

基于 IES 的切削颤振孕育期信号降噪方法*

郑华林¹, 高炜祥¹, 胡腾¹, 王虎¹, 阳红²

(1. 西南石油大学机电工程学院 成都, 610500)

(2. 中国工程物理研究院机械制造工艺研究所 绵阳, 621900)

摘要 切削颤振孕育期介于稳定切削与颤振爆发之间, 该阶段切削力信号中颤振特征具有典型微弱信息特性。采用基于总体经验模态分解(ensemble empirical mode decomposition, 简称 EEMD)与奇异值分解(singular value decomposition, 简称 SVD)相结合的方法对颤振孕育期信号进行降噪时, 大多存在噪声剔除不充分或微弱目标特征信息失真等问题。首先, 通过引入功率谱密度(power spectral density, 简称 PSD)与常相干函数(common coherency function, 简称 CCF)对 EEMD 降噪机制进行改进, 使微弱目标特征所在本征模态函数(intrinsic mode function, 简称 IMF)分量得到有效提取; 其次, 借助池化原理(pooling principle, 简称 PP)降低 IMF 分量复杂度, 并联合 SVD 对其实施分块降噪, 以实现微弱目标特征中所含噪声进行有效消减; 最后, 耦合上述改进并重构信号, 可面向微弱目标特征信号形成基于改进 EEMD-SVD(improved EEMD-SVD, 简称 IES)的降噪方法。分别利用 IES 与 EEMD-SVD 对 Rossler 混沌信号进行降噪处理, 并通过比较信噪比、均方误差及平滑度等降噪评价指标, 对所提方法在降噪有效性及信息保真度方面的优势进行量化验证。在此基础上, 再次借助所提 IES 方法对变轴向切深铣削实验中颤振孕育期切削力信号进行降噪分析。结果表明, 该方法能显著抑制颤振孕育期信号噪声, 并能有效避免微弱颤振特征信号失真问题。

关键词 切削颤振; 孕育期; 总体经验模态; 奇异值分解; 信号降噪

中图分类号 TH164

引言

颤振是导致切削加工不稳定和制约工件加工质量的重要原因之一^[1]。当前, 基于切削过程特征信号监测的颤振识别技术广泛应用于工程实际中。由于无需建立及求解复杂的非线性铣削动力学模型, 这类方法具有较广泛的应用前景^[2]。监测信号是切削过程的真实数字表征, 常常包含大量噪声污染, 对颤振特征的识别精度与效率有着不良影响^[3]。因此, 研究切削过程信号降噪方法, 切实提升信号信噪比有利于实现颤振精准识别, 具有重要的理论意义和工程价值。

近年来, 针对切削过程信号的降噪方法已成为国内外研究热点。Zafar 等^[4]提出了基于神经网络的刀具磨损声发射信号降噪方法, 有效消减了刀具磨损声信号中的背景噪声, 提高了刀具磨损状态辨识精度。Cabrera 等^[5]基于硬阈值小波降噪方法, 对切削力信号进行了分解与重构, 实验证明该方法能有效改善切削力信号的信噪比, 提高了铣削颤振识别系统运行可靠性。岳彩旭等^[6]结合经验模态分解与小波阈值, 实现了铣削力及铣削振动信号的有效降

噪。刘树聃^[7]等面向非线性振动信号, 提出了基于 EEMD 与 SVD 协同的降噪方法, 并通过实验对所提方法的有效性进行了验证。在装备运行状态信号降噪方面, Yu 等^[8]采用 EEMD 结合 SVD 对轴承状态监测数据进行了降噪及故障特征提取, 并通过 Gath-Geva 方法准确地诊断出轴承的工况。Yang 等^[9]研究了 EEMD 与样本熵、SVD 以及统计特征处理方法相结合的混合降噪方法, 并联合概率分类器构建了新的故障诊断系统, 实现了对非平稳和非线性状态监测信号的处理。Zhang 等^[10]利用 EEMD-SVD 对微振动信号进行了降噪, 提高了振动特征识别精度。张琛等^[11]借助相同方法对滚动轴承运行信号进行了降噪, 有效提取了轴承弱故障特征。

颤振孕育期信号中的颤振特征具有非平稳、非线性及能量低等特征^[12], 属于一类典型的微弱特征信号。然而, 传统 EEMD-SVD 对于颤振孕育信号的降噪处理存在一定局限性: ①原始信号经过 EEMD 分解后, 若仅以能量作为有效 IMF 分量筛选依据, 可能出现微弱颤振信息成分丢失的问题; ②由于目标特征信号存在高复杂度特性, 若直接采用奇

* 四川省科技厅重点研发资助项目(19ZDZX0055)

收稿日期: 2020-06-09; 修回日期: 2020-09-13

异值差分谱实现SVD降噪,亦可能存在噪声信息消减不充分及弱特征失真的问题^[13]。

为此,面向颤振孕育期切削力信号,以原始信号IMF分量筛选机制及其复杂度削减原理为切入点,提出一种基于IES的颤振孕育期信号降噪方法。首先,在传统EEMD基础上,利用PSD与CCF对原始信号中高、低能量IMF分量及后者中微弱颤振特征信号对应主、次IMF分量进行初步筛选;其次,基于PP对次分量进行非重叠分块,以降低其信息复杂度,并结合SVD实现分块降噪,有效消减次IMF分量中所含残余噪声;最后,将全部处理所得IMF分量进行重构,即获取颤振孕育期降噪信号。所提IES方法在确保孕育期切削颤振特征完整度的前提下,可实现有效降噪。

1 IES降噪方法

1.1 基于PSD与CCF的EEMD降噪改进

EEMD降噪主要分为3步:①利用EEMD算法对待处理信号进行分解,得到一系列IMF分量;②选择恰当阈值,对有效IMF分量进行提取;③对有效分量进行重构,即可得到降噪信号。

传统EEMD降噪方法大多引入能量密度作为有效IMF分量提取标准。PSD表示单位频率的信号功率^[14],其与能量密度具有相似的含义,因此可利用PSD作为阈值对信号中的有用成分进行初步提取。

令各IMF分量PSD为 p_w (w 为IMF分量的序号),原始信号整体PSD为 P ,则

$$K = p_w / P \quad (1)$$

其中: K 为功率谱比。

K 值越大,表示该IMF分量与原始信号越接近,即包含当前有效工况信息越多。考虑到PSD的计算依据^[14],提出借助频谱分析中各频率成分对应幅值在给定带宽中的占比对功率谱比 K 的阈值进行选取。该方法流程如下:

1) 将系统工频特征(齿通频率)幅值 N_1 和弱特征(颤振频率)幅值 N_2 之和 N_0 视作原始信号总能量估值;

2) 计算工频特征及弱特征对应幅值在原始信号中的占比,分别以 ω_1 和 ω_2 表示,即 $\omega_1 = N_1 / N_0$, $\omega_2 = N_2 / N_0$;

3) 以 ω_1 为PSD比阈值的选择上限, ω_2 为下限,完成PSD比阈值的选取;

4) 为避免工频特征提取时出现遗漏,实际PSD阈值选取应适当小于 ω_1 。

另一方面,由于颤振孕育期所含颤振特征能量

较低,若仅采用PSD阈值处理难以保证颤振特征信息得到提取。由于颤振频率分布在刀尖点模态固有频率附近^[15],且刀尖点1阶模态在其动力学特性中通常占据主导地位^[16],因此首先要对机床刀尖点实施锤击模态实验,辨识其1阶模态固有频率,并以此作为依据对微弱颤振特征对应主体IMF分量进行判定。CCF是在功率谱的基础上对2个信号之间的相关程度进行分析,相比于欧式距离等时域相关性分析方法,更适用于频域信息分析^[17-18]。因此,以CCF为分析手段,并将1阶模态固有频率对应主体IMF量为判断依据,对剩余IMF分量中含有颤振特征的分量进行提取。

令辨识所得系统1阶固有频率及剩余IMF分量分别为 y^* 和 x^* ,则二者常相干函数^[19]为

$$\gamma_{x^*y^*}^2(f) = \frac{|G_{x^*y^*}(f)|^2}{G_{x^*x^*}(f)G_{y^*y^*}(f)} \quad (2)$$

其中: $G_{x^*x^*}(f)$, $G_{y^*y^*}(f)$ 分别为二者自功率谱密度; $|G_{x^*y^*}(f)|$ 为二者互功率谱密度; $\gamma_{x^*y^*}^2(f)$ 为2种成分IMF分量间的相关程度。

$\gamma_{x^*y^*}^2(f)$ 值越大,则表明低能量成分对应IMF分量中所含微弱颤振特征信息越多。根据常相干函数的定义,再次利用频谱分析中各频率成分对应幅值的占比对式(2)阈值进行选取,步骤如下:

1) 根据实验模态分析,可得切削系统首阶固有频率 F_1 及其幅值 A_1 ,颤振频率 f_c 位于 F_1 附近,故令 A_1 为颤振特征主分量;

2) 根据 A_1 计算剩余各分量所含颤振特征的总幅值,若剩余分量个数为 q ,则各分量平均幅值为 $(1 - A_1)/q$;

3) 计算 A_1 在原始信号弱特征分量 N_2 中的占比 L_1 ,进而计算剩余 q 个分量所含颤振特征在原始信号弱特征分量 N_2 中的平均占比 l_1, l_2, \dots, l_q ,故有 $L_1 = A_1 / N_2, l_1 = l_2 = \dots = l_n = \frac{(1 - A_1)/n}{N_2}$;

4) 定义 $\gamma_c = l_q / L_1$,并将其作为常相干函数的参考阈值;

5) 为避免颤振特征遗漏,实际阈值选取时应适当小于 γ_c 。

1.2 基于PP的SVD分块降噪

基于PSD和CCF所提取的IMF分量虽然包含了齿通频率信息以及微弱颤振信息,但是信号中也混有其他非相关噪声信息。如果直接将其与主要有用分量进行重构,得到的降噪信号中可能仍会含有大量噪声成分,导致降噪效果不佳。为了进一步提高降噪效果,提出引入卷积神经网络的池化原理对

SVD 降噪算法进行改进,用于残余颤振特征信息所在 IMF 分量降噪。

在卷积神经网络中,池化操作常用于降低数据复杂度,以解决过拟合问题^[20]。因此,引入重叠池化方法改进奇异值分解。对池化处理前的矩阵数据先进行非重叠分块,将其分解为没有重复数据的多个小矩阵块,以提高池化处理的运算速度。

以 8×8 矩阵为例,其非重叠分块如图 1 所示。图中: A_0 为 8×8 矩阵; A_1, A_2, A_3 及 A_4 分别为非重叠分块处理后所得 4×4 分块矩阵,且 4 个分块矩阵在 A_0 中彼此相邻且不重叠。

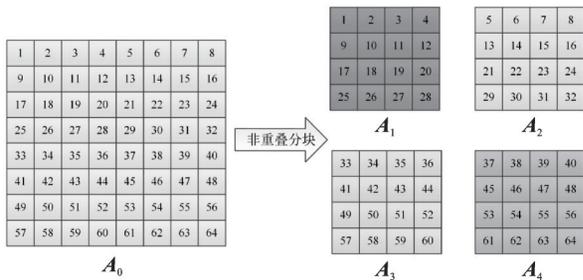


图 1 非重叠分块

Fig.1 Non-overlapping blocks

图 2 为图 1 中分块矩阵 A_1 进行重叠池化操作的结果。其中: A_{11} 的第 2、第 3 列与 A_{12} 的第 1、第 2 列重叠;第 2、第 3 行与 A_{13} 的第 1、第 3 行重叠,依次类推可以获得后续重叠池化结果。

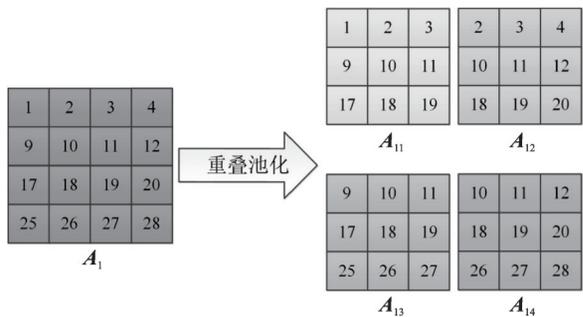


图 2 重叠池化

Fig.2 Overlapping pooling

SVD 降噪算法首先采用 SVD 进行数据分解,然后选择保留奇异值阶数,最后根据保留奇异值阶数对数据重构实现降噪。SVD 对信号分解时,令 A 为 1 维信号转换成的 1 个 $m \times n$ 矩阵,奇异值分解则是将矩阵 A 分解成大小分别为 $n \times r, r \times r$ 和 $r \times m$ 的 3 个矩阵,分别用 U, S 和 V 表示。其中: r 为矩阵 A 的秩;矩阵 U 和 V 都为酉矩阵,满足 $UU^T = E, VV^T = E, E$ 为单位矩阵; S 为奇异值矩阵。SVD 分解和重构信号的表达式^[21]分别为

$$A = USV^T =$$

$$[u_1, u_2, \dots, u_n] \begin{bmatrix} \lambda_1 & & & \\ & \lambda_2 & & \\ & & \ddots & \\ & & & \lambda_r \end{bmatrix} [v_1, v_2, \dots, v_m]^T \quad (3)$$

$$A' = U' \Sigma V'^T =$$

$$[u_1, u_2, \dots, u_n] \begin{bmatrix} \lambda_1 & & & \\ & \lambda_2 & & \\ & & \ddots & \\ & & & \lambda_k \end{bmatrix} [v_1, v_2, \dots, v_m]^T \quad (4)$$

其中: S 里的 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_r$ 由大到小依次排列; Σ 为降阶后的奇异值矩阵; k 为保留的阶数。

对于 CCF 提取的 IMF 分量,采用 PP 改进后的 SVD 方法降噪时,首先将其 1 维数据转化为 Hankel 矩阵,再根据图 3 所示分块降噪步骤实现降噪处理。

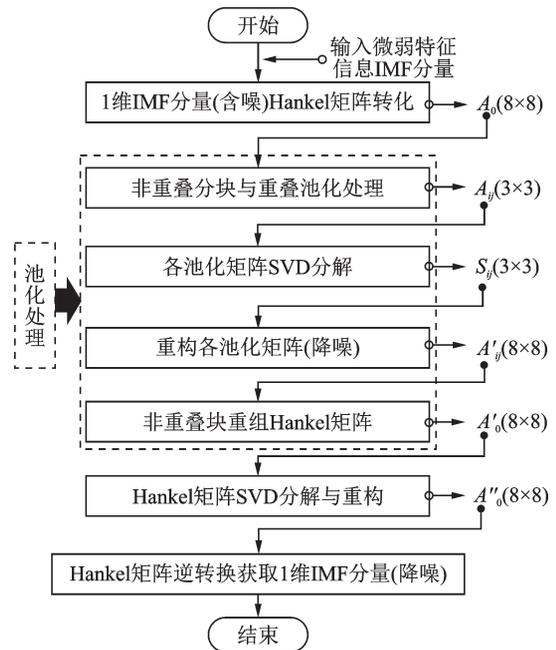


图 3 基于 PP 的 SVD 分块降噪步骤

Fig.3 Denoising step of PP-SVD method

1.3 IES 降噪方法

综合 1.1 和 1.2 节的内容,可得 IES 降噪方法如图 4 所示。

2 数值仿真验证

2.1 基于 IES 的 Rossler 混沌信号降噪

为验证所提方法对非线性信号降噪的适用性与

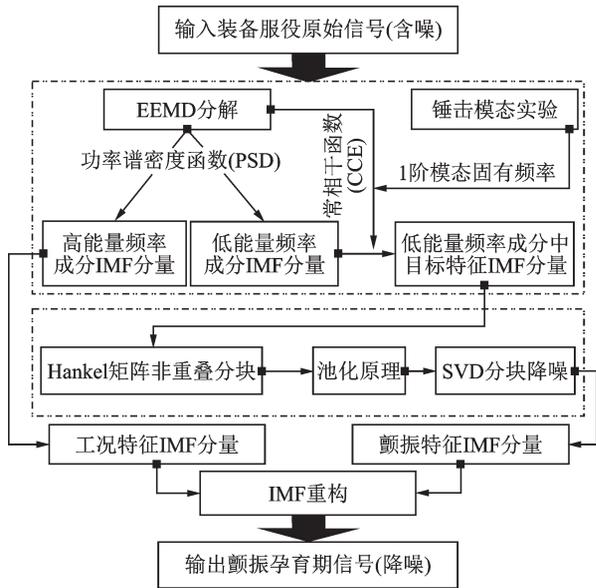


图 4 IES 降噪方法

Fig.4 IES signal noise reduction methods

优势,选择 Rossler 混沌系统构造仿真信号并对其进行降噪分析。Rossler 混沌系统的构造表达式^[22]为

$$\begin{cases} \dot{x} = -(y + z) \\ \dot{y} = x + ay \\ \dot{z} = b + xz - cz \end{cases} \quad (5)$$

为便于验证,采用文献[22]中的设定参数,即 $a=0.2, b=0.2, c=5.7$; 初始值 $x_0 = -1, y_0 = -1, z_0 = -1$; 时间间隔 $\Delta t = 0.1$ 。迭代 10 000 次,取其中 2 000 个点作为仿真信号。

图 5、图 6 分别为 Rossler 仿真信号及其对应含噪信号的时频特征,其中含噪信号是依据仿真信号添加白噪声所得,纵坐标为仿真信号无量纲幅值。

利用所提 IES 方法对该仿真信号进行降噪处理。其中,根据 1.1 节所提方法,可得功率谱比 K 及常相干函数 γ 参考阈值,且 $w_1 = 0.56, w_2 = 0.31, \gamma_c = 0.105$ 。进而由阈值选择原则,取 $K_0 = 0.5, \gamma_{x_0, y_0}^2 = 0.1$ 。

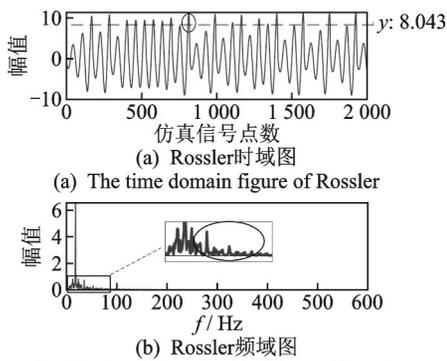


图 5 Rossler 仿真信号

Fig.5 The simulation signal of Rossler

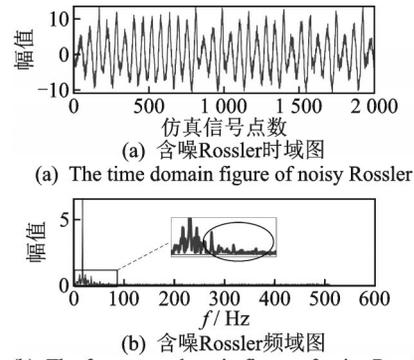


图 6 含噪 Rossler 仿真信号

Fig.6 The simulation signal of noisy Rossler

图 7 所示为含噪仿真信号经 EEMD 分解后的结果,由图可知:EEMD 可有效将含噪仿真信号分解为不同频段的信号分量。利用所提阈值处理方法,即可确定其主分量为 IMF_4 , 对应 PSD 比值 $K = 0.872 1$ 大于阈值 0.5; 残余信息所在分量为 IMF_3 和 IMF_6 , 对应的常相干函数分别为 $\gamma_{IMF_3IMF_4}^2(f) = 0.360 0, \gamma_{IMF_6IMF_4}^2(f) = 0.431 0$, 且都大于阈值 0.1。同时,对比图 7(a)和图 5 可知,虽然 IMF_4 与图 5 所示的仿真信号相似度高,但并未包含仿真信号(不含噪)完整特征信息,其余特征信息包含于其他 IMF 分量中。

采用改进 SVD 降噪方法对 IMF_3 和 IMF_6 进一步处理,将最终处理所得 IMF_3, IMF_6 与 IMF_4 一并重构即可得降噪后信号。EEMD-SVD 降噪方法以及 IES 降噪方法对含噪声仿真信号的降噪时频特征如图 8 所示。

图 8(b)为 IES 对含噪仿真信号的降噪结果时域图,分析可知,经 IES 方法降噪后,信号中所含噪声已得到较大程度去除。图 8(d)为 IES 对含噪仿真信号降噪后的频域图,与图 5(b)和图 6(b)进行对比可以看出,降噪后信号在有效剔除噪声的同时较为完整地保留了信号中的有用信息成分。

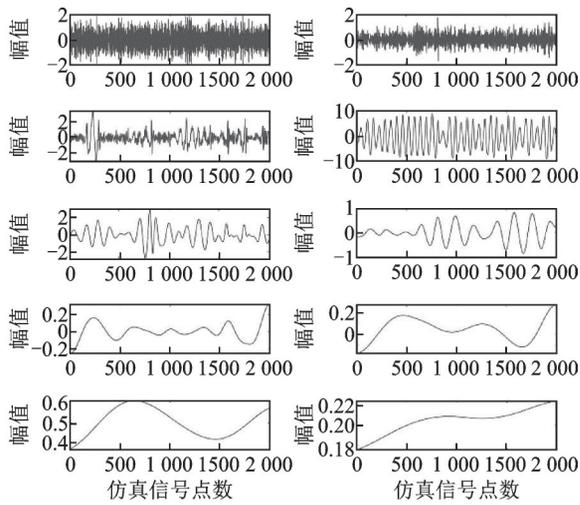
观察时域特征可知,经 IES 降噪所得信号与仿真信号幅值吻合程度更高;而在频域特征方面,虽然 IES 和 EEMD-SVD 算法对噪声频段信息的处理效果都很好,但分析圆圈中频率成分可知,经 IES 降噪后所得信号更加符合仿真信号的频域信息。

上述分析充分验证了 IES 方法在非线性信号降噪有效性方面及原始信号特征成分保真方面较传统 EEMD-SVD 方法更具优势。

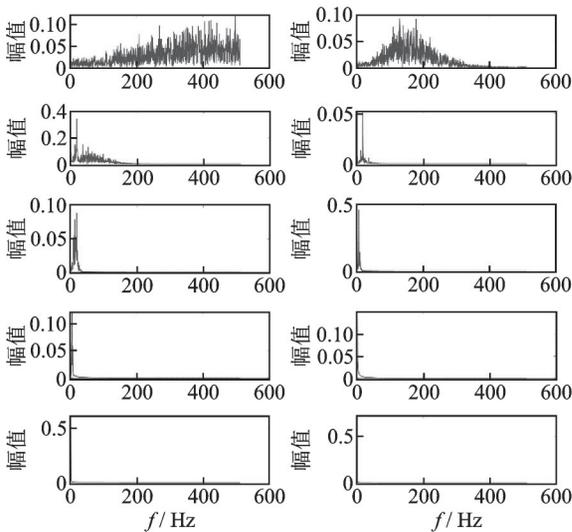
2.2 降噪方法对比分析

以信噪比、均方差及平滑度为评价依据,对图 8 中所得降噪结果进行对比,如表 1 所示。

由表 1 可知: IES 的信噪比大于 EEMD-SVD 方



(a) 时域图
(a) The time domain figure



(b) 频域图
(b) The frequency domain figure

图 7 EEMD 分解结果

Fig.7 The result of EEMD

法,并且在小于含噪仿真信号信噪比的条件下最接近含噪仿真信号的信噪比;均方差和平滑度上,IES方法在满足含噪仿真信号上、下限的条件下都是最优值。综合分析 3 个参数指标得出,IES方法在降噪效果上比 EEMD-SVD 降噪算法更具优势。

根据 2.1 和 2.2 节中对含噪仿真信号降噪与结果分析,验证了 IES 方法相比于其他传统降噪方法,能够很大程度上保留原始信号的有效成分,并且具有较好的降噪效果。

3 物理实验应用与分析

为进一步验证所提方法对颤振孕育期信号降噪的有效性及其信息保真优势,基于某型立式加工中心搭建如图 9 所示的实验设备及平台。所选刀具为 $\phi 20$ mm 整体式硬质合金立铣刀,工件材料为铝合

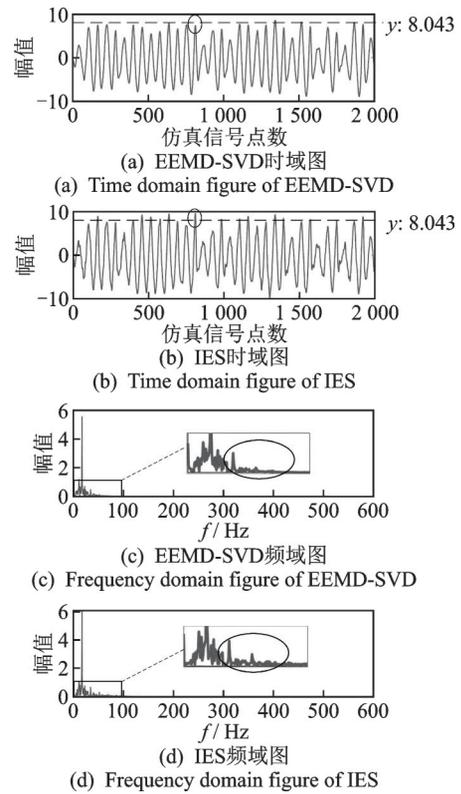


图 8 EEMD-SVD 和 IES 方法降噪后的仿真信号

Fig.8 The simulation signal by EMD-SVD and IES

表 1 信噪比、均方差及平滑度参数对比

Tab.1 Comparison of SNR, mean square error and smoothness parameters

数据类别	信噪比	均方差	平滑度
含噪仿真信号	13.752 5	0.935 9	0.163 1
EEMD-SVD	9.715 8	1.614 0	0.121 6
IES	12.592 7	1.076 0	0.133 4

金 AL7075-T6,轴向切削深度范围为 0~8 mm。利用 Dewesoft 动态测试系统对刀尖点实施锤击模态实验,得刀尖点 1 阶模态固有频率为 1 178.1 Hz。

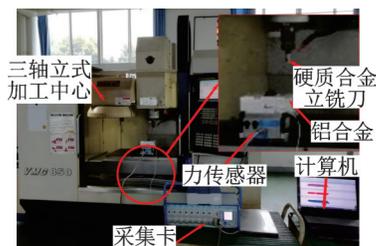


图 9 实验设备及平台

Fig.9 Test equipment and platform

铣削实验期间,主轴转速与进给速度保持恒定,分别为 3 050 r/min 和 200 mm/min,借助 Kistler 铣削力测试系统对实验过程中铣削力信号进行采集。工件最终铣削表面如图 10 所示,通过观测可知,随

随着铣削深度增加至 5.3 mm 左右时,工件表面开始出现振纹。这说明随着切深变化,该铣削过程由稳定铣削经颤振孕育逐渐过渡至铣削颤振,采集所得变切深铣削力信号时域图如图 11 所示,其中 6.0~9.5 s 区间所得信号能充分展示颤振孕育的过程,可直观地观察到切削稳定性的演变。

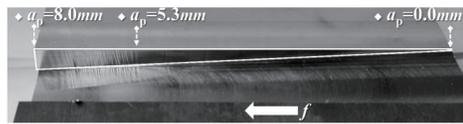


图 10 铣削工件表面图像

Fig.10 The figure of milling work surface

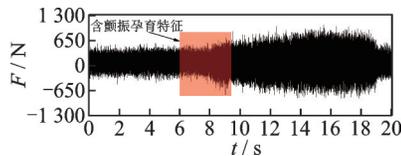


图 11 变切深铣削力信号时域图

Fig.11 The diagram of time domain signal of milling force

图 12,13 分别为降噪前后时域信号及频域信号对比图。由图中原始信号可以看出:信号被大量噪声所覆盖,且时域图中颤振和非颤振的演变不能清晰地辨别;频域图中颤振对应频段由于被噪声湮没,不能有效识别微弱的颤振特征信息对应频率。分别采用 EEMD、传统 EEMD-SVD 及所提 IES 对颤振孕育期信号进行降噪处理,其中应用 IES 方法进行降噪处理时, $\omega_1 = 0.53, \omega_2 = 0.36, \gamma_c = 0.13$, 根据 1.1 节中所提方法选择 PSD 阈值和常相干函数阈值分别为 0.5 和 0.1。

图 12, 13 展示了颤振孕育期切削力信号经 EEMD、传统 EEMD-SVD 以及 IES 降噪后的时频

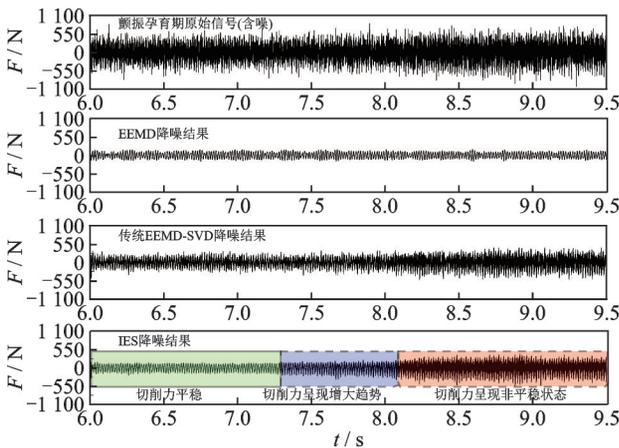


图 12 降噪前后时域信号对比图

Fig.12 The contrast diagram of time domain signal before and after denoising

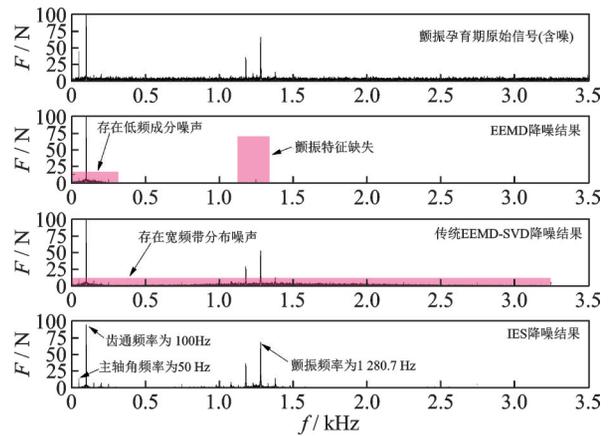


图 13 降噪前后频域信号对比图

Fig.13 The contrast diagram of frequency domain signal before and after denoising

特征。由图 12 可知,所提 IES 方法在降噪有效性及微弱特征信息保真性方面效果更佳。

4 结 论

1) 所提 IES 方法适用于非线性特征信号降噪,且具有特征信息保真度高、噪声剔除充分等优点。相比传统 EEMD-SVD 方法,其更有利于提升降噪信号的信噪比、均方差及平滑度等信号质量指标。

2) 借助所提 IES 方法对某铣削颤振孕育期切削力信号进行了降噪处理,结果表明,该方法不仅能有效提升该阶段信号信噪比,并能充分保留颤振特征的频率成分。

参 考 文 献

[1] 马海峰. 基于滑模控制的车削颤振主动控制方法研究[D]. 上海: 上海交通大学, 2017.

[2] 杨坤, 黄立新. 切削颤振的研究进展综述[J]. 应用力学学报, 2019, 36(6): 1464-1470, 1528.
YANG Kun, HUANG Lixin. Review of chatter issues in machining[J]. Chinese Journal of Applied Mechanics, 2019, 36(6): 1464-1470, 1528. (in Chinese)

[3] 李尧, 刘强. 基于小波包 Hilbert-Huang 变换的数控铣削颤振诊断技术[J]. 计算机集成制造系统, 2015(1): 204-216.
LI Yao, LIU Qiang. Chatter identification in CNC milling based on wavelet packet and Hilbert-Huang transform[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2015(1): 204-216. (in Chinese)

[4] ZAFAR T, KAMAL K, SHEIKH Z, et al. A neural network based approach for background noise reduction in airborne acoustic emission of a machining process[J]. Journal of Mechanical Science and Technology, 2017,

- 31(7): 3171-3182.
- [5] CABRERA C G, ARAUJO A C, CASTELLO D A. On the wavelet analysis of cutting forces for chatter identification in milling[J]. *Advances in Manufacturing*, 2017, 5(2): 130-142.
- [6] 岳彩旭,高海宁,张海涛,等.汽车覆盖件拼接模具硬态铣削过程的动态特性[J].*振动、测试与诊断*,2017, 37(4):822-829.
YUE Caixu, GAO Haining, ZHANG Haitao, et al. Dynamic characteristics of hard milling process of splicing dies for automobile cover panel[J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2017, 37(4): 822-829.(in Chinese)
- [7] 刘树聃,陈知行.奇异值分解和EEMD的非线性振动信号降噪方法[J].*探测与控制学报*,2019,41(3): 37-42.
LIU Shudan, CHEN Zhixing. Nonlinear vibration signal de-noising based on singular value decomposition and EEMD[J]. *Journal of Detection & Control*, 2019, 41(3):37-42. (in Chinese)
- [8] YU K, LIN T R, TAN J W. A bearing fault diagnosis technique based on singular values of EEMD spatial condition matrix and Gath-Geva clustering[J]. *Applied Acoustics*, 2017, 121: 33-45.
- [9] YANG Z X, ZHONG J H. A hybrid EEMD-based SampEn and SVD for acoustic signal processing and fault diagnosis [J]. *Entropy*, 2016, 18(4): 112.
- [10] ZHANG J, JIANG R, LI B, et al. An automatic recognition method of microseismic signals based on EEMD-SVD and ELM [J]. *Computers and Geosciences*, 2019, 133: 104318.
- [11] 张琛,赵荣珍,邓林峰,等.基于SVD-EEMD和TEO的滚动轴承弱故障特征提取[J].*振动、测试与诊断*, 2019,39(4):720-726.
ZHANG Chen, ZHAO Rongzhen, DENG Linfeng, et al. Weak fault feature extraction method for rolling bearings based on SVD-EEMD and TEO energy spectrum [J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2019, 39(4): 720-726. (in Chinese)
- [12] 汪晓姗.基于多分量信号分解的铣削颤振识别[D].上海:上海交通大学,2018.
- [13] 秦毅,张清亮,赵月.基于自适应奇异值分解的行星齿轮箱故障诊断方法[J].*振动与冲击*,2018,37(17): 122-127.
QIN Yi, ZHANG Qingliang, ZHAO Yue. Fault diagnosis method for planetary gearboxes based on adaptive SVD[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2018, 37(17): 122-127. (in Chinese)
- [14] 闫英,周平,郭晓光,等.PSD法在超精密加工质量评价中的应用[J].*实验室科学*,2018,21(4):11-14.
YAN Ying, ZHOU Ping, GUO Xiaoguang, et al. Application of PSD method in ultra-precision machining quality evaluation[J]. *Laboratory Science*, 2018, 21(4): 11-14.(in Chinese)
- [15] 祁斌.基于RCSA的主轴刀具系统刀尖点频响函数预测[D].大连:大连理工大学,2016.
- [16] 范登科.VDF-850型立式加工中心静动态特性分析与铣削稳定性预测[D].马鞍山:安徽工业大学,2018.
- [17] 霍文君,王伟,李文.AnomalyDetect:一种基于欧式距离的在线异常检测算法[J].*中国科学技术大学学报*, 2019,49(7):555-563,571.
HUO Wenjun, WANG Wei, LI Wen. AnomalyDetect: an online distance-based anomaly detection algorithm [J]. *Journal of University of Science and Technology of China*, 2019, 49(7): 555-563, 571. (in Chinese)
- [18] 李小珍,刘孝寒,张迅,等.基于相干分析的高铁简支箱梁结构噪声源识别方法研究[J].*工程力学*, 2014, 31(1):129-136.
LI Xiaozhen, LIU Xiaohan, ZHANG Xun, et al. Research on identification of structure-borne noise source of high-speed railway simply-supported box girder based on coherence analysis[J]. *Engineering Mechanics*, 2014, 31(1): 129-136. (in Chinese)
- [19] 乔晋红.基于偏相干分析的车内噪声源识别与控制研究[D].合肥:合肥工业大学,2016.
- [20] 许少尉,陈思宇.基于深度学习的图像分类方法[J].*电子技术应用*,2018,44(6):116-119.
XU Shaowei, CHEN Siyu. Image classification method based on deep learning [J]. *Application of Electronic Technique*, 2018, 44(6): 116-119. (in Chinese)
- [21] SCHANZE T. Compression and noise reduction of biomedical signals by singular value decomposition [J] *IFAC-Papers Online*, 2018, 51(2): 361-366.
- [22] 杨宏.经验模态分解及其在水声信号处理中的应用[D].西安:西北工业大学,2015.



第一作者简介:郑华林,男,1965年3月生,博士、教授、博士生导师。主要研究方向为智能制造工艺与装备关键技术。曾发表《螺栓结合部切向动力学行为辨识方法》(《振动、测试与诊断》2019年第39卷第5期)等论文。

E-mail: zhl@swpu.edu.cn

通信作者简介:胡腾,男,1982年9月生,博士、副教授、硕士生导师。主要研究方向为高性能精密制造工艺与装备关键技术。

E-mail: tenghu@swpu.edu.cn