

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2513729

热辅助条件下微织构刀具铣削力预测方法研究*

佟欣, 王佰艺, 李鑫宇, 杨树财

(哈尔滨理工大学机械动力工程学院 哈尔滨 150080)

摘要: 刀具表面织构化处理能够显著改善刀具的切削性能。但激光加工有着急速升温与骤冷的加工特点, 这会导致重熔层堆叠和微裂纹等问题。针对上述问题, 引入热辅助激光加工技术。由于钛合金是难加工材料, 因此铣削过程中刀具承受较大的铣削力, 这会导致机械系统的动态响应及振动, 进而影响刀具寿命和加工表面质量。因此, 准确预测铣削力可以及时调整切削参数, 在保证加工质量的同时, 使铣削力处于合理范围, 从而提高加工效率、降低刀具磨损。综上, 以硬质合金球头铣刀为研究对象, 将热辅助工艺与激光加工技术相结合, 搭建铣削试验平台, 提出一种基于蜣螂算法 (DBO) 优化变分模态分解 (VMD) 参数, 并结合小波包阈值降噪 (WPT) 的方法对原始信号进行降噪处理; 使用希尔伯特-黄变换 (HHT) 进行时频分析, 探讨不同热辅助温度下的刀具铣削性能变化规律。在此基础上, 结合贝叶斯优化 (BO)、卷积神经网络 (CNN)、双向长短期记忆网络 (BiLSTM) 以及多头注意力机制 (Multihead-Attention), 建立回归分析模型用于实时监测和预测铣削力; 通过验证, 该模型在训练集上的 R^2 值达到了 0.996 7, 而在测试集上 R^2 值达到了 0.991 94, 证明了该模型的准确性。为微织构制备过程中的缺陷修复提出了一种新方法, 同时为钛合金铣削加工中的铣削力预测提供了一种有效的方法。

关键词: 微织构刀具; 钛合金; 热辅助激光加工; 铣削力; BO-CNN-BiLSTM-Multihead-Attention 预测模型

中图分类号: TH140.7 TH117 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.50

Research on the prediction method of milling force for micro-textured tools under thermally-assisted conditions

Tong Xin, Wang Baiyi, Li Xinyu, Yang Shucai

(School of Mechanical Power Engineering, Harbin University of Science and Technology, Harbin 150080, China)

Abstract: The texturing of the tool surface can significantly improve the cutting performance of the tool. However, laser processing is characterized by rapid heating and quenching, which can lead to problems such as remelting layer stacking and microcracking. In order to solve the above problems, heat-assisted laser processing technology is introduced in this paper. Since titanium alloy is a difficult-to-machine material, the tool is subjected to large milling forces during the milling process, which leads to the dynamic response and vibration of the mechanical system, which in turn affects the tool life and the machined surface quality. Therefore, accurate prediction of the milling force can adjust the cutting parameters in time, ensure the machining quality at the same time, and make the milling force in a reasonable range, to improve the processing efficiency and reduce tool wear. In summary, this study takes the cemented carbide ball nose milling cutter as the research object, combines the heat-assisted process and laser processing technology, builds a milling test platform, and proposes a method based on the dung beetle algorithm (DBO) to optimize the variational mode decomposition (VMD) parameters, and combines the wavelet packet threshold noise reduction (WPT) method to denoise the original signal. The time-frequency analysis was carried out by using the Hilbert-Huang transform (HHT) to explore the variation of tool milling performance under different thermal auxiliary temperatures. On this basis, combined with Bayesian optimization (BO), convolutional neural network (CNN), bidirectional long short-term memory network (BiLSTM) and multihead-attention mechanism, a regression analysis model is formulated for real-time monitoring and prediction of milling force. Through verification, the R^2 value of the model reaches 0.996 7 on the training set and 0.991 94 on the test set, which proves the accuracy of the model. This study proposes a new method

收稿日期: 2025-02-05 Received Date: 2025-02-05

* 基金项目: 黑龙江省自然科学基金 (LH2024E083)、国家自然科学基金 (52475445) 项目资助

for defect repair in the process of microtexture preparation and provides an effective method for the prediction of milling force in titanium alloy milling.

Keywords: micro-textured tools; titanium alloy; heat-assisted laser processing; milling force; BO-CNN-BiLSTM-Multihead-Attention prediction model

0 引言

随着“三航”领域制造技术的不断发展,钛合金等难加工金属材料的需求日益增加,刀具性能成为制约行业发展的关键因素。相关研究表明将基体结构化与涂层技术相结合可以显著提高刀具的切削性能^[1-2]。然而,采用激光加工制备微织构时,常会出现重熔层堆叠和微裂纹等缺陷。为解决这些问题,激光材料加工领域逐渐引入了一些辅助工艺,以提高制备效率和优化刀具性能。其中,热辅助激光加工技术凭借其高效率、广泛适用性和低成本等优势,成为众多辅助工艺中的佼佼者,展现出广阔的应用前景^[3-4]。

但刀具在铣削钛合金的过程中,刀具表面会承受较大的铣削力,铣削力的变化会引起刀具和工件系统的动态响应,导致机械系统的振动^[5]。当铣削力变化剧烈或者与机器的固有频率接近时,会引起共振现象,进一步放大振动幅度。强烈的振动会导致刀具磨损加剧,甚至引起刀具断裂。此外,振动还会影响加工表面质量,造成表面粗糙度增加、加工精度下降等问题^[6]。因此,准确的铣削力预测对于延长刀具寿命和提高加工质量至关重要。加工过程中,一种比较直接、准确的铣削力测量方法是通过石英三分量测功机测量铣削力^[7]。然而,测功机在实际应用中存在许多局限性。因此,在实际加工中往往采用间接方法来预测铣削力。即在机床上加装传感器采集加工过程中产生的振动信号,对振动信号进行分析处理、提取与刀具状态相关特征信息,建立起与铣削力的对应关系^[8]。

Zhou 等^[9]提出了一种基于卡尔曼滤波(Kalman filtering, KF)理论的切削力预测方法,通过获取机床主轴的振动信号来预测切削力。由于切削力与加速度之间的传递函数带宽受主轴-工具系统结构模态影响,测量带宽有限,可能导致高频信号畸变。因此,采用卡尔曼滤波器和强跟踪滤波器(strong tracking filter, STF)来补偿结构模态引起的扰动,并增加系统带宽。通过实验验证了该方法在不同加工条件下的有效性,提高了系统的测量精度和滤波性能。Postel 等^[10]提出了一种利用主轴壳上的加速度计估计铣刀切削力和振动的方法。通过冲击模态试验确定频率响应函数,并采用卡尔曼滤波补偿信号传输失真,估算刀尖的力和位移。该方法经铣削试验验证,切削力和位移估计值与直接测量值的误差在20%以内。

但是实际系统中噪声往往不是完全高斯的,这会导致卡尔曼滤波的性能下降。且在处理高维系统时,计算量较大,尤其是在需要实时处理大量数据时,可能会带来计算上的压力,并存在收敛性问题。Vaishnav 等^[11]提出了一种将机械模型与监督神经网络(neural network, NN)结合的方法来预测铣削切削力的瞬时变化。该方法通过机械力模型生成数据集,而非依赖实验数据,避免了噪声和异常值对预测精度的影响。通过大量数据训练神经网络模型,并开发了合适的网络架构。通过建立铣削实验验证了该方法在不同切削条件下的有效性。但该方法依赖于机械力模型生成数据集,如果模型不准确,可能影响神经网络的训练效果。Chen 等^[12]提出了一种并行集成深度学习监测铣削力,解决了力的振幅变化问题。首先,分析铣削力与振动信号的关系,并利用双通道振动信号作为输入,通过编码器-解码器网络,编码器由长短期记忆网络(long-short term memory network, LSTM)和全连接网络组成,实现自适应滤波和特征提取,解码器利用多层全连接网络重构铣削力信号。残差部分与实测切削力对比后,训练残差监测模型,并通过并行积分法推导最终模型。实验表明,该方法能实时、准确地监测不同切削工况下的铣削力。但使用编码器-解码器网络,尤其是LSTM和全连接网络,可能需要较大的计算资源和时间来训练和实时处理。且方法涉及多层网络结构和并行积分法,可能导致实现和调试上的复杂性。

综上所述,本研究以热辅助激光加工织构化硬质合金球头铣刀为对象,搭建铣削与性能测试试验平台,提出一种基于蜣螂优化算法(dung beetle optimization algorithm, DBO)优化变分模态分解(variational mode decomposition, VMD)参数,并结合小波包阈值(wavelet packet threshold, WPT)对振动信号进行降噪处理的方法,随后通过希尔伯特-黄变换(Hilbert-Huang transform, HHT)对振动信号进行时频分析,探讨热辅助工艺参数对刀具铣削性能的影响规律;最后,融合贝叶斯优化(Bayesian optimization, BO)、卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)、双向长短期记忆网络(bidirectional long-short term memory network, BiLSTM)以及多头注意力机制(multihead attention mechanism, MHA)建立BO-CNN-BiLSTM-Multihead-Attention回归分析模型来对铣削力进行预测,旨在实时监控球头铣刀铣削钛合金时铣削力的变化,并对其进行预测,以减少刀具或工件的损坏。

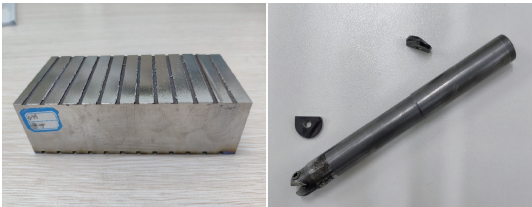
1 铣削与性能测试试验平台搭建

1.1 工件材料及涂层制备

硬质合金材料为 YG8,主要成分是 WC 和粘结剂 Co。铣削金属选择钛合金,材料为 Ti6Al4V。表 1 为试验材料的物理参数。试验材料如图 1 所示。

表 1 试验材料物理参数

Table 1 Physical parameters of the material				
试验材料	密度/ ($\text{kg}\cdot\text{m}^{-3}$)	弹性模量/ GPa	硬度/ HRC	抗拉强度/ MPa
Ti6Al4V	4 400	110	33.0	539
YG8	14 600	510	70.7	1 500



(a) 钛合金
(a) Titanium workpiece

(b) 球头铣刀
(b) Ball nose milling cutter

图 1 试验材料
Fig. 1 Test material

AlSiTiN 涂层具备良好的热稳定性与抗氧化性;AlCrN 涂层具备高硬度和高耐磨性,同时还有出色的抗氧化性和耐化学腐蚀性^[13-14]。所以选择 AlSiTiN 与 AlCrN 两种材料对硬质合金表面进行复合涂层制备工艺。该工艺采用物理气相沉积技术 (physical vapor deposition technology,PVD) 中的电弧离子镀完成。

1.2 试验设计

本试验一共使用 28 把硬质合金刀具,如表 2 所示,28 把刀具分别对应不同的激光参数、织构几何参数和热辅助参数,35℃ 为无热辅助的温度,热辅助温度范围的确定是依据相关研究在激光加工硬质合金时所揭示的可抑制裂纹产生的温度范围,为 350℃、400℃、450℃,每把刀切削 15 000 mm,切削过程中采集铣削振动信号。

1.3 试验平台搭建

热辅助加工过程中,工件会因基底至顶端的温度分布不均,从而产生微观组织不均匀的问题。为解决这一问题,确保工件整体温度均匀,需要将工件放置在加热台上加热 30 min。

表 2 刀具试验参数
Table 2 Tool test parameters

刀具 编号	激光功 率/W	扫描速度/ ($\text{mm}\cdot\text{min}^{-1}$)	扫描 次数	微织构间 距/ μm	微织构直 径/ μm	热辅助温 度/℃
1	45	1 700	8	130	50	35
2	35	1 500	8	130	30	450
3	40	1 600	8	150	40	400
4	40	1 600	6	150	40	400
5	45	1 600	7	150	40	400
6	45	1 600	7	150	40	350
7	40	1 600	7	150	50	400
8	45	1 700	8	170	30	350
9	35	1 500	6	130	30	350
10	45	1 700	6	130	50	450
11	45	1 500	6	170	30	350
12	40	1 600	7	150	30	400
13	35	1 600	7	150	40	400
14	45	1 500	6	130	50	350
15	35	1 700	8	130	30	350
16	35	1 700	6	170	50	450
17	35	1 700	6	130	30	450
18	40	1 600	7	150	40	450
19	35	1 500	6	170	50	350
20	40	1 700	7	150	40	400
21	35	1 500	8	170	50	450
22	35	1 700	8	170	50	350
23	45	1 500	8	170	30	450
24	40	1 600	7	130	40	400
25	40	1 500	7	150	40	400
26	45	1 500	8	130	50	450
27	45	1 700	6	170	30	450
28	40	1 600	7	170	40	400

本试验使用 VDL-1000E 三轴立式铣床进行加工,铣削参数如表 3 所示。为了监测铣削过程中的力学变化,机床上配备了 Kistler 9257 测力仪以采集铣削力数据,另外还加装了振动和噪声传感器用于收集铣削过程中的振动和噪声信号,传感器的安装位置如图 2 所示。钛合金工件的装夹角度为 15°。

表 3 铣削试验参数
Table 3 Milling test parameters

切削速度/ V_c	每齿进给量/ f_z	切削深度/ a_p	切削宽度/ a_e
150 m/min	0.05 mm/z	0.3 mm	0.5 mm

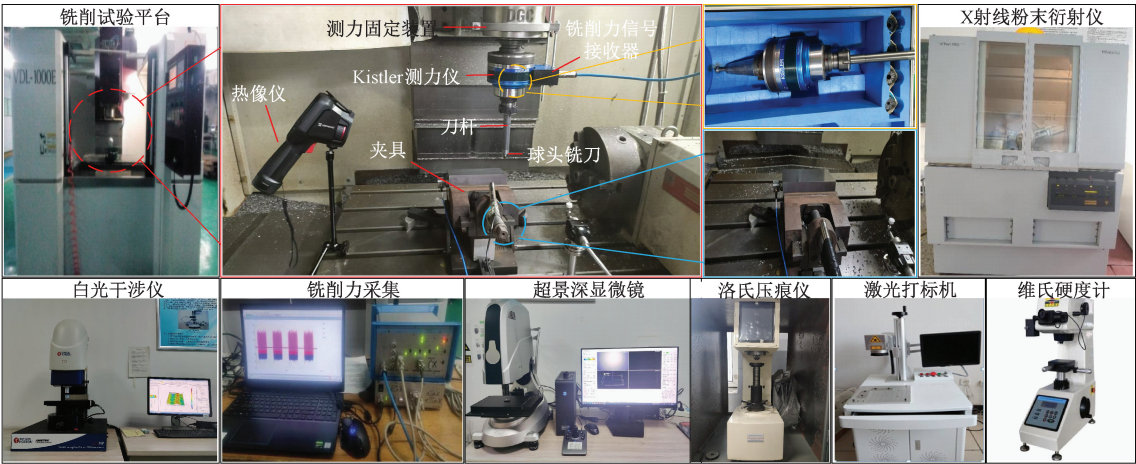


图 2 铣削试验与测试试验相关设备

Fig. 2 Equipment related to milling tests and testing experiments

2 基于 DBO-VMD-WPT 的铣削振动信号降噪处理方法

2.1 DBO-VMD-WPT 算法基本原理

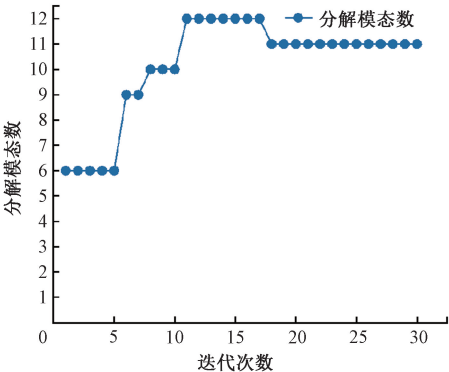
DBO-VMD-WPT 算法原理如表 4 所示^[15-17]。

表 4 DBO-VMD-WPT 算法原理

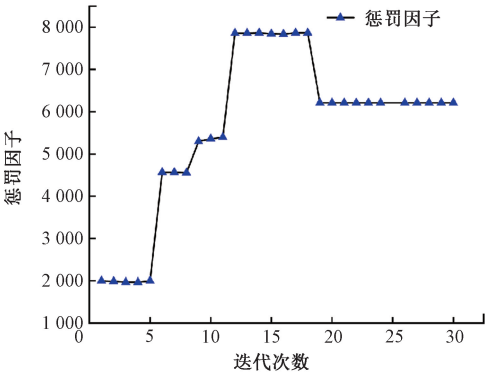
Table 4 DBO-VMD-WPT algorithm principle

算法名称	原理	优点
DBO	DBO 算法模拟蜚蠊滚球、跳舞、觅食、偷窃和繁殖等行为,通过相关行为公式更新个体位置,实现优化搜索。	相较于传统算法,DBO 具有更快的收敛速度和更高的精度。
VMD	VMD 算法通过构建变分模型,使模态函数带宽和最小,用交替方向乘子法求解,自适应分解信号为多个模态分量。	有效地抑制了在迭代过程中出现的端点效应和模态混叠问题。
WPT	WPT 算法以小波变换为基础,对信号的高低频部分递归分解,利用二叉树结构实现多分辨率时频分析,可重构信号。	改善了小波分解高频分辨率不足的问题。

利用 DBO 算法对 VMD 的惩罚因子 α 和分解层数 K 进行寻优,以最小包络熵作为适应度函数,最终得到最佳优化参数。其中 DBO 种群数目设置为 5,迭代次数设置为 30,VMD 算法的 K 的取值范围设为 $(2,12)$, α 的取值范围为 $(100,8\ 000)$ 。寻优曲线如图 3 所示。可得最佳的 K 和 α 的组合为 $(11,6\ 212)$ 。分解模态数寻优曲线如图 3(a)所示,惩罚因子寻优曲线如图 3(b)所示。



(a) 分解层数寻优曲线
(a) Decompose the layer optimization curve



(b) 惩罚因子寻优曲线
(b) Penalty factor optimization curve

图 3 寻优曲线

Fig. 3 Optimization curves

其次,将优选后的分解层数 K 和惩罚因子 α 代入 VMD,对原始信号进行模态分解,应用小波包变换并采用软阈值方法进行噪声抑制,以去除噪声分量。软阈值方法有助于平滑信号重构,避免过度去噪而引起的信号失

真。经过多次去噪试验,尝试了不同的阈值,发现当阈值设置为 0.1 时,去噪效果上达到了一个相对较好的平衡,既能有效去除噪声,又能保留信号的主要特征。最后,通过将处理后的各小波包系数进行重构,恢复出更加清晰且噪声抑制效果明显的振动信号。DBO-VMD-WPT 算法流程图如图 4 所示^[15]。

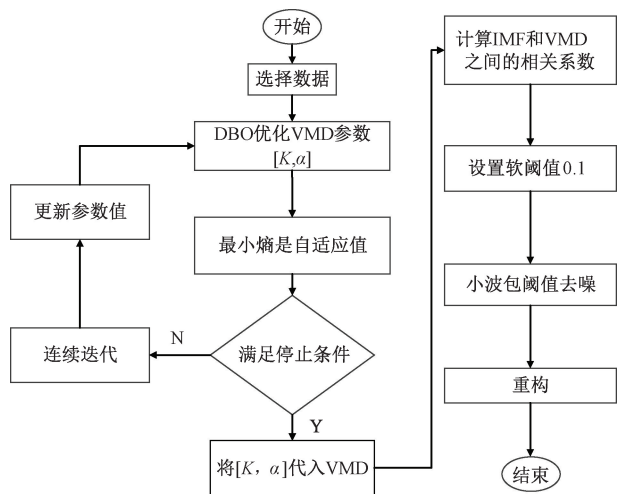


图 4 DBO-VMD-WPT 算法流程

Fig. 4 Flow chart of DBO-VMD-WPT algorithm

2.2 DBO-VMD-WPT 降噪处理

由于采集的振动信号中含有大量噪声,为了去除噪声,需要对信号进行重构。为了解决此问题,引入皮尔逊相关系数,它可以反映各个分量与整体之间的相关性,其值越大相关性越强^[18-19]。

首先将信号进行 VMD 分解,然后通过得到的固有模态函数(intrinsic mode function, IMF)将信号重构,得到重构信号 $X(t)$, X_i 为重构信号 $X(t)$ 某一个样本点。设原始信号为 $S(t)$, S_i 为原始信号 $S(t)$ 某一个样本点,则可计算 $X(t)$ 和 $S(t)$ 的皮尔逊相关系数如式(1)所示。

$$r = \sum_{i=1}^N \left(\frac{X_i - \bar{X}}{\sigma_X} \right) \left(\frac{S_i - \bar{S}}{\sigma_S} \right) \quad (1)$$

其中, $\frac{X_i - \bar{X}}{\sigma_X}$ 、 $\bar{X}$ 及 σ_X 分别是对 X_i 样本的标准分数、样本均值和样本标准差; N 为信号采样长度。

各个 IMF 分量与原始信号之间的皮尔逊相关系数如图 5 所示。

比较分解得到的模态分量与原始振动信号,舍弃相关性较低的模态分量。选取前 6 个相关系数高的 IMF 分量进行信号重构。以达到去噪效果。去噪过程如图 6 所示。其中图 6(a)为原始信号,图 6(b)和(c)为原始信号经 VMD 分解后得到的 IMF 分量时域及频域波形图,图 6(d)为小波包阈值降噪后的重构信号。

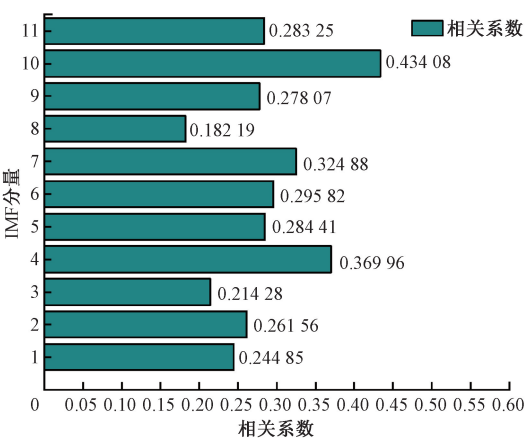


图 5 IMF 分量与原始信号皮尔逊相关系数

Fig. 5 Pearson correlation coefficient between IMF components and the original signal

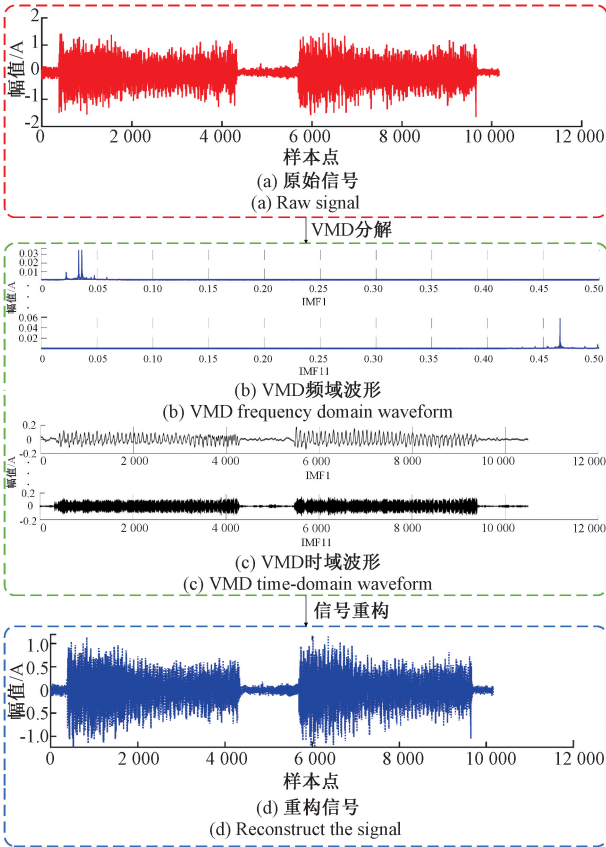


图 6 信号去噪流程

Fig. 6 Signal denoising process

如图 7 所示,原始信号中包含了显著的高频噪声,表现为剧烈波动和离散尖峰,这些噪声源自铣削过程中的振动或环境干扰等因素。相比之下,经过重构处理后的信号波动平滑,高频噪声显著减少。经过 DBO-VMD-WPT 降噪方法处理后,可以明显去除噪声成分,保留了原始信号中的有价值信息。

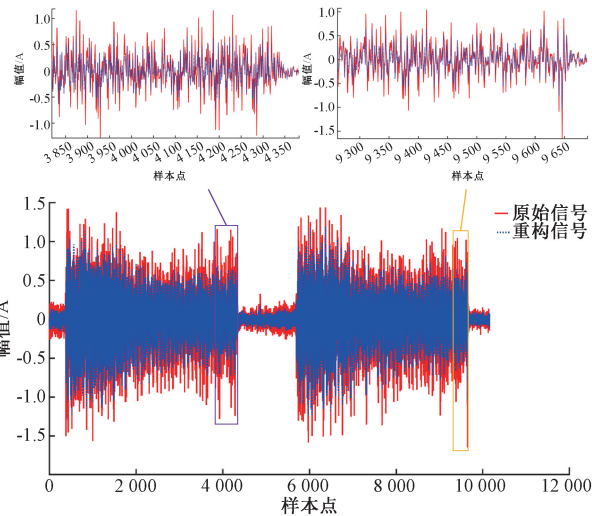


图7 信号对比
Fig. 7 Diagram of signal comparison

3 基于HHT的铣削振动信号时频分析

3.1 振动行为动向解析选择

在试验进程里,振动传感器采集到了X、Y、Z 3个坐标方向上的振动行为数据。图8~10展示的是一组示例。在图8和9中,X和Y方向的振动幅值仅呈现出微弱的渐进式变动,而且整体幅值处于较低水平,特征规律极为模糊,这给后续的解析与特征提取工作带来了极大的困难。与之形成鲜明对比的是,图10所呈现的Z向激励三维时频图则有着截然不同的表现。该图清晰地显示出较为显著的幅值变化情况,频率分布相对集中,幅值规律随着时间的推移呈现出明显的变化趋势,图中存在多个十分明显的幅值峰值。这种特性使得在对其进行解析时,特征反馈效果极佳。综合各项因素考量,在X、Y、Z 3个坐标方向中,Z轴的振动行为解析效果最具代表性。其幅值规律随时间的变化清晰明了,幅值频率高度集中,解析时的特征反映效果突出。基于此,后续的内容将主要围绕Z轴的振动行为展开解析操作。

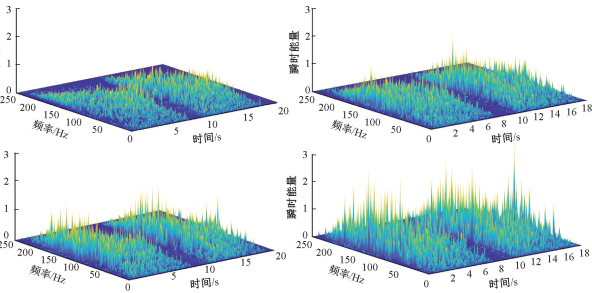


图8 X方向三维时频图
Fig. 8 3D time-frequency plot in the X direction

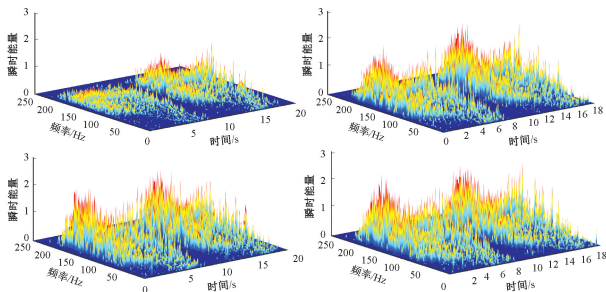


图9 Y方向三维时频图
Fig. 9 3D time-frequency plot in the Y direction

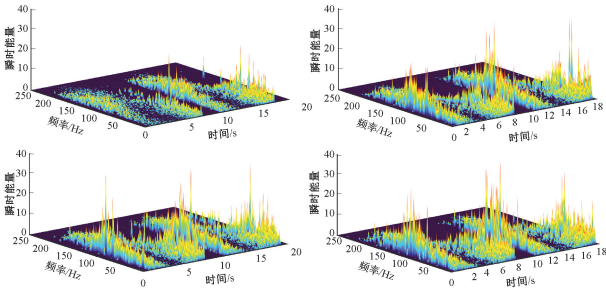


图10 Z方向三维时频图
Fig. 10 3D time-frequency plot in the Z direction

3.2 基于希尔伯特谱的振动解析

如图11为无热辅助激光加工制备微织构球头铣刀铣削钛合金采集的振动信号的Hilbert谱和HHT边际谱。

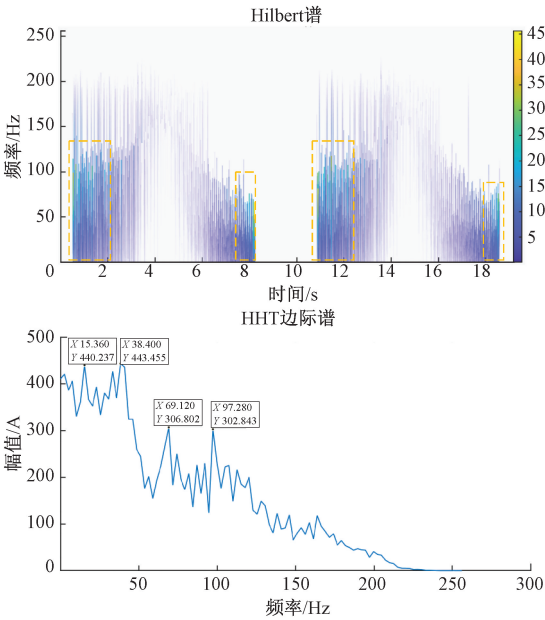


图11 无热辅助温度(35℃)下的Hilbert谱及HHT边际谱
Fig. 11 Hilbert spectra and HHT marginal spectra without thermal assistance (35℃)

从 Hilbert 谱中可以看到振动信号的频率范围主要集中在 0~250 Hz 之间。在整个时间范围内,频率成分较为复杂,且在 0~3、6~8、11~12、17~18 s 处有较高的振动能量,主要集中在 0~120 Hz 之间。从 HHT 边际谱中可以看到振动信号在整个频率内存在很高的幅值,且幅值波动较大,有多个明显的峰值,特别是在 15.36、38.4、69.12、97.28 Hz 处。平均幅值为 158.19 A。

如图 12 为辅助温度 350℃ 的激光加工制备微织构球头铣刀铣削钛合金采集的振动信号的 Hilbert 谱和 HHT 边际谱。从 Hilbert 谱中可以看到振动信号的频率范围主要集中在 0~250 Hz 之间。在整个时间范围内,频率成分较为复杂,且在 0~2、8、10~12、18 s 处有较高的振动能量,但相对于无热辅助,其振动能量有所减弱,主要集中在 0~150 Hz 之间。从 HHT 边际谱中可以看到振动信号在整个频率内虽然同样存在幅度峰值,且幅度峰值相较于无热辅助更大,但整体频率范围内,幅值波动相对平稳,平均幅值为 151.75 A,有明显降低。

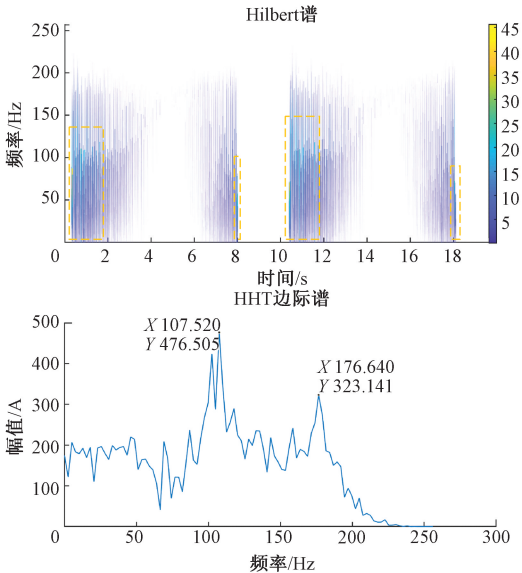


图 12 热辅助温度 350℃ 下的 Hilbert 谱及 HHT 边际谱
Fig. 12 Hilbert spectra and HHT marginal spectra at a thermo-assisted temperature of 350℃

如图 13 为辅助温度 400℃ 的激光加工制备微织构球头铣刀铣削钛合金采集的振动信号的 Hilbert 谱和 HHT 边际谱。从 Hilbert 谱中可以看到振动信号的频率范围主要集中在 0~250 Hz 之间。在整个时间范围内,频率成分相对简单,主要集中在 0~100 Hz,在 0.1、8、10~11、18 s 处有较高的振动能量,但相对于无热辅助和热辅助温度为 350℃ 时,其振动能量进一步减弱。从 HHT 边际谱中可以看到振动信号幅值变换虽然与无热辅助较为相似,但是峰值有所降低,整体幅值也有所下降。平均幅值为 123.71 A,进一步降低。

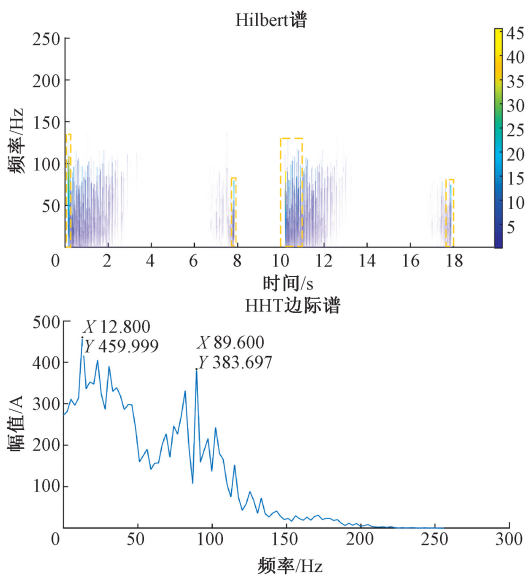


图 13 热辅助温度 400℃ 下的 Hilbert 谱及 HHT 边际谱
Fig. 13 Hilbert spectra and HHT marginal spectra at a thermo-assisted temperature of 400℃

如图 14 为热辅助温度 450℃ 的激光加工制备微织构球头铣刀铣削钛合金采集的振动信号的 Hilbert 谱和 HHT 边际谱。从 Hilbert 谱中可以看到振动信号的频率范围主要集中在 0~250 Hz 之间。在整个时间范围内,频率成分简单,没有特别高的振动能量,主要集中在 0~150 Hz 之间。从 HHT 边际谱中可以看到振动信号在整个频率内虽然同样存在幅度峰值,但幅度峰值相对较小,且在整体频率范围内,幅值波动相对平稳,平均幅值为 114.22 A,有明显降低。

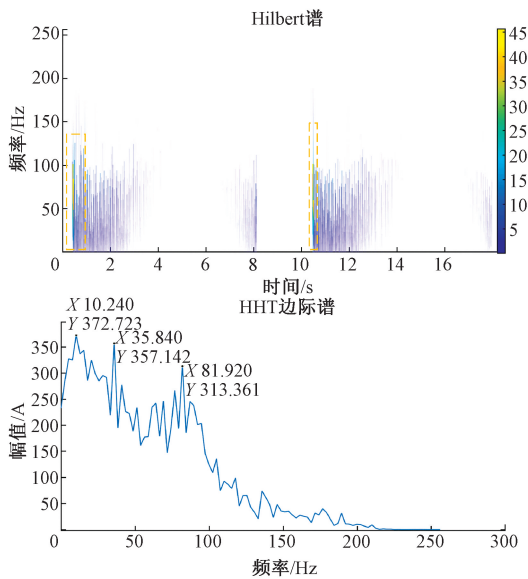


图 14 热辅助温度 450℃ 下的 Hilbert 谱及 HHT 边际谱
Fig. 14 Hilbert spectra and HHT marginal spectra at a thermo-assisted temperature of 450℃

通过对比可知,有热辅助激光加工的球头铣刀铣削钛合金时振动信号频率分布更加集中和稳定,频率峰值较少,这表明加工过程中的振动频率变化较小,有利于提高加工精度。无热辅助激光加工的球头铣刀铣削钛合金时振动信号幅值在某些时间段内有较高的峰值,而有热辅助激光加工的幅值较为平稳,没有明显的高幅值峰值。这归因于热辅助工艺促使基体材料表面微观结构发生变化,使材料在加工微织构过程中的应力分布更加均匀,降低因应力集中导致的微裂纹、毛刺等缺陷的产生概率。这种微观结构的优化,让微织构在抗磨减摩时稳定性增强,有效抑制了铣削过程中微织构的磨损与开裂现象,进而提升了铣削过程的稳定性。而且,微织构结构稳定性的提高,使得涂层能更牢固地附着在基体表面。涂层界面结合性能的改善以及弹性模量的增加,整体上降低了摩擦力,对铣削力的减小起到了积极作用。

从 Hilbert 谱图的能量分布来看,随着热辅助温度的增加,能量逐渐降低,同时高频部分也在逐渐减少。这归因于随着热辅助温度的升高,制备的微织构具备更为出色的结构稳定性,由于裂纹数量显著减少,切屑更难渗透刀具内部,从而有效延长了微织构在抗磨减摩和捕获磨粒、磨屑中的作用时长,并且减少了刀具表面的耕犁效应,这在一定程度上削弱了刀具在铣削过程中产生的高频振动。从 HHT 边际谱同样可以看出,随着热辅助温度上升,整体幅值逐渐减弱,平均幅值也逐渐下降。这归因于织构化涂层刀具的涂层表面具备较高的硬度,使刀具表面能够有效抵抗与工件材料接触时的磨损,这一特性增强了刀具的耐磨性能,微织构能够有效降低摩擦磨损,减少刀具振动,进而提升铣削稳定性,随着热辅助温度的升高,微织构结构的稳定性增强,涂层与基体的结合强度及其弹性模量也会得到提升。在铣削加工过程中,刀具与材料之间的相互作用强度减小,从而导致铣削过程中产生的振动幅值降低。同时,材料弹性模量的变化也会影响振动的传播和衰减特性,使得振动幅值在整个频率范围内都有所下降。这表明,随着热辅助温度升高,铣削过程中的振动幅值逐渐稳定,铣削系统的稳定性得到了一定程度的提升。这种稳定性的提高有助于微织构在抗磨减摩作用中表现出更好的性能,因为稳定的铣削过程可以减少对微织构的破坏,使其能够更好地发挥抗磨减摩的作用。

4 基于 BO-CNN-BiLSTM-Multihead-Attention 的铣削力预测模型

4.1 铣削振动特征值提取与分析

在振动信号分析中,通过对时域特征、频域特征、小波包特征和熵特征进行提取是常用的信号分析方法^[20]。

时域特征直接反映信号的变化趋势,适用于实时性高且频率稳定的场景;频域特征通过傅里叶变换揭示信号的频率成分,适合周期性故障检测;小波包特征能够在多尺度上分析信号,适用于非平稳信号的突变与局部特征提取;熵特征则衡量信号的复杂性与不确定性,敏感于噪声和非线性,广泛应用于异常检测与模式识别^[21-22]。

为全面、深入地揭示振动信号的内在规律,本研究对振动信号同步实施时域、频域、小波包以及熵特征值的提取,旨在通过多维度特征分析,实现对振动信号更精准、更全面的解析。提取相关特征值如表 5 所示。

表 5 特征值提取
Table 5 Eigenvalue extraction

时域特征值	频域特征值	小波包特征值	熵特征值
最大值	平均频率	P1	样本熵
最小值	重心频率	P2	排列熵
峰值	均方根频率	P3	模糊熵
对等性	频率标准差	P4	近似熵
均值		P5	能量熵
平均幅值		P6	信息熵
幅值平方根		E1	
方差		E2	
标准差		E3	
均方根值		E4	
峭度		E5	
偏度		E6	
形状因子		E7	
		E8	

相关特征-F 算法 (relevant features-F, Relief-F) 是一种特征权重算法,根据各个特征和类别的相关性赋予特征不同的权重,权重小于某个阈值的特征将被移除^[23]。Relief-F 算法中特征和类别的相关性是基于特征对近距离样本的区分能力。

以上文提取的 37 种特征值为输入,以铣削力数据为指引输出进行基于 Relief-F 算法的特征选择,如图 15 所示为 37 种特征值权重比。图 15(a) 为时域特征值权重比,图 15(b) 为频域特征值权重比,图 15(c) 为小波包特征值权重比,图 15(d) 为熵特征值权重比。

经多次选取不同个数的特征对回归分析模型进行训练后测试,特征个数为 22 时,模型的正确识别率最高,均方根误差 (root mean square error, RMSE) 稳定在 1.3 左右,随着特征个数的增加, RMSE 值也会升高,减少特征时, RMSE 值同样增加,且会伴随有不拟合现象,故研究选取的特征个数为 22,将特征等级排在 22 以后的原始

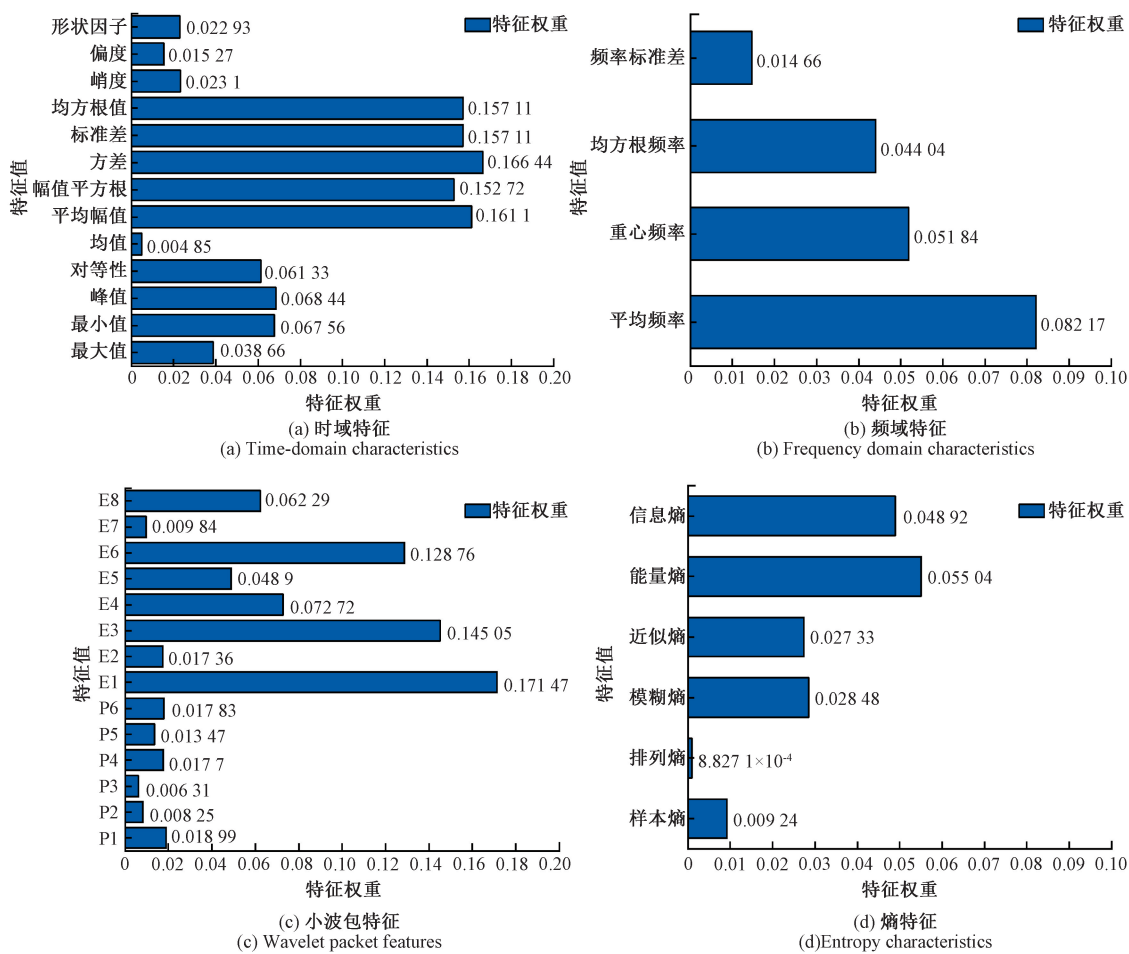


图 15 Relief-F 算法特征值权重比

Fig. 15 Relief-F algorithm eigenvalue weight ratio

特征全部清除,剩余特征为最终特征。经过筛选可得到 22 种特征值,如表 6 所示。

表 6 特征值筛选

Table 6 Eigenvalue filtering

时域特征值	频域特征值	小波包特征值	熵特征值
最大值	平均频率	E1	模糊熵
最小值	重心频率	E3	近似熵
峰值	均方根频率	E4	能量熵
对等性		E5	信息熵
平均幅值		E6	
幅值平方根		E8	
方差			
标准差			
均方根值			

4.2 刀具铣削力采集

首先将刀具铣削试验采集到的振动信号进行 DBO-VMD-WPT 降噪处理,随后采用特征提取方法对

降噪后的振动信号进行特征值提取,将筛选后的 22 组特征值作为输入值,测得的铣削力作为输出值,每把刀具采集 4 次铣削力信号,得到 112 组数据组,如图 16~19 所示。

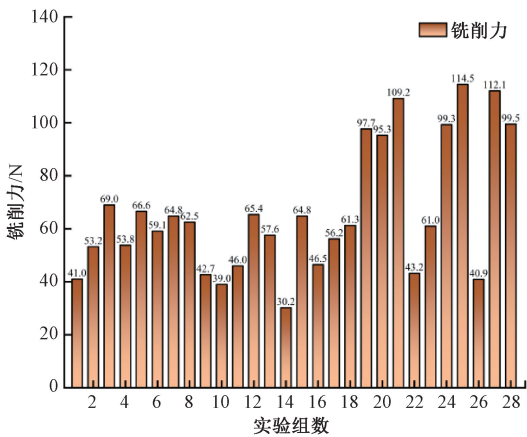


图 16 第 1 次铣削数据

Fig. 16 The 1st milling data

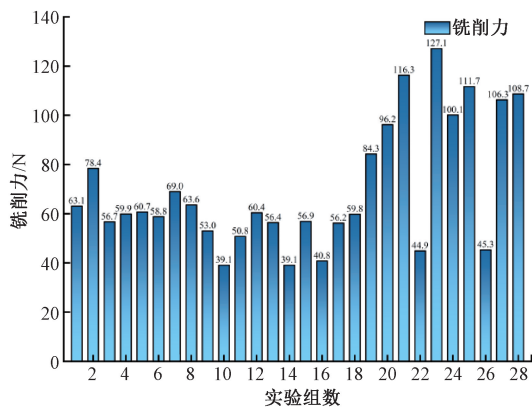


图 17 第 2 次铣削数据
Fig. 17 The 2ed milling data

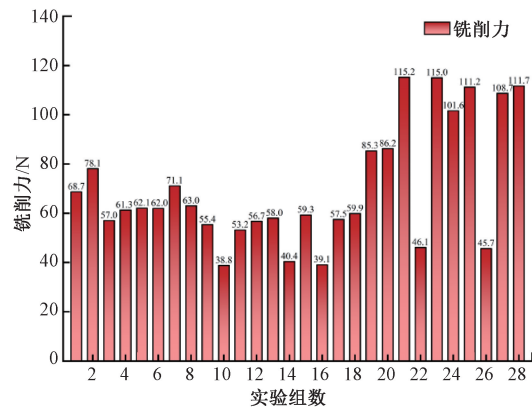


图 18 第 3 次铣削数据
Fig. 18 The 3rd milling data

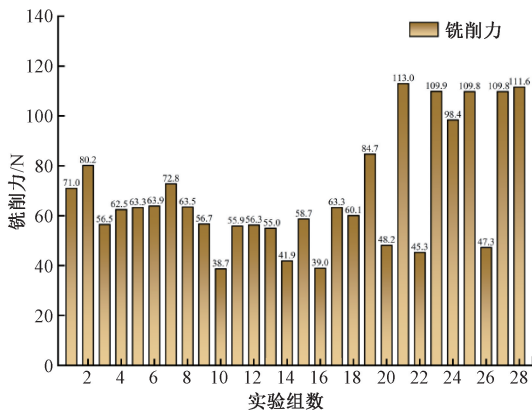


图 19 第 4 次铣削数据
Fig. 19 The 4th milling data

4.3 基于 BO-CNN-BiLSTM-Multihead-Attention 的铣削力预测模型构建

在试验中,铣削振动行为呈现出高度复杂性,所获取的振动特征丰富多样,这使得数据间的对应关系更为紧

密^[24]。鉴于此,为实现更为精准且泛用性强的模型构建,选择回归预测方法。回归预测具有广泛的适用性,无需数据具备特定时间顺序,能够有效处理各类数据,其核心在于深入挖掘输入变量与输出变量之间的内在联系^[25-26]。本研究采用多变量回归预测模型(BO-CNN-BiLSTM-Multihead-Attention)对铣削振动与铣削力之间的关系展开预测性研究,旨在通过该模型精准捕捉复杂的振动特征,进而实现对铣削力的准确预测。

BO-CNN-BiLSTM-Multihead-Attention 回归分析模型基本原理如表 7 所示^[27-29]。这个组合在回归分析中能提供更强的性能,尤其适合处理复杂的数据和任务。

为了优化 BiLSTM 模型中的关键参数,采用 bayesopt 函数进行贝叶斯优化。根据实验数据的特点,通过测试确定 BiLSTM 初始学习率的优化范围为[0.001, 1],该范围能够在精细调整数据的同时加速训练过程;考虑到输入特征数据量较小,为了避免过拟合,将隐藏层节点数的范围设置为[10, 45];L2 正则化系数的优化范围设置为[0.000 000 000 1, 0.01],该范围不会显著影响模型训练,且不对模型的参数造成过多约束。

图 20 展示了 BO 算法对 BiLSTM 网络超参数进行优化的寻优进程。其中,实线表征每次迭代的损失值,从曲线变化趋势可知,随着迭代次数递增,损失值逐渐减小;虚线代表每次迭代的计算均方根误差值,同样呈现出随着迭代次数增加,误差不断减小的趋势。由此能够看出,BO 算法在 BiLSTM 网络超参数优化方面颇具成效。

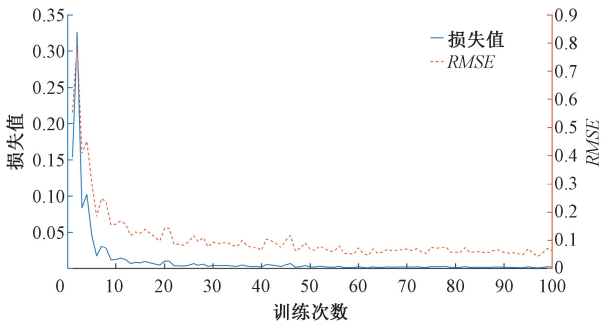


图 20 BO 算法寻优进程
Fig. 20 Diagram of BO algorithm optimization process

根据输入特征维度和输出维度,创建了一个包含卷积层、池化层、双向 LSTM 层、注意力机制层、全连接层和回归层的混合神经网络架构。并使用 layerGraph 和 connectLayers 函数连接网络层。设置训练选项并使用训练集数据和定义好的网络架构及训练选项来训练网络。最后对训练集和测试集进行预测,并计算 RMSE 以及拟合优度(coefficient of determination, R^2) 值。BO-CNN-BiLSTM-Multihead-Attention 预测模型流程图如图 21 所示。

表 7 BO-CNN-BiLSTM-Multihead-Attention 回归分析模型基本原理

Table 7 Basic principles of the BO-CNN-BiLSTM-Multihead-Attention regression analysis model

算法名称	原理	作用
BO	基于贝叶斯定理,通过构建目标函数的代理模型来对目标函数进行建模和预测。	通过 BO 优化超参数,可以在减少人工调整的时间和精力的同时避免了过拟合的出现,经过 BO 优化后的 BiLSTM 网络能够在后续的训练中更快地收敛,并且能够更有效地学习数据中的模式和特征,从而为整个模型的良好表现奠定基础。
CNN	由卷积层、池化层和全连接层等组成。卷积层通过卷积核在数据上滑动进行卷积操作,提取数据的局部特征,共享卷积核的参数以减少模型参数数量;池化层对卷积层的输出进行下采样,压缩数据维度,同时保留主要特征。	CNN 能够从铣削振动数据中提取出有效的特征,这些特征包含了与铣削力相关的信息,为 BiLSTM 网络提供了更具代表性的输入数据。
BiLSTM	包含前向和后向两个 LSTM 单元,前向 LSTM 从序列的开头向结尾处理数据,后向 LSTM 从序列的结尾向开头处理数据,将两个方向的输出进行合并。LSTM 单元通过输入门、遗忘门和输出门来控制信息的流动,能够有效地捕捉序列中的长期依赖关系。	将 CNN 提取的特征向量作为 BiLSTM 网络的输入,经过 BiLSTM 处理后,提取出与铣削力相关的更丰富的上下文信息,为后续的预测提供更有力的支持。
MHA	通过多个头(head)并行地计算不同的注意力表示,每个头关注输入序列的不同部分。将输入的查询(query)、键(key)和值(value)进行线性变换,然后计算查询与键之间的相似度得分,经过 softmax 归一化得到注意力权重,再根据权重对值进行加权求和,得到最终的注意力输出。	BiLSTM 输出的特征向量进入多头注意力机制,多头注意力机制的作用是对输入的特征向量进行加权处理,使得模型能够更加关注与预测目标(铣削力)相关的重要特征。多头注意力机制能够自适应地调整不同特征的权重,使得模型更加聚焦于与铣削力预测相关的关键信息,从而提高模型的预测准确性和泛化能力。

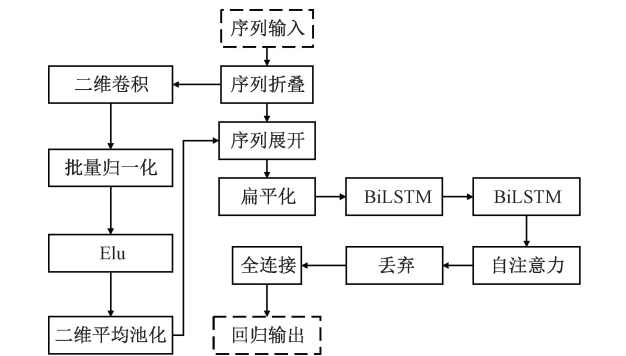


图 21 BO-CNN-BiLSTM-Multihead-Attention 预测模型

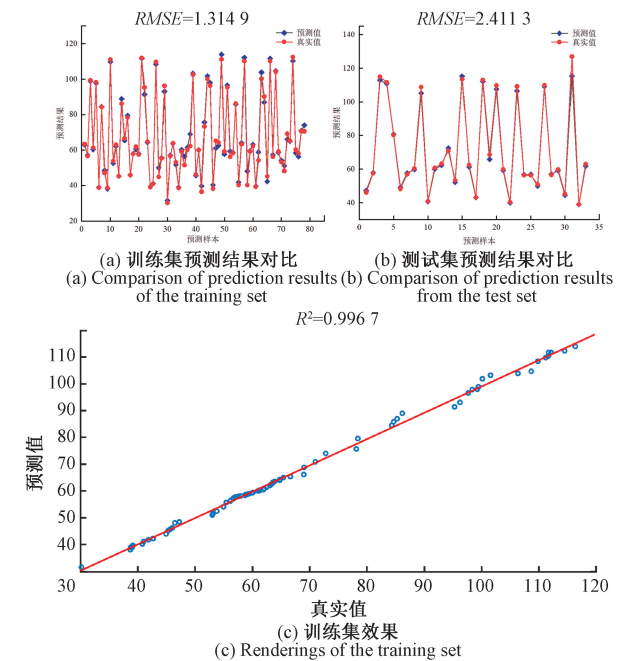
Fig. 21 BO-CNN-BiLSTM-Multihead-Attention prediction model

4.4 模型预测结果分析

随机抽取数据集的 70% 的样本用于训练,其余 30% 用于测试。并对每组数据进行归一化处理,以提高模型的性能和稳定性。

如图 22(a) 和 (c) 所示,展示了基于铣削过程中的振动特征值构建的铣削力预测模型在训练集上的表现及其效果图。该模型在训练集上的预测 R^2 值达到了 0.996 7,这表明模型与实际数据之间存在极高的线性相关性,能够有效捕捉数据的趋势。同时,模型的 $RMSE$ 值为 1.314 9,显示出其在训练阶段具有较高的预测精度,预测值与真实值之间的偏差较小。

从图 22(b) 和 (d) 可以看出,基于相同的振动特征值对测试集进行铣削力预测的结果及其效果展示。测试集上获得的 R^2 值为 0.991 94, $RMSE$ 值为 2.411 3。尽管这些数值相较于训练集略有下降,但仍然证明了该模型在良好的预测性能。



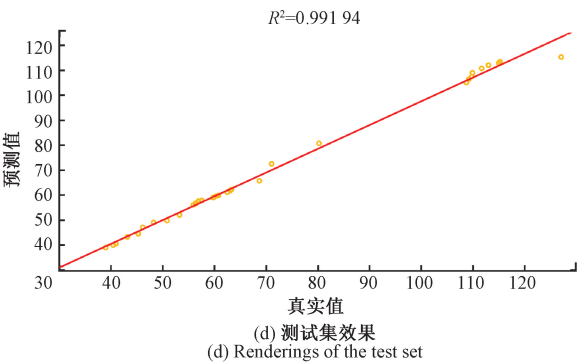


图 22 BO-CNN-BiLSTM-Multihead-Attention 模型
训练及验证效果

Fig. 22 Diagram of the ModelBO-CNN-BiLSTM-Multihead-
Attention model training and validation effect

综上所述,无论是训练集还是测试集的结果都表明,此模型具备出色的预测能力和稳定性。

5 结 论

1) 通过 DBO-VMD-WPT 算法振动信号进行降噪处理,可以有效的削弱杂质信号;通过 HHT 时频分析可知,热辅助工艺导致材料表面微观结构变化,包括表层裂纹及隐形裂纹数量的减少。这种微观结构的改善有助于微织构在抗磨减摩作用中表现出更好的稳定性,抑制了微织构在铣削过程中的磨损与开裂,从而提高了铣削过程的稳定性,使铣削力降低且稳定。

2) 随着热辅助温度升高,刀具表面的耕犁作用减弱,一定程度上削弱了刀具在铣削过程中产生的高频振动,微织构结构稳定随之提高,进而增强涂层与基体的结合强度及其弹性模量。使其在铣削加工过程中,刀具与材料之间的相互作用强度减小,从而降低铣削过程中产生的振动幅值,提升铣削系统的稳定性。

3) 基于 Relief 算法对降噪后的振动信号进行特征选择,有效的保留其 22 种特征值;建立 BO-CNN-BiLSTM-Multihead-Attention 铣削力预测模型,并验证该预测模型准确性,发现 R^2 高达 0.991 94, $RMSE$ 值维持在 2.411 3 以内,证明该模型具备出色的预测能力和稳定性。

参考文献

[1] 师锦涛,赵玮凡,沙小淇,等.微坑织构刀具切削 Ti-6Al-4V 性能仿真研究[J].工具技术,2024,58(10):83-87.
SHI J T, ZHAO W F, SHA X Q, et al. Simulation study on Ti-6Al-4V performance of micro-pit texture cutting tool[J]. Tool Technology, 2024, 58(10): 83-87.

[2] 张克栋,邓建新,邢佑强,等.涂层刀具表面织构化及

切削性能研究[J].润滑与密封,2015,40(2):8-16, 22.

ZHANG K D, DENG J X, XING Y Q, et al. Research on surface texturing of coated tools and their cutting performance [J]. Lubrication Engineering, 2015, 40(2): 8-16, 22.

[3] 王红,王兵,刘战强,等.表层改性处理改善难加工材料切削加工性的研究进展[J].机械工程学报,2023,59(15):311-332.

WANG H, WANG B, LIU ZH Q, et al. Research progress on improving the machinability of difficult-to-machine materials by surface modification treatment[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2023, 59(15): 311-332.

[4] WOO W S, LEE C M. Innovative use of multi-heat sources for improvement of tool life in thermally assisted machining of high-strength material [J]. Journal of Manufacturing Processes, 2019, 38: 30-37.

[5] 刘阳.机床切削颤振系统动力学特性研究[J].中国新技术新产品,2023(18):75-77.

LIU Y. Research on the dynamic characteristics of the machine tool cutting chatter system [J]. China New Technologies and New Products, 2023(18): 75-77.

[6] MAENG S, ITO H, KAKINUMA Y, et al. Study on cutting force and tool wear in machining of die materials with textured PCD tools under ultrasonic elliptical vibration [J]. International Journal of Precision Engineering and Manufacturing-Green Technology, 2023, 10(1): 35-44.

[7] WAN M, YIN W, ZHANG W H. Study on the correction of cutting force measurement with table dynamometer[J]. Procedia CIRP, 2016, 56: 119-123.

[8] 杨斌,樊志刚,王建国,等.小波包和 1D CNN 结合的刀具磨损状态识别[J].机械设计与制造,2024(9):228-232, 237.

YANG B, FAN ZH G, WANG J G, et al. Tool wear state recognition combining wavelet packet and 1D CNN[J]. Machinery Design & Manufacture, 2024(9): 228-232, 237.

[9] ZHOU J, MAO X Y, LIU H Q, et al. Prediction of cutting force in milling process using vibration signals of machine tool [J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2018, 99: 965-984.

[10] POSTEL M, ASLAN D, WEGENER K, et al. Monitoring of vibrations and cutting forces with spindle mounted vibration sensors [J]. CIRP Annals, 2019,

- 68(1):413-416.
- [11] VAISHNAV S, AGARWAL A, DESAI K A. Machine learning-based instantaneous cutting force model for end milling operation[J]. Journal of Intelligent Manufacturing, 2020, 31: 1353-1366.
- [12] CHEN K H, ZHAO W H, ZHANG X. Real-time milling force monitoring based on a parallel deep learning model with dual-channel vibration fusion[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2023, 126(5): 2545-2565.
- [13] YANG SH C, YU D Q, WANG D W. Effect of surface-textured AISiTiN coating parameters on the performance of ball-end milling cutter in titanium alloy milling[J]. Coatings, 2024, 14(11): 1458.
- [14] ZHOU L, ZOU P, REN B Y, et al. Influence of tool micro-texturing and AlCrN coating on cutting performance in dry turning AISI 304[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2024, 130(7): 3945-3965.
- [15] LI SH L, ZHU X, ZHOU D D. Power quality disturbance signal denoising and detection based on improved DBO-VMD combined with wavelet thresholding[J]. Electric Power Systems Research, 2025, 238: 111193.
- [16] ZHAO Y F, MA Y R, DU J L, et al. Noise reduction based on a CEEMD-WPT crack acoustic emission dataset[J]. Applied Sciences, 2023, 13(18): 10274.
- [17] 聂兴毅, 黄华, 李旭东, 等. 基于改进小波包能量熵和阈值自适应的切削颤振在线监测[J]. 仪器仪表学报, 2024, 45(5): 227-238.
- NIE X Y, HUANG H, LI X D, et al. Research on online monitoring of milling chatter based on improved wavelet packet energy entropy and threshold adaptation[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(5): 227-238.
- [18] TAIBI A, TOUATI S, AOMAR L, et al. Bearing fault diagnosis of induction machines using VMD-DWT and composite multiscale weighted permutation entropy[J]. COMPEL-The International Journal for Computation and Mathematics in Electrical and Electronic Engineering, 2024, 43(3): 649-668.
- [19] 史书杰, 赵凤强, 王波, 等. 基于 EEMD 能量熵和 GJO-KELM 的滚动轴承故障诊断[J]. 电子测量技术, 2024, 47(6): 116-122.
- SHI SH J, ZHAO F Q, WANG B, et al. Fault diagnosis of rolling bearings based on EEMD energy entropy and GJO-KELM[J]. Electronic Measurement Technology, 2024, 47(6): 116-122.
- [20] QU N, WEI W L, HU C Q, et al. Series arc fault detection based on multi-domain depth feature association[J]. Journal of Power Electronics, 2024, 24(11): 1809-1819.
- [21] 贺明茹, 吴双峰, 李萌, 等. 基于多传感器多元特征融合决策的铣刀磨损辨识方法[J]. 机电工程, 2024, 41(11): 2019-2028.
- HE M R, WU SH F, LI M, et al. Milling cutter wear identification method based on multi-sensor multivariate feature fusion decision-making[J]. Journal of Mechanical & Electrical Engineering, 2024, 41(11): 2019-2028.
- [22] 陈莉, 申祖辉, 张明. 多变工况旋转机械剩余有用寿命深度 MAML 预测[J]. 机械设计与制造, 2025(1): 188-192.
- CHEN L, SHEN Z H, ZHANG M. Deep MAML-based prediction of the remaining useful life of rotating machinery under variable working conditions[J]. Machinery Design & Manufacture, 2025(1): 188-192.
- [23] WANG SH, WANG Q F, XIAO Y, et al. Research on rotor system fault diagnosis method based on vibration signal feature vector transfer learning[J]. Engineering Failure Analysis, 2022, 139: 106424.
- [24] 范丽丽, 姜彬, 赵培轶, 等. 振动条件下铣刀切削过程物质信息流构建方法[J]. 振动与冲击, 2024, 43(20): 200-212, 262.
- FAN L L, JIANG B, ZHAO P Y, et al. Construction method of material information flow in the milling cutter cutting process under vibration conditions[J]. Journal of Vibration and Shock, 2024, 43(20): 200-212, 262.
- [25] 贾云飞, 丁昊昊, 肖乾, 等. 基于机器学习的钢轨磨损预测方法研究[J/OL]. 润滑与密封, 1-12 [2025-02-27].
- JIA Y F, DING H H, XIAO Q, et al. Research on the prediction method of rail wear based on machine learning[J/OL]. Lubrication Engineering, 1-12 [2025-02-27].
- [26] 邹筱瑜, 胡亮, 王福利, 等. 基于信号分解深度网络的轴承剩余寿命预测[J]. 仪器仪表学报, 2024, 45(8): 45-57.
- ZOU X Y, HU L, WANG F L, et al. Bearing remaining useful life prediction based on signal decomposition embedding deep network[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(8): 45-57.
- [27] JIANG X P, WANG Q, LONG Y K, et al. Vibration

signal features prediction of GIS equipment based on improved slime mold optimization algorithm optimizing CNN-BiLSTM[J]. *Traitement du Signal*, 2022, 39(4), DOI:10.18280/TS.390403.

[28] WANG CH T, SHI H B, SONG B, et al. Hierarchical multihead self-attention for time-series-based fault diagnosis[J]. *Chinese Journal of Chemical Engineering*, 2024, 70(6): 104-117.

[29] 张家安, 邓强, 马增强, 等. 基于 IMHSA-MSCNN-BiLSTM 的风机轴承故障诊断[J]. *电子测量技术*, 2024, 47(7): 170-176.

ZHANG J AN, DENG Q, MA Z Q, et al. Fault diagnosis of fan bearings based on IMHSA-MSCNN-BiLSTM[J]. *Electronic Measurement Technology*, 2024, 47(7): 170-176.

作者简介



佟欣,2013 年于哈尔滨理工大学获得学士学位,2016 年于哈尔滨理工大学获得硕士学位,2019 年于哈尔滨理工大学获得博士学位,现为哈尔滨理工大学副教授,主要研究方向为高速切削加工技术、切削理论、数控加工自动编程、机械制造技术。

E-mail: tongxin@ hrbust. edu. cn

Tong Xin received her B. Sc. degree from Harbin University of Science and Technology in 2013, M. Sc. degree from Harbin University of Science and Technology in 2016, and Ph. D. degree from Harbin University of Science and Technology in 2019. She is currently an associate professor at Harbin University of Science and Technology. Her main research interests include high-speed cutting technology, cutting theory, CNC machining automatic programming, and mechanical manufacturing technology.



王佰艺,2024 年于哈尔滨商业大学获得学士学位,现为哈尔滨理工大学硕士研究生,主要研究方向为高速切削加工技术、切削理论、数控加工自动编程、机械制造技术。

E-mail:663371761@ qq. com

Wang Baiyi received his B. Eng. degree from Harbin University of Commerce in 2024. He is currently a master student at Harbin University of Science and Technology. His main research interests include high-speed cutting technology, cutting theory, CNC machining automatic programming, and mechanical manufacturing technology.



李鑫宇(通信作者),2021 年于哈尔滨理工大学获得学士学位,现为哈尔滨理工大学硕士研究生,主要研究方向为高速切削加工技术、切削理论、数控加工自动编程、机械制造技术。

E-mail:2593979866@ qq. com

Li Xinyu (Corresponding author) received his B. Eng. degree from Harbin University of Science and Technology in 2021. He is currently a master student at Harbin University of Science and Technology. His main research interests include high-speed cutting technology, cutting theory, CNC machining automatic programming, and mechanical manufacturing technology.



杨树财,1993 年于哈尔滨理工大学获得学士学位,2011 年于哈尔滨理工大学获得博士学位,现为哈尔滨理工大学教授,主要研究方向为先进切削技术与机械加工技术。

E-mail: yangshucui@ hrbust. c. cn

Yang Shucui received his B. Sc. and Ph. D. degrees both from Harbin University of Science and Technology in 1993 and 2011, respectively. He is currently a professor at Harbin University of Science and Technology. His main research interests include advanced cutting technology and machining.