

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2514117

# 基于动态贝叶斯网络的一维工作台定位精度损失预测<sup>\*</sup>

李 莉, 刘柄瑶, 杨洪涛, 秦鹏飞, 王申奥

(安徽理工大学机电工程学院 淮南 232000)

**摘要:**数控机床核心零部件工作台随着使用时间的增加会出现磨损、失效现象,造成加工精度降低。为了精确预测工作台在各影响因素下随着使用时间的动态特征带来的定位精度损失,以一维工作台为研究对象,提出了基于动态贝叶斯网络的一维工作台定位精度损失建模预测方法。通过实测误差数据和预测数据对比分析,验证所提方法的有效性。首先,根据一维工作台的结构分析确定误差源组成,根据建立的一维工作台在复杂工况下的精度损失理论模型,得到负载、速度、温度、时间为工作台定位误差主要影响因素。其次,搭建实验装置测得不同影响因素下的定位误差数据,根据云图结果验证理论建模的正确性。接着,引入时间维度构建多因素影响下一维工作台定位误差动态贝叶斯网络预测模型,依次确定动态贝叶斯网络的基本结构、网络节点和变量域范围。随后,采用数理统计和EM结构算法对参数学习,得到根节点的先验概率分布和非根节点的条件概率。最后,以前后定位误差为例,利用动态贝叶斯网络聚类推理算法实现工作台定位误差的预测,同时对比相同条件下的实测误差。结果表明,工作台前后定位误差预测与实测曲线总体均随时间的增加而增大,两者变化趋势相似,最大绝对误差为1.63 μm,最大相对误差为13.471%,验证了预测模型的有效性。

**关键词:**一维工作台;精度损失;定位误差;动态贝叶斯网络;预测模型

中图分类号: TH161+.5 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 460.2599

## Prediction of one-dimensional workbench localization accuracy loss based on dynamic Bayesian network

Li Li, Liu Bingyao, Yang Hongtao, Qin Pengfei, Wang Shen'ao

(School of Mechatronics Engineering, Anhui University of Science and Technology, Huainan 232000, China)

**Abstract:** The worktables of core components in CNC machine may experience wear and failure over extended periods of use, leading to reduced machining accuracy. To accurately predict positioning accuracy loss in workbenches under various factors as a function of usage time, this study proposes a modeling and prediction method for one-dimensional workbench positioning accuracy loss based on dynamic Bayesian network. The effectiveness of the proposed method is validated through comparative analysis of measured error data and predicted data. First, the composition of error sources is determined based on the structural analysis of the one-dimensional workbench. According to the established theoretical model of accuracy loss under complex operating conditions for the one-dimensional workbench, load, speed, temperature, and time are identified as the primary factors influencing the positioning error of the workbench. Second, experimental platform was constructed to measure positioning error data under various influencing factors. The validity of the theoretical model was verified based on cloud map results. Next, we incorporate the time dimension to construct a dynamic Bayesian network prediction model for workbench positioning errors under multi-factor influences. We sequentially determine the basic structure of the dynamic Bayesian network, its network nodes, and the ranges of variable domains. Subsequently, we employ mathematical statistics and the EM algorithm for parameter learning, obtaining the prior probability distribution for root nodes and the conditional probability for non-root nodes. Finally, using forward and backward positioning error as an example, the dynamic Bayesian network clustering inference algorithm was employed to predict workbench positioning error. Simultaneously, the predicted error was compared with the measured error under identical conditions. Results indicate that both the predicted forward and backward positioning error curve and the measured

error curve generally increase over time, exhibiting similar trends. The maximum absolute error reached  $1.63 \mu\text{m}$ , while the maximum relative error was 13.471%. This validates the effectiveness of the prediction model.

**Keywords:** one-dimensional workbench; accuracy loss; positioning error; dynamic Bayesian network; predictive modelin

## 0 引言

一维工作台(简称工作台)是数控机床核心部件之一,但是随着使用时间的增加,工作台会出现磨损、失效等现象,造成精度降低,进而直接影响数控机床的加工精度<sup>[1]</sup>。为了精准的预测工作台精度损失,需建立其在多因素影响下的定位误差预测模型,近年来许多学者进行了深入研究。

谭雁清等<sup>[2]</sup>基于机床滑动导轨的磨损特点,根据导轨的精度、实际工况、材料特性和磨损模式的定量关系,建立了滑动导轨的精度预测模型。Cheng 等<sup>[3]</sup>针对机床进给系统的滚珠丝杠,建立了动态模型描述滚珠与滚道之间的滑动与滚动,实现了对滚珠丝杠副的磨损预测。杜柳青等<sup>[4]</sup>等提出一种基于混沌理论与增量学习的数控机床运动精度混沌自演化预测方法,利用长短期记忆网络(long short-term memory, LSTM)对时间序列长期依赖关系的出色捕捉能力,在混沌相空间中追踪数控机床运动精度演化轨迹的内在规律,提升长时间预测的准确性和鲁棒性。Chen 等<sup>[5]</sup>基于自适应神经模糊逻辑系统建立寿命预测模型,通过粒子滤波算法不断更新后验状态分布,预测了轴承的剩余使用寿命。杨赫然等<sup>[6]</sup>探究数控机床进给系统中各因素对热误差的影响规律,采用混沌改进松鼠搜索算法,并利用改进的算法对神经网络进行优化,建立热误差预测模型,改进前后精度有较大提升。Guo 等<sup>[7]</sup>构建了基于性能退化的数控机床精度健康评估体系,将性能衰退过程视为独立增量过程,采用 Gamma 分布随机过程对退化量分布进行建模,实现了装备性能衰退趋势的量化评估。邓超等<sup>[8]</sup>针对数控机床的寿命预测需求,提出基于 Wiener 过程的性能衰退建模方法,引入动态阈值分布函数,建立了剩余寿命与状态监测数据间的概率映射关系。Wang 等<sup>[9]</sup>提出了一种基于支持向量机的数控机床状态预测方法,利用加工中收集的振动信号序列数据,预测了数控机床的性能状态趋势。韩莹<sup>[10]</sup>等针对轴承剩余寿命预测中故障始发时刻,提出基于融合特征和随机配置网络的轴承剩余寿命预测方法。采用互补集合经验模态分解对原始轴承水平振动信号进行分解,再提取其时域、频域信号,构建融合特征。并结合能反应轴承退化的特征构建健康数据集,离线建模进行预测。李帅等<sup>[11]</sup>为提高工件的加工精度,降低数控机床热误差对数控钻攻中心的影响,解决不同工况下热误差的预测精度不佳问题,采用鹈鹕优化算法(pelican

optimization algorithm, POA)对神经网络进行优化,确定反向传播神经网络算法(back propagation neural network, BP)的最优权值和阈值,建立进给系统热误差的鹈鹕优化算法优化 BP 神经网络混合算法(pelican optimization algorithm-back propagation neural network, POA-BP)的预测模型,具有较强的有效性和精确性。

上述研究虽然取得了一定成果,但建立的精度预测模型大多未考虑各影响因素的全面影响,未引入各误差分量的先验分布参与建模,造成建模预测精度低,因此本文拟在充分分析工作台误差源、影响因素和各误差分量先验分布规律基础上,利用动态贝叶斯网络建立工作台定位精度损失的预测模型。

## 1 工作台定位误差来源与影响因素分析

### 1.1 工作台结构组成和误差源分析

如图 1 所示为工作台的结构组成,主要由伺服电机、滚珠丝杠、导轨系统、滑块、滑台组成。

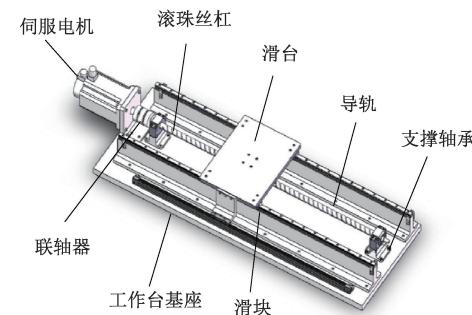


图 1 工作台结构组成

Fig. 1 The structure composition

工作台运行原理是由伺服电机提供动力,通过联轴器与支撑轴承连接,驱动滚珠丝杠进行旋转运动,推动滑台在导轨上移动。运行中滑块和导轨在水平面和侧面受载荷的摩擦磨损,会引起两者配合关系发生改变<sup>[12-13]</sup>,导致滑台产生前后、左右和上下窜动定位误差以及俯仰、偏摆和滚转角角度误差。误差源如图 2 所示。

### 1.2 工作台定位误差影响因素分析

工作台的精度损失主要源于其核心部件导轨系统和滚珠丝杠系统。导轨受空间垂直和径向载荷的作用产生摩擦磨损,滚珠丝杠受伺服电机的驱动扭矩、轴向力和热膨胀作用,造成丝杠螺距变化和扭转变形<sup>[14]</sup>,均引起工作台定位精度损失。

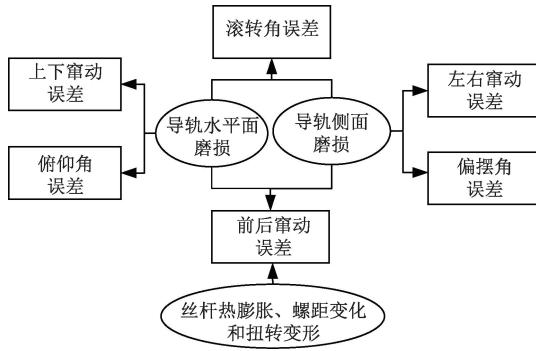


图 2 工作台误差源

Fig. 2 The error source of workbench

综上所述对工作台定位精度建模主要是导轨系统和滚珠丝杠系统精度损失下的定位误差建模两部分。由 1.1 节知工作台定位误差包括 3 个方向:上下窜动误差  $\Delta_T$ 、左右窜动误差  $\Delta_L$ 、和前后窜动误差  $\Delta_D$ 。根据文献[15]的研究成果,建立上述一维工作台定位误差总模型如式(1)所示。

$$\left\{ \begin{array}{l} \Delta_T = h_{fi} - h_{f0} \\ \Delta_L = h_{si} - h_{s0} \\ \Delta_D = \Delta_F + \Delta_S + \Delta_H = \frac{mv^2}{F + mgsin\alpha cos\alpha - F_f} + \\ \quad \frac{mv^2}{F + mgsin\beta cos\beta - F_f} + \Delta_H \\ \Delta_H = \Delta_m + \Delta_z + \Delta E_{em} = \frac{P}{2\pi}\theta + \frac{\phi}{2\pi}\Delta p + \\ \sum_{i=1}^M \xi \times (T_{Li} - T_b) \times L_i + \xi \times (T_b - T_{b0}) \times P_x \end{array} \right. \quad (1)$$

式中:  $h_{fi}$  和  $h_{f0}$  分别为滑块在水平面的最大磨损深度和初始时磨损深度;  $h_{si}$  和  $h_{s0}$  分别为滑块在侧面的最大磨损深度和初始磨损深度;  $\Delta_F$ 、 $\Delta_S$  为工作台受水平面、侧面负载作用时的定位误差;  $F$  为驱动力;  $m$  为工作台质量;  $\alpha$  为工作台俯仰角,  $\beta$  为工作台偏摆角;  $v$  为工作台速度;  $\Delta_H$  为丝杠引起的总定位误差;  $\Delta_m$  为丝杠扭转变形引起的定位误差;  $\Delta_z$  为丝杠螺距变形引起的定位误差;  $E_{em}$  为丝杠行程范围内的热膨胀误差;  $P$  为丝杠导程;  $\theta$  为丝杠相对于电机的转角变化;  $\phi$  为摩擦角;  $\Delta p$  为丝杠轴向变形的最大螺距变形量;  $\xi$  为螺杆热膨胀系数;  $T_b$  为实时环境温度;  $T_{b0}$  为初始环境温度;  $P_x$  为实时位置。

由式(1)可以看出,一维工作台定位误差分布在空间三维方向,其大小受负载、速度、温度、负载位置影响,误差影响因素多,存在耦合关系,随使用时间的变化规律复杂。利用上述理论模型建立的误差预测模型存在结构参数、材料特性参数、配合关系理想化等问题,未综合考

虑各误差分量的先验变化规律和各影响因素的相关性影响,造成理论白化模型预测精度偏低。利用动态贝叶斯网络建立误差预测模型不仅可以考虑复杂误差相关性影响,而且能够在各误差分量先验分布基础上进一步迭代,精确预测多维定位误差数值,因此本文采用动态贝叶斯网络建立一维工作台定位误差预测模型。

## 2 基于动态贝叶斯网络的工作台定位误差建模预测方法

### 2.1 贝叶斯网络算法

#### 1) 算法基础

贝叶斯网络是由节点、边和概率表组成的有向无环图。其中节点代表变量,节点之间的边代表变量间的依赖关系,不同节点具有不同的概率分布,根节点  $X$  的概率分布是其边缘分布  $P(X)$ ,而非跟节点  $X$  的概率分布是其条件概率分布  $P|(X_i|P_{ar}(X_i))$ 。假设网络中的变量为  $X_1, X_2, \dots, X_n$ ,则每个变量的联合概率分布如式(2)所示。

$$P(X_1, X_2, \dots, X_n) = \prod_i^n P|(X_i|P_{ar}(X_i)) \quad (2)$$

其中,  $P_{ar}(X_i)$  表示变量  $X_i$  父节点发生的概率。

标准的动态贝叶斯网络可以表示为一个二元组  $(B_1, B_2)$ ,其中  $B_1$  是标准贝叶斯网络,其定义初始变量  $\Omega_1 = \{X_1(1), X_2(1), \dots, X_n(1)\}$  的概率分布为  $P_r\{\Omega_1\}$ ;  $B_2$  是包含两时间片的贝叶斯网络,其定义的两个时间片的条件概率分布如式(3)所示。

$$P_r\{\Omega_t | \Omega_{t-1}\} = \prod_{i=1}^n P_r\{X_i(t) | Pa(X_i(t))\} \quad (3)$$

式中:  $P_r(X_i(t))$  表示时间  $t$  处节点  $i$  发生的概率;  $P_a(X_i(t))$  表示  $X_i(t)$  父节点发生的概率。

基于齐次性假设和马尔可夫假设<sup>[16]</sup>,根据初始分布与相邻切片之间的条件分布,将动态贝叶斯网络扩展至  $T$  个时间切片,得到跨多个时间片的联合概率分布如式(4)所示,三时间片的动态贝叶斯网络如图 3 所示。

$$\begin{aligned} P_r\{\Omega_{1:t}\} &= P_r\{\Omega_1\} \times \prod_{i=2}^t P_r\{\Omega_i | \Omega_{i-1}\} = \\ &\prod_{i=1}^T \prod_{j=1}^n P_r\{X_j(t) | P_a(X_j(t))\} \end{aligned} \quad (4)$$

#### 2) 条件概率

条件概率反映变量间的因果关系,为了精确描述观察到变量之间的关系,并进行预测和推断,采用期望最大算法(expectation-maximization algorithm, EM)进行参数学习和计算不完整数据的概率分布,EM 算法的核心是假设模型包含一些隐含变量,它们的值无法直接观测,但可以通过观测变量的值而得到一些关于隐含变量的信息,利用这些信息估计模型参数。分为 2 个步骤:

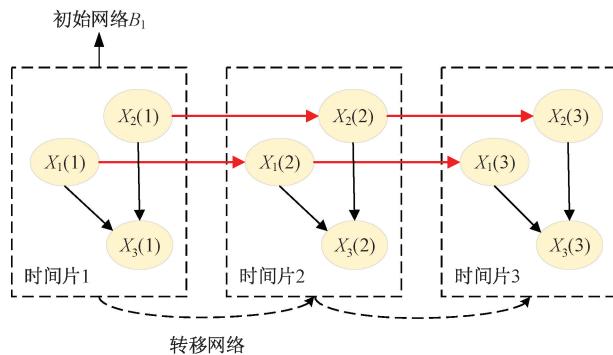


图 3 三时间片动态贝叶斯网络

Fig. 3 Dynamic Bayesian network for three time slices

1) E 步 (expectation step), 根据初始参数或前一次迭代得到的参数计算隐含量的条件概率, 如式(5)所示, 隐含量的期望值就是估计值。

$$Q_i(z^{(i)}) = p(z^{(i)} | x^{(i)}; \theta) \quad (5)$$

式中:  $z^{(i)}$  表示第  $i$  个隐变量。

2) M 步 (maximization step), 利用 E 步的结果, 更新模型参数估计值, 如式(6)所示, 通过最大化对数似然函数来更新参数估计值。

$$\theta = \operatorname{argmax}_{\theta} \sum_i \sum_{z^{(i)}} Q_i(z^{(i)}) \log \frac{p(x^{(i)}, z^{(i)}; \theta)}{Q_i(z^{(i)})} \quad (6)$$

## 2.2 多因素影响下工作台定位误差动态贝叶斯网络模型搭建

### 1) 贝叶斯网络总体建模步骤

采用专家经验与数据驱动学习的方法建立工作台定位误差动态贝叶斯网络。首先, 根据专家经验与已有研究结论分析归类工作台定位误差的影响因素, 确定节点变量和因果关系, 进而确定网络模型基本架构。其次, 利用误差数据集训练网络模型和参数学习估计, 生成各影响因素与定位误差关系模型的先验概率分布和节点概率参数。最后, 用动态贝叶斯网络的推理功能实现工作台定位误差的预测。

### 2) 贝叶斯网络结构确定

根据工作台定位误差影响因素进行层次分析与特性概括, 按照因果关系将节点配置在对应层的节点上。构建如图 4 所示的工作台定位误差贝叶斯网络结构图, 其由 24 个节点变量组成的复杂网络。定位误差作为因变量, 随时间变化的过程中直接受工作台负载大小、速度、温度和负载位置的影响。其余 16 个节点变量也通过贝叶斯网络信息传递, 间接对定位误差产生影响。

### 3) 节点变量域确定

确定贝叶斯网络结构后, 需要对节点及状态变量域划分。定位误差实验装置如图 5 所示, 测得不同影响因素下的定位误差数据。

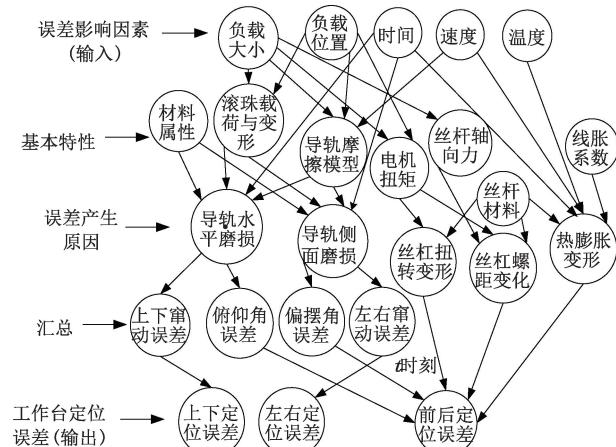


图 4 定位误差贝叶斯网络结构

Fig. 4 Localization error Bayesian network structure



图 5 实验装置

Fig. 5 Experimental setup

节点变量域的确定采用“物理约束+数据驱动”的方法<sup>[17]</sup>, 在专家经验的基础上进行误差数据驱动分析, 先根据节点的实际情况和物理意义确定变量域边界, 对于单变量误差数据根据数据特征与聚集程度用基于距离的无监督聚类算法 (K-means clustering algorithm, K-means)<sup>[18]</sup> 将节点划分若干状态区间, 然后分析节点特性对变量域划分的合理性进行调整。各节点含义和状态变量域如表 1 所示。

### 4) 动态贝叶斯网络定位误差模型的建立

以图 4 构建的网络结构为基础, 根据表 1 节点变量域与状态数定义节点状态, 在构建贝叶斯网络的建模软件 (graphical network interface, GeNIE) 软件中划分 4 个区域, 将时变特性的动态节点放在中间瞬态时间切片框内, 静态节点放在框外, 左侧和右侧的小方框为初始和终止条件, 节点因果关系的指向不变, 得到如图 6 所示的动态贝叶斯网络定位误差预测模型。

表 1 贝叶斯网络节点及变量域

Table 1 Bayesian network nodes and variable domains

节点编号	节点名称	状态数	网络节点变量域设定
A <sub>1</sub>	负载大小/kg	3	$S_1 = 5; S_2 = 15; S_3 = 25$
A <sub>2</sub>	负载位置	4	笛卡尔坐标点
A <sub>3</sub>	速度/(mm·s <sup>-1</sup> )	4	$S_1 = 1; S_2 = 2; S_3 = 5; S_4 = 10$
A <sub>4</sub>	温度/℃	3	$S_1 = 20; S_2 = 40; S_3 = 60$
B <sub>1</sub>	导轨材料属性	2	$S_1$ 为合金钢; $S_2$ 为其他
B <sub>2</sub>	滚珠接触变形/μm	2	直径变形量 0~0.003、0.003~0.0075
B <sub>3</sub>	导轨摩擦磨损	2	$S_1$ 为 Striebeck 摩擦模型; $S_2$ 为其他
B <sub>4</sub>	电机扭矩/N·m	3	$S_1 < 0.255; S_2 = 0.255 \sim 1.13; S_3 > 1.13$
B <sub>5</sub>	丝杆轴向力/N	4	$S_1 \leq 41; S_2 = 41 \sim 71; S_3 = 71 \sim 101; S_4 > 101$
B <sub>6</sub>	丝杆材料	2	$S_1$ 为合金钢; $S_2$ 为其他
B <sub>7</sub>	线胀系数	2	0~0.00001、0.00001~0.00005
C <sub>1</sub>	导轨水平磨损/μm	2	磨损深度 0~4.2、4.2~6
C <sub>2</sub>	导轨侧面磨损/μm	2	磨损深度 0~3.19、3.19~5.5
C <sub>3</sub>	丝杆扭转变形/(°)	2	0~0.094、0.094~1.6
C <sub>4</sub>	丝杆螺距变化/μm	2	0~0.28、0.28~0.82
C <sub>5</sub>	热膨胀误差/μm	3	0~2.6、2.6~4.2、4.2~6.2
D <sub>1</sub>	上下窜动误差/μm	2	0~3、3~7
D <sub>2</sub>	俯仰角误差/(")	2	0~5、5~20
D <sub>3</sub>	偏摆角误差/(")	2	0~8、8~32
D <sub>4</sub>	左右窜动误差/μm	2	0~2.6、2.6~6.2
E <sub>1</sub>	上下定位误差/μm	2	0~3、3~7
E <sub>2</sub>	左右定位误差/μm	2	0~2.6、2.6~6.2
E <sub>3</sub>	前后定位误差/μm	4	0~5.4、5.4~11.6、11.6~18.3、18.3~27.6

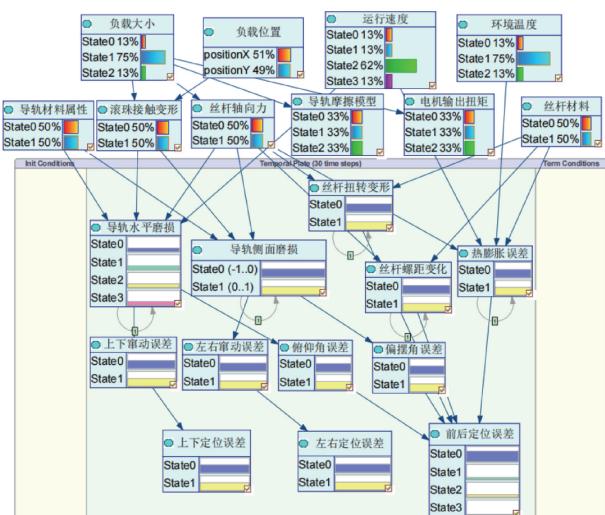


图 6 定位误差预测模型

Fig. 6 Localization error prediction models

### 3 多因素影响下工作台定位误差测量实验与模型验证

#### 3.1 多因素影响下工作台定位误差测量实验

本研究用工作台、高低温环境试验箱、伺服控制系统和雷尼绍 XL-80 激光干涉仪搭建定位误差实验装置如图 5 所示,当工作台运动到某一位置时,激光干涉仪测量其位置信息,电脑记录定位误差数据。

由 1.2 节分析知工作台定位误差与负载、速度、温度有关,实验中通过施加 5、15、25 kg 不同质量砝码改变负载大小,通过改变伺服电机编码器频率大小控制运动速度大小,设置 1、2、5、10 mm/s;在高低温环境试验箱中设置 20℃、40℃、60℃ 恒定温度改变环境温度大小。

负载、速度和温度设置对照组, 实验条件如表 2 所示, 共设计 8 组实验进行定位误差测量。

表 2 实验条件

Table 2 Experimental conditions

实验条件	负载/ kg	运动速度/ (mm·s <sup>-1</sup> )	环境温度/ ℃
负载条件	5		
	15	5	20
	25		
速度条件		1	
		2	
	15	5	20
		10	
温度条件			20
	15	5	40
			60

工作台有效行程为 80 mm, 每隔 4 mm 设置一个位置测量点, 共设置 21 个位置测量点, 每个位置重复测量 3 次取平均值作为最终定位误差。每隔 24 h 测量一次定位误差数据, 连续测量 30 天, 得到不同实验条件下工作台定位误差 30 天的误差数据。由于实验设备的限制, 本文测得误差均为前后定位误差。不同条件下的动态定位误差如图 7 所示。

### 3.2 动态贝叶斯网络节点概率分配与先验概率分布

贝叶斯网络的先验概率分布是指整个网络中所有节点变量的联合概率分布, 节点的依赖关系通过条件概率即根节点的先验概率和非根节点的条件概率表示。为了

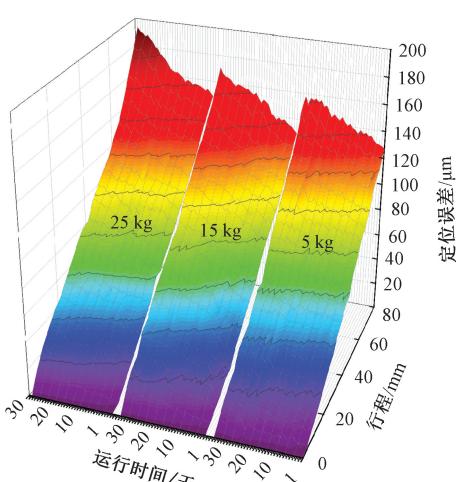
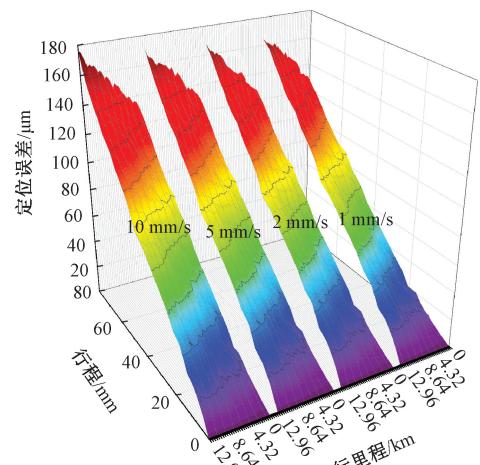
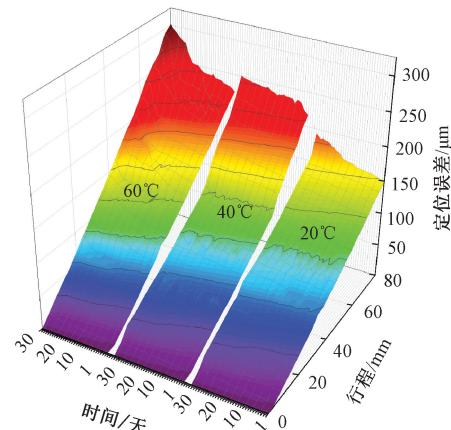
(a) 负载条件下的定位误差  
(a) Positioning error under load conditions(b) 速度条件下的定位误差  
(b) Positioning error under speed conditions(c) 温度条件下的定位误差  
(c) Positioning errors under temperature conditions

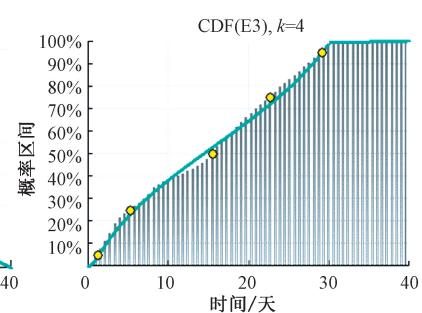
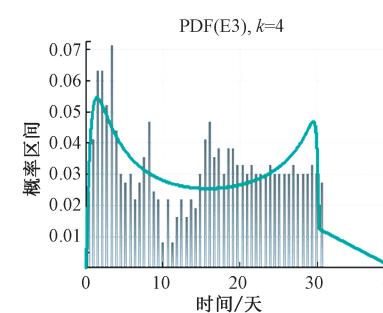
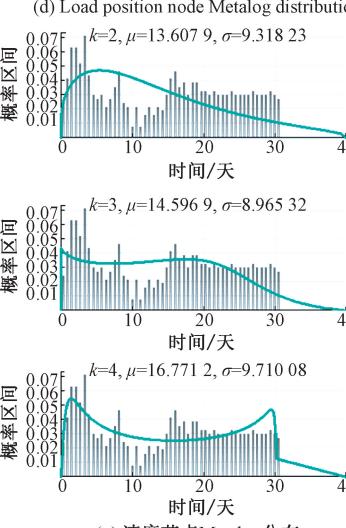
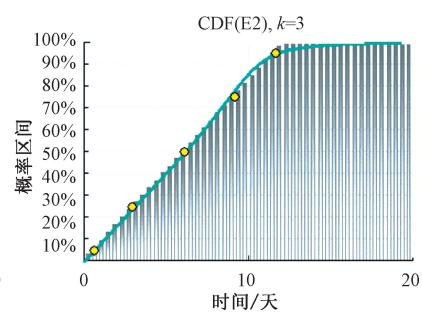
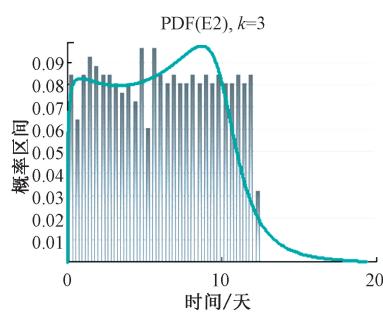
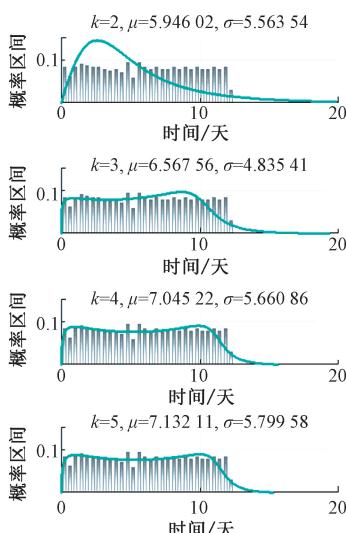
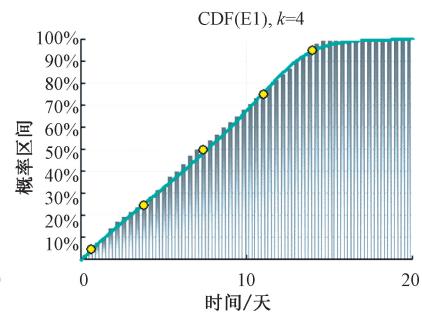
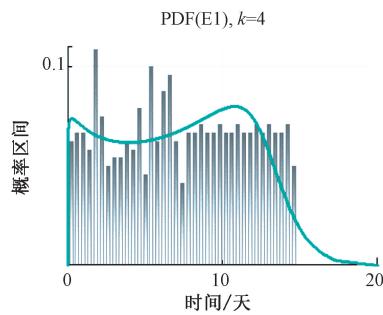
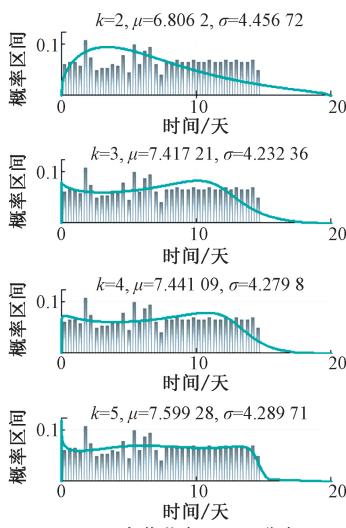
图 7 不同实验条件下工作台动态定位误差

Fig. 7 Dynamic table positioning error under different conditions

确保先验分布的客观性, 本文根节点先验概率和条件概率表通过数据驱动的方法得到, 由实测误差数据进行数理统计和参数学习确定。

#### 1) 根节点先验概率

根节点先验概率只考虑负载大小、负载位置、速度、温度。以 2.1 节的 EM 算法估计条件概率。为了满足计算的样本量, 在 8 组实验条件 30 天的定位误差数据中, 负载条件 1、速度条件 2、温度条件 3、温度条件 4 的误差数据用作节点条件概率的计算和训练, 其余 4 组数据用于验证预测模型的有效性。将网络模型影响因素的数据集导入 GeNiE 软件中 data analysis 模块后, 使用模块 fit metalog distribution 功能依次生成根节点先验概率如图 8 所示, 并将各节点域的概率输出结果填到表 3 中。



(h) 速度节点概率密度函数  
(h) Probability density function of speed node

(i) 速度节点分布函数  
(i) Speed node distribution function

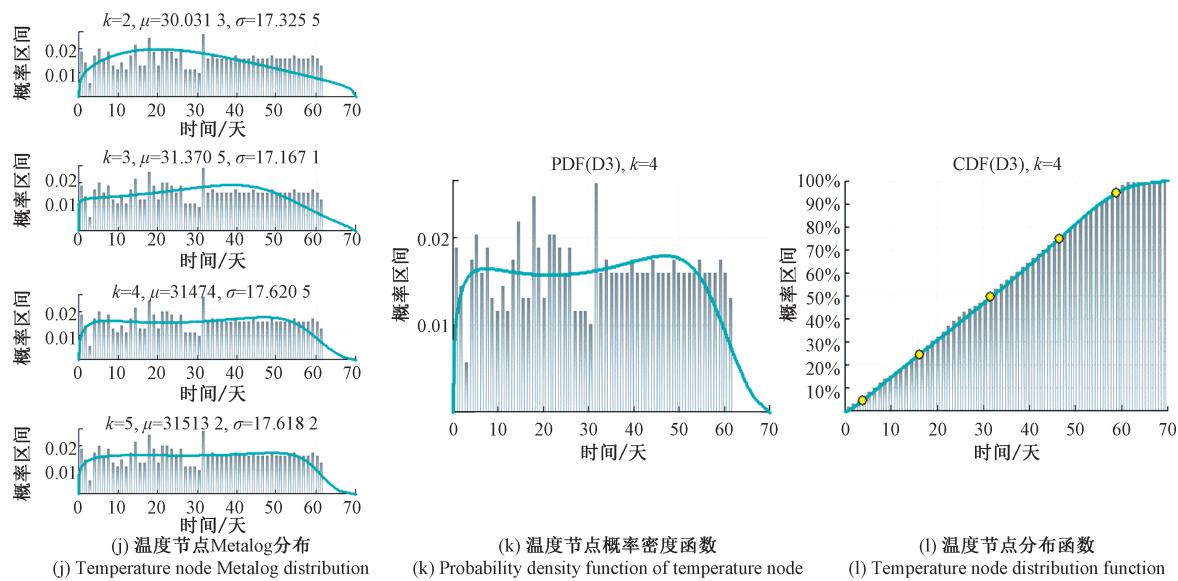


图 8 根节点先验概率分布

Fig. 8 Root node prior probability distribution

表 3 根节点的先验概率

Table 3 Prior probability of the root node

节点	负载 $A_1$	负载位置 $A_2$	运行速度 $A_3$	温度 $A_4$
State0	0.30	0.22	0.20	0.16
State1	0.33	0.24	0.28	0.16
State2	0.37	0.26	0.27	0.68
State3	0	0.28	0.25	0

### 2) 非根节点条件概率

根据建立的动态贝叶斯网络预测模型,通过 GeNIE 软件中 EM 结构算法学习功能对动态贝叶斯网络结构学习,借助实验误差数据并结合专家经验优化动态贝叶斯网络条件概率。以滚珠接触与变形 ( $B_2$ ) 节点为例,条件概率如表 4 所示。

### 3) 状态转移矩阵

对于动态节点,为了表示相邻时间切片之间的演变规律,需构建状态转移概率矩阵。以前后定位误差节点为例,状态转移矩阵通过数据标定,将连续时间划分为时间间隔为 24 h 的时间片段,即  $\Delta t = 24$  h。状态转移矩阵如表 5 所示。

### 3.3 动态贝叶斯网络预测

探究不同负载、速度、温度下工作台前后定位误差概率随时间的变化情况,预测范围设为 30 个步长。根据图 6 动态贝叶斯网络预测模型,输入根节点的先验概率、非根节点的条件概率,存在时间关联的节点输入状态转移矩阵,通过 GeNIE 软件中的贝叶斯网络聚类推理功能得到目标节点的后验概率即得到预测概率。

表 4 节点  $B_2$  条件概率Table 4 Node  $B_2$ , conditional probability

负载重量/kg	负载位置	State0	State1
5	1	0.74	0.26
	2	0.72	0.28
	3	0.71	0.29
	4	0.68	0.32
15	1	0.61	0.39
	2	0.59	0.41
	3	0.56	0.44
	4	0.50	0.50
25	1	0.51	0.49
	2	0.42	0.58
	3	0.35	0.65
	4	0.29	0.71

表 5 前后定位误差状态转移矩阵

Table 5 Forward and backward localization error state transfer matrix

$P(N_{20}^T)   P(N_{20}^{T-1})  $	I( $T$ )	II( $T$ )	III( $T$ )	IV( $T$ )
I( $T-1$ )	0.897 7	0.068 8	0.007 4	0.000 6
II( $T-1$ )	0.090 7	0.821 4	0.102 2	0.008 9
III( $T-1$ )	0.011 0	0.105 9	0.852 6	0.113 5
IV( $T-1$ )	0.000 6	0.003 9	0.037 8	0.877 0

曲线。由于前后定位误差是一维工作台的关键指标,本文以前后定位误差为例进行预测,验证预测方法的建模精度。工作台前后定位误差 4 个状态区间的预测概率曲线如图 9 所示,其中横坐标为时间,纵坐标为误差区间概率。

将图 9 中的前后定位误差概率曲线进行处理,将各误差区间范围乘以各自状态区间的系数,如式(7)所示,得到前后定位误差曲线。

$$\delta(t) = \sum_{i=0}^j k_i x_i \quad (7)$$

其中,j 为区间分段数量;k<sub>i</sub> 为概率;x<sub>i</sub> 为误差区间范围。

为验证所提方法构建定位误差预测模型的预测性能,将训练集 4 组条件的 30 天前后定位误差数据导入到动态贝叶斯网络预测模型中训练,其余 4 组条件的

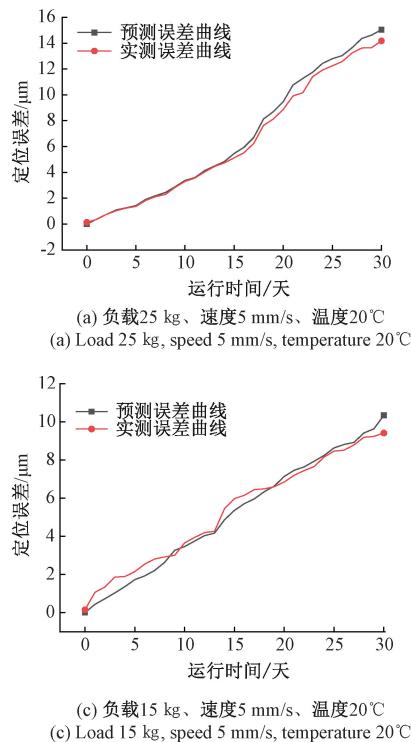


图 10 4 组条件下前后定位误差预测与实测误差曲线

Fig. 10 Comparison curves of predicted and measured forward and backward errors under four sets of conditions

对比图 10 这 4 组条件下前后定位误差预测与实测曲线发现,总体均随时间的增加而增大,增大趋势相似,波动小。验证了动态贝叶斯网络预测模型的有效性。部分条件下误差相对较大的原因可能是网络模型中误差影响因素的考虑不够精细化,实测训练数据集的波动特性等。

前后定位误差预测与实测值的最大绝对误差与最大相对误差如表 6 所示。

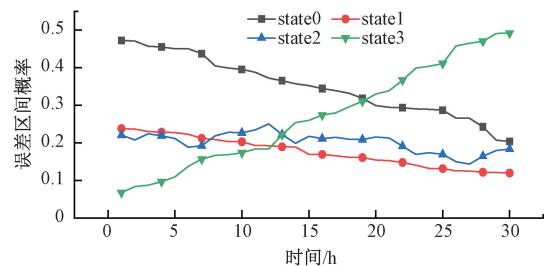


图 9 前后定位误差预测概率曲线

Fig. 9 Prediction probability curves for front-back localization errors

30 天前后定位误差数据作为测试集预测,重复步骤,利用动态贝叶斯网络聚类推理算法得到前后定位误差预测曲线,并与对应的实测误差曲线对比,如图 10 所示。

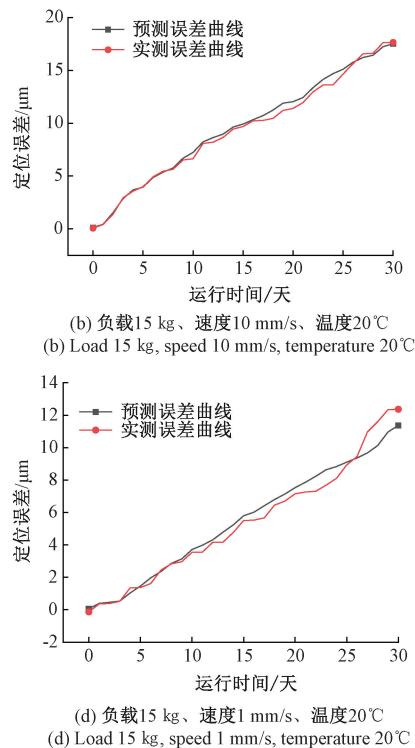


图 10 4 组条件下前后定位误差预测与实测误差曲线

表 6 最大误差比  
Table 6 Maximum error ratio

施加条件	最大绝对误差/μm	最大相对误差/%
图 10(a)	1.17	13.471
图 10(b)	1.63	11.983
图 10(c)	1.25	7.116
图 10(d)	0.91	10.734

由表 6 知前后定位误差预测与实测值的最大绝对误差为  $1.63 \mu\text{m}$ , 最大相对误差为 13.471%。说明动态贝叶斯网络模型的预测数据与激光干涉仪的实测数据基本吻合, 进一步验证了预测模型的有效性。

## 4 结 论

为解决数控机床工作台使用过程中由于摩擦磨损造成定位精度降低的问题, 研究提出了一种基于动态贝叶斯网络的一维工作台定位精度损失建模预测方法, 建立多因素影响的工作台定位误差预测模型, 通过对比相应条件下的实测与预测定位误差, 验证所提方法构建预测模型的有效性。通过研究得到的结论为:

1) 通过工作台的结构组成分析得到误差源组成。根据建立的工作台精度损失理论模型, 得到负载、速度、温度和时间是工作台定位误差的主要影响因素。

2) 分析不同实验条件下测量得到的前后定位误差数据云图发现工作台定位误差受负载、运动速度和温度的共同影响, 验证了理论模型的正确性。

3) 根据工作台定位误差节点变量的因果关系, 引入时间维度构建多因素影响下的定位误差动态贝叶斯网络预测模型, 利用动态贝叶斯网络的聚类推理算法划分 30 个时间片实现工作台前后定位误差预测, 将预测结果与实测数据对比验证。结果表明, 测试集四组条件下的前后定位误差预测与实测总体变化趋势相似, 两者最大绝对误差为  $1.63 \mu\text{m}$ 、最大相对误差为 13.471%, 验证了动态贝叶斯网络预测模型的有效性。说明该模型可以精确获得各个测量时刻的动态误差, 为数控机床加工精度的预测奠定基础。

由于温控箱内部空间狭小的限制, 因此无法开展负载作用在不同位置的定位误差测量实验, 后续研究者应在条件允许下继续进行。由于数据样本有限, 当前该模型实现形式在数据驱动维度存在局限, 后续将进一步探究深度融合物理机理与数据特征的混合预测模型, 实现长期服役过程中对任意时间节点, 复杂工况组合下进行高精度定位误差预测, 使模型具有更强的适用性。

## 参考文献

- [ 1 ] 马军旭, 赵万华, 张根保. 国产数控机床精度保持性分析及研究现状[J]. 中国机械工程, 2015, 26(22): 3108-3115.  
MA J X, ZHAO W H, ZHANG G B, et al. Research status and analyses accuracy retentivity of domestic CNC machine tools[J]. China Mechanical Engineering, 2015, 26(22):3108-3115.
- [ 2 ] 谭雁清, 张连洪, 王凯峰, 等. 基于表面磨损的机床导轨副精度保持性模型[J]. 农业机械学报, 2015, 46(2):351-356.  
TAN Y Q, ZHANG L H, WANG K F, et al. Modeling of precision retaining ability for slide guide of machine tool based on wear analysis[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(2):351-356.
- [ 3 ] CHENG Q, QI B B, LIU ZH F, et al. An accuracy degradation analysis of ball screw mechanism considering time-varying motion and loading working conditions[J]. Mechanism and Machine Theory, 2019, 134:1-23.
- [ 4 ] 杜柳青, 殷国富, 余永维. 基于混沌相空间重构的数控机床运动精度演化分析[J]. 仪器仪表学报, 2015, 36(8):1810-1815.  
DU L Q, YIN G F, YU Y W. Evolution analysis of CNC machine tool motion precision based on chaotic phase space reconstruction[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2015, 36(8):1810-1815.
- [ 5 ] CHEN CH CH, VACHTSEVANOS G, ORCHARD M E. Machine remaining useful life prediction: An integrated adaptive neuro-fuzzy and high-order particle filtering approach[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2012, 28:597-607.
- [ 6 ] 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]. 仪器仪表学报, 2024, 45(1):60-69.  
YANG 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]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(1):60-69.
- [ 7 ] GUO J Y, LI Y F, ZHENG B, et al. Bayesian degradation assessment of CNC machine tools considering unit non-homogeneity[J]. Journal of Mechanical Science and Technology, 2018, 32(6):2479-2485.
- [ 8 ] 邓超, 陶志奎, 吴军, 等. 基于性能退化的数控机床剩余寿命预测[J]. 机械工程学报, 2018, 54(17): 181-189.  
DENG CH, TAO ZH K, WU J, et al. Residual life prediction for CNC machine tool based on performance degradation [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2018, 54(17):181-189.
- [ 9 ] WANG P G, MENG Q F, ZHAO J, et al. Prediction of machine tool condition using support vector machine[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2011, 305(1): 12113-12118.
- [ 10 ] 韩莹, 陈熙. 一种基于融合特征聚类和随机配置网络的轴承剩余寿命预测方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2024, 38(4):128-139.

- HAN Y, CHEN X. Bearing residual life prediction method based on fusion feature clustering and stochastic configuration networks [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2024, 38 (4) : 128-139.
- [11] 李帅,杨赫然,孙兴伟,等.基于改进神经网络算法的数控钻攻中心进给轴热误差预测[J].电子测量与仪器学报,2023,37(9):234-242.
- LI SH, YANG H R, SUN X W, et al. Prediction of thermal error of CNC drilling center feed axis based on improved neural network aslgorithm [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37(9):234-242.
- [12] 成建平,杨家军,程远雄,等.滚柱直线导轨结合面的振动分析[J].机电工程,2013,30(3):296-299.
- CHENG J P, YANG J J, CHENG Y X, et al. Vibration analysis of roller linear guide's contact interface [J]. Journal of Mechanical and Electrical Engineering, 2013, 30(3):296-299.
- [13] 王晓艺.滚动直线导轨副摩擦磨损特性及试验研究[D].南京:南京理工大学,2022.
- WANG X Y. Theoretical and experimental investigation of friction and wear characteristics of linear motion ball guides [D]. Nanjing: Nanjing University of Science and Technology, 2022.
- [14] 杨洪涛,薛庆涛,李莉,等.面向对象的数控机床XY工作台动态定位误差分析与建模[J].制造技术与机床,2023(11):59-66.
- YANG H T, XUE Q T, LI L, et al. Analysis and modeling of dynamic positioning error of XY table of object-oriented CNC machine tool [J]. Manufacturing Technology and Machine Tool, 2023(11):59-66.
- [15] 杨洪涛,秦鹏飞,李莉,等.数控机床移动工作台定位精度预测的建模、仿真及实验[J].机电工程,2025,42(2):351-361.
- YANG H T, QIN P F, LI L, et al. Modeling, simulation and experiment of positioning accuracy prediction of moving table of CNC machine tool [J]. Journal of Mechanical and Electrical Engineering, 2025, 42 (2) : 351-361.
- [16] 徐倩.层次隐马尔可夫模型在金融时间序列中的应用[D].长春:长春工业大学,2024.
- XU Q. Application of hierarchical hidden Markov models to financial time series [D]. Changchun: Changchun University of Technology, 2024.
- [17] 罗加享.基于数据驱动与物理约束辅助的结构拓扑优化方法研究[D].长沙:国防科技大学,2021.
- LUO J X. Research on topology optimizationbased on data driven and physical constraint assistance [D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2021.
- [18] 柯永松.基于变量聚类和子网组合策略的贝叶斯网络结构学习算法研究[D].兰州:兰州大学,2024.
- KE Y S. A study of Bayesian network structure learning algorithm based on variable clustering and subnet combination strategy [D]. Lanzhou: Lanzhou University, 2024.

## 作者简介



**李莉**(通信作者),2016年于安徽工程大学获得学士学位,2021年于安徽理工大学获得博士学位(硕博连读),现为安徽理工大学机电控制系副主任、讲师,主要研究方向为数控机床精度提升技术、精密测试技术。

E-mail:lili04081013@163.com

**Li Li** (Corresponding author) received her B. Sc. degree from Anhui Polytechnic University in 2016, her M. Sc. and Ph. D. degrees both from Anhui University of Science and Technology in 2021. She is currently an associate director and lecturer in the department of mechatronic control at Anhui University of Science and Technology. Her main research interests include precision enhancement technologies for CNC machine tools and testing technologies.



**刘柄瑶**,2022年于安徽理工大学获得学士学位,现为安徽理工大学硕士研究生,主要研究方向为数控机床关键零部件精度提升技术。

E-mail:1933690083@qq.com

**Liu Bingyao** received his B. Sc. degree from Anhui University of Science and Technology in 2022. He is currently a master's student at the Anhui University of Science and Technology. His main research interest includes precision enhancement technologies for key components of CNC machine tools.



**杨洪涛**,1993年于安徽理工大学获得学士学位,2001年于安徽理工大学获得硕士学位,2007年于合肥工业大学获得博士学位,现为安徽理工大学工程实训中心主任、教授,主要研究方向为机器人控制、现代精度理论及应用研究。

E-mail:lloyd@163.com

**Yang Hongtao** received his B. Sc. and M. Sc. degrees both from Anhui University of Science and Technology in 1993 and 2001, respectively, and his Ph. D. degree from Hefei University of Technology in 2007. He is currently a director and professor in the engineering training cente at Anhui University of Science and Technology. His main research interests include robot control, modern precision theory, and applied research.