

# 基于占能比的铣削加工颤振在线监测研究<sup>\*</sup>

李宏坤<sup>1</sup>, 周 帅<sup>1</sup>, 魏兆成<sup>1</sup>, 赵 明<sup>2</sup>, 代月帮<sup>1</sup>

(1. 大连理工大学机械学院 大连, 116024) (2. 沈阳黎明航空发动机有限责任公司技术中心工艺研究室 沈阳, 110043)

**摘要** 薄壁件的精加工阶段, 由于刀具悬伸长, 工件刚度低, 加工中容易发生变形而引起颤振。因此需要可靠的标准监测加工状态, 判断加工参数是否合理。首先, 采集加工中包含颤振现象的声压数据, 分析颤振发生时域有效值及频域功率谱的特点, 对比在不同状态的特征, 并以这些特征作为监测的依据; 然后, 在颤振发生时能量集中频段转移, 通过小波包分解后构造出反映这一特征的特征量; 最后, 以小波变换时频图作为状态判断依据, 通过离线分析设定相关阈值, 设置多重标准, 满足时域有效值和频域占能比阈值要求后计算特征值, 判断加工状态。验证结果表明, 笔者所提出的方法可以准确识别颤振现象, 同时表明声压信号可以反映颤振特征。阈值设定后, 即可为后续加工在线监测提供判断标准, 避免因加工参数选择不合理时对工件或机床造成损害。

**关键词** 颤振; 声压; 占能比; 在线监测; 小波

**中图分类号** TH212; TH213.3

## 引 言

颤振是铣削过程中刀具与工件之间因自激效应自发产生的振动现象, 属于自激振动的形式之一。Taylor 等<sup>[1]</sup>提出不连续切屑的形成周期等于工件、刀具支撑系统或驱动系统某个环节的固有周期时, 就会引发颤振。自激振动与强迫振动的最大区别是它是由自身引起的, 诱发原因取决于振动系统本身。颤振发生时, 刀具振动明显增大, 加工噪声更加刺耳, 刀具磨损加剧, 工件表面精度差, 严重时刀具嵌入工件内部, 致使刀具崩断损害机床, 因此颤振现象的监测意义重大。

国内外学者对颤振监测展开研究, Li 等<sup>[2]</sup>研究加速度信号在颤振时波动值与平均值之比的变化。Hynynen 等<sup>[3]</sup>提出用声压信号和加速度信号的相关性作为判断依据, 使用多传感器融合信号提高可靠性。Quintana 等<sup>[4]</sup>通过 600 组铣削实验, 建立了对不同切削速度、深度的 3D 声压图谱。蒋永祥<sup>[5]</sup>认为颤振时振动信号存在着混沌现象, 用时间序列关联积分的 C-C 算法确定嵌入维数和时间延时, 提取柯尔莫格罗夫-西奈熵指标作为判定阈值, 应用于在线监测。刘晓胜等<sup>[6]</sup>通过测试主轴电流信号, 提取电流中的低频和低频成分, 监测其成分变化。

## 1 特征信号的选择

颤振的特征可以通过某些加工位置振动信号反映出来, 常见可选择的有切削力信号<sup>[7-8]</sup>、刀具的位移信号<sup>[9]</sup>、加工中心声压信号<sup>[4, 10]</sup>、机床主轴的加速度振动信号<sup>[11]</sup>及多传感器融合信号<sup>[3]</sup>等。

切削力信号是反映加工状态的较直接信号, 与切削加工状态联系紧密, 刀具需作用在测力仪作用面上才能够准确测量数据, 设备尺寸限制了工件的大小。通过位移传感器可测得刀具加工中刀柄振动, 衡量刀具振动幅度, 而位移传感器需要通过安装在主轴上的夹具固定, 夹具会干涉刀具加工且影响自动换刀。多用三向加速度传感器测量主轴振动, 传感器安装位置取决于机床主轴的结构, 主轴上其他振动源会对信号处理造成干扰。声压传感器通过磁座固定在机床侧壁, 测量加工中心的声压信号。声压传感器安装便利, 文献<sup>[12]</sup>表明, 声压信号能较好地表征颤振特征, 本研究也选择声压信号。

## 2 监测方案

在学者们的研究基础上, 针对颤振特点结合实

<sup>\*</sup> 国家自然科学基金资助项目(51175057)

收稿日期: 2016-12-09; 修回日期: 2017-01-21

际分析,提出以下监测方案:

1) 对刀具-主轴系统做锤击模态实验,识别机床子系统模态参数。

2) 设备安装后,采集并存储声压信号,以1 s采样长度为一段特征信号进行处理,以每圈采样点数 $N_p$ 为数据段长度,计算有效值,并平滑处理。

3) 该段特征信号计算得出的有效值与阈值 $R_c$ 比较,判断是否进入频域处理阶段。

4) 满足频域处理条件后,用'db5'小波包对该数据段做频域分解处理。

5) 计算固频所在频段及相邻频段能量所占百分比之和 $Sum_e$ ,大于或等于45%后计算特征值。

6) 计算特征值 $C_i$ ,大于或等于25时认为发生颤振。

$$N_p = \text{round}\left(\frac{N}{60}f_s\right) \quad (1)$$

其中: $N_p$ 为离表达式最近的正整数; $N$ 为主轴转速; $f_s$ 为采样频率;round为取整函数。

$$Sum_e = E_{20} + E_{21} \quad (2)$$

其中: $E_{20}, E_{21}$ 分别表示表示第20,21频段能量所占百分比值。

$$C_i = Sum_e/E_1 \quad (3)$$

其中: $C_i$ 为特征值; $E_1$ 表示第1频段能量所占百分比值。

模态实验结果是判断加工状态的重要依据,而小波变换得到时频信息对各个特征值的变化趋势作出解释。离线分析时,对比各个特征的变化趋势与时频信息,设置颤振发生时的特征值为该工况阈值。监测方案具体流程如图1所示。

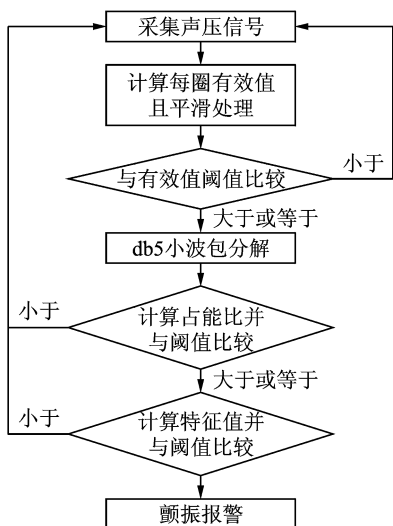


图1 监测流程图

Fig. 1 Monitoring flow chart

占能比指的是数据经过小波包分解后某一频段在频域上能量所占百分比值。本次实验研究对象中, $Sum_e$ 表示小波包分解后第20频段及第21频段在分解后的数据中能量所占百分比值之和, $E_1$ 表示第1频段能量所占百分比值,分别代表固频和轴频所在频段。

阈值是对数据离线分析确定的,是针对确定的加工工序、支撑系统以及声压传感器安装位置的。时域上设定的有效值用来表示振动幅值的大小,占能比是为了说明其频域能量集中这一特点,最后的判断特征值 $C_i$ 是根据颤振发生时能量集中频段发生转移这一特征构造的。

本方案特征信号获取方便,特征值的选取是依据颤振发生时时域及频域特征构造,阈值的设置与机床特性、加工过程相关性强。方案通用性强,可适用于不同的加工中心。

### 3 实验测试及数据分析

实验过程为一叶轮叶片铣削加工,在一台五轴铣床上进行的,通过一个声压传感器采集声压信号进行分析。加工材料为钛合金,刀具为硬质合金球头铣刀,3个刀齿,半锥角 $3^\circ$ ,直径为10 mm。

#### 3.1 试验台搭建

声压传感器通过吸附在机床侧壁的磁座支架固定,传感器信号经过NI 9234型号高精度采集卡处理后传输、保存到计算机中。试验台搭建示意图如图2所示,信号主要来源于加工中刀具与材料切削作用。

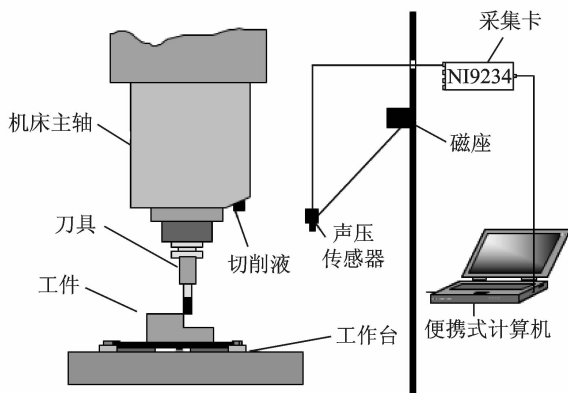


图2 试验台搭建示意图

Fig. 2 Experiment rig diagram

#### 3.2 颤振频率的确定

铣削颤振是一种非线性振动,主要分为霍普夫

分叉颤振和周期分叉颤振<sup>[13]</sup>。霍普夫颤振时系统将以系统固有频率  $\omega_d$  与其刀齿通过频率  $f_p$  的倍频分量所组成的偏移频率振动。周期颤振时系统将以刀齿通过频率  $f_p$  的倍频分量振动。

颤振频率与刀具-主轴系统特性有关,对刀具做锤击模态实验获取机床子系统模态参数。通过锤头锤击给刀具宽频激励,软件处理结果如图 3 所示。实线代表频率响应函数(frequency response function,简称 FRF)曲线,幅值坐标为左侧 Y 轴,虚线代表模态指示函数(modal instruction function,简称 MIF)曲线,幅值坐标为右侧 Y 轴。固频处位于响应函数的极大值点,且模态指示函数值趋于零,808 Hz 满足这两个条件,且阻尼、频率及振型稳定,即为该系统的第一阶固频,阻尼比 1.62%。

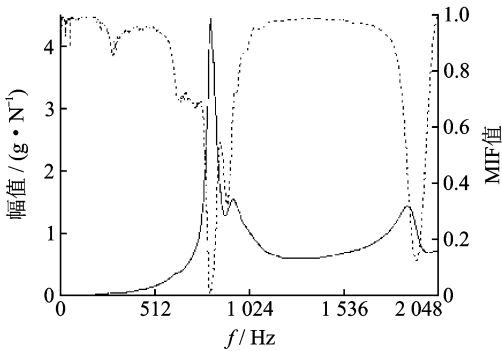


图 3 模态实验结果  
Fig. 3 Modal test result

### 3.3 数据特征分析

机床主轴转速为 1 800 r/min,采样频率为 5 120 Hz,为了观察加工的状态变化,分别从时域、频域以及时频分析多方面观察特征的变化。

以每圈采样点数  $N_p$  为数据段长度分析,横坐标以圈数显示可以更加精细的表明信号波动,某组颤振数据有效值的变化趋势如图 4 所示。在有效值增大的过程中,在第 200 圈左右时发生突变,维持  $t_0$  时间段后继续增大。 $t_1$  时间段对应第 11~15 s,该数据段有效值最大,实横线表示阈值线  $R_c$ 。有效值数据经过滑动平均处理,可以消除数据的微小误差波动,并且使能量的变化趋势更加明显<sup>[2]</sup>。

为了从频域上观察状态的变化过程,对数据进行分段分析,以 1 s 为一个数据段分析其功率谱。在有效值发生突变点前后选取数据分析,对应第 6 s 前后,因此截取第 5 s、第 6 s 和第 7 s 数据进行功率谱分析观察。

非颤振加工阶段,振动以强迫振动为主,激振频率应以轴频、刀齿通过频率及其倍频为主,主轴转速

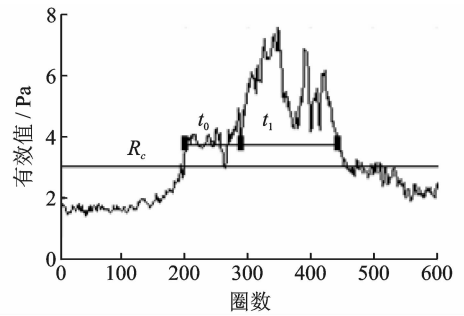


图 4 有效值变化趋势  
Fig. 4 Trends of the effective value

1 800 r/min 对应轴频为 30 Hz,图 5 功率谱分析结果验证这一假设。在逐渐发生颤振的过程中,能量的激振频率逐渐转移到系统的某阶固有频率上,图 6 可以看出轴频 30 和 808 Hz 的幅值差距减小。第 7 s 数据对应第 181~210 圈,是信号中有效值增大后的平稳阶段,图 7 所示 805 Hz 幅值较大于轴频 30 Hz 处幅值,这 3 s 数据的功率谱分析也表明了能量转移的过程。

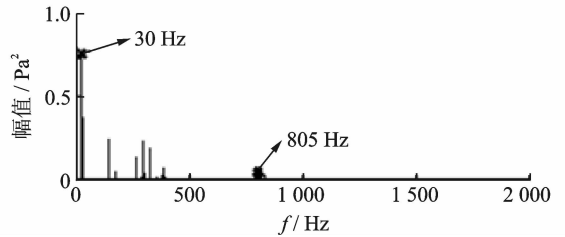


图 5 第 5 s 数据功率谱  
Fig. 5 Power spectrum of 5<sup>th</sup> second data

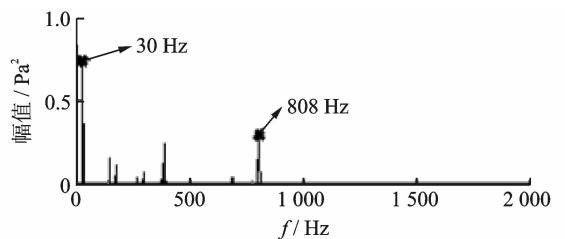


图 6 第 6 s 数据功率谱  
Fig. 6 Power spectrum of 6<sup>th</sup> second data

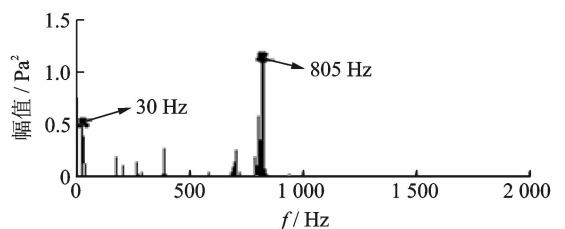


图 7 第 7 s 数据功率谱  
Fig. 7 Power spectrum of 7<sup>th</sup> second data

分析振动幅值较大的第 11 s 数据,如图 8 所示。整体幅值急剧增大,且功率谱峰值处 803 Hz 远大于轴频处幅值,此时能量集中于 803 Hz 附近,接近固频值,验证了颤振的发生。

从功率谱分析结果看出,刀具-主轴系统一阶固有频率与功率谱中峰值处频率非常接近,验证刀具是加工系统中的薄弱环节。图 8 功率谱相邻峰值之间相差 30,833 Hz 处幅值为峰值的 25%,是轴频处幅值的 7 倍,也验证了颤振的分叉现象。分叉现象在构造特征值时不可忽略。

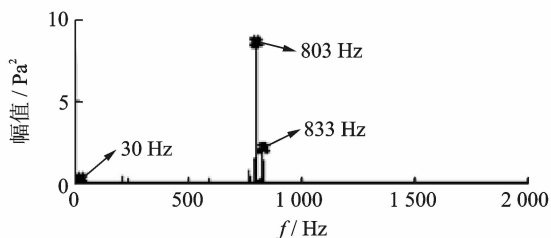


图 8 第 11 s 数据功率谱

Fig. 8 Power spectrum of 11<sup>th</sup> second data

### 3.4 基于时频信息的状态判别

小波变换是以傅里叶变换为基础的,克服了传统分析不能兼顾时域和频域的缺点,在分析非平稳信号时效果显著。数据经小波变换结果以灰度图显示结果如图 9 所示。

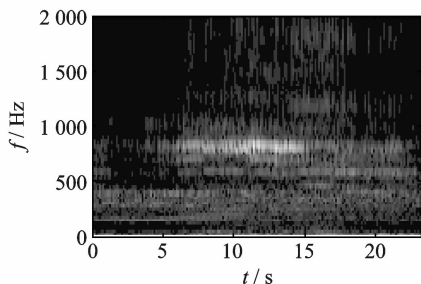


图 9 小波时频变换图

Fig. 9 Wavelet transform time-frequency figure

小波变换时频图横坐标代表时间,纵坐标代表频率。观察纵坐标,能量集中在 800 Hz 附近,第 6 s 左右 800 Hz 频段处颜色开始变亮,表示幅值大、能量的集中特性,也表明这一阶段发生轻微颤振。11~15 s 前后颜色最亮,认为发生了严重颤振现象,验证了假设的正确性。结合时域信号和小波变换时频信息可以观察出加工状态的变化,并且可通过功率谱加以验证。

### 3.5 数据分段分析

针对频域能量集中特点,对信号进行小波包分解处理,每段数据长度为 1 s,以观察其频域能量特征变化过程。使用‘db5’小波进行 6 层分解,每段带宽 40 Hz,带宽长度在 1 倍轴频到 2 倍轴频之间。第一个频段内包含轴频,刀具一阶固频 808 Hz 位于第 21 段,同时考虑到自激效应的分叉现象<sup>[13]</sup>,主要关注第 20,21 及 1 频段,对应 761~800,801~840 和 1~40 Hz 频率范围。

图 10 反映了各频段占能比随时间的变化,第 20 与第 21 段占能比变化趋势相同,且与第 1 频段都相反。表明能量从稳定时的包含轴频的低频段转移到包含刀具-主轴系统一阶固频的高频段,这也验证了颤振机理。

针对这一特点,构造高频段与低频段能量之比作为特征值  $C_1, C_2$ ,对比两特征值的差别。其中: $C_1$  表示第 21 频段占能比与第 1 段频占能比之比; $C_2$  表示第 20,21 频段占能比之和与第 1 频段占能比之比。

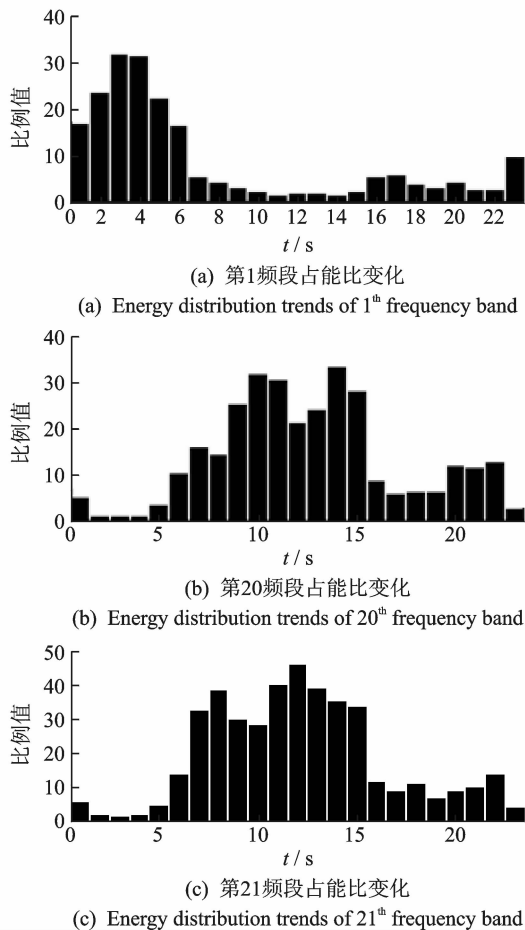


图 10 各频段能量分布变化

Fig. 10 Energy distribution trends of cared frequency bands

特征值变化趋势如图 11 所示,特征值  $C_1$  和  $C_2$  有着相同的变化趋势。在非颤振加工阶段,第 20 频段对特征值影响不大,而在临近颤振及颤振阶段对特征值的影响急剧增大,相邻频段不能忽略,故选取  $C_2$  作为特征量  $C_i$ 。

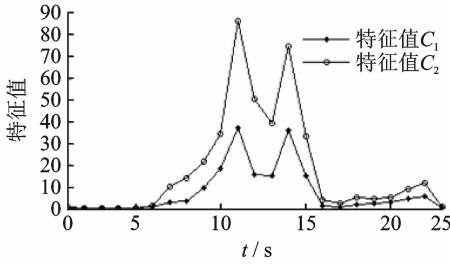


图 11 特征值变化趋势

Fig. 11 Characteristics trends

针对该加工数据分析结果,可以认为在前 6 s 平稳加工,7~9 s 发生轻微颤振,10~15 s 发生严重颤振。针对该加工,在轻微颤振发生对应时间有效值定为有效值阈值  $R_c$ ,本工况设定为 3。在轻微颤振与严重颤振之间  $Sum_e$  值选取阈值,文中选取第 7 s 占能比 45%。观察特征值趋势图,当  $C_i$  大于 25 时认为颤振发生。有效值作为判断的第一个标准,阈值的设置应有一定的冗余性,避免因有效值误判而不能进入下一步判断,误认为加工稳定。

### 4 数据验证

选取本次实验其他加工数据分析,按照所提出的监测方案及阈值进行分析,验证方案可行性。

观察如图 12 所示的验证实验 1 时频分析结果,在开始阶段及 12~14 s 内 800 Hz 附近为最亮区域,可能发生着颤振。观察如图 13 所示的有效值趋势,开始阶段及 300~480 圈有效值超过阈值,对应时间上的第 1 s 和 10~16 s。数据能量集中特点也在图 14 上表现出来,占能比最大达到近 60%。

最后通过图 15 的特征值判断出初始阶段及

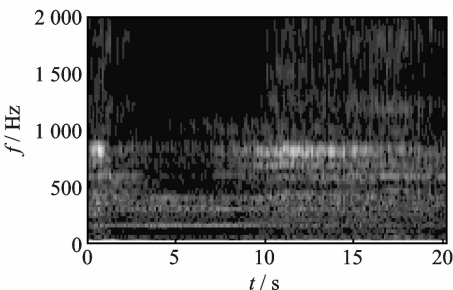


图 12 实验 1 小波变换时频图

Fig. 12 Wavelet transform time-frequency figure of test 1

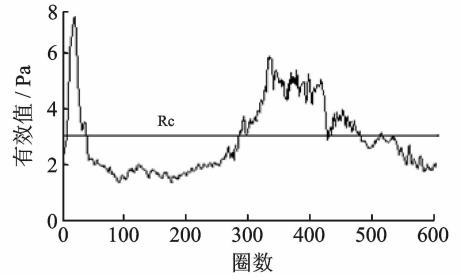


图 13 实验 1 有效值变化趋势

Fig. 13 Root mean square trends of test 1

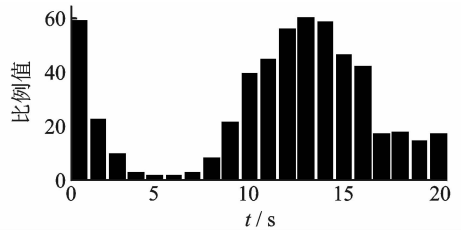


图 14 实验 1 占能比变化趋势

Fig. 14 Energy accounting percentage trends of test 1

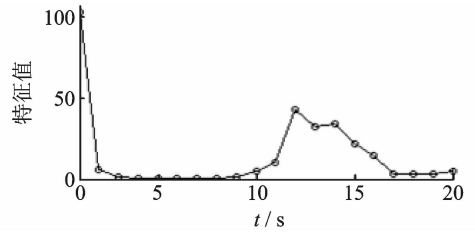


图 15 实验 1 特征值变化趋势

Fig. 15 Characteristics trends of test 1

12~14 s 发生颤振,特征值分别为 103,43,32,33,大于特征值  $C_i$  阈值 25。小波时频图、有效值、占能比和特征值在数据分析上表现出相似趋势,说明了特征量选取的有效性,也验证该方案的可靠性。

### 5 结束语

笔者提出的新的颤振在线监测方案,基于不同状态下时域和频域特点,通过反映能量集中频段转移特性的特征值  $C_i$  判断是否颤振,通过验证可以有效地判断出颤振的发生。该方案兼顾机床特性、时域及频域特征,采取多重判断标准,在保证计算效率的同时增强方案的可靠性。方案选取声压信号作为特征信号,也验证了声压信号作为颤振表征信号的可行性。本方案特征信号容易获取,方案切实有效,为颤振在线监测提供可靠依据。

## 参 考 文 献

- [1] Taylor F W. On the art of cutting metal [M]. New York: The American Society of Mechanical Engineers, 1907: 100-120.
- [2] Li Huaizhong, Jing Xiubing, Wang Jun. Detection and analysis of chatter occurrence in micro-milling process [J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part B: Journal of Engineering Manufacture, 2014, 228(11): 1359-1371.
- [3] Hynynen K M, Ratava J, Lindh T, et al. Chatter detection in turning processes using coherence of acceleration and audio signals [J]. Journal of Manufacturing Science and Engineering, 2014, 136(4): 044503.
- [4] Quintana G, Ciurana J, Ferrer I, et al. Sound mapping for identification of stability lobe diagrams in milling processes [J]. International Journal of Machine Tools and Manufacture, 2009, 49(3): 203-211.
- [5] 蒋永翔. 复杂制造系统加工稳定性在线监测及寻优控制关键技术研究 [D]. 天津: 天津大学, 2010.
- [6] 刘晓胜, 马玉林. 基于电流信号的铣削颤振识别技术研究 [J]. 机械工程学报, 2000, 36(4): 25-29.  
Liu Xiaosheng, Ma Yulin. Milling chatter recognition technology research based on current electric signal [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2000, 36(4): 25-29. (in Chinese)
- [7] Gradišek J, Govekar E, Grabec I. Qualitative and quantitative analysis of stochastic processes based on measured data, II: applications to experimental data [J]. Journal of Sound and Vibration, 2002, 252(3): 563-572.
- [8] Zhang Zhao, Li Hongguang, Meng Guang, et al. Chatter detection in milling process based on the energy entropy of VMD and WPD [J]. International Journal of Machine Tools and Manufacture, 2016, 108: 106-112.
- [9] 刘强, 李忠群. 数控铣削加工过程仿真与优化 [M]. 北京: 航空工业出版社, 2011: 20-25.
- [10] Weingaertner W L, Schroeter R B, Polli M L, et al. Evaluation of high-speed end-milling dynamic stability through audio signal measurements [J]. Journal of Materials Processing Technology, 2006, 179(1): 133-138.
- [11] Kim S, Lee S Y. Chatter prediction of end milling in a vertical machining center [J]. Journal of Sound and Vibration, 2001, 241(4): 567-586.
- [12] Delio T, Tlustý J, Smith S. Use of audio signals for chatter detection and control [J]. Journal of Engineering for Industry, 1992, 114(2): 146-157.
- [13] 宋清华. 高速铣削稳定性及加工精度研究 [D]. 济南: 山东大学, 2009.



**第一作者简介:**李宏坤,男,1974年9月生,教授。主要研究方向为颤振稳定域分析、动态系统测控、离心压缩机微弱故障信息提取和故障诊断。曾发表《基于KPCA-SCM的柴油机状态识别研究》(《振动、测试与诊断》2009年第29卷第1期)等论文。

E-mail: lihk@dlut.edu.cn