



(12)发明专利

(10)授权公告号 CN 109605128 B

(45)授权公告日 2020.03.31

(21)申请号 201910019498.9

(22)申请日 2019.01.09

(65)同一申请的已公布的文献号
申请公布号 CN 109605128 A

(43)申请公布日 2019.04.12

(73)专利权人 西安交通大学
地址 710049 陕西省西安市咸宁西路28号

(72)发明人 李小虎 黄晓玮 万少可 苑俊朋
赵根

(74)专利代理机构 西安通大专利代理有限责任
公司 61200

代理人 徐文权

(51)Int.Cl.
B23Q 17/12(2006.01)

(56)对比文件

- CN 106141815 A, 2016.11.23,
- CN 104390697 A, 2015.03.04,
- CN 107330375 A, 2017.11.07,
- CN 103203670 A, 2013.07.17,
- CN 105108584 A, 2015.12.02,
- EP 0714519 A1, 1996.06.05,
- US 2015304107 A1, 2015.10.22,
- DE 3621049 A1, 1987.01.02,

审查员 朱羽辰

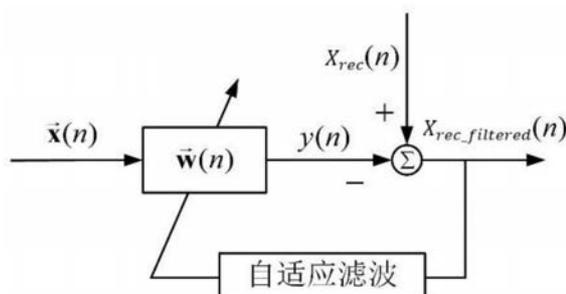
权利要求书2页 说明书5页 附图1页

(54)发明名称

一种基于功率谱熵差的铣削颤振在线检测方法

(57)摘要

本发明公布了一种基于功率谱熵差的铣削颤振在线检测方法,通过加速度传感器获取铣削过程的振动信息;利用变分模态分解将信号分解成一组基本模式分量,取高频部分的基本模式分量重建信号获得颤振成分所在频段的信号;对重建信号进行自适应滤波,计算信号滤波前后的功率谱熵,对所得的功率谱熵进行求差得到功率谱熵差,以此反映滤波对颤振频段信号频谱分布的影响。相比于传统的颤振检测方法,该方法能有效分离出颤振频段信号,阈值反映滤波对不同状态信号的影响具有明确物理意义,可以避免阈值选择的随意性,提高了铣削颤振检测的准确性和可靠性,降低误判率和漏判率。



1. 一种基于功率谱熵差的铣削颤振在线检测方法,其特征在于,包含以下步骤:

步骤1,采集铣削过程中的加速度信号 $X=[x_1, x_2, \dots, x_n]$, n 表示信号长度;

步骤2,对步骤1所采集的加速度信号 X 进行变分模态分解并重建颤振频段信号,得到重建信号 X_{rec} ;

步骤3,对步骤2所得重建信号 X_{rec} 进行自适应滤波,得到重建信号 $X_{rec_filtered}$;

步骤4,分别计算步骤2所得信号 X_{rec} 和步骤3所得信号 $X_{rec_filtered}$ 的功率谱熵,从第 m 帧数据开始,当前帧的用于判别颤振的功率谱熵差为包括当前帧的前 m 帧原始功率谱熵差的均值,得到功率谱熵差指标;

步骤5,根据步骤4所得功率谱熵差指标判定颤振状态。

2. 根据权利要求1所述的基于功率谱熵差的铣削颤振在线检测方法,其特征在于,步骤1中,采用三向加速度信号传感器(5)采集加速度信号。

3. 根据权利要求2所述的基于功率谱熵差的铣削颤振在线检测方法,其特征在于,三向加速度信号传感器(5)安装在主轴(1)的端部。

4. 根据权利要求3所述的基于功率谱熵差的铣削颤振在线检测方法,其特征在于,三向加速度信号传感器(5)连接数据采集卡(6),数据采集卡(6)连接电脑(4),三向加速度信号传感器(5)将监测到的加速度信号传输至数据采集卡(6),数据采集卡(6)将数据传输至电脑(4)。

5. 根据权利要求1所述的基于功率谱熵差的铣削颤振在线检测方法,其特征在于,步骤2中,通过变分模态分解得到一组从低频到高频分布的基本模式分量,记为 $U=[u_1, u_2, \dots, u_k]$,其中 k 为分解模态的数量;并利用其中后半部分的高频的基本模式分量重建颤振频段信号 $X_{rec} = \sum_{i=\lfloor \frac{k}{2} + 1 \rfloor}^k u_i$,其中 $\lfloor \cdot \rfloor$ 表示取整。

6. 根据权利要求1所述的基于功率谱熵差的铣削颤振在线检测方法,其特征在于,步骤3中,对重建的颤振频段信号进行最小均方误差准则下的自适应滤波滤除转频及其谐波成分,得到滤波后的重建信号 $X_{rec_filtered}$ 。

7. 根据权利要求1所述的基于功率谱熵差的铣削颤振在线检测方法,其特征在于,步骤4中,先计算功率谱,再计算功率谱的概率密度函数,然后计算信号的功率谱熵。

8. 根据权利要求7所述的基于功率谱熵差的铣削颤振在线检测方法,其特征在于,步骤4中,功率谱熵的计算方法如下:

记 $Y=\{y(k), k=1, 2, \dots, n\}$ 为一个长度为 n 的时间序列,即一帧 X_{rec} 和 $X_{rec_filtered}$;其傅里叶变换序列 $F_n(j) = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n y(k) W_n^{-kj}$, $j = 1, 2, \dots, n$;其中 $W_n = \exp(\frac{2\pi i}{n})$, $i = \sqrt{-1}$ 表示虚数单位;

计算信号的功率谱 $s(j)$, j 表示傅里叶变换序列中的第 j 个值:

$$s(j) = |F_n(j)|^2, j = 1, 2, \dots, \lfloor \frac{n}{2} \rfloor$$

$\lfloor \cdot \rfloor$ 表示取整,计算功率谱的概率密度函数:

$$P_j = \frac{s(j)}{\sum_{k=1}^{\lfloor \frac{n}{2} \rfloor} s(k)}, j = 1, 2, \dots, \lfloor \frac{n}{2} \rfloor$$

[·]表示取整,最后计算信号的功率谱熵:

$$H = \frac{-\sum_{j=1}^{\lfloor \frac{n}{2} \rfloor} P_j \ln P_j}{\ln \lfloor \frac{n}{2} \rfloor}。$$

9. 根据权利要求8所述的基于功率谱熵差的铣削颤振在线检测方法,其特征在于,步骤4所得功率谱熵差为:

$$\Delta H(k) = \frac{1}{m} \sum_{i=0}^{m-1} [H_{rec}(k-i) - H_{recfiltered}(k-i)]$$

其中,m取5~11。

10. 根据权利要求1所述的基于功率谱熵差的铣削颤振在线检测方法,其特征在于,

a、功率谱熵差小于0时,颤振频段信号为噪声和微弱的转频及谐波成分,滤除转频及谐波成分使信号的频谱分布变的均匀,信号的功率谱熵在滤波后变大,处于平稳铣削状态;

b、功率谱熵差大于0时,颤振段的信号成分为噪声、转频及谐波成分和颤振成分,滤除转频及谐波成分的同时颤振成分被放大,信号的频谱分布变集中,信号的功率谱熵在滤波后变小,则处于颤振铣削状态。

一种基于功率谱熵差的铣削颤振在线检测方法

技术领域

[0001] 本发明属于机械加工状态的检测技术领域,具体涉及一种基于功率谱熵差的铣削颤振在线检测方法。

背景技术

[0002] 铣削加工是最常见的机加工方法,具有高效、高精度、低成本等优势,被广泛应用于航空、航天、模具、汽车等制造业领域。颤振是金属切削过程中的一种强烈的自激振动,会造成工件表面质量和尺寸降低,降低加工的合格率,并且会造成机床零件的过早疲劳损坏,加剧刀具磨损。选择偏保守的加工参数可以避免颤振的爆发,但降低了加工效率。尽管解析法可以分析得到铣削的稳定性叶瓣图,据此选择合适的加工参数,然而由于模型误差以及铣削过程的时变特性,因此依然有在线检测铣削颤振的需要。

[0003] 国内外学者对铣削颤振检测展开了许多研究,如利用振动加速度信号的自相关系数衡量信号中周期成分的强度,从而判断颤振状态;利用基于最小均方误差准则的自适应滤波器将颤振成分从采集到的加速度信号中分离开,并用方差比衡量原始信号中颤振成分的强弱,实现早期颤振的检测;使用EEMD将振动信号分解后筛选出其中的敏感IMFs,计算归一化能量比、变异系数和中心频率实现颤振检测;对采集到的信号进行小波包分解并重建出颤振频带信号,提取该频段信号的能量比和奇异谱熵系数,训练人工神经网络模型用于颤振的识别;通过训练栈式自编码器提取原始数据特征,并将提取到的特征用于训练支持向量机,实现颤振检测。

[0004] 检索现有文献发现,颤振检测的方法可以分为模式识别方法和阈值法两大类。模式识别方法需要有大量的带标签数据进行训练;而在阈值法中,阈值没有明确的物理意义,其设定需要大量的经验并有盲目性。铣削从平稳发展到颤振的过程中,信号由低频段的窄带分布演变为宽带分布,最后形成高频段的窄带分布,造成常用的选择归一化能量比最大的基本模式分量作为敏感基本模式分量并不能在颤振早期准确地筛选出颤振成分。

发明内容

[0005] 本发明的目的是提供一种基于功率谱熵差的铣削颤振检测方法,提供一个具有实际意义的阈值,避免阈值设定的盲目性。

[0006] 为了实现上述目的,本发明采用的技术方案是,一种基于功率谱熵差的铣削颤振在线检测方法,包含以下步骤:

[0007] 步骤1,采集铣削过程中的加速度信号 $X=[x_1, x_2, \dots, x_n]$, n 表示信号长度;

[0008] 步骤2,对步骤1所采集的加速度信号 X 进行变分模态分解并重建颤振频段信号,得到重建信号 X_{rec} ;

[0009] 步骤3,对步骤2所得重建信号 X_{rec} 进行自适应滤波,得到重建信号 $X_{rec_filtered}$;

[0010] 步骤4,分别计算步骤2所得信号 X_{rec} 和步骤3所得信号 $X_{rec_filtered}$ 的功率谱熵,从第 m 帧数据开始,当前帧的用于判别颤振的功率谱熵差为包括当前帧的前 m 帧原始功率谱熵差

的均值,得到功率谱熵差指标;

[0011] 步骤5,根据步骤4所得功率谱熵差指标判定颤振状态。

[0012] 采用三向加速度信号传感器采集加速度信号。

[0013] 三向加速度信号传感器安装在主轴的端部。

[0014] 三向加速度信号传感器连接数据采集卡,数据采集卡连接电脑,三向加速度信号传感器将监测到的加速度信号传输至数据采集卡,数据采集卡将数据传输至电脑。

[0015] 步骤2中,通过变分模态分解得到一组从低频到高频分布的基本模式分量,记为 $U = u_1, u_2, \dots, u_k$,其中 k 为分解模态的数量;并利用其中后半部分的高频的基本模式分量重建颤振频段信号 $X_{rec} = \sum_{i=\lfloor \frac{k}{2} + 1 \rfloor}^k u_i$,其中 $\lfloor \cdot \rfloor$ 表示取整。

[0016] 步骤3中,对重建的颤振频段信号进行最小均方误差准则下的自适应滤波滤除转频及其谐波成分,得到滤波后的重建信号 $X_{rec_filtered}$ 。

[0017] 步骤4中,先计算功率谱,再计算功率谱的概率密度函数,然后计算信号的功率谱熵。

[0018] 步骤4中,功率谱熵的计算方法如下:

[0019] 记 $Y = \{y(k), k=1, 2, \dots, n\}$ 为一个长度为 n 的时间序列,即一帧 X_{rec} 和 $X_{rec_filtered}$;

其傅里叶变换序列 $F_n(j) = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n y(k) W_n^{-kj}$, $j = 1, 2, \dots, n$;其中 $W_n = \exp\left(\frac{2\pi i}{n}\right)$, $i = \sqrt{-1}$ 表示虚数单位;

[0020] 计算信号的功率谱 $s(j)$, j 表示傅里叶变换序列中的第 j 个值:

$$[0021] \quad s(j) = |F_n(j)|^2, \quad j = 1, 2, \dots, \left\lfloor \frac{n}{2} \right\rfloor$$

[0022] $\lfloor \cdot \rfloor$ 表示取整,计算功率谱的概率密度函数:

$$[0023] \quad P_j = \frac{s(j)}{\sum_{k=1}^{\lfloor \frac{n}{2} \rfloor} s(k)}, \quad j = 1, 2, \dots, \left\lfloor \frac{n}{2} \right\rfloor$$

[0024] $\lfloor \cdot \rfloor$ 表示取整,最后计算信号的功率谱熵:

$$[0025] \quad H = \frac{-\sum_{j=1}^{\lfloor \frac{n}{2} \rfloor} P_j \ln P_j}{\ln \left\lfloor \frac{n}{2} \right\rfloor}。$$

[0026] 步骤4所得功率谱熵差为:

$$[0027] \quad \Delta H(k) = \frac{1}{m} \sum_{i=0}^{m-1} \left[H_{rec}(k-i) - H_{rec_filtered}(k-i) \right]$$

[0028] 其中, m 取5~11。

[0029] a、功率谱熵差小于0时,颤振频段信号为噪声和微弱的转频及谐波成分,滤除转频及谐波成分使信号的频谱分布变的均匀,信号的功率谱熵在滤波后变大,处于平稳铣削状态;

[0030] b、功率谱熵差大于0时,颤振段的信号成分为噪声、转频及谐波成分和颤振成分,滤除转频及谐波成分的同时颤振成分被放大,信号的频谱分布变集中,信号的功率谱熵在滤波后变小,则处于颤振铣削状态。

[0031] 与现有技术相比,本发明至少具有以下有益效果:变分模态分解有效缓解模态混叠现象,准确重建出颤振所在频段的信号,将幅值较大的低频段稳定成分去除,提高颤振检测的敏感性,功率谱熵差指标衡量滤波对颤振频段信号的影响,0作为阈值具有明确的物理意义。

[0032] 相比于传统的颤振检测方法,本发明方法将主要反映颤振信息的信号与颤振无关的信号分离开,检测指标阈值具有明确物理意义,避免阈值设定的盲目性,有效提高颤振检测的敏感性和准确性。

附图说明

[0033] 图1本发明方法的系统示意图。

[0034] 图2自适应滤波示意图。

具体实施方式

[0035] 以下结合附图及具体实施方式对本发明作进一步的详细说明。

[0036] 本发明基于功率谱熵差的铣削颤振在线检测方法包括下述步骤:

[0037] (1) 信号采集:

[0038] 如图1所示,铣刀3由刀柄2夹持安装与主轴1上,三向加速度信号传感器5安装在主轴1端,三向加速度信号传感器5的参数如表1所示,三向加速度信号传感器5配合数据采集卡6,数据采集卡6的参数如表2所示,向加速度信号传感器5与数据采集卡6用于采集铣削过程中的加速度信号,采集到的加速度信号用 $X=[x_1, x_2, \dots, x_n]$ 表示, n 表示信号长度,采集到的信号通过数据线传输至计算机4中,实现铣削颤振的在线检测。

[0039] 表1加速度传感器参数

型号	测量范围/ $m \cdot s^{-2}$	灵敏度/ $(mV/m \cdot s^{-2})$	重量/g
[0040] BK4525-B-001	± 500	X 向: 70.78	6
		Y 向: 10.41	
		Z 向: 1.078	

[0041] 表2数据采集卡参数

型号	差分通道	最大电压范围/V	激励电流/mA	模拟输入分辨率/bits
[0042] NI9234	4	± 5	2	24

[0043] (2) 对信号 X 进行变分模态分解并重建颤振频段信号:

[0044] 对采集到的原始加速度信号进行变分模态分解,得到一组从低频到高频分布的基本模式分量(IMFs),记为 $U=[u_1, u_2, \dots, u_k]$,其中 k 为分解模态的数量,通常取10~16;并利用其中后半部分的高频的基本模式分量重建颤振频段信号 $X_{rec} = \sum_{i=[\frac{k}{2}+1]}^k u_i$,其中 $[\cdot]$ 表示取整。

[0045] (3) 对重建信号 X_{rec} 进行自适应滤波:

[0046] 对重建的颤振频段信号进行最小均方误差准则下的自适应滤波滤除转频及其谐波成分,得到滤波后的重建信号 $X_{rec_filtered}$ 。

[0047] 图2为本发明中所用自适应滤波器的示意图, $\vec{x}(n)$ 由m组正弦和余弦信号构成, 每一组正余弦信号构成一个需要滤除的信号成分。m为谐波阶次, 通常取为采样频率除以转频的最小整数(即 $\frac{30f_s}{sp}$, f_s 为信号的采样频率, sp 为主轴转速, 单位是转/min), 其中第i阶谐波对应的输入信号为 $x_i = [x_{ci} \ x_{si}] = [\cos(i \times w \times nT) \ \sin(i \times w \times nT)]$, w 为转频角速度, T 为采样周期, n 表示当前时刻为一帧信号中的第n个点; $\vec{w}(n)$ 为一帧信号中第n个点处 $\vec{x}(n)$ 的权重, 其初值 $\vec{w}(1) = \vec{0}$ 。 $y(n) = \vec{x}(n) \cdot \vec{w}(n)$ 为输入与权值的内积, 表示需要滤除的成分混合后的信号幅值。 $X_{rec_filtered}(n) = X_{rec}(n) - y(n)$ 即为滤波后的信号幅值。据此更新第n+1个点处的权重, 更新公式为 $\vec{w}(n+1) = \vec{w}(n) + \frac{2\alpha}{m} X_{rec_filtered}(n) \vec{x}(n)$, 其中 α 为滤波器的步长,

[0048] (4) 计算重建信号的功率谱熵在滤波前后的差值:

[0049] 功率谱熵的变化范围为[0, 1], 也反映了时间序列频谱分布的均匀性, 分布越均匀功率谱熵越大, 分别对滤波前后的 X_{rec} 和 $X_{rec_filtered}$ 计算功率谱熵指标, 作差得功率谱熵差指标, 该指标反映了颤振频段的信号在频谱分布上受滤波的影响。

[0050] 功率谱熵的计算方法如下:

[0051] 记 $Y = \{y(k), k=1, 2, \dots, n\}$ 为一个长度为n的时间序列, 在本方法中即为一帧 X_{rec} 和 $X_{rec_filtered}$; 其傅里叶变换序列 $F_n(j) = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n y(k) W_n^{-kj}$, $j = 1, 2, \dots, n$; 其中 $W_n = \exp\left(\frac{2\pi i}{n}\right)$, $i = \sqrt{-1}$ 表示虚数单位。

[0052] 计算信号的功率谱 $s(j)$, j 表示傅里叶变换序列中的第j个值:

[0053] $s(j) = |F_n(j)|^2$, $j = 1, 2, \dots, \left[\frac{n}{2}\right]$; $[\cdot]$ 表示取整

[0054] 计算功率谱的概率密度函数:

[0055] $P_j = \frac{s(j)}{\sum_{k=1}^{n/2} s(k)}$, $j = 1, 2, \dots, \left[\frac{n}{2}\right]$; $[\cdot]$ 表示取整

[0056] 最后计算信号的功率谱熵:

[0057] $H = \frac{-\sum_{j=1}^{\left[\frac{n}{2}\right]} P_j \ln P_j}{\ln \left[\frac{n}{2}\right]}$

[0058] (6) 颤振状态的判定:

[0059] a、在平稳铣削时, 颤振频段信号为噪声和微弱的转频及谐波成分, 滤除转频及谐波成分使信号的频谱分布变的均匀, 信号的功率谱熵在滤波后变大;

[0060] b、在颤振发生时, 颤振段的信号成分为噪声、转频及谐波成分和颤振成分, 滤除转频及谐波成分的同时颤振成分被放大, 信号的频谱分布变集中, 信号的功率谱熵在滤波后变小;

[0061] 从第m帧数据开始, 当前帧用于颤振判别的功率谱熵差为前m帧(含当前帧)的原始

功率谱熵差的均值,能够有效消除数据波动的影响,即

$$[0062] \quad \Delta H(k) = \frac{1}{m} \sum_{i=0}^{m-1} [H_{rec}(k-i) - H_{rec_{filtered}}(k-i)]$$

[0063] 在实际操作中,m取5~11。

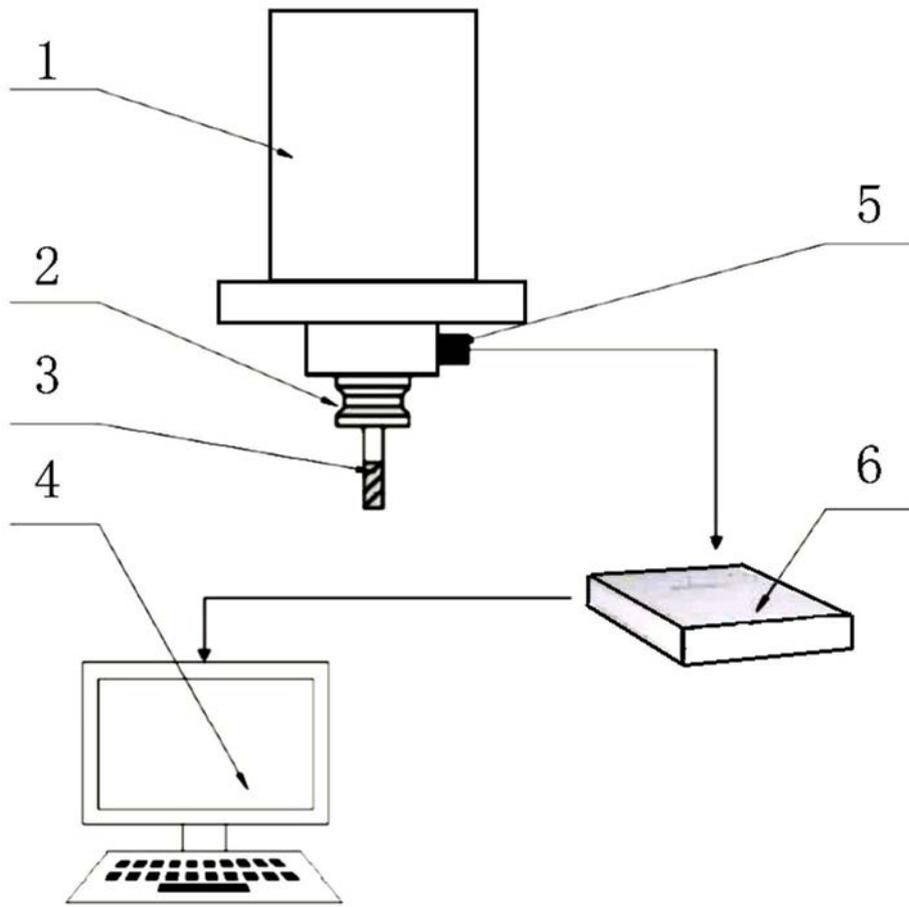


图1

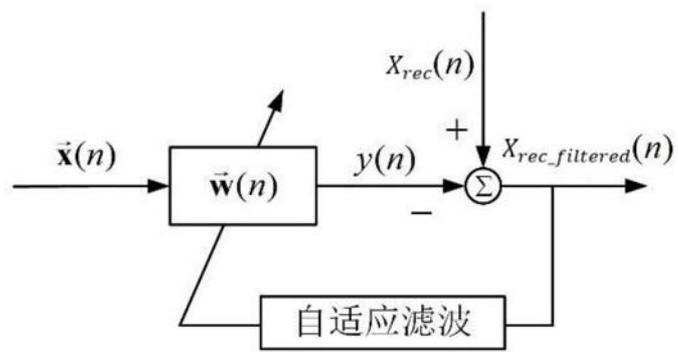


图2