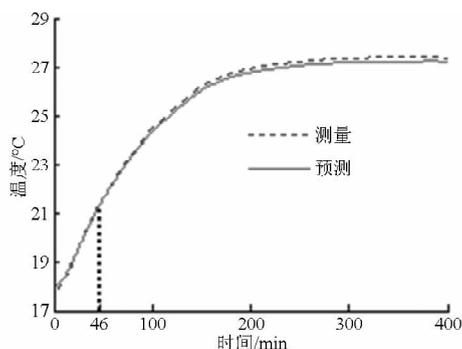
图 19 在 46 min 内测量与预测温度均方根误差随 n 的变化曲线Fig. 19 RMSE variation with n between measured and estimated temperature in 46 min

图 20 预测与测量温升曲线

Fig. 20 Estimated and measured temperature curves

170 min, 预测稳态温度为 27.2069°C, 热平衡时间为 169 min。图 21 为此温升模型下测量与预测温度的误差曲线。

利用 46 min 的测量数据辨识出温升模型, 当把预测温度同 400 min 的测量温度进行比较时, 得到测量温度与预测温度在 400 min 内的均方根误差随 n 的变化曲线, 如图 22 所示。从图中可以看出当模型输入变量的个数为 11 时, 出现最小均方根误差 0.147°C。与图 19 比较可以看出, 无论是 46 min 内还是在 400 min 内的均方根误差, 在温升模型输入个数 n 为 11 时均出现最小值, 且均方根误差在 46 min 内或是在 400 min 内随 n 变化具有相似性, 所以当

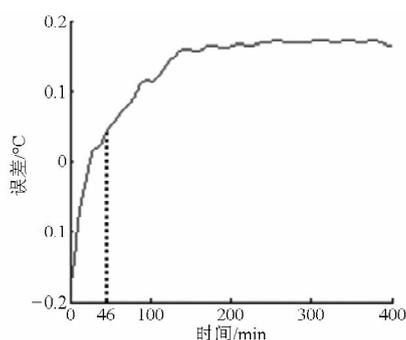
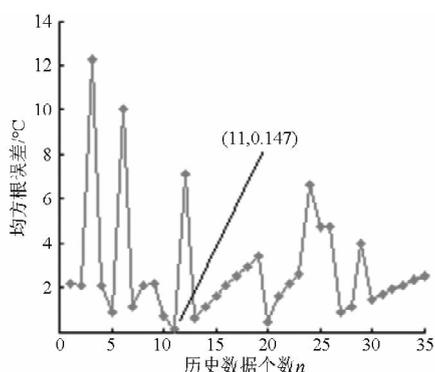


图 21 测量与预测温度误差

Fig. 21 Error between measured and estimated temperature

图 22 在 400 min 内测量与预测温度均方根误差随 n 的变化曲线Fig. 22 RMSE variation with n between measured and estimated temperature in 400 min

找到最佳辨识时间 46 min 时, 辨识的温升模型即可符合实际温度变化。

本文提出的基于支持向量回归的数控机床温升特性快速辨识算法分别在 3 种不同工况下进行了试验验证, 即主轴在 5000 r/min 转速下空转, 主轴在 3000 r/min 转速下空转及主轴在 3000 r/min 转速下切削。算法均能在不同转速条件不同切削条件下实现对主轴选点的温升特性快速辨识。

主轴系统热态特性与其动态特性之间存在耦合交互关系, 热变形将使主轴的固有频率及谐响应发生变化, 同样地, 主轴的振动也会影响到热态特性, 但最终都会对机床加工精度产生影响。

3 结论

(1) 基于支持向量机回归的非线性预测方法, 可以利用短时间实际采集主轴的温升数据, 预测长达数小时的主轴温升曲线。进行了试验, 在不同转速条件及不同切削条件下验证了该方法的有效性。

(2) 通过快速辨识主轴的稳态温度、热平衡时间等温升特性参数, 可大大缩短数控机床主轴热平衡试验的时间。

参考文献

- 1 Mayr J, Jedrzejewski J, Uhlmann E, et al. Thermal issues in machine tools [J]. *CIRP Annals-Manufacturing Technology*, 2012, 61(2): 771 - 791.
- 2 Abele E, Altintas Y, Brecher C. Machine tool spindle units [J]. *CIRP Annals-Manufacturing Technology*, 2010, 59(2): 781 - 802.
- 3 陈小安,张朋,合焯,等. 高速电主轴功率流模型与热态特性研究 [J]. *农业机械学报*, 2013, 44(9): 250 - 254.
Chen Xiaohan, Zhang Peng, He Ye, et al. Power flow model of high-speed motorized spindles and its thermal characteristics [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2013, 44(9): 250 - 254. (in Chinese)
- 4 傅建中,陈子辰. 精密机械热动态误差模糊神经网络建模研究 [J]. *浙江大学学报:工学版*, 2004, 38(6): 742 - 746.
Fu Jianzhong, Chen Zichen. Research on modeling thermal dynamic errors of precision machine based on fuzzy logic and artificial neural network [J]. *Journal of Zhejiang University: Engineering Science*, 2004, 38(6): 742 - 746. (in Chinese)
- 5 ISO 230-3—2007 Test code for machine tools—Part 3: determination of thermal effects [S]. 2007.
- 6 Xia C H, Fu J Z, Xu Y T, et al. Machine tool selected point temperature rise identification based on operational thermal modal analysis [J]. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2014, 70(1-4): 19 - 31.
- 7 Xia C H, Fu J Z, Xu Y T, et al. A novel method for fast identification of a machine tool selected point temperature rise based on an adaptive unscented kalman filter [J]. *Journal of Zhejiang University: Science A: Applied Physics & Engineering*, 2014, 15(10): 761 - 773.
- 8 丁世飞,齐丙娟,谭红艳. 支持向量机理论与算法研究综述 [J]. *电子科技大学学报*, 2011, 40(1): 2 - 10.
Ding Shifei, Qi Bingjuan, Tan Hongyan. An overview on theory and algorithm of support vector machines [J]. *Journal of University of Electronic Science and Technology of China*, 2011, 40(1): 2 - 10. (in Chinese)
- 9 李晓宇,张新峰,沈兰荪. 支持向量机(SVM)的研究进展 [J]. *测控技术*, 2006, 25(5): 7 - 12.
Li Xiaoyu, Zhang Xinfeng, Shen Lansun. Some developments on support vector machine [J]. *Measurement and Control Technology*, 2006, 25(5): 7 - 12. (in Chinese)
- 10 顾大强,周利霞,王静. 基于支持向量机的铁谱磨粒模式识别 [J]. *中国机械工程*, 2006, 17(13): 1391 - 1394.
Gu Daqiang, Zhou Lixia, Wang Jing. Ferrography wear particle pattern recognition based on support vector machine [J]. *China Mechanical Engineering*, 2006, 17(13): 1391 - 1394. (in Chinese)
- 11 刘路,王太勇,蒋永翔,等. 基于超球面支持向量机的刀具磨损状态识别 [J]. *农业机械学报*, 2011, 42(1): 218 - 222.
Liu Lu, Wang Taiyong, Jiang Yongxiang, et al. Tool wear state recognition based on hyper-sphere support vector machine [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2011, 42(1): 218 - 222. (in Chinese)
- 12 王津京,赵德安,姬伟,等. 采摘机器人基于支持向量机苹果识别方法 [J]. *农业机械学报*, 2009, 40(1): 148 - 151, 147.
Wang Jinjing, Zhao Dean, Ji Wei, et al. Apple fruit recognition based on support vector machine using in harvesting robot [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2009, 40(1): 148 - 151, 147. (in Chinese)
- 13 王海青,姬长英,顾宝兴,等. 基于机器视觉和支持向量机的温室黄瓜识别 [J]. *农业机械学报*, 2012, 43(3): 163 - 167, 180.
Wang Haiqing, Ji Changying, Gu Baoxing, et al. In-greenhouse cucumber recognition based on machine vision and least squares support vector machine [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2012, 43(3): 163 - 167, 180. (in Chinese)
- 14 陈荣,梁昌勇,谢福伟. 基于SVR的非线性时间序列预测方法应用综述 [J]. *合肥工业大学学报*, 2013, 36(3): 369 - 374.
Chen Rong, Liang Changyong, Xie Fuwei. Application of nonlinear time series forecasting methods based on support vector regression [J]. *Journal of Hefei University of Technology*, 2013, 36(3): 369 - 374. (in Chinese)
- 15 杨稣,史耀媛,宋恒. 基于支持向量机的股市时间序列预测算法 [J]. *科学技术与工程*, 2008, 8(2): 381 - 386.
Yang Su, Shi Yaoyuan, Song Heng. Stock market time series prediction method based on SVM [J]. *Science Technology and Engineering*, 2008, 8(2): 381 - 386. (in Chinese)
- 16 朱光兆,何伟. 基于支持向量机的混沌时间序列预测分析 [J]. *自动化与仪器仪表*, 2012, 159(1): 145 - 147.
Zhu Guangzhao, He Wei. Chaotic time series prediction analysis based on support vector machine [J]. *Automation and Instrumentation*, 2012, 159(1): 145 - 147. (in Chinese)
- 17 夏志敏,赵志诚. 一种基于支持向量机的非线性系统辨识方法 [J]. *太原科技大学学报*, 2010, 31(5): 355 - 359.
Xia Zhimin, Zhao Zhicheng. An approach of system identification for nonlinear system based on support vector machine [J]. *Journal of Taiyuan University of Science and Technology*, 2010, 31(5): 355 - 359. (in Chinese)
- 18 袁斌,耿伯英,杨红梅,等. 基于支持向量机的非线性系统辨识 [J]. *自动化技术与应用*, 2007, 26(1): 23 - 26.
Yuan Bin, Geng Boying, Yang Hongmei, et al. Nonlinear system identification based on support vector machine [J]. *Techniques of Automation and Applications*, 2007, 26(1): 23 - 26. (in Chinese)
- 19 张明光,阎威武,李站明. 基于支持向量机的非线性系统辨识研究 [J]. *计算机应用研究*, 2006(5): 47 - 48, 82.
Zhang Mingguang, Yan Weiwu, Li Zhanming. Study of nonlinear system identification based on support vector machine [J]. *Application Research of Computers*, 2006(5): 47 - 48, 82. (in Chinese)
- 20 曹克强,胡良谋,李小刚,等. 基于支持向量机的非线性系统内模控制 [J]. *机床与液压*, 2012, 40(9): 17 - 20.
Cao Keqiang, Hu Liangmou, Li Xiaogang, et al. Internal model control for nonlinear system based on support vector machine [J]. *Machine Tool and Hydraulics*, 2012, 40(9): 17 - 20. (in Chinese)