

# 基于变分模态滤波和注意力机制的重载机器人 铣削系统颤振辨识方法

梁志强<sup>1,2</sup> 陈司晨<sup>1</sup> 杜宇超<sup>1\*</sup> 刘宝隆<sup>1,2</sup> 高子瑞<sup>1</sup> 乐毅<sup>3</sup> 肖玉斌<sup>4</sup>  
郑浩然<sup>1</sup> 仇天阳<sup>1</sup> 刘志兵<sup>1</sup>

1.北京理工大学机械与车辆学院,北京,100081

2.北京理工大学(珠海)能源交通学域,珠海,519088

3.中国空间技术研究院北京卫星制造厂有限公司,北京,100094

4.江麓机电集团有限公司,湘潭,411100

**摘要:**提出了一种定参变分模态滤波、包络滤波和注意力机制网络辨识相结合的重载机器人铣削系统颤振辨识方法。首先,根据变分模态滤波理论,通过合适地优选二次惩罚项实现对目标高频非颤振信号分量的剔除;然后,为快速辨识当前的加工状态,从信号时域分布出发,结合频域在时域上的映射规律,采用包络滤波方法实现低频主轴转速相关信号分量的剔除;最后,构建基于注意力机制的网络辨识模型,对预处理后的多时序短时信号片段进行分类以实现加工状态辨识,并开展重载机器人铣削系统加工验证实验。实验分析结果表明,通过剔除高频非颤振信号和低频主轴转速相关信号分量,再生颤振辨识准确度得到了进一步提高,辨识准确度可达98.75%。通过与其他辨识方法对比,所提出的重载机器人铣削系统颤振辨识方法可以有效地识别重载机器人铣削系统加工过程中的再生颤振,为后续重载机器人铣削系统颤振在线抑制提供技术支持。

**关键词:**机器人铣削;颤振辨识;变分模态滤波;注意力机制

**中图分类号:**TP242

**DOI:**10.3969/j.issn.1004-132X.2025.05.013

**开放科学(资源服务)标识码(OSID):**



## Chatter Identification Method for Heavy-duty Robotic Milling Systems Based on Variational Mode Filtering and Attention Mechanism

LIANG Zhiqiang<sup>1,2</sup> CHEN Sichen<sup>1</sup> DU Yuchao<sup>1\*</sup> LIU Baolong<sup>1,2</sup> GAO Zirui<sup>1</sup>  
YUE Yi<sup>3</sup> XIAO Yubin<sup>4</sup> ZHENG Haoran<sup>1</sup> QIU Tianyang<sup>1</sup> LIU Zhibing<sup>1</sup>

1.School of Mechanical Engineering,Beijing Institute of Technology,Beijing,100081

2.Disciplinary Field of Energy and Transportation,Beijing Institute of Technology(Zhuhai),  
Zhuhai,Guangdong,519088

3.Beijing Spacecrafts,China Academy of Space Technology,Beijing,100094

4.Jianglu Machinery & Electronics Group Co.,Ltd.,Xiangtan,Hunan,411100

**Abstract:** A method was proposed for identifying chatters in heavy-duty robotic milling systems by integrating variational mode filtering with fixed parameters, envelope filtering and an attention mechanism network identification. Initially, variational mode filtering theory was applied to eliminate non-chatter signal components in the high-frequency ranges by optimally selecting a quadratic penalty. Then, to swiftly identify the current machining conditions, the envelope filtering method was employed, leveraging signal time domain distribution and the frequency domain mapping law to remove the spindle speed-related signal components in the low-frequency ranges. Subsequently, a network identification model incorporating an attention mechanism was developed to identify preprocessed multi-temporal short-term signal segments for machining condition identification, followed by verification experiments on heavy-duty robotic milling systems. Experimental analysis results demonstrate that by eliminating non-chatter signals in the high-frequency ranges and spindle speed-related components in the low-frequency ranges, the accuracy of regenerative chatter identification is significantly enhanced, achieving an identification accuracy of 98.75%. Compared with alternative identification

收稿日期:2024-04-25

基金项目:国家自然科学基金(52375400);转化应用项目  
(2B0188E1,D44F9A65)

methods, the proposed method may effectively identify regenerative chatters during heavy-duty robotic milling processes, thus offering valuable technical support for future online chatter suppression of heavy-duty robotic milling.

**Key words:** robotic milling; chatter identification; variational mode filtering; attention mechanism

## 0 引言

六自由度工业机器人因其成本低、灵活性好而被逐渐广泛应用于机械加工。然而,由于机器人结构的刚度较低,因此在机器人铣削过程中经常可观察到明显的颤振现象<sup>[1]</sup>。颤振是铣削过程中刀具与工件之间产生的强烈自激振动,会导致加工精度不足、被加工工件表面质量差,甚至损坏加工系统<sup>[2-3]</sup>,这严重限制了机器人铣削加工应用。在过去的几十年里,研究者已提出了各种颤振预测和控制方法<sup>[4-5]</sup>。由于机器人稳定性预测模型复杂,难以获得准确的稳定性边界,因此,有效的早期颤振监测方法是机器人铣削颤振控制的可行途径之一。

近年来,许多学者对颤振辨识进行了广泛的研究<sup>[6]</sup>。YE等<sup>[7]</sup>计算时域序列的均方根,使用均方根序列的标准差与均值的比值作为变异系数来识别颤振。FRUMUSANU等<sup>[8]</sup>基于快速傅里叶变换(fast Fourier transform, FFT)评价系统稳定性。CAO等<sup>[9]</sup>选择小波包变换作为预处理器,利用具有丰富颤振信息的特征包对重构信号实现颤振辨识,但根据不同的加工条件自动选择合适的小波基和分解层数是不方便的。LIU等<sup>[10]</sup>使用经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)将信号分解为多个固有模态函数(intrinsic mode functions, IMFs)。JI等<sup>[11]</sup>基于改进的EMD方法对加速度信号进行分解,并提取重构信号的三维特征向量作为颤振指标。DRAGOMIRETSKIY等<sup>[12]</sup>提出的变分模态分解(variational mode decomposition, VMD)方法在颤振辨识领域得到了广泛应用<sup>[13-14]</sup>。LIU等<sup>[15]</sup>提出了一种基于VMD和能量熵的颤振辨识方法,选择包含丰富颤振信息的最佳IMF对应的能量熵用于颤振检测。SATHEESH等<sup>[16]</sup>采用粒子群优化算法选择VMD参数,有效减少了计算量。CHEN等<sup>[17]</sup>采用基于相似加工状态类比的机器人铣削加工离线分解参数优选方法进行研究。WANG等<sup>[18]</sup>通过绘制最优参数图的方法实现对机器人加工过程变分模态参数的离线选取。上述改进方法依然基于交替方向乘子法(alternating direction method of multipliers, ADMM)而

建立,多采样点组成的长时序信号在ADMM迭代中需要进行多次迭代计算才可以实现收敛,所以在参数优选上花费了大量时间成本。

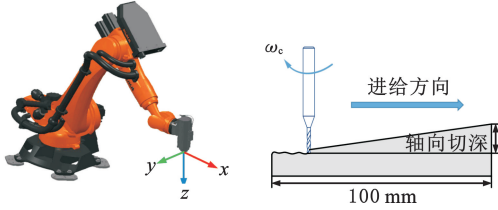
在基于颤振特征的加工状态辨识方面,目前有多种智能方法被应用于加工状态分类,如支持向量机<sup>[18-20]</sup>、隐马尔科夫模型<sup>[21]</sup>和深度卷积网络<sup>[22]</sup>等。籍永建等<sup>[23]</sup>通过采用支持向量机方法实现了对多种加工状态的准确辨识。近年来,对信号处理得到的颤振特征采用神经网络分类逐渐成为目前的主流方法之一。JANSSENS等<sup>[24]</sup>首次将卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)应用于轴承状态监测。此后,许多学者在故障诊断领域进行了深入的探索<sup>[25-26]</sup>。注意力机制通过对输入特征采用不同权重,使得包含关键信息的特征不会随着步长的增加而丢失<sup>[27-28]</sup>。ZHANG等<sup>[29]</sup>采用双路径卷积注意力机制和双向门控循环单元进行小样本故障诊断,实现了不同工况下的状态准确辨识。邵海东等<sup>[30]</sup>构建注意力嵌入的生成对抗网络实现特征学习,可用于故障模式的准确诊断。

在此基础上,本文基于VMD原理提出一种单步定参变分模态滤波模型来滤除高频非颤振分量,以减少对铣削颤振信号辨识的影响;通过包络滤波剔除原始信号中的低频主轴转速相关分量;将经过滤波预处理后的多时序时域信号片段作为输入,并基于注意力机制模型实现重载机器人斜面铣削加工准确高效状态辨识。

## 1 重载机器人铣削系统颤振特性

机器人铣削加工系统结构对机器人颤振特性具有显著的影响,因此,定义机器人的铣削特性对不同类型的工业机器人至关重要。本研究采用带有HCS150LG-20KRBT主轴的KUKA KR600 R2830重载工业机器人组成机器人铣削系统并进行铣削加工。如图1所示,为确定铣削加工过程中的颤振分量特性,开展了多次重载机器人铣削系统加工实验并在主轴端采集加速度信号。图2所示为转速2400 r/min、进给速度600 mm/min、径向切削深度4 mm时的信号频域信息,加工姿态选择为 $P(-77.78^\circ, -61.23^\circ, 100.68^\circ, 13.87^\circ,$

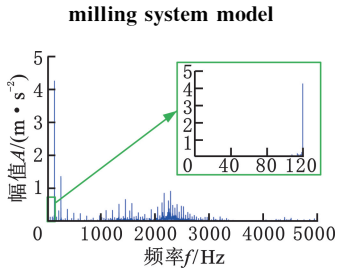
—40.70°, -220.71°)。由图 2 可观察到显著的高频再生颤振现象,而在低频区域没有观察到与模态耦合颤振相关的低频颤振。与前后刀齿形成的表面纹理相关,重载机器人铣削系统斜面铣削再生颤振主要发生在铣刀与工件接触位置,且颤振频率分布在重载机器人铣削系统固有频率附近,因此本文重点对重载机器人铣削系统加工过程中的再生颤振进行研究<sup>[2,31-32]</sup>。



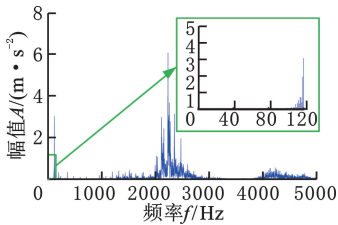
(a) 机器人铣削加工系统 (b) 工件加工模型

图 1 重载机器人铣削系统模型示意图

Fig.1 Schematic diagram of heavy-duty robotic



(a) 稳定状态频谱分布



(b) 颤振状态频谱分布

图 2 重载机器人铣削系统颤振信号特性

Fig. 2 Chatter signal characteristics of the heavy-duty robotic milling system

## 2 变分模态滤波模型

### 2.1 重载机器人铣削系统斜面铣削信号成分

机器人铣削信号通常被认为由三个分量组成,其中  $S_p(t)$  为包含主轴旋转频率谐波的周期分量,  $S_c(t)$  为由颤振引起的非周期分量,  $S_n(t)$  为由环境噪声和测量噪声引起的非周期分量,因此,该模型可以表示为

$$S(t) = S_p(t) + S_c(t) + S_n(t) \quad (1)$$

当关注于颤振辨识问题时,滤波方法很自然地被认为是提取颤振信号分量的首选方法。从式(1)中可以看出,需要将主轴转速相关分量滤除,

同时高频的非颤振信号也需要着重剔除,这部分信号与颤振相关分量的混叠会影响颤振的辨识。

如图 2 所示,稳定信号的主轴旋转频率谐波分量频域分布集中在低频区域,同时在 2000 Hz 左右的高频区域也可以观察到非颤振相关分量。图 3 所示为转速 2400 r/min、进给速度 600 mm/min、径向切削深度 4 mm 时,随着轴向切削深度的线性增大,低频 120 Hz 稳定分量和高频非颤振分量幅值的变化情况,其中,高频非颤振分量表示高频范围内主轴旋转频率倍频的信号分量,即图 3 中包括 2040 Hz、2280 Hz 和 2400 Hz 频率位置的幅值变化情况。从图 3 中可以看出,低频 120 Hz 稳定分量幅值近乎线性增大,而高频非颤振分量则基本上属于恒定水平,因此,为减少高频非颤振分量对高频颤振信息提取的影响,可以基于早期稳定状态信号分量进行滤波。

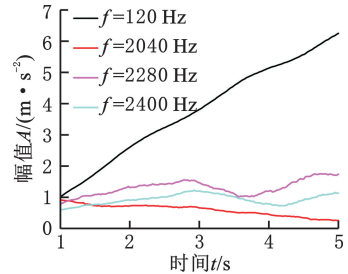


图 3 加工信号幅值变化

Fig.3 Changes in signal amplitude during machining

### 2.2 定参变分模态滤波模型

变分模态分解(VMD)可以将非平稳多模信号分解为一定数量的离散子信号并在分解过程中定义模态中心频率,子信号在重构输入时具有特定的稀疏性。VMD 目前已被广泛用于将信号分解为一系列子信号,可以表示为

$$u_k(t) = A_k(t) \cos(\varphi'_k(t)) \quad (2)$$

式中:  $k$  为子信号分量的序号;  $u_k$  为子信号分量;  $A_k$  为子信号分量  $u_k$  的幅值;  $\varphi'_k(t)$  为瞬时频率。

通过优化约束变分问题的解使所获得的所有模态的带宽之和最小化,因此变分问题可以表示为

$$\left. \begin{aligned} & \min_{\{u_k, \omega_k\}} \left\{ \sum_k \left\| \partial_t \left[ (\delta(t) + \frac{j}{\pi t}) * u_k(t) \right] \exp(-j\omega_k t) \right\|_2^2 \right\} \\ & \text{s.t.} \quad \sum_k u_k = f(t) \end{aligned} \right\} \quad (3)$$

式中:  $\omega_k$  为子信号分量的模态中心频率;  $j$  为虚数单位;  $\delta(t)$  为单位脉冲函数;  $f(t)$  为原始信号; “\*” 表示卷积运算。

然后,使用二次惩罚项  $\alpha$  和拉格朗日乘子  $\lambda$  约束变分问题,其表达式如下:

$$L(\{u_k\}, \{\omega_k\}, \lambda) = \alpha \sum_k \|\partial_t[(\delta(t) + \frac{j}{\pi t}) * u_k(t)] \exp(-j\omega_k t)\|_2^2 + \|f(t) - \sum_k u_k(t)\|_2^2 + \langle \lambda(t), x(t) - \sum_k u_k(t) \rangle \quad (4)$$

约束变分问题的解可以通过交替更新  $u_k, \omega_k$  和  $\lambda$  实现, 也被称为交替方向乘子法 (ADMM), 其中子成分优化计算如下:

$$\hat{u}_k^{(n+1)} \leftarrow \frac{\hat{f}(\omega) - \sum_{i \neq k} \hat{u}_i^{(n+1)} + \frac{\hat{\lambda}^{(n)}(\omega)}{2}}{1 + 2\alpha(\omega - \omega_k^{(n)})^2} \quad (5)$$

$$\hat{\omega}_k^{(n+1)} \leftarrow \frac{\int_0^\infty \omega |\hat{u}_k^{(n+1)}(\omega)|^2 d\omega}{\int_0^\infty |\hat{u}_k^{(n+1)}(\omega)|^2 d\omega} \quad (6)$$

$$\hat{\lambda}^{(n+1)}(\omega) \leftarrow \hat{\lambda}^{(n)}(\omega) + \tau(\hat{f}(\omega) - \sum_k \hat{u}_k^{(n+1)}(\omega)) \quad (7)$$

其中,  $\hat{f}(\omega), \hat{u}_k(\omega), \hat{\lambda}(\omega)$  分别为  $f(t), u_k(t)$  和  $\lambda(t)$  通过傅里叶等距变换后的结果,  $\hat{u}_k^{(n+1)}$  为第  $k$  个模态频域第  $n+1$  次迭代的结果,  $|\hat{u}_k^{(n+1)}(\omega)|$  为第  $n+1$  次迭代后第  $k$  个模态频域的表达式在各频率位置的幅值绝对值,  $\hat{u}_i^{(n+1)}$  为第  $i$  个模态频域第  $n+1$  次迭代的结果,  $\hat{\omega}_k^{(n+1)}$  为第  $k$  个模态中心频率第  $n+1$  次迭代的结果,  $\hat{\lambda}^{(n)}(\omega), \hat{\lambda}^{(n+1)}(\omega)$  分别为拉格朗日乘法算子频域表达式第  $n$  次和第  $n+1$  次迭代的结果,  $\tau$  为噪声容忍度,  $\epsilon$  为收敛容忍度。上述算法一直持续到满足如下收敛条件:

$$\|\hat{u}_k^{(n+1)} - \hat{u}_k^{(n)}\|_2 / \|\hat{u}_k^{(n)}\|_2 < \epsilon \quad (8)$$

通过适当的  $k, \alpha, \tau$  和  $\epsilon$  设置, 可以将原始信号分解为多个包括不同信号分量的子信号。该方法已被证明在从加工信号中提取颤振信息方面是有效的, 其中,  $\tau$  和  $\epsilon$  主要影响迭代速度,  $k$  和  $\alpha$  对信号分解质量有显著的影响, 因此目前开展了大量关于颤振辨识中的  $k$  和  $\alpha$  优化选择的研究。

如前文所述, 大多数方法基于 VMD 方法提取颤振辨识子信号时会遇到自适应参数选择耗时较长问题。同时, VMD 方法基于 ADMM 的迭代收敛原理构建, 这使得分解计算成本也较高。由于稳定状态下的高频非颤振能量进入稳定铣削状态后基本保持恒定, 为减少应用 VMD 方法带来的高昂时间成本, 本文提出了一种基于 VMD 原理的定参变分模态滤波模型, 以实现针对目标频率分量的滤除。具体来说, 通过选取合适的二次惩罚项  $\alpha$  进行变分模态滤波以实现类似于带阻滤波的信号处理效果, 剔除特定的高频非颤振频率信号分量。相比于传统 VMD 方法, 该模型采用数值更大的二次惩罚项  $\alpha$ , 且直接基于稳定信

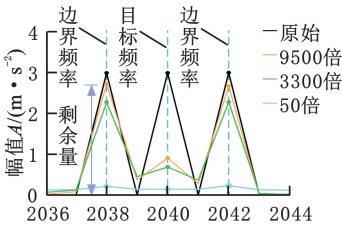
号频谱选取信号分解个数  $k$  和二次惩罚项  $\alpha$ , 无需进行参数优选<sup>[15]</sup>。

图 2 中的高频非颤振分量信号频率位置与颤振频率及其谐波位置接近, 此时定参变分模态滤波模型所选取的二次惩罚项  $\alpha$  的值远大于传统 VMD 信号分解的值<sup>[15]</sup>, 往往是常用 VMD 模型数值的数千倍。为求解合适的二次惩罚项  $\alpha$  值以实现频率窄带分量的剔除, 构建如下仿真信号  $x_1(t)$ :

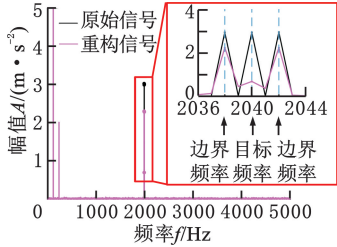
$$x_1(t) = 5\sin(2\pi \times 120t) + 2\sin(2\pi \times 240t) + 3\sin(2\pi \times 2038t) + 3\sin(2\pi \times 2040t) + 3\sin(2\pi \times 2042t) + noise(t) \quad t \in [0, 2]s \quad (9)$$

其中,  $noise(t)$  表示噪声水平为 0.1 的高斯噪声信号。为观察过滤窄带的效果, 在 2038 Hz 位置设置与过滤频率 2040 Hz 相同幅值的信号分量; 120 Hz 和 240 Hz 的信号分量则代表稳定状态下的主轴旋转频率分量。从图 4a 中可以观察到, 随着二次惩罚项  $\alpha$  的数值增大, 变分模态滤波后目标频率 (2040 Hz) 的剩余信号能量会逐渐增加, 这说明过大的二次惩罚项  $\alpha$  会导致目标频率信号剔除效果减弱; 但过小的二次惩罚项  $\alpha$  又会导致过滤频带宽度较小, 在剔除目标频率信号分量的同时也剔除了目标边界频率分量, 从而影响可能存在的颤振信息的提取。由此可知, 为尽可能保留目标边界频率分量并剔除目标频率分量, 将目标边界频率幅值经过变分模态滤波后的剩余量与目标频率幅值剩余量的比值取最大值时的二次惩罚项  $\alpha$  值作为二次惩罚项  $\alpha$  值的最优值, 其中边界频率间隔为 2 Hz。如图 4b 所示, 目标频率为 2040 Hz, 则将 2038 Hz 信号分量的剩余量和 2040 Hz 信号分量的剩余量的比值作为二次惩罚项  $\alpha$  优化选择的依据。当目标剔除频率分量对应的二次惩罚项  $\alpha$  选择为信号采样频率  $f_s$  的 3300 倍 (即  $\alpha = 3300 f_s$ ) 时, 图 4c 中经过变分模态滤波后, 信号中目标边界频率 (2038 Hz) 所对应幅值的剩余量为 2.275, 目标频率 (2040 Hz) 的幅值剩余量为 0.698, 此时两幅值剩余量之间的比值  $R$  最大 (为 3.26), 如图 4c 中的蓝线所示, 此时对目标频率的信号剔除效果最佳。

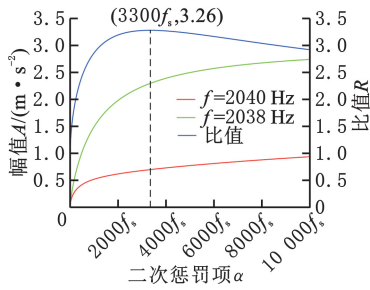
通过仿真信号离线提前获取不同目标频率幅值下的最佳二次惩罚项  $\alpha$  选值, 优化选取结果如图 5 所示, 可以看出, 越大的目标频率信号分量幅值所需对应的二次惩罚项  $\alpha$  值也越大。同时, 选择幅值大于 10% 最大稳定分量幅值的频率位置作为变分模态滤波的初模态中心频率, 其分解数量  $k$  作为目标频率个数。



(a)不同二次惩罚项  $\alpha$  下的滤波效果



(b)目标频率分量最佳滤波效果



(c)二次惩罚项  $\alpha$  最优选择

图 4 变分模式目标频率分量滤波

Fig.4 Target frequency component filtering under variational mode filtering

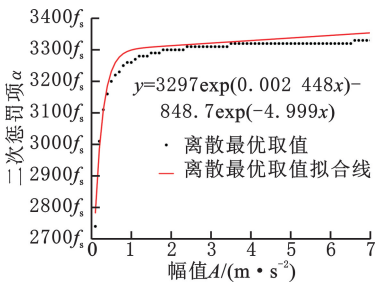


图 5 二次惩罚项  $\alpha$  选取原则

Fig.5 Selection principle of the quadratic penalty  $\alpha$

由于直接基于当前信号的频谱特征进行目标频率个数  $k$  和对应二次惩罚项  $\alpha$  的选择,避免了传统 VMD 方法所需要进行的参数优选,为变分模式滤波方法的在线应用提供了可能。对 3280 组短时信号长度为 128 的信号片段进行滤波处理,计算经滤波处理的平均耗时为 8.9 ms。

### 3 短时时域信号特征

#### 3.1 包络滤波

如图 6 所示,从频域角度看,实际加工颤振时的信号可以认为是主轴旋转频率分量与高频颤振频率分量融合的结果。主轴旋转频率分量和高频

颤振频率分量分别对应于调频中的信息信号和载波信号,融合后的信号可以看作调制信号。从时域角度看,高频颤振频率分量会沿着低频的主轴旋转频率分量分布,因此,重载机器人铣削系统高频再生颤振频率分布可以在时域信号上观察到对应的分布特性,在此基础上提出包络滤波方法,从时域信号中快速提取高频再生颤振频率信息。

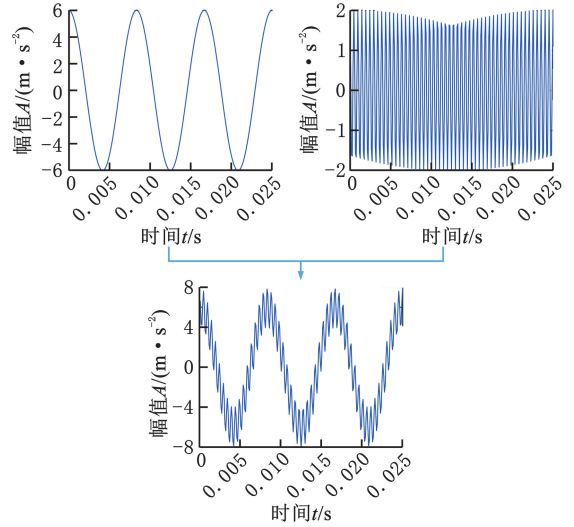


图 6 信号耦合

Fig.6 Signal modulation

为分析包络处理的参数选择和滤波效果,构建加工过程仿真信号  $x_2(t)$ ,可表示为

$$x_2(t) = \begin{cases} (5 + 0.6t)\sin(120\pi t) + (2 - 0.25t) \cdot \sin(240\pi t) + \text{noise}(t) & t \in [0, 3) \text{ s} \\ (5 + 0.6t)\sin(120\pi t) + (2 - 0.25t) \cdot \sin(240\pi t) + (3t - 9)\sin(2132\pi t) + (2.5t - 7.5)\sin(2252\pi t) + (2t - 6) \cdot \sin(2372\pi t) + \text{noise}(t) & t \in [3, 5) \text{ s} \\ 8\sin(120\pi t) + 0.75\sin(240\pi t) + 6\sin(2132\pi t) + 5\sin(2252\pi t) + 4\sin(2372\pi t) + \text{noise}(t) & t \in [5, 7) \text{ s} \end{cases} \quad (10)$$

包络法的核心参数是希尔伯特 FIR 滤波器的长度  $f_1$ 。由于再生颤振频率分布在 2000 Hz 以上,信号采样频率为 10 240 Hz,因此取  $f_1=5$ ,如图 7 所示,根据上下包络线提取高频信息,其表达式如下:

$$D_a = D - \frac{D_{up} + D_{lo}}{2} \quad (11)$$

式中:  $D_{up}$  为上包络线数据;  $D_{lo}$  为下包络线数据;  $D$  为原信号数据;  $D_a$  为包络滤波后的数据。

图 7 中,经过包络滤波处理,从时域和频域上都可以很明显地观察到信号中的低频分量在很大程度上被剔除,仅保留高频分量。由于仿真信号

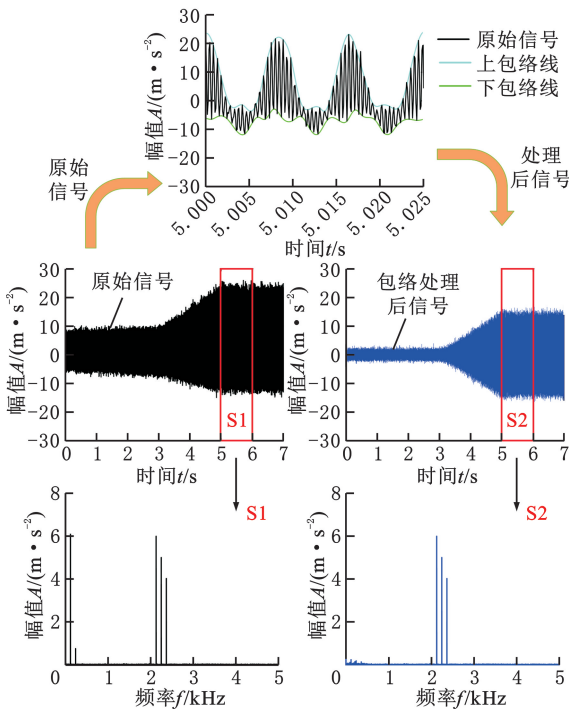


图7 包络滤波效果

Fig.7 Envelope filtering effect

$x_2(t)$ 模拟的是剔除高频非颤振分量内的信号,因此可以认为包络滤波处理可以实现颤振相关信号的时域提取。相比于以傅里叶变化为基础的频谱分析,包络滤波处理没有充足采样的限制且操作方便、时间成本小,更适用于短时时域片段处理。

由于最终的分析对象为短时信号片段,因此需要分析式(11)所引起的端点效应<sup>[33]</sup>。采用式(11)分别对长时序信号进行包络滤波处理后截取的短时序信号片段,如图8a所示;直接对短时序信号片段进行包络滤波处理,如图8b所示。此时图8a中不存在端点效应,而图8b表明存在端点效应时的包络滤波处理效果。从对比结果中可以看出,由于受到端点效应的影响,短时序信号片段的前后末端(图8b)相较于图8a存在差异,但整体结果趋势相同,因此可以用于短时序信号片段处理。对3280组短时信号长度为128的信号片段进行滤波处理,计算经滤波处理的平均耗时为1.1 ms。

### 3.2 多时序短时时域信号特征

从定参变分模态定向剔除的滤波分析中可以得出,这样的滤波方法可以在很大程度上减少对目标频率的信号分量,但无法实现完全滤除,这就意味着变分模态滤波和包络滤波使得实际加工过程中的总稳定信号依然包含少量的高频颤振无关分量,只是其对应的能量较少。

考虑到稳定信号在剔除高频非颤振信号后的

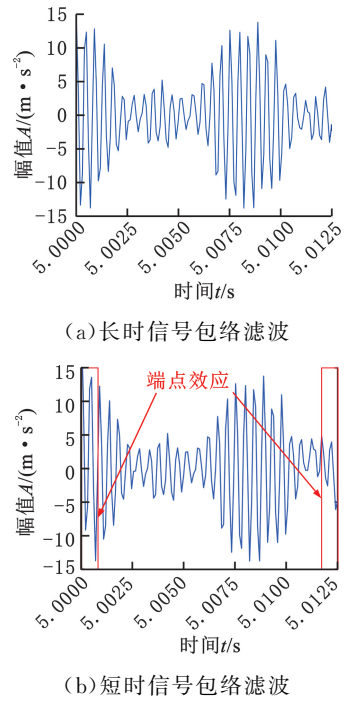


图8 短时信号包络滤波可行性

Fig.8 Feasibility of short-signal envelope filtering

高频分布能量水平低且分布较为随机,而颤振信号存在周期性的高频信号分量,则经包络处理后的短时信号会在时域和频域上存在明显的差异,因此短时信号片段单元包含的采样点个数为128,即短时时域信号片段时长为0.0125 s。

由于铣削加工是一个时序过程,因此需要充分考虑上一个时间片段和下一个时间片段的状态信息来预测当前状态的分类结果以突出时序特点。同时,多短时段可以规避颤振中的节拍效应<sup>[34]</sup>,能够提高加工状态辨识的准确性。由此,本文选取8个短时信号片段单元组成1个时长为0.1 s的多时序短时信号片段作为后续颤振预测模型的输入。

## 4 基于注意力机制的颤振辨识模型

### 4.1 双层卷积层

卷积层通过卷积核在输入数据的局部区域上提取相应的特征<sup>[35]</sup>。将一维短时时域信号特征利用卷积神经网络(CNN)进行特征提取,输入数据矩阵 $\mathbf{X}$ 由 $N$ 个等长的向量组成,可表示为

$$\mathbf{X} = [\mathbf{x}_1 \ \mathbf{x}_2 \ \mathbf{x}_3 \ \cdots \ \mathbf{x}_N] \in \mathbf{R}^{M \times N} \quad (12)$$

式中: $\mathbf{x}_N$ 为最后一个输入数据向量; $M$ 为每个输入数据片段的长度。

第 $i$ 个输入数据片段的输出向量可表示为

$$\mathbf{c}_i = \zeta(\mathbf{W}_c * \mathbf{x}_i + \mathbf{b}_c) \quad \mathbf{c}_i \in \mathbf{R}^M \quad (13)$$

式中: $\mathbf{x}_i$ 为第 $i$ 个输入数据向量; $\mathbf{W}_c, \mathbf{b}_c$ 分别为卷积核的权重矩阵和偏置量; $\zeta(\cdot)$ 表示激活函数,这里使用Leaky ReLU激活函数。

定义输入为  $\mathbf{x}_i$  的局部区域  $\mathbf{x}_{j:j+h-1}$  与卷积核  $\mathbf{W}_c$  的逐元素乘积, 其中  $\mathbf{x}_{j:j+h-1} = (x_j, x_{j+1}, x_{j+2}, \dots, x_{j+h-1})$ ,  $\mathbf{x}_{j:j+h-1} \subseteq \mathbf{x}_i$ ,  $j$  为序列起始位置,  $h$  为卷积核宽度。

如图 9 所示, 通过两层卷积后提取出的特征矩阵  $\mathbf{C}$  可表示为

$$\mathbf{C} = [\mathbf{c}_1 \ \mathbf{c}_2 \ \mathbf{c}_3 \ \dots \ \mathbf{c}_N] \in \mathbf{R}^{M \times N} \quad (14)$$

式中:  $\mathbf{c}_N$  为第  $N$  个输入向量对应的输出向量。

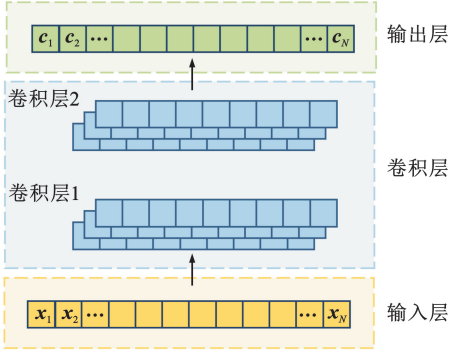


图 9 双层卷积层示意图

Fig.9 Schematic diagram of double convolutional layers

### 4.2 注意力层

采用注意力机制突出输入数据中不同特征对输出结果的影响程度, 使得算法自主学习调整输入数据中的关键特征, 从而提高模型的效率和性能, 如图 10 所示。

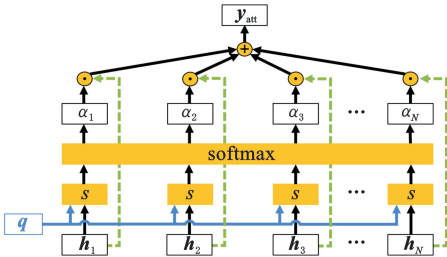


图 10 注意力机制示意图

Fig.10 Schematic diagram of attention mechanism

注意力层的计算表达式如下:

$$\alpha_n = p(z = n | \mathbf{H}, \mathbf{q}) = \frac{\exp(s(\mathbf{h}_n, \mathbf{q}))}{\sum_{e=1}^N \exp(s(\mathbf{h}_e, \mathbf{q}))} \quad (15)$$

其中,  $\mathbf{H} = [\mathbf{h}_1 \ \mathbf{h}_2 \ \mathbf{h}_3 \ \dots \ \mathbf{h}_N] \in \mathbf{R}^{D \times N}$  为输入数据矩阵,  $D$  为输入向量的维度;  $\mathbf{h}_n$  为注意力层第  $n$  ( $n = 1, 2, \dots, N$ ) 个输入数据向量;  $e$  为注意力层输入数据向量的索引;  $z$  为注意力变量,  $z \in \{1, 2, \dots, N\}$ ;  $s(\mathbf{h}_n, \mathbf{q})$  表示注意力评分函数, 用于计算每个输入向量与查询向量之间的相关性,  $\mathbf{q}$  为查询向量;  $\alpha_n$  为注意力权重;  $p(\cdot)$  表示在给定  $\mathbf{H}$  和  $\mathbf{q}$  的情况下选择第  $n$  个输入向量的概率。使用不同的注意力评分函数会得到不同的注意力机制, 本文采用的注意力评分函数如下:

$$s(\mathbf{H}, \mathbf{q}) = \mathbf{q}^T \mathbf{H} \quad (16)$$

获取每个输入向量的注意力权重后, 通过下式得到注意力层最终的输出:

$$\mathbf{y}_{\text{att}} = \sum_{n=1}^N \alpha_n \mathbf{h}_n \quad (17)$$

式中:  $\mathbf{y}_{\text{att}}$  为注意力层输出向量。

在多时序短时信号片段加工状态辨识中, 将两层卷积后提取的特征矩阵  $\mathbf{C}$  作为注意力层的输入数据矩阵  $\mathbf{H}$ , 将卷积层中第一层的输出经平均池化后得到的向量  $\mathbf{r}$  作为注意力层的查询向量  $\mathbf{q}$ , 以此构建基于注意力机制的颤振预测模型, 如图 11 所示。重载机器人铣削系统颤振辨识模型通过短时信号判断当前加工状态为稳定加工状态或颤振加工状态, 因此注意力层的输出为加工状态分类结果。

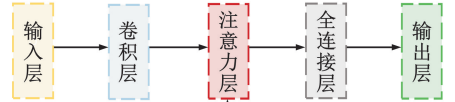


图 11 基于注意力机制的颤振辨识模型

Fig.11 Chatter identification model based on attention mechanism

## 5 重载机器人铣削系统颤振辨识

### 5.1 实验设置

为便于在铣削过程中观察到稳定铣削状态过渡到颤振状态, 本研究在 KUKA KR600 重载工业机器人上开展了斜面铣削实验。在实验中使用直径为 10 mm 的硬质合金铣刀, 该铣刀的齿数为 3 且刀具悬长为 61 mm, 刀具螺旋角为  $45^\circ$ 。工件材料为 5A06 铝合金, 尺寸为  $100 \text{ mm} \times 50 \text{ mm} \times 30 \text{ mm}$ 。加速度信号由加速度传感器 (INV9822) 测量, 加速度传感器布置于机器人末端高速主轴处, 其灵敏度为  $10.355 \text{ mV}/(\text{m} \cdot \text{s}^{-2})$ , 采样频率  $f_s$  设置为 10.24 kHz。INV3062T 四通道信号采集装置用于对信号进行采样。整个铣削设置为无润滑条件下的顺铣, 如图 12 所示。



图 12 重载机器人铣削系统加工实验

Fig.12 Heavy-duty robot milling experiment

为验证所提出的颤振辨识算法的有效性, 采集加工过程中的加速度信号并开展重载机器人铣

削系统颤振在线辨识验证实验,验证实验的加工参数如表 1 所示,加工位姿选择与第 1 节中的位姿  $P$  相同,其中,表 1 中的轴向切深“3~8”表示切深从 3 mm 逐渐增大至 8 mm,其他类同。

表 1 重载机器人铣削实验加工参数

Tab.1 Parameter of heavy-duty robotic milling experiment

序号	主轴转速/ ( $r \cdot \text{min}^{-1}$ )	进给速度/ ( $\text{mm} \cdot \text{min}^{-1}$ )	径向切深/ mm	轴向切深/ mm
1	2400	300	3	3~8
2	2400	600	3	3~8
3	2400	300	4	2~7
4	2400	600	4	2~7
5	3000	600	3	0~5
6	3000	600	4	0~5
7	3600	600	3	3~8
8	3600	300	4	1~6
9	3600	600	4	0~5
10	4800	600	3	1~5
11	4800	300	4	0~5
12	4800	600	4	0~5
13	6000	300	4	0~5
14	6000	600	4	0~5
15	7200	300	4	0~5
16	7200	600	4	0~5
17	8000	600	4	0~5

5.2 短时域信号特征准确度

根据第 4 节中注意力机制的颤振预测模型,将短时时域信号片段作为辨识模型的输入,为分析滤波预处理的必要性,对比定参变分模态定向剔除和经包络滤波前后的重载机器人铣削系统加工状态辨识准确度。将重载机器人铣削系统加工过程分为稳定状态和颤振状态,则辨识模型的输出为二分类问题。为验证模型的泛化性,将每组参数下整理得到的短时信号片段随机整合在数据集内,其中,稳定样本数量为 4130 组多时序短时信号片段,颤振样本数量为 3490 组多时序短时信号片段,在组成的数据集中训练集和测试集的占比分别为 80% 和 20%。基于注意力机制的颤振网络辨识模型中的具体参数如表 2 所示,其中  $K$ 、 $Q$ 、 $S$  分别为卷积核的大小、个数和滑动步长。

表 2 模型参数

Tab.2 Model parameters

短时片段长度	128
多时序片段数量	8
卷积层一	$K=3 \times 1, Q=16, S=1$
卷积层二	$K=3 \times 1, Q=32, S=1$
学习率	0.0005

图 13 所示为表 1 中案例 5 下的加工信号在进行变分模态滤波和包络滤波后的多时序短时信号片段的频谱分布情况,从图 13a 中可以看出,稳定信号的整体信号分量经过信号预处理后处于一

个很低的能量水平,这也符合当前不存在颤振相关分量的特点;相比之下颤振信号经过信号预处理后,信号中的颤振分量依然存在且处于绝对主导地位。这说明经过变分模态滤波和包络滤波预处理后的时域信号具有明显的颤振特性。

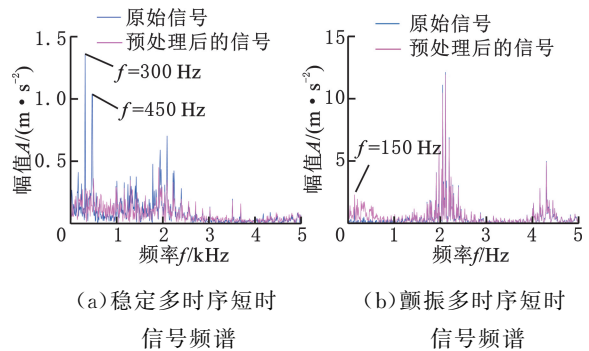


图 13 信号预处理效果(案例 5)

Fig.13 Signal preprocessing effect (case 5)

采用基于注意力机制的颤振预测模型的测试结果如图 14 所示,可以看出,当未进行定参变分模态滤波和包络滤波时,采用注意力机制的颤振预测模型可以实现 97.11% 的分类准确度,表明注意力机制模型在颤振辨识方面具有优势。通过不太复杂的网络模型构建和对多时序短时信号片段进行辨识,既缩短了模型的学习时间又提高了辨识的速度。进一步地,经过信号预处理后此时的状态辨识准确率可达 98.75%。由此可见,定参变分模态滤波和包络滤波可以提高信号片段对颤振的辨识度,其中,16 个多时序短时时域信号片段被误判为稳定加工状态,3 个多时序短时时域信号片段被误判为颤振加工状态。这可能是因为部分参数的颤振状态下存在节拍效应,此时对应的多时序短时时域信号片段与稳定状态下的信号较为相似,从而造成误判。

人 输 入	稳定	817	9	98.91%	人 输 入	稳定	823	3	99.64%
		53.61%	0.59%	1.01%			54.00%	0.20%	0.36%
	颤振	35	663	94.99%	颤振	颤振	16	682	97.71%
		2.30%	43.50%	5.01%			1.05%	44.75%	2.29%
		95.89%	98.66%	97.11%			98.09%	99.56%	98.75%
		4.11%	1.34%	2.89%			1.91%	0.44%	1.25%
	稳定	颤振	输出		稳定	颤振	输出		

(a) 未进行信号预处理的分类准确度 (b) 信号预处理后的分类准确度

图 14 基于注意力机制的颤振辨识模型测试结果  
Fig.14 Test results of chatter identification model based on attention mechanism

SVM 作为传统的分类模型,在机器人颤振辨识领域也得到了广泛的应用<sup>[18,23]</sup>,为验证所构建

的信号处理方法和辨识网络的优越性,将本文构建的模型与 SVM 模型<sup>[18]</sup>进行对比,其中利用基于径向基函数(RBF)的 SVM 分类模型实现振动状态的识别。对 SVM 模型采用未进行信号预处理的原始数据集进行训练,采用测试集进行模型验证,最终得到的分类准确度如图 15 所示,可以看出,SVM 模型的辨识准确度可达 95.34%,也可实现对稳定信号的准确分类,但对于颤振信号,其准确度仅为 89.83%。上述结果表明,将本文提出的定参变分模态滤波和包络滤波方法结合基于注意力机制的颤振预测模型可以更加准确地辨识出重载机器人铣削系统加工状态,从而验证了本文方法的优越性。

输入	稳定	826 50.6%	0 0%	100% 0%
	颤振	71 4.66%	627 41.14%	89.83% 10.17%
		92.08% 7.92%	100% 0%	95.34% 4.56%
		稳定	颤振 输出	

图 15 SVM 模型测试结果

Fig.15 Test results of SVM model

为对比所提出的基于注意力机制的颤振辨识模型和 SVM 模型的时间运行效率,对测试集中的 1524 个片段长度为 0.1 s 的样本进行辨识,其中,基于注意力机制的颤振辨识模型的总耗时为 0.26 s,SVM 模型的总耗时为 0.74 s。由此可见,所提出的基于注意力机制的颤振辨识模型具有很好的在线应用可行性。为进一步研究本文方法的在线颤振辨识可行性,在时序模型中对于 0.1 s 的信号片段,变分模态滤波方法通过对 8 组由 128 个采样点(即片段时长为 0.0125 s)组成的短时信号片段进行拼接得到 0.1 s 信号片段的滤波处理结果,进而采用所提出的基于注意力机制的颤振辨识模型对该 0.1 s 信号进行辨识,结合上述研究,基于变分模态滤波和注意力机制的重载机器人铣削系统颤振辨识方法平均需用时 0.08 s 左右来实现重载机器人铣削状态辨识。

## 6 结语

重载机器人铣削系统在加工过程中由于加工参数的不当选择会引起严重的再生颤振,本文提出了一种定参变分模态滤波和包络滤波相结合的信号预处理方法,利用该方法对高频非颤振信号分量和低频主轴转速相关信号分量进行滤波后可以从短时时域信号中提取颤振相关信号。通过将

多时序短时信号片段作为信号特征输入到所构建的基于注意力机制的颤振预测模型中,得到辨识准确率可达 98.75%,验证了所提方法的有效性和可行性,可为后续重载机器人铣削系统颤振在线抑制提供技术支撑。

## 参考文献:

- [1] QUINTANA G, CIURANA J. Chatter in Machining Processes: a Review [J]. The International Journal of Machine Tools and Manufacture, 2011, 51(5):363-376.
- [2] 王涛, 高雪峰, 祝景萍, 等. 机器人纵扭超声铣边颤振在线监测方法[J]. 航空学报, 2023, 44(13):1-11.  
WANG Tao, GAO Xuefeng, ZHU Jingping, et al. Chatter Online Monitoring of Robotic Longitudinal-torsional Edge Trimming [J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2023, 44(13):1-11.
- [3] 孙朝阳, 彭芳瑜, 唐小卫, 等. 基于自适应变分模态分解与功率谱熵差的机器人铣削加工颤振类型辨识[J]. 机械工程学报, 2023, 59(9):90-100.  
SUN Zhaoyang, PENG Fangyu, TANG Xiaowei, et al. Robotic Milling Chatter Types Detection Based on Adaptive Variational Mode Decomposition and Difference of Power Spectral Entropy [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2023, 59(9):90-100.
- [4] MOUSAVI S, GAGNOL V, BOUZGARROU B C, et al. Dynamic Modeling and Stability Prediction in Robotic Machining [J]. International Journal of Machine Tools & Manufacture, 2017, 88(9/12):3053-3065.
- [5] 梁志强, 石贵红, 杜宇超, 等. 考虑主轴-刀柄结合面特性的机器人铣削系统刀尖频响预测研究[J]. 中国机械工程, 2023, 34(1):2-9.  
LIANG Zhiqiang, SHI Guihong, DU Yuchao, et al. Research on Tool Tip Frequency Response Prediction of Robot Milling System Considering Characteristics of Spindle-toolholder Interface [J]. China Mechanical Engineering, 2023, 34(1):2-9.
- [6] SIDDHPURA M, PAUROBALLY R. A Review of Chatter Vibration Research in Turning [J]. International Journal of Machine Tools & Manufacture, 2012, 61:27-47.
- [7] YE Jian, FENG Pingfa, XU Chao, et al. A Novel Approach for Chatter Online Monitoring Using Co-efficient of Variation in Machining Process [J]. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2018, 96:287-297.
- [8] FRUMUSANU G R, CONSTANTIN I C, MARI-

- NESCU V, et al. Development of a Stability Intelligent Control System for Turning[J]. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2013, 64:643-657.
- [9] CAO Hongrui, LEI Yaguo, HE Zhengjia. Chatter Identification in End Milling Process Using Wavelet Packets and Hilbert-Huang Transform[J]. International Journal of Machine Tools & Manufacture, 2013, 69:11-19.
- [10] LIU Hongqi, CHEN Qinghai, LI Bin, et al. Online Chatter Detection Using Servo Motor Current Signal in Turning[J]. Science China Technological Science, 2011, 54(12):3119-3129.
- [11] JI Yongjian, WANG Xibin, LIU Zhibing et al. Early Milling Chatter Identification by Improved Empirical Mode Decomposition and Multi-indicator Synthetic Evaluation[J]. Journal of Sound Vibration, 2018, 433:138-159.
- [12] DRAGOMIRETSKIY K, ZOSSO D. Variational Mode Decomposition[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(3):531-544.
- [13] YANG Kai, WANG Guofeng, DONG Yi, et al. Early Chatter Identification Based on an Optimized Variational Mode Decomposition[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019, 115:238-254.
- [14] WANG Y X, MARKERT R, XIANG J W, et al. Research on Variational Mode Decomposition and Its Application in Detecting Rub-impact Fault of the Rotor System[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2015, 60/61:243-251.
- [15] LIU Changfu, ZHU Lida, NI Chenbing. Chatter Detection in Milling Process Based on VMD and Energy Entropy[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018, 105:169-182.
- [16] SATHEESH R, RAJAN S. Dominant Electromechanical Oscillation Mode Identification Using Modified Variational Mode Decomposition[J]. Arabian Journal for Science and Engineering, 2021, 46(10):10007-10021.
- [17] CHEN Qizhi, ZHANG Chengrui, HU Tianliang, et al. Online Chatter Detection in Robotic Machining Based on Adaptive Variational Mode Decomposition[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2021, 117(1/2):555-577.
- [18] WANG Yu, ZHANG Mingkai, TANG Xiaowei, et al. A kMap Optimized VMD-SVM Model for Milling Chatter Detection with an Industrial Robot [J]. Journal of Intelligent Manufacturing, 2022, 33(5):1483-1502.
- [19] CHEN Yun, LI Huaizhong, HOU Liang, et al. An Intelligent Chatter Detection Method Based on EEMD and Feature Selection with Multi-channel Vibration Signals[J]. Measurement, 2018, 127:356-365.
- [20] WANG Yongqing, BO Qile, LIU Haibo, et al. Mirror Milling Chatter Identification Using Q-factor and SVM[J]. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2018, 98(5/8):1168-1177.
- [21] ZHANG Chunliang, YUE Xia, JIANG Yongtao, et al. A Hybrid Approach of ANN and HMM for Cutting Chatter Monitoring[J]. Advanced Materials Research, 2010, 905(97/101):3225-3232.
- [22] SENER B, GUDELEK M U, OZBAYOGLU A M, et al. A Novel Chatter Detection Method for Milling Using Deep Convolution Neural Networks [J]. Measurement, 2021, 182:109689.
- [23] 籍永建, 姚利诚. 机器人铣削加工颤振自适应识别方法研究[J]. 中国机械工程, 2023, 34(18):2165-2176.
- JI Yongjian, YAO Licheng. Research on Self-adaptive Chatter Recognition Method for Robotic Milling[J]. China Mechanical Engineering, 2023, 34(18):2165-2176.
- [24] JANSSENS O, SLAVKOVIKJ V, VERVISCH B, et al. Convolutional Neural Network Based Fault Detection for Rotating Machinery[J]. Journal of Sound and Vibration, 2016, 377:331-345.
- [25] HUANG Tengda, FU Sheng, FENG Haonan, et al. Bearing Fault Diagnosis Based on Shallow Multi-scale Convolutional Neural Network with Attention[J]. Energies, 2019, 12(20):3937.
- [26] PAN Honghu, HE Xingxi, TANG Sai, et al. An Improved Bearing Fault Diagnosis Method using One-dimensional CNN and LSTM[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2018, 64(7/8):443-452.
- [27] BAHDANAU D, CHO K, BENGIO Y. Neural Machine Translation by Jointly Learning to Align and Translate[J/OL]. arXiv: N09.0473, 2014. <http://arxiv.org/abs/1409.0473>.
- [28] YANG Zhibo, ZHANG Junpeng, ZHAO Zhibin, et al. Interpreting Network Knowledge with Attention Mechanism for Bearing Fault Diagnosis[J]. Applied Soft Computing Journal, 2020, 97:106829.
- [29] ZHANG Xin, HE Chao, LU Yanping, et al. Fault Diagnosis for Small Samples Based on Attention Mechanism[J]. Measurement, 2022, 187:110242.

- 取和双重域对齐的轴承跨域故障诊断[J]. 中国机械工程, 2023, 34(15):1856-1863.
- DONG Shaojiang, ZHOU Cunfang, CHEN Lili, et al. Cross Domain Fault Diagnosis of Bearings Based on Discriminant Feature Extraction and Dual-domain Alignment[J]. China Mechanical Engineering, 2023, 34(15):1856-1863.
- [17] 王鹏, 李丹青, 王恒. 基于改进交替迁移学习的滚动轴承故障诊断算法[J]. 振动与冲击, 2024, 43(5):239-249.
- WANG Peng, LI Danqing, WANG Heng. Rolling Bearing Fault Diagnosis Algorithm Based on Improved Alternating Transfer Learning[J]. Journal of Vibration and Shock, 2024, 43(5):239-249.
- [18] ZHU Y C, ZHUANG F Z, WANG J D, et al. Deep Subdomain Adaptation Network for Image Classification[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2021, 32(4):1713-1722.
- [19] 陈忠, 唐鑫, 张大明, 等. S变换子域适应的扶梯电机轴承迁移诊断[J]. 华南理工大学学报(自然科学版), 2023, 51(12):34-41.
- CHEN Zhong, TANG Xin, ZHANG Daming, et al. Stockwell Transform Combined with Subdomain Adaptation for Escalator Motor Bearing Transfer Diagnosis [J]. Journal of South China University of Technology (Natural Science Edition), 2023, 51(12):34-41.
- [20] GUO Y, ZHANG J D, SUN B, et al. Adversarial Deep Transfer Learning in Fault Diagnosis: Progress, Challenges, and Future Prospects[J]. Sensors, 2023, 23(16):7263.
- [21] CARON M, MISRA I, MAIRAL J, et al. Unsupervised Learning of Visual Features by Contrasting Cluster Assignments[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2020, 33:9912-9924.
- (编辑 胡佳慧)
- 
- 作者简介:** 杨康, 男, 2000年生, 硕士研究生。研究方向为风力发电机状态监测与故障诊断。E-mail: 1901695466@qq.com。陈学军\* (通信作者), 男, 1980年生, 教授。研究方向为装备在线监测与故障诊断。E-mail: cxjnet@126.com。
- 本文引用格式:**  
杨康, 陈学军, 张磊, 等. 基于联合子域对比对齐的轴承跨域故障诊断[J]. 中国机械工程, 2025, 36(5):1065-1073.  
YANG Kang, CHEN Xuejun, ZHANG Lei, et al. Cross-domain Fault Diagnosis of Bearings Based on Joint Subdomain Contrast Alignment[J]. China Mechanical Engineering, 2025, 36(5):1065-1073.
- 
- (上接第 1027 页)
- [30] 邵海东, 李伟, 刘翊, 等. 时变转速下基于双阈值注意力生成对抗网络和小样本的转子-轴承系统故障诊断 [J]. 机械工程学报, 2023, 59(12):215-224.
- SHAO Haidong, LI Wei, LIU Yi, et al. Fault Diagnosis of Rotor-bearing System under Time-varying Speeds by Using Dual-threshold Attention-embedded GAN and Small Samples [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2023, 59(12):215-224.
- [31] CELIKAG H, OZTURK E, SIMS N D. Can Mode Coupling Chatter Happen in Milling? [J]. International Journal of Machine Tools and Manufacture, 2021, 165:103738.
- [32] CORDES M, HINTZE W, ALTINTAS Y. Chatter Stability in Robotic Milling [J]. Robotics and Computer Integrated Manufacturing, 2019, 55:11-18.
- [33] CAO Hongrui, ZHOU Kai, CHEN Xuefeng. Chatter Identification in End Milling Process Based on EEMD and Nonlinear Dimensionless Indicators [J]. International Journal of Machine Tools and Manufacture, 2015, 92:52-59.
- [34] SUN Yuxin, HE Jianliang, MA Haifeng, et al. Online Chatter Detection Considering Beat Effect Based on Inception and LSTM Neural Networks [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2023, 184:109723.
- [35] 胡芑庆, 陈徽鹏, 程哲, 等. 基于经验模态分解和深度卷积神经网络的行星齿轮箱故障诊断方法 [J]. 机械工程学报, 2019, 55(7):9-18.
- HU Niaoqing, CHEN Huipeng, CHENG Zhe, et al. Fault Diagnosis for Planetary Gearbox Based on EMD and Deep Convolutional Neural Networks[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2019, 55(7):9-18.
- (编辑 胡佳慧)
- 
- 作者简介:** 梁志强, 男, 1984年生, 教授、博士研究生导师。研究方向为先进切削磨削抛光技术、机器人加工、微细加工、微细刀具设计与制造、超声加工、特种机床与装备制造技术。E-mail: liang-zhiqiang@bit.edu.cn。杜宇超\* (通信作者), 男, 1992年生, 博士后研究人员。研究方向为机器人铣削、微细刀具设计与制造。E-mail: dycfelix@163.com。
- 本文引用格式:**  
梁志强, 陈司晨, 杜宇超, 等. 基于变分模态滤波和注意力机制的重载机器人铣削系统颤振辨识方法[J]. 中国机械工程, 2025, 36(5):1018-1027.  
LIANG Zhiqiang, CHEN Sichen, DU Yuchao, et al. Chatter Identification Method for Heavy-duty Robotic Milling Systems Based on Variational Mode Filtering and Attention Mechanism [J]. China Mechanical Engineering, 2025, 36(5):1018-1027.