

文章编号 1004-924X(2008)09-1682-06

# 基于 LS-SVM 与遗传算法的数控机床热 误差辨识温度传感器优化策略

林伟青<sup>1,2</sup>, 傅建中<sup>1</sup>, 许亚洲<sup>1</sup>, 陈子辰<sup>1</sup>

(1. 浙江大学 机械工程学系, 浙江 杭州 310027; 2. 福建农林大学 机电学院, 福建 福州 350002)

**摘要:**提出了一种在数控机床热误差辨识建模过程中利用最小二乘支持向量机结合遗传算法对温度传感器进行筛选与优化的新方法,对布置在一台数控车床上的温度传感器进行了优化。根据热模态理论,对传感器进行分组,利用最小二乘支持向量机方法构建数控机床热误差辨识模型,再根据遗传算法对其进行传感器优化布置。结果表明,遗传算法与最小二乘支持向量机方法的结合,很好地避免了温度测点的相互影响,保证了模型精度。该台数控车床的轴向建模平均绝对百分比误差为 1.89%,径向建模平均绝对百分比误差为 2.04%。传感器使用数量减少,节约了硬件成本,提高了辨识建模速度。

**关键词:**数控机床;温度传感器;最小二乘支持向量机;遗传算法

**中图分类号:**TP212.11 **文献标识码:**A

## Optimal sensor placement for thermal error identification of NC machine tool based on LS-SVM and genetic algorithm

LIN Wei-qing<sup>1,2</sup>, FU Jian-zhong<sup>1</sup>, XU Ya-zhou<sup>1</sup>, CHEN Zi-chen<sup>1</sup>

(1. *Department of Mechanical Engineering, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China;*  
2. *College of Mechanical and Electrical Engineering, Fujian Agriculture and Forestry University, Fuzhou 350002, China*)

**Abstract:** A novel method based on Least Square Support Vector Machine (LS-SVM) and genetic algorithm to select the temperature sensors of a Numerical Control (NC) machine tool was presented. The measurement points in a CNC lathe were grouped based on the thermal mode theory, Then, the genetic algorithm was used to determine the positions of optimum sensors. Finally, a thermal error regression model was established by the LS-SVM and a compensation model for the machine tool was given also. The results show that the novel method combined genetic algorithms and LS-SVM well avoids the correlation of the temperature sensors and ensures the accuracy of the model. In the experiments of the CNC lathe, the mean absolute percentage error of the LS-SVM model is 1.89% in axial direction and 2.04% in radial direction, it also can reduce costs and shorten modeling time for less temperature sensors.

收稿日期:2007-11-20;修订日期:2008-03-21.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(No. 50675199);浙江省科技计划资助项目(No. 2005E10049)

**Key words:** NC machine tool; temperature sensor; Least Square Support Vector Machine(LS-SVM); genetic algorithm

## 1 引言

在数控机床的热误差辨识建模研究中,采用统计回归<sup>[1]</sup>、神经网络<sup>[2-3]</sup>或支持向量机方法<sup>[4]</sup>可获得较高的预测精度,其中温度点的布置和选择是一个难点,传感器的数目及位置选取涉及成本、效益等多方面的问题。从经济方面考虑,希望采用尽可能少的传感器,但传感器太少了势必降低识别精度。因此,对温度传感器进行优化布置,确定传感器的最佳数目与最优位置,具有重要的实用价值,其优化布置策略是热误差辨识建模研究中的关键技术。

迄今为止,很多学者从不同研究角度出发,提出了一些相应的选择方法<sup>[5-6]</sup>。近年来,一些新方法得到迅速的发展,如拓扑优化、奇异值分解、遗传算法等。这些方法在振动执行器/控制器、阻尼器以及材料探测器优化等领域得到了广泛的应用<sup>[7-8]</sup>,但鲜有涉及到机床热误差辨识建模领域中的传感器优化。本文采用基于遗传算法的传感器优化选择,结合最小二乘支持向量机(LS-SVM)建模方法,对数控机床热误差辨识过程中的温度传感器位置进行了优化配置。该方法的应用,既减少了温度传感器的数量,又提高了热误差的辨识能力,并可获得高精度的热误差模型。

## 2 基于遗传算法的温度传感器位置优化

### 2.1 温度传感器布置策略

温度传感器应能迅速、准确地反映温度信息的变化,以提高系统的检测精度。依据热模态理论<sup>[9-10]</sup>,要成功地实现热态建模,系统必须满足可控性和可观性条件,而可观性条件又与温度传感器的布置紧密相关。对于温度传感器的布置,在满足可观性条件后,传感器应布置在对信号的变化反应最敏感、受其它测点干扰最小的地方,即温度变化最敏感的地方,以精确地反映变量信号的变化。一般遵循以下准则:

- (1) 传感器应尽可能地布置在热激励源处,或热变形最大处;
- (2) 如均匀加热时,传感器应布置在固定端;
- (3) 传感器不应相互靠得很近,减小相互干扰,以提高系统检测的敏感度。

### 2.2 基于遗传算法的温度传感器位置优化

遗传算法起源于达尔文的生物进化理论,它模拟自然界“适者生存”的机制,由 Holland 教授所创立<sup>[11-12]</sup>。其基本思想就是在遗传计算过程中,适应度较大的个体基因得到遗传,而适应度较差的个体的基因会逐渐消失。遗传算法是一种群体型操作,该操作以群体中的所有个体为对象。选择、交叉和变异,是遗传算法的3个主要操作算子,它们构成了所谓的遗传操作,使遗传算法具有了其它传统方法所没有的特性。遗传算法中包含如下5个基本要素:参数编码、初始群体的设定、适应度函数的设定、遗传操作设计、控制参数设定。这5个要素构成了遗传算法的核心内容。

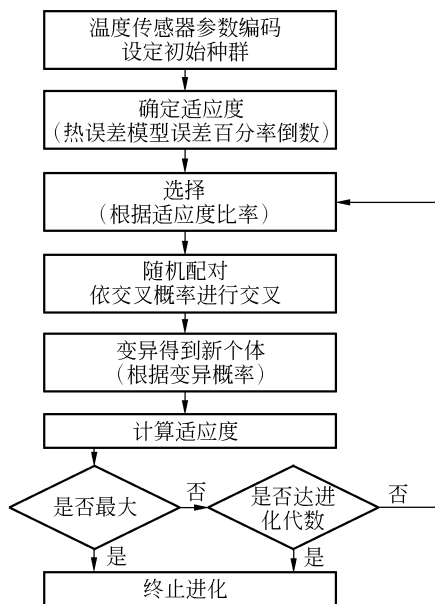


图1 温度传感器布置优化的遗传算法流程  
Fig. 1 Flowchart of genetic algorithm for optimal temperature sensor placement

运用遗传算法并结合LS-SVM方法对数控机床热误差辨识建模过程中温度传感器的布置策略进行优化,具体流程如图1所示。首先对布置

在数控机床各位置上的温度传感器进行编码,然后给出恰当的选择适应度,进行选择、配对与交叉,得到变异的新个体,重新计算其适应度,评判是否满足要求,若未满足,继续循环,直到获得最优结果或达到叠代的最大步数,终止循环并输出。

### 3 LS-SVM 数控机床热误差建模

文中热误差辨识建模采用最小二乘支持向量机建模。该方法是在 Vapnik<sup>[13]</sup> 基于统计学习和结构风险最小化原理的标准支持向量机(SVM)方法基础上,由 Suykens<sup>[14]</sup> 在目标函数中增加了误差平方和项改造而来。采用最小二乘线性系统作为损失函数,将不等式约束改为等式约束,求解过程变成了解一组等式方程,求解速度相对标准支持向量机快,能克服常用的非线性预测、建模模型包括神经网络及模糊模型等存在“过拟合”问题。应用到模式识别和非线性函数估计中,取得了较好效果。

LS-SVM 的函数建模描述为求解如下问题<sup>[14]</sup>:

$$\left. \begin{aligned} \min J(\boldsymbol{\omega}, \boldsymbol{\xi}) &= \frac{1}{2} \|\boldsymbol{\omega}\|^2 + \gamma \frac{1}{2} \sum_{i=1}^l \xi_i^2 \\ \text{s. t. } y_i &= \boldsymbol{\omega}^T \boldsymbol{\varphi}(\mathbf{x}_i) + b + \xi_i, i = 1, \dots, l \end{aligned} \right\}, \quad (1)$$

式中: $x_i$  为输入量, $y_i$  为目标值, $\xi_i \in \mathbf{R}$  为误差变量, $\boldsymbol{\varphi}(\cdot): \mathbf{R}^n \rightarrow \mathbf{R}^{nh}$  为核空间映射函数, $\boldsymbol{\omega} \in \mathbf{R}^{nh}$  为权矢量, $\gamma$  为可调参数, $b$  为偏差量。

引入拉格朗日函数:

$$L = \frac{1}{2} \|\boldsymbol{\omega}\|^2 + \gamma \frac{1}{2} \sum_{i=1}^l \xi_i^2 - \sum_{i=1}^l \alpha_i (\boldsymbol{\omega}^T \boldsymbol{\varphi}(\mathbf{x}_i) + b + \xi_i - y_i), \quad (2)$$

式中: $\alpha_i (i=1, \dots, l)$  是拉格朗日乘子。根据极值存在的必要条件,得到方程组:

$$\left. \begin{aligned} \frac{\partial L}{\partial \boldsymbol{\omega}} = 0 &\rightarrow \boldsymbol{\omega} = \sum_{i=1}^l \alpha_i \boldsymbol{\varphi}(\mathbf{x}_i), \\ \frac{\partial L}{\partial b} = 0 &\rightarrow \sum_{i=1}^l \alpha_i = 0, \\ \frac{\partial L}{\partial \xi_i} = 0 &\rightarrow \alpha_i = \gamma \xi_i; i = 1, \dots, l, \\ \frac{\partial L}{\partial \alpha} = 0 &\rightarrow y_i = \boldsymbol{\omega}^T \boldsymbol{\varphi}(\mathbf{x}_i) + b + \xi_i, i = 1, \dots, l. \end{aligned} \right\}, \quad (3)$$

式(3)消去  $\boldsymbol{\omega}$  和  $\boldsymbol{\xi}$ , 得到式(4):

$$\begin{bmatrix} 0 & 1 & \dots & 1 \\ 1 & K(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_1) + 1/\gamma & \dots & K(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_l) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & K(\mathbf{x}_l, \mathbf{x}_1) & \dots & K(\mathbf{x}_l, \mathbf{x}_l) + 1/\gamma \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} b \\ \alpha_1 \\ \vdots \\ \alpha_l \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ y_1 \\ \vdots \\ y_l \end{bmatrix}. \quad (4)$$

根据 Mercer 条件,使用核函数  $K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i)$ , LS-SVM 回归建模可表示为如下形式:

$$f(x) = \sum_{i=1}^l \alpha_i K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) + b, \quad (5)$$

式中: $a, b$  由式(4)求解出;核函数  $K(x_i, x_j)$  为满足 Mercer 条件的任意对称函数。本文选用 RBF 核: $K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \exp[-(\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j)^2 / (2\sigma^2)]$  构建数控机床热误差辨识建模 LS-SVM 回归模型。

### 4 温度传感器优化实验

#### 4.1 数控车床热误差辨识温度传感器布置实验

对一台 CK6140 数控车床进行了热误差辨识中的温度传感器优化配置实验,采用智能温度传感器测量数控车床主轴相关部位的温度,嵌入式测温系统获取采集得到的信号;采用高精度 CCD 激光位移传感器测量数控车床主轴的轴向与径向热变形。图 2 所示为温度传感器全局布置图。



图 2 温度传感器布置

Fig. 2 Placement of temperature sensors

根据上文提及的温度传感器布置策略,现将 16 个传感器分成 4 组,位置如下所示:

(1) 测量主轴温度场: 1~8 号传感器,如图 3 所示;

- (2)测量主轴轴承箱温度场:9~12号传感器;
- (3)测量机床温度场:13、14号传感器;
- (4)测量环境温度:15、16号传感器。

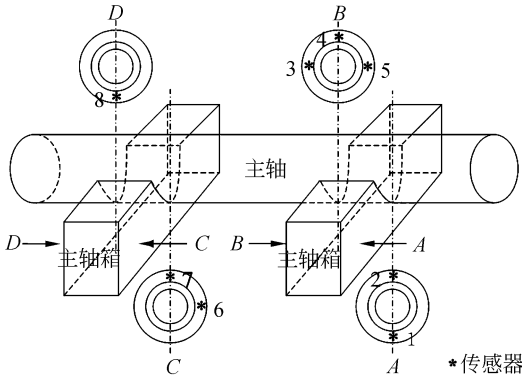


图3 关键温度测点选择

Fig. 3 Key measuring points of temperature

4.2 传感器优化选择与建模精度检验

数控车床空载运行6.5h,采集获得随时间变化的16处温度值以及主轴轴向、径向热变形位移。将所采集的实验数据隔6min取一组,共取65组数据用于基于LS-SVM方法的热误差训练建模。根据上节分组情况,在每组中任取一个传感器进行组合,采用遗传算法得到最优组合方式。

首先进行参数编码,对于个体如(1,10,14,16)代表一个编码,其中基因1,10,14,16表示前述传感器分布位置。设定初始种群大小为10,每个种群有10个个体,按随机方式产生。

然后设定适应度函数,每个种群按LS-SVM建模得到模型平均绝对百分比误差MAPE,用其百分率倒数作为适应度 $A=1/MAPE$ 。

$$MAPE = 100 \frac{\sum_{i=1}^n |(L_i - \hat{L}_i)/L_i|}{n} \quad (6)$$

接着对群体进行选择,以便选出优良个体作为父代繁殖子孙。采用与适应度值成比例的概率方法进行选择,对第*i*个个体,其选择概率为:

$$P_{s_i} = A_i / \sum_{i=1}^{10} A_i \quad (7)$$

依概率大小,复制10份到配对库,以便配对繁殖。

对上述配对库中的个体以交叉概率决定每对是否需要交叉操作,这里取交叉概率 $P_c=0.6$ 。如个体A与B配对,通过交叉可以得到两个新个体A'与B'。例如:

$$A \quad (1,9,13,|15) \rightarrow (1,9,13,16) \quad A'$$

$$B \quad (2,10,14,|16) \rightarrow (2,10,14,15) \quad B'$$

随机选择位串中的某些位以变异概率进行相应补集范围内改变,这里取变异概率 $P_m=0.07$ 。例如个体C的第四位进行变异,到新个体C':

$$C \quad (3,11,13,15) \rightarrow (3,11,13,16) \quad C'$$

依上述步骤进行遗传操作,产生新的群体,计算新群体个体适应度,然后继续新一轮遗传操作,直到群体最优个体适应度为最大或者达到预定进化代数,则终止循环。这里取进化代数为50代。应用LS-SVM进行热误差建模,利用遗传算法进行温度传感器优化,结果如表1所示。结果表明,在遗传算法进化到第8代,就已搜索到全局最优个体(2,10,13,15),该最优个体的适应度52.9为最大值,其对应的主轴轴向热误差建模平均绝对百分比误差1.89%为最小,与16个传感器全部选用进行LS-SVM建模得到的模型误差百分率1.76%非常接近。这说明采用此种传感器优化组合方式,有效降低了传感器的使用数量,且仍能保证理想的精度。采用相关系数法同样对4组传感器布置问题进行优化,优化结果与上述一致。从工程实际考虑,此种组合的传感器布置方案也是最为合理的。

表1 遗传算法优化结果

Tab.1 Result of genetic algorithm

进化代数	各代最优个体	MAPE	适应度 A
1	(1,10,14,16)	3.41%	29.3
2	(7,10,14,15)	3.28%	30.5
3	(4,11,13,15)	3.12%	32.1
4	(4,12,13,16)	2.83%	35.3
5	(5,12,13,16)	2.59%	38.6
6	(5,9,14,15)	2.35%	42.6
7	(2,10,14,15)	2.07%	48.3
8	(2,10,13,15)	1.89%	52.9

根据相应选择的(2,10,13,15)温度传感器信号与主轴热变形信号,使用LS-SVM建模,可得到主轴径向与轴向热误差预测结果,如图4所示。

从图4可见,采用遗传算法进行温度传感器优化选择后,得到的热误差模型依然保证了高的精度。其中轴向建模平均绝对百分比误差为1.89%,径向建模平均绝对百分比误差为2.04%。可见,采用遗传算法进行传感器优化,降低了传感

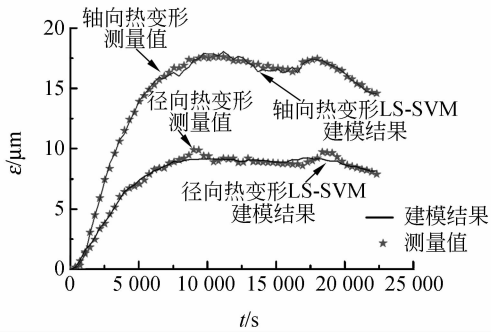


图 4 主轴轴向与径向 LS-SVM 建模

Fig. 4 LS-SVM models in axial and radial directions

器的使用数量,即减少了温度传感器数量,既节约了成本又提高建模运算速度,且能保证模型的精度。

## 5 结 论

在数控机床热误差辨识过程中引进遗传算法,对温度传感器进行筛选,使得温度变量的数量大为减少。使用 LS-SVM 方法进行回归建模,获得了很高的建模精度。充分利用遗传算法和 LS-SVM 相结合的优点,使得数控机床热误差模型更为实用与有效。建模实例表明,变量数量的减少使得在保证建模精度的条件下模型更加简单,其中轴向建模平均绝对百分比误差为 1.89%,径向建模平均绝对百分比误差为 2.04%,降低了数控机床热误差补偿的实施成本。

## 参考文献:

- [1] RAMESH R, MANNAN M A. Error compensation in machine tools-A review. Part II. Thermal errors [J]. *International Journal of Machine Tool & Manufacture*, 2000, 40(9): 1257-1284.
- [2] 杜正春,杨建国,窦小龙,等. 基于 RBF 神经网络的数控机床热误差建模[J]. 上海交通大学学报,2003,37(1): 26-29.
- [3] DU ZH CH, YANG J G, DOU X L, *et al.*. Thermal error modeling of CNC turning center using radial basis function neural network [J]. *Journal of Shanghai Jiaotong University*, 2003, 37(1): 26-29. (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.
- [5] FU J ZH, CHEN Z CH. 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)
- [6] LIN W Q, XU Y Z, FU J Z. Thermal error modeling and compensation of spindles based on LS-SVM [C]. *International Technology and Innovation Conference, Hangzhou: IET Press*, 2006:1160-1166.
- [7] 杨建国,邓卫国,任永强,等. 机床热补偿中温度变量分组优化建模[J]. 中国机械工程,2004,15(6): 478-480.
- [8] YANG J G, DENG W G, REN Y Q, *et al.*. Grouping optimization modeling by selection of temperature variables for the thermal error compensation on machine tools [J]. *China Mechanical Engineering*, 2004, 15(6): 478-480. (in Chinese)
- [9] LO C H, YUAN J X, NI J. Optimal temperature variable selection by grouping approach for thermal error modeling and compensation [J]. *International Journal of Machine Tools & Manufacture*, 1999, 39(9): 1383-1396.
- [10] GUO H Y, ZHANG L, ZHANG L L, *et al.*. Optimized sensor placement for urban flow measurement [J]. *Smart Materials and Structures*, 2004, 13: 528-534.
- [11] CYNTHIA S, ADITI C. Optimal sensor placement for damage characterization using genetic algorithms [C]. *Structures, Structural Dynamics & Materials Conference, California, ASME Press*, 2004:678-684.
- [12] 傅建中. 精密机械热动态监控理论及应用研究[D]. 杭州:浙江大学,1996.
- [13] FU J ZH. *Study on theory and application of thermal dynamical monitoring and control of precision machine* [D]. Hangzhou:Zhejiang University, 1996. (in Chinese)
- [14] 杨建国. 数控机床误差综合补偿技术及应用[D]. 上海:上海交通大学,1998.

YANG J G. *Error synthetic compensation technique and application for NC machine tools* [D]. Shanghai: Shanghai Jiaotong University, 1998. (in Chinese)

[11] 叶东,刘长英,车仁生,等. 基于遗传算法的像机虚拟立体校准技术研究[J]. 光学精密工程,2006,14(3): 485-489.

YE D, LIU CH Y, CHE R SH, *et al.*. Dummy solid camera calibration technology using genetic algorithm [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2006, 14(3): 485-489. (in Chinese)

[12] 陈华,叶东,陈刚,等. 遗传算法的数字图像相关搜索法[J]. 光学精密工程,2007,15(10): 1633-1637.

CHEN H, YE D, CHEN G, *et al.*. Digital image correlation search method based on genetic algorithm [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2007, 15(10): 1633-1637. (in Chinese)

[13] VAPNIK V. *Nature of Statistical Learning Theory* [M]. New York: Springer Verlag, 1999.

[14] SUYKENS J A K, Van GESTEL T, de BREBANTER J, *et al.*. *Least Squares Support Vector Machines* [M]. Singapore: World Scientific Pub. Co., 2002.

作者简介:林伟青(1977—),女,福建福州人,博士研究生,主要从事数控技术,精密机床等方向的研究。E-mail: lethe\_lwq@163.com

傅建中(1968—),男,浙江衢州人,教授,博士生导师,主要从事微细加工、精密机械、智能机床、数控技术等方向的研究。E-mail: fjz@zju.edu.cn

陈子辰(1950—),男,福建福州人,教授,博士生导师,主要从事微细加工、精密机械、精密测量等方面的研究。E-mail: chenzc@zju.edu.cn

## ●下期预告

# 一种新型棱镜型双通道光纤旋转连接器的设计

徐峰<sup>1</sup>,张瑞珏<sup>1</sup>,汪光骐<sup>1</sup>,王璐<sup>2</sup>,赵克俊<sup>2</sup>,余雷<sup>2</sup>,张静<sup>1</sup>,俞本立<sup>1</sup>

(1. 安徽大学 光电信息获取与控制教育部重点实验室,安徽合肥 230039;

2. 华东电子工程研究所第38研究所,安徽合肥 230039)

分析了棱镜型多通道光纤旋转连接器的结构及原理,对解旋转机制进行了分析,并由此设计了一种新的应用方双柱面解旋转棱镜结构的双通道光纤旋转连接器,该方双柱面棱镜是一种解旋转棱镜,棱镜两侧边界面为对称柱面,这样的结构可使从一侧入射的光线经折射到达另一侧柱面的对称位置平行射出,从而实现解旋转。通过对新型结构的光纤旋转连接器的耦合特性分析,结果表明其损耗主要由机械误差和解旋转棱镜球差所产生,数值模拟结果表明该结构的光纤旋转连接器的插入损耗可 $<2.0$  dB。这一性能完全能满足雷达等相关军事装备对双通道光纤旋转连接器的应用要求,具有广泛的应用前景。