

基于 HOSVD 局部重组的利噪抑噪经验模式分解及应用

袁 静¹, 罗亮洁¹, 翁艺航², 宋志天¹, 许 冲¹

(1. 上海理工大学 机械工程学院, 上海 200093; 2. 上海航天电子通讯设备研究所, 上海 201109)

摘 要: 及时准确地识别航天机构萌生和发展的损伤故障特征信息, 可为机构故障诊断评估、科学任务调整以及未来在轨维修提供科学决策依据。集成噪声重构经验模式分解(ENEMD)及其衍生方法都是基于噪声利用机制以原信号中估计噪声改善模式混淆并实现信号降噪。然而, 该方法中奇异值拐点难以获取、阈值处理中噪声不连续等带来的噪声估计偏差, 将降低微弱特征提取准确性。为此, 提出一种基于高阶奇异值分解(HOSVD)局部重组的噪声估计技术。研究基于滑动窗截断和 Hankel 矩阵相结合的张量构建, 然后将奇异值曲率谱上的最大峰值点作为合理奇异阶, 最后根据选取的奇异阶重构张量分解模型得到所需的估计噪声分量。在此基础上, 将 HOSVD 局部重组引入 ENEMD 方法中, 提出利噪抑噪经验模式分解方法。该方法可进一步提高微弱噪声估计精确度, 实现对航天机构损伤微弱特征的增强提取。仿真分析和某航天轴承试验案例验证了该方法在损伤微弱特征提取和识别上具有实用性与有效性。

关键词: 集成噪声重构经验模式分解(ENEMD); 张量; 高阶奇异值分解(HOSVD); 噪声估计; 航天故障诊断

中图分类号: TH 17

文献标志码: A

DOI: 10.19328/j.cnki.2096-8655.2022.06.006

Noise Assisted Empirical Mode Decomposition Based on HOSVD Local Recombination and Its Application

YUAN Jing¹, LUO Liangjie¹, WENG Yihang², SONG Zhitian¹, XU Chong¹

(1. School of Mechanical Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China;
2. Shanghai Aerospace Electronic Communication Equipment Institute, Shanghai 201109, China)

Abstract: Timely and accurate identifying the damage fault feature information generated and developed by aerospace institutions can provide scientific decision-making basis for mechanism fault diagnosis valuation, scientific task adjustment and future on-orbit maintenance. Both the ensemble noise-reconstructed empirical mode decomposition (ENEMD) and its derivative methods estimate the noise improvement mode confusion from the original signal based on the noise utilization mechanism, and achieve signal noise reduction. However, the accuracy of weak feature extraction will be reduced by the noise estimation deviations caused by the difficulties such as it is hard to obtain the singular value inflection point and the noise in threshold processing is discontinuous. Therefore, a noise estimation technology based on the local reconfiguration by means of higher-order singular value decomposition (HOSVD) is proposed. The tensor construction based on sliding window truncation and Hankel matrix is studied. Then, the maximum peak point of the singular value curvature spectrum is used as the reasonable singular order. Finally, according to the selected singular order, the tensor decomposition model is reconstructed to obtain the required noise estimation components. On this basis, the HOSVD local recombination is introduced into the ENEMD method, and

收稿日期: 2022-04-17; 修回日期: 2022-04-27

基金项目: 国家自然科学基金(51975377、52005335); 上海市青年科技英才扬帆计划(21YF1430600); 上海航天科技创新基金(SAST2019-100)

作者简介: 袁 静(1983—), 女, 博士, 高级工程师, 主要研究方向为航天设备监测诊断。

the noise assisted empirical mode decomposition (EMD) method is proposed. This method can further improve the estimation accuracy of weak noise, and realize the enhanced extraction for weak features of aerospace mechanism damage. The simulation analysis and an aerospace bearing test verify the practicability and effectiveness of the proposed method in the extraction and recognition of damage weak features.

Key words: ensemble noise-reconstructed empirical mode decomposition (ENEMD); tensor; higher-order singular value decomposition (HOSVD); noise estimation; space fault diagnosis

0 引言

航天机构在通信、导航、对地观测、数据中继、星际探测等重要航天任务中发挥着不可替代的重要作用。航天机构在特殊环境中长期连续工作,一旦发生任何微小损伤,都将引起机构运行品质恶化、功能劣化与寿命退化^[1]。若能及时准确地识别机构萌生和发展损伤故障的特征信息,可为机构故障诊断评估、科学任务调整以及未来在轨维修提供科学决策依据^[2]。严酷力学环境与极端空间环境服役下的航天机构结构复杂且紧密耦合,其损伤特征信息往往会被多干扰源和强噪声淹没,导致特征信息微弱不明显、难以识别等^[3]。

为了有效提取微弱故障特征信息,经验模态分解(Empirical Mode Decomposition, EMD)、多小波、变分模态分解、局部均值分解、稀疏分解等^[4-8]信号处理方法被引入到机械故障监测诊断中^[9]。其中,EMD 能将任何非平稳、非线性信号自适应地分解成一系列本征模式函数。由 EMD 方法演变的集成经验模式分解(Ensemble Empirical Mode Decomposition, EEMD),能够有效改善分解过程中出现的模式混淆现象。虽然提高了分解的准确性,但是微弱特征信息仍受到原有噪声干扰,无法进一步准确识别。

集成噪声重构经验模式分解(Ensemble Noise-Reconstructed Empirical Mode Decomposition, ENEMD)是将 EEMD 中添加的白噪声换成原信号的固有噪声,使固有噪声分量通过集成平均相互抵消,增强故障特征,特别是微弱故障特征^[12-13]。随后,综合集成噪声重构经验模式分解方法(Integrated Ensemble Noise-Reconstructed Empirical Mode Decomposition, IENEMD)对 ENEMD 中关键的噪声估计技术做了改进,即低信噪比时采用极大极小阈值技术,高信噪比时采用局部重组技术^[14]。虽然上述方法都能在一定程度上改善模式混淆,实现信号的自适应分解,但是其核心噪声估计技

术还存在不足:基于阈值处理的噪声估计技术会造成估计噪声和重构噪声的不连续,导致特征提取效果不理想;基于传统奇异值分解的局部重组噪声估计技术,虽然可以克服重构噪声不连续的不足,但抗噪性不佳,对于低信噪比信号,其合理的奇异值拐点往往不容易得到,因此采用非线性局部重组技术也较难实现强背景噪声的准确估计。

张量泛指多维数组。一阶张量和二阶张量比较常见,分别指向量和矩阵;大于等于三阶的张量则称为高阶张量^[15]。基于张量理论的高阶奇异值分解^[16](Higher-Order Singular Value Decomposition, HOSVD)是奇异值技术在高维空间的推广,其具有有效挖掘数据的潜在特征,已被成功应用在推荐算法、图像压缩以及滚动轴承复合故障诊断上^[17-19]。针对上述传统 ENEMD 方法中噪声估计技术的不足,将 HOSVD 引入 IENEMD 的噪声非线性局部重组,提出基于高阶奇异值局部重组的利噪抑噪经验模式分解,并将该方法应用于航天机构损伤微弱特征提取中。该方法主要研究包括:

1) 利用机构旋转频率特性,研究基于滑动窗截断和 Hankel 矩阵相结合的张量构建技术,保持数据结构特性下一维信号向高维张量的表征。

2) 提出基于 HOSVD 的噪声非线性局部重组技术,利用高维空间潜在特征挖掘性,以奇异值曲率谱上的最大峰值点合理实现强噪声下信号特征与噪声的精准分离。

3) 提出利噪抑噪经验模式分解方法,以噪声非线性局部重组获得的高精度噪声分量改进基于 ENEMD 中关键噪声估计,利用噪声分量相互抵消作用实现微弱特征增强提取。最后,通过仿真信号分析和航天轴承损伤试验案例,验证了该方法具有实用性和有效性。

1 ENEMD 基本方法

ENEMD方法可以实现非平稳非线性信号的自适应分解和自然降噪,利用原信号固有噪声从根本上改变局部极值来改善模式混淆,重构噪声最后通过集成均值相互抵消,使故障信号信噪比提高。ENEMD算法具体表述可参考文献[8]。假设工程实际中采集到的信号表达式 $x(t)$ 为

$$x(t) = s(t) + n(t) \quad (1)$$

式中: $s(t)$ 为无噪故障特征信号; $n(t)$ 为噪声信号。

1) 利用噪声估计技术从 $x(t)$ 中计算得到估计噪声 $\hat{n}(t)$;

2) 采用随机排列方式对 $\hat{n}(t)$ 进行重采样,得到噪声样本序列 $\hat{n}_j(t) \{j=1, 2, \dots, r\}$,并且由式(2)获得 $\hat{s}(t)$,

$$\hat{s}(t) = x(t) - \hat{n}(t) \quad (2)$$

3) 通过式(3)重构得到观测信号 $\hat{x}_j(t)$,

$$\hat{x}_j(t) = \hat{s}(t) + \hat{n}_j(t) \quad (3)$$

4) 将 $\hat{x}_j(t)$ 进行EMD分解,得到一组固有模态函数(Intrinsic Mode Function, IMF)分量 $\{c_{j,k}(t), k=1, 2, \dots, n\}$ 及其余项 $r_j(t)$;

5) 重复 r 次步骤2)~4)直至满足预先设定的误差允许值 ϵ ;

6) 最后通过式(4)和式(5)输出各IMF分量和余项的集成均值:

$$\tilde{C}_k(t) = \frac{\sum_{j=1}^r c_{j,k}(t)}{r} \quad (4)$$

$$\tilde{r}(t) = \frac{\sum_{j=1}^r r_j(t)}{r} \quad (5)$$

2 利噪抑噪经验模式分解

2.1 HOSVD局部噪声估计技术

2.1.1 张量构建

在该方法中,对三阶张量进行处理,其构建方法较为简单,可以较好地保留信号的内在结构特征,保持数据的局部相关性和模态之间的相关性。设原信号 $x(t) = [x_1, x_2, \dots, x_n]$,先采用滑动窗截断技术进行周期性分割,以便使每个故障特征都能完整地保留在每个子信号中。

假设航天机构旋转机械的转频为 f_r ,采样频率

为 f_s ,第 m 个滑动窗截断的子信号为

$$T_m = [x_{1+mw}, x_{2+mw}, \dots, x_{(m+1)w}] \quad (6)$$

$$(m = 0, 1, \dots, n/w - 1)$$

式中: $w = f_s/f_r$ 为滑动窗宽度; w 为整数。

若原信号右端剩余部分不足一个滑动窗宽度,将最后一个子信号以零补满;若航天机构为变转速工况,则 f_r 取观测信号的平均转频。

再将每一段子信号 T_i 形成一个 $I_1 \times I_2$ 的Hankel矩阵,对Hankel矩阵进行奇异值分解时可获得比较优良的故障特征提取结果^[20], I_1 和 I_2 由如下公式得到:

$$\begin{cases} I_2 = \frac{w}{2}, I_1 = \frac{w}{2} + 1, & w \text{ 为偶数} \\ I_2 = \frac{w+1}{2}, I_1 = \frac{w+1}{2}, & w \text{ 为奇数} \end{cases} \quad (7)$$

三阶张量层数 $I_3 = n/w$, I_3 为整数,最后将每一个Hankel矩阵依次叠加如图1所示,得到三阶张量 $\in \mathbb{R}^{I_1 \times I_2 \times I_3}$ 。

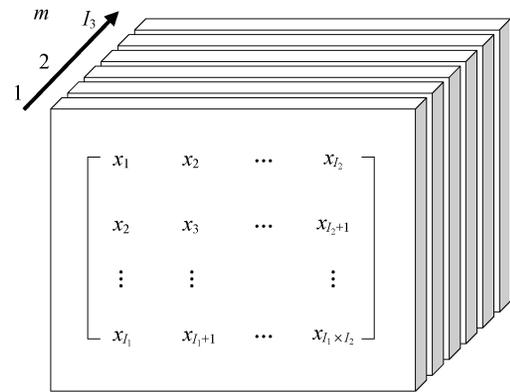


图 1 三阶张量构造原理

Fig. 1 Principle of third-order tensor construction

2.1.2 高阶奇异值分解

假设特征分量用 S 表示,噪声分量用 N 表示,则信号张量 X 可表示为

$$X = S + N \quad (8)$$

其HOSVD分解模型可以表示为

$$X = C \times_1 U_1 \times_2 U_2 \times_3 U_3 \quad (9)$$

式中: $C \in \mathbb{R}^{I_1 \times I_2 \times I_3}$ 为核心张量; $U_i (i=1, 2, 3)$ 为因子矩阵,代表着每个模的主要成分且两两相互正交。

在HOSVD中, U_i 为张量 X 的第 i 模式展开矩阵 $A_i (i=1, 2, 3)$ 的左奇异矩阵,展开矩阵 A_i 的原理图如图2所示。

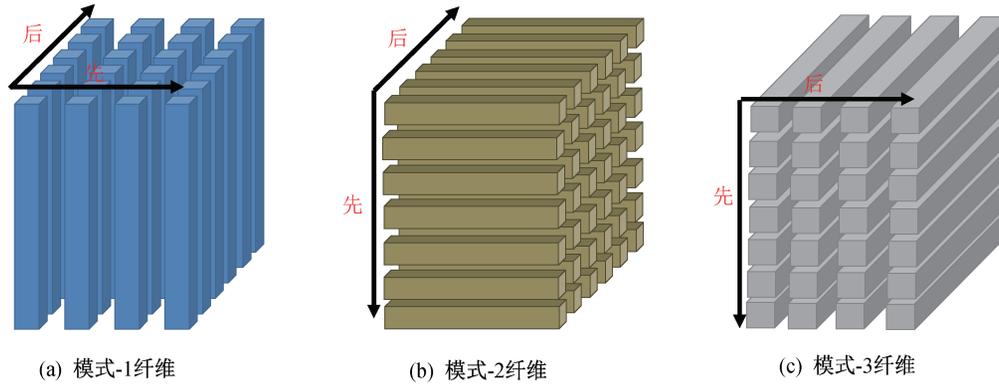


图 2 展开矩阵

Fig. 2 Expansion matrices

传统方法是采用 HOSVD 进行降噪, 本文是采用 HOSVD 进行噪声估计, 两者的关键之处都是确定区分噪声分量和特征分量的合理奇异阶, 也从因子矩阵 U_i 中选择适当的左奇异向量。

假设每个因子矩阵 U_i 所确定的合理奇异阶为 $p_i (i=1, 2, 3)$, 合理奇异阶 p_i 由 2.1.3 节中的方法确定, 则新的因子矩阵 \tilde{U}_i 为

$$U_i = [u_1; \dots; u_{p_i}; u_{p_i+1}; \dots] \Rightarrow \tilde{U}_i = [u_{p_i+1}; \dots] \quad (10)$$

因此新的核心张量表示为

$$\tilde{C} = X \times_1 \tilde{U}_1^T \times_2 \tilde{U}_2^T \times_3 \tilde{U}_3^T \quad (11)$$

接着, 通过重构得到估计的噪声张量为

$$\tilde{N} = \tilde{C} \times_1 \tilde{U}_1 \times_2 \tilde{U}_2 \times_3 \tilde{U}_3 \quad (12)$$

最后, 将估计噪声张量 \tilde{N} 根据前面张量构建逆过程和滑动窗逆过程, 得到 $x(t)$ 的估计噪声 $\hat{n}(t)$ 。

2.1.3 奇异值曲率谱

采用奇异值曲率谱方法来确定合理奇异阶 p_i , 该方法将曲率谱上的最大峰值位置 (即最大曲率处), 作为区分有效奇异值和噪声奇异值的分界点, 弥补了局部重组噪声估计技术中, 奇异熵增量曲线不能采用明确的特征来确定有效奇异阶 (拐点不易得到) 的不足。奇异值曲率谱方法具体描述如下^[21]。对于实矩阵 $A \in \mathbf{R}^{m \times n}$, 经奇异值分解后得到一条奇异值曲线 $S = \{\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_q\}$, $\lambda_j \neq 0 (j=1, 2, \dots, q)$, 该曲线上各点曲率的计算式为

$$C_j = \frac{|y_j''|}{(1 + y_j'^2)^{3/2}}, \quad j=2, 3, \dots, q-1 \quad (13)$$

式中的导数采用差分来代替, 二阶导数表示为

$$y_j'' = \lambda_{j+1} - 2\lambda_j + \lambda_{j-1}, \quad j=2, 3, \dots, q-1 \quad (14)$$

对于一阶导数, 其向前差分为

$$y a_j' = \lambda_{j+1} - \lambda_j, \quad j=2, 3, \dots, q-1 \quad (15)$$

向后差分为

$$y b_j' = \lambda_j - \lambda_{j-1}, \quad j=2, 3, \dots, q-1 \quad (16)$$

选择绝对值小的差分作为一阶导数 y_j' 。奇异曲率谱 $C_j (j=2, 3, \dots, q-1)$ 反映的是奇异值曲线中各点的转折情况, C_j 越大, 表明在点 j 处转折程度越大。而奇异曲率谱 C_j 中必然存在一个最大值 C_k , 表明在点 k 处曲线发生最大方向的改变。由噪声信号构成的矩阵非奇异, 其奇异值曲线呈小幅度连续平滑下降, 没有转折点。无噪声信号构成的矩阵比较奇异, 其前 k 个奇异值比较大, 而之后的奇异值则非常接近于零, 奇异值曲线在点 k 处有明显的突变。说明奇异值曲线上的转折点是区分无噪声信号和噪声信号的关键点。因此, 点 k 就是所要找的拐点。

另外, 奇异值曲线的各点凹凸性与有效奇异值的个数有关, 若 $y_k'' < 0$, 则有效奇异值个数 $p = k$; 反之, 则有效奇异值个数为 $p = k - 1$ 。

2.2 利噪抑噪经验模式分解

传统 ENEMD 方法将原信号中固有噪声提取出来, 通过集成平均的方式来消除造成噪声, 达到降噪效果, 从而更准确地提取出微弱故障特征。将 ENEMD 方法中的关键噪声估计技术改进为 2.1 节提出的 HOSVD 局部重组噪声估计技术, 提出利噪抑噪经验模式分解, 将更加有效估计出原信号中的固有噪声, 从而突显微弱故障特征。该方法可以有效提升航天机构损伤响应特征提取效果, 有效识别机构萌生和发展的损伤故障特征信息。该算法具体流程如图 3 所示。

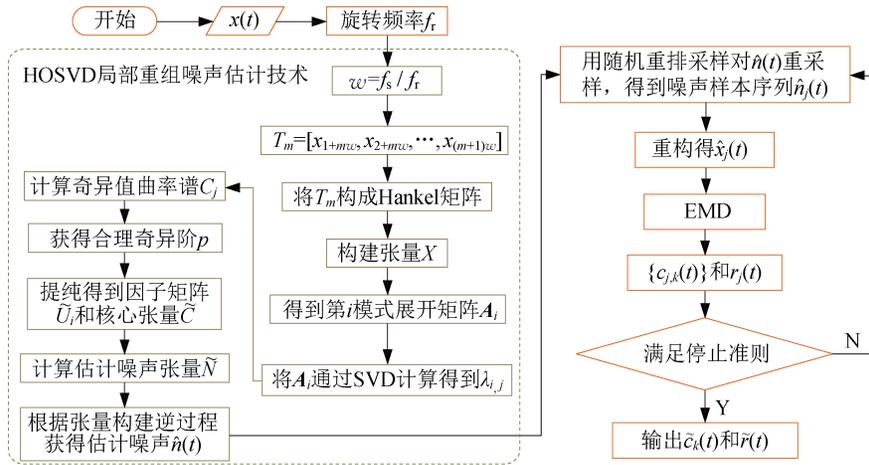


图 3 利噪抑噪经验模式分解算法流程

Fig. 3 Flow chart of the noise assisted EMD algorithm

3 方法验证

利噪抑噪经验模式分解方法中噪声估计至关重要。相对于强噪声估计,从混合信号中准确提取微弱背景噪声难度更大,也是噪声估计技术中的挑战性难题。在本文中,首先采用一个高信噪比混合信号模拟航天机构损伤典型工况信号进行仿真分析,验证该方法对微弱噪声估计能力,也证明该方法在机构损伤典型特征提取方面的优异性能。其次,将该方法应用于强背景噪声干扰下的某航天轴承试验信号分析,以验证该方法在航天机构损伤特征提取与识别上具有实用性和有效性。

3.1 仿真信号分析

含噪多分量信号为

$$x(t) = s_1(t) + s_2(t) + \lambda n(t) \quad (17)$$

式中: $s_1(t) = \sum_{k=1}^8 e^{(-400|t-kT|)} \sin[1600\pi(t-kT)]$ ($T=0.05$ s) 模拟航天机构局部损伤故障特征响应分量,例如传动系统轴承或齿轮局部损伤故障;正弦信号 $s_2(t) = \sin(160\pi t)$ 模拟匀速转动的航天机构旋转分量; $\lambda n(t)$ 为标准差为 λ 的高斯白噪声, λ 可以改变 $x(t)$ 的信噪比。

设 $x(t)$ 的采样频率为 6 400 Hz, 采样点个数为 2 560。将该方法与原始的 IENEMD、ENEMD、EEMD、EMD 进行对比, 参数设定如下: 在 IENEMD、ENEMD 和本文方法中误差 ϵ 设置为 0.02; 在 ENEMD 中, 令阈值调节因子 $C=0.4$; 在 EEMD 中, 令附加噪声的幅值为原始信号标准差的

0.1 倍, 且集成个数为 50。

仿真重点研究的是微弱噪声估计能力, 所以令 $\lambda=0.0062$, 此时的含噪多分量信号如图 4 所示, 其信噪比 SNR 计算得 41.273 5。本文及对比方法对 $x(t)$ 的分解结果如图 5 所示, 评价分解质量的指标见表 1。采用峭度值来评估冲击分量的降噪效果, 根据 $s_2(t)$ 与 c_1 的相关性大小来判断模式混淆的影响程度。

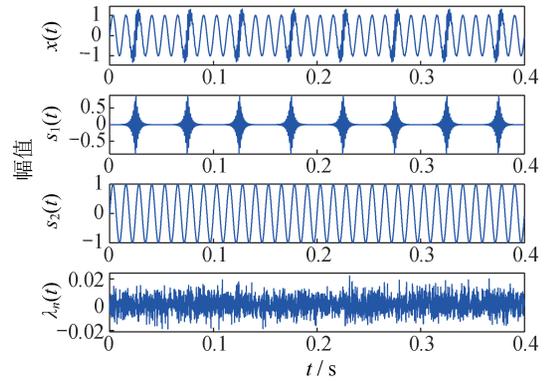


图 4 含噪多分量信号

Fig. 4 Noisy multi-component signals

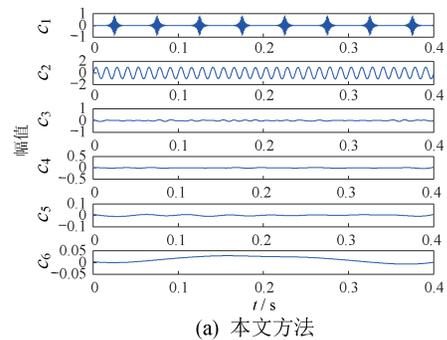
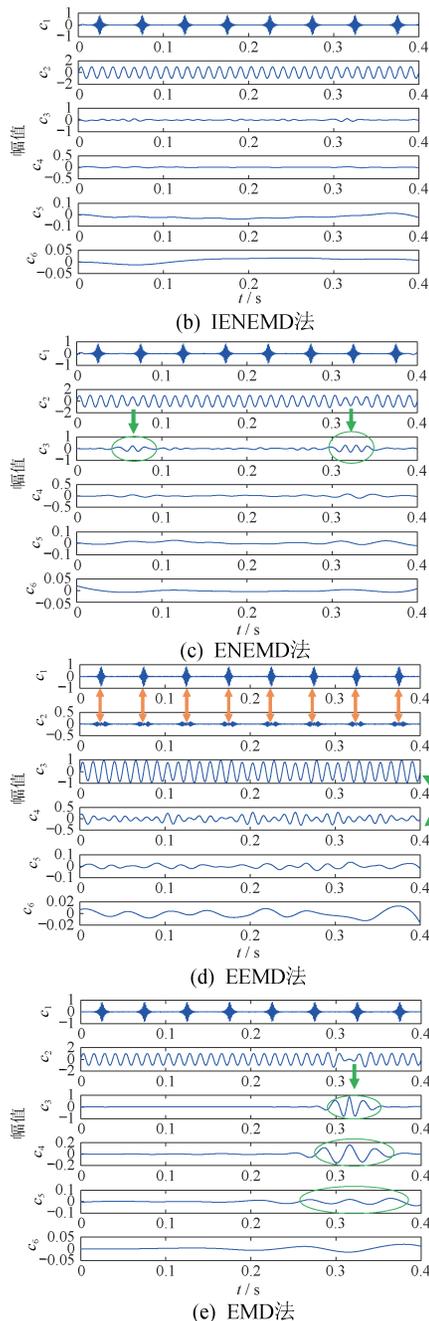


图 5 5 种方法分解的 IMFs1~6 结果

Fig. 5 IMFs1~6 results of decomposition by five methods



续图 5 5 种方法分解的 IMF1~6 结果

Continue fig. 5 IMF1~6 results of decomposition by five methods

表 1 各方法 IMF 的评价指标

Tab. 1 Evaluation indexes of IMF by different methods

方法	c_1 的峭度	$s_2(t)$ 与 c_2 的相关性
本文方法	13.818 9	0.999 3
IENEMD	13.787 4	0.998 2
ENEMD	13.546 0	0.995 1
EEMD	15.464 7	0.994 2
EMD	13.797 4	0.973 7

从表 1 中可以看出,在 IENEMD、ENEMD、EMD 分解结果中, c_1 的波形基本上都与 $s_1(t)$ 相吻合,而 EEMD 的结果因受所添加微弱噪声的影响,出现了模式破裂(图 5(d) 中橙色箭头标记),而且其峭度值与另外几种方法相差较大。排除 EEMD,本文方法结果中 c_1 的峭度值稍大于对比方法结果,可见其降噪效果也有所提高。本文方法与 IENEMD 分解结果中的 c_2 与 $s_2(t)$ 波形相似度都较高,但从相关性指标上来看,本文方法改善模式混淆效果更佳,而 ENEMD、EEMD、EMD 的结果中均出现明显的模式混淆现象(如图中绿色椭圆和箭头所示)。在以上分析中,本文方法可以较好地提取模拟的航天机构局部损伤所激发的冲击特征和改善模式混淆,并分离出航天机构旋转分量,可见该方法可以有效提取航天机构损伤典型特征。

接下来,验证噪声估计的性能, $\hat{n}_1(t)$ 、 $\hat{n}_2(t)$ 、 $\hat{n}_3(t)$ 分别代表采用本文方法、IENEMD 和 ENEMD 得到的估计噪声。白噪声 $n(t)$ 与估计噪声的概率密度分布如图 6 所示, $\hat{n}_1(t)$ 比 $\hat{n}_2(t)$ 、 $\hat{n}_3(t)$ 更接近白噪声, $\hat{n}_3(t)$ 因为是采用基于阈值的噪声估计技术得到,所以会使得微弱噪声出现明显不连续的估计失真,其估计效果最差。进一步采用平均值、方差和相关性来判断估计效果见表 2, $\hat{n}_1(t)$ 最接近原信号中的白噪声。相比于强噪声的估计,微弱噪声更加难以准确估计,可见,相对于前面的方法,本文方法能更有效地提高微弱噪声估计的准确性。

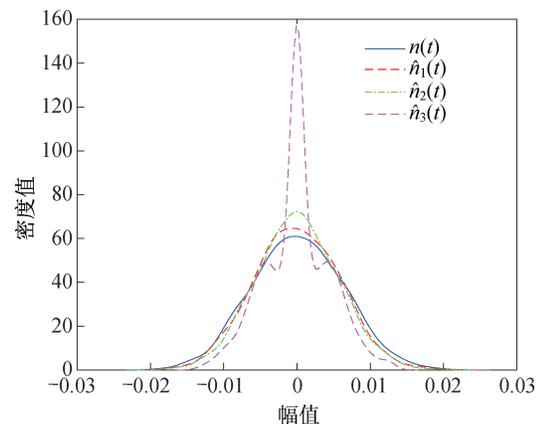


图 6 各方法估计噪声的概率密度分布曲线

Fig. 6 Probability density distribution curves of noise estimated by different methods

3.2 工程案例

某型航天器滚动轴承存在滚动体轻微擦伤故障,将该轴承放置在专用轴承转子试验台上进行测试。振动数据由安装在轴承底座上的加速度传感器进行采集。在测试中,设置输入轴转速 f_r 为 900 r/min,采样频率为 2 000 Hz,此轴承的理论转频计算为 15.0 Hz。根据轴承的转频和几何参数,由轴承故障特征频率计算式可得,该滚动轴承滚动体故障特征频 f_c 为 45.5 Hz^[22]。

截取一段试验振动信号进行分析,其时域波形与频谱如图 7 所示。由于受到强背景噪声和不平稳振动传递方式的干扰,振动信号波形混乱无章,没有明显的规律性和周期性。在频谱中,转频 f_r 比较突出,滚动体故障特征频率难以识别。

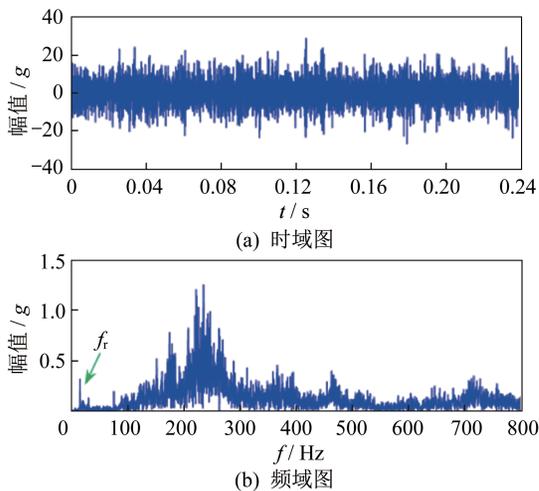


图 7 试验轴承振动信号

Fig. 7 Vibration signals of the test bearing

采用本方法对该段信号进行分析。为了更好地识别轴承故障特征频率,采用包络解调技术对分解后 IMF 分量进行后处理。本方法分解得到的 IMF2 及其包络谱结果如图 8 所示。在包络谱中,滚动体故障特征频率 f_c 及其二倍频明显,伴有轴承转频 f_r ,可判断该轴承存在滚动体损伤故障。

同样,对该振动信号采用 IENEMD、ENEMD、EEMD 与 EMD 这 4 种方法来进行对比分析,各方法的 IMF2 包络谱如图 9 所示,其中红线分别对应于 f_c 和 $2f_c$ 。从图中可以看到,对比方法分析结果难以观测到与轴承滚动体故障相关的特征频率,无法为该轴承损伤确诊提供准确依据。

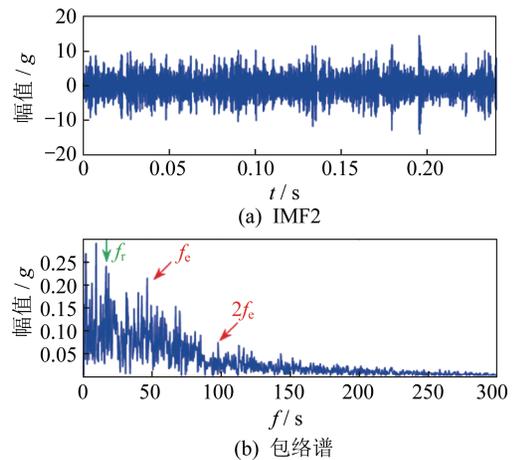


图 8 轴承振动信号分析结果

Fig. 8 Analysis results of the bearing vibration signals

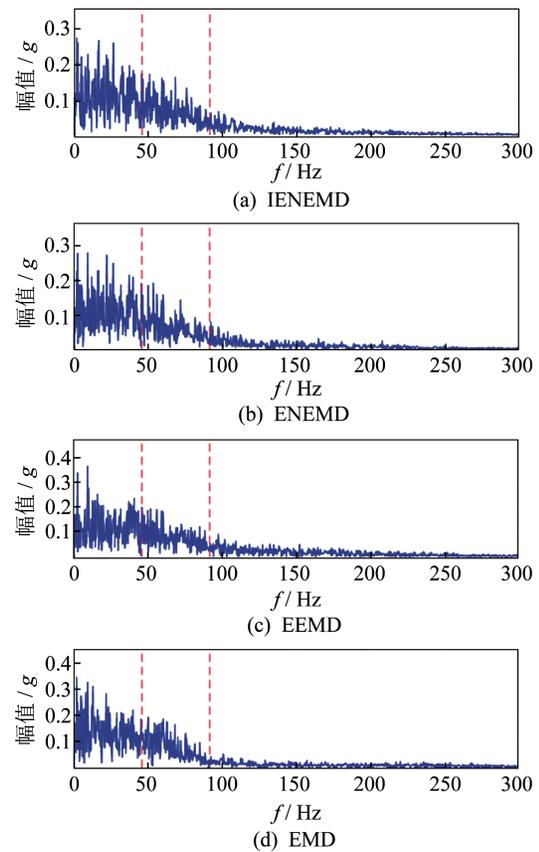


图 9 不同方法获得的 IMF2 包络谱

Fig. 9 Envelope spectra of the IMF2 obtained by different methods

4 结束语

航天机构损伤特征信息的准确提取,可为揭示航天机构故障损伤程度、准确识别健康状态、运行品质定量评估精确提供关键特征信息的定量表述。对此,本文研究了基于高阶奇异值局部重组的利噪

抑噪经验模式分解,并将该方法应用于航天机构损伤微弱特征提取中。该方法利用张量理论,首先通过转频截取技术、构造 Hankel 矩阵的方式来构建三阶张量,然后将奇异值曲率谱上的最大峰值点作为合理奇异阶,以高维空间下噪声非线性局部重组获得高精度噪声分量。在此基础上,将高精度噪声估计引入 ENEMD 方法,基于利噪抑噪机制增强对航天机构损伤微弱特征的增强提取。

仿真分析结果表明,本文方法可有效提高微弱噪声的估计精确度和方法抗噪性,实现对仿真信号中机构损伤典型特征的提取。在某航天滚动轴承损伤试验案例中,本文方法可有效提取滚动体故障征兆信息,进一步验证了本文方法的实用性和有效性。

参考文献

- [1] 李洪珏,董云峰.卫星故障诊断系统智能研制技术研究[J].上海航天,2017,34(3):52-59.
- [2] 张海威,侯波,车斌,等.面向北斗短报文的在轨卫星健康监控体系[J].上海航天(中英文),2021,38(6):47-52.
- [3] 袁静,李昕,魏颖,等.特征定量识别的航天精密伺服机构轴承运行可靠性评估方法及应用[J].上海航天(中英文),2020,37(5):19-23,29.
- [4] 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(12): 108-126.
- [5] YUAN J, WANG Y, PENG Y Z, et al. Weak fault detection and health degradation monitoring using customized standard multiwavelets [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2017, 94:384-399.
- [6] WANG Y X, LIU F Y, JIANG Z S, et al. Complex variational mode decomposition for signal processing applications [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2017, 86: 75-85.
- [7] WANG L, LIU Z W, MIAO Q, et al. Complete ensemble local mean decomposition with adaptive noise and its application to fault diagnosis for rolling bearings [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018, 106: 24-39.
- [8] HUANG W T, SUN H J, WANG W J. Resonance-based sparse signal decomposition and its application in mechanical fault diagnosis: a review. [J]. Sensors, 2017, 17(6):1279.
- [9] 雷亚国,许学方,蔡潇,等.面向机械装备健康监测的数据质量保障方法研究[J].机械工程学报,2021,57(4):1-9.
- [10] WU Z H, HUANG N. Ensemble empirical mode decomposition: a noise assisted data analysis method[J]. Advances in Adaptive Data Analysis, 2009, 1(1): 1-41.
- [11] YIN C, WANG Y L, MA G C, et al. Weak fault feature extraction of rolling bearings based on improved ensemble noise-reconstructed EMD and adaptive threshold denoising[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2022, 171: 108834.
- [12] YUAN J, HE Z J, NI J, et al. Ensemble noise-reconstructed empirical mode decomposition for mechanical fault detection [J]. ASME Journal of Vibration and Acoustics, 2013, 135: 021011.
- [13] 张威,魏炳翌,闻新.国内航天器故障诊断技术应用状况分析与展望[J].航空兵器,2017(4):66-74.
- [14] YUAN J, JI F, GAO Y, et al. Integrated ensemble noise-reconstructed empirical mode decomposition for mechanical fault detection[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018, 104: 323-346.
- [15] KOLDA T G, BADER B W. Tensor decomposition and applications [J]. SIAM Review, 2009, 51 (3) : 455-500.
- [16] ZENG C, MICHAEL K N. Decompositions of third-order tensors: HOSVD, T-SVD, and beyond [J]. Numerical Linear Algebra with Applications, 2020, 27 (3):2290.
- [17] 邹本友,李翠平,谭力文,等.基于用户信任和张量分解的社会网络推荐[J].软件学报,2014,25(12):2852-2864.
- [18] AZAM K, MEHRAN Y, GRÉGOIRE M. Compression of hyperspectral images using discrete wavelet transform and Tucker decomposition[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2012, 5 (2) : 444-450.
- [19] HU C F, WANG Y X. Multidimensional denoising of rotating machine based on tensor factorization [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019, 122: 273-289.
- [20] 赵学智,叶邦彦,陈统坚.基于奇异值曲率谱的有效奇异值选择[J].华南理工大学学报(自然科学版),2010,38(6):11-18,23.
- [21] 赵学智,叶邦彦,陈统坚.奇异值差分谱理论及其在车床主轴箱故障诊断中的应用[J].机械工程学报,2010,46(1):100-108.
- [22] 罗红梅,齐明侠,裴峻峰,等.滚动轴承故障诊断中精确转频的实用计算新方法[J].振动与冲击,2007(5):64-66,154.