

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2514804

基于 LNN-Transformer 的蜗杆砂轮磨齿机 主轴振动预测方法*

何 坤¹, 张睿洪¹, 贾亚超², 邓钦玮¹, 李国龙³

(1. 重庆工商大学机械工程学院 重庆 400067; 2. 重庆邮电大学集成电路学院 重庆 400065;
3. 高端装备机械传动全国重点实验室 重庆 400044)

摘 要:蜗杆砂轮磨齿机主轴振动对齿轮加工质量有决定性影响,但砂轮周期性修整和磨削连续窜刀会改变主轴振动幅值和频率,导致主轴振动预测困难。故引入砂轮直径参数,将输入砂轮线速度转化为砂轮转速,利用砂轮转速的动态特性表征周期性修整的影响;同时引入主轴位置参数,建立砂轮主轴位置补偿函数消除磨削连续窜刀的影响。基于此提出一种主轴振动预测方法,通过磨削工艺参数预测蜗杆砂轮磨齿机主轴振动。首先,利用液态神经网络(LNN)门控机制动态筛选工艺参数特征,模拟工艺参数与振动均方根值(RMS)的物理传导逻辑,通过连续时间动态系统对工艺参数进行离散化,并使用激活函数捕捉两者间的隐藏动态特性;其次,基于LNN建立位置补偿函数,捕捉位置信息与RMS间的隐藏特性,以标准Y轴位置对应RMS值为基准,对其他位置对应RMS值进行映射并补偿;并通过多层堆叠的Transformer编码器块对特征进行全局依赖建模,利用残差连接等对LNN输出特征进行优化,最后移除序列维度并结合补偿值得到振动预测值。在对比实验中,本预测模型 R^2 达到99.19%、RMSE为0.0741、MAE为0.0511、MAPE为0.05%,相较于传统模型预测准确率更高。最后基于该预测模型,建立了蜗杆砂轮磨齿机主轴振动抑制模型,通过量子黏菌算法优化磨削工艺参数实现对主轴振动的抑制,抑制效果达39.99%。

关键词: 蜗杆砂轮磨; 主轴振动; LNN-Transformer; 振动预测

中图分类号: TH16 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 460.40

A prediction method for spindle vibration of worm wheel gear grinding machines based on LNN-Transformer

He Kun¹, Zhang Ruihong¹, Jia Yachao², Deng Qinwei¹, Li Guolong³

(1. School of Mechanical Engineering, Chongqing Technology and Business University, Chongqing 400067, China;
2. School of Integrated Circuits, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China;
3. State Key Laboratory of Mechanical Transmission for Advanced Equipment, Chongqing 400044, China)

Abstract: The vibration of the spindle of the worm wheel gear grinding machine has a decisive influence on the quality of gear processing. However, the periodic dressing of the grinding wheel and the continuous tool shifting during grinding will change the amplitude and frequency of the spindle vibration, making spindle vibration prediction difficult. This paper introduces the diameter parameter of the grinding wheel, converts the input grinding wheel linear speed into the grinding wheel rotational speed, and utilizes the dynamic characteristics of the grinding wheel rotational speed to characterize the influence of periodic grinding dressing; at the same time, it introduces the spindle position parameter to establish a compensation function for the grinding wheel spindle position to eliminate the influence of continuous tool shifting during grinding. Based on this, a prediction method for the spindle vibration is proposed, which predicts the spindle vibration of the worm wheel gear grinding machine through grinding process parameters. Firstly, the liquid neural network (LNN) gating mechanism is utilized to dynamically screen the process parameter features, simulate the physical conduction logic between the process parameters and the root mean square (RMS) value of vibration, discretize the process parameters through a continuous-time dynamic system, and use the activation function to capture the hidden dynamic characteristics between them. Secondly,

收稿日期: 2025-12-25 Received Date: 2025-12-25

* 基金项目: 重庆市教委科学技术研究项目(KJZD-K202400802, KJQN202500648)资助

a position compensation function is established based on LNN to capture the hidden characteristics between position information and RMS. Taking the RMS value corresponding to the standard Y-axis position as the benchmark, the RMS values corresponding to other positions are mapped and compensated. Finally, the global dependencies of the features is modeled through multiple stacked Transformer encoder blocks, and the output features of LNN are optimized using residual connections, etc. Finally, the sequence dimension is removed and combined with the compensation value to obtain the vibration prediction value. In the comparative experiments, the R2 of this prediction model reaches 99.19%, the RMSE is 0.074 1, the MAE is 0.051 1, and the MAPE is 0.05%. Compared with the traditional model, the prediction accuracy is higher. Finally, based on this prediction model, a spindle vibration suppression model for the worm wheel gear grinding machine is established. The grinding process parameters are optimized using the quantum slime mold algorithm to suppress the spindle vibration, and the suppression effect is 39.99%.

Keywords: worm wheel gear grinding; spindle vibration; LNN-Transformer; vibration prediction

0 引 言

近年来,新能源汽车产业迅速崛起,相较于传统燃油汽车,新能源汽车齿轮转速提升约 500%,最高可达 30 000 r/min。转速大幅提升致使齿轮服役工况恶劣,对齿轮加工质量提出了更高要求。蜗杆砂轮磨削加工凭借超高精度、硬材料适应性及表面完整性控制,成为高端齿轮的主流加工工艺^[1-2]。在蜗杆砂轮磨削加工中,磨削工艺的优化、磨削工具的优选等都会影响到砂轮主轴振动^[3-5],这些振动会使轴承受力不均、降低机床各部件使用寿命,并影响到齿轮产品的生产质量^[6-8]。其中,磨削工艺参数的选择不当不仅会导致齿面烧伤或微裂纹、积累磨削热等从而影响到加工齿轮质量,还会加速磨齿机床主轴轴承磨损和导轨热变形,产生剧烈主轴振动从而减少磨齿机使用寿命^[9-11]。同时,由于工艺参数多凭借经验制定,具有主观性、不确定性,无法实现在保证加工效率的情况下减少主轴振动。因此,需要建立工艺参数与主轴振动之间的关系模型,以工艺参数预测对应主轴振动,避免因工艺参数的选择不当而导致的机床磨损。

目前,国内外学者主要围绕工艺参数优化进行研究。邓聪颖等^[12]结合铣削稳定性理论、实验测试技术与人工神经网络,分别建立极限切削深度和表面粗糙度的反向传播(back propagation, BP)神经网络模型,预测刀具悬伸量作用下两指标的演化规律;赵朋等^[13]提出一种注射成形工艺参数多目标自学习优化方法,实时计算并更新工艺参数梯度,并用多梯度下降法对目标进行优化;尹刚等^[14]提出了一种基于深度学习的多模态工业故障诊断方法,采用极端梯度提升(extreme gradient boosting, XGBoost)筛选工艺参数作为输入,同时通过深度极限学习机(deep extreme learning machine, DELM)提取特征并识别处于异常的设备;尹刚等^[15]提出一种基于深度学习的铝电解槽电解温度预测模型,采用卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)提取数据特征、通过长短期记忆网络(long short-term memory, LSTM)处理时序数据并引入注意力机制进行学习,最后通过比例积分

微分(proportional integral derivative, PID)搜索优化算法(PID-based search algorithm, PSA)得到最优参数;Pan 等^[16]提出一种基于元强化学习的自适应工艺参数决策,通过近端策略优化算法(proximal policy optimization, PPO_{BE})优化工艺参数,并基于此结合元学习(model-agnostic meta-learning, MAML)得到 MAML-PPO_{BE} 模型,根据不同磨削条件得到最优工艺参数。

而针对工业预测模型及方法,国内外进行了大量且深入的研究。郭万金等^[17]结合深度学习技术,提出一种考虑动态因素影响的机器人磨削表面粗糙度预测方法并构建改进的鲸鱼优化算法(improved whale optimization algorithm, IWOA)-CNN-双向长短期记忆网络(bidirectional long short-term memory, BiLSTM)-注意力机制(attention mechanism, Attention)表面粗糙度预测模型;陈佳琳等^[18]提出了一种基于 Inception 模块改进的深度残差收缩网络(inception deep residual shrinkage network, IDRSN)和 BiLSTM 的表面粗糙度预测方法;谭志朴等^[19]通过结合物理判断模型和数据驱动方法的优势提出了一种混合驱动的稳定性的判断方法,极大地提高稳定性的判断效率;陈钱等^[20]提出了能够自适应提取时频特征、具有物理可解释性的 Chirplet 卷积层,建立了将 Chirplet 卷积层作为预处理层和现有的 CNN 结合获得 Chirplet-CNN 并进行故障诊断的完整流程;Huang 等^[21]综合考虑特征提取和故障发生的时延,将滑动窗口处理和基于卷积神经网络和长短期记忆网络相结合的 CNN-LSTM 模型相结合;Wei 等^[22]建立了加权投票集成多变压器迁移学习(weighted voting ensemble multi-Transformer, WVEM-T)模型,采用选择性冻结策略更新网络的训练参数,使训练后的多层网络能够准确预测不同加工倾角下球头铣刀后刀面的磨损分布;Cheng 等^[23]提出了一种基于格拉米亚角场(Gramian angular field, GAF)和深度聚合残差变换神经网络的多信号刀具磨损预测方法,建立特征与刀具磨损之间的关系。但现有研究缺乏工艺参数对磨齿加工中振动的影响的探索与实验。李国龙等^[24]通过二项式回归探寻磨削工艺参数与主轴振动间的关系,但其方程结构较为简单,所建立关系较为薄弱。同时,由于蜗杆砂轮磨

削加工存在的磨削窜刀、砂轮修整等特定工艺,会使得采集的主轴振动信号出现浮动偏差,而一般方法会忽略这些因素,无法直接进行应用。

因此,针对主轴振动难以精准预测的问题,本文引入直径参数,提取工艺参数隐性动态特性,表征砂轮修整影响;并引入位置参数,建立位置补偿函数,消除磨削窜刀的影响。同时,以 Encoder-Only 作为基本框架,建立振动预测模型,探寻磨削工艺参数与磨齿机主轴振动均方根值 (root mean square, RMS) 间的映射关系。通过对比实验,验证该模型的准确性。最后基于此建立振动抑制模型,对主轴振动进行抑制。

1 蜗杆砂轮磨削主轴的振动特性分析

蜗杆砂轮磨削加工原理是利用连续展成啮合运动,通过修整使蜗杆形状的砂轮与加工工件的螺旋角相匹配,然后通过高转速的砂轮对齿轮进行加工。啮合示意图如图 1 所示。

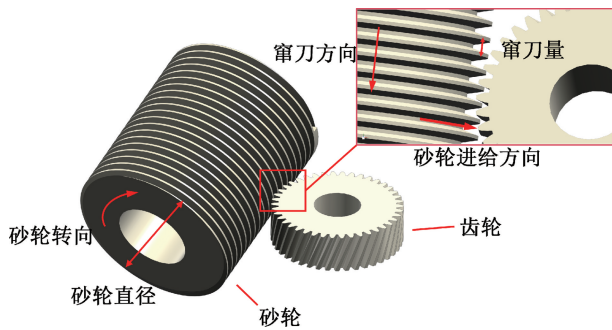


图 1 蜗杆砂轮磨削啮合示意图

Fig. 1 Diagram of worm wheel grinding engagement

由于蜗杆砂轮磨削工艺需求,在加工过程中会进行砂轮周期性修整与磨削连续窜刀,这两种工艺会直接影响磨齿机主轴振动。

砂轮修整,即为应对砂轮长时间加工所导致的表面粗糙、变形等问题,对砂轮进行的形状修整、磨粒锋锐度恢复等工艺。蜗杆砂轮的周期性修整会使得直径持续性变小;但由于工业上通常采用恒线速度加工,砂轮直径的减少使得砂轮转速相应增加,导致振动信号产生因转速变化而引起的浮动,在相同砂轮线速度下不同修整周期的振动信号出现差异。工业上砂轮线速度多为 35~70 m/s,砂轮使用直径区间为 180~280 mm。线速度 50 m/s 下转频随砂轮直径变化影响如图 2 所示。随着砂轮直径连续减小,砂轮转频逐渐增大,两者大致成负相关。

磨削窜刀,即磨削过程中蜗杆砂轮的连续轴向移动,蜗杆砂轮每加工一个齿轮都会进行一次或多次窜刀,每窜一次刀砂轮的位置就会发生改变。但由于位于刀架托

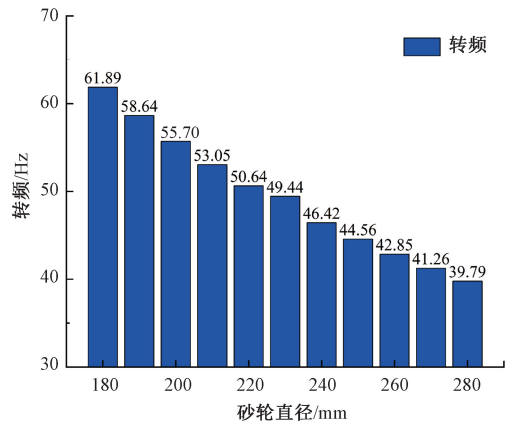


图 2 砂轮转速对主轴振动频率的影响

Fig. 2 The influence of grinding wheel dressing on the vibration frequency of the spindle

座上的振动传感器位置不变,砂轮和齿轮的啮合点与传感器的相对位置就会发生改变,导致振动信号出现浮动。砂轮啮合点位置对主轴振动幅值的影响如图 3 所示。

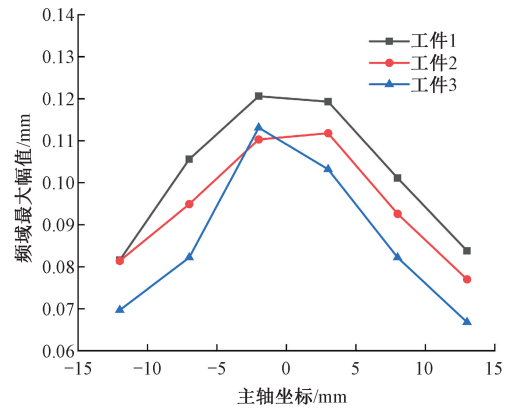


图 3 磨削窜刀对主轴振动幅值的影响

Fig. 3 The influence of grinding wheel feeding on the amplitude of the spindle vibration

图 3 中以频域最大幅值作为主轴振动幅值标准,以主轴 Y 方向坐标为横坐标。图 3 中工件 1、2、3 分别为同一参数下不同修整周期内的齿轮工件,每次窜刀会使 Y 坐标变化 5 mm。可以看出,主轴振动幅值最大值均位于坐标 0 附近,且越靠近坐标 0 处,主轴幅值越大;越远离坐标 0 处,主轴幅值越小。

为消除砂轮修整及磨削窜刀对主轴振动的影响,本模型引入砂轮直径参数 D ,将砂轮线速度转化为砂轮转速变量,通过 LNN 提取其隐性动态特性来表征砂轮修整的影响。同时,由于啮合位置变化不会对磨削工艺参数造成影响,故引入主轴 Y 方向位置信息,以位置信息与振动之间的关系建立位置补偿函数,对振动预测输出进行补偿,消除磨削窜刀的影响。

2 LNN-Transformer 振动预测模型构建

2.1 LNN-Transformer 预测模型框架

LNN-Transformer 模型整体结构如图 4 所示,本模型分

为动态特性提取与补偿函数建立和 RMS 值预测两个模块。

输入工艺参数(砂轮线速度 v_s 、进给速度 v_w 、进给量 f_r)后,结合引入的砂轮直径 D ,将砂轮线速度 v_s 转化为随时间变化的砂轮转速 n_s ,并作为模型训练输入。动态

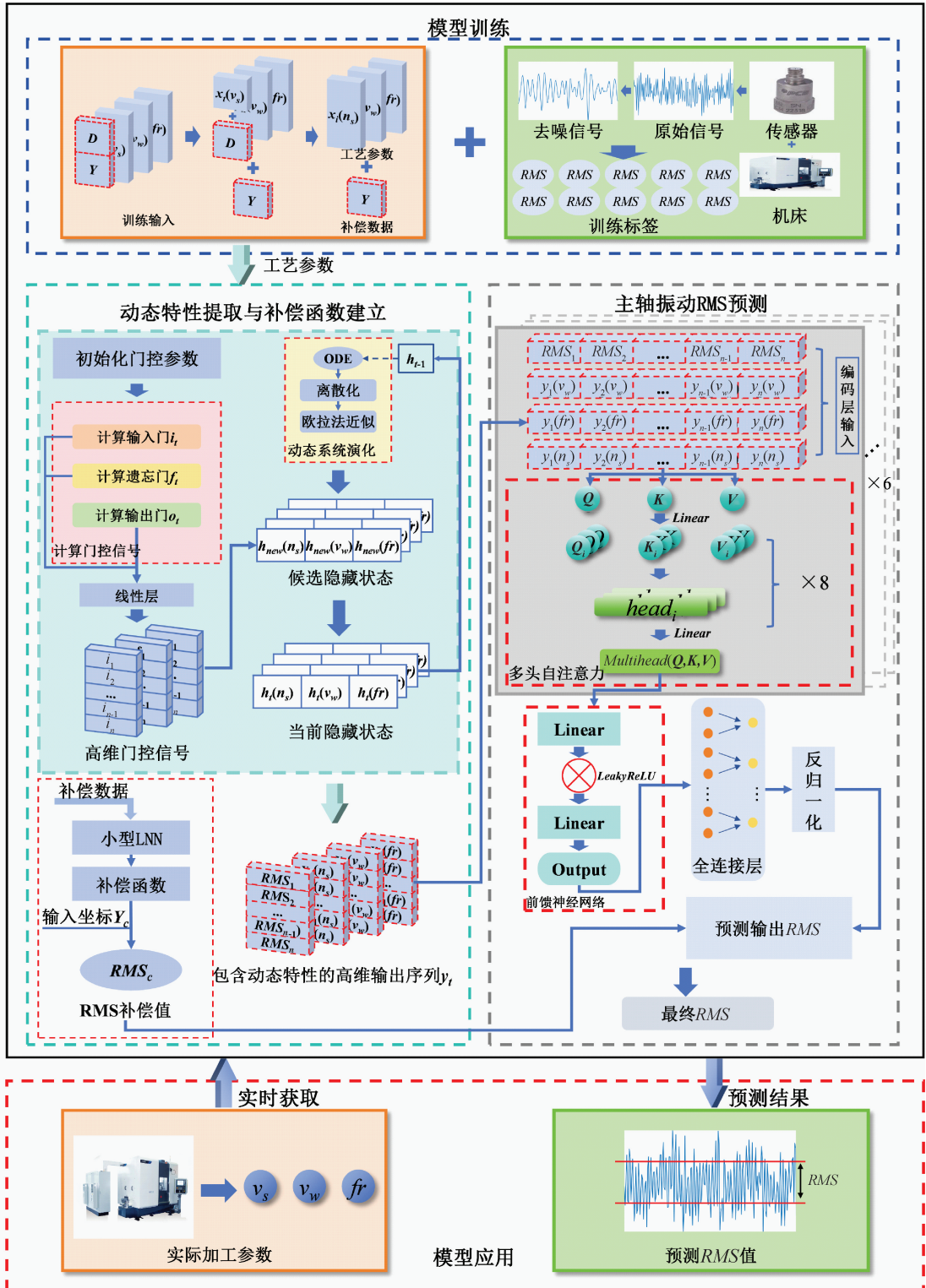


图 4 模型整体结构

Fig. 4 The overall structure of the mode

特性提取与补偿模块以液态神经网络 (liquid neural networks, LNN) 为主, 由于砂轮修整与磨削窜刀为两个独立的物理关系, 故将模块分为两个结构一致的分支, 并将输入分化为工艺参数与补偿输入。首先, 利用 LNN 提取工艺参数与 RMS 值中的隐性动态特性, 定义 3 个门结构 (输入门、遗忘门和输出门), 同时初始化系统参数矩阵与偏置, 并经过前向传播中门控信号计算、动态系统演化及门控应用 3 个步骤对其隐性动态特性进行提取, 通过门控机制控制信息流动并实现动态记忆管理, 最后, 在计算门控信号时利用线性层将计算结果转换为高维序列; 同时通过相同结构得到主轴位置信息 Y 与主轴振动之间的关系, 建立位置补偿函数, 根据具体位置信息输出补偿值。RMS 预测模块采用 Transformer 编码器结构, 利用多头注意力机制捕获特征间全局依赖, 强化其重要特征并增强模型非线性, 进行主轴振动 RMS 预测, 并结合补偿值得到最终预测输出。该模型融合 LNN 与 Transformer 编码器结构, 引入砂轮直径参数 D 对周期性修整影响进行表征; 同时引入主轴位置信息 Y , 建立位置补偿函数, 对预测振动输出值进行补偿; 最后通过 Transformer 编码器结构对主轴振动进行预测, 结合补偿得到模型输出。

2.2 动态特性提取与补偿函数建立

由于加工过程中砂轮修整呈现周期性, 会持续影响主轴振动, 故引入砂轮直径 D , 将砂轮转速 v_s 转化为随时间变化的砂轮转速 n_s , 以此表征砂轮修整的影响。而 LNN 作为时间连续型循环神经网络 (recurrent neural network, RNN) 的一种, 其既能够处理时间序列, 也能够处理静态参数。相比于传统 RNN, 其液态储层的动态连接权重呈现稀疏性, 能通过权重矩阵量化关键工艺参数对振动 RMS 的贡献度。利用 LNN 提取工艺参数的隐藏动态特性, 并将该动态特性与静态工艺参数转化为高维特征序列, 为后面进行振动 RMS 预测提供更加详细的输入。同时, 建立位置补偿函数, 对最终预测值进行补偿, 消除磨削窜刀的影响。此模块包括工艺参数动态特性提取和补偿函数建立两部分。

1) 动态特性提取

本模型通过 LNN 提取工艺参数动态特性。LNN 包括初始化阶段和由门控信号计算、动态系统演化、门控应用 3 部分组成的前向传播部分, 提取工艺参数与 RMS 的动态特性, 并将该特性进行输出。

初始化阶段首先是通过砂轮直径 D 把砂轮线速度 v_s 转化为砂轮转速 n_s , 对 3 个门控结构 (输入门、遗忘门、输出门) 进行定义, 并进行初始化动态系统参数矩阵与偏置。初始化阶段后进行前向传播, 计算 3 个门控信号, 计算公式如式 (1) 所示。

$$\begin{cases} \mathbf{i}_t = \sigma(\mathbf{W}_i \times x_t + \mathbf{b}_i) \\ \mathbf{f}_t = \sigma(\mathbf{W}_f \times x_t + \mathbf{b}_f) \\ \mathbf{o}_t = \sigma(\mathbf{W}_o \times x_t + \mathbf{b}_o) \end{cases} \quad (1)$$

式中: $\mathbf{i}_t, \mathbf{f}_t, \mathbf{o}_t$ 为各门控信号; $\mathbf{W}_i, \mathbf{W}_f, \mathbf{W}_o$ 为权重矩阵; $\mathbf{b}_i, \mathbf{b}_f, \mathbf{b}_o$ 为各个门偏置; σ 为激活函数; x_t 为磨削工艺参数 (n_s, v_w, fr) 和 RMS 值。

计算门控信号后, 通过线性变换对门控信号进行高维度映射。同时, 进行动态系统演化, 通过常微分方程 (ordinary differential equation, ODE) 来描述隐藏状态的连续时间变化, 如式 (2) 所示。

$$\tau \frac{d\mathbf{h}}{dt} = -\mathbf{h} + \tanh(\mathbf{W} \times \mathbf{h}_{t-1} + \mathbf{U} \times x_t + \mathbf{b}) \quad (2)$$

式中: $\tanh(\cdot)$ 为激活函数; \mathbf{W} 为隐藏状态权重矩阵; \mathbf{U} 为输入权重; \mathbf{b} 为动态系统偏置; τ 为液态时间常数 (控制动态响应速度)。

并利用欧拉方法 (Euler Method) 对 ODE 进行离散化处理, 如式 (3) 所示。

$$\mathbf{h}_{new} = \mathbf{h}_{t-1} + \Delta t + \tanh(\mathbf{W} \times \mathbf{h}_{t-1} + \mathbf{U} \times x_t + \mathbf{b}) \quad (3)$$

式中: Δt 为时间步长; \mathbf{h}_{new} 表示由 t 时刻产生的隐藏状态; \mathbf{h}_{t-1} 表示上一个时间步的隐藏状态。

最后进行门控应用, 将门控信号与动态系统状态相结合, 计算当前时间步的隐藏状态, 提取其隐性动态特性, 实现信息流的动态调节。如式 (4) 所示。

$$\mathbf{h}_t = \mathbf{f}_t \odot \mathbf{h}_{t-1} + \mathbf{i}_t \odot \mathbf{h}_{new} \quad (4)$$

式中: \odot 为逐元素乘法; $\mathbf{f}_t \odot \mathbf{h}_{t-1}$ 为遗忘门控制历史状态的保留; $\mathbf{i}_t \odot \mathbf{h}_{new}$ 为输入门控制新状态的注入。同时生成信息输出, 输出如式 (5) 所示。

$$\mathbf{y}_t = \mathbf{o}_t \odot \tanh(\mathbf{h}_t) \quad (5)$$

式中: \mathbf{y}_t 为最终的高维特征序列输出。

通过门控机制与连续时间动态系统, 将静态的工艺参数特征转化为具有时间演化特性的动态表示, 提取出切削过程中工艺参数的隐性变化特性, 并有效捕捉砂轮修整对主轴振动的动态影响。最终将三维工艺参数特征与 RMS 转化为高维特征序列, 为后续 Transformer 编码器提供更完整且详细的特征表示。

2) 补偿函数建立

由于砂轮修整与磨削窜刀属于两个独立加工工艺, 故额外添加一个 LNN 模块位置用以建立位置补偿函数。补偿参数优化流程如图 5 所示。

首先, 通过 Sigmoid 激活函数生成门控权重 g , 并计算初始补偿参数, 计算如式 (6) 所示。

$$\begin{cases} \alpha_0 = g \times W_\alpha \\ \beta_0 = g \times W_\beta \\ Y_0 = g \times W_Y \end{cases} \quad (6)$$

式中: α_0, β_0, Y_0 分别表示振动衰减系数、衰减速率、理想啮合位置; 门控权重 g 及门控层参数 W_α, W_β, W_Y 均由 LNN 自动生成, 且只参与初始值的生成。

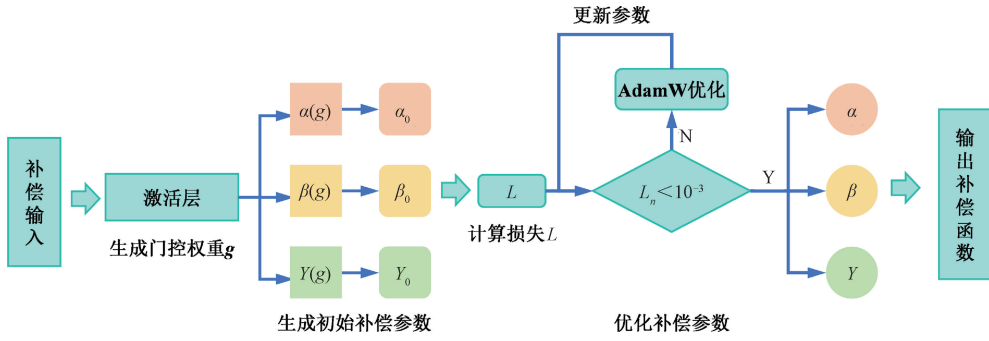


图 5 补偿函数建立

Fig. 5 Establishment of the compensation function

得到初始补偿参数后,计算其损失值 L , 该计算式由实际误差与物理正则项组成, 如式(7)所示。

$$L = \frac{1}{B} \sum_{i=1}^B |Rms_i - Rms_0| + \lambda (|\alpha| + |\beta - 0.5|) \quad (7)$$

式中: Rms_i 为实测 RMS 值; Rms_0 为标准 RMS 值 (即 $Y=10$ 时的 RMS 值); B 为补偿输入数据个数; $\lambda=0.01$ 为正则化强度; α, β 分别为当前振动衰减系数与衰减速率。

得到损失值后, 计算与上次损失值间的变化幅度 L_n , 若大于最小阈值, 则对补偿参数进行优化。通过补偿函数与反向传播公式计算参数梯度, 如式(8)所示。

$$\begin{cases} Rms_c = \alpha \cdot e^{-\beta|Y-Y_0|} \\ \frac{\partial L}{\partial \alpha} = \frac{\partial L}{\partial Rms_c} \cdot e^{-\beta|Y-Y_0| + \lambda \cdot sign(\alpha)} \\ \frac{\partial L}{\partial \beta} = \frac{\partial L}{\partial Rms_c} \cdot (-\alpha |Y - Y_0| e^{-\beta|Y-Y_0|}) + \lambda \cdot sign(\beta - 0.5) \\ \frac{\partial L}{\partial Y} = \frac{\partial L}{\partial Rms_c} \cdot (\alpha \beta \cdot sign(Y - Y_0) e^{-\beta|Y-Y_0|}) \end{cases} \quad (8)$$

式中: 第 1 行为补偿函数; 后 3 行为链式计算公式; Rms_c 为补偿值。随后使用 AdamW 优化器对补偿参数进行优化, 优化器如式(9)所示。

$$\theta_{t+1} = \theta_t - \eta \cdot \frac{m_t}{\sqrt{v_t} + \xi} \quad (9)$$

式中: θ 为补偿参数 $\{\alpha, \beta, Y_0\}$; m_t 为一阶动量; v_t 为二阶动量; ξ 为一个极小的常数, 防止出现除零错误。

更新完补偿参数后重新对其损失值进行计算, 直到损失值低于最小阈值时则输出补偿函数。

2.3 主轴振动 RMS 值预测

Transformer 因具有多模态工艺特征融合能力, 能够通过特征交叉增强预测鲁棒性, 避免传统 RNN/LSTM 的梯度消失问题, 并能有效捕捉工艺参数与振动信号间的关联性。Transformer^[25] 主要由编码器 (Encoder) 和解码器 (Decoder) 两部分组成, 其中编码器在处理输入数据和

提取特征方面起着至关重要的作用。本文采用 Encoder-Only 结构, 捕捉磨削工艺参数与振动 RMS 间的全局依赖关系并预测主轴振动 RMS 值。

编码器主要分为 3 部分: 多头自注意力、前馈神经网络、残差连接与层归一化。

1) 多头自注意力

多头自注意力机制是 Transformer 中的核心之一, 其通过并行计算多个自注意力来捕捉不同空间中的特征, 并以此增强预测模型对于输入序列的表达能。

首先进行输入线性变换, 输入高维特征序列 $y_i = R^{n \times d_{model}}$ (n 为序列长度, $d_{model} = embed_dim$), 通过 3 个权重矩阵生成查询 (Query)、键 (Key)、值 (Value), 并利用均匀采样对每个 Query 随机选择部分 Key 计算注意力以实现注意力稀疏, 即:

$$\begin{cases} Q = y_i W^Q \\ K = y_i W^K \\ V = y_i W^V \end{cases} \quad (10)$$

式中: $W^Q, W^K, W^V \in R^{d_{model} \times d_{model}}$ 。

将 Q, K, V 按注意力头数 $h = num_heads$ 分割为 h 个子矩阵, 每个头的维度为 $d_k = d_{model}/h$:

$$\begin{cases} Q_i = Q[:, :, i \times d_k : (i+1) \times d_k] \\ K_i = K[:, :, i \times d_k : (i+1) \times d_k] \\ V_i = V[:, :, i \times d_k : (i+1) \times d_k] \end{cases} \quad (11)$$

式中: $i=1, 2, 3, \dots, h$ 。

多头子空间分割完成后进行缩放点积注意力, 对每个头独立计算注意力权重, 即:

$$Attention(Q, K, V) = \text{softmax}\left(\frac{QK^T}{\sqrt{d_k}} \times M\right) \quad (12)$$

式中: Q (Query) 为查询矩阵; K (Key) 为键矩阵; V (Value) 为值矩阵; d_k 为键/查询向量维度; M 为掩码矩阵。

该模型关键的部分在于对自注意力机制的使用, 其多头注意力并行化计算如式(13)所示。

$$MultiHead(Q, K, V) = \text{Concat}(head_1, \dots, head_h) W^O \quad (13)$$

式中: h 为头数;Concat()即将 h 个头的输出沿特征维度拼接; W^o 为输出投影。

在砂轮振动预测任务中,多头自注意力机制能够捕捉到序列间特征的依赖性,对不同注意力头的输出进行拼接和线性变换,可提高特征的表达能力,并得到磨削工艺参数与振动RMS值间存在的隐性关系。这些特性能够使得Transformer编码器在遥测数据预测中更有效地提取出关键特征,从而提高模型本身预测的性能。

2) 前馈神经网络

在Transformer模型的编码器结构中,前馈神经网络(feedforward neural network, FNN)作为核心功能模块,其多层结构包含线性变换层与非线性激活函数的组合并对序列中每个位置的隐藏状态进行独立映射,从而增强模型对复杂特征的捕获能力。计算式如式(14)所示。

$$FFN(x) = \max(0, xW_1 + b_1)W_2 + b_2 \quad (14)$$

式中: $W_1 \in \mathbb{R}^{d_{model} \times d_{ff}}$ 和 $W_2 \in \mathbb{R}^{d_{model} \times d_{ff}}$ 分别为第1层、第2层的权重矩阵; b_1 和 b_2 分别为第1层和第2层的偏置项; $\max(0, \cdot)$ 表示LeakyReLU激活函数。

3) 残差连接与层归一化

残差连接直接将输入张量与子层处理后的输出进行逐元素叠加,而层归一化技术作用于每个独立样本的通道维度,通过对特征向量数值分布的标准化处理,进一步优化梯度传播过程中的稳定性。对每个子层(自注意力或前馈网络)的输出与输入相加,计算式如式(15)所示。

$$x_{out} = x_{in} + \text{Sublayer}(x_{in}) \quad (15)$$

式中: x_{in} 为子层的输入;Sublayer()为子层的输出; x_{out} 为经过残差连接后的输出。

层归一化如式(16)所示。

$$\text{LayerNorm}(x) = \gamma \times \frac{x - \mu}{\sqrt{\sigma^2 + \varepsilon}} + \beta \quad (16)$$

式中: $\mu \in \mathbb{R}$ 、 σ^2 为输入 x 沿特征维度的均值与方差; β 为可学习的缩放和平移参数; ε 为数值稳定系数。将输出进行降维并反归一化后,添加补偿值RMS,即得到最终RMS预测值。

3 实验结果及验证

3.1 实验设计

本实验的实验对象为某厂生产的YW7232型数控蜗杆砂轮磨齿机,其磨削砂轮为某公司生产的蜗杆磨CA砂轮。相关参数如表1所示。

表1 蜗杆砂轮及齿轮相关参数

Table 1 Parameters of worm wheel grinding wheels and gears

| 参数名 | 砂轮 | 齿轮 |
|---------|------|----------|
| 模数/mm | 2.5 | 2.5 |
| 压力角/(°) | 18.5 | 18.5 |
| 齿数 | 5 | 25 |
| 变位系数 | | 0.255 35 |
| 螺旋角/(°) | | 24 |

用于采集信号的设备包括某品牌振动加速度传感352C34、PC信号调理480C02、PCB低噪声线缆2003D20、某品牌信号采集记录仪8861-50。现场实验设备布置安装与信号采集设备如图6所示。

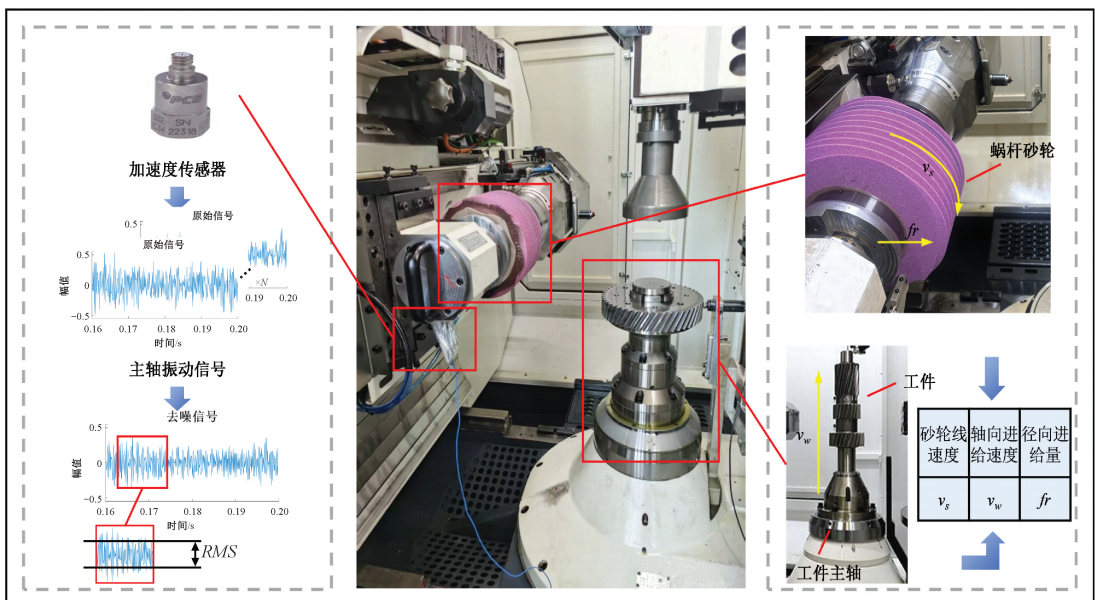


图6 实验设备现场图

Fig. 6 On-site diagram of the experimental equipment

本文根据控制变量原则,在除工艺参数外的其他条件(如机床、冷却液、加工工件材料、磨齿砂轮等)不变的情况下变更磨削工艺参数,采用三因素多水平的正交设计实验方案分析工艺参数与主轴振动的关系。根据实验方案组三因素间交叉采集信号,每个工艺参数水平设置为:砂轮线速度 v_s : 40、50 和 60 m/s;轴向进给速度 v_w : 50、100、150 和 200 mm/min;径向进给量 f_r : 0.04、0.1、0.16 和 0.22 mm。一共得到 48 (3×4×4) 个不同参数组合。

实验中,振动信号采样频率设置为 10 kHz。振动信号采集后,对测得的磨齿振动数据进行分析处理。本实验选取振动均方根值作为特征值进行振动分析,其代表振动信号的平均强度大小,能够最大程度体现振动信号的强弱程度。模型最终预测值以砂轮直径 D 为最大直径值 280 mm、主轴 Y 方向坐标为 10 对应 RMS 值为标准。

RMS 值计算如式(17)所示。

$$a_{RMS} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2} \quad (17)$$

式中: x_i 为分析采样数据; n 为分析采样数据个数。

通过径向基函数(radial basis function, RBF)插值法^[26]对处理后的 48 组数据进行插值样本扩充,将工艺参数组中的每个工艺参数取值范围切割为 15 个区间,并最终获得 3 375 (15×15×15) 组样本数据,如表 2 所示。同时,每组参数对应多个砂轮直径 D 与主轴位置信息 Y 。

表 2 扩充后实验数据

Table 2 Expanded experimental data

| 序号 | 砂轮线速度 $v_s/(m \cdot s^{-1})$ | 轴向进给速度 $v_w/(mm \cdot min^{-1})$ | 径向进给量 f_r/mm | RMS/g |
|-------|---------------------------------|-------------------------------------|-------------------|-------|
| 1 | 40 | 50.00 | 0.040 | 1.69 |
| 2 | 40 | 57.89 | 0.040 | 1.73 |
| 3 | 40 | 65.78 | 0.040 | 1.78 |
| ⋮ | ⋮ | ⋮ | ⋮ | ⋮ |
| 2 782 | 60 | 50.00 | 0.096 | 3.61 |
| 2 783 | 60 | 57.89 | 0.096 | 3.71 |
| 2 784 | 60 | 65.79 | 0.096 | 3.81 |
| ⋮ | ⋮ | ⋮ | ⋮ | ⋮ |
| 3 375 | 60 | 200.00 | 0.220 | 5.56 |

3.2 预测结果及分析

为验证 LNN-Transformer 主轴振动预测模型的预测性能,将其与 BP 神经网络、支持向量回归(support vector regression, SVR)、极限学习机(extreme learning machine, ELM)和分类与回归树(classification and regression tree, CART)等预测方法进行对比。所有模型均使用相同数据集,并以 70% 和 30% 随机划分为训练集和测试集。各模型的预测值对比实际检测值如表 3 所示。

表 3 各模型预测值对比实际检测值

Table 3 Comparison of predicted values of each model and actual detection values

| 序号 | LNN-Transformer | BP | SVR | ELM | CART | 实际检测值 |
|----|-----------------|----------|----------|----------|----------|----------|
| 1 | 4.053 03 | 3.923 29 | 4.048 36 | 3.969 04 | 4.006 29 | 4.068 17 |
| 2 | 3.485 29 | 3.587 44 | 3.481 64 | 3.487 65 | 3.388 01 | 3.457 70 |
| 3 | 4.318 77 | 4.133 61 | 4.216 43 | 4.258 84 | 4.313 67 | 4.433 54 |
| ⋮ | ⋮ | ⋮ | ⋮ | ⋮ | ⋮ | ⋮ |
| 29 | 3.021 62 | 3.092 15 | 3.178 02 | 3.185 31 | 3.027 58 | 3.055 22 |
| 30 | 2.000 36 | 2.022 40 | 1.940 32 | 2.110 96 | 1.972 02 | 2.004 16 |

各预测模型的预测效果对比如图 7 所示。其中,图 7(a)~(e) 分别为 BP、SVR、ELM、CART 及本模型的预测结果及绝对误差。

由图 7 可知,本模型对主轴振动 RMS 的预测曲线与实际曲线趋势具有较高的一致性,相比于其他 4 个模型更接近真实曲线趋势;同时,本模型除少数几个绝对误差在 0.1 以上之外,大部分误差介于 0~0.05,最小值接近于 0。在除本模型外的 4 个模型中,SVR 整体预测结果最差,CART 整体预测结果最佳,但部分预测值存在较大的误差,最高值接近 0.3,相较于本模型存在较大差距。

由此证明了本模型对主轴振动 RMS 预测的准确性。

各模型与本文模型的预测置信带如图 8 所示,其中置信带区间所取范围为±10%。

由图 8 可知,BP、SVR、ELM 及 CART 等 4 个模型均存在处于置信带之外的数据点,其中 SVR 与 CART 位于置信带之外的数值点较多,且 BP、SVR、ELM 均存在大量位于置信带边界的数据点;而本模型预测数据点均位于置信带区间内,分布在理想预测线($y=x$)附近,且浮动区间最小。这表明本模型预测值误差小、精度高,具有最高的预测稳定性。

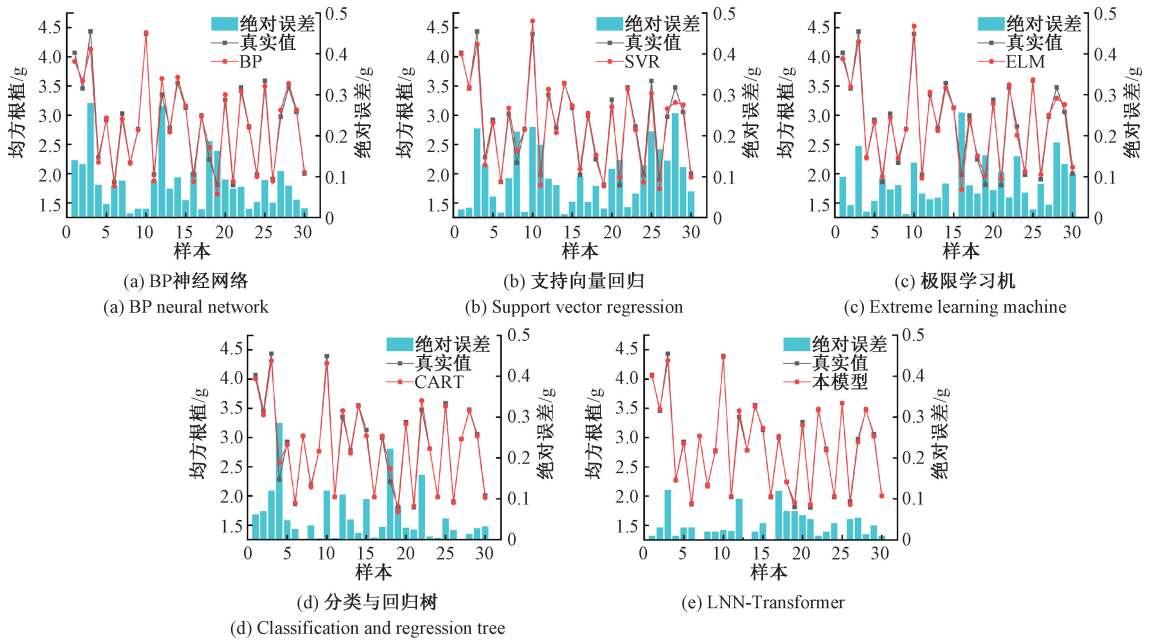


图7 BP、SVR、ELM、CART及本模型预测结果

Fig. 7 The prediction result graphs of BP, SVR, ELM and CART models and this models

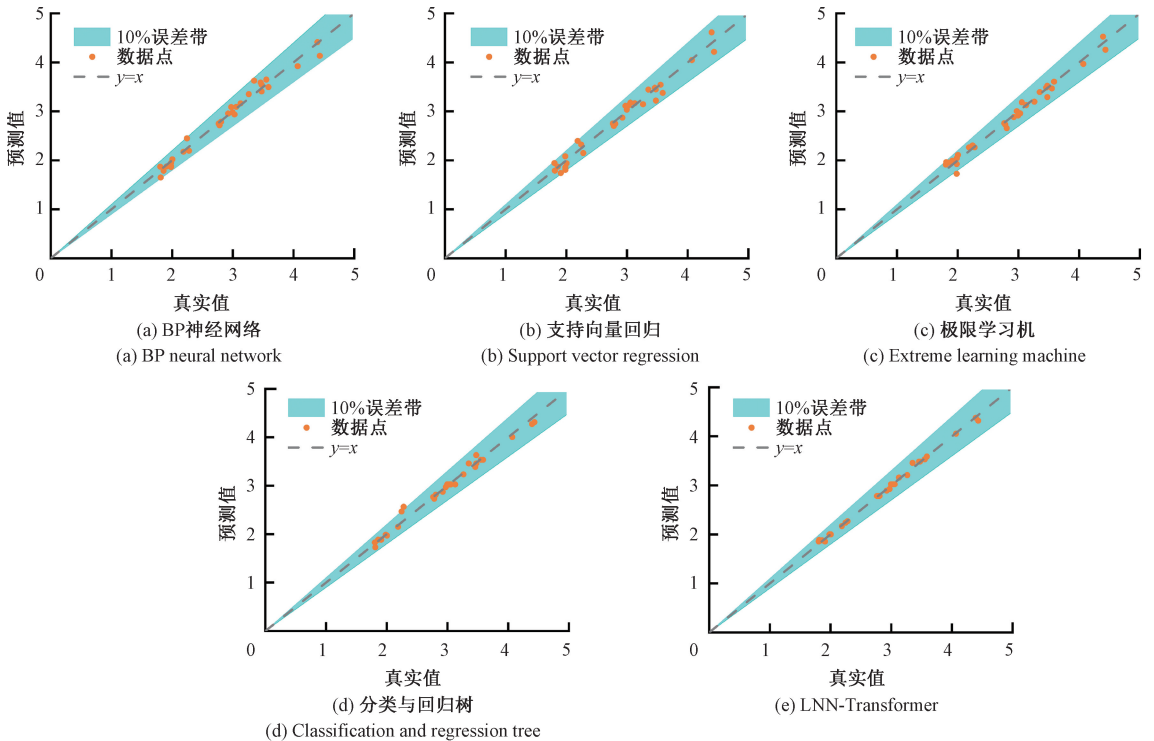


图8 BP、SVR、ELM、CART及本模型预测置信带图

Fig. 8 The confidence band graphs of BP, SVR, ELM, CART and this model's predictions

各模型性能指标如表4所示。以每组指标中的最大值作为基准,对各指标进行归一化处理,得到的性能指标对比图如图9所示。

由表4、图9可知,本文模型性能指标超过其他4个模型指标。其中,BP、SVR、ELM及CART的 R^2 值分别为95.09%、97.35%、96.37%及95.94%,而本文模型 R^2 值

表 4 LNN-Transformer、BP、SVR、ELM 及 CART 模型指标对比

Table 4 Comparison of indicators of LNN-Transformer, BP, SVR, ELM and CART models

| 指标 | $R^2/\%$ | MAE | MAPE/% | RMSE |
|-----------------|----------|---------|--------|---------|
| LNN-Transformer | 99.16 | 0.051 1 | 0.05 | 0.074 1 |
| BP | 95.09 | 0.128 6 | 4.55 | 0.181 9 |
| SVR | 97.35 | 0.101 4 | 3.66 | 0.135 1 |
| ELM | 96.37 | 0.112 1 | 4.04 | 0.156 7 |
| CART | 95.94 | 0.119 6 | 4.22 | 0.166 0 |

为 99.16%, 为所有模型中的最高且最接近于 1, 这表明该模型对数据的拟合效果最好; 同时本模型 MAE 值为 0.051 1、RMSE 值为 0.074 1, 相较于其他模型减少了一倍之多; 并且本模型 MAPE 值为 0.05%, 远低于其他模型, 这说明本模型的预测精度最高。

4 主轴振动抑制模型构建

4.1 基于工艺参数优化的振动抑制模型

在蜗杆砂轮磨削中, 磨削工艺参数是影响主轴振动的主要因素, 本文采用量子黏菌算法 (quantum slime

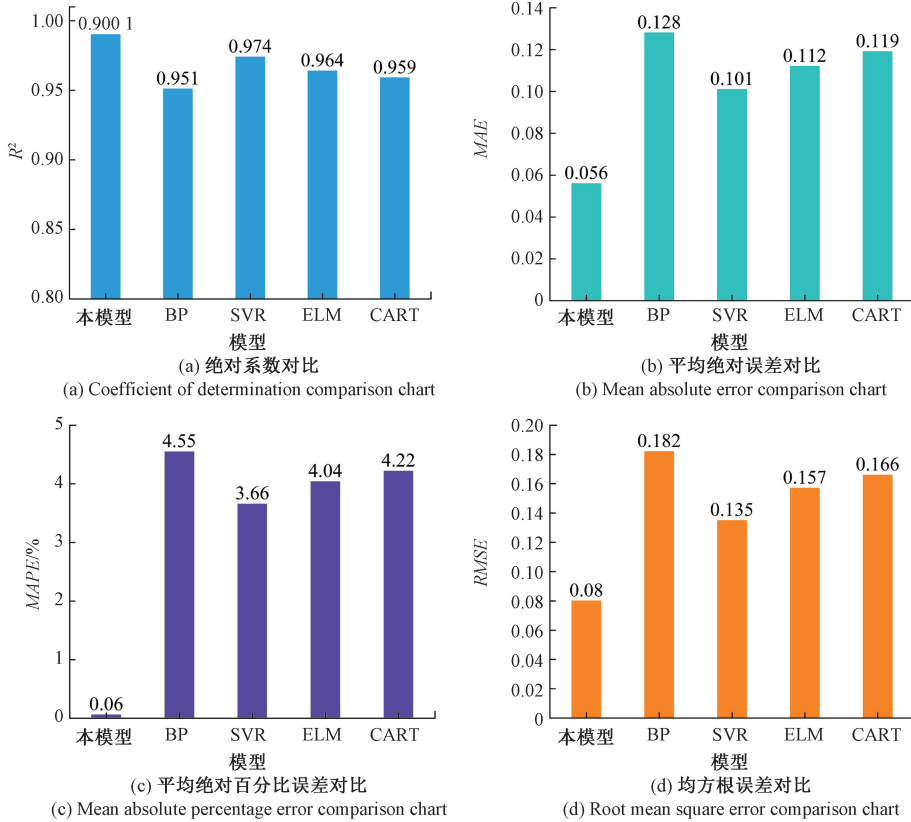


图 9 各模型性能指标对比

Fig. 9 Comparison of performance indicators of each model

mould algorithm, QsMA) 对磨削工艺参数进行优化, 结合振动预测模型实现对主轴振动的抑制。该优化算法是一种将量子计算原理与黏菌觅食行为相结合的智能优化方法, 对参数路径进行动态调整, 从而避免传统算法在非线形约束下陷入局部最优; 同时, 其量子纠缠机制能赋予算法更强的抗噪能力和多模态处理能力, 能够有效缩短优化时间, 优化过程如图 10 所示。

首先对每个黏菌个体进行量子态初始化, 每个黏菌个体的位置用量子比特进行表示, 同时将其初始化为均匀叠加态, 即:

$$|\psi_i\rangle = \frac{1}{\sqrt{2}}(|0\rangle + |1\rangle), \forall i \in [1, N] \quad (18)$$

式中: N 为种群大小; ψ_i 为第 i 个黏菌个体量子态。同时第 i 个个体的位置向量 \vec{X}_i 的量子态编码为:

$$\vec{X}_i = [\alpha_1 |0\rangle + \beta_1 |1\rangle, \alpha_2 |0\rangle + \beta_2 |1\rangle, \dots, \alpha_F |0\rangle + \beta_F |1\rangle] \quad (19)$$

式中: F 为问题维度, 即目标问题所需优化的参数维度; α_k, β_k 为复数, 分别表示量子比特处于基态 0 和 1 的概率幅, 并满足 $|\alpha_k|^2 + |\beta_k|^2 = 1$ 。

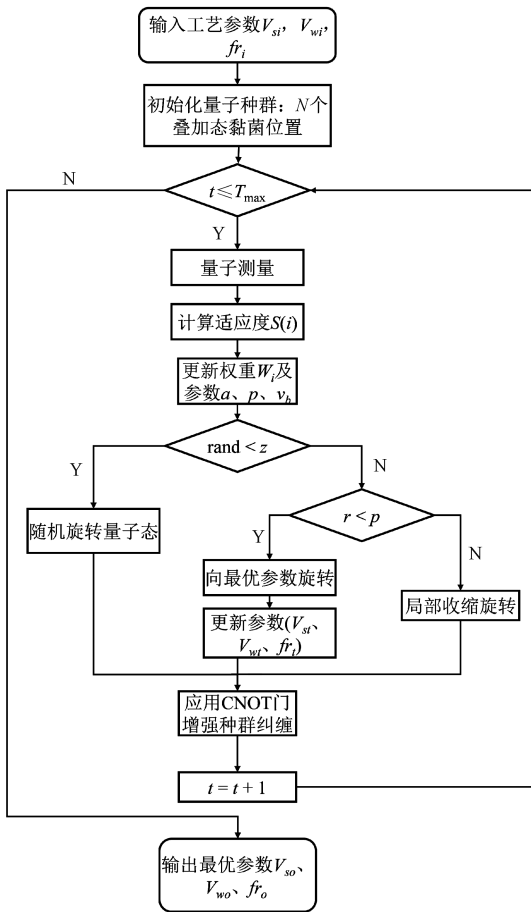


图10 量子黏菌优化流程

Fig. 10 Quantum slime mold optimization process

其次通过量子测量将叠加态坍缩为经典解,并利用振动预测模型得到的磨削工艺参数与 RMS 值的关系函数 f 计算其适应度值,即:

$$S(i) = f(\text{Measure}(|\psi_i\rangle)) \quad (20)$$

式中: $S(i)$ 为适应度值; $\text{Measure}()$ 函数为量子测量公式; f 为目标函数,测量结果按照概率 $|\beta_k|^2$ 确定二进制解。

接着基于适应度的排序进行动态调整权重,并引入量子旋转门调整相位,即:

$$W_i = \begin{cases} 1 + r_1 \times \log\left(1 + \frac{b_F - S(i)}{b_F - w_F}\right), & i \leq N/2 \\ 1 - r_1 \times \log\left(1 + \frac{b_F - S(i)}{b_F - w_F}\right), & i > N/2 \end{cases} \quad (21)$$

式中: b_F, w_F 分别为当前最优和最差适应度, $r_1 \in [0, 1]$ 为随机数。权重 W_i 控制量子比特的相位旋转角 $\theta_i = W_i \times \pi$ 。

随后进行量子位置更新,此部分分为探索与开发两个阶段进行更新量子态,并通过生成随机数与固定阈值 z 的大小关系进行区分,其中固定阈值 z 为预设常数。

当 $\text{rand}() < z$ 时为探索阶段,进行随机搜索,即:

$$|\psi_i(t+1)\rangle = \text{Rot}_Y(\theta_{rand}) |\psi_i(t)\rangle, \theta_{rand} \in [-\pi, \pi] \quad (22)$$

式中: Rot_Y 为 Y 轴旋转门,用以模拟黏菌的随机扩散。

当 $\text{rand}() > z$ 时为开发阶段,进行定向收缩,即:

$$|\psi_i(t+1)\rangle = \begin{cases} \text{Rot}_Y(\theta_b) |\psi_{best}\rangle + v_b \times (W \times |\psi_A\rangle - |\psi_B\rangle), & r < p \\ \text{Rot}_Y(\theta_c) |\psi_i(t)\rangle, & r \geq p \end{cases} \quad (23)$$

式中: $v_b \in [-a, a]$ 为动态振动范围, $a = \text{arctanh}(-t/T_{max} + 1)$, 即时变衰减; $p = \tanh|S(i) - b_F|$, 即开发强度阈值,用以决定开发强度; θ_b, θ_c 分别为最优解导向旋转角与局部收缩旋转角,并由权重 W 动态生成。

同时引入 CNOT 门以增强种群协同,即:

$$|\psi_i\rangle \xrightarrow{\text{CNOT}} |\psi_i\rangle \odot \geq |\psi_{best}\rangle \quad (24)$$

式中: ψ_i 为当前黏菌个体的量子态; ψ_{best} 为当前全局最优解的量子态; \odot 为张量积运算,用于组合两个量子系统的态空间。最后重复上述步骤直至最大迭代次数 T_{max} , 同时根据适应度输出最优量子态对应的经典解作为最优解。

4.2 抑制结果及分析

限制条件为:

1) 砂轮线速度约束。

为保障加工过程中的安全性,砂轮线速度不能超过砂轮上标识的最大安全使用速度;同时为保证齿轮表面的粗糙度符合使用要求,砂轮线速度不能设置过低。因此,砂轮线速度的取值范围设置为 $35 \text{ m/s} \leq v_s \leq 70 \text{ m/s}$ 。

2) 砂轮轴向进给速度约束。

为保证较高的齿轮磨削效率,轴向进给速度不能设置过低。同时,为防止砂轮磨损速率过快,齿轮表面质量下降,轴向进给速度也不能设置过高。因此,砂轮轴向进给速度的取值范围设置为 $75 \text{ mm/min} \leq v_w \leq 225 \text{ mm/min}$ 。

3) 砂轮径向进给量约束。

磨削热会随着径向进给的增大而增大,为防止产生的大量磨削热烧伤齿面表面,砂轮径向进给量取值范围设置为 $0.04 \text{ mm} \leq fr \leq 0.28 \text{ mm}$ 。

同时进行量子黏菌算法的参数设置:种群规模为 50,最大迭代次数为 100,固定阈值 $z = 0.3$ 。优化收敛过程如图 11 所示。

图 11 中适应度即工艺参数优化后主轴 RMS 值。由图 11 可知,从第 2 次迭代到第 96 次迭代的适应度均为同一数值,这是因为存在多组工艺参数组合使得主轴振动 RMS 达到这一数值,故最终优化结果为各工艺参数取值范围。优化后的工艺参数取值范围为:砂轮线速度

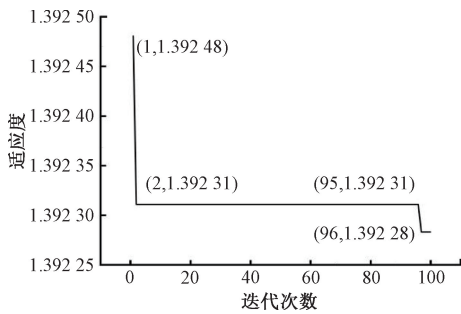


图 11 优化迭代收敛过程

Fig. 11 The process of optimizing iterative convergence

v_s (35~36.47 m/s)、轴向进给速度 v_w (75.5~82.1 mm/min)、径向进给量 f_r (0.20~0.24 mm, 0.271~0.28 mm)。该优化结果包括了每个工艺参数抑制主轴振动 RMS 的最优选取区间。

现有实际加工参数结果与优化后参数加工的结果对比如表 5 所示。

表 5 抑制结果对比

Table 5 Comparison of inhibition results

| 参数结果 | 实际加工 | 优化后 | 提升效果 |
|--------------------------------|---------|---------|--------|
| 砂轮线速度 $v_s/(m \cdot s^{-1})$ | 40 | 35 | |
| 进给速度 $v_w/(mm \cdot min^{-1})$ | 200 | 76 | |
| 进给量 f_r/mm | 0.14 | 0.20 | |
| 振动均方根 RMS/g | 1.950 3 | 1.393 1 | 39.99% |

由表 5 可知,基于 LNN-Transformer 的主轴振动抑制模型得到的优化参数相比实际加工振动均方根值减少了 0.557 g,抑制效果达到了 40.01%。表明该抑制模型所得参数能够有效抑制主轴振动。

5 结 论

针对蜗杆砂轮磨削工艺中周期性砂轮修整与连续磨削窜刀对主轴振动的影响,本文做出的贡献为:

1) 在输入磨削参数的基础上引入砂轮直径 D ,将加工中恒定砂轮线速度转化为变化的砂轮转速,利用 LNN 将砂轮修整对主轴振动的周期性影响转化为磨削工艺参数中隐含的动态特性,并将该特性转化为高维特征序列进行训练。

2) 引入位置信息 Y ,利用 LNN 提取位置信息与主轴振动间的关系并建立位置补偿函数,消除磨削窜刀的影响。并基于 Encoder-Only 架构建立主轴振动预测模型,捕捉特征序列与振动 RMS 间的全局特征,进行振动预测。

3) 在该预测模型的基础上建立主轴振动抑制模型,以该预测模型为优化目标函数,通过量子黏菌算法得到抑制振动的最优磨削工艺参数组选取范围,从而实现主轴振动的抑制。

在未来研究中,该模型可作为预测其他如齿向精度、机床状态等目标的中间关系,直接利用磨削工艺参数对这些目标进行预测,从而优化掉采集振动信号的过程。

参考文献

- [1] 黄潇辉,李聪波,陶桂宝,等. 新能源汽车齿轮高效精密加工技术与装备研究进展[J]. 机械工程学报, 2025, 61(13): 45-66.
HUANG X H, LI C B, TAO G B, et al. Advances in efficient precision machining technology and equipment for new energy vehicle gears[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2025, 61(13): 45-66.
- [2] PENG H G, XIAO ZH, WANG M X, et al. An integrated decision support framework for new energy vehicle evaluation based on regret theory and qualiflex under Z-number environment[J]. Information Sciences, 2023, 647: 119515.
- [3] 丁文锋,赵俊帅,张洪港,等. 齿轮高效精密磨削加工及表面完整性控制技术研究进展[J]. 机械工程学报, 2024, 60(7): 350-373.
DING W F, ZHAO J SH, ZHANG H G, et al. Advances in high efficiency precision grinding and surface integrity control technology for gears[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2024, 60(7): 350-373.
- [4] 刘怀举,张博宇,朱才朝,等. 齿轮接触疲劳理论研究进展[J]. 机械工程学报, 2022, 58(3): 95-120.
LIU H J, ZHANG B Y, ZHU C CH, et al. State of art of gear contact fatigue theories[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2022, 58(3): 95-120.
- [5] FANG X, WU C B, LIAO N N, et al. Discrete element analysis of the influence of grinding media shape on the grinding process[J]. Minerals Engineering, 2025, 225: 109222.
- [6] CAO AO, GAO H L, FAN SH W, et al. Study on vibration mechanism and dynamic characteristics for TBM main bearing defects[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2025, 222: 111807.
- [7] DAI Y, LIU X, PANG J, et al. Vibration trend forecasting of motorized spindle based on signal processing and deep learning[J]. Educational Assessment, Evaluation and Accountability, 2025, 113(14): 17477-17490.
- [8] LU H, LI CH Y, TAN ZH, et al. Nonlinear thermal-

- vibration characteristics analysis of aerostatic spindle considering coupling effect [J]. *International Journal of Mechanical Sciences*, 2025, 294: 110260.
- [9] 彭飞, 张彦彬, 崔歆, 等. 基于磨削机理的表面形貌和粗糙度预测模型研究进展 [J]. *机械工程学报*, 2025, 61(13): 327-359.
- PENG F, ZHANG Y B, CUI X, et al. Research progress in modelling of surface topography and roughness based on grinding mechanism [J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2025, 61(13): 327-359.
- [10] YANG Y M, WANG ZH H, KUBO A. Research on high-precision measuring technology of gear grinder considering thermal and probe errors [J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2024, 135(11): 5187-5211.
- [11] XI S T, CAO H R, CHEN X F. Dynamic modeling of spindle bearing system and vibration response investigation [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2019, 114: 486-511.
- [12] 邓聪颖, 叶波, 禄盛, 等. 基于切削稳定性与表面质量约束的铣削工艺参数优化研究 [J]. *仪器仪表学报*, 2021, 42(11): 190-199.
- DENG C Y, YE B, LU SH, et al. Optimization of milling process parameters considering constraints of cutting stability and surface quality [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2021, 42(11): 190-199.
- [13] 赵朋, 董正阳, 冯伟, 等. 智能注射成形中工艺参数的多目标自学习优化 [J]. *仪器仪表学报*, 2021, 42(1): 267-274.
- ZHAO P, DONG ZH Y, FENG W, et al. Multi-objective self-learning optimization method for process parameters in intelligent injection molding [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2021, 42(1): 267-274.
- [14] 尹刚, 朱森, 颜明涵, 等. DMIFD: 一种基于深度学习的多模态工业故障诊断方法 [J]. *仪器仪表学报*, 2025, 46(6): 215-227.
- YIN G, ZHU M, YAN Y H, et al. DMIFD: A deep learning-based approach to multimodal industrial fault diagnosis [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2025, 46(6): 215-227.
- [15] 尹刚, 朱森, 全鹏程, 等. 基于PID搜索优化的CNN-LSTM-Attention 铝电解槽电解温度预测方法研究 [J]. *仪器仪表学报*, 2025, 46(1): 324-337.
- YIN G, ZHU M, QUAN P CH, et al. CNN-LSTM-Attention aluminum electrolyzer temperature prediction method based on PID search optimization [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2025, 46(1): 324-337.
- [16] PAN J, CHEN F, HAN D, et al. Adaptive process parameters decision-making in robotic grinding based on meta-reinforcement learning [J]. *Journal of Manufacturing Processes*, 2025, 137: 376-396.
- [17] 郭万金, 郝钦磊, 徐明坤, 等. 考虑动态因素影响的机器人磨削表面粗糙度预测 [J]. *仪器仪表学报*, 2025, 46(3): 110-122.
- GUO W J, HAO Q L, XU M K, et al. Dynamic factor-influenced surface roughness prediction in robotic grinding [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2025, 46(3): 110-122.
- [18] 陈佳琳, 尚志武, 张雷. 基于IDRSN-BiLSTM的铣削加工表面粗糙度预测方法 [J]. *仪器仪表学报*, 2024, 45(4): 27-36.
- CHEN J L, SHANG ZH W, ZHANG L. Roughness prediction method of milling surface based on IDRSN-BiLSTM [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2024, 45(4): 27-36.
- [19] 谭志朴, 秦国华, 娄维达, 等. 基于伯努利分布与混合驱动模型的铣削稳定性高精判断方法 [J]. *机械工程学报*, 2024, 60(11): 318-331.
- TAN ZH P, QIN G H, LOU W D, et al. High precision judgement method for milling stability based on bernoulli distribution and hybrid drive model [J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2024, 60(11): 318-331.
- [20] 陈钱, 陈康康, 董兴建, 等. 一种面向机械设备故障诊断的可解释卷积神经网络 [J]. *机械工程学报*, 2024, 60(12): 65-76.
- CHEN Q, CHEN K K, DONG X J, et al. Interpretable convolutional neural network for mechanical equipment fault diagnosis [J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2024, 60(12): 65-76.
- [21] HUANG T, ZHANG Q, TANG X AN, et al. A novel fault diagnosis method based on CNN and LSTM its application in fault diagnosis for complex systems [J]. *Artificial Intelligence Review*, 2022, 55(2): 1289-1315.
- [22] WEI X D, LIU X L, LIU CH X, et al. A prediction method of tool wear distribution for ball-end milling under various postures based on WVEM-T [J]. *Journal of Manufacturing Systems*, 2024, 77: 446-463.

- [23] CHENG Y N, LU M D, GAI X Y, et al. Research on multi-signal milling tool wear prediction method based on GAF-ResNext [J]. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 2024, 85: 102634.
- [24] 李国龙, 朱国华, 蒋林, 等. 抑制磨削振纹的多目标磨削工艺参数优化 [J]. *中国机械工程*, 2023, 34(9): 1086-1092.
LI G L, ZHU G H, JIANG L, et al. Optimization of multi-objective grinding process parameters to suppress chatter marks [J]. *China Mechanical Engineering*, 2023, 34(9): 1086-1092.
- [25] 黄星华, 吴天舒, 杨龙玉, 等. 一种面向旋转机械的基于Transformer特征提取的域自适应故障诊断 [J]. *仪器仪表学报*, 2022, 43(11): 210-218.
HUANG X H, WU T SH, YANG L Y, et al. Domain adaptive fault diagnosis based on Transformer feature extraction for rotating machinery [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2022, 43(11): 210-218.
- [26] CHEN J CH, FAN F CH, WEI CH F, et al. Decoding driving states based on normalized mutual information features and hyperparameter self-optimized Gaussian kernel-based radial basis function extreme learning machine [J]. *Chaos, Solitons and Fractals*, 2025, 199: 116751.

作者简介



何坤 (通信作者), 2011年于西南石油大学获得学士学位, 2013年于重庆大学获得硕士学位, 2017年于重庆大学获得博士学位, 现为重庆工商大学副教授, 主要研究方向为精密磨削技术及装备、智能数控技术与系统。

E-mail: hekun@ctbu.edu.cn

He Kun (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Southwest Petroleum University in 2011, his M. Sc. degree from Chongqing University in 2013, and his Ph. D. degree from Chongqing University in 2017. He is currently an associate professor at Chongqing Technology and Business University. His

main research interests include precision grinding technology and equipment, intelligent CNC technology and systems.



张睿洪, 2024年于重庆邮电大学获得学士学位, 现为重庆工商大学硕士研究生, 主要研究方向为智能制造。

E-mail: 17323781448@163.com

Zhang Ruihong received his B. Sc. degree from Chongqing University of Posts and Telecommunications in 2024. He is currently a master's student at Chongqing Technology and Business University. His main research interests include intelligent manufacturing.



贾亚超, 2017年于长安大学获得学士学位, 2020年于重庆大学获得硕士学位, 2023年于重庆大学获得博士学位, 现为重庆邮电大学集成电路学院讲师, 主要研究方向为齿轮制造过程智能化监控。

E-mail: jiayc@cqupt.edu.cn

Jia Yachao received his B. Sc. degree from Chang'an University in 2017, his M. Sc. and Ph. D. degrees both from Chongqing University in 2020 and 2023, respectively. He is currently a lecturer at School of Integrated Circuits, Chongqing University of Posts and Telecommunications. His main research interests include intelligent monitoring of the gear manufacturing process.



李国龙, 1990年于武汉科技大学获得学士学位, 1997年于重庆大学获得硕士学位, 2001年于重庆大学获得博士学位, 现为重庆大学教授、博士生导师, 主要研究方向为精密加工与装备。

E-mail: gli@cqu.edu.cn

Li Guolong received his B. Sc. degree from Wuhan University of Science and Technology in 1990, his M. Sc. and Ph. D. degrees both from Chongqing University in 1997 and 2001, respectively. He is currently a professor and doctoral supervisor at Chongqing University. His main research interests include precision machining and equipment.