

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2015.02.053

基于 PLS 和改进 CVR 的数控机床热误差建模*

余文利¹ 姚鑫骅² 孙磊² 傅建中²

(1. 衢州职业技术学院信息工程学院, 衢州 324000; 2. 浙江大学机械工程学系, 杭州 310027)

摘要: 为提高支持向量回归(SVR)模型的预测能力,将核心向量回归(Core vector regression, CVR)方法引入到数控机床热误差建模中,并采用偏最小二乘(Partial least squares, PLS)算法从输入样本提取主成分,构建特征集,然后使用改进的粒子群优化(Improved particle swarm optimization, IPSO)算法对CVR的模型参数进行寻优,从而提出一种基于PLS-IPSO-CVR的数控机床热误差建模方法。仿真实验表明,所提出的建模方法在预测精度和速度方面优于传统SVR模型和BP神经网络模型,从而验证了组合建模方法的可行性和有效性。

关键词: 数控机床 热误差建模 偏最小二乘 特征提取 核心向量回归 改进粒子群优化

中图分类号: TH161.4 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2015)02-0357-08

Thermal Error Modeling of CNC Machine Tool Based on Partial Least Squares and Improved Core Vector Regression

Yu Wenli¹ Yao Xinhua² Sun Lei² Fu Jianzhong²

(1. College of Information Engineering, Quzhou College of Technology, Quzhou 324000, China

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

Abstract: Support vector regression (SVR) is an effective tool for machine error modeling. To improve the predicted performance of SVR model, the core vector regression (CVR) algorithm which is suitable for resolving the training of large-scale sample data was introduced into thermal error modeling for CNC machine tool. Principal components were firstly extracted from the sample set using the feature extraction of partial least squares (PLS) algorithm to construct the feature set, which would reduce the number of state variables without information loss by dimension reduction, data de-noising and eliminating the correlation between variables. Then improved particle swarm optimization (IPSO) was applied for determining the parameters of CVR to get the optimal performance of the thermal error model, and the proposed combined method was called PLS-IPSO-CVR. Experimental results showed that the training speed of PLS-IPSO-CVR model was much faster and it produced fewer support vectors on very large sample data in comparison with SVR and BP neural network. Thus the feasibility and effectiveness of this combined modeling method was verified.

Key words: CNC machine Thermal error modeling Partial least squares Feature extraction Core vector regression Improved particle swarm optimization

引言

在各种高速、精密加工机床中,热变形导致的机

床误差问题日益突出。大量研究表明,热误差占影响机床加工精度总误差的40%~70%,其中最大的热误差源为主轴单元^[1]。提高机床加工精度主要

收稿日期: 2014-03-01 修回日期: 2014-04-28

* 国家自然科学基金资助项目(551105336)、浙江省自然科学基金资助项目(Y1100281)、浙江省重点科技创新团队计划资助项目(2009R50008)和浙江省科技厅公益性应用研究计划资助项目(2014C31089)

作者简介: 余文利,副教授,主要从事数控技术研究,E-mail: yujimmy@163.com

通讯作者: 姚鑫骅,副教授,主要从事制造过程监控和数控技术研究,E-mail: yaoxinhuazju@gmail.com

有两种途径:误差预防技术和误差补偿技术。误差预防技术往往受到生产技术和经济因素的限制,而误差补偿技术可以在投入不大的情况下获得较好的效果,已成为高精度数控加工中的一个热点研究方向^[2]。

在热误差补偿技术中,建立能够较为精确描述机床热变形情况的表征模型是热误差补偿的基础和决定性因素。目前,热误差模型大体上可以分为工况-热误差数学模型和温度-热误差数学模型。近年来,人工智能技术越来越多地应用到机床热误差建模中,其中代表性的有灰色理论^[3]、贝叶斯网络^[4]、人工神经网络(Artificial neural network, ANN)^[5]等。ANN的改进和优化方法仍然是热误差建模领域较为广泛的方法之一^[6-7]。建立在VC维(Vapnik Chervonenks dimension)理论和结构风险最小化原理基础上的支持向量机(Support vector machine, SVM)^[8]已成功地应用于数控机床的热误差建模^[9-10],取得了较好的效果。但在实际应用中,因为热误差具有时变、非线性和耦合的特点,为提高热误差模型的精确度,往往在机床关键位置布置大量的温度传感器,导致数据处理量大大增加。另外,温度测量点布置太密,会使相邻测点输出信号具有较大的多重相关性^[11]。所以热误差预测实际是一个高维、大样本问题,而SVR存在时间复杂度($O(n^3)$)和空间复杂度(不低于 $O(n^2)$)过高的不足^[14],不适合处理大样本数据,因为会导致预测精度偏低、训练时耗过长。另外,SVR模型的参数选择仍然是有待解决的问题,一般用交叉验证的方法进行参数验证,该方法缺乏理论依据,具有一定的盲目性,且耗时较长。

本文提出基于偏最小二乘和改进核心向量回归方法的数控机床热误差模型PLS-IPSO-CVR。首先通过PLS算法对样本数据进行降维、去噪和消除变量之间多重相关性处理后,采用较少的变量数据表示原来较多的数据变化情况,再引入CVR建模方法解决热误差模型训练和预测问题,并采用改进的PSO算法优化CVR的模型参数选择。并在一台实际加工环境数控加工中心进行仿真实验。

1 偏最小二乘特征提取与核心向量回归机原理

1.1 偏最小二乘特征提取方法原理

PLS方法是在多元线性回归、典型相关分析和主成分分析基础上发展而来的。它与主成分分析法的主要区别在于它在特征提取的过程中采用了信息综合和筛选技术^[12]。它所提取的主成分既能很好

地概括自变量系统中的信息,又能最好地解释因变量,同时消除了系统中的噪声干扰。因而,PLS不仅能够完成类似主成分分析的降维工作,而且有效地解决了自变量间多重相关性情况下的回归建模问题^[13]。

设自变量 x 和 p 个自变量 $\{x_1, x_2, \dots, x_p\}$ 表示数控机床各位置的温度传感器所采集的温度变量,因变量 y 和1个因变量 $\{y\}$ 表示与温度变量对应的主轴热误差。为了研究温度变量和热误差间的关系,取 n 个样本点分别构成温度变量 $\mathbf{X} = [x_1, x_2, \dots, x_p]_{n \times p}$,热误差 $\mathbf{Y} = [y]_{n \times 1}$ 。在 \mathbf{X} 中提取主成分 t_1 , t_1 是 $\{x_1, x_2, \dots, x_p\}$ 的线性组合;在 \mathbf{Y} 中提取主成分 u_1 , u_1 是 $\{y\}$ 的线性组合, t_1 和 u_1 必须满足以下条件:① t_1 和 u_1 应该尽可能多地携带数据 \mathbf{X} 和 \mathbf{Y} 中的变异信息,即 $\text{var}(t_1) \rightarrow \max, \text{var}(u_1) \rightarrow \max$ 。② t_1 和 u_1 的相关程度达到最大,即 $r(t_1, u_1) \rightarrow \max$ 。

根据主成分分析原理和典型相关分析的思路,可将上述2个条件归纳为

$$\max \text{cov}(t_1, u_1) = \sqrt{\text{var}(t_1) \text{var}(u_1)} r(t_1, u_1) \quad (1)$$

式中 $\text{cov}(\cdot)$ ——协方差算子

$\text{var}(\cdot)$ ——方差算子

$r(\cdot)$ ——相关系数算子

式(1)的协方差还可以表示为

$$\text{cov}(t_1, u_1) = \text{cov}(\mathbf{E}_0 \mathbf{w}_1, \mathbf{F}_0 \mathbf{c}_1) = (\mathbf{E}_0 \mathbf{w}_1)^T (\mathbf{F}_0 \mathbf{c}_1) / n = (\mathbf{w}_1^T \mathbf{E}_0^T \mathbf{F}_0 \mathbf{c}_1) / n \quad (2)$$

则上述问题可以归结为以下最优化问题

$$\begin{aligned} \max_{\mathbf{w}_1, \mathbf{c}_1} & \quad \mathbf{w}_1^T \mathbf{E}_0^T \mathbf{F}_0 \mathbf{c}_1 \\ \text{s. t.} & \quad \begin{cases} \mathbf{w}_1^T \mathbf{w}_1 = 1 \\ \mathbf{c}_1^T \mathbf{c}_1 = 1 \end{cases} \end{aligned} \quad (3)$$

式中 $\mathbf{E}_0, \mathbf{F}_0$ ——数据 \mathbf{X} 和 \mathbf{Y} 的标准化矩阵

$\mathbf{w}_1, \mathbf{c}_1$ ——数据 \mathbf{X} 和 \mathbf{Y} 的单位特征权矢量

这样,在式(3)中, t_1 就能尽可能好地代表数据 \mathbf{X} ,同时对数据 \mathbf{Y} 又有最强的解释能力。

在提取第1个主成分 t_1 后,分别建立 \mathbf{E}_0 和 \mathbf{F}_0 相对于 t_1 的回归模型,一旦回归方程达到精度要求,则算法停止,否则,将分别利用 \mathbf{E}_0 和 \mathbf{F}_0 对 t_1 解释后的残余信息进行第2个主成分 t_2 提取。如此往复,直到达到较满意的精度为止。PLS方法不需要用全部的成分进行建模,通常采用截尾的方式选取前 m 个成分($m < A, A = \text{rank}(\mathbf{X}), \text{rank}(\cdot)$ 为矩阵秩算子),仅用这 m 个成分 $\{t_1, t_2, \dots, t_m\}$ 就可以得到良好的模型,当提取到第 m 个成分时,算法终止。PLS算法的伪码程序为

for $i = 1$ to m

$$w_i = \mathbf{E}_0^T \mathbf{F}_0 / \|\mathbf{E}_0^T \mathbf{F}_0\|$$

$$t_i = \mathbf{E}_0 w_i$$

$$r_i = \mathbf{F}_0^T t_i / \|t_i\|^2$$

$$p_i = \mathbf{E}_0^T t_i / \|t_i\|^2$$

$$\mathbf{E}_0 = \mathbf{E}_0 - t_i s_i^T$$

$$\mathbf{F}_0 = \mathbf{F}_0 - t_i r_i^T$$

end

通过上述步骤,可以依次提取 m 个主成分 $\mathbf{T} = [t_1, t_2, \dots, t_m]$, 以及 $\mathbf{W} = [w_1, w_2, \dots, w_m]$ 和 $\mathbf{S} = [s_1, s_2, \dots, s_m]$ 。因此,对于测试样本 \mathbf{X}_i 的标准化矩阵 \mathbf{E}_{0i} 来说,其主成分的投影矩阵为

$$\mathbf{T}_{\text{test}} = \mathbf{E}_{0i} \mathbf{W} (\mathbf{S}^T \mathbf{W})^{-1} \mathbf{T} \quad (4)$$

1.2 核心向量回归机与输入参数优化

核心向量回归机是在核心向量机^[14-15]基础上通过一般化基本最小闭包球 (Minimum enclosing ball, MEB) 问题扩展而来的。其基本思想是引入计算几何中的 MEB 算法,首先将支持向量回归的二次规划问题转换为 MEB 问题,然后使用一个迭代的 $(1 + \delta)$ 近似算法来求解 MEB 问题,最后对其进行类似支持向量回归的回归估计。通过 MEB 算法, CVR 算法的渐近时间复杂度为 $O(n)$, 空间复杂度与 n 无关^[16]。这样在大样本数据的条件下, CVR 可以达到和 SVR 相当的预测精度,但训练时耗大大降低。

1.2.1 最小闭包球问题

给定样本集 $S = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, 其中 $x_i \in \mathbf{R}^D$ 。映射函数 $\varphi(\cdot)$ 将样本集 S 中的点映射到一个高维特征空间, 映射后样本集形式为 $S_\varphi = \{\varphi(x_1), \varphi(x_2), \dots, \varphi(x_n)\}$ 。在特征空间中, MEB 表示为 $B(c^*, R^*)$, 其中 c^* 是球心, R^* 是球的半径。则搜索包含所有映射点的 MEB 问题等价于求解如下最优化问题

$$\begin{cases} (c^*, R^*) = \arg \min_{R, c} R^2 \\ \text{s. t. } \|c - \varphi(x_i)\| \leq R^2 \quad (i = 1, 2, \dots, n) \end{cases} \quad (5)$$

根据 Lagrange 函数,可以获得式(5)的对偶形式

$$\begin{cases} \max_{\alpha} \alpha^T \text{diag}(\mathbf{K}) - \alpha^T \mathbf{K} \alpha \\ \text{s. t. } \alpha \geq \mathbf{0} \\ \alpha^T \mathbf{e} = 1 \end{cases} \quad (6)$$

式中 $\alpha = [\alpha_1, \dots, \alpha_n]^T$ 是式(5)约束条件对应的 Lagrange 乘子, $\mathbf{K}_{m \times m} = [K(x_i, x_j)] = [\langle \varphi(x_i), \varphi(x_j) \rangle]$ 是核函数矩阵, $\mathbf{0} = [0, \dots, 0]^T$, $\mathbf{e} = [1, \dots, 1]^T$ 。如式(6)满足条件 $K(x, x) = \eta$, 其中 η

是常数,则 $\alpha^T \text{diag}(\mathbf{K})$ 等于 η , 那么,式(6)可以进一步简化为

$$\begin{cases} \max_{\alpha} - \alpha^T \mathbf{K} \alpha \\ \text{s. t. } \alpha \geq \mathbf{0} \\ \alpha^T \mathbf{e} = 1 \end{cases} \quad (7)$$

当核函数 K 满足 $K(x, x) = \eta$ 时,任何如式(6)的二次规划问题都可以被看作是 MEB 问题。

如果 α 是式(7)的解,则 MEB 为

$$\begin{cases} c = \sum_{i=1}^n \alpha_i \varphi(x_i) \\ R = \sqrt{\alpha^T \text{diag}(\mathbf{K}) - \alpha^T \mathbf{K} \alpha} \end{cases} \quad (8)$$

1.2.2 核心向量回归机算法

二次规划问题转换为 MEB 问题后,当 $D > 30$ 时,采用传统算法很难求得 MEB 的精确解,只能求 MEB 的近似解。对于样本集 S , 包含 S 中所有样本点的最小闭包球用 $\text{MEB}(S)$ 表示, 设 $B(c, R)$ 表示表示球心为 c , 半径为 R 的球, 给定 $\delta > 0$, 如果 $R \leq r_{\text{MEB}(S)}$, 且 $S \subset B(c, (1 + \delta)R)$, 则 $B(c, (1 + \delta)R)$ 是最小闭包球 $\text{MEB}(S)$ 的 $(1 + \delta)$ 近似, 其中 $r_{\text{MEB}(S)}$ 是 $\text{MEB}(S)$ 的半径。从许多形状拟合问题求解中可以看出,通过 S 的子集 S_c 可以获得高效而准确的近似估计, S_c 也称为核心集 (Core set), 定义为: 如果 S 的子集 S_c 的以乘法因子 $(1 + \delta)$ 扩展的 MEB 包含 S 中的所有样本点, 即 $S \subset B(c, (1 + \delta)R)$, 其中 $B(c, R) = \text{MEB}(S_c)$, 则子集 S_c 称为 S 的核心集。

通过求解式(5)的优化问题找到包含 S 中所有 $\varphi(x_i)$ 的最小闭包球, 对每一个 $\varphi(x_i)$ 附加 Δ_i 构造 $[\varphi(x_i)^T, \Delta_i]^T$, 并限制球心最后一个坐标为 0 ($[c^T, 0]^T$), 然后执行 MEB 迭代算法, 最终找到 S 的核心集 S_c 。则式(5)可以转换为

$$\begin{cases} (c^*, R^*) = \arg \min_{R, c} R^2 \\ \text{s. t. } \|c - \varphi(x_i)\| + \Delta_i^2 \leq R^2 \quad (i = 1, 2, \dots, n) \end{cases} \quad (9)$$

其中 $\Delta = [\Delta_1^2, \dots, \Delta_n^2]^T \geq \mathbf{0}$ 则其对偶形式为

$$\begin{cases} \max_{\alpha} \alpha^T (\text{diag}(\mathbf{K}) + \Delta) - \alpha^T \mathbf{K} \alpha \\ \text{s. t. } \alpha \geq \mathbf{0} \\ \alpha^T \mathbf{e} = 1 \end{cases} \quad (10)$$

通过使用式(10)中 α 的解, MEB 的原始变量为

$$\begin{cases} c = \sum_{i=1}^n \alpha_i \varphi(x_i) \\ R = \sqrt{\alpha^T (\text{diag}(\mathbf{K}) + \Delta) - \alpha^T \mathbf{K} \alpha} \end{cases} \quad (11)$$

则球心 c 和任何点的平方距离为

$$\|c - \varphi(x_i)\|^2 + \Delta_i^2 = \|c\|^2 - 2(K\alpha)_i + k_{ii} + \Delta_i^2 \quad (12)$$

为了表示核心集,分别用 S_t 、 c_t 和 R_t 代表第 t 次迭代的核集、球心和球的半径。闭包球 B 的球心和半径分别用 c_b 和 r_b 表示。给定 $\delta > 0$, CVR 算法步骤为:

(1) 分别初始化 S_0 、 c_0 和 R_0 。

(2) 如果不存在训练点 x_i 落在 $(1 + \delta)$ 近似球 $B(c, (1 + \delta)R)$ 之外,即 $\sqrt{\|c_t - \varphi(x_i)\|^2 + \Delta_i^2} > (1 + \delta)R_t$, 则算法终止。

(3) 找到使 $\varphi(x_i)$ 离 c_t 最远的点 x_i , 令 $S_{t+1} = S_t \cup \{x_i\}$ 。

(4) 找到新的 $MEB(S_{t+1})$, 并设 $c_{t+1} = c_{MEB(S_{t+1})}$ 和 $R_{t+1} = r_{MEB(S_{t+1})}$ 。

(5) 令 $t = t + 1$, 并返回步骤(2)。

1.2.3 核心向量回归机输入参数选择

CVM 是在 SVM 基础上引入 MEB 算法改进而来的,而 CVR 又是 CVM 的扩展,因此 CVR 在训练时同样要求设定核参数。研究表明,在 CVR 诸多训练参数中,影响回归精度的主要参数有 3 个,分别是目标问题 $\varphi(X)$ 的惩罚参数 C , 高斯核函数的宽度系数 σ 以及不敏感损失函数因子 ε [17]。其作用分别为:①惩罚参数 C 决定了模型的复杂程度和控制对大于 ε 的拟合差的惩罚程度,过大会造成对训练数据过学习,过大会导致欠学习。②核宽度系数 σ 确定目标问题 $\varphi(X)$ 精确的结构定义,控制 MEB 最优解的复杂度和 CVR 的泛化能力,过大或过小都会造成泛化能力变差。③不敏感损失函数因子 ε 表示目标问题 $\varphi(X)$ 的误差期望, ε 越大,回归所需支持向量就越少,解越稀疏,但 ε 过大会使回归精度下降。目前 C 、 σ 和 ε 一般通过 K -折交叉验证法确定,带有一定的盲目性,由于没有理论依据,所以在耗费大量时间的同时,得出的结果并不一定是最优的。

1.2.4 改进的粒子群优化算法

粒子群优化算法 PSO 是由 Kennedy 和 Eberhart 提出的基于群智能的全局随机搜索算法 [18],其基本思想是在 n 维 Hilbert 空间中初始化拥有一定数量粒子的种群,种群中的每个粒子表示一个 n 维的可能解并且有自己的速度 v (n 维向量),根据相邻粒子经验和自身经验,通过更新每个粒子的速度来动态调整运动轨迹,向最优点靠近。具体过程为,根据与每个粒子相关的两个属性:位置 x 和速度 v ,在每次迭代中,用被优化函数决定的适应值 (fitness value) 对所有的粒子进行评估,以确定迭代的次数,具体形式为

$$\begin{cases} x^i = (x^{i1}, \dots, x^{id}) \\ v^i = (v^{i1}, \dots, v^{id}) \\ f = (-y_i^* - \hat{y}_i)^2 / 2 \end{cases} \quad (13)$$

其中 $v^i \in [-v_{\max}, v_{\max}]$

式中 i ——种群规模 D ——粒子维数

v_{\max} ——设定的最大速度

y_i^* 、 \hat{y}_i ——每一次迭代过程的实际值和预测值

f ——预测误差

每个粒子的速度通过持续跟踪当前粒子的最优位置 p_{best} 和种群的最优位置 g_{best} 来更新。粒子更新的速度和位置为

$$v_{k+1}^i = w_k v_k^i + c_1 r_1 (p_{\text{best}} - x_k^i) + c_2 r_2 (g_{\text{best}} - x_k^i) \quad (14)$$

$$x_{k+1}^i = x_k^i + v_{k+1}^i \quad (15)$$

式中 w_k ——惯性权值,用于控制之前速度对当前速度的影响

c_1 、 c_2 ——学习因子,一般取为 2

r_1 、 r_2 ——分布于 $[0, 1]$ 之间均匀分布的随机数

k ——迭代次数

因为惯性权值 w_k 决定了 PSO 算法全局和局部搜索能力,故对 w_k 进行修正

$$w_k = w_{\max} - (w_{\max} - w_{\min}) (k - 1) / i_{\max} \quad (16)$$

在改进后的 IPSO 算法中, k 为当前的迭代次数; i_{\max} 为最大的迭代次数;惯性权值 w_k 从一个较大的值 w_{\max} 开始,非线性递减至 w_{\min} 。因此随着迭代次数的增加,惯性权值 w_k 不断减少,从而使 IPSO 算法全局收敛能力在初期较强,局部收敛能力在晚期较强。

1.3 基于 PLS - IPSO - CVR 的数控机床热误差建模

PLS 对输入的温度变量和输出的热误差数据进行了双向的同步线性分解,使得从输入数据获得的主成分向量与从输出数据获得主成分向量是最相关的。因此通过 PLS 算法提取的样本数据特征同时包含了输入和输出数据的信息。与主成分分析法相比,PLS 能够更好地反映输入的温度变量和输出的热误差数据之间的内在关系。在建立 CVR 热误差模型时,使用通过特征提取获得的主成分矩阵 T ,而不是原始的数据。这样就能够显著降低温度变量的维数,同时消除了高维温度变量之间的多重相关性所导致的噪声。基于 PLS - IPSO - CVR 的数控机床热误差预测模型正是基于上述思路建立的。

由于所测得的温度和热误差数据有不同的取值范围,因此在建模前,需要对测得数据进行异常点去除、滤波等预处理后,然后进行归一化处理

$$a' = L + (H - L) \frac{a - a_{\min}}{a_{\max} - a_{\min}} \quad (17)$$

式中 a_{\min} 、 a_{\max} ——某一属性的 a 的最小和最大值
 L ——属性值 a 归一化的下界
 H ——属性值 a 归一化的上界

基于 PLS-IPSO-CVR 的数控机床热误差建模流程如图 1 所示,其回归估计步骤如下:

步骤 1:使用 PLS 算法对训练样本和测试样本进行特征提取。

(1) 数据标准化。分别将归一化处理后的训练数据(温度变量 X 和热误差 Y)标准化为矩阵 E_0 和 F_0 。

(2) 特征提取。通过 PLS 算法从训练样本的标准化矩阵 E_0 和 F_0 中提取特征,得到 T 、 W 和 S 。

(3) 测试样本的投影矩阵计算。根据以上得到的 W 和 S 使用式(4)计算标准化测试样本 E_{0t} 的主成分投影矩阵 T_{test} 。

步骤 2:构建 IPSO-CVR 热误差模型。

(1) 初始化 IPSO 参数。初始种群 $X:(x_1, x_2, \dots, x_n)$,其中 x_i 表示 D 维空间 R^D 中一个随机粒子,此处设定 $D=3$,分别代表 CVR 的 3 个训练参数 C 、

σ 和 ε 。初始化粒子的速度 $v:(v_1, v_2, \dots, v_n)$ 、最大的迭代次数 i_{\max} 和种群规模 N 。

(2) 评估当前种群 X 。通过 CVR 算法得到预测值,根据式(13)计算每个粒子的初始适应度。然后,将适应度最优的粒子设为初始的粒子最优位置 p_{best} 。初始的种群最优位置 g_{best} 通过 p_{best} 获得。

(3) 根据式(16)计算惯性权值 w_k 。

(4) 根据式(14)、(15)更新每一个粒子 x^i 的位置和速度,如 $v^i > v_{\max}$,重新设定 $v^i = v_{\max}$;如果 $v^i < -v_{\max}$,重新设定 $v^i = -v_{\max}$ 。

(5) 设 $i=1$,用更新后的 x^i 再次计算适应度。

(6) 根据重新计算的适应度更新粒子最优位置 p_{best} ,如果当前粒子的适应度小于初始粒子的适应度,则用当前的 p_{best} 更新 g_{best} 。

(7) 令 $i=i+1$,如果 $i > N$,转到(8),否则返回到(5)。

(8) 取更新后 p_{best} 的作为 CVR 模型的参数,可以得到新的预测输出值,然后根据新计算出的适应度更新 p_{best} 和 g_{best} 。

(9) 令 $k=k+1$,如果 $k > i_{\max}$,转到(10),否则

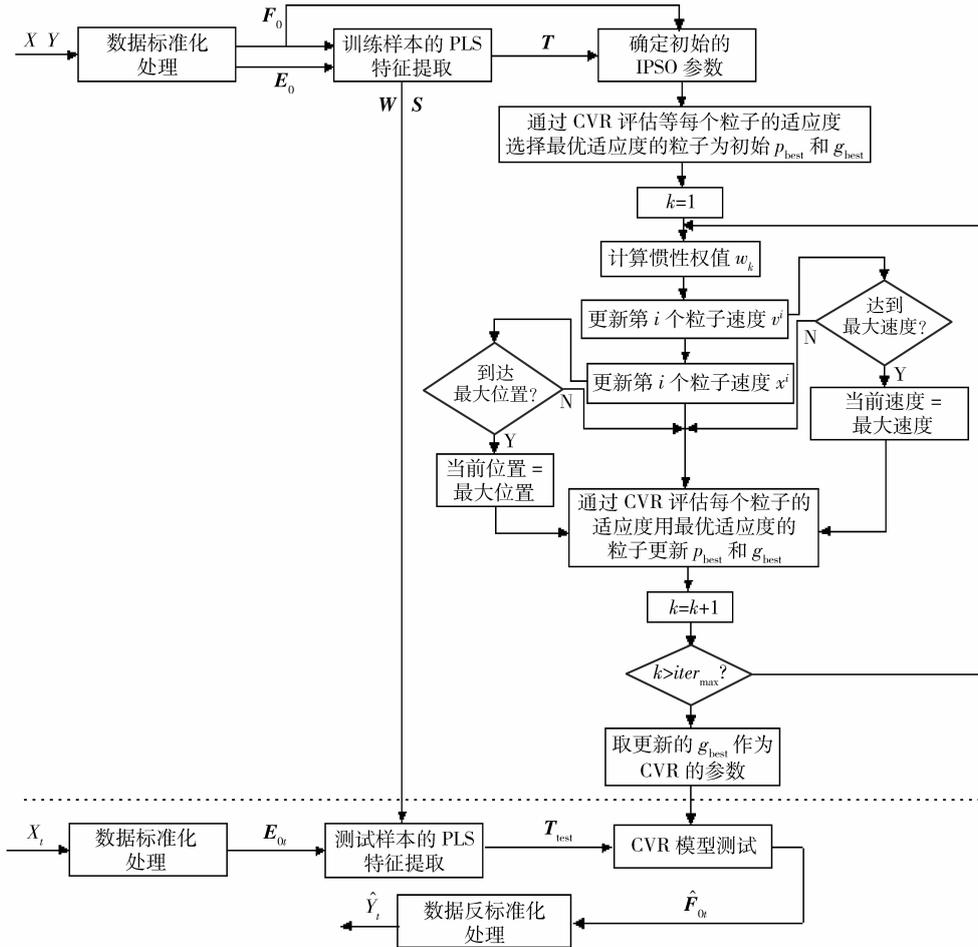


图 1 PLS-IPSO-CVR 数控机床热误差建模流程

Fig. 1 Modeling procedure based on PLS-IPSO-CVR

返回到(3)。

(10) 取更新后 g_{best} 作为 CVR 模型的最优参数,则可以取得 CVR 模型参数的最优解。

步骤 3: PLS-IPSO-CVR 热误差模型训练。用 T 作为训练输入, Y 为训练输出,对步骤 2 建立的模型进行训练。

步骤 4: PLS-IPSO-CVR 热误差模型预测。用经过 PLS 特征提取后测试样本 T_{test} 为预测输入,对模型进行验证。

对于由输入测试样本 T_{test} 得到的 CVR 模型的预测输出 \hat{F}_{0r} ,为了得到实际的测试输出 \hat{Y}_r ,需要对预测输出 \hat{F}_{0r} 进行反标准化处理,然后得到实际热误差的预测值。

2 仿真实验

2.1 数控加工中心热误差数据采集

热误差数据采集的实验设备由数控加工中心、温度传感器(PT100 型)和电涡流位移传感器(EX-110V 型)组成。其中,PT100 具有高精度和精校准的优点,用于测量数控加工中心关键点的温度变化;电涡流传感器用于测量加工中心主轴的热误差。为方便测量,使用检验棒代替实际加工中的刀具,16 个温度传感器连接在主轴箱、立柱和机床体等处,连接位置如表 1 所示,温度传感器布置和热误差测量如图 2 所示。

表 1 温度传感器布置

Tab. 1 Location of the 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	立柱下端
T16	主轴电机

数控加工中心关键点的温度变化和主轴 2 个方向(轴向和径向)的热误差被同时测量,将测量信号发送到数控机床主轴热误差动态检测系统,通过 LabView 软件分析系统进行采集。在主轴转速 5 000 r/min,环境温度为 20℃ 的条件下,每隔 1.5 min 采集 1 次,运行 5 h,停车 1 h,经过小波去噪处理后的主轴热误差如图 3 所示,各测点温度变化如图 4 所示。

从测得数据可知,数控加工中心主轴在运行 2 h 后温度已趋于稳定,说明 5 h 的运转时间已涵盖数控加工中心主轴从冷态到热平衡状态的全温度范

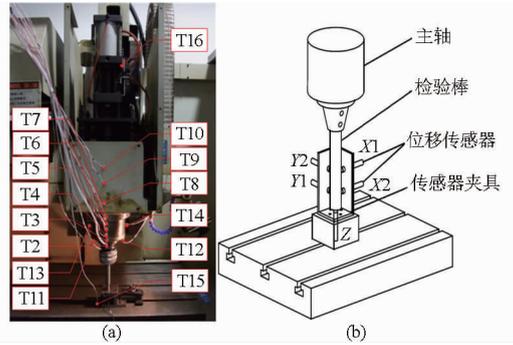


图 2 温度传感器布置与主轴热误差测量

Fig. 2 Location of temperature sensors and measurement of thermal error

(a) 温度传感器布置 (b) 主轴热误差测量

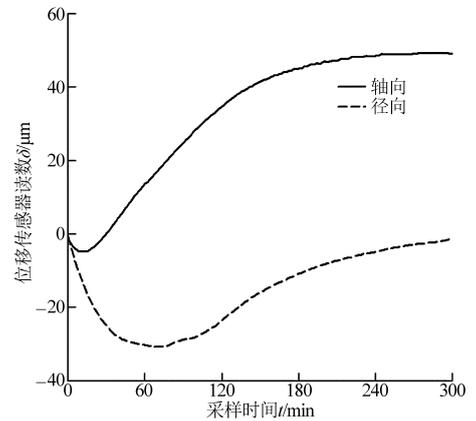


图 3 位移传感器测量数据

Fig. 3 Measurements of displacement sensors

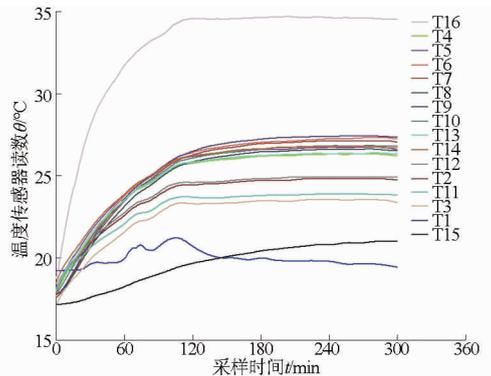


图 4 温度传感器测量数据

Fig. 4 Measurements of temperature sensors

围,测量获得的建模数据包含了全温度范围的热误差数据,使用全温度误差数据作为模型训练样本将使本文模型具有更高的鲁棒性。

2.2 主轴热误差建模结果和效果验证

建模实验中 CVR 采用高斯核函数 $\exp(-\|x - x_i\|^2 / (2\sigma^2))$,其中 σ 是核函数的核宽度。LIBSVM 支持向量工具包^[19]和 BVM 核心向量回归工具包^[16]都是用 C++ 语言编程实现的,采用 R 语言的 PLS 包对输入变量进行特征提取,在 Intel 2.53 双核 CPU、3 GB RAM 微机 Windows XP 环境下运行。

表 2 给出了 PLS - IPSO - CVR 模型的输入参数,为了使本文模型建模结果更具说服力,在相同实验条件下对相同数据集进行仿真对比实验,在实验中主要考虑文献[9 - 10]给出的 SVR 模型和 BP 神经网络模型在性能上的差异。使用均方根误差(Root mean square error, RMSE)、支持向量数(Support vectors)和训练时间来对实验进行评估,其中 RMSE 定义为

$$R_{MSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \times 100\% \quad (18)$$

表 2 PLS - IPSO - CVR 模型训练参数

Tab. 2 Training parameters of PLS - IPSO - CVR

参数	数值
种群规模	30
空间维度	3
最小惯性权重 w_{\min}	0.2
最大惯性权重 w_{\max}	0.8
学习因子 c_1, c_2	2.0
CVR 模型参数范围(C, σ, ε)	(0.2, 20000), (0, 0.8), (0.2, 12)
速度范围	0 ~ 0.6
最大迭代次数 i_{\max}	300
核函数	高斯核函数
惯性权重函数	$w_{\max} - (w_{\max} - w_{\min})(k - 1)/i_{\max}$

考虑到本文篇幅,采用 PLS - IPSO - CVR 方法对主轴轴向热误差数据进行建模,主轴径向热误差数据的建模方法相同。采用位移传感器所测得的主轴轴向热误差数据和 16 个温度传感器所测温度数据组成 90 组数据序列用作模型训练,再使用 90 组的测试样本进行测试,PLS - IPSO - CVR 模型有 16 个温度属性,首先通过 PLS 进行主成分提取,然后将提取的主成分输入参数优化后的 CVR 模型,将预测值与位移传感器实际测得的热误差值进行比较便可验证模型的预测效果。为了进一步比较不同模型的预测效果,分别用相同的 90 组轴向训练样本构建传统交叉验证法 SVR 预测模型和 BP 神经网络模型,然后根据验证实验所测温度数据预测主轴轴向热误差,3 种模型的热误差建模结果和残差值分别如图 5 和图 6 所示。其中 PLS - IPSO - CVR 经过 IPSO 优化训练获得的模型参数组合为 $C = 87.6$, $\sigma = 0.4$, $\varepsilon = 6.5$;传统交叉验证法获得的 SVR 的模型参数组合为 $C = 18.7$, $\sigma = 4.6$;BP 神经网络模型采用“16 - 8 - 1”结构,即输入层 16 个节点,隐含层 8 个节点,输出层 1 个节点,选取学习速率 $\eta = 0.08$ 。

由回归建模结果分析可知,基于 PLS - IPSO - CVR 热误差模型与实际测得的热误差值吻合好,轴向建模的最大残差为 $1.86 \mu\text{m}$,是 3 种模型中最小

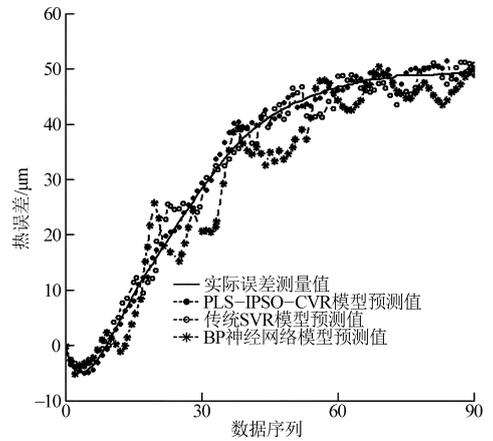


图 5 各模型预测值与实测值对比效果

Fig. 5 Comparison of thermal error results of each model with measurements

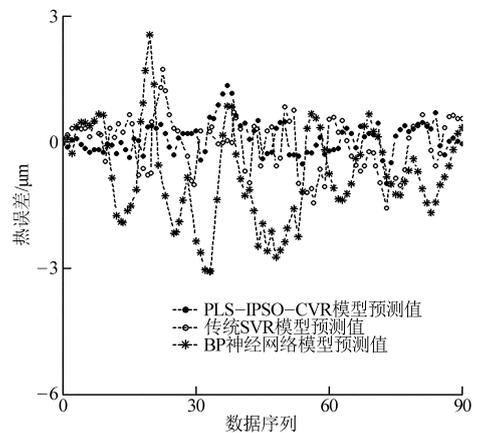


图 6 各模型预测残差值

Fig. 6 Thermal error residual of each model

的,由此可见 PLS - IPSO - CVR 预测方法精度高,能有效估计数控机床的热误差变化趋势。将 PLS - IPSO - CVR 建模方法与 SVR 方法和 BP 神经网络在支持向量数、建模精度和训练时间等方面进行比较,比较结果如表 3 所示,PLS - IPSO - CVR 模型由于进行了主成分提取和使用 IPSO 进行参数优化,所需支持向量是最少的,其方均根误差为 3 种方法中最小的,建模精度最高,训练时间最短。

综上所述,基于 PLS - IPSO - CVR 的热误差模型在整体预测精度和预测效率比传统的 SVR 模型和 BP 神经网络模型具有明显的优势,能有效地弥补现有模型的局限性。

3 结论

(1) 基于偏最小二乘和改进核心向量回归机(PLS - IPSO - CVR)建模方法可以应用于数控机床热误差建模和预测。

(2) CVR 建模过程中,应用偏最小二乘算法可以对输入变量进行维数约减、降噪和消除自变量之间多重相关性,通过改进的 IPSO 算法对 CVR 的模

表3 3种建模方法的比较

Tab.3 Comparison among three modeling methods

模型	模型参数	支持向量数	残差范围 $\delta/\mu\text{m}$	RMSE	训练时间 t/s
本文模型	$C=87.6, \sigma=0.4, \varepsilon=6.5$	884	$[-1.12, 1.86]$	0.68	45.67
SVR	$C=18.7, \sigma=4.6$	2309	$[-1.95, 1.93]$	0.85	88.62
BP神经网络	16-8-1结构, $\eta=0.08$		$[-3.06, 2.88]$	1.73	130.81

型参数进行优化选择。

(3) 通过对输入变量的特征提取和 CVR 选择最优化参数后建立的 PLS-IPSO-CVR 模型对数控加工中心主轴热误差的预测值与实际值吻合程度

高,与传统 SVR 模型以及 BP 神经网络模型对比, PLS-IPSO-CVR 模型在数控加工中心全温度范围内具有较高的预测精度及鲁棒性,可以很好地弥补现有建模方法的一些不足。

参 考 文 献

- Pawel T, Jerzy J, Wojciech M. Methods of machine tool error compensation[J]. Journal of Machine Engineering, 2010,10(4):5-25.
- Ramesh R, Mannan M A, Poo A N. Error compensation in machine tools—a review part I: geometric, cutting-force induced and fixture-dependent errors[J]. International Journal of Machine Tools & Manufacture, 2000, 40(9): 1235-1256.
- Wang K C. The grey-based artificial intelligence modeling of thermal error for machine tools[J]. Journal of Grey System, 2010, 22(4): 353-366.
- Yao X H, Fu J Z, Chen Z C. Bayesian networks modeling for thermal error of numerical control machine tools[J]. Journal of Zhejiang University-Science A, 2009, 9(11): 1524-1530.
- 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)
- Zhang Y, Yang J G, Jiang H. Machine tool thermal error modeling and prediction by grey neural network[J]. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2012, 59(9-12): 1065-1072.
- 张毅, 杨建国. 基于灰色理论预处理的神经网络机床热误差建模[J]. 机械工程学报, 2011, 47(7): 134-139.
Zhang Yi, Yang Jianguo. Model for machine tool thermal error based on grey model preprocessing neural network[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2011, 47(7): 134-139. (in Chinese)
- Vldimir N Vapnik. Statistical learning theory[M]. New York: John Wiley & Sons Inc., 1998.
- Ramesh R, Mannan M A, Poo A N. Support vector machines model for classification of thermal error in machine tools[J]. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2002, 20(2): 114-120.
- Ramesh R, Mannan M A, Poo A N, et al. Thermal error measurement and modeling in machine tools. Part II. Hybrid Bayesian network-support vector machine model[J]. International Journal of Machine Tools & Manufacture, 2003, 43(4): 405-419.
- 李郝林, 应杏娟. 数控机床主轴系统热误差温度测量点的最优化设计方法[J]. 中国机械工程, 2010, 21(7): 804-808.
Li Haolin, Ying Xingjuan. A design method of temperature measurement points for thermal error of machine spindle[J]. China Mechanical Engineering, 2010, 21(7): 804-808. (in Chinese)
- Barker M, Rayens W. Partial least squares for discrimination[J]. Journal of Chemometrics, 2003, 17(3): 166-173.
- 刘杰, 甘旭升, 高海龙, 等. 基于偏最小二乘特征提取的支持向量机回归算法[J]. 火力与指挥控制, 2009, 34(9): 114-117.
Liu Jie, Gan Xusheng, Gao Hailong, et al. A support vector machine regression algorithm based on partial least squares feature extraction[J]. Fire Control & Command Control, 2009, 34(9): 114-117. (in Chinese)
- Tsang I W, Kwok J T, Cheung P M. Core vector machines: fast SVM training on very large data sets[J]. Journal of Machine Learning Research, 2005(6): 363-392.
- Tsang I W, Kocsor A, Kwok J T. Simpler core vector machines with enclosing balls [C] // Proceedings of the Twenty-Fourth International Conference on Machine Learning, ICML 2007, ACM International Conference Proceedings Series 227, 2007: 911-918.
- Tsang I W, Kwok J T, Lai K T. Core vector regression for very large regression problem [C] // ICML 2005-Proceedings of the 22nd International Conference on Machine Learning, 2005: 913-920.
- 谢宏, 魏江平, 刘鹤立. 短期负荷预测中支持向量机模型的参数选取和优化方法[J]. 中国电机工程学报, 2006, 26(22):17-22.
Xie Hong, Wei Jiangping, Liu Heli. Parameter selection and optimization method of SVM model for short-term load forecasting [J]. Proceedings of the CSEE, 2006, 26(22): 17-22. (in Chinese)
- Kennedy J, Eberhart R C. Particle swarm optimization [C] // Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks, 1995: 12-13.
- Chang C C, Lin C J. LIBSVM: a library for support vector machines [J]. ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology, 2011, 2(3): Article No 27.