DOI: 10.13382/j.jemi.B2306864

采用 TVFEMD 和瞬时能量比的轧辊磨床颤振在线监测方法*

李楠楠[1] 杨 铎[1] 王 珍[1] 李新芳[2]
(1. 大连大学机械工程学院 大连 116622;2. 国网佳木斯供电公司 佳木斯 154004)

摘 要:在磨削过程中,颤振是轧辊表面产生振纹的一个最重要的原因,严重影响了工件表面质量。为避免颤振带来的不利影响,提出了一种基于时变滤波经验模态分解(TVFEMD)和瞬时能量比的(IER)的颤振在线监测方法。该方法采用可靠的指标提前监测出颤振的发生,解决了轧辊磨床早期颤振特征微弱,在背景噪声下难以快速识别的问题。首先对实时采集的振动信号进行实时分段处理。其次对每个砂轮转动周期内的信号进行时变滤波经验模态分解,提高信噪比。然后运用瞬时频率和瞬时能量比选取颤振敏感频带,将颤振敏感频带的瞬时能量比作为颤振特征。最后基于瞬时能量比上升量确定颤振监测阈值,判断当前加工状态。试验结果表明,在不同的轧辊磨床加工条件下,所提方法均能在颤振过渡阶段将其检测出来,更快地实现颤振早期预警;与 EMD 等传统时频分析方法相比,在早期颤振监测中具有明显的优势。

关键词:时变滤波经验模态分解(TVFEMD);瞬时能量比(IER);颤振敏感频带;瞬时能量比上升量;在线监测
中图分类号:TG54;TN9 **文献标识码**:A **国家标准学科分类代码**:460.25

Chatter online monitoring method for roll grinder using TVFEMD and instantaneous energy ratio

Li Nannan[1] Yang Duo[1] Wang Zhen[1] Li Xinfang[2]
(1. School of Mechanical Engineering, Dalian University, Dalian 116622, China;
2. State Grid Jiamusi Power Supply Company, Jiamusi 154004, China)

Abstract: In the process of grinding, chatter is the most important reason for the surface of the roll to produce vibration lines, which seriously affects the surface quality of the workpiece. In order to avoid the adverse effects of chatter, an online chatter monitoring method based on time-varying filtered empirical mode decomposition (TVFEMD) and instantaneous energy ratio (IER) is proposed. The method uses reliable indicators to detect the occurrence of chatter in advance, and solves the problem that the chatter characteristics of roll grinding machine are weak in early stage and difficult to identify quickly under background noise. Firstly, the collected vibration signals are processed in real time by sections. Secondly, the time-varying filtering empirical mode decomposition is carried out for signals within each grinding wheel rotation cycle to improve the signal-to-noise ratio. Then, the chatter sensitive frequency band is selected by using the instantaneous frequency and instantaneous energy ratio, and the instantaneous energy ratio of the chatter sensitive frequency band is taken as the chatter characteristic. Finally, the chatter monitoring threshold is determined based on the instantaneous energy ratio rise, and the current machining state is judged. The results show that the proposed method can detect chatter in the transition stage under different processing conditions of roller grinder, and the early warning of chatter can be achieved faster. Compared with traditional time-frequency analysis methods such as EMD, it has obvious advantages in early chatter monitoring.

Keywords: time-varying filtering empirical mode decomposition (TVFEMD); instantaneous energy ratio (IER); chatter sensitive frequency band; instantaneous energy ratio rise; online monitoring

收稿日期:2023-09-03 Received Date: 2023-09-03
*基金项目:辽宁省教育厅基本科研项目(LJKFZ20220289)资助

0　引　言

轧辊在磨削加工中极易发生颤振现象,这种类型的自激振动通常会导致轧辊表面振纹产生[1],刀具磨损加剧甚至断裂,振动噪声增大等多种负面影响,使得刀具和机床寿命缩短。颤振严重降低了工件表面质量和生产效率[2],在加工过程中避免颤振已成为制造商的重要要求[3]。因此,实时监测加工系统的状态,在颤振发展的早期尽快将其检测出来[4],可以为抑制颤振奠定基础,对于保证加工稳定性具有重要的现实意义。

随着计算机与传感器的发展,国内外许多学者利用信号处理技术对颤振在线监测进行了研究,提出了在加工过程中运用特定模型和算法来识别颤振的在线策略[5]。文献[3]采用交叉小波变换对进给电机电流和振动信号进行信息融合,将归一化谱熵和对数谱距离作为颤振指标,进行自适应磨削颤振检测,但颤振指标缺少阈值的设定,不能进行预报警。文献[6]提出一种改进的经验模态分解方法分析加速度信号,建立了基于多指标的支持向量机铣削颤振模型,但分类识别计算复杂度高,增加了监测时间。文献[7]提出一种基于优化变分模态分解和多尺度排列熵的颤振特征提取方法,检测出加工颤振的发生。文献[8]利用自适应滤波器处理振动信号,将方差比作为颤振敏感指标,通过 EEMD 和希尔伯特变换估计主要颤振频率,实现了铣削加工过程中的颤振监测。文献[9]将均方频率和 EMD 能量熵作为颤振特征,进行切削颤振的早期预警,但 EMD 模态混叠严重,一定程度上影响监测结果。

磨削加工状态的变化伴随着信号频谱和频带能量分布的变化[10-12],利用时频分析方法对非线性非平稳颤振信号[13-14]进行处理,提取颤振敏感频带的特征量作为颤振特征可以有效检测颤振。然而轧辊磨床早期颤振特征微弱,在背景噪声下难以快速识别,大多数颤振监测方法在颤振发生后才将其检测出来,此时零件可能已经发生了损坏[15],因此需要考虑颤振特征提取方法的准确性与时效性,使其能够快速对早期颤振进行响应,留有足够的时间采取措施抑制颤振的进一步发展。为满足颤振监测系统的实时性要求,需要选取合适的颤振特征阈值,但受加工条件以及刀具动态磨损等不稳定因素的影响,阈值的选取也不易确定。

基于以上情况,本文采用时变滤波经验模态分解(time-varying filtering empirical mode ecomposition, TVFEMD)处理轧辊磨床颤振信号,提高信号的信噪比,然后根据瞬时频率和瞬时能量比(instantaneous energy ratio, IER)选取颤振敏感频带,引入瞬时能量比作为颤振特征,最后基于瞬时能量比上升量确定颤振监测阈值,快速实现对轧辊磨床颤振的早期预测。

1　颤振在线监测算法

1.1　时变滤波经验模态分解

时变滤波经验模态分解(TVFEMD)有效地抑制了模态混叠,提高了信号在噪声和低采样频率下的鲁棒性[16],并且计算效率高,适用于非平稳非线性信号的处理。鉴于此,本文将其作为颤振在线监测的前处理手段。TVFEMD 算法的主要思想是在筛选过程中构造一个时变低通滤波器,该过程具体步骤如下:

步骤 1)给定一个振动信号 $x(t)$,对其进行希尔伯特变换,得到复解析信号 $y(t)$,表达式为:

$$y(t) = x(t) + j\hat{x}(t) = A(t)\mathrm{e}^{-\mathrm{j}\phi(t)} \tag{1}$$

其中,$\hat{x}(t)$ 表示 $x(t)$ 的希尔伯特变换,$A(t)$ 为瞬时幅值,$\phi(t)$ 为瞬时相位。

步骤 2)确定 $A(t)$ 的极小值和极大值所在的时刻 $\{t_{\min}\}$,$\{t_{\max}\}$ 以及幅值 $A(\{t_{\min}\})$,$A(\{t_{\max}\})$。

步骤 3)对极值点 $A(\{t_{\min}\})$ 进行插值得到 $\beta_1(t)$,用同样的方法计算 $A(\{t_{\max}\})$ 得到 $\beta_2(t)$。

在数学中,多分量解析信号可以看成是双分量信号的组和,其表达式如下:

$$y(t) = A(t)\mathrm{e}^{-\mathrm{j}\phi(t)} = a_1(t)\mathrm{e}^{-\mathrm{j}\phi_1(t)} + a_2(t)\mathrm{e}^{-\mathrm{j}\phi_2(t)} \tag{2}$$

其中,$a_1(t)$ 和 $a_2(t)$ 分别为双分量信号的瞬时幅值,$\phi_1(t)$ 和 $\phi_2(t)$ 分别为瞬时相位[17]。

步骤 4)计算 $a_1(t)$ 和 $a_2(t)$。

$$a_1(t) = \frac{[\beta_1(t) + \beta_2(t)]}{2} \tag{3}$$

$$a_2(t) = \frac{[\beta_2(t) - \beta_1(t)]}{2} \tag{4}$$

步骤 5)通过插值 $\phi'(t_{\min})A^2(t_{\min})$ 和 $\phi'(t_{\max})A^2(t_{\max})$ 估计 $\eta_1(t)$ 和 $\eta_2(t)$,计算 $\phi'_1(t)$ 和 $\phi'_2(t)$。

$$\phi'_1(t) = \frac{\eta_1(t)}{2a_1^2(t) - 2a_1(t)a_2(t)} + \frac{\eta_2(t)}{2a_1^2(t) + 2a_1(t)a_2(t)} \tag{5}$$

$$\phi'_2(t) = \frac{\eta_1(t)}{2a_2^2(t) - 2a_1(t)a_2(t)} + \frac{\eta_2(t)}{2a_2^2(t) + 2a_1(t)a_2(t)} \tag{6}$$

从而可得局部截止频率 $\phi'_{bis}(t)$:

$$\phi'_{bis}(t) = \frac{\phi'_1(t) + \phi'_2(t)}{2} = \frac{\eta_2(t) - \eta_1(t)}{4a_1(t)a_2(t)} \tag{7}$$

步骤 6)通过式(8)复原信号:

$$f(t) = \cos[\int \phi'_{bis}(t)\mathrm{d}t] \tag{8}$$

以$f(t)$的极值点作为节点,将$f(t)$分成n段,每段步长为m,n成为B样条函数的阶数。对信号进行B样条插值逼近,得到代表局部均值函数的逼近结果$m(t)$。

步骤7)设置停止准则:

$$\theta(t)=\frac{B_{Loughlin}(t)}{\phi_{avg}(t)} \tag{9}$$

式中:$B_{Loughlin}(t)$代表加权平均瞬时频率;$\phi_{avg}(t)$代表Loughlin瞬时带宽。

对于给定的带宽阈值ξ,如果$\theta(t)<\xi$,$x(t)$为本征模态函数(intrinsic mode functions, IMF);否则,令$x(t)=x(t)-m(t)$,重复上述步骤。

1.2　仿真对比分析

为了验证TVFEMD方法的分解性能,构造如下所示的多分量叠加信号。

$$\begin{cases}x(t)=x_1(t)+x_2(t)+x_3(t)+x_4(t)+n(t)\\ x_1(t)=0.3\cos(100\pi t)\\ x_2(t)=0.2\sin(200\pi t)\\ x_3(t)=0.8\sin(300\pi t)\\ x_4(t)=\cos(20\pi t)\times\cos(600\pi t+0.6\sin(10\pi t))\end{cases} \tag{10}$$

其中,$n(t)$为添加的高斯白噪声信号,仿真信号$x(t)$的采样频率为1 024,采样点数为1 024。图1为$x(t)$及其组成分量的时域波形。图2为TVFEMD的分解结果。作为对比,采用EMD方法对仿真信号$x(t)$进行分析,结果如图3所示。对两方法进行希尔伯特变换,分别得到如图4和5所示的3D时频图。

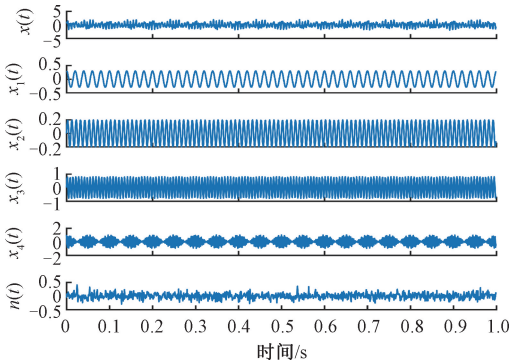


图1　仿真信号及其组成分量的时域图

Fig. 1　Time domain diagram of the simulation signal and its components

观察两种方法的分解结果和时频图可以发现,TVFEMD能够有效分离出仿真信号的噪声成分和4个频率分量(即50、100、150、300 Hz)且瞬时频率清晰,集聚性强。相比之下,EMD得到的IMF分量出现了模态混叠,其瞬时频率轨迹模糊,难以识别特征频率成分。由此

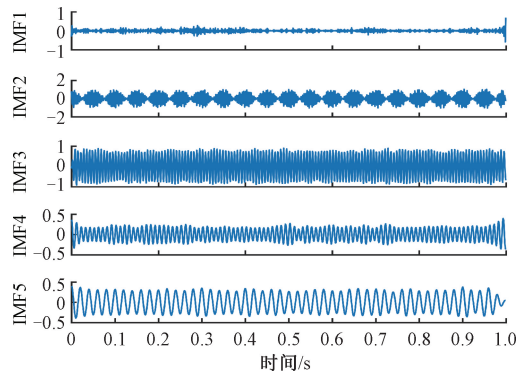


图2　仿真信号经TVFEMD的分解结果

Fig. 2　Decomposition results of simulation signal by TVFEMD

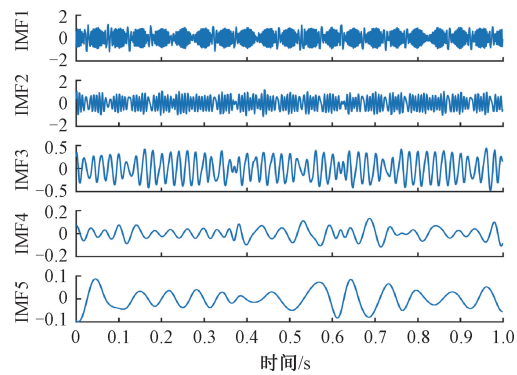


图3　仿真信号经EMD的分解结果

Fig. 3　Decomposition results of simulation signal by EMD

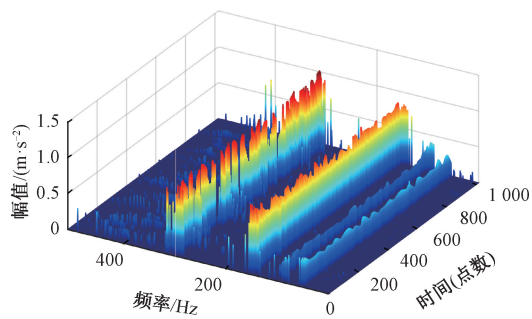


图4　基于TVFEMD的3D时频图

Fig. 4　3D time-frequency diagram based on TVFEMD

说明,TVFEMD方法有较好的抗干扰能力,同时频率分离和抑制模态混叠方面具有优势。

1.3　瞬时能量比

在加工过程中,瞬时能量的变化与系统运行异常有直接关系。当颤振发生时,能量会集中于颤振频率附近,含有颤振频率的IMF分量必然会发生变化,其瞬时能量显著增加[18]。为方便推广应用于不同加工条件下的颤振特征提取,提出了瞬时能量比(IER)指标,它结合了TVFEMD和瞬时能量的优点,能够有效提取颤振敏感频

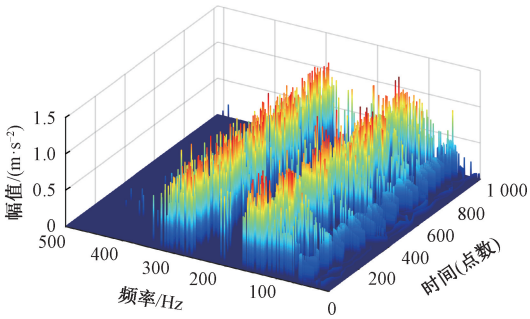


图 5　基于 EMD 的 3D 时频图

Fig. 5　3D time-frequency diagram based on EMD

带和表征磨削状态变化,实现磨削颤振的早期监测。具体包括如下处理:

1)对各 IMF 分量进行希尔伯特变换,有

$$\hat{x}_i(t) = H[(x_i(t)] = \frac{1}{\pi}\int_{-\infty}^{+\infty}\frac{x_i(\tau)}{t-\tau}\mathrm{d}\tau \quad i = 1,2,\cdots,M \tag{11}$$

式中:$x_i(t)$ 为 TVFEMD 分解后第 i 个子信号的时间序列;$x_i(\tau)$ 为子信号序列积分函数,τ 表示积分变量;M 为分解得到的信号分量总数。

2)通过式(11)得到相应的解析信号:

$$X_i(t) = x_i(t) + \mathrm{j}\hat{x}_i(t) = A_i(t)\mathrm{e}^{-\mathrm{j}\phi_i(t)} \tag{12}$$

式中:$A_i(t) = |X_i(t)| = \sqrt{x_i^2(t) + \hat{x}_i^2(t)}$ 为瞬时幅值。

3)计算各 IMF 分量的瞬时能量[19-20]:

$$E_i = \frac{1}{2}A_i^2(t) \tag{13}$$

4)计算振动信号所有频带的总能量:

$$\mathrm{E} = \sum_{i=1}^{M} E_i \tag{14}$$

5)各 IMF 分量的 IER 可由式(15)计算得到:

$$W_i = \frac{E_i}{E} \tag{15}$$

2　监测方案

为实现轧辊磨床早期颤振预警,本文基于时变滤波经验模态分解与瞬时能量比,提出如图 6 所示的在线监测流程,具体方案如下:

步骤 1)在机床床尾顶尖上安装压电加速度传感器,获取轧辊磨削加工的实时振动信号。以砂轮每转一圈作为一个采样周期,以每圈采样点数 N 为数据段长度,进行分段处理。每个砂轮转动周期为 Δt,则计算公式为:

$$\Delta t = \frac{60}{n} \tag{16}$$

式中:n 为砂轮主轴转速,单位为 rpm;N 表示每个砂轮转动周期 Δt 内包含的数据点,表达式为:

$$N = f_s\Delta t \tag{17}$$

其中,f_s 为传感器的采样频率

步骤 2)对一个砂轮转动周期内的振动信号进行时变滤波经验模态分解,将信号分解为不同频带分布的 IMF 分量。

步骤 3)采用希尔伯特变换提取各 IMF 分量的瞬时频率,确定颤振发生频带范围。

步骤 4)计算各分量信号的 IER,在颤振发生的频带范围内选取 IER 最大的两个分量作为颤振敏感频带。

步骤 5)提取颤振敏感频带的瞬时能量比 W,将其作为颤振特征。

步骤 6)判断当前砂轮转动周期 Δt 内颤振频带的 W 与从监测开始到上一 Δt 内 W 的均值相比上升量(瞬时能量比上升量)ΔW 是否超过阈值 5%,其中阈值由各类工况下大量试验数据经验确定,如果超过阈值,则判定当前 Δt 时间段内发生颤振,通过报警器进行警报。否则,认为当前 Δt 时间段内没有发生颤振,获取下一个砂轮转动周期内的振动信号,返回步骤 2),继续进行稳定监测。

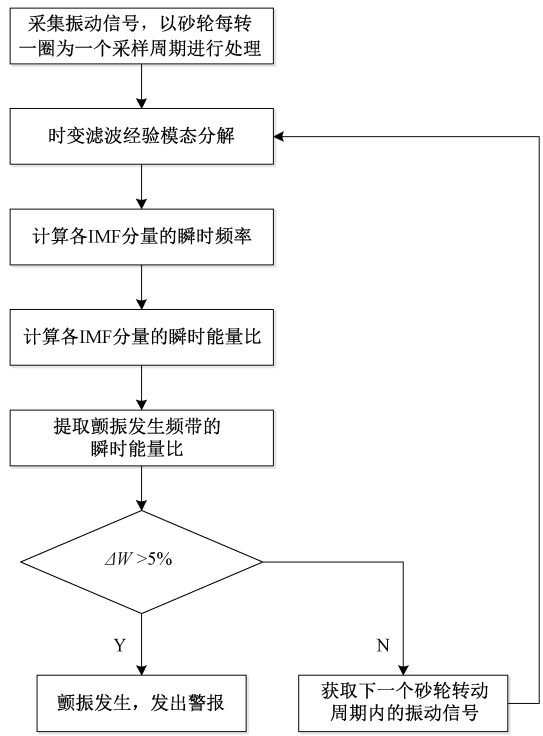


图 6　监测流程

Fig. 6　Monitoring flow

3　试验研究

3.1　试验条件

为验证所提方法在加工过程中的实际效果,开展了

轧辊磨床颤振监测试验。图7为轧辊磨削加工试验示意图。试验轧辊通过位于头架的拨盘驱动旋转,加工方式为轧辊纵向自动进给。选择型号为623C01的压电加速度传感器垂直安装在机床床尾顶尖上,以获取轧辊磨削加工过程中的振动信号,振动信号通过USB-9234采集卡传输至计算机中进行存储,采样频率f_s=5 000 Hz,试验加工条件如表1所示,加速度传感器相关参数如表2所示。

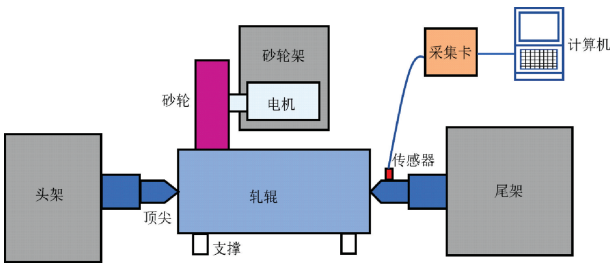


图7　轧辊磨削加工试验示意图

Fig. 7　Schematic diagram of roll grinding experiment

表1　试验所用加工参数及切削状态

Table 1　Machining parameters and cutting conditions used in the test

试验序号	工件转速/(r·min^{-1})	砂轮转速/(r·min^{-1})	切削深度/μm	切削状态
1	30	1 350	1	颤振
2	15	1 350	3	颤振
3	15	1 350	5	颤振

表2　加速度传感器参数

Table 2　Parameters of acceleration sensor

项目	指标
灵敏度(±5%)	100 mV/g
测量范围	±50 g
频率响应范围	0.8~15 000 Hz
谐振频率	40 kHz

试验所用砂轮直径为450 mm,宽度为50 mm,选取白刚玉作为砂轮材料。轧辊直径为135 mm,长度为450 mm,材料为45号钢,硬度为HRC35,轧辊磨削试验现场如图8所示。

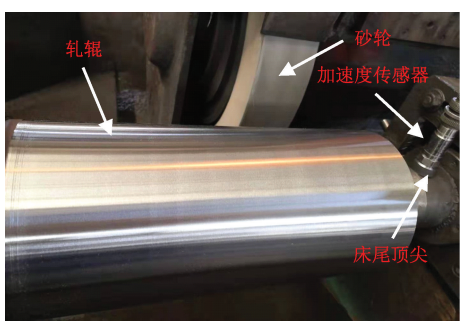
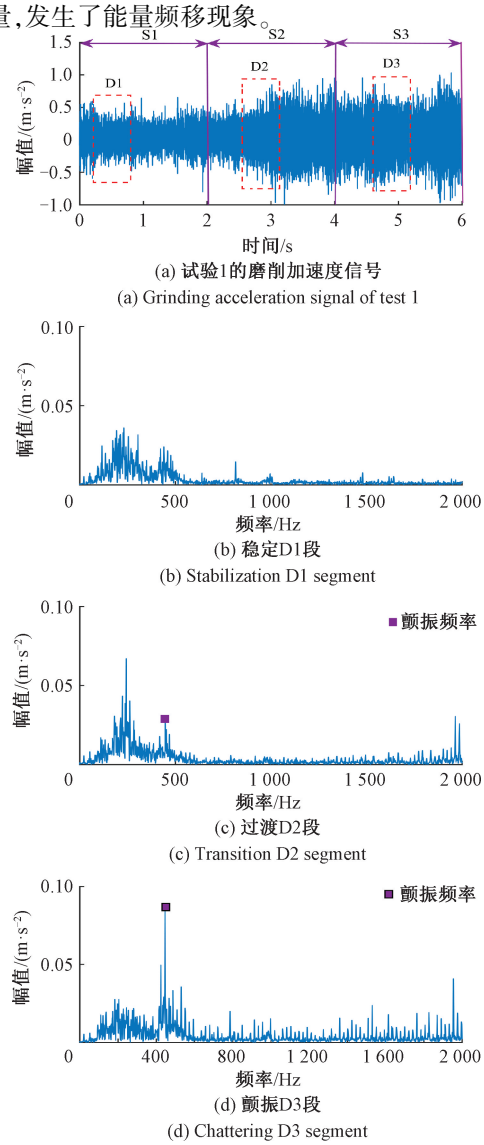


图8　轧辊磨削试验现场

Fig. 8　Roll grinding test site

3.2　颤振信号特征分析

以第1组试验数据为例,在轧辊恒速磨削过程中发生了颤振现象,图9(a)为传感器采集到的加速度信号波形图。图中S1(前2 s)磨削加工状态稳定,期间幅值波动较小。当加工进入过渡状态S2(2~4 s)时,振幅开始增加但不稳定。S3时期(4~6 s)振动信号幅度明显增大并且趋于稳定,加工进入颤振状态。为了了解轧辊加工信号的频谱变化,分别取平稳状态D1段、过渡状态D2段、颤振D3段,每段各3 000各采样点,进行FFT变换,结果分别如图9(b)、(c)、(d)所示。可以发现,图9(b)的频谱主要集中在低频段0~400 Hz,且幅值较小。图9(c)所示D2段频谱出现颤振频率,但颤振频率的能量较低。从图9(d)中可以发现,振动幅值在频段400~500 Hz显著增加,在颤振频率446 Hz处存在峰值,占据了大部分能量,发生了能量频移现象。



(a) 试验1的磨削加速度信号

(a) Grinding acceleration signal of test 1

(b) 稳定D1段

(b) Stabilization D1 segment

(c) 过渡D2段

(c) Transition D2 segment

(d) 颤振D3段

(d) Chattering D3 segment

图9　加工信号及不同切削状态的频谱

Fig. 9　Processing signal and spectrum of different cutting states

3.3　试验结果与分析

1)基于瞬时能量比的颤振特征提取

图 10 为试验 1 所对应的加速度信号经过时变滤波经验模态分解后得到的各阶 IMF 分量波形。为了判断各阶频带是否包含颤振信息,计算 IMFS 分量的瞬时频率,如图 11 所示,从图中发现 IMF1～IMF5 主要集中在从高频到低频分布的大部分频率范围,IMF6～IMF7 主要集中在颤振频 400～500 Hz,IMF8～IMF12 主要集中在 400 Hz 以下的低频,由此可见,IMF1～IMF7 是包含颤振频率的颤振频带。

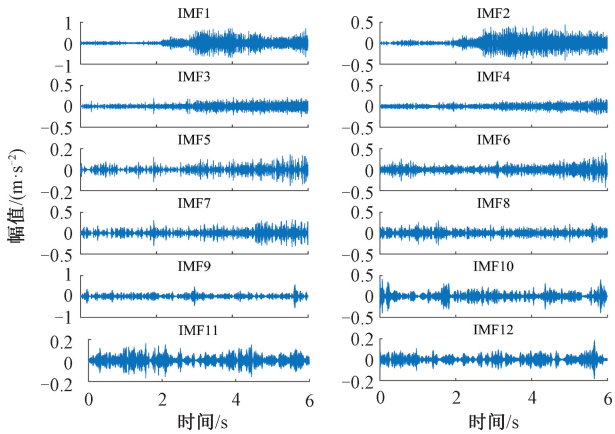


图 10　各阶 IMF 分量波形

Fig. 10　Waveforms of IMFs

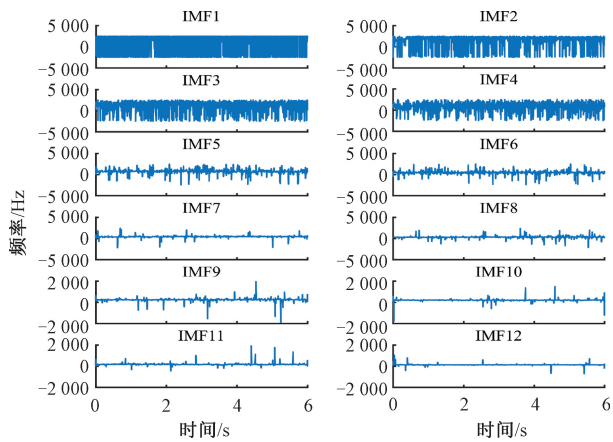


图 11　各阶 IMF 分量的瞬时频率

Fig. 11　Instantaneous frequencies of IMFs

在轧辊磨床加工过程中,各阶子频带的瞬时能量是不同的,并且随着磨削条件的变化而变化,当发生颤振时,某些频带的瞬时能量会急剧升高或降低,并最终往系统的固有频率处聚集,颤振频率带处瞬时能量比重增加。计算 IMF1～IMF12 的瞬时能量比,结果如表 3 所示。信号的能量主要集中在 IMF1、IMF9、IMF2 这 3 阶分量中,而其余频带瞬时能量比较小,均表现为颤振弱敏感特性。由以上分析可得,IMF9 分量为主要集中在 200 Hz 的低频带,不包含颤振频率信息,因此提取 IMF1 和 IMF2 作为颤振发生的敏感频带。

表 3　各阶 IMF 分量的瞬时能量比

Table 3　Instantaneous energy ratios of IMFs

分量	IER	分量	IER
IMF1	0.304 6	IMF7	0.075 0
IMF2	0.117 6	IMF8	0.093 7
IMF3	0.032 8	IMF9	0.118 5
IMF4	0.020 6	IMF10	0.076 3
IMF5	0.029 8	IMF11	0.021 4
IMF6	0.094 5	IMF12	0.015 3

为验证 IER 指标提取颤振频带的效果,选取稳定、过渡、颤振磨削状态下的 3 组振动信号(S1～S3),分别运用 TVFEMD 重构各组信号,计算不同 IMF 分量的瞬时振幅,得到如图 12 所示的稳定、过渡和颤振过程中各频段的 IER。从图中发现,稳定磨削状态的瞬时能量主要集中在 IMF7-IMF12 的低频段,高频瞬时能量较小;和稳定状态相比,过渡状态的瞬时能量已开始由低频向高频移动,IMF1 汇集了大部分的能量,超过颤振状态时的能量,说明在过渡阶段出现了颤振频率;颤振状态的信号能量主要集中在频带 IMF1 和 IMF2,并且相对于其他频带具有绝对的优势,说明了运用 IER 能够有效提取出颤振频率信息丰富的频带。

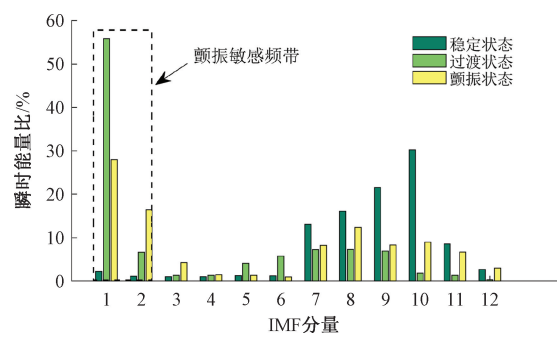


图 12　不同磨削状态下 IMF 频带的瞬时能量比

Fig. 12　Instantaneous energy ratio of IMF frequency bands under different grinding conditions

然后将频带 IMF1 和 IMF2 的 IER 之和作为颤振特征参数 W,如式(18)所示。

$$W = W_1 + W_2 \tag{18}$$

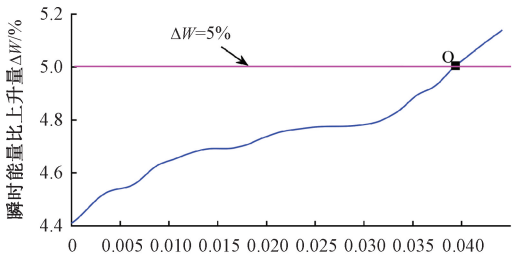
式中:W_1 和 W_2 分别为 IMF1 和 IMF2 的瞬时能量比。

2)颤振监测分析结果

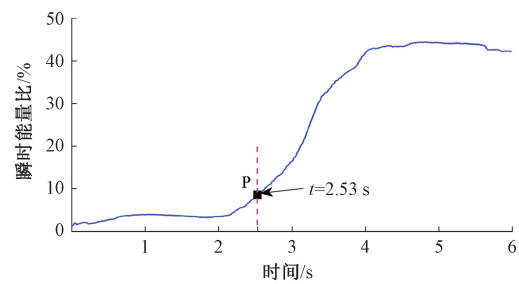
试验 1 中以砂轮每转一圈作为一个采样周期,得到 222 个采样点的数据段,根据式(15)、(18)对采集的加工信号实时计算颤振敏感频带的 W,颤振监测的阈值大小由各类工况下大量试验数据经验确定,判断当前砂轮转

动周期内的 W 与从监测开始到上一周期 W 的均值相比是否上升超过5%，通过对振动信号进行实时监测发现第 $57\Delta t$ 内的瞬时能量比上升量 ΔW 超过阈值5%，如图13(a)所示，曲线呈上升趋势，在O点(0.039 4，5.01%)时 $\Delta W>5\%$，即 $t=2.53$ s 时颤振被监测出来，发出警报。

绘制 W 在颤振发生过程中的变化趋势，如图13(b)所示，从图中可以看出，前2 s为稳定状态，颤振特征 W 整体变化幅度不大，保持在3%左右。2 s后 W 进入过渡状态，在P点(2.53，8.53%)时辨识出颤振，之后曲线大幅度提高。在颤振检测点前后选取2~2.53 s段、2.53~3 s段的加工信号进行傅里叶变换，结果如图14所示。通过对比可知，图14(a)在2.53 s前没有出现颤振频率，2.53 s后图14(b)在446 Hz左右存在峰值，出现了颤振频率，但幅值较小，说明此时刻为颤振发展的早期阶段。4 s后颤振完全发生，W 的大小相较于稳定状态变化程度大，一直平稳运行在43%左右。由此可见，颤振特征 W 对振幅变化较为敏感，能够快速响应颤振频带瞬时能量的突变，有效检测出早期颤振，具有一定的时间优势，从而证明了 W 可以作为颤振早期监测与预警的指标。



(a) 当前颤振发生周期内的瞬时能量比上升量ΔW变化趋势
(a) Trend of the instantaneous energy ratio ΔW rise during the current chattering generation period

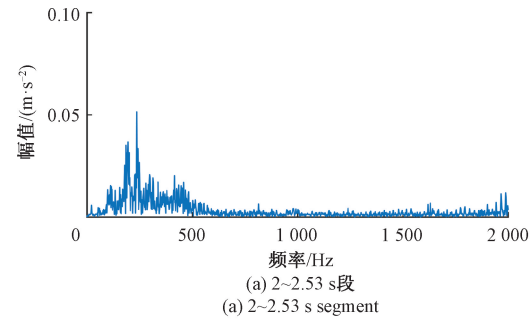


(b) 瞬时能量比W变化趋势
(b) Trend of instantaneous energy ratio W

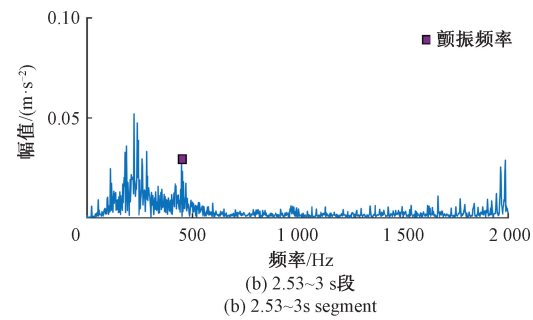
图13　磨削在线监测过程中的颤振特征趋势

Fig. 13　Chatter characteristics trends during online grinding monitoring

为验证本文 ΔW 阈值选取的合理性，提取表1给出的3组试验信号的颤振特征 W，计算不同加工参数下轧辊磨床颤振阈值对应的检测时间，结果如图15所示。从图中可以观察到，试验1~3中，本文提出的颤振阈值监测方法分别在2.53、2.11、2.52 s时超过阈值 $\Delta W=5\%$，检测出颤振的发生，实现了颤振早期判别。作为对比，基于文献[4]中能量比阈值选取经验，将瞬时能量比阈值设为70%，将当 W 超过此阈值，则说明识别出颤振。在不同切削深度和工件转速下，颤振敏感频带的 W 之间存在显著差异，如果将 $W=70\%$ 作为颤振监测阈值，无法判定试验1和试验2的磨削加工状态，对于试验3，识别响应时间滞后于本文颤振阈值监测方法，造成颤振识别的延判漏判。由此表明，本文颤振阈值的选取适应性强，能够较早识别出颤振，具有实际应用意义。



(a) 2~2.53 s段
(a) 2~2.53 s segment



(b) 2.53~3 s段
(b) 2.53~3s segment

图14　颤振识别前后加工信号的频谱对比

Fig. 14　Spectrum comparison of processed signals during chatter recognition

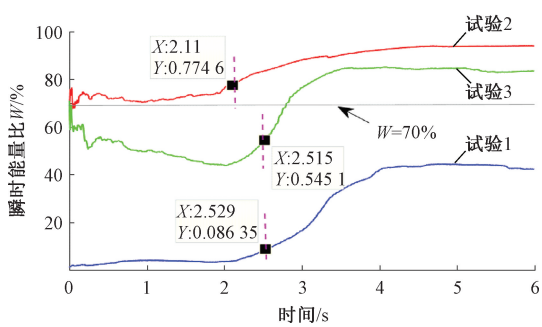


图15　不同加工参数下各试验的瞬时能量比

Fig. 15　Instantaneous energy ratio of each test under different processing parameters

3.4　监测对比分析

作为比较，分别利用基于EMD-IER方法和直接实时

方差方法对试验 1 的加工信号进行分析。图 16 为基于 EMD 的 IER 分析结果,可以观察到监测开始时 W 波动较大,大约 3 s 后才进入过渡阶段,对照图 13(b)的 W 变化趋势可知,经 EMD 处理后的瞬时能量比曲线滞后大约 1 s 监测到颤振发生迹象,容易造成误判延判。图 17 为直接实时方差分析结果,其中信号的方差在 0.05 左右波动,整体变化幅度小,存在噪声干扰,无法判断出颤振加工状态。可见,本文所提方法能够提高信号的信噪比,在早期颤振监测中更有优势。

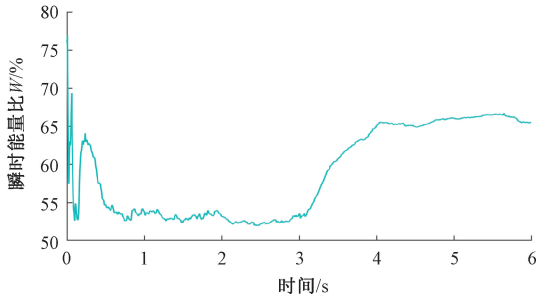


图 16　EMD-IER 变化趋势

Fig. 16　EMD-IER trend

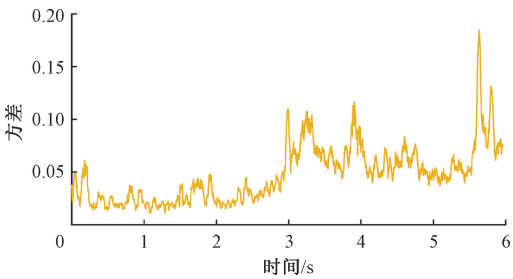


图 17　实时方差变化趋势

Fig. 17　Real-time variance trends

4　结　论

提出了一种基于 TVFEMD 和瞬时能量比的轧辊磨床颤振在线监测方法。采用时变滤波经验模态分解作为颤振在线监测的前处理方法,根据瞬时频率和瞬时能量比选取颤振敏感频带,将颤振敏感频带的瞬时能量比作为颤振特征,通过瞬时能量比上升量 ΔW 判断是否超过阈值,对颤振进行实时监测。研究表明:该方法能够有效提高信号的信噪比和颤振监测的敏感性,适用于不同加工条件,可以为轧辊磨床在线监测提供预警,提前检测出颤振的发生。与 EMD 等传统时频分析方法相比,本文所提方法在颤振响应速度方面更有优势,具有一定的工程应用价值。后续的工作应对如何抑制轧辊磨床颤振进行研究。

参考文献

[1] 吴胜利, 邵毅敏, 邢文婷,等. 轧辊磨床颤振的变速抑制方法与动力学建模[J]. 科学技术与工程, 2018, 18(27):29-35.
WU SH L, SHAO Y M, XING W T, et al. Suppressing mechanism of chatter vibration of roll grinder through speed-variation and the dynamic modeling method[J]. Science Technology and Engineering, 2018, 18(27):29-35.

[2] 张壮壮,王红军,王楠等. 基于自适应调频模态追踪方法的铣削颤振识别[J]. 电子测量与仪器学报,2023, 37(5):180-188.
ZHANG ZH ZH, WANG H J, WANG N, et al. Milling chatter identification based on adaptive chirp mode pursuit[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023,37(5):180-188.

[3] LIU Y, WANG X F, LIN J, et al. An adaptive grinding chatter detection method considering the chatter frequency shift characteristic[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2020, 142.

[4] 薛雷, 曾宏伟, 覃程锦,等. 采用同步压缩变换和能量熵的机器人加工颤振监测方法[J]. 西安交通大学学报, 2019, 53(8): 24-30,89.
XUE L, ZENG H W, QIN CH J, et al. A chatter monitoring method for robotic machine using synchro-squeezed transform and energy entropy[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2019, 53(8): 24-30,89.

[5] HAN Z Y, JIN H Y, HAN D D, et al. ESPRIT- and HMM-based real-time monitoring and suppression of machining chatter in smart CNC milling system[J]. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2017, 89(9-12):2731-2746.

[6] JI Y J,WANG X B,LIU Z B,et al. Early milling chatter identification by improved empirical mode decomposition and multi-indicator synthetic evaluation[J]. Journal of Sound and Vibration,2018,433:138-159.

[7] LIU X L, WANG Z X, LI M Y, et al. Feature extraction of milling chatter based on optimized variational mode decomposition and multi-scale permutation entropy[J]. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2021,114(9-10):2849-2862.

[8] WAN S K, LI X H, CHEN W, et al. Investigation on milling chatter identification at early stage with variance ratio and Hilbert - Huang transform[J]. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2018, 95(9):3563-3573.

[9] 邢诺贝,刘福军,周超,等. 基于均方频率与 EMD 的切削颤振特征提取方法[J]. 制造技术与机床,2021(3):

35-40.
XING N B, LIU F J, ZHOU CH, et al. Cutting chatter feature extraction method based on mean square frequency and empirical mode decomposition [J]. Manufacturing Technology and Machine Tools, 2021(3): 35-40.

[10] 张智,刘成颖,刘辛军,等. 采用小波包能量熵的铣削振动状态分析方法研究[J]. 机械工程学报,2018,54(21):57-62.
ZHANG ZH, LIU CH Y, LIU X J, et al. Analysis of milling vibration state based on the energy entropy of WPD[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2018, 54(21):57-62.

[11] 张磊,郑侃,孙连军,等. 基于小波包敏感频带选择的复材铣边颤振监测研究[J]. 机械工程学报,2022,58(3):140-148.
ZHANG L, ZHENG K, SUN L J, et al. Investigation on chatter monitoring of composite milling edge based on the selection of sensitive frequency band of wavelet packet[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2022, 58(3): 140-148.

[12] LIU C F, ZHU L D, et al. Chatter detection in milling process based on VMD and energy entropy [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018, 105: 169-182.

[13] LI Y, ZHOU S P, LIN J, et al. Regenerative chatter identification in grinding using instantaneous nonlinearity indicator of servomotor current signal[J]. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2017, 89(1-4):779-790.

[14] 鄢小安, 贾民平. 基于参数自适应特征模态分解的滚动轴承故障诊断方法[J]. 仪器仪表学报,2022,43(10):252-259.
YAN X AN, JIA M P. A rolling bearing fault diagnosis method based on parametric adaptive eigenmodal decomposition [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument,2022,43(10): 252-259.

[15] 王志学, 刘献礼, 李茂月,等. 切削加工颤振智能监控技术[J]. 机械工程学报,2020,56(24):1-23.
WANG ZH X, LIU X L, LI M Y, et al. Intelligent monitoring and control technology of cutting chatter[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2020, 56(24): 1-23.

[16] 唐贵基, 周翀, 庞彬,等. 基于参数优化时变滤波经验模态分解的转子故障诊断[J]. 振动与冲击, 2019, 38(10):162-168.
TANG G J, ZHOU CH, PANG P, et al. Parameter optimized time-varying filter based empirical mode decomposition method for the fault diagnosis of rotors[J]. Journal of Vibration and Shock, 2019, 38(10): 162-168.

[17] ZHANG S Q, XU F J, HU M F, et al. A novel denoising algorithm based on TVF-EMD and its application in fault classification of rotating machinery [J]. Measurement, 2021, 179.

[18] ZHENG Q Z, CHEN G S, JIAO A L. Chatter detection in milling process based on the combination of wavelet packet transform and PSO-SVM[J]. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2022, 120(1-2):1237-1251.

[19] 姚亚夫, 张星. 基于瞬时能量熵和 SVM 的滚动轴承故障诊断[J]. 电子测量与仪器学报, 2013, 27(10): 957-962.
YAO Y F, ZHANG X. Fault diagnosis approach for roller bearing based on EMD momentary energy entropy and SVM [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2013, 27(10):957-962.

[20] CHENG H G, SHEN J Y, CHEN W H, et al. Grinding chatter detection and identification based on BEMD and LSSVM[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2019,32(1):90-102.

作者简介

李楠楠,2020 年于华北电力大学获得硕士学位,现为大连大学实验师,主要研究方向为状态监测与故障诊断、信号处理。
E-mail: 871658293@qq.com

Li Nannan received her M. Sc. degree from North China Electric Power University in 2020. Now she is an experimentalist in Dalian University. Her main research interests include condition monitoring and fault diagnosis, and signal processing.

杨铎(通信作者), 副教授, 硕士生导师,主要研究方向为状态监测与故障诊断。
E-mail: yangduo@dlut.edu

Yang Duo (Corresponding author), associate professor, Master's supervisor. Her main research interests include condition monitoring and fault diagnosis.