弹性支承振动应力信号降噪方法及其性能对比

边 杰 ^{1,2,3},郑锦妮 ¹,陈亚农 ^{1,2,3},徐友良 ^{1,2} (1.中国航发湖南动力机械研究所; 2.中国航空发动机集团航空发动机振动技术重点实验室; 3.直升机传动技术国防科技重点实验室:湖南株洲 412002)

摘要:针对弹性支承振动应力信号中存在的低频宽带噪声及宽频带的背景噪声干扰问题,提出基于 EMD、CEEMDAN、LMD、ITD 和 VMD 5 种信号分解方法的信号降噪方法。利用 5 种方法对原始信号进行分解,得到 1 组初始模态分量,并结合归一化样本熵、SVD 和峭度系数,有效地剔除噪声成分。弹性支承振动应力信号的降噪表明:在 5 种信号降噪方法中,采用 VMD-SampEn-SVD 方法降噪后的弹性支承振动应力信号的信噪比为 8.11dB,相关系数为 0.92,均方误差为 0.43,计算时间为 18.04 s,其综合降噪效果最佳。

关键词:信号降噪;信号分解;弹性支承振动应力;样本熵;奇异值分解;峭度系数;航空发动机

中图分类号: V216.2+1

文献标识码:A

doi:10.13477/j.cnki.aeroengine.2020.05.013

Elastic Support Vibration Stress Signal De-noising Methods and Performance Contrast

BIAN Jie 1,2,3, ZHENG Jin-ni 1, CHEN Ya-nong 1,2,3, XU You-liang 1,2

(1.AECC Hunan Aviation Powerplant Research Institute; 2.AECC Key Laboratory of Aero-Engine Vibration Technology; 3.National Key Laboratory of Science and Technology on Helicopter Transmission; Zhuzhou Hunan 412002, China)

Abstract: In view of the problems of noise disturbance of low-frequency broadband noise and broadband background noise in vibration stress signal of elastic support, the signal de-noising methods were proposed based on signal decomposition method such as EMD, CEEMDAN, LMD, ITD and VMD. Five methods were used to decompose the original signal, and a group of initial modal components were obtained. Combined with normalized sample entropy, SVD and kurtosis coefficient, the noise component was effectively eliminated. The results show that the signal-noise-ratio of the vibration stress signal of elastic support is 8.11 dB after de-noising by VMD-SampEn-SVD method, the correlation coefficient is 0.92, the mean square error is 0.43, and the calculation time is 18.04 s. The comprehensive de-nosing effect is the best.

Key words: signal de-noising; signal decomposition; vibration stress of elastic support; sample entropy; singular value decomposition; kurtosis coefficient; aeroengine

0 引言

弹性支承作为 1 种支承结构, 普遍用于中小型航空发动机的转子支承中,可用于调节转子的临界转速且具有减振降幅的功能。为了保证转子安全运行, 在弹性支承的弹条上粘贴应变片, 通过测量弹性支承振动应力信号监测转子的振动状态。弹性支承振动应力信号常受其他信号干扰,由于噪声信号的存在, 使转子固有的特征信息反而不明显。为此, 通常在对弹性支承振动应力信号进行频谱分析前作降噪处理, 减小噪声对弹性支承振动应力信号的影响。

目前,基于时频信号分解方法的信号降噪技术的快速发展,建立了如小波变换(Wavelet Transform, WT)^[1]、经验模态分解(Empirical Mode Decomposition, EMD)^{[2]、}集合经验模态分解(Ensemble Empirical Mode Decomposition, EEMD)^[3-4]以及互补集合经验模态分解(Complete Ensemble Empirical Mode Decomposition, CEEMD)和排列熵的小波阈值^[5]的降噪方法等。小波降噪方法基于小波变换或小波阈值降噪,对于噪声频带和有用信号相互分离时的确定性噪声能基本降噪;但在噪声频带和有用信号相互叠加时,降噪效果不明

收稿日期:2019-07-16 基金项目:航空科学基金(2014ZD08007)、中国航空发动机集团科技创新平台项目(CXPT-2018-027)资助作者简介:边杰(1985),男,硕士,高级工程师,从事航空发动机与直升机传动系统振动试验及故障诊断工作;E-mail;bianjie_hrbeu@163.com。

引用格式: 边 杰,郑锦妮,陈亚农,等. 弹性支承振动应力信号降噪方法及其性能对比[J].航空发动机,2020,46(5):71-77. BIAN Jie, ZHENG Jinni, CHEN Yanong, et al. Elastic supporter vibration stress signal de-noising methods and performance contrast[J]. Aeroengine, 46(5):71-77.

显¹⁶。无论 EMD、EEMD 还是 CEEMD 降噪方法,都是基于 EMD、EEMD 和 CEEMD 分解。受这些方法自身的影响,如 EMD 分解不稳定、存在模态混叠现象,导致某一固有模态分量中包含不同尺度的信号或相似尺度信号存在于不同模态分量中¹⁷。EEMD 和 CEEMD 降噪方法在原始信号中加入了白噪声,使得分解结果受到残余噪声的影响。

近年来,在时频信号分解方法研究成果的基础上,本文结合样本熵(Sample Entropy, SampEn)、奇异值分解(Singular Value Decomposition,SVD)及峭度系数等,提出用于弹性支承振动应力信号降噪的方法,并对几种方法的降噪效果和计算效率进行对比,得到1种用于弹性支承振动应力信号降噪的最有效方法。

1 时频信号分解方法

1.1 EMD 方法

EMD 方法是 1 种自适应的信号分解方法,对于信号 x(t), EMD 的分解步骤如下^[8]:

- (1)使用 3 次样条曲线分别连接相邻的局部极值 点,得到上、下包络线。
 - (2)将上、下包络进行平均,得到均值 m(t)。
 - (3)计算 h(t)=x(t)-m(t)。
- (4)对 h(t)重复步骤(1)~(3),直至 m(t)接近于 0。则 h(t)为 IMF 分量,记为 c(t)。
 - (5)计算余项 r(t)=x(t)-c(t)。
- (6)将 r(t)替代 x(t)重复步骤(1)~(5),得到下一个 IMF 分量和余项。

因此,信号 x(t)经 EMD 分解后进行重构为

$$x(t) = \sum_{i=1}^{n} c_i(t) + r_n(t)$$
 (1)

式中: $c_i(t)$ 为第i个 IMF 分量; $r_n(t)$ 为第n个余项。

1.2 CEEMDAN 方法

对于给定信号 x [n],由 EMD 方法分解得到第阶模态定义为 $E_j(\cdot)$,自适应噪声完备集成经验模态分解(Complete Ensemble Empirical Mode Decomposition with Adaptive Noise, CEEMDAN)的分解过程如下[n]:

(1)使用 EMD 方法对信号 $x[n]+\varepsilon_0\omega^i(n)$ 进行 I 次试验,分解得到第 1 个模态为

$$IMF_{1}[n] = \frac{1}{I} \sum_{i=1}^{I} imf_{1}^{i}[n] = \overline{imf}_{1}[n]$$
 (2)

(2)在第 1 阶段(k=1), 计算第 1 个残量信号

$$r_1[n] = x[n] - IMF_1[n] \tag{3}$$

(3)在 i 次试验中,对信号 $r_1[n]+\varepsilon_1E_1(\omega^i(n))$, ($i=1,\dots,I$)进行分解,直到得到第 1 个 EMD 模态分量为止,定义第 2 个模态分量为

$$IMF_{2}[n] = \frac{1}{I} \sum_{i=1}^{I} E_{1}(r_{1}(n) + \varepsilon_{1}E_{1}(\omega^{i}[n]))$$
 (4)

(4)当 $k=2,\cdots,K$ 阶段时,计算第 k 个残量信号

$$r_k[n] = r_{(k-1)}[n] - IMF_k[n]$$
 (5)

(5)同步骤(3),计算得到第 k+1 个模态分量为

$$IMF_{(k+1)}[n] = \frac{1}{I} \sum_{i=1}^{I} E_1(r_k(n) + \varepsilon_k E_k(\omega^i[n]))$$
 (6)

(6)对于下一个 k 阶段, 重复步骤(4), 直至残量信号不能再分解为止(极值点数不超过 2)。

$$R[n] = x[n] - \sum_{k=1}^{K} IMF_k \tag{7}$$

式中: K 为总的模态分量数。

则最终信号 x[n]表示为

$$x[n] = \sum_{k=1}^{K} IMF_k + R[n] \tag{8}$$

1.3 LMD 方法

局部均值分解(Local Mean Decomposition,LMD) 方法将调制信号分解成 1 组乘积函数(PFs),每个乘积函数是 1 个包络信号和调频信号的乘积。LMD 分解算法简要介绍如下^[10]。

对于给定信号 x(t),设初值 $r_0(t)=x(t)$,i=0。

- (1)设 $c_0(t)=r_i(t), j=0$ 。
- (2)识别极值点 $c_j(t)$,采用 2 个相邻极值点计算局部均值和包络为 $m_i = (c_j(t_i) + c_j(t_{i+1}))/2$, $a_i = |c_j(t_i) c_j(t_{i+1})|/2$ 。
- (3)采用滑移平均方法对局部均值和局部包络进行平滑,得到 $m_i(t)$ 和 $a_i(t)$ 。
 - (4) 计算函数 $c_{j+1}(t) = (c_j(t) m_j(t))/a_j(t)$ 。 a.若 $a_j(t)$ 满足 $\lim_{t \to \infty} a_j(t) = 1$,设 i = i + 1,使

$$A_i(t) = \prod_j a_j(t) F_i(t) = \frac{\mathrm{d}(\arccos(c_j(t)))}{2\pi \cdot \mathrm{d}t},$$

$$PF_{i}(t) = A_{i}(t) \cdot c_{i}(t), r_{i}(t) = r_{i-1}(t) - PF_{i}(t),$$

返回步骤(1)。

b.否则,设 i=i+1,返回步骤(2)。

(5)重复步骤(1)~(4),直至不能再分解出新的 PF 分量为止。

1.4 ITD 方法

固有时间尺度分解(Intrinsic Time-scale Decom-

position,ITD)方法^[11]将原始信号分解成 1 组固有旋转分量和 1 个单调趋势信号。设 X_i 为待分析信号,定义 1 个基线提取算子 L,使得从待分析信号中去掉该基线后剩下的余量信号成为 1 个固有旋转分量。1 次固有时间尺度分解式为

$$X_t = Lx_t + (1 - L)x_t = L_t + H_t \tag{9}$$

式中: L_t 和 H_t 定义在 $[0,\tau_k]$ 区间; X_t 定义在 $[0,\tau_{k+2}]$ 区间。在连续极值点 $[\tau_k,\tau_{k+2}]$ 区间上定义 X_t 的基线提取因子L,即

$$Lx_{i}=L_{i}=L_{k}+\left(\frac{L_{k+1}-L_{k}}{x_{k+1}-x_{k}}\right)(x_{i}-x_{k})$$
 (10)

$$L_{k+1} = \alpha \left[x_k + \left(\frac{\tau_{k+1} - \tau_k}{\tau_{k+2} - \tau_k} \right) (x_{k+2} - x_k) \right] + (1 - \alpha) x_{k+1} \quad (11)$$

式中: α 为分解时的增益控制参数($0<\alpha<1$);L,保留了信号在各极值点处的单调性;H,提取了各极值点之间叠加的局部高频分量信号,即固有旋转分量。

重复以上分解过程,可获得一系列固有旋转分量 和1个单调趋势信号。

1.5 VMD 方法

变分模态分解(Variational Mode Decomposition,VMD)方法是在其变分模态框架内,获得约束变分模态模型的最优解,完成信号的自适应分解。每个变分模态分量的中心频率及带宽在迭代求解中不断更新,根据实际信号的频域特性对信号频带进行自适应分解,最终得到 1 组窄带变分模态分量。假定原始信号x 被分解为 k 个变分模态分量,则相应的约束变分模态模型为1 2

$$\begin{cases} \min_{\{u_k\}, \{\omega_k\}} \left\{ \sum_{k} \left| \partial_t \left[\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right] \cdot u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right| \right\}_2 \\ s.t. \sum_{k} u_k = x \end{cases}$$
 (12)

式中: u_k 、 ω_k 分别为各变分模态分量和中心频率。

为求解约束变分模态模型,在 VMD 算法中引入 2 次惩罚项 α 和拉格郎日乘子 λ 。 VMD 算法的具体实施过程如下:

- (1)初始化 $\left\{\hat{u}_{\iota}^{1}\right\},\left\{\omega_{\iota}^{1}\right\},\hat{\lambda}^{1},n,;$
- (2)令 n=n+1,执行循环过程;
- (3)令 k=0, k=k+1, 更新 \hat{u}_k 和 ω_k :

$$\hat{u}_{k}^{n+1}(\omega) \leftarrow \frac{\hat{x}(\omega) - \sum_{i < k} \hat{u}_{i}^{n+1}(\omega) - \sum_{i > k} \hat{u}_{i}^{n}(\omega) + \frac{\hat{\lambda}^{n}(\omega)}{2}}{1 + 2\alpha(\omega - \omega_{k}^{n})^{2}}$$
(13)

$$\boldsymbol{\omega}_{k}^{n+1} \leftarrow \frac{\int_{0}^{\infty} \boldsymbol{\omega} \left| \hat{\boldsymbol{u}}_{k}^{n+1} \left(\boldsymbol{\omega} \right) \right|^{2} d\boldsymbol{\omega}}{\int_{0}^{\infty} \left| \hat{\boldsymbol{u}}_{k}^{n+1} \left(\boldsymbol{\omega} \right) \right|^{2} d\boldsymbol{\omega}}$$

$$(14)$$

(4)更新 λ

$$\hat{\lambda}^{n+1}(\boldsymbol{\omega}) \leftarrow \hat{\lambda}^{n}(\boldsymbol{\omega}) + \tau \left[\hat{x}(\boldsymbol{\omega}) - \sum_{k} \hat{u}_{k}^{n+1}(\boldsymbol{\omega}) \right] \quad (15)$$

式中:7为噪声容限参数。

(5)重复步骤(2)~(4),直至满足收敛条件: $\sum_{k} \left| \left| \hat{u}_{k}^{n+1} - \hat{u}_{k}^{n} \right| \right|_{2}^{2} / \left| \left| \hat{u}_{k}^{n} \right| \right|_{2}^{2} < e,$ 结束整个循环,得到 k 个变分模态分量。

2 信号降噪理论推导及具体实施方法

2.1 样本熵

设时间序列 $x(1),x(2),\dots,x(N)$, 计算该 N 个时间序列样本熵的步骤如下[3]:

- (1)选定模式维数 m,由原序列构成 1 组 m 维向量 $X(i)=[x(i),x(i+1),\cdots,x(i+m-1)](i=1,2,\cdots,N-m+1)$ (16)
 - (2)定义 X(i)和 X(i)之间的距离
- $d[X(i),X(j)] = \max_{k=1,m-1} |x(i+k)-x(j+k)| (k=0,1,\dots,m-1) (17)$
- (3)设定阈值 r,统计距离 d[X(i),X(j)]不大于 r 的数,将此数与距离总数 N-m+1 的比值记为 $B_i^m(r)$

$$B_{i}^{m}(r) = \frac{\{d[X(i), X(j)] < r\}}{N - m + 1}$$
 (18)

其中, $1 \le j \le N-m, j \ne i$, 计算所有 $B_i^m(r)$ 的平均值为

$$B^{m}(r) = \frac{1}{N-m+1} \sum_{i=1}^{N-m+1} B_{i}^{m}(r)$$
 (19)

(4)重新选定模式维数 m+1,构成 1 组 m+1维向量,重复步骤(1)~(3),得到 $B^{m+1}(r)$

$$B^{m+1}(r) = \frac{1}{N-m} \sum_{i=1}^{N-m} B_i^{m+1}(r)$$
 (20)

(5)此序列的样本熵定义为

$$\operatorname{SampEn}(m,r) = \lim_{N \to \infty} \left[-\ln \frac{B^{m+1}(r)}{B^{m}(r)} \right]$$
 (21)

由定义可知,样本熵的值与维数 m 和阈值 r 的取值有关。m 值越大计算时间越长,r 值越大时间序列的信息损失越大,反之噪声影响越显著。根据文献[14]的研究,本文取 m=2,r=0.15std。

2.2 奇异值分解

根据奇异值理论,任何 $p \times q$ 阶矩阵的奇异值分解(SVD)可表示为[15]

$$A = U \cdot \Lambda \cdot V^T \tag{22}$$

式中:U为 $p \times p$ 阶正交矩阵;V为 $q \times q$ 阶正交矩阵; Λ =diag($\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_k$)为对角矩阵,k=min(p,q), λ_1 , $\lambda_2, \dots, \lambda_k$ 为矩阵 Λ 的奇异值并按降序排列。

矩阵的奇异值为矩阵的固有特征,具有很好的稳 定性、比例不变性和旋转不变性。

2.3 峭度系数

峭度系数表示故障形成的大幅值脉冲出现的概率。将脉冲响应与背景噪声的差距加大以提高信噪比,峭度系数以脉冲响应幅值的 4 次幂为判断依据,使其准确度显著提高。峭度系数的定义¹¹⁶为

$$K_{v} = \frac{N \sum_{n=1}^{N} \left(x_{n} - \frac{1}{T} \sum_{n=1}^{N} |x_{n}| \Delta t \right)^{4}}{\left[\sum_{n=1}^{N} \left(x_{n} - \frac{1}{T} \sum_{n=1}^{N} |x_{n}| \Delta t \right)^{2} \right]^{2}}$$
(23)

2.4 信号降噪具体实施方法

根据以上理论,弹性支承振动应力信号降噪具体 实施方法如下:

- (1)使用不同信号分解方法对弹性支承振动应力信号进行分解,得到k个初始模态分量;
- (2)计算所有初始模态分量的样本熵,并对其归一化处理,得到初始模态分量的归一化样本熵;
- (3)设定归一化样本熵的阈值 n,对所有大于阈值 n 的初始模态分量进行 SVD 降噪处理,而对不大于阈值 n 的初始模态分量不作处理;
- (4)计算 SVD 降噪后初始模态分量的峭度系数, 设定峭度系数的阈值为 *m*;
- (5)剔除峭度系数小于阈值 m 的初始模态分量,保留不小于阈值 m 的初始模态分量,并输出最终的模态分量;
- (6)将所有的模态分量重组成降噪信号,输出降 噪信号的信噪比、相关系数、均方误差以及信号降噪 处理时间。

信号降噪流程如图 1 所示。

3 弹性支承振动应力信号降噪应用

以某模拟转子弹性支承振动应力信号为研究对 象,采用不同信号分解方法对其进行信号降噪研究。

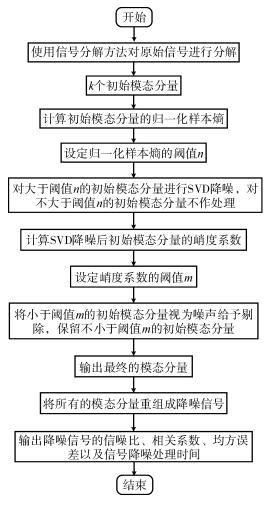


图 1 信号降噪流程

弹性支承振动应力信号的采样频率为 10 kHz, 其时域波形及频谱如图 2 所示。从图中可见,弹性支承振动应力信号主要存在 3 个频率成分,分别为转子基频、2 倍频和 3 倍频,其余幅值较低且频带较宽的杂乱谱线为噪声干扰。由于噪声干扰的存在,在信号波形中出现许多毛刺成分,不利于转子信号特征的分辨,特别是早期的故障特征信号被覆盖,如图 2(a)所示;在如图 2(b)所示的频谱中,横坐标阶次定义为转子基频的 N 倍,下同。

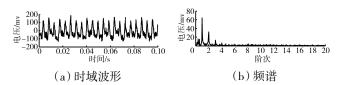


图 2 有噪声干扰的弹性支承振动应力信号的时域波形及频谱

根据图 2 弹性支承振动应力信号的频谱分析中的 3 个主要频率成分,仿真构造出无噪声干扰的弹性 支承振动应力信号,如图 3 所示。从图中可见无噪声

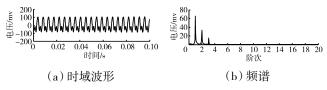


图 3 无噪声干扰的弹性支承振动应力仿真信号的时域波形及频谱

干扰的弹性支承振动应力信号可用于不同降噪方法 对该信号降噪效果的对比分析。与图 2 对比可见,在 图 2 中有噪声干扰的弹性支承振动应力信号的噪声 成分主要为低频宽带噪声及宽频带的背景噪声。

对于该弹性支承振动应力信号,根据信号降噪流程(图 1)对其进行降噪处理,其中归一化样本熵的阈值 n = 0.5,峭度系数的阈值 $m = 5 \times 10^5$ 。

弹性支承振动应力信号经 EMD-SampEn-SVD 降噪后的时域波形和频谱如图 4 所示。将图 4 与图 2、3 对比分析可见,EMD-SampEn-SVD 可降低较高频带上的背景噪声,而对其他频带上的噪声降低效果不明显,特别是对低频宽带噪声降低效果不佳。

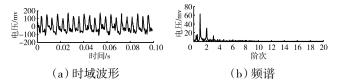


图 4 采用 EMD-SampEn-SVD 降噪后弹性支承振动应力 信号的时域波形及频谱

采用 CEEMDAN-SampEn-SVD 降噪后的弹性支承振动应力信号的时域波形与频谱如图 5 所示。从图中可见,在转子基频的 6 倍频以上的宽频带上,不存在背景噪声成分,且低频宽带噪声有一定程度削减。采用 LMD-SampEn-SVD 方法降噪后弹性支承振动应力信号的时域波形及频谱如图 6 所示。与图 5 相

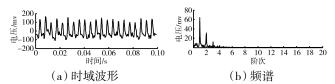


图 5 采用 CEEMDAN-SampEn-SVD 降噪后弹性支承振动应力信号的时域波形与频谱

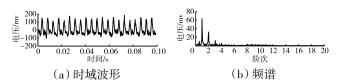


图 6 采用 LMD-SampEn-SVD 降噪后弹性支承振动应力 信号的时域波形及频谱

比,其低频宽带噪声降低效果更佳,但在转子基频 6 倍频以上,其降噪效果不如 CEEMDAN-SampEn-SVD 方法的。

采用 ITD-SampEn-SVD 降噪后弹性支承振动应力信号的时域波形及频谱如图 7 所示。与图 2~6 对比可见,ITD-SampEn-SVD 方法在低频宽带噪声及宽频带的背景噪声上的降低效果均不佳。采用 VMD-SampEn-SVD 方法降噪后弹性支承振动应力信号的时域波形及频谱如图 8 所示。通过对比图 2~8 可见,采用 VMD-SampEn-SVD 方法能有效去除转子基频 4 倍频以上的宽带背景噪声,同时对低频宽带噪声的降低效果在所有降噪方法中是最好的。

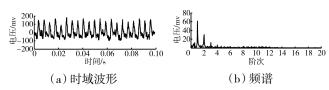


图 7 采用 ITD-SampEn-SVD 降噪后弹性支承振动应力 信号的时域波形及频谱

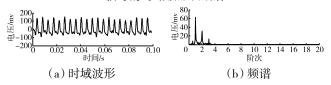


图 8 采用 VMD-SampEn-SVD 降噪后弹性支承振动应力 信号的时域波形及频谱

为进一步对各种降噪方法进行性能(降噪效果和运算效率)对比,引入信噪比的概念。以信噪比 R_{SN} 、相关系数和均方误差作为降噪效果的评价指标

$$R_{\rm SN} = 10 \lg \left(\frac{P_{\rm s}}{P_{\rm n}} \right) \tag{24}$$

式中:P。为纯信号功率;P。为噪声功率。

相关系数用来衡量降噪后的信号与无噪声干扰 信号间的线性相关性,相关系数的绝对值越大,二者 的相关性越大

$$\rho_{XY} = \frac{Cov(X,Y)}{\sqrt{D(X)}\sqrt{D(Y)}}$$
 (25)

式中:Cov(X,Y)为 $X \setminus Y$ 的协方差; $D(X) \setminus D(Y)$ 分别为 $X \setminus Y$ 的方差。

均方误差 E_{MS} 用来评价降噪后的信号与无噪声干扰信号间的偏离程度, E_{MS} 值越小,说明降噪后信号的精确度越高

$$E_{\text{MS}} = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^{N} (observed_t - predicted_t)^2$$
 (26)

同时,以计算时间作为降噪方法的计算效率的评价指标。

5种降噪方法的性能对比见表 1。从表中可见,采用VMD-SampEn-SVD 方法降噪,弹性支承振动应力信号的信噪比为 8.11 dB,相关系数为 0.92,均方误差为 0.43,计算时间为 18.04 s,在 5种降噪方法中的降噪效果最佳,计算效率也较高;而采用ITD-Samp-En-SVD 方法降噪,弹性支承振动应力信号的信噪比为 5.68 dB,相关系数为 0.88,均方误差为1.63;计算时间最短为 2.99 s,其降噪效果并不佳;采用 CEEM-DAN-SampEn-SVD 方法降噪,计算效率最低,计算时间为 290.99 s,弹性支承振动应力信号的信噪比为 6.43 dB,相关系数为 0.90,均方误差为 0.98,降噪效果也不是最佳。综上分析,VMD-SampEn-SVD 方法是5种方法中最适用于弹性支承振动应力信号降噪的。

表 1 5 种降噪方法的性能对比

7 11 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1				
	信噪比/dB	相关系数	均方误差	计算时间 /s
原始信号	4.35	0.86	2.37	
EMD-SampEn-SVD	5.42	0.87	1.93	3.99
CEEMDAN-SampEn-SVD	6.43	0.90	0.98	290.99
LMD-SampEn-SVD	7.00	0.91	0.99	50.24
ITD-SampEn-SVD	5.68	0.88	1.63	2.99
VMD-SampEn-SVD	8.11	0.92	0.43	18.04

4 结论

针对弹性支承振动应力信号,对 5 种信号降噪方法进行性能对比,得出以下主要结论:

- (1)本文介绍的信号降噪方法主要基于自适应的信号分解方法,并利用样本熵、SVD和峭度系数,通过设定阈值,筛出有效分量,去除噪声成分。通过弹性支承振动应力信号的降噪研究,证明信号降噪方法是可行的。
- (2)对弹性支承振动应力信号的降噪研究表明:在弹性支承应力信号的降噪效果上,VMD-Samp-En-SVD方法最好,EMD-SampEn-SVD方法最差;在计算时间上,ITD-SampEn-SVD方法最短,而CEEMDAN-SampEn-SVD方法最长。综上所述,VMD-SampEn-SVD方法是5种方法中最适用于弹性支承振动应力信号降噪的方法。从5种信号分解方法的理论及特点分析可知,此结论同样可为其他测试信号的降噪处理提供参考。

参考文献:

- [1] 边杰,王平,梅庆. EEMD 结合能量特征和小波降噪的轴承故障诊断[J]. 广西大学学报(自然科学版),2014,39(6):1206-1211.
 - BIAN Jie, WANG Ping, MEI Qing. Fault diagnosis of bearings by using EEMD combined with energy feature and wavelet de-noising [J]. Journal of Guangxi University (Natural Science Edition), 2014,39 (6):1206-1211.(in Chinese)
- [2] 苏文胜,王奉涛,张志新,等. EMD 降噪和谱峭度法在滚动轴承早期故障诊断中的应用[J]. 振动与冲击,2010,29(3):18-21,201.
 - SU Wensheng, WANG Fengtao, ZHANG Zhixin, et al. Application of EMD denoising and spectral kurtosis in early fault diagnosis of rolling element bearings [J]. Journal of Vibration and Shock, 2010, 29 (3): 18–21, 201. (in Chinese)
- [3] 李建康,宋向荣,周宏月,等. EEMD 在道路载荷谱降噪处理中的应用[J]. 振动与冲击,2014,33(12):69-74,116.
 - LI Jiankang, SONG Xiangrong, ZHOU Hongyue, et al. Application of EEMD in denoising processing of road load spectral [J]. Journal of Vibration and Shock, 2014, 33(12):69–74,116.(in Chinese)
- [4] 陈隽,李想. 运用总体经验模态分解的疲劳信号降噪方法[J].振动、测试与诊断,2011,31(1):15-19,125.
 - CHEN Jun, LI Xiang. Application of ensemble empirical mode decomposition to noise reduction of fatigue signal [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2011,31(1):15-19, 125.(in Chinese)
- [5] 周涛涛,朱显明,彭伟才,等. 基于 CEEMD 和排列熵的故障数据小波阈值降噪方法[J].振动与冲击,2015,34(23):207-211.
 - ZHOU Taotao, ZHU Xianming, PENG Weicai, et al. A wavelet threshold denoising method for fault data based on CEEMD and permutation entropy [J]. Journal of Vibration and Shock, 2015,34(23): 207–211.(in Chinese)
- [6] 李浩,董辛旻,陈宏,等. 基于小波变换的齿轮箱振动信号降噪处理 [J].机械设计与制造,2013(3):81-83.
 - LI Hao, DONG Xinmin, CHEN Hong, et al. De-noising study of gear-box vibration signal based on wavelet analysis [J]. Machinery Design & Manufacture, 2013(3):81–83.(in Chinese)
- [7] 边杰,陈亚农,徐友良,等. 基于包络切片谱和时频谱的轴承故障诊断[J]. 广西大学学报(自然科学版),2017,42(6):2001-2007.
 - BIAN Jie, CHEN Yanong, XU Youliang, et al. Bearing fault diagnosis based on enveloping slice spectrum and time-frequency spectrum [J]. Journal of Guangxi University (Natural Science Edition), 2017, 42(6): 2001–2007. (in Chinese)
- [8] Lei Y G, Lin J, He Z J, et al. A review on empirical mode decomposition in fault diagnosis of rotating machinery [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2013, 35(1-2):108-126.
- [9] Colominas M A, Schlotthauer G, Torres M E. Improved complete ensemble EMD: a suitable tool for biomedical signal processing [J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2014, 14:19–29.
- [10] Bian J, Huo C Q, Yu J J. Fault feature detection of rolling bearing

- based on LMD and third-order cumulant diagonal slice spectrum [J]. Applied Mechanics and Materials, 2016,851:333-339.
- [11] 边杰,霍常青,王平,等. IITD 算法在滑油管路模态参数辨识中的 应用[J]. 郑州大学学报(工学版),2018,39(1):84-89.
 - BIAN Jie, HUO Changqing, WANG Ping, et al. Application of IITD algorithm in the modal parameter identification of a lubricant oil pipe [J]. Journal of Zhengzhou University (Engineering Science), 2018, 39 (1);84–89. (in Chinese)
- [12] 边杰. 基于遗传算法参数优化的变分模态分解结合 1.5 维谱的轴 承故障诊断[J]. 推进技术,2017,38(7):1618-1624.
 - BIAN Jie. Fault diagnosis of bearing combining parameter optimized variational mode decomposition based on genetic algorithm with 1.5-dimensional spectrum [J]. Journal of Propulsion Technology, 2017, 38(7):1618-1624.(in Chinese)
- [13] 张文斌,郭德伟,普亚松,等.谐波窗分解样本熵与灰色关联度在转子故障识别中的应用 [J]. 中国电机工程学报,2013,33(21): 132-137.
 - ZHANG Wenbin, GUO Dewei, PU Yasong, et al. Harmonic window

- decomposition sample entropy and grey relation degree in rotor fault recognition [J]. Proceedings of the Chinese Society for Electrical Engineering, 2013, 33(21):132–137. (in Chinese)
- [14] PINCUS S M. Assessing serial irregularity and its implications for health [J]. Annals of the New York Academy of Sciences, 2000, 278 (6):2039-2049.
- [15] 吴虎胜, 吕建新, 来凌红, 等. 基于 EMD-SVD 模型和 SVD 滚动轴 承故障模式识别[J]. 噪声与振动控制, 2011, 31(2): 89-93.
 - WU Husheng, LYU Jianxin, LAI Linghong, et al. Fault pattern recognition of rolling bearing based on EMD-SVD model and SVD [J]. Noise and Vibration Control, 2011, 31(2):89-93.(in Chinese)
- [16] 陈水宣, 邹俊, 易际明, 等. 基于峭度和小波包能量特征的齿轮箱早期故障诊断及抗噪研究[J].机械传动, 2012, 36(11):9-14. CHEN Shuixuan, ZOU Jun, YI Jiming, et al. Investigation on incipient fault diagnosis of gears based on kurtosis and wavelet package energy features [J]. Journal of Mechanical Transmission, 2012, 36 (11):9-14. (in Chinese)

(编辑:贺红井)