

DOI: 10.7652/xjtuxb201910006

精密进给系统热误差的协同训练 支持向量机回归建模与补偿方法

朱星星^{1,2}, 赵亮^{1,2}, 雷默涵^{1,2}, 王帅^{1,2}, 凌正^{1,2}, 杨军^{1,2}, 梅雪松^{1,2}

(1. 西安交通大学陕西省智能机器人重点实验室, 710049, 西安;
2. 西安交通大学机械制造系统工程国家重点实验室, 710049, 西安)

摘要: 针对精密进给系统热误差的数据稀缺且获取成本高的问题,提出了一种基于协同训练支持向量机回归算法(COSVR)的精密进给系统热误差建模与补偿方法。通过整合标记数据(温度和热误差)及未标记温度数据建立热误差模型,利用基于西门子 840D 数控系统开发的补偿方法进行补偿。以精密镗床双驱动滚珠丝杠进给系统 X 轴为研究对象,进行热特性实验,获取 24 m/min 进给速度下的标记数据和 12 m/min 进给速度下的未标记温度数据,利用 COSVR 整合所有数据建立热误差模型,并通过遗传算法优化的支持向量机回归算法(GA-SVR)仅选用标记数据建立对照模型,获取 18 m/min 进给速度下的标记数据用于模型性能测试。结果表明:与 GA-SVR 模型相比,COSVR 模型的均方根误差减少了 34.14%,且在 100 min 和 520 min 时的误差范围分别减小了 62.62%和 55.85%。COSVR 模型具有更好的预测性能且能更有效地降低热误差,进一步提高了精密进给系统热误差的建模精度。

关键词: 精密镗床;进给系统;协同训练;支持向量机回归;无标记数据

中图分类号: TG502.15 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2019)10-0040-08

Co-Training Support Vector Machine Regression Modeling and Compensation for Thermal Error of Precision Feed System

ZHU Xingxing^{1,2}, ZHAO Liang^{1,2}, LEI Mohan^{1,2}, WANG Shuai^{1,2},
LING Zheng^{1,2}, YANG Jun^{1,2}, MEI Xuesong^{1,2}

(1. Shaanxi Key Laboratory of Intelligent Robots, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China;
2. State Key Laboratory for Manufacturing Systems Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: Considering the problem of high cost and scarcity of thermal error data acquisition for precision feed system, a modeling and compensation strategy for the thermal error of precision feed system based on co-training support vector machine regression is proposed. This strategy establishes thermal error model by integrating labeled data such as temperature error and thermal error and unlabeled temperature data, then compensates the compensation method based on Siemens 840D NC system. Taking X-axes of double-drive ball screw feed system of precision boring machine as the research object, thermal characteristic experiments are carried out. The labeled data at 24 m/min feeding speed and the unlabeled temperature data at 12 m/min feeding speed are obtained. The thermal error model is constructed by integrating all data with COSVR,

and only the labeled data are used to construct the control model with support vector machine regression algorithm optimized by genetic algorithm(GA-SVR). The labeled data at 18 m/min feeding speed are obtained for model performance test. Compared with GA-SVR model, the root mean square error of COSVR model is reduced by 34.14%, and the error range at 100 min and 520 min is reduced by 62.62% and 55.85% respectively. The results show that COSVR model has better prediction performance and reduces thermal error more effectively to further improve the accuracy of thermal error modeling of precision feeding system.

Keywords: precision boring machine; feed system; co-training; support vector regression; unlabeled data

热误差在精密机床总误差中占很大比例,减小热误差是保证精密机床长期运行精度的关键。补偿作为一种经济有效的减小热误差的方法,已广泛应用于精密机床,而补偿效果则依赖于对机床运行过程中热误差的实时准确预测^[1-3]。

对于闭环控制的滚珠丝杠进给系统,滚珠丝杠的热变形(伸长和变形)会被闭环控制系统抵消,因此进给系统的线性定位误差实质上是由光栅尺的变形决定的。Kim 等研究了光栅尺热变形影响直线电机进给轴定位误差的机理,并采用有限元方法模拟了其热特性及热误差^[4]。Xu 等提出了一种将有限元法和改进的集总电容法(MLCM)相结合的方法^[5]。然而,考虑到精密进给系统中复杂的生热、传热和热量累积机理,基于有限元法和传热定理建立精确的热模型既费时又困难^[1]。此外,上述模型的实时性能也无法满足在线补偿的需求。

与基于有限元的方法相比,数据驱动的回归建模更易实现,所建立的模型也更容易满足在线补偿对实时性的需求。但是,数据驱动的建模方法泛化能力较差^[6-7],不利于模型在不同工况下生效。为此,不少研究人员考虑提高数据驱动建模方法的泛化能力。Ramesh 等提出了一种基于支持向量机回归(SVR)和贝叶斯网络(BN)的混合模型,根据工作条件的相似性对实验热数据进行分类,然后利用 SVR 对每类热误差进行建模,但该方法仅对于特定类别的工作条件是有效的^[6-7]。Shi 等分析了丝杠与热误差的关系,描述了热误差的分布,提出了两种回归建模方法^[8]。Liu 等阐述了大型龙门铣床预拉伸丝杠的热变形机理,对掌握机床热变形规律具有重要的参考价值^[9-10]。Chao 等提出了基于线性化自回归运动平均(WNN-LAMA)的小波神经网络,在不同的工作条件下,可以获得较好的预测精度^[11],缺点是需要热误差的实时反馈来预测下一个热误差值。

以上研究均对精密机床进给系统热误差模型的精度提升有所帮助,但这类仅改进回归算法的方法效果有限,需要引入新的信息以更好地预测进给系统的线性热误差。考虑到测量大量有效的线性热误差数据需要长期占用昂贵的测量仪器并长期保持稳定的环境温度,成本高且难度大。有学者指出,以热误差为标签,将包含热误差和温度的数据称作标记数据,仅包含温度的数据称作未标记数据,通过半监督学习方法在标记数据和未标记温度数据间产生协同作用,将二者整合使用,有助于提高进给系统热误差模型的泛化能力^[12]。未标记温度数据获取成本低,在不能测量定位误差的多数场合中,仍可被采集。例如,在加工过程中不能安装反射镜和干涉镜,但温度测量仍可继续进行,这样可以在丰富训练数据的同时,减少对热误差实验的需求^[13]。

协同训练算法可以有效地利用未标记温度数据来提高回归预测精度^[14]。因此,本文提出了一种基于协同训练支持向量机回归(COSVR)的精密进给系统热误差建模与补偿方法。COSVR 方法具有利用未标记温度数据的能力,同时继承了 SVR 的优点,如抗噪声能力强、泛化能力强、训练数据需求量小等。本文研究对象为精密镗床上的双驱动滚珠丝杠进给系统 X 轴。

1 协同训练支持向量机回归算法

1.1 支持向量机回归

应用支持向量机回归的目的是寻找一个具有有限训练数据集的连续近端线性函数。数据集是 $(x_i, y_i), i=1, \dots, n$, 其中 x 是 D 维输入, $x \in \mathbf{R}^D$, y 是一维输出, $y \in \mathbf{R}$ 。在 SVR 中,首先利用核函数将输入 x 映射到高维特征空间,然后在此高维特征空间中建立模型^[15-17]。

建立最小化 SVR 模型

$$\min \left. \begin{aligned} & \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + C \sum_{i=1}^n (\xi_i \xi_i^*) \\ \text{s. t. } & \begin{cases} y_i - f(\mathbf{x}_i, \omega) \leq \varepsilon + \xi_i^* \\ f(\mathbf{x}_i, \omega) - y_i \leq \varepsilon + \xi_i \\ \xi_i, \xi_i^* \geq 0, i = 1, \dots, n \end{cases} \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

式中: ε 为不敏感裕度(公差裕度)的宽度; ξ 为松弛变量, 它决定了与不敏感裕度的偏差距离; C 为表征在不敏感裕度之外的数据点的公差的惩罚因子^[18]; 函数 f 表达式如下

$$f = \sum_{i=1}^l \alpha_i K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) \quad (2)$$

其中 $K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$ 是核函数, 是输入特征向量映射到高维的内积, $K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \phi^T(\mathbf{x}_i) \phi(\mathbf{x}_j)$ 。核函数使点积计算可作为一种针对训练数据相似度的预测手段。SVR 中常用的核形式很多, 本文选用径向基函数核对其进行研究

$$K(x_i, x_j) = \exp\left(-\frac{\|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|^2}{2\gamma^2}\right), \quad i \neq j \quad (3)$$

式中: γ 是(高斯)核宽度参数。

1.2 协同训练算法

本文对两个 SVR 学习器采用协同训练算法, 每个 SVR 学习器将为其他 SVR 学习器的训练选择并标记适当的未标记数据^[14, 19-20]。 h_1 和 h_2 分别代表两个不同的 SVR 学习器, L_1 和 L_2 分别代表 h_1 和 h_2 的训练集。采用遗传算法对 h_1 和 h_2 进行训练。给定标记数据集 $L = \{(x_1, y_1), (x_2, y_1), \dots, (x_{|L|}, y_{|L|})\}$ 和未标记数据集 $U = \{x'_1, x'_2, \dots, x'_{|U|}\}$ 。

从标记数据集 L 中选取 L_1 和 L_2 对初始 h_1 和 h_2 进行训练。未标记数据集 U' 是从 U 中随机选取的。在该算法中, 初始 h_1 和 h_2 的差异来自于不同的训练数据集。为了更新模型, 选择了几个具有高置信度的未标记数据来标记两个 SVR 学习器。

迭代学习过程开始时, 将 h_1 从 U' 中选择的最可信的未标记数据 x_{u1} 和预测结果 $\tilde{y}_1$ 加到 h_2 的训练集 L_2 中。 $\tilde{y}_j$ 和 x_{uj} ($j=1, 2$) 之间的关系是

$$\tilde{y}_j = h_j(x_{uj}) \quad (4)$$

对 h_2 进行同样操作。采用已更新的 L_1 和 L_2 分别对 SVR 学习器 h_1 和 h_2 进行培训, 重复该过程直到迭代次数达到最大值, 或者未标记数据集 U' 为空, 没有 x_u 可被选择。将 SVR 学习器 h_1 和 h_2 最终值的平均值作为输出。COSVR 算法的流程如图 1 所示。

在算法迭代中, 预测未标记数据的标记置信度非常关键。挑取置信度最高的未标记数据是为了使

SVR 学习器与标记数据集最一致。 h_j 和 h'_j ($j=1, 2$) 分别代表所选未标记数据 x_u 添加到 L_j 前、后的 SVR 学习器, 用这两个 SVR 学习器的均方误差 δ 之差表示置信度

$$\Delta u = \delta - \delta' =$$

$$\frac{1}{k} \sum_{x_i \in L} ((y_i - h(x_i))^2 - (y_i - h'(x_i))^2) \quad (5)$$

如果 $\Delta u > 0$, 可将具有最高置信度的未标记数据和预测结果 $(x_{uj}, \tilde{y}_j)$ 添加到相应的训练集, 然后将该数据从未标记数据集 U 中删除。基于流形假设, 与被选数据最近邻的 k 个标记数据的标签平均值 $h(x_u) = \sum_{i=1}^k h(x_i)/k$, 可用作此数据标签值的近似替代。如果 $\Delta u < 0$, 则不会进行任何添加, 过程继续进行。

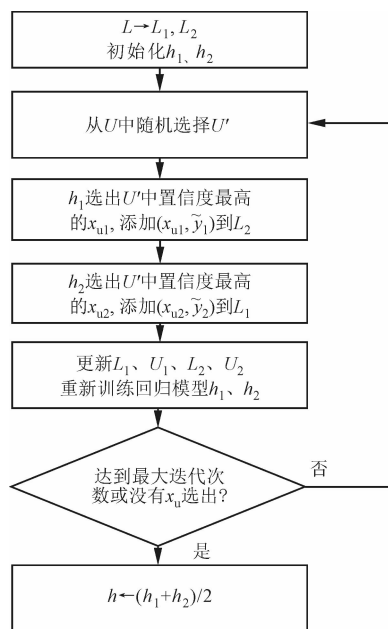


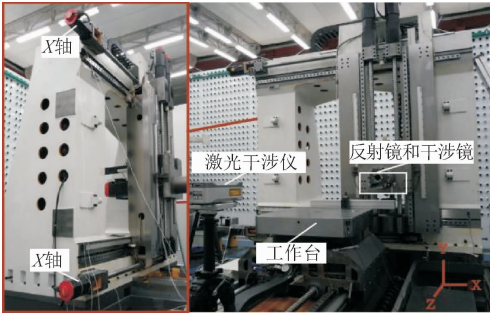
图1 COSVR算法的流程

2 进给轴热实验

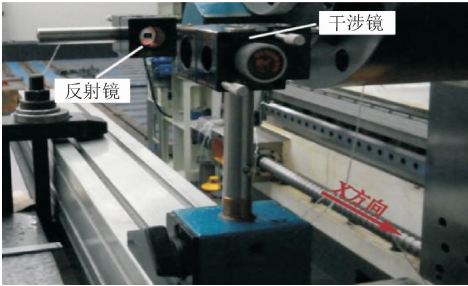
针对进给轴热实验, 本课题组建立了同步热测量系统。采用激光干涉仪测量进给轴^[21-22]的热误差(定位误差), 采用基于 NI-SCXI 的采集系统, 测量热敏感点的温度^[23-24]。

实验对象为精密镗床的双驱动滚珠丝杠进给系统 X 轴, 最大进给速度为 30 m/min。在 $(20 \pm 1)^\circ\text{C}$ 的恒定环境温度下进行热实验, 实验装置如图 2 所示, 反射镜安装在主轴轴端上, 干涉镜固定在工作台上(见图 2b)。温度传感器主要位于热敏感部件上(见图 3a), 其中 T_i ($i=1, 2, \dots, 9$) 代表 PT100 传感

器的编号,温度采集系统的组成如图 3b 所示。

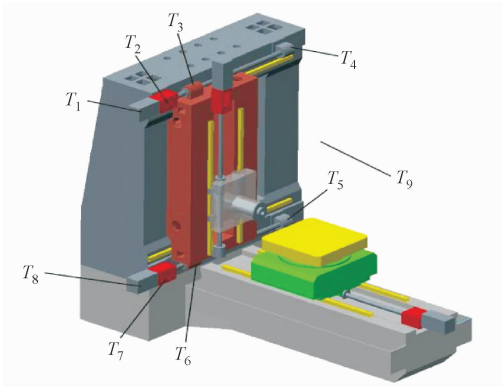


(a)激光干涉仪安放位置

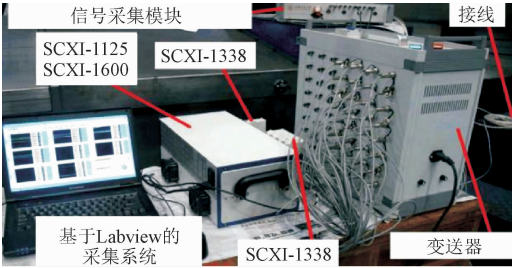


(b)干涉镜与反射镜的安装位置

图 2 线性热误差测量的实验装置



(a)温度测点分布



(b)温度采集系统

图 3 温度测量系统示意图

为获取标记数据,共进行了两组实验:一组在 24 m/min 的进给速度下进行,持续 600 min(见表 2),数据用于建模;一组在 18 m/min 的进给速度下进行,持续 520 min(见表 2),数据用于模型性能测

试。此外,在 12 m/min 的进给速度下采集了未标记温度数据,持续 520 min(结果见表 2)。

表 2 获取标记数据的实验参数

工作条件	进给速度/ $\text{m} \cdot \text{min}^{-1}$	运行时间/min
标记数据	24	600
未标记数据	12	520
测试数据	18	520

实验中,取样间隔时间为 30 s。为消除微小测量误差的影响并减少训练数据量,对测量数据进行平滑处理,平滑后数据点间的时间间隔为 5 min。

3 算法的应用

选取实验数据用于双驱动滚珠丝杠进给系统 X 轴热误差的建模。其中,标记数据是在 24 m/min 的进给速度下测得的(结果见图 4、图 5),未标记温度数据是在 12 m/min 的进给速度下测得的(结果见图 6)。

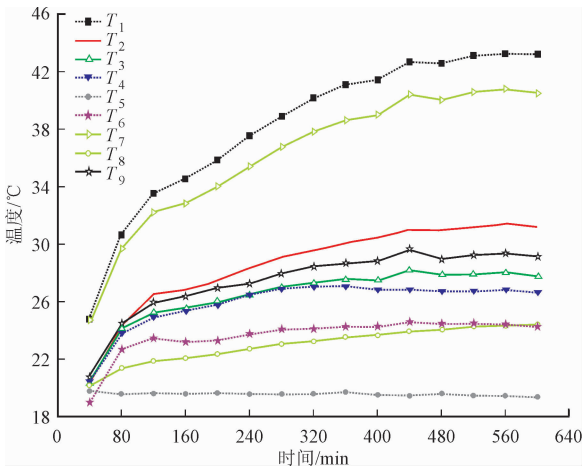


图 4 进给速度为 24 m/min 时的各测点温度数据

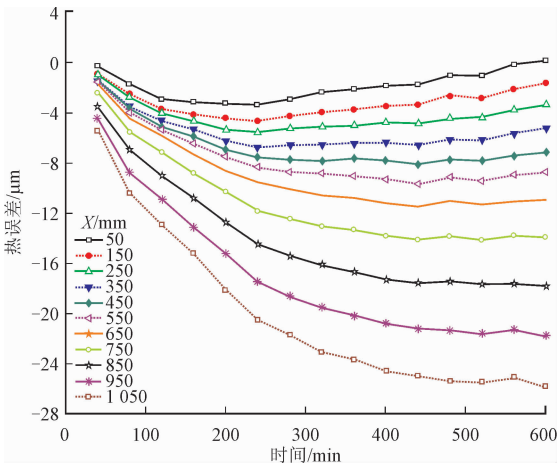


图 5 进给速度为 24 m/min 时的 X 轴不同位置处的热误差数据

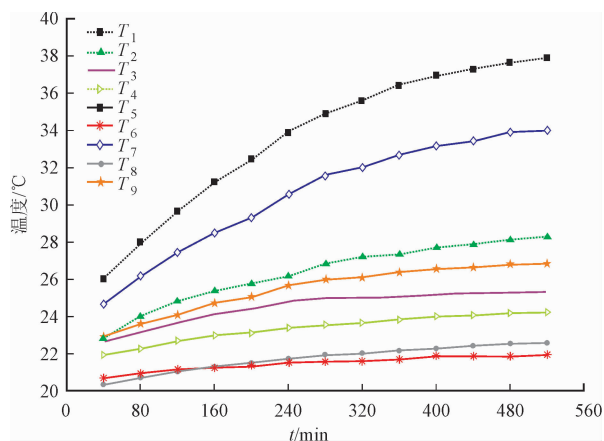


图 6 进给速度为 12 m/min 时的各测点温度数据

考虑到 X 轴是双驱动的,我们认为所有热测点的温度都可以在误差建模中提供独特而有用的信息,所以不需要特征选择程序,所有测量的温度都作为热误差建模的输入。

首先使用所有数据(见图 4~图 6)建立 COSVR 模型,然后利用遗传算法对 SVR 参数进行优化,仅使用标记数据(见图 4、图 5)建立 GA-SVR 模型。

4 误差预测与补偿性能

4.1 模型预测性能

使用 18 m/min 下测得的热数据(表 2)进行模型性能预测,测试用的温度数据如图 7 所示。

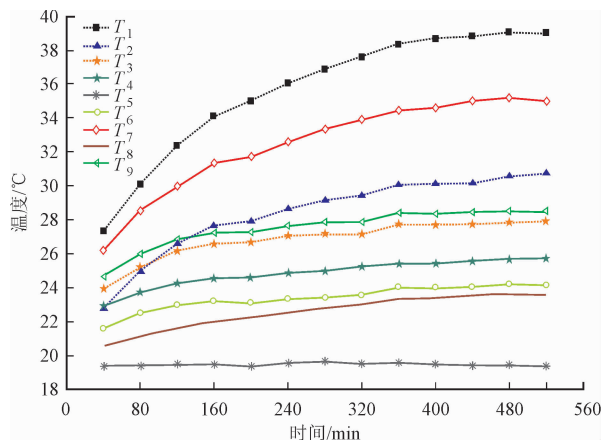
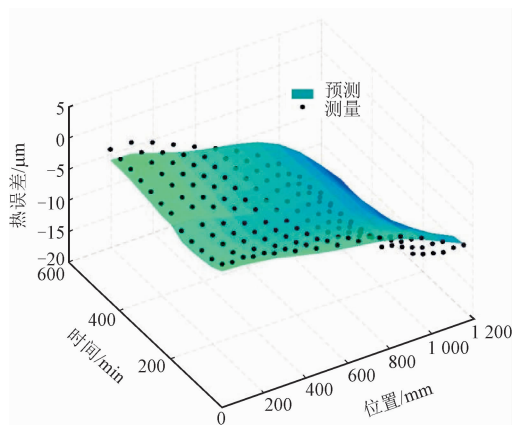


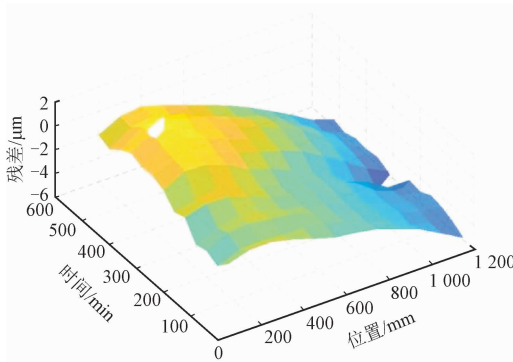
图 7 进给速度为 18 m/min 时的各测点温度数据

图 8 和图 9 显示了已建立模型提供的预测值(面)和用于测试的实际测量值(散点),二者的预测曲面相似(见图 8a 和图 9a),但 COSVR 模型的预测值残差(见图 8b)小于 GA-SVR 模型的预测值残差(见图 9b)。

为评估已建立的模型,计算预测值的均方根误差 ϵ ^[25]



(a)测量值与 COSVR 方法预测的曲面

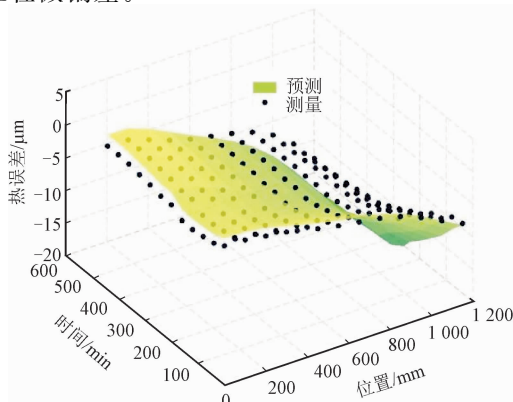


(b)COSVR 方法预测的残差

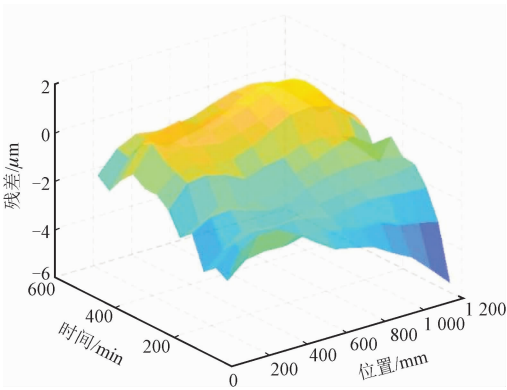
图 8 基于 COSVR 方法的热误差预测

$$\epsilon = \left(\sum_{i=1}^n (x_i - \mu_i)^2 / n \right)^{1/2} \quad (6)$$

式中: x_i 为热误差预测值; μ_i 为热误差测量值; n 表示个数。计算得到 COSVR 模型的均方根误差 ϵ 为 1.055 7, 小于 GR-SVR 模型的均方根误差 δ 的 1.397 1, 改进后模型预测值的均方根误差 ϵ 减小了 34.14%。此外,虽然两种模型的残差曲面分布不同,但均在 $-6 \sim 2 \mu\text{m}$ 范围内,说明它们的预测值都存在轻微偏差。



(a)测量值与 GA-SVR 方法预测的曲面



(b)GA-SVR 方法预测的残差

图 9 基于 GA-SVR 方法的热误差预测

4.2 模型补偿性能

课题组基于西门子 840D 数控系统开发补偿方法^[21-22],分别利用 COSVR 方法和 GA-SVR 方法对 X 轴进行补偿。本文方法将补偿信号叠加在原坐标值上,在数控系统的位置回路中形成新的坐标。新坐标产生新的误差抵消原有的误差,并实现补偿。

图 10 是热误差补偿的示意图。温度数据由 RTD 传感器(PT100)采集,发送至计算机,利用建立的模型计算误差补偿值。然后,通过数控系统上的人机界面(HMI)将误差补偿发送到可编程逻辑控制器(PLC)。在 840D 二次开发的基础上,将热误差补偿模块嵌入到数控系统中,最后将热误差补偿插入位置环,实现热误差补偿。

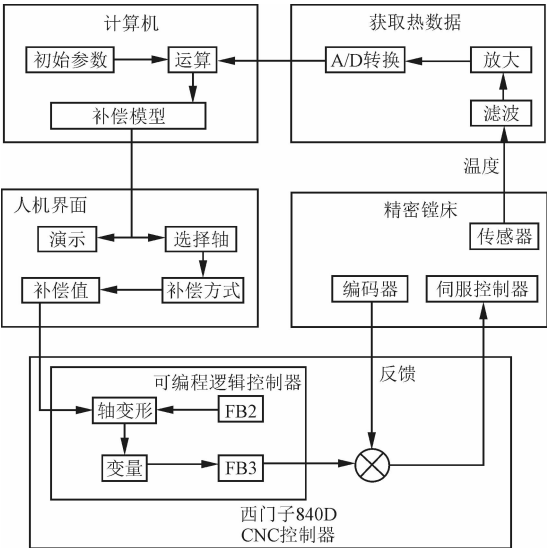
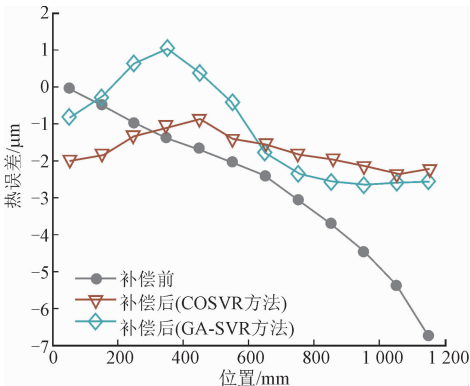


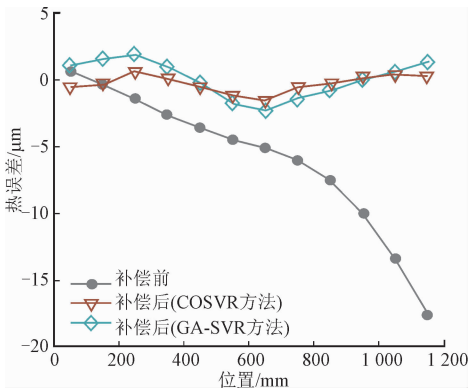
图 10 热误差补偿示意图

在精密镗床以 5 m/min 的进给速度预热约 1 h 后开始补偿,补偿时的进给速度为 18 m/min,运行 100 min 后,无补偿热误差为 $-6.732\sim0.034\text{ }\mu\text{m}$, COSVR 方法和 GA-SVR 方法补偿后的热误差分别

为 $-2.323\sim-0.907\text{ }\mu\text{m}$ 和 $-2.633\sim1.155\text{ }\mu\text{m}$ (见图 11a)。运行 520 min 后,无补偿热误差为 $-17.729\sim0.604\text{ }\mu\text{m}$, COSVR 方法和 GA-SVR 方法补偿后的热误差分别为 $-1.176\sim0.731\text{ }\mu\text{m}$ 和 $-2.399\sim1.920\text{ }\mu\text{m}$ (见图 11b)。与 GA-SVR 模型相比, COSVR 模型在运行 100 min 和 520 min 时的误差范围分别减小了 62.62% 和 55.85%。这表明, COSVR 模型在补偿方面优于 GA-SVR 模型。



(a)运行 100 min



(b)运行 520 min

图 11 进给速度为 18 m/min 时的补偿效果对比

5 结 论

在机床热特性实验过程中,很多工况下难以在线测量热误差,但仍可获取未标记温度数据。未标记温度数据通常更容易采集,也更为丰富,可作为新的信息源引入到热误差模型,从而提高模型的通用性。本文提出了一种基于协同训练支持向量机回归的精密进给系统热误差建模方法。本文方法具有泛化能力强、拟合度高等优点,且可整合未标记温度数据进行训练。

在精密镗床的双驱动滚珠丝杠进给系统 X 轴上对 COSVR 算法进行了实验验证,与遗传算法优化的支持向量机回归算法(GA-SVR)相比, COSVR

方法预测值的均方根误差 ϵ 降低了 34.14%, 补偿后的误差范围在 100 min 和 520 min 时刻分别减小了 62.62% 和 55.85%。该结果表明, COSVR 方法具有更好的性能, 能更有效地减低热误差。研究结果为精密进给系统热误差模型提供了一个更优化的建模方法。

参考文献:

- [1] MAYR J, JEDRZEJEWSKI J, UHLMANN E, et al. Thermal issues in machine tools [J]. CIRP Annals, 2012, 61(2): 771-791.
- [2] 王新孟, 杨军, 梅雪松, 等. 精密坐标镗床进给系统热误差分析与预测 [J]. 西安交通大学学报, 2015, 49(10): 22-28.
WANG Xinmeng, YANG Jun, MEI Xuesong, et al. Analysis and prediction for thermal error of precision coordinate boring machine [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2015, 49(10): 22-28.
- [3] 孙志超, 陶涛, 黄晓勇, 等. 车床主轴与进给轴耦合热误差建模及补偿研究 [J]. 西安交通大学学报, 2015, 49(7): 105-112.
SUN Zhichao, TAO Tao, HUANG Xiaoyong, et al. Modeling and compensation of coupled thermal error of spindle and feed shafts [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2015, 49(7): 105-112.
- [4] KIM J J, JEONG Y H, CHO D W. Thermal behavior of a machine tool equipped with linear motors [J]. International Journal of Machine Tools and Manufacture, 2004, 44(7/8): 749-758.
- [5] XU Z Z, CHOI C, LIANG L J, et al. Study on a novel thermal error compensation system for high-precision ball screw feed drive; 2nd report Experimental verification [J]. International Journal of Precision Engineering and Manufacturing, 2015, 16(10): 2139-2145.
- [6] RAMESH R, MANNAN M A, POO A N. Thermal error measurement and modelling in machine tools [J]. International Journal of Machine Tools and Manufacture, 2003, 43(4): 391-404.
- [7] RAMESH R, MANNAN M A, POO A N, et al. Thermal error measurement and modelling in machine tools; part II Hybrid Bayesian network-support vector machine model [J]. International Journal of Machine Tools and Manufacture, 2003, 43(4): 405-419.
- [8] SHI H, MA C, YANG J, et al. Investigation into effect of thermal expansion on thermally induced error of ball screw feed drive system of precision machine tools [J]. International Journal of Machine Tools and Manufacture, 2015, 97: 60-71.
- [9] LIU K, LIU H B, LI T, et al. Prediction of comprehensive thermal error of a preloaded ball screw on a gantry milling machine [J]. Journal of Manufacturing Science and Engineering, 2018, 140(2): 021004.
- [10] LIU K, WANG Y Q, LIU Y, et al. Research on thermo-mechanical coupled experiments and thermal deformation evolution of preloaded screw [J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2018, 99(9/10/11/12): 2441-2450.
- [11] JIN C. Wavelet neural network based on NARMA-L2 model for prediction of thermal characteristics in a feed system [J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2011, 24(1): 33.
- [12] BENNETT K P, DEMIRIZ A. Semi-supervised support vector machines [C]//Proceedings of the Conference on Advances in Neural Information Processing Systems; II. Boston, USA: MIT Press, 1999: 368-374.
- [13] DING S F, ZHU Z B, ZHANG X K. An overview on semi-supervised support vector machine [J]. Neural Computing and Applications, 2017, 28(5): 969-978.
- [14] ZHOU Zhihua, LI Ming. Semi-supervised regression with co-training [C]//Proceedings of the 19th International Joint Conference on Artificial Intelligence. San Francisco, USA: Morgan Kaufmann Publishers Inc., 2005: 908-913.
- [15] SMOLA A J, SCHÖLKOPF B. A tutorial on support vector regression [J]. Statistics and Computing, 2004, 14(3): 199-222.
- [16] CHERKASSKY V. The nature of statistical learning theory ~ [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1997, 8(6): 1564.
- [17] STOEAN R, DUMITRESCU D, PREUSS M, et al. Evolutionary support vector regression machines [EB/OL]. [2019-05-13]. <http://doi.org/10.1109/SYNASC.2006.39>.
- [18] CHERKASSKY V, MA Y Q. Practical selection of SVM parameters and noise estimation for SVM regression [J]. Neural Networks, 2004, 17(1): 113-126.
- [19] WANG Xi, FU Li, MA Lei. Semi-supervised support vector regression model for remote sensing water quality retrieving [J]. Chinese Geographical Science, 2011, 21(1): 57-64.
- [20] ZHOU Zhihua, LI Ming. Semisupervised regression with cotraining-style algorithms [J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2007, 19

- (11): 1479-1493.
- [21] YANG J, MEI X S, FENG B, et al. Experiments and simulation of thermal behaviors of the dual-drive servo feed system [J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2015, 28(1): 76-87.
- [22] YANG J, ZHANG D S, MEI X S, et al. Thermal error simulation and compensation in a jig-boring machine equipped with a dual-drive servo feed system [J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers; Part B Journal of Engineering Manufacture, 2015, 229(S1): 43-63.
- [23] YANG J, SHI H, FENG B, et al. Thermal error modeling and compensation for a high-speed motorized spindle [J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2015, 77(5/6/7/8): 1005-1017.
- [24] 杨军, 施虎, 梅雪松, 等. 双驱伺服进给系统热误差的试验测量与预测模型构建 [J]. 西安交通大学学报, 2013, 47(11): 53-59.
- YANG Jun, SHI Hu, MEI Xuesong, et al. Measurement and modeling of thermal errors in dual-drive servo feed system [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2013, 47(11): 53-59.
- [25] HYNDMAN R J, KOEHLER A B. Another look at measures of forecast accuracy [J]. International Journal of Forecasting, 2006, 22(4): 679-688.

(编辑 杜秀杰)

(上接第 30 页)

- [11] TOUZI R, LOPES A, BOUSQUET P. Statistical and geometrical edge detector for SAR images [J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 1988, 26(6): 764-773.
- [12] SHUI P L, CHENG D. Edge detector of SAR images using Gaussian-gamma-shaped bi-windows [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2012, 9(5): 846-850.
- [13] 朱磊, 蔡飞飞, 王延年, 等. SAR 图像相干斑的非局部平均滤波算法 [J]. 西安交通大学学报, 2018, 52(4): 98-104.
- ZHU Lei, CAI Feifei, WANG Yannian, et al. A non-local means filtering algorithm for despeckling of SAR images [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2018, 52(4): 98-104.
- [14] MARAGOS P, SCHAFER R W. Morphological filters: Part II Their relations to median, order-statistic, and stack filters [J]. IEEE Transactions on Acoustics Speech & Signal Processing, 1987, 35(8): 1170-1184.
- [15] REES W G, SATCHELL M J F. The effect of median filtering on synthetic aperture radar images [J]. International Journal of Remote Sensing, 1997, 18(13): 2887-2893.
- [16] MA Z, HE K, WEI Y, et al. Constant time weighted median filtering for stereo matching and beyond [C]// IEEE International Conference on Computer Vision. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2014: 49-56.
- [17] EPPSTEIN D. On nearest-neighbor graphs [J]. Discrete & Computational Geometry, 1997, 17(3): 263-282.
- [18] ARBELAEZ P, MAIRE M, FOWLKES C, et al. Contour detection and hierarchical image segmentation [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2011, 33(5): 898-916.
- [19] WEI Q R, FENG D Z. An efficient SAR edge detector with a lower false positive rate [J]. International Journal of Remote Sensing, 2015, 36(14): 3773-3797.
- [20] FERNANDEZ-GARCIA N L, CARMONA-POYATO A, MEDINA-CARNICER R, et al. Automatic generation of consensus ground truth for the comparison of edge detection techniques [J]. Image Vision Computing, 2008, 26(4): 496-511.

(编辑 刘杨)