

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2210477

数字孪生下基于 DACS-MFAC 的数控机床热误差自适应预测方法*

杜柳青, 吕发良, 余永维

(重庆理工大学机械工程学院 重庆 400054)

摘要: 基于现代控制理论的经验建模法, 在针对数控机床不同生产工况时, 难以建立一种共性的热误差解决方案。探索了在数字孪生框架下以无模型驱动方式实现数控机床热误差自适应预测的研究。首先, 建立了机床“热传感-映射-融合与优化-驱动”数字孪生框架, 实现热特征信息在数字孪生体中的存储与融合。然后, 基于 MISO 系统的假设条件和动态线性化几何释义, 提出了一种不受被控系统任何结构数据影响的热误差无模型自适应控制 (MFAC) 方法。进一步, 基于动态发现概率和自适应步长的 DACS-MFAC 算法按照一定的周期更新系统参数, 实现数字孪生系统下热误差预测值的动态优化。实验结果表明, DACS-MFAC 方法具有适应性强、精度高、收敛性好等优点。

关键词: 数控机床; 热误差; 数字孪生; 无模型自适应控制; 动态自适应布谷鸟搜索

中图分类号: TH161 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.3599

DACS-MFAC-based adaptive prediction method for thermal errors of CNC machine tools under digital twin

Du Liuqing, Lyu Faliang, Yu Yongwei

(College of Mechanical Engineering, Chongqing University of Technology, Chongqing 400054, China)

Abstract: The empirical modeling method based on modern control theory is complex to establish a standard thermal error solution for different production conditions of CNC machine tools. Explore the research on adaptive prediction of thermal errors in CNC machine tools using model-free driving under the digital twin framework. Firstly, a digital twin framework based on the “thermal sensing-mapping fusion-optimization-drive” structure of machine tools is established to achieve the storage and fusion of thermal feature information in the digital twin. Then, based on the assumptions of the MISO system and the dynamic linearization geometric interpretation, a thermal error model free adaptive control (MFAC) method is proposed that is not affected by any structural data of the controlled system. Furthermore, based on the dynamic discovery probability and adaptive step size of the DACS-MFAC algorithm, the system parameters are updated according to a certain period to achieve dynamic optimization of thermal error prediction values in the digital twin system. Experimental result shows that the DACS-MFAC method has advantages such as strong adaptability, high accuracy, and good convergence.

Keywords: CNC machine tools; thermal error; digital twin; model-free adaptive control; dynamic adaptive cuckoo search

0 引言

数控机床外部及内部热源的复杂耦合, 致使机床热变形产生的热误差占机床整体加工误差的 40% ~ 70%^[1-3]。因此, 掌握数控机床热误差演化机理, 对其进

行监测和及时控制成为了研究重点。国内外对于热误差模型的构建通常按照建模机理分为两类: 1) 从机床热变形着手, 适用于机床热设计阶段的理论热误差建模; 2) 只考虑输入量与输出量关系的经验热误差建模, 以机床温度、热误差等数据作为“黑箱”的输入和输出, 以数学语言解析、验证输入与输出的关联关系。

收稿日期: 2022-09-22 Received Date: 2022-09-22

* 基金项目: 国家自然科学基金项目 (52375083)、重庆市自然科学基金项目 (cstc2021jcyj-msxmX0372)、重庆理工大学国家“两金”培育项目 (2022PYZ005) 资助

针对理论热误差模型的构建, Holkup 等^[4]基于热源与变形场的耦合关系, 利用有限元法建立主轴热力学模型, 以实现机床主轴的动态行为变化预测; Li 等^[5]提出了一种基于指数算法预测滚珠丝杠温度变化的算法, 并在此基础上准确定义了滚珠丝杠的热边界条件, 建立了综合补偿模型; Liu 等^[6]基于误差机理理论建模揭示了热膨胀的滞后性, 论证了热误差对历史热信息的长期记忆特性; Liu 等^[7]针对数控机床主轴箱进行有限元分析, 建立了误差链, 进而提出了一种基于螺母温度的定位误差模型, 并在实际运用中, 将 Z 轴热误差减小了 80%。

相对于理论热误差模型在建模时所面临的实际边界条件、热载荷的难确定性, 经验热误差模型因其建模及热误差补偿的便利性, 得到了广泛的应用。Liang 等^[8]开发了长短期记忆(long short-term memory, LSTM)预处理网络, 提高了热误差建模的计算效率和预测精度; 杨赫然等^[9]采用 Tent 混沌改进松鼠算法进而优化 BP 神经网络, 建立了温度与丝杆间的热误差模型, 并验证了改进后模型的优秀性; 孙兴伟等^[10]提出一种基于卷积神经网络-门控循环单元(CNN-GRU)组合神经网络的热误差模型, 并通过实验证明了模型的预测精度及鲁棒性; 刘占广等^[11]引入差分预测, 针对机床温升及热误差位移的相对量特性, 建立了一种鲁棒性强、预测精度较高的基于差分融合 LSTM 的热误差预测模型; Wu 等^[12]利用主轴热成像及温度测点建立了基于卷积神经网络的热误差模型, 提升预测精度达 90%~93%; Liu 等^[13]基于双向长短期记忆网络的热误差预测模型, 使机床加工误差降低了 85%; Liu 等^[14]提出了一种基于“不确定性-相关系数算法”的温度敏感点自适应选取原则, 并采用多元线性回归法建立了具有较高鲁棒性的数控机床热误差模型。

但上述理论研究在实用性上仍存在不足, 对于数控机床不同生产工况, 难以建立一种共性的解决方法, 其根本原因在于上述热误差预测模型本质均基于模型的控制理论(model-based control, MBC)进行构建。MBC 以历史数据及热误差系统机理为基础, 辨识出数控机床热误差的参数解析模型, 以系统输入数据, 实现对动态工况下的热误差输出数据进行自适应预测。在基于 MBC 理论的热误差建模过程中, 难以做到全面、实时和准确地反映系统热误差的实时演进过程, 致使在变工况以及未建模工况下热误差模型泛化性减弱, 准确性降低。同时, 基于 MBC 理论的预测模型的准确性取决于参数解析模型的精确度, 参数辨识精度越高, 误差补偿控制越准确, 由此带来的计算资源的需求也呈几何级数增加。数控机床热误差与生产工况高度耦合^[15-16], 具有高度的时变非线性特征, 因此亟待解决建模工况缺乏全面性或变工况场景下的热误差精确预测及控制问题。

数控机床热误差预测满足 MISO(multiple input and single output)系统的假设条件, 因此可基于数据驱动控制(data-driver control, DDC)方法^[17]的无模型自适应控制(model-free adaptive control, MFAC), 通过动态线性化方法将非线性时变受控系统转化为由伪偏导数(pseudo partial derivative, PPD)描述的动态线性化系统, 无需受控系统/过程的机理模型和参数解析模型, 以数据模型的形式, 仅通过输入输出信息进行系统 PPD 估计。在降低对计算资源需求的同时, 解决了建模工况不全面及模型迭代滞后导致的热误差预测准确率降低, 补偿困难的问题。在船舶控制^[18-19]、水位控制^[20]和水下航行器控制^[21]等领域, MFAC 算法已取得了显著的效果。

因此, 基于现代控制理论的经验热误差建模方法在理论和应用层面难以建立一种共性的解决方法, 本文融合布谷鸟搜索算法(cuckoo search, CS)具有全局搜索能力强、不易陷入局部最优的特性, 提出建立机床“热传感-映射-融合与优化-驱动”框架, 通过实时 I/O 数据驱动热误差的全局动态自适应预测, 即 CS-MFAC 预测。但 CS 算法存在收敛速度慢、后期活力缺乏等不足, 为提高预测方法的搜索和寻找最优解的能力, 进一步引入动态自适应(dynamic adaptation, DA)方法, 通过动态发现概率和自适应步长的方式, 来解决 CS 的不足。因此, 本文研究在数字孪生架构下基于动态发现概率和自适应步长的动态自适应布谷鸟搜索算法, 以 MFAC 方式进行数控机床热误差预测。结果表明, 本文方法具有自适应强、精度高、鲁棒性好等优点。

1 热误差“热传感-映射-融合与优化-驱动”数字孪生框架

数控机床复杂的力热耦合效应使机床热误差输入与输出呈非线性特征。基于孪生系统执行“热传感-映射-融合与优化-驱动”控制, 建立并优化温度传感监测与热误差监测的直观关联, 是进行基于 MFAC 的热误差准确预测的前提和关键。

参考五维数字孪生通用架构^[22], 建立物理实体层、虚拟实体层、数据层、服务层和驱动层五维架构, 其中数据层包含边缘服务端、云数据端, 如图 1 所示。

1) 物理实体层

实现机床的数据感知。以数控机床为核心, 融合数控机床内-外置传感器构建数控机床热误差物理实体, 实现五维孪生系统的“感知”功能, 进而将数据进行整合传输至数据层, 保证虚拟实体准确刻画数控机床全生命周期的热误差变化状态。

2) 虚拟实体层

包含机床内外结构感知数据的数字镜像体, 从几何、

2 基于 DACS-MFAC 的热误差动态自适应预测

2.1 基于数据驱动的热误差 MFAC 预测方法

数控机床因复杂的力热作用及其耦合扰动,热演变机制极其复杂,MFAC 方法将其等效为非线性多输入(多个温度测点)单输出(热误差)系统,即 MISO 系统^[24]:

$$e(k+1) = f(e(k), \dots, e(k-n_e), t(k), \dots, t(k-n_i)) \quad (1)$$

式中: t 为温度序列,是 MISO 系统的输入; e 为热误差,是 MISO 系统的输出; $e(k+1)$ 表示 $k+1$ 时系统热误差值; $t(k)$ 和 $e(k)$ 表示 k 时系统热误差 I/O 数据; n_e 和 n_i 表示系统阶数; $f(\cdot) \in R^m$ 函数为非线性。

基于 MISO 理论,数控机床热误差系统需满足如下两个假设条件。

1) 系统 I/O 有限,即温度值和热误差值为有限值。温度测点的输入及其变化会对应热变形的输出及其变化,即 MISO 系统中 $f(\cdot)$ 关于第 k 个变量的偏导数是连续的。

2) 输入温度增量为有界值。以能量的角度出发,输入温度的变化是有界的,对应生成的热误差一定是有界的,温度输入与热误差输出关系间一定存在一常数 $l > 0$ 。即 MISO 系统除有限时刻点外,对任意 $t(k_1) \neq t(k_2), k_1 \neq k_2, k_1, k_2 \geq 0$, 有 $|e(k_1+1) - e(k_2+1)| \leq \|t(k_1) - t(k_2)\|$ 。

动态线性化的几何释义如图 2 所示。

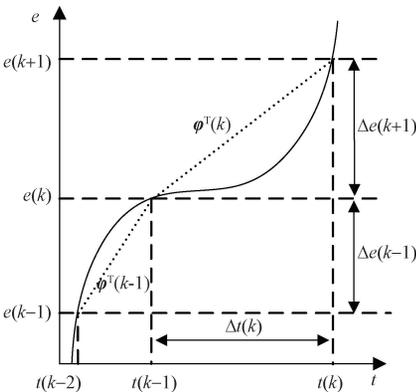


图 2 动态线性化的几何释义

Fig. 2 Geometric definition of dynamic linearization

根据文献[24]对紧格式动态线性化(compact form dynamic linearization, CFDL)的定义,当 $\|\Delta t(k)\| \neq 0$ (k 为时刻) 成立,一定有伪梯度向量 $\phi(k)$ 。故 MISO 热误差时变系统可等效为 MFAC 系统:

$$\Delta e(k+1) = \phi^T(k) \Delta t(k) \quad (2)$$

式中: $\|\phi(k)\| \leq l, \Delta t(k) = t(k) - t(k-1)$ 。

式(2)代表了一类非线性系统的时变“泛模型”,可以用式(2)代替非线性时变热误差系统。

由 $\Delta e(k+1)$ 的定义和式(1)可知:

$$\begin{aligned} \Delta e(k+1) = & f(e(k), \dots, e(k-n_e), t(k), \dots, t(k-n_i)) - \\ & f(e(k), \dots, e(k-n_e), t(k-1), t(k-1), \dots, t(k-n_i)) + \\ & f(e(k), \dots, e(k-n_e), t(k-1), t(k-1), \dots, t(k-n_i)) - \\ & f(e(k-1), \dots, e(k-n_e-1), t(k-1), \dots, t(k-n_i-1)) \end{aligned} \quad (3)$$

令:

$$\begin{aligned} \phi^T(k) = & f(e(k), \dots, e(k-n_e), t(k-1), t(k-1), \\ & \dots, t(k-n_i)) - f(e(k-1), \dots, e(k-n_e-1), t(k-1), \\ & \dots, t(k-n_i-1)) \end{aligned} \quad (4)$$

由假设条件 1) 和 Cauchy 微分中值定理,式(3)可转为:

$$\Delta e(k+1) = \frac{\partial f^*}{\partial t(k)} \Delta t(k) + \phi^T(k) \quad (5)$$

式中: $\partial f^* / \partial t(k)$ 表示 $f(\cdot)$ 关于第 $(n_e + 2)$ 个变量的偏导数在 $[e(k), \dots, e(k-n_e), t(k-1), t(k-1), \dots, t(k-n_i)]^T$ 和 $[e(k), \dots, e(k-n_e), t(k), t(k-1), \dots, t(k-n_i)]^T$ 之间某一点处的值。

对每一固定时刻 k 将 $\eta(k)$ 变量引入,有:

$$\phi^T(k) = \eta(k) \Delta t(k) \quad (6)$$

由于 $|\Delta t(k)| \neq 0$, 则一定存在唯一解 $\eta^*(k)$, 令 $\phi^T(k) = \partial f^* / \partial t(k) + \eta^*(k)$, 则式(5)可写为 $\Delta e(k+1) = \phi^T(k) \Delta t(k)$, 结合假设条件 2, 可得 $\phi^T(k)$ 有界, 也意味着算法满足收敛性条件。

该动态数据驱动热误差的 MFAC 系统仅受被控系统 I/O 数据驱动,因此合理范围内的输入是 MFAC 控制系统的关键,设置如下的热误差控制目标函数,限制输入,进而提高受控系统的稳定性:

$$\begin{aligned} J(t(k)) = & [e^*(k+1) - e(k)]^2 + \\ & \lambda \|t(k) - t(k-1)\|^2 \end{aligned} \quad (7)$$

式中: $e^*(k+1)$ 为 $k+1$ 时刻期望输出; λ 为保证系统输入平滑性的权重系数。

将等效系统式(2)代入系统式(7),对 $e(k)$ 求偏导,令 $e(k) = 0$, 可得 CFDL 控制算法:

$$t(k) = t(k-1) + \frac{\rho \phi(k)}{\lambda + \|\phi(k)\|^2} [e^*(k+1) - e(k)] \quad (8)$$

式中: $\lambda > 0$, λ 间接控制 PPD 的变化,提高热误差预测系统的鲁棒性,调节响应速度; $\rho > 0$, 为调节系统泛化性的输入控制步长系数。

由式(8)可知, k 时刻仅参数 $\phi(k)$ 未知,基于数字孪生框架,提取并处理系统实时 I/O 信息动态求解 $\phi(k)$, 即可实现热误差系统的自适应预测。

因偏导数是时变的,而热误差为无模型控制,因此采用孪生系统内的 I/O 数据估计准则函数,可解得 PPD 的 $\phi(k)$:

$$J(\phi(k)) = \mu |\phi(k) - \hat{\phi}(k-1)|^2 + [e(k) - e(k-1) - \phi^T(k)\Delta t(k-1)]^2 \quad (9)$$

式中: $\hat{\phi}(k)$ 为 PPD 估计值。式(9)中第 1 项保证系统针对输入合理地产生输出;第 2 项限制 PPD,防止系统输入变化进而发生震荡。为了提高机床精度,热误差预测值必须实时输出或周期更新,而采用式(9)进行逆计算耗时,降低了数控机床热误差预测和补偿的实时性。因此,以 $\phi(k)$ 求极值的方式设置 PPD 估计法:

$$\hat{\phi}(k) = \hat{\phi}(k-1) + \frac{\eta\Delta t(k-1)}{\mu + \|\Delta t(k-1)\|^2} [\Delta e(k) - \hat{\phi}^T(k-1)\Delta t(k-1)] \quad (10)$$

式中: η 为步长系数, $\eta \in (0, 2)$; μ 为权重系数,且 $\mu > 0$ 。

将式(10)代入式(2)即可实现基于数据驱动的热误差无模型自适应预测:

$$e(k+1) = e(k) + \hat{\phi}^T(k)\Delta t(k) \quad (11)$$

可知,该自适应预测方法不受被控系统任何结构数据影响。参数 λ 、 μ 和 ρ 、 η 可在线调整并实时更新,以提高预测算法的鲁棒性和准确性。

2.2 基于 DACS 的热误差参数全局优化

CS 算法在前期具有全局寻优能力强、鲁棒性强的突出优势,但后期收敛速度会明显降低,因此进一步引入动态发现概率及自适应步长,即 DA 优化算法,利用云数据端的高性能计算框架通过 DACS 算法对关键参数 λ 、 μ 和 ρ 、 η 进行参数寻优,原理如图 3 所示。

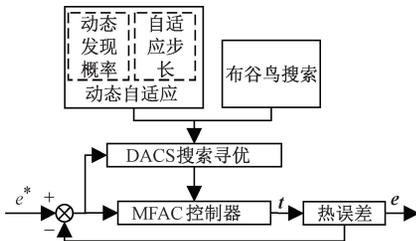


图3 DACS-MFAC 参数优化原理

Fig. 3 DACS-MFAC parameter optimization principle

1) 基于 CS 的热误差参数全局优化

CS 是一种模拟生物种群的智能优化算法,通过模拟布谷鸟产卵前搜索最优鸟巢,并使蛋卵独享宿主抚养的寄生方式提高蛋卵成活率及繁育下一代,即需实现全局鸟巢搜索寻优^[25]。

(1) 令随机初始化参数值作为鸟巢坐标:

$$X_i = (x_1, x_2, \dots, x_d)^T, \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (12)$$

式中: d 为待优化参数的维度; m 为鸟巢数量。

(2) 将 X_i 代入适应度函数 $F(x)$, 保留最佳适应度值坐标,得到 MFAC 当前最优参数。

(3) 为了避免陷入局部最优解,因自然界鸟类的飞行遵循 Levy 飞行机制,采用 Levy 搜索机制遍历全局最优参数,更新鸟巢坐标:

$$x_i^{(n+1)} = x_i^n + \alpha \otimes \text{Levy}(\beta), \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (13)$$

式中: $\text{Levy}(\beta)$ 即为莱维飞行轨迹; x_i^n 为第 i 个鸟巢在第 n 次迭代时的坐标; \otimes 表示点乘。因鸟类为了节省体力,其 Levy 飞行搜索符合正态分布, s 为步长控制参数,是符合正态分布的控制量,用以确保随机遍历搜索全局最优参数值,避免 $F(x)$ 陷入局部最优解。

(4) 为了提高全局最优解的质量,进一步需研究使鸟巢中蛋卵不被宿主发现的优化算法。设定一发现概率 p_a , 根据式(12)和(13)更新 MFAC 参数,并生成一随机数 $r \in [0, 1]$ 表示蛋卵被宿主发现的概率。若 $r < p_a$, 则保留 MFAC 参数值,若 $r > p_a$, 则更新 MFAC 参数值。更新公式为:

$$x_i^{n+1} = x_i^n + r(x_i^a - x_i^b) \quad (14)$$

式中: x_i^a 和 x_i^b 代表第 n 代中的两个随机解。

(5) 全局最优判断。判断当前误差是否为最小误差,若满足,则为全局最优并输出,否则返回步骤 2) 继续迭代。

2) 基于 DACS 的热误差参数全局优化

CS 算法的发现概率 p_a 及步长范围 s 为定值,但研究发现前期采用较小的 p_a 可扩大搜索范围,增加种群多样性,后期采用较大的 p_a 可提高算法精度^[26];同时,若全程采用大步长 s ,则易陷入局部最优解,若全程采用小步长 s ,则算法搜索效率较低。因此,本文提出一种动态发现概率 p_a 和自适应步长 s 的方法,提高 CS 的算法精度及提高整体的搜索能力。

动态发现概率 p_a 为:

$$p_a = \frac{p_{\max} - p_{\min}}{n_{\max} - 1} \times (n - 1) \quad (15)$$

式中: p_{\max} 、 p_{\min} 为最大和最小发现概率; n_{\max} 、 n 为设定的迭代数和当前迭代数。

自适应步长 s 为:

$$s_i^{n+1} = |1 - F'/F| s_i^n \quad (16)$$

式中: F 为当前最优适应度函数值; F' 为下一次迭代后选取的最优适应度函数值; s_i^{n+1} 、 s_i^n 分别为第 $n+1$ 、 n 搜索步长。由式(16)可知,当 F 快速收敛时,下一代步长增大,搜索效率提高;当 F 缓慢收敛时,下一代步长减小,易于搜索全局最优值。因此优化动态发现概率及自适应步长后的 DACS 算法可高效且最大限度地搜索全局最优值。

2.3 数字孪生框架下的热误差 DACS-MFAC 预测

数据层对采集的温度敏感点数据进行滤波和优化,基于 DACS-MFAC 的热误差预测流程如图 4 所示。

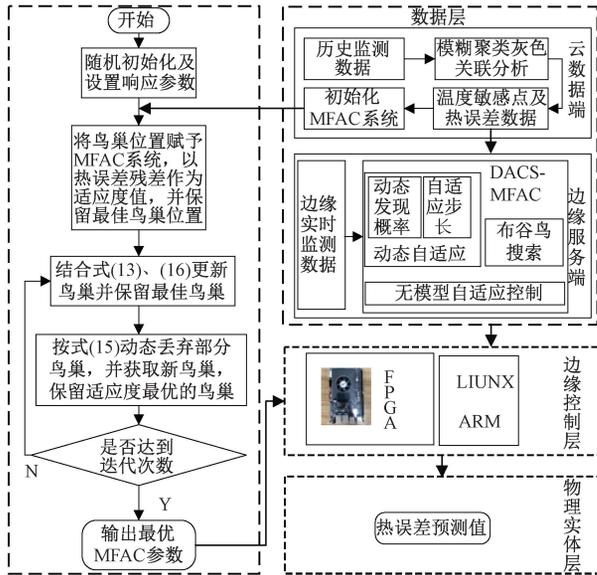


图 4 数字孪生下 DACS-MFAC 流程

Fig. 4 DACS-MFAC process under digital twin

以多元线性回归 (multivariable linear regression, MLR) 作为 MFAC 的控制系统,通过 DACS 计算热误差预测残差进行布谷鸟搜索适应度值迭代,并将最优适应度值处的 MFAC 参数赋予驱动层进行实时计算,输出即为热误差预测值。

3 实验与分析

对于基于 DACS-MFAC 的热误差预测系统有效性的验证在 XK-L450 型数控铣床主轴上进行,通过数字孪生框架进行数据采集和处理,并采用未优化的 MFAC 方法与 MLR 预测方法作为对比。以预测值和实测值之间的均方根误差 (root mean square error, RMSE) 作为适应度评判标准,若 RMSE 值越小,则说明预测精度越高。

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{q} \sum_{k=1}^q (e_k - \hat{e}_k)^2} \quad (17)$$

式中: \hat{e}_k 为热误差预测值; q 为热误差样本个数。

3.1 机床热误差实验

基于五维数字孪生架构,在 10 个关键点分别布置 PT100 温度传感器进行温度数据的实时采集,并传至边缘服务端进行预处理。主轴 Z 向热误差由米朗 ML33-B-V2-3 型电涡流位移传感器采集。传感器布置如表 1 所示,实验装置如图 5 所示。

表 1 传感器位置

Table 1 Sensor location

| 传感器编号 | 测温点布置位置 | 作用 |
|-------|---------|----------|
| 1~5 | 主轴前端 | 测量主轴发热 |
| 6,7 | 主轴前轴承 | 测量前轴承发热 |
| 8 | 主轴后轴承 | 测量后轴承发热 |
| 9 | 主轴电机 | 测量主轴电机发热 |
| 10 | 机床外壳 | 测量环境温度 |
| 11 | 主轴正下方 | 测量轴向热误差 |



图 5 实验装置

Fig. 5 Experimental device

实验参数设置如表 2 所示,共采集 3 个批次数据,其中批次 1 用于模拟建模工况;批次 2、3 用于未建模工况,验证本文 DACS-MFAC 方法效果。

表 2 实验参数设置

Table 2 Experimental parameter setting

| | 批次 1 | 批次 2 | 批次 3 |
|---------------------------|-------|-------|-------|
| 转速/(r·min ⁻¹) | 1 500 | 3 000 | 6 000 |
| 作用(是否建模) | 建模 | 验证 | 验证 |

设置 1 次采集用时 2 min,采集时长大于 200 min。批次 1 温度变化曲线如图 6 所示,3 个批次主轴轴向热误差曲线如图 7 所示。

3.2 模型预测性能分析

对第 1 批次数据采用模糊聚类与灰色关联度分析处理,得到温度敏感点为 T1、T8 和 T9。

1) 多元线性模型的预测效果

使用批次 1 前 50% 的热误差数据,基于 MLR 进行建模:

$$e = -233.5308 + 16.0789t_1 - 8.1115t_8 + 1.0484t_9 \quad (18)$$

式中: e 为主轴轴向热误差; t_1 、 t_8 、 t_9 为 T1、T8 和 T9 敏感点温度。

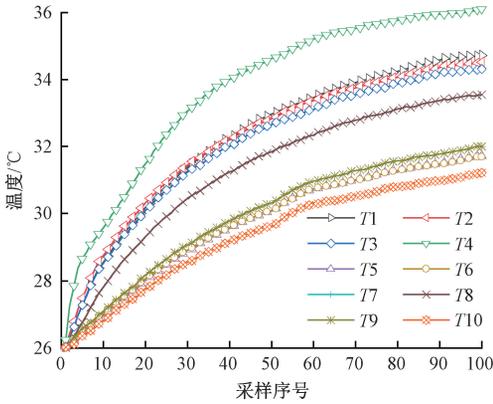


图6 批次1温度变化曲线

Fig. 6 Temperature change curve of experimental batch1

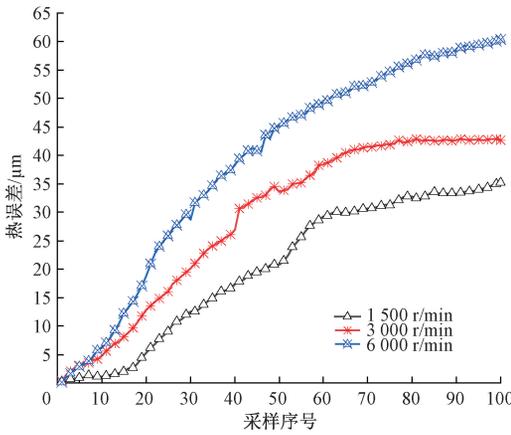


图7 各批次热误差变化曲线

Fig. 7 Thermal error curve of each batch

通过 MLR 模型,对批次 1 后 50% 数据进行处理,预测结果如图 8 所示。

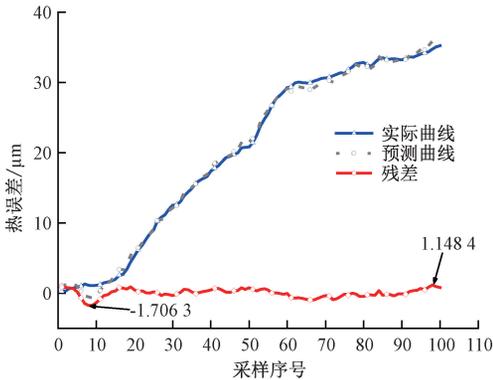


图8 已建模工况下多元线性回归预测结果

Fig. 8 Prediction results of multiple linear regression under modeled conditions

由图 8 可知,在建模工况下,MLR 模型预测残差最

大为 1.7063 μm, RMSE 值为 0.5952 μm, 表明基于 MLR 理论的热误差建模在建模工况下有好的预测精度。

将批次 2、3 按式 (18) 进行预测, 预测结果曲线如图 9 所示。批次 2 残差最大至 12.1943 μm, RMSE 值为 8.9087 μm, 批次 3 残差最大为 14.5703 μm, RMSE 值为 11.9624 μm。与批次 1 相比, 说明使用多元线性回归模型对于未建模工况预测效果较差。

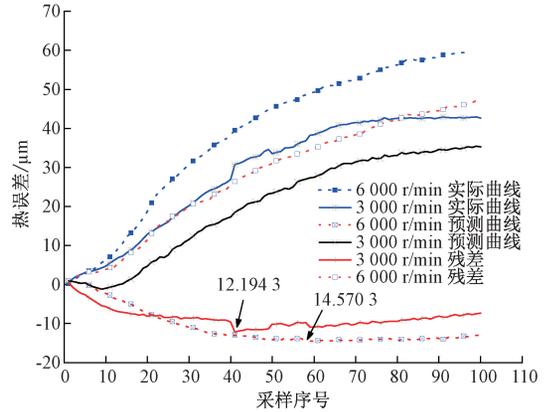


图9 未建模工况下多元线性回归预测结果

Fig. 9 Prediction results of multiple linear regression under unmodeled condition

2) DACS-MFAC 方法的预测效果

使用批次 1 数据构建热误差预测系统, 分别采用 DACS 和 CS 算法进行关键参数优化。适应度函数收敛过程如图 10 所示。

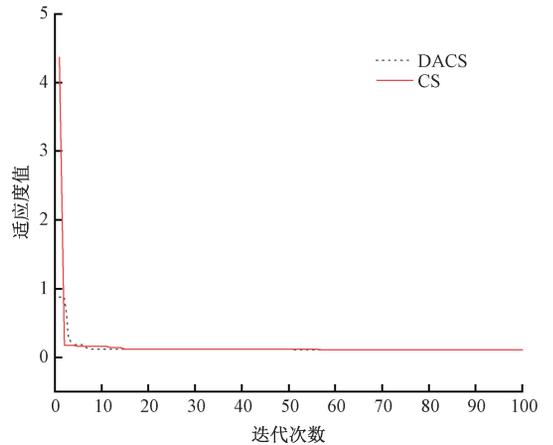


图10 适应度函数收敛过程

Fig. 10 Convergence process of fitness function

由图 10 可以看出, DACS 的寻优速度更快, 效果更好。同时 DACS 与 CS 算法分别在第 7、15 次迭代后适应度值基本保持不变, 表明 DACS 算法较 CS 算法寻优更快, 更稳定可靠。经过 100 次迭代后, MFAC 参数 λ、μ、ρ、η 的值分别为 48.9356、1.4171、0.3412、0.0010。

根据经验设置参数 λ 、 μ 、 ρ 、 η 值分别为 15、1、1、1, 赋入 MFAC, 将 MFAC 与 DACS-MFAC 系统均固化于边缘控制层进行计算。验证计算选取批次 2、批次 3 数据。对批次 2, 基于 DACS-MFAC 和 MFAC 的最大残差分别为 0.932 1、2.312 4 μm ; 对批次 3, 基于 DACS-MFAC 和 MFAC 的最大残差分别为 0.684 5、2.326 1 μm , 如图 11、图 12 所示。可以看出, MFAC 方法相对 DACS-MFAC 方法更易出现预测偏离, 且相应速度低, 证明了 DACS-MFAC 方法预测跟踪能力更强, 精度更高。

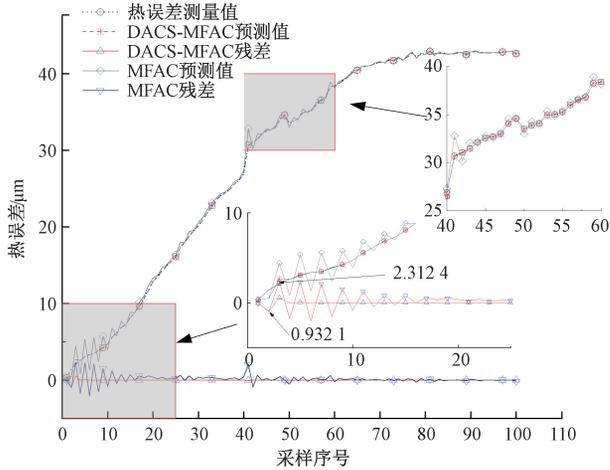


图 11 未建模工况下热误差预测结果(3 000 r/min)

Fig. 11 Thermal error prediction results under unmodeled conditions(3 000 r/min)

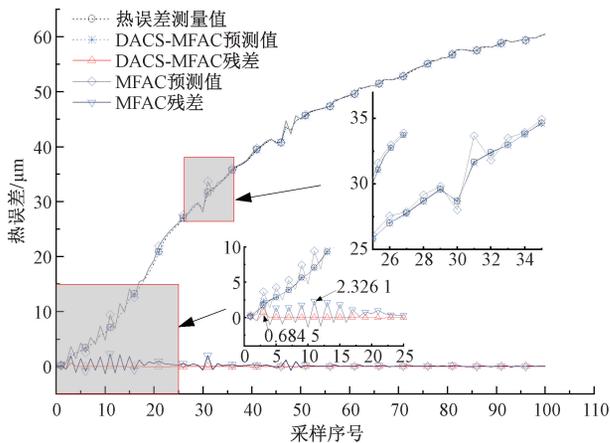


图 12 未建模工况下热误差预测结果(6 000 r/min)

Fig. 12 Thermal error prediction results under unmodeled conditions(6 000 r/min)

进一步比较多元线性回归模型、MFAC、DACS-MFAC 的最大残差和 RMSE, 如表 3 所示。

由图 8~12 及表 3 可知, DACS-MFAC 方法在批次 2、批次 3 工况下最大残差相对于多元线性回归模型和 MFAC 模型, 分别降低了 92.35%、59.69%、95.3%

表 3 各预测方法在未建模工况下的精度比较

Table 3 Accuracy comparison of various forecasting methods under unmodeled conditions (μm)

| 预测方法 | 3 000 r/min | | 6 000 r/min | |
|-----------|-------------|----------|-------------|----------|
| | RMSE | 最大残差 | RMSE | 最大残差 |
| 多元线性回归 | 8.908 7 | 12.194 3 | 11.898 7 | 14.570 3 |
| MFAC | 0.642 2 | 2.312 4 | 0.668 0 | 2.326 1 |
| DACS-MFAC | 0.110 7 | 0.932 1 | 0.085 0 | 0.684 5 |

和 70.6%。数控机床热误差多元线性回归模型在建模时无法涵盖所有的工况条件。因此, 当处于未建模工况条件下, 基于 MBC 理论多元线性回归模型的预测准确率, 鲁棒性差。而在同样仅通过受控数控机床 I/O 数据进行挖掘的预测方法中, MFAC 预测方法能适应工况较小范围变化, 当工况较大范围变化时预测效果不理想; DACS-MFAC 热误差预测方法融合了 DACS 算法的全局寻优特性, 具备了全局最优的步长因子和权重因子, 且根据实时数据迅速调整输出, 适应各种工况, 对未建模工况的热误差预测能力更好, 鲁棒性更强, 且具有良好的收敛性。

4 结 论

本文将动态发现概率和自适应步长的布谷鸟搜索算法的全局优化特性与无模型自适应方法相结合, 提出了一种基于数字孪生的热误差 DACS-MFAC 预测方法。

本文基于通用多维数字孪生架构思想^[22]建立的“热传感-映射-融合与优化-驱动”数字孪生框架实现的 DACS-MFAC 预测方法, 相较于多元线性回归模型和 MFAC 方法, 具有更好的收敛性和测量精度, 并通过实验验证了这一结论。

本文在理论框架上的搭建较为完善, 但在实际热误差补偿运用方面需进一步完善。本文提出的基于数字孪生的数控机床热误差“热传感-映射-融合与优化-驱动”系统在实际生产运用中, 热误差的补偿由于存在数据采集、处理等工序, 相对热误差的产生有一定滞后性, 在实际运用中存在一定难度。同时, 数据准确性对基于 DDC 理论的 DACS-MFAC 热误差预测方法影响较大, 需进一步考量数据处理与数据准确性间的合理性。

参考文献

[1] 刘阔, 韩伟, 王永青, 等. 数控机床进给轴热误差补偿技术研究综述[J]. 机械工程学报, 2021, 57(3): 156-173.
LIU K, HAN W, WANG Y Q, et al. Review on thermal error compensation for feed axes of CNC machine

- tools[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2021, 57(3): 156-173.
- [2] LI B, TIAN X T, ZHANG M. Thermal error modeling of machine tool spindle based on the improved algorithm optimized BP neural network [J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2019, 105: 1497-1505.
- [3] 杜柳青, 胡杰, 余永维. 基于热误差混沌演化的机床运动精度劣化预示 [J]. *机械工程学报*, 2022, 58(11): 231-240.
DU L Q, HU J, YU Y W. Prediction of machine tool's motion accuracy deterioration based on chaotic evolution of thermal error[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2022, 58(11): 231-240.
- [4] HOLKUP T, CAO H, KOLAR P, et al. Thermo-mechanical model of spindles[J]. *CIRP Annals*, 2010, 59(1): 365-368.
- [5] LI Z, FAN K, YANG J, et al. Time-varying positioning error modeling and compensation for ball screw systems based on simulation and experimental analysis [J]. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2014, 73(5-8): 773-782.
- [6] LIU J L, MA C, GUI H Q, et al. Thermally-induced error compensation of spindle system based on long short-term memory neural networks [J]. *Applied Soft Computing*, 2021, 102(2): 107094.
- [7] LIU Y L, LU Y, Gao D, et al. Thermally induced volumetric error modeling based on thermal drift and its compensation in Z-axis[J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2013, 69: 2735-2745.
- [8] LIANG Y C, LI W D, LOU P, et al. Thermal error prediction for heavy-duty CNC machines enabled by long short-term memory networks and fog-cloud architecture[J]. *Journal of Manufacturing Systems*, 2022, 66: 950-963.
- [9] 杨赫然, 李帅, 孙兴伟, 等. 基于改进松鼠搜索算法优化神经网络的数控机床进给系统热误差预测[J/OL]. *仪器仪表学报*, 1-10 [2024-04-03]. <https://doi.org/10.19650/j.cnki.cjsi.J2210705>.
YANF H R, LI SH, SUN X W, et al. Thermal error prediction of CNC machine tool feed system based on neural network optimized by improved squirrel search algorithm [J/OL]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 1-10 [2024-04-03]. <https://doi.org/10.19650/j.cnki.cjsi.J2210705>.
- [10] 孙兴伟, 杨铜铜, 杨赫然, 等. 基于 CNN-GRU 组合神经网络的数控机床进给系统热误差研究[J]. *仪器仪表学报*, 2023, 44(10): 219-226.
SUN X W, YANG T T, YANG H R, et al. Research on thermal error of CNC machine tool feed system based on CNN-GRU combined neural network[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2023, 44(10): 219-226.
- [11] 刘占广, 张云, 刘晴雨. 基于差分融合长短期记忆神经网络数控机床热误差建模[J/OL]. *机械工程学报*, 1-9 [2024-04-03]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2187.TH.20231009.1024.008.html>.
LIU ZH G, ZHANG Y, LIU Q Y. Modeling for CNC machine tool thermal error based on DF-LSTM[J/OL]. *Journal of Mechanical Engineering*, 1-9 [2024-04-03]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2187.TH.20231009.1024.008.html>.
- [12] WU C Y, XIANG S T, XIANG W S. Spindle thermal error prediction approach based on thermal infrared images: A deep learning method [J]. *Journal of Manufacturing Systems*, 2021, 59(2): 67-80.
- [13] LIU P L, DU Z C, LI H M, et al. Thermal error modeling based on BiLSTM deep learning for CNC machine tool [J]. *Advances in Manufacturing*, 2021, 9(2): 235-249.
- [14] LIU H, MIAO E M, WANG J F, et al. Temperature-sensitive point selection and thermal error model adaptive update method of CNC machine tools [J]. *Machines*, 2022, 10(6): 427.
- [15] 姚晓栋. 基于大数据思维的数控机床热误差补偿新方法[J]. *世界制造技术与装备市场*, 2015 (2): 104-115.
YAO X D. A new method for thermal error compensation of CNC machine tools based on big data thinking[J]. *World Manufacturing Engineering & Market*, 2015 (2): 104-115.
- [16] YANG H, NI J. Dynamic modeling for machine tool thermal error compensation[J]. *Journal of Manufacturing Science and Engineering*, 2003, 125(2): 245-254.
- [17] CHI R H, HOU Z S, JIN S T, et al. A data-driven iterative feedback tuning approach of ALINEA for freeway traffic ramp metering with PARAMICS simulations[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2013, 9(4): 2310-2317.
- [18] 张磊, 郑宇鑫, 黄兵, 等. 动态事件触发机制下的无人艇无模型控制[J]. *哈尔滨工程大学学报*, 2024, 45(1): 85-92.

- ZHANG L, ZHEN Y X, HUANG B, et al. Modelless control for an unmanned surface vehicle under the dynamic event-triggered mechanism [J]. Journal of Harbin Engineering University, 2024, 45(1): 85-92.
- [19] 姚文龙, 裴春博, 池荣虎, 等. 基于无模型自适应控制的船舶微电网二次调频控制策略[J]. 电机与控制学报, 2023, 27(3): 135-146.
- YAO W L, PEI CH B, CHI R H et al. Secondary frequency modulation control strategy of ship microgrid with model-free adaptive control [J]. Electric Machines and Control, 2023, 27(3): 135-146.
- [20] ZHU Y M, HOU Z S. Data-driven MFAC for a class of discrete-time nonlinear systems with RBFNN [J]. IEEE Transactions on Neural Networks & Learning Systems, 2014, 25(5): 1013-1020.
- [21] LI H, HE B, YIN Q, et al. Fuzzy optimized MFAC based on ADRC in AUV heading control [J]. Electronics, 2019, 8(6): 608.
- [22] 陶飞, 黄祖广, 马昕, 等. 数字孪生五维模型及十大领域应用[J]. 计算机集成制造系统, 2019, 25(1): 1-18.
- TAO F, HUANG Z G, MA X, et al. Five-dimension digital twin model and its ten applications [J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2019, 25(1): 1-18.
- [23] 苏学能, 刘天琪, 曹鸿谦, 等. 基于 Hadoop 架构的多重分布式 BP 神经网络的短期负荷预测方法[J]. 中国电机工程学报, 2017, 37(17): 4966-4973, 5216.
- SU X N, LIU T Q, CAO H Q, et al. A multiple distributed BP neural networks approach for short-term load forecasting based on hadoop framework [J]. Proceedings of the CSEE, 2017, 37(17): 4966-4973, 5216.
- [24] HOU Z S, HAN C W, HUANG W H. The model-free learning adaptive control of a class of miso nonlinear discrete-time systems [J]. IFAC Proceedings Volumes, 1998, 31(25): 227-232.
- [25] YANG X S, DEB S. Cuckoo search via Lévy flights [C]. World Congress on Nature & Biologically Inspired Computing. IEEE, 2010.

- [26] LI L L, CEN Z Y, TSENG M Z, et al. Improving short-term wind power prediction using hybrid improved cuckoo search arithmetic-support vector regression machine [J]. Journal of Cleaner Production, 2021, 279: 123739.

作者简介



杜柳青, 1996 年于四川工业学院获学士学位, 2003 年于重庆大学获硕士学位, 2016 年于四川大学获博士学位, 现为重庆理工大学教授, 硕士生导师, 主要研究方向为微弱信号检测、机床精度设计。

E-mail: lqdu@cqut.edu.cn

Du Liuqing received her B. Sc. degree from Sichuan Institute of Technology in 1996, M. Sc. degree from Chongqing University in 2003, and Ph. D. degree from Sichuan University in 2016. Now she is a professor and M. Sc. supervisor at Chongqing University of technology. Her main research interests include weak signal detection and machine tool's precision design.

吕发良, 2019 年于四川大学锦城学院获学士学位, 现为重庆理工大学硕士研究生, 主要研究方向为先进制造技术、数字孪生。

E-mail: 1129469522@qq.com



Lyu Faliang received his B. Sc. degree from Sichuan University of Jincheng College in 2019. Now he is a M. Sc. candidate at Chongqing University of Technology. His main research interests include advanced manufacturing technology and digital twin.

余永维 (通信作者), 1997 年于武汉理工大学获学士学位, 2005 年于重庆大学获硕士学位, 2014 年于四川大学获博士学位, 现为重庆理工大学教授, 硕士生导师, 主要研究方向为机器视觉、智能控制。

E-mail: weiyi@cqut.edu.cn

Yu Yongwei (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Wuhan University of Technology in 1997, M. Sc. degree from Chongqing University in 2005, and Ph. D. degree from Sichuan University in 2014. Now he is a professor and M. Sc. supervisor at Chongqing University of Technology. His main research interests include machine vision and intelligent control.