

基于WPD与功率谱熵的铣削颤振仿真识别

顾于青, 邱彬彬, 李卫东*

上海理工大学机械工程学院, 上海

收稿日期: 2023年12月6日; 录用日期: 2023年12月21日; 发布日期: 2024年1月19日

摘要

颤振是高速铣削加工过程中的一种不稳定振动, 它会导致工件表面质量差、刀具磨损严重、噪声严重。为了避免铣削颤振带来的这些负面影响, 需要对铣削颤振进行早期检测。本文提出了一种基于小波包分解和功率谱熵的轻微颤振识别方法。首先, 对加速度传感器采集到的原始振动信号进行小波包分解, 选取含有丰富颤振信息的小波包进行重构仿真。然后, 计算重构仿真信号的功率谱熵作为识别指标。实验结果表明, 该方法能够有效地检测出颤振。

关键词

小波包分解, 功率谱熵, 铣削, 颤振

Simulation Identification of Milling Chatter Based on WPD and Power Spectrum Entropy

Yuqing Gu, Binbin Qiu, Weidong Li*

School of Mechanical Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai

Received: Dec. 6th, 2023; accepted: Dec. 21st, 2023; published: Jan. 19th, 2024

Abstract

Chatter is a kind of unstable vibration during high-speed milling machining, which leads to the poor surface quality of the workpiece, serious tool wear and noise. In order to avoid these negative effects of milling chatter, early detection of milling chatter is needed. In this paper, a slight chatter identification method based on wavelet packet decomposition (WPD) and power spectrum entropy is proposed. Firstly, wavelet packet decomposition is performed on the original vibration signals collected by the acceleration sensor, and the wavelet packets containing rich chattering information are selected for reconstruction simulation. Then, the power spectral entropy of the

*通讯作者。

reconstructed simulated signals is calculated as the identification index. The experimental results show that the method can effectively detect the chattering vibration.

Keywords

Wavelet Packet Decomposition, Power Spectral Entropy, Milling, Chatter

Copyright © 2024 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

为了提高材料去除率和减小切削力，高速铣削加工在航空航天工业中得到了广泛的应用。但是在高速铣削中经常会出现颤振现象。铣削加工中的颤振是一种自激振动，它会降低表面质量和生产效率，也会导致刀具磨损，降低机床使用寿命[1]。及时检测颤振，是提高生产效率、降低制造成本的前提。然而，铣削中的切削过程由于机床主轴磨损、工作温度变化、工件刚度等非线性因素的影响是不平稳的。因此，在加工过程中及时检测到颤振的发生是非常重要的。

近年来，颤振识别成为众多研究者关注的研究热点。颤振检测包括信号采集、信号处理和颤振识别指标。由于传感器的发展，颤振检测采用了不同类型的信号，如切削力信号[2]、声发射声音信号[3]、加速度信号[4]、电机电流[5]等。邢诺贝[6]提出了一种基于均方频率与经验模态分解的颤振特征提取方法。张壮壮[7]提出了基于自适应调频模态追踪的铣削颤振识别方法。王瀚彬[8]提出了一种基于优化变分模态分解和多尺度样本熵的颤振特征提取方法。Cao [4]采用集合经验模态分解对振动信号进行分析，提取了复杂度和功率谱熵作为颤振指标去识别颤振。Liu [9]提出了一种基于变分模态分解和能量熵的加工颤振识别方法。Zhang [10]通过变分模态分解和小波包分解，提出了一种基于能量熵的铣削颤振识别方法。

然而，目前的研究大多只能在颤振完全发生阶段才能识别到，迫切需要一种早期颤振识别方法。因此，本文提出了一种新的铣削颤振早期识别方法，WPD - 功率谱熵方法，能够实现早期颤振更快速的识别。

2. 研究方法

本文基于 WPD 与功率谱熵，提出一种铣削轻微颤振识别方法。首先对铝合金铣削加工实验采集到的加速度信号进行 FFT，对颤振现象进行机理分析。然后对加速度信号进行小波包分解，选取含有丰富颤振信息的小波包进行重构仿真。最后计算重构仿真信号的功率谱熵作为颤振识别指标。

2.1. 理论基础

由于小波变换只能分解信号的低频部分，对于高频部分的信号不再继续分解，因此小波变换可以很好地处理低频的信号，但是对于含有细节信息的信号，小波变换的分解就处理得不好。小波包分解可以分解信号中位于高频区域得详细信息。因此，对于信号中包含大量中高频信号的信号，WPD 能较好地进行时频定位分析。

2.1.1. 小波包分解

小波分解具有对低频的信号进行分解，但对高频的信号不能分解的缺点，但是小波包分解解决了这种缺点，WPD 能根据信号本身的特性和分析要求去自适应地选择恰当的频带与频谱进行分解。

一般来说, 小波包分解采用经典的快速迭代算法, 其分解算法为:

$$c_{2^p}^{j+1}(k) = \frac{1}{2} \sum_{l \in \mathbb{Z}} h_{l-2k} c_p^j(l) \quad (1)$$

$$c_{2^{p+1}}^{j+1}(k) = \frac{1}{2} \sum_{l \in \mathbb{Z}} g_{l-2k} c_p^j(l) \quad (2)$$

式中: $c_p(l)$ 代表原始采集到的信号; $c_{2^p}^{j+1}(k)$ 代表分解的低频部分; $c_{2^{p+1}}^{j+1}(k)$ 代表分解的高频部分; h_{l-2k} 、 g_{l-2k} 表示滤波器的分解系数。 $j=1,2,3,\dots,J$ (J 为分解层数)。

小波包的重构算法为:

$$c_p(k) = \sum_{l \in \mathbb{Z}} h_{k-2l} c_{2^p}(l) + \sum_{l \in \mathbb{Z}} g_{k-2l} c_{2^{p+1}}(l) \quad (3)$$

2.1.2. 功率谱熵

功率谱熵是香农熵在频域的扩展, 它和频率分量的分布有关系。使用信号的功率谱熵可以按照下面的描述得到。

对于长度为 N 的信号段 $S_c = [s_c(1), s_c(2), \dots, s_c(N)]$, 其功率谱可表示为:

$$P_s(w_i) = \frac{1}{2\pi N} |s(w_i)|^2 \quad (4)$$

式中 $s(w_i)$ 为信号 S_c 的第 i 个 FFT, w_i 为第 i 个对应频率。

频谱的概率密度函数可以通过对所有频率分量的归一化来表示:

$$P_i = \frac{P_s(w_i)}{\sum_{i=1}^N P_s(w_i)}, \quad i=1,2,\dots,N \quad (5)$$

式中 P_i 是 $P_s(w_i)$ 的概率密度。

对应的功率谱熵定义为:

$$H = -\sum_{i=1}^N P_i \ln P_i \quad (6)$$

将结果用因子 $\ln N$ 进行归一化, 如式所示:

$$E = \frac{H}{\ln N} = \frac{-\sum_{i=1}^N P_i \ln P_i}{\ln N} \quad (7)$$

功率谱熵 E 是在 $[0,1]$ 范围内的一个没有量纲的指标, 其中 1 代表频率分量分布比较均匀且不确定的频谱, 0 代表分布不确定性最小。

3. 实验研究

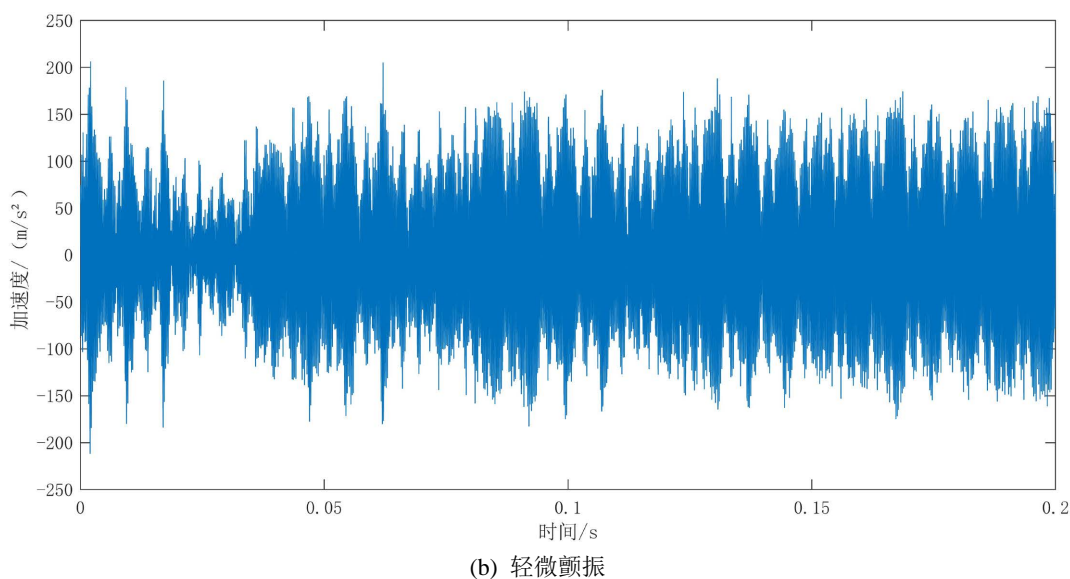
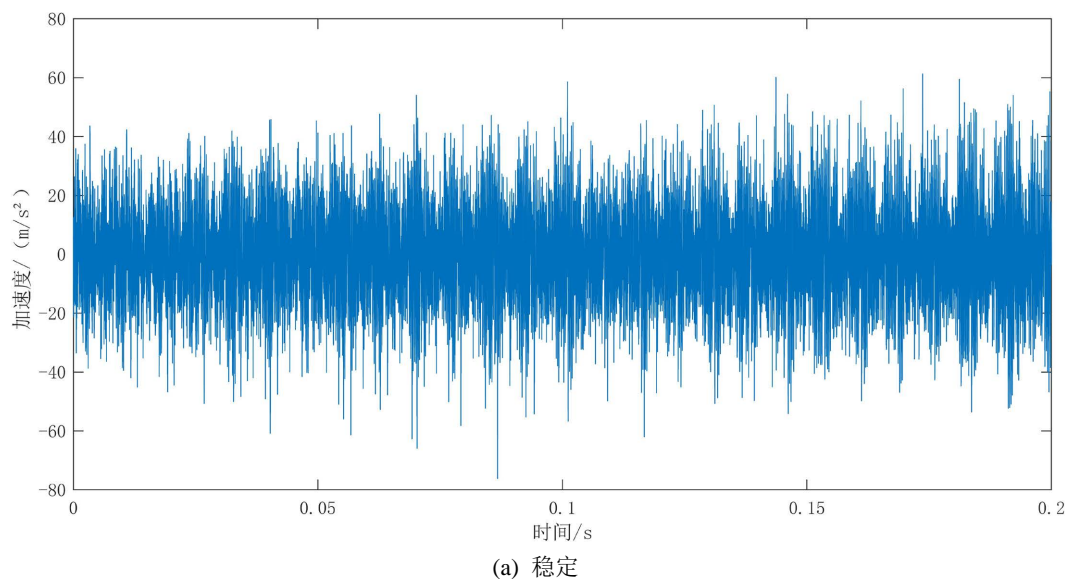
铣削实验的实验设备是一台高速加工中心 i5。实验工件是一块 7085 铝合金。在铣削过程中, 工件被夹紧在工作台上。实验工件的长度为 140 毫米, 宽度为 130 毫米, 高度从 62 毫米线性增加到 70 毫米。刀具为三齿的硬质合金立铣刀, 直径为 8 毫米。加速度信号由数据采集和信号分析系统采集, 该系统由两部分组成: DH5922D 型四通道数据采集分析仪和三轴加速度传感器。加速度传感器的型号为 1A339E。加速度传感器安装在主轴上, 用于测量铣削过程中的振动信号, 采样频率设定为 10,000 Hz。铣削条件为干切削。

在每次铣削加工实验过程中，主轴转速、进给速度和径向切削深度保持不变，轴向切削深度线性增加。从铣削加工实验中选出三组加速度信号，加工参数如表 1 所示，其中第 3 组信号出现颤振现象。

Table 1. Experimental machining parameter
表 1. 实验加工参数

| 组号 | n (r/min) | f (mm/min) | a_p (mm) | a_e (mm) |
|----|-------------|--------------|------------|------------|
| 1 | 6000 | 300 | 0~8 | 4 |
| 2 | 6000 | 300 | 0~8 | 6 |
| 3 | 8000 | 800 | 0~8 | 4 |

第 3 组铣削加工实验是从稳定状态转变到颤振现象的一组实验。图 1(a)~(c)分别为其中稳定状态、轻微颤振状态、严重颤振状态 3 个阶段的时域图。经过对比可以看出，稳定状态下信号幅值较小，轻微颤振状态下信号幅值较稳定状态下信号幅值大很多，严重颤振状态下信号幅值急剧增大。



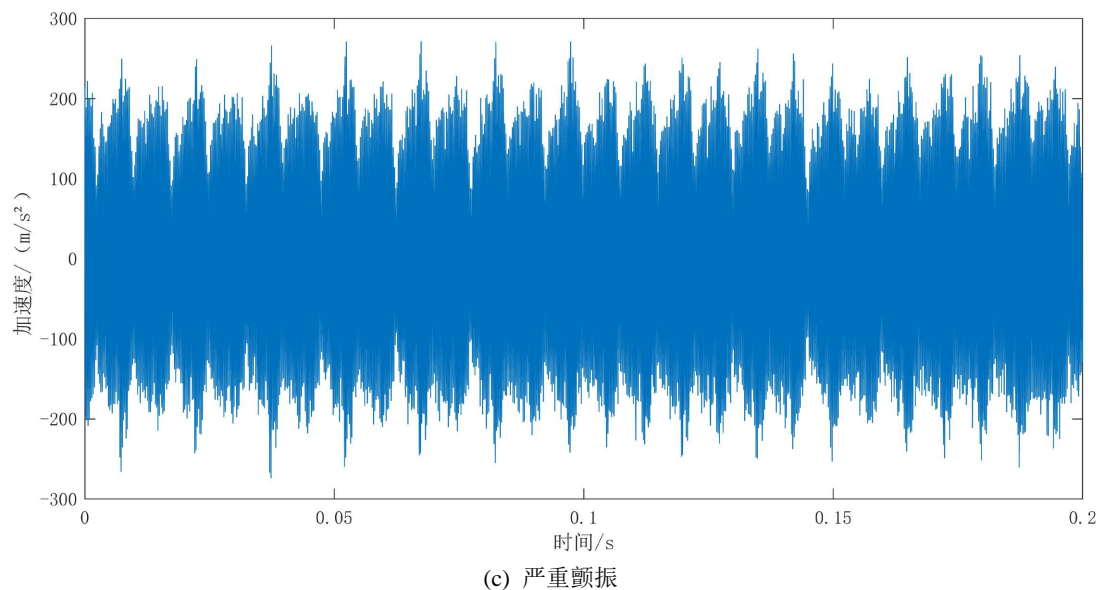
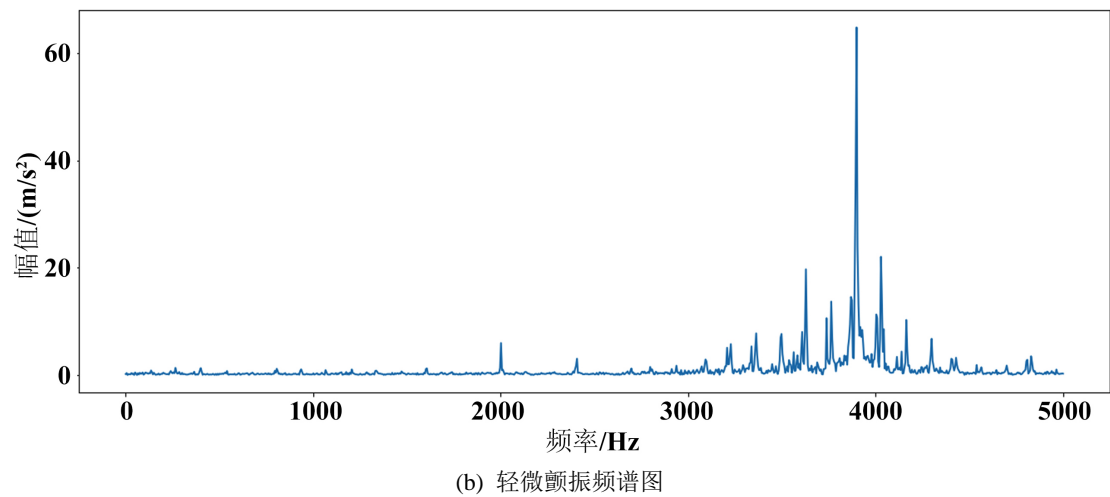
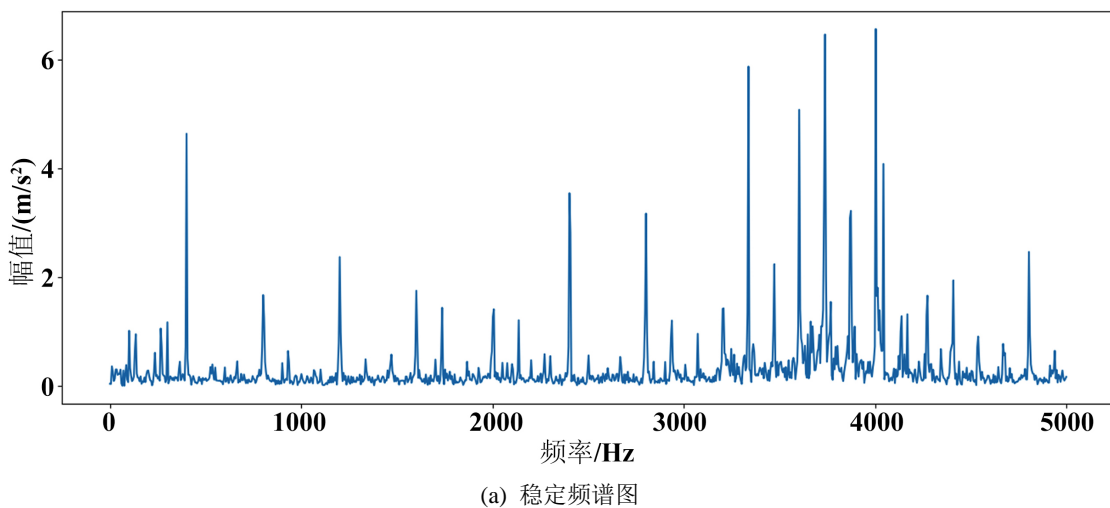


Figure 1. Signal waveform of stable, light and severe flutter state of acceleration signal
图 1. 加速度信号稳定、轻微颤振、严重颤振状态信号波形



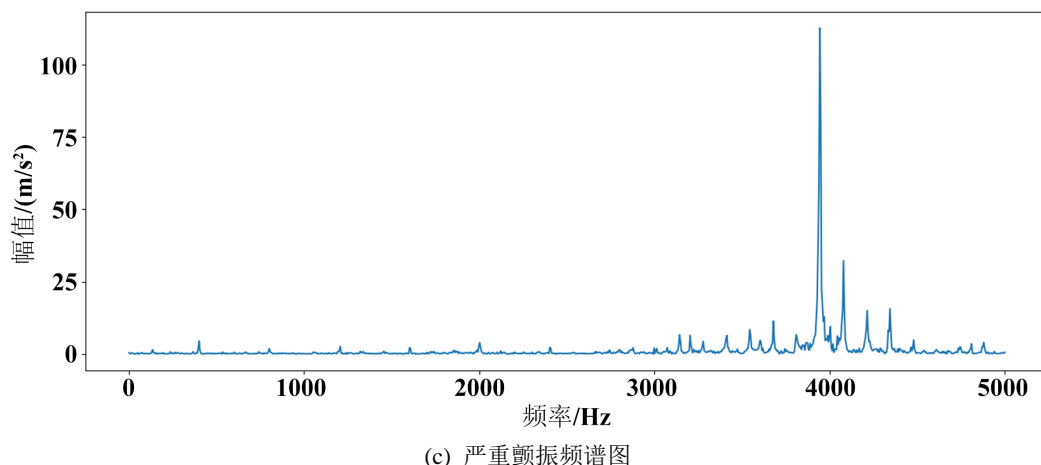


Figure 2. Spectrum diagram of stable, light and severe flutter of acceleration signals
图 2. 加速度信号稳定、轻微颤振、严重颤振频谱图

对 3 种状态下的加速度信号分别进行 FFT, 得到的对应频谱图结果分别如图 2(a)~(c)。由图 2(a)可知, 稳定状态下加速度信号的频谱整体上幅值较小, 并且频率分量分布比较均匀。由图 2(b)可知, 轻微颤振状态下加速度信号的频谱急剧增大, 并且出现颤振频率。由图 2(c)可知, 严重颤振状态下, 加速度信号的频谱较轻, 微颤振状态下继续增大, 颤振频率的幅值继续增大。并且由图 2(a)~(c)可以看出, 随着颤振严重程度的增加, 频率分量逐渐聚集到颤振频率。

4. 结果分析

对第 3 组铣削加工实验测得的加速度信号进行 3 层小波包分解, 获得 8 个小波包节点分量。求 8 个小波包分量的归一化能量占比, 结果如图 3 所示。

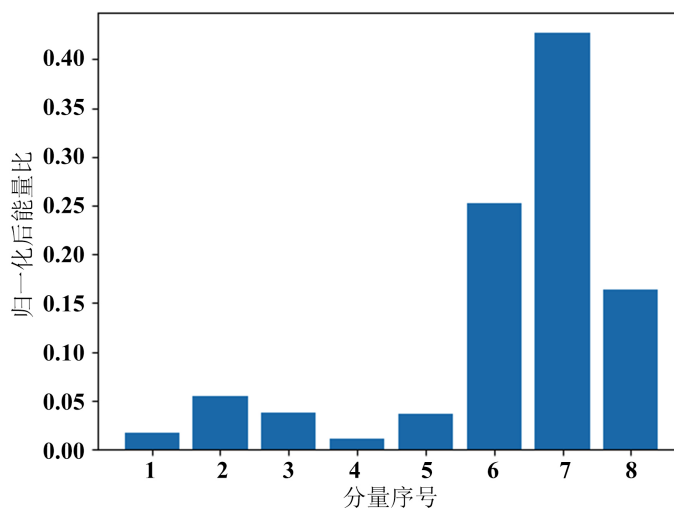


Figure 3. Normalized energy ratio of wavelet packet components
图 3. 小波包分量的归一化能量占比

由图 3 可知, 原始加速度信号经过小波包分解后得到的 8 个小波包分量中, 6、7 和 8 分量的归一化能量占比较大, 所以选取归一化能量占比较大的这 3 个小波包分量信号重构成一个新的信号, 进而进行仿真, 仿真信号的时域图如图 4 所示。然后, 提取仿真信号的功率谱熵特征, 并对其进行归一化处理,

最终结果如图 5 所示。

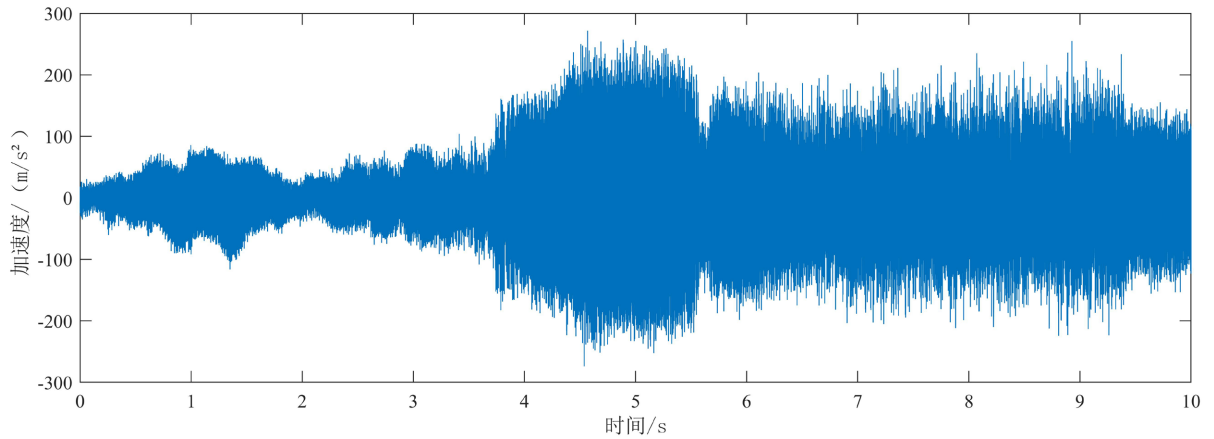


Figure 4. Time domain diagram of simulated signal

图 4. 仿真信号时域图

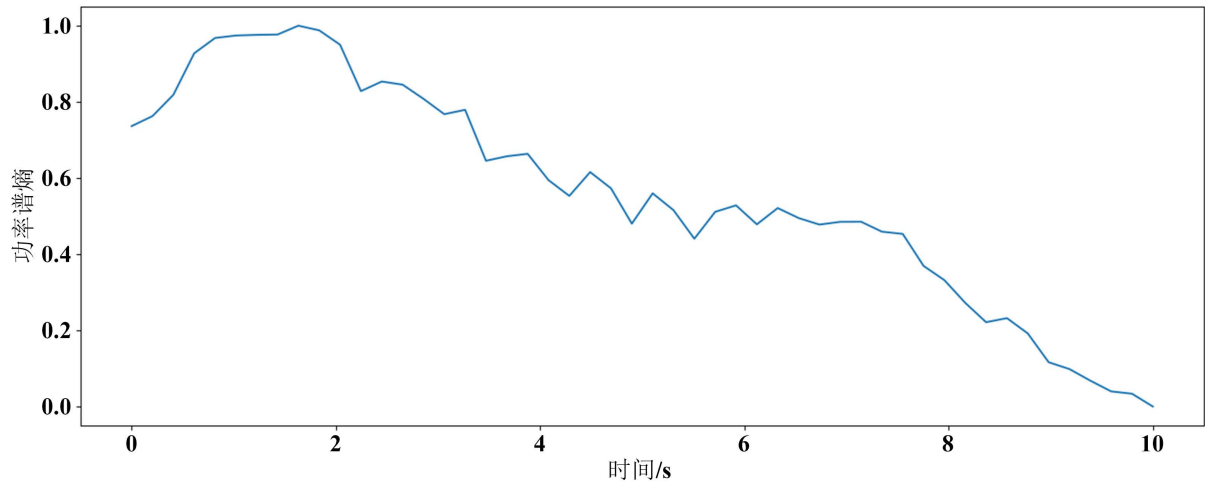


Figure 5. Power spectrum entropy of simulated signal after normalization

图 5. 仿真信号归一化后功率谱熵

功率谱熵可以从频域的角度反映信号的变化特性。明显地，不同阶段的频率分量具有从均匀分布往颤振频率聚集的趋势。功率谱熵可以用来衡量这种分布特征的变化。在稳定铣削状态下，频率分量在频率范围内均匀分布，此时功率谱熵最大。随着颤振的出现，频率分量开始有往颤振频率的位置聚集的趋势，导致功率谱熵降低。随着颤振严重程度的增加，频率分量逐渐聚集在颤振频率的位置，导致功率谱熵继续降低。这表明功率谱熵是一个很好的识别颤振的指标。从图 5 可以看出，在前 4 秒，功率谱熵先小幅度增加，达到最大值，然后小幅度降低，总体上来说波动不大。在 4 s 以后，随着颤振的发生，功率谱熵的值有明显降低的趋势，并且随着颤振严重程度的增加，功率谱熵仍在降低，最终达到最小值。

5. 结论

基于小波包分解，提出了一种铣削颤振特征提取方法。该方法将功率谱熵作为识别颤振的指标。通过本文的研究，可以发现不同阶段的频率分量具有从均匀分布往颤振频率聚集的趋势。功率谱熵可以用来衡量这种分布特征的变化。在稳定铣削状态下，频率分量在频率范围内均匀分布，此时功率谱熵最大。

随着颤振的出现, 频率分量开始有往颤振频率的位置聚集的趋势, 导致功率谱熵降低。随着颤振严重程度的增加, 频率分量逐渐聚集在颤振频率的位置, 导致功率谱熵继续降低。研究表明, 基于小波包分解和功率谱熵的颤振识别方法能够有效识别铣削加工过程中稳定、轻微颤振以及严重颤振三种加工状态。

参考文献

- [1] Quintana, G. and Ciurana, J. (2011) Chatter in Machining Processes: A Review. *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, **51**, 363-376. <https://doi.org/10.1016/j.ijmachtools.2011.01.001>
- [2] Huang, P., Li, J., Sun, J. and Zhou, J. (2012) Vibration Analysis in Milling Titanium Alloy Based on Signal Processing of Cutting Force. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, **64**, 613-621. <https://doi.org/10.1007/s00170-012-4039-x>
- [3] Hynynen, K.M., Ratava, J., Lindh, T., Rikkonen, M., Ryyanen, V., Lohtander, M. and Varis, J. (2014) Chatter Detection in Turning Processes Using Coherence of Acceleration and Audio Signals. *Journal of Manufacturing Science and Engineering*, **136**, Article 044503. <https://doi.org/10.1115/1.4026948>
- [4] Cao, H., Zhou, K. and Chen, X. (2015) Chatter Identification in End Milling Process Based on EEMD and Nonlinear Dimensionless Indicators. *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, **92**, 52-59. <https://doi.org/10.1016/j.ijmachtools.2015.03.002>
- [5] Liu, H., Chen, Q., Li, B., Mao, X., Mao, K. and Peng, F. (2011) On-Line Chatter Detection Using Servo Motor Current Signal in Turning. *Science China Technological Sciences*, **54**, 3119-3129. <https://doi.org/10.1007/s11431-011-4595-6>
- [6] 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.
- [7] 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.
- [8] 王瀚彬, 李茂月, 刘献礼, 等. 薄壁件铣削颤振特征提取的 GA-PE-VMD 和 MSE 方法[J]. 哈尔滨理工大学学报, 2023, 28(2): 43-50.
- [9] Liu, C., Zhu, L. and Ni, C. (2018) Chatter Detection in Milling Process Based on VMD and Energy Entropy. *Mechanical Systems and Signal Processing*, **105**, 169-182. <https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2017.11.046>
- [10] Zhang, Z., Li, H., Meng, G., Tu, X. and Cheng, C. (2016) Chatter Detection in Milling Process Based on the Energy Entropy of VMD and WPD. *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, **108**, 106-112. <https://doi.org/10.1016/j.ijmachtools.2016.06.002>