

基于参数自适应变分模态分解的 行星齿轮箱故障诊断

孙灿飞^{1,2}, 王友仁¹, 沈勇², 陈伟¹

(1. 南京航空航天大学 自动化学院, 南京 211106;

2. 中国航空工业集团有限公司

故障诊断与健康管理工作航空科技重点实验室 试验与验证中心, 上海 201601)

摘 要: 针对变分模态分解需要人为设定模态数量以及在强噪声情况下容易造成分解错误的问题,提出了依据功率谱密度极值点自适应确定模态数量与中心频率的参数自适应变分模态分解方法,通过信号仿真分析验证了方法的有效性。基于参数自适应变分模态分解提出了一种行星齿轮箱故障诊断方法,应用于行星齿轮箱第2级太阳轮裂纹的故障诊断,行星齿轮箱传动实验台的试验结果表明:该方法能实现振动信号准确分解,有效提取和辨别出故障特征频率,实现了在强背景噪声和微弱故障信号情况下对第2级太阳轮裂纹故障的准确诊断。

关 键 词: 行星齿轮箱; 故障诊断; 参数估计; 变分模态分解; 频谱分析

中图分类号: V214.3⁺3; TP206

文献标志码: A

Fault diagnosis of planetary gearbox based on adaptive parameter variational mode decomposition

SUN Canfei^{1,2}, WANG Youren¹, SHEN Yong², CHEN Wei¹

(1. College of Automation Engineering,

Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211106, China;

2. Testing and Verification Center,

Aviation Key Laboratory of Science and Technology on Fault Diagnosis and Health
Management, Aviation Industry Corporation of China, Shanghai 201601, China)

Abstract: In order to solve the problems of variational mode decomposition, including presetting parameter of mode number and failure liability in signal decomposition under the condition of strong noise, an improved method for determining the number of modal decomposition modes and the center of frequency band based on the extreme point of power spectral density was proposed. The effectiveness of the method was verified by signal simulation analysis. Based on the adaptive parameter variational mode decomposition, a fault diagnosis procedure was applied to diagnose the second level sun gear crack of planetary gearbox test

收稿日期: 2017-07-18

基金项目: 中央高校基本科研业务费专项资金; 国家商用飞机制造工程技术研究中心创新基金(SAMC14-JS-15-051);
航空科学基金(2013ZD52055); 江苏省普通高校研究生科研创新计划资助项目(KYLX16_0336)

作者简介: 孙灿飞(1979—),男,博士生,主要研究方向为航空装备故障诊断与健康管理工作。

通讯作者: 王友仁(1963—),男,教授、博士生导师,博士,主要研究方向为检测技术与信号处理、机载设备健康监测、航空设备健康预报技术。E-mail: wangyurac@nuaa.edu.cn

引用格式: 孙灿飞,王友仁,沈勇,等. 基于参数自适应变分模态分解的行星齿轮箱故障诊断[J]. 航空动力学报,2018,33(11):2756-2765. SUN Canfei, WANG Youren, SHEN Yong, et al. Fault diagnosis of planetary gearbox based on adaptive parameter variational mode decomposition[J]. Journal of Aerospace Power, 2018, 33(11): 2756-2765.

platform. Test results proved that the method can accurately decompose the vibration signal, effectively extract and identify the fault characteristic frequency, and achieve accurate diagnosis of the second-stage sun gear crack fault under the condition of strong background noise and weak fault signal.

Key words: planetary gearbox; fault diagnosis; parameter estimation; variational mode decomposition; frequency spectrum analysis

在航空领域,行星齿轮箱广泛应用于大功质比、大减速比的机械传动系统中,作为核心减速部件,行星齿轮箱往往是传动系统故障诊断的重点^[1]。恶劣的环境、多变的工况以及复杂的结构使行星齿轮箱的振动呈现强背景噪声、非平稳性和耦合调制等特征,导致故障特征提取与识别困难。如何从复杂非平稳、非线性振动信号中有效提取故障特征实现故障诊断,是当前行星齿轮箱故障诊断研究的热点和难点。ZHAO Jianmin 等^[2]等应用经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)对行星齿轮箱振动信号进行分解,筛选出敏感分量进行行星齿轮箱故障诊断。由于 EMD 方法易产生模态混叠、过包络与欠包络等问题,Smith^[3]提出局部均值分解(local mean decomposition, LMD)方法,但该方法抗干扰性差,易受影响使得分解层数增加,甚至导致算法不收敛等问题。Frei 等^[4]提出了本征时间尺度分解(intrinsic time-scale decomposition, ITD)方法,该方法定义了新的瞬时频率计算方法,避免传统方法存在边缘效应和偶尔出现负频率等问题,具有较高的瞬时频率计算精度,适用于非平稳非线性信号,但仍然存在信号失真等问题。李志农等^[5]应用经验小波分解方法有效识别转子碰摩故障,该方法不存在模态混叠以及虚假分量等问题,但依据信号频谱幅值进行支撑区间划分,需要指定频带数量,对于复杂振动信号容易损失故障引起边频带信息。

2014 年 Dragomirestkiy 等^[6]提出了变分模态分解方法(variational mode decomposition, VMD)广泛应用于机械故障诊断领域^[7-8],该方法是一种非递归的分解算法,不存在端点效应,可以将两个频率相近的谐波信号分离,并且具有更好的噪声鲁棒性。但该方法受到模态数量 K 影响,参数 K 决定了模态数量和中心频率,当 K 选取不当时,模态分量间会出现混叠,易产生虚假分量。当噪声强时,VMD 算法分解可能出现模态混叠和中心频率偏移等现象,导致模态分解错误。针对变分模态分解存在的问题,文献^[9]以包络谱

嫡为目标函数,采用粒子群算法对 VMD 的最佳参数组合进行搜索,试验结果表明该方法分析效果准确有效。文献^[10]为了自适应确定变分模态分解的模态数量,以互信息为判据对原方法进行了迭代停止条件的改进,结合 Teager 能量算子具有对单分量信号解调速度快、精度高的优点,提出了 Teager-VMD 时频分析新方法。以上方法针对 VMD 算法的参数选取,主要采用智能算法进行多次迭代优化选取,存在计算时间长,效率低等缺陷,另外 VMD 中心频率的采用随机和均匀分配两种方法,当中心频率误差较大时算法无法正确实现信号分解。

针对以上问题,在采用 VMD 算法进行行星齿轮箱故障诊断时,由于缺少合适的参数估计方法及对噪声鲁棒性低等问题影响了诊断的效果,因此本文提出了利用交叉功率谱密度分布,根据极值点自适应计算分解模态数量和中心频率的参数估计方法,实现参数自适应的变分模态信号分解(adaptive parameter VMD, AP-VMD),并通过仿真和试验验证了 AP-VMD 方法应用于行星齿轮箱故障诊断的有效性和实用性。

1 变分模态分解

变分模态分解 VMD 是一种信号自适应分解方法,将信号分解过程转化为了通过迭代搜寻变分模型最优解,使得每个模态的估计带宽之和最小。在数学上,转化为对泛函求极值问题,该算法本质是多个自适应的维纳滤波器组^[11-12]。

VMD 算法对 IMF 进行了重新的定义,认为 IMF(intrinsic mode function)是一个带宽受限的调幅-调频信号(band-limited intrinsic mode function, BIMF),表达式为

$$u_k(t) = A_k(t) \cos[\phi_k(t)] \quad (1)$$

其中 $A_k(t)$ 是包络线 $A_k(t) \geq 0$, $\phi_k(t)$ 是非单调递减的瞬时相位即 $\phi'_k(t) \geq 0$, k 表示第 k 个模态, $k=1, 2, \dots, K$ 。通过对 t 求导,可得瞬时频率 $\omega_k(t) = \phi'_k(t)$, 由于 $A_k(t)$ 和 $\omega_k(t)$ 相对于 $\phi_k(t)$ 来说变化非常缓慢,即在一段足够长的时间间隔

内 $[t - \delta, t + \delta]$, $\delta \approx 2\pi/\phi'_k(t)$, $u_k(t)$ 可以看作是一个幅值为 $A_k(t)$, 相位为 $\phi_k(t)$ 的谐波信号。VMD 自适应分解过程包含变分问题的构造和变分问题的求解两部分。

1.1 变分问题的构造

变分问题构造过程是搜寻 K 个模态函数 $u_k(t)$, 使得每个模态估计带宽之和最小过程, 其中约束条件是各模态和等于输入信号 $x(t)$ 。根据卡森原理 (Carson's rule), BIMF 带宽的定义为

$$f_b = 2(\Delta f + f_{im} + f_{am}) \tag{2}$$

其中 Δf 为中心频率的最大偏差, f_{im} 为中心频率的偏移率, f_{am} 为 $A_k(t)$ 的最高频率。

具体构造过程如下:

1) 计算每个模态分量 $u_k(t)$ 的解析信号, 通过 Hilbert 变换得到单边频谱。

$$\left[\delta(t) + \frac{j}{\pi t}\right] * u_k(t) \tag{3}$$

其中 $u_k(t)$ 为第 k 个模态分量, $\delta(t)$ 为单位脉冲函数, j 表示虚数, $*$ 表示卷积运算。

2) 通过指数修正, 将解析信号混合一个预估中心频率, 使得每个模态分量的单边频谱调制到各自估算的中心频率处, 方便后续分离各成分。

$$\left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t}\right) * u_k(t)\right] e^{-j\omega_k t} \tag{4}$$

其中 ω_k 为第 k 个模态分量的中心频率。

3) 通过高斯平滑 (L2 范数梯度的平方根) 估计各模态信号带宽, 使其带宽之和最小。

变分约束问题为

$$\begin{cases} \min_{\{u_k\}, \{\omega_k\}} \left\{ \sum_k \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|^2 \right\} \\ \text{s. t. } \sum_k u_k = x(t) \end{cases} \tag{5}$$

其中 $\{u_k\} = u_1, \dots, u_k$ 为各模态函数集合, $\{\omega_k\} = \omega_1, \dots, \omega_k$ 为各中心频率集合, ∂_t 是函数对 t 求偏导。

1.2 变分问题的求解

式(4)优化问题是带约束变分问题, 通过引入二次惩罚因子 α 也称为有限带宽参数和拉格朗日乘积算子 $\lambda(t)$, 将式(4)优化问题转化为无约束变分问题, 其中二次惩罚因子可以限定每个模态的带宽以保证信号重构精度, 拉格朗日乘积算子可以保持约束严格性, 修改后的表达式为

$$\begin{aligned} \zeta(\{u_k\}, \{\omega_k\}, \lambda) = & \alpha \sum_k \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|^2 + \\ & \left\| f(t) - \sum_k u_k(t) \right\|_2 + \left\langle \lambda(t), f(t) - \sum_k u_k(t) \right\rangle \end{aligned} \tag{6}$$

其中 $f(t)$ 为原始信号的频域信号。利用交替方向乘积算子 (alternate direction method of multipliers, ADMM) 可以求解上述变分问题 ζ 的最小值, 通过交替更新 u_k^{n+1} 、 ω_k^{n+1} 和 λ^{n+1} 搜寻扩展拉格朗日表达式 ζ 鞍点即更新每个 BIMF 分量的中心频率和带宽。

VMD 算法具体流程如下:

1) 初始化 $\{u_k^1\}$ 、 $\{\omega_k^1\}$ 、 λ^1 和 n

2) 迭代 $k=1:K$

更新模态信号

$$u_k^{n+1} \leftarrow \underset{u_k}{\operatorname{argmin}} \zeta(\{u_i^{n+1}\}, \{\omega_{i \geq k}^n\}, \{\omega_i^n\}, \lambda^n) \tag{7}$$

更新模态信号的中心频率

$$\omega_k^{n+1} \leftarrow \underset{\omega_k}{\operatorname{argmin}} \zeta(\{u_i^{n+1}\}, \{\omega_{i < k}^{n+1}\}, \{\omega_{i \geq k}^n\}, \lambda^n) \tag{8}$$

3) 双重提升, 更新 λ

$$\lambda^{n+1} \leftarrow \lambda^n + \tau \left[x(t) - \sum_k u_k^{n+1} \right] \tag{9}$$

其中 τ 为噪声容限参数, 可以设定为 0。

4) 重复步骤 2)~步骤 3), 迭代中 $n=n+1$, 直到满足收敛条件为止, 收敛条件为

$$\sum_k \|u_k^{n+1} - u_k^n\|_2^2 / \|u_k^n\|_2^2 < \epsilon \tag{10}$$

2 故障诊断方法

行星齿轮箱振动信号复杂, 具有较强的非平稳性与时变耦合调制特征, 导致齿轮啮合产生的故障频率特征提取困难。研究人员通过对行星齿轮箱振动信号频谱结构的理论与仿真分析, 发现齿轮故障会引起啮合频率及其谐波附近的边带频谱变化^[13-14], 因此, 提取边带信号中含有故障齿轮特征频率的信息进行故障诊断, 可解决耦合调制造成的故障频率特征提取难题, 提高诊断准确率^[15]。

目前, 采用模态分解与联合包络/频率解调的方法在故障诊断领域中应用广泛。相比其他模态分解方法, VMD 算法具有不存在模态混叠、可分解频率相近成分的优点, 但也存在以下两个方面的不足:

1) 对信号分解时需要指定分解的模态数量 K , 根据指定的参数 K , 采用均匀分布和随机值确定功率谱估计中心频率。而参数 K 直接决定了信号分解的模态数量, 决定了中心频率的个数, K 选取过小, 模态分量间会出现混叠, K 选取过大, 则会导致某个模态分解分布在多个模态中, 增加了计算时间且会产生虚假分量, 造成分解出现错误的模态分量。

2) VMD 算法在低噪声情况下信号分解鲁棒性较好, 当噪声比较大时, 可能无法正确分解信号。

针对上述问题, 本文提出自适应确定模态数量与中心频带的变分模态分解方法, 引入滑动平均功率谱密度, 将 VMD 与功率谱线先验知识结合起来实现信号自适应分解。

滑动平均功率谱密度定义为

$$D_{ps,i} = \frac{\sum_{k=i-\delta}^{k=i+\delta} d_{ps,k}}{2\delta+1} \quad (11)$$

式中 $k=1, 2, \dots, m$, 其中 m 为谱线数, $d_{ps,k}$ 为谱线 k 的功率谱密度, 滑动区间频率区间为 $[k-\delta, k+\delta]$ ($\delta \in R$), δ 为带宽因子。

对于滑动平均功率谱分布的计算, 先对信号进行互功率谱计算, 再利用式 (11) 计算 $k=1, 2, \dots, m$ 平均功率谱频率分布。自适应分割频带方法为: 假设将频域支撑 $[0, \pi]$ 分割成 N 个连续的部分, 用 w_i 表示个片段之间的边界, 每段可以表示为

$$\Delta_i = [w_{i-1}, w_i] \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (12)$$

$$U_{i=1}^N \Delta_i = [0, \pi] \quad (13)$$

其中 N 为功率谱极大值点的数量, 选择合适的带宽因子 δ 可以得到合适的频带数量 N 。 w_i 的确定方法为: 对滑动平均功率谱分布曲线进行极大值求解, 将极大值点所对应的频率作为中心频率, 根据分割后的频段, 即可获取中心频率初始化参数和模态数量。算法实现流程如图 1 所示。

基于 AP-VMD 方法, 本文提出包络谱/瞬时频率谱分析的行星齿轮箱故障诊断方法, 算法实现流程设计如下:

1) 采用 AP-VMD 实现对振动信号进行自适应分解, 得到多个具有物理意义的 BIMF 分量。

2) 对分解的 BIMF 分量的中心频率进行估计, 选取围绕待诊断行星齿轮系啮合频率或其倍频波动的 BIMF 分量。

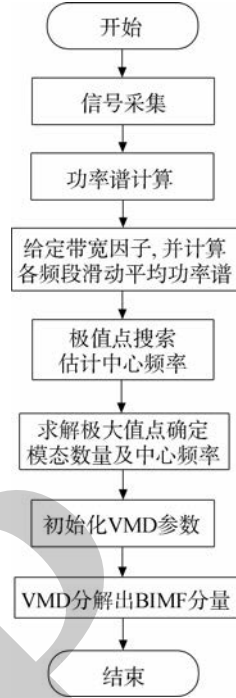


图 1 AP-VMD 算法流程

Fig. 1 AP-VMD algorithm flowchart

3) 对选定的 BIMF 分量进行 Hilbert 变换, 得到包络谱与瞬时频率谱。

4) 结合选定 BIMF 分量的包络谱和瞬时频率谱的频谱信息, 通过故障特征频率识别进行行星齿轮箱故障诊断。

3 仿真分析

利用仿真信号来分析常规 VMD 算法在参数确定出现偏差和存在强噪声情况下无法准确分解的问题, 通过对比验证 AP-VMD 算法对信号分解的有效性。考虑行星齿轮箱故障振动信号由调幅-调频成分组成, 仿真信号 $x(t)$ 设定由调幅调频成分 $x_1(t)$ 、 $x_2(t)$ 、 $x_3(t)$ 、 $\omega(t)$ 四部分组成, $\omega(t)$ 为高斯白噪声, 信号采样频率设置为 4096 Hz, 连续采样时间为 1 s, 在无噪声和添加 -5 dB 噪声下进行仿真分析, 仿真信号时域波形和频谱如图 2 所示。

$$\begin{cases} x_1(t) = [1 + \sin(2\pi \times 20t)] \times \cos[2\pi \times 200t + 2\cos(2\pi \times 20t)] \\ x_2(t) = 0.8[1 + \sin(2\pi \times 20t)] \times \cos[2\pi \times 600t + 2\cos(2\pi \times 20t)] \\ x_3(t) = 0.6[1 + \sin(2\pi \times 20t)] \times \cos[2\pi \times 1000t + 2\cos(2\pi \times 20t)] \\ x(t) = x_1(t) + x_2(t) + x_3(t) + \omega(t) \end{cases} \quad (14)$$

在无噪声情况下, 应用 VMD 算法对仿真信

号进行分解,若模态数量的设定存在偏差时,比如 K 设定为 4,VMD 分解得到的频谱分布如图 3 所示,图中可见,在调制分量 $x_1(t)$ 、 $x_2(t)$ 时信号频谱准确,几乎无误差,但将分量 $x_3(t)$ 分解为两个 BIMF 分量,出现了错误分解。

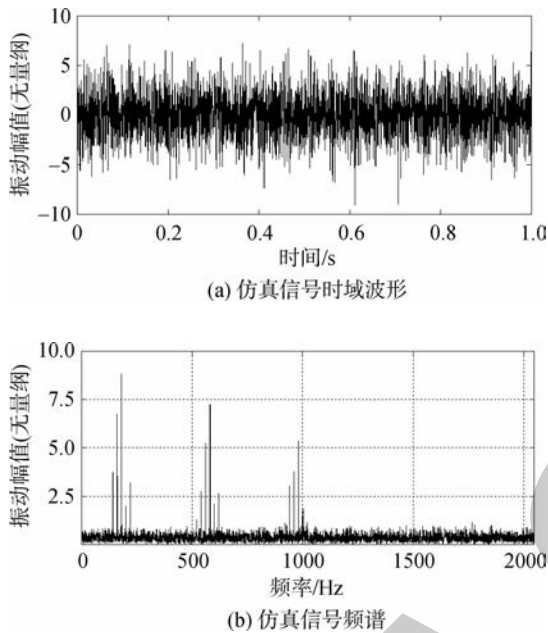


图 2 仿真信号时域波形及频谱

Fig. 2 Simulation signal waveform and frequency spectrum

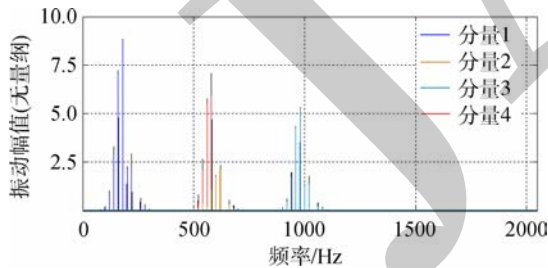


图 3 $K=4$, 无噪声情况下的 VMD 分解频谱
Fig. 3 VMD decomposition frequency spectrum when $K=4$, noise level of 0 dB

在 -5 dB 噪声下,应用 VMD 算法对仿真信号进行分解,分解的频谱结构见图 4,图中可见信号频谱在中心频率 200 、 600 Hz 处几乎重合,对 $x_1(t)$ 、 $x_2(t)$ 的分解准确,但对中心频率在 1000 Hz 的信号 $x_3(t)$ 分解出现错误,频率中心明显出现偏移。

同样在 -5 dB 噪声下,应用 AP-VMD 分解仿真信号,通过极大值搜索仿真信号滑动平均功率谱分布,得到 3 个极大值点及其对应的中心频率,

初始化参数设置,AP-VMD 分解仿真信号的频带分布和各 BIMF 分量波形图分别如图 5、图 6 所示,图中 u_1 、 u_2 、 u_3 分别表示 3 个 BIMF 分量的幅值。

图 5、图 6 中可以看出在 -5 dB 噪声背景下,分解信号频谱与原信号频谱在中心频率 200 、 600 、 1000 Hz 及其边带基本重合,与实际仿真信号一致,且分解的 BIMF 分量与仿真信号 $x_1(t)$ 、 $x_2(t)$ 、 $x_3(t)$ 分量基本一致,且重构信号频谱中几乎不存在噪声干扰。

根据仿真分析,VMD 算法在模态数量估计

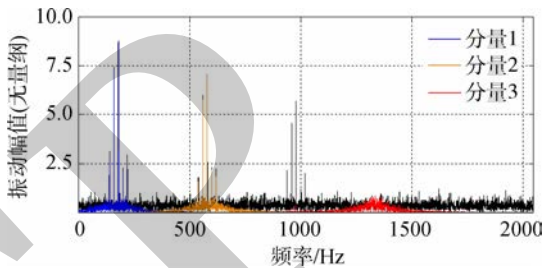


图 4 $K=3$, -5 dB 噪声情况下的 VMD 分解频谱
Fig. 4 VMD decomposition frequency spectrum when $K=3$, noise level of -5 dB

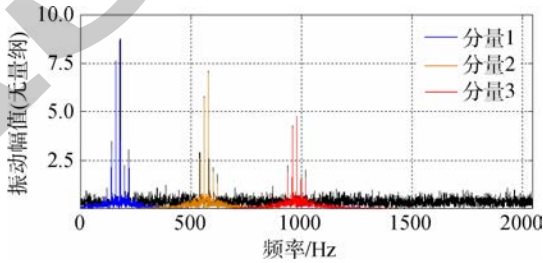


图 5 -5 dB 噪声情况下的 AP-VMD 分解频谱
Fig. 5 AP-VMD decomposition frequency spectrum when noise level of -5 dB

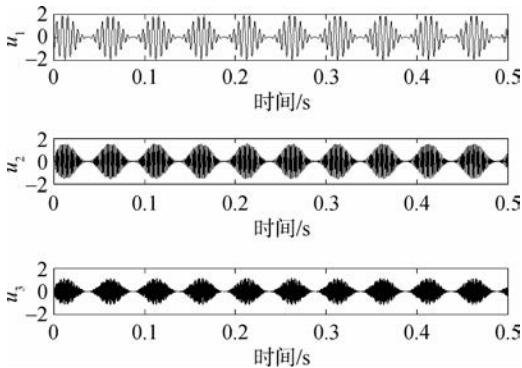


图 6 -5 dB 噪声 AP-VMD 分解的 BIMF 分量
Fig. 6 AP-VMD decomposition BLMF components when noise level of -5 dB

偏差和强噪声背景下,无法实现对仿真信号的准确分离,而 AP-VMD 无需指定分解参数,能自适应准确地分解仿真信号,对噪声鲁棒性强,适合于复杂强背景噪声信号模态自适应分解。由于行星齿轮故障特征一般体现在某个模态分量的边频带特征中,当模态分解不准确时,就无法获取边频带的有效故障特征信息,影响故障诊断效果。因此,AP-VMD 为准确提取行星齿轮箱故障状态下模态分量的边频带特征信息打下基础,下一步就应用 AP-VMD 进行行星齿轮箱故障诊断进行试验分析与验证。

4 试验验证

4.1 试验设置

试验装置采用美国 SpectraQues 公司动力传动系统故障诊断综合试验台(DDS),如图 7 所示,平台行星齿轮基本参数见表 1。

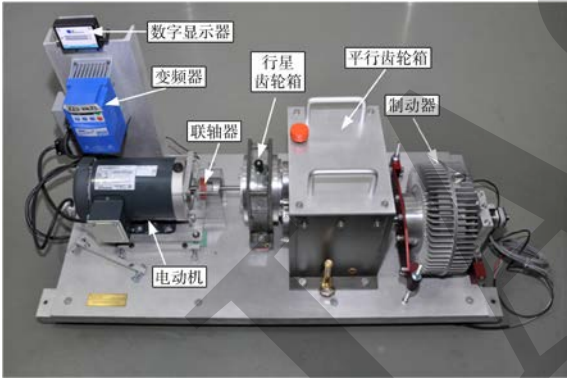


图 7 行星齿轮箱试验装置

Fig. 7 Planetary gearbox test platform

表 1 行星齿轮箱参数

Table 1 Planetary gearbox parameters

齿轮类型	齿数	
	第 1 级	第 2 级
齿圈	100	100
行星轮(个数)	40(3)	36(4)
太阳轮	20	28

试验装置由变速驱动电动机、多功能可编程控制面板、二级行星齿轮箱、二级平行齿轮传动齿轮箱、可编程磁力制动器、压电式加速度传感器、转速传感器、数据采集器等构成。整个试验台被固定在台架上,变速驱动电动机(0~2.2 kW,转速为 0~5 000 r/min)提供动力,作为输入端,经过

二级行星齿轮箱和二级平行齿轮传动齿轮箱,最后到达磁粉制动器。试验装置可以调整不同转速及负载,模拟不同工况运行环境。试验给定输入轴转速为 2 400 r/min,负载为额定负载 40%,振动传感器安装在行星齿轮箱顶端,采样频率为 10 kHz,采样时间长度 2 s。相关部件特征频率计算见表 2。

表 2 输入 40 Hz 下各部件特征频率

Table 2 Input 40 Hz characteristic frequencies of each component

参数	数值
第 1 级太阳轮转频 f_{1s}^r /Hz	40
第 2 级太阳轮转频 f_{2s}^r /Hz	6.67
第 2 级行星架转频 f_c^r /Hz	1.46
第 2 级太阳轮故障特征频率 f_s /Hz	20.84
第 2 级行星轮故障特征频率 f_p /Hz	4.05

经过第 1 级行星齿轮系的减速,第 2 级行星齿轮系转速降低,相同条件下第 2 级行星齿轮系振动水平明显低于第 1 级,另外太阳轮故障引起啮合振动经行星轮通过效应后传递给安装在壳体的传感器,故障信号更加微弱,且增加了调制特征,进一步提高了故障诊断的难度。考虑以上两点,为验证方法对微弱和强噪背景下的有效性,以第 2 级太阳轮轮齿裂纹为故障模式,如图 8 所示,对本文提出的基于 AP-VMD 与包络谱/瞬时频率谱分析的行星齿轮箱故障诊断方法进行验证。

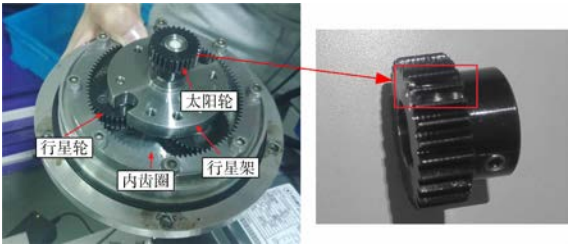


图 8 第 2 级太阳轮裂纹故障

Fig. 8 Crack failure of second stage sun gear

4.2 试验分析

4.2.1 正常信号

采集的正常行星齿轮箱振动信号时频域波形见图 9 所示,频谱中第 1 级行星齿轮系啮合频率 f_{m1} (667 Hz)、后端定轴齿轮各啮合频率及其倍频存在明显的峰值,而且信号幅度(包括边带信号幅

度)明显强于第 2 级行星齿轮系啮合频率 f_{m2} (146.7 Hz),直接频谱分析难度较大。

采用 AP-VMD 对采集的第 2 级行星齿轮系正常振动信号进行分解。

为保留局部信息的同时消除无意义极值点,根据行星齿轮箱边带频谱宽度,确定带宽因子 δ 为 $5f_{2s}^r$ 。采用 AP-VMD 分解信号,模态数量 K 为 6,中心频率前 5 个 BIMF 分量频率中心分别为第 1 级太阳轮转频 f_{1s}^r 及其倍频 $2f_{1s}^r$,第 2 级啮合频率 f_{m2} 、倍频 $2f_{m2}$ 与 3 倍频 $3f_{m2}$,第 6 个分量为剩余分量。分解的频谱与 BIMF 分量如图 10 所示,图中 $u_1 \sim u_6$ 分别表示 6 个 BIMF 分量的幅值。图 10(a)为 AP-VMD 分解的频带分布,图 10(b)为 AP-VMD 分解得到的 6 个 BIMF 分量。选取中心频率接近于行星齿轮箱第 2 级啮合频率的第 3 个分量进行解调分析,分别得到幅值包络谱和瞬时频率谱如图 11(a)和图 11(b)所示。

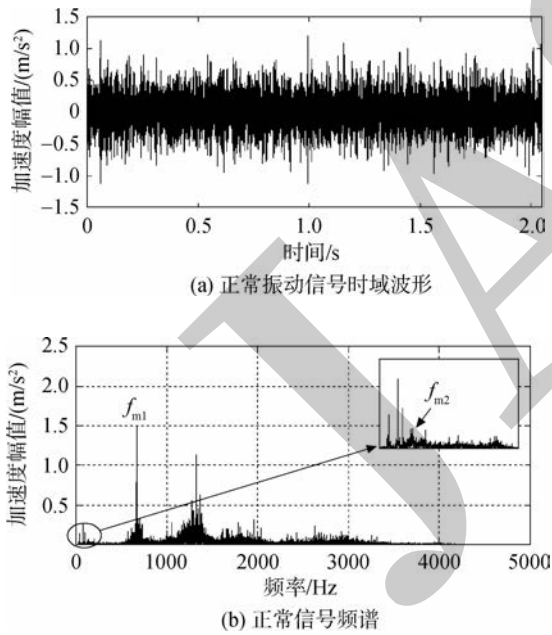


图 9 正常振动信号波形与频谱
Fig. 9 Normal vibration signal waveform and frequency spectrum

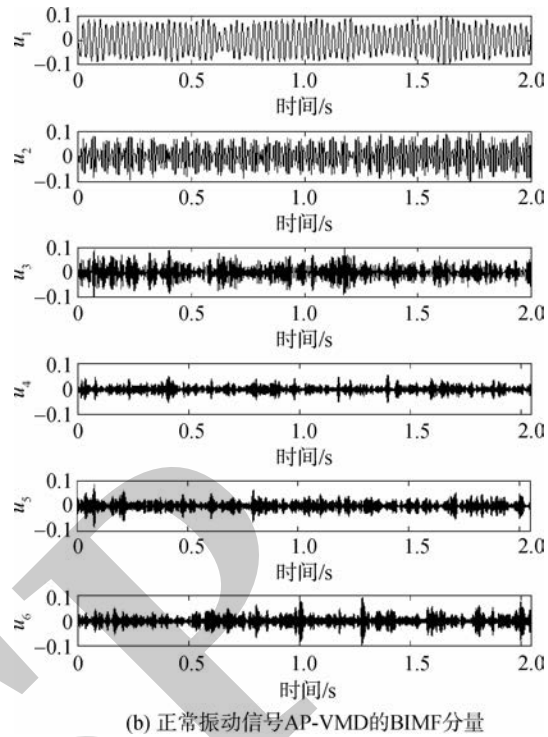
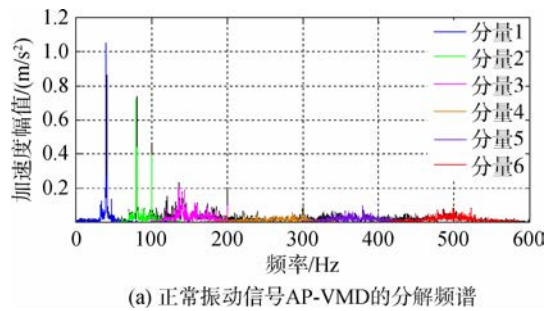


图 10 AP-VMD 对正常振动信号的分解
Fig. 10 AP-VMD decomposition of normal vibration signal

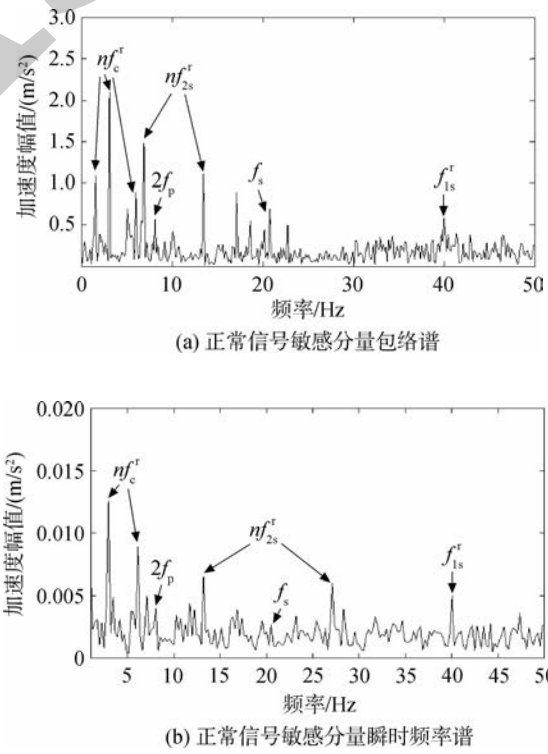


图 11 正常信号敏感分量的频谱分析
Fig. 11 Normal signal frequency spectrum analysis of the sensitive component

无论包络谱和瞬时频率谱,峰值谱线都主要出现在太阳轮转频 f_{2s}^r 及倍频和行星架转频 f_c^r 及倍频,是由太阳轮和行星架的旋转对正常行星齿轮箱啮合振动产生的调幅效应。另外,在太阳轮故障特征频率 f_s 及倍频、行星轮故障特征频率 f_p 及倍频以及它们与太阳轮转频 f_{2s}^r 及倍频、行星架转频 f_c^r 及倍频之间的组合频率处也出现小幅度峰值,原因是正常行星齿轮箱由于受制造误差、装配误差等的影响,会产生微弱振动信号并受到传递路径的调制,分析结果与实际情况一致。

4.2.2 太阳轮故障信号

在第 2 级太阳轮裂纹故障状态下,采集的振动信号时频域波形如图 12 所示。如果直接从频谱中分析第 2 级啮合频率 f_{m2} (含倍频) 的边带频谱,由于各峰值频率成分复杂,且幅值较小,显然无法分辨出太阳轮故障特征频率,获得有用的齿轮故障诊断信息。

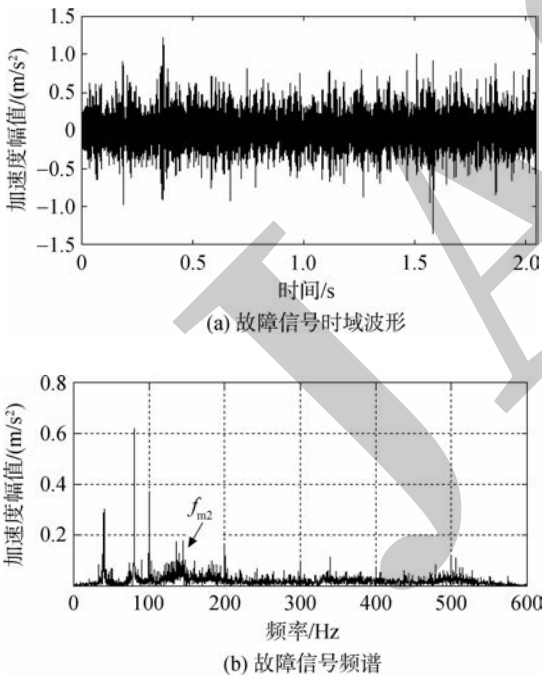


图 12 故障信号时域波形及频谱

Fig. 12 Fault state signal waveform and frequency spectrum

采用 AP-VMD 对采集的第 2 级行星齿轮系故障振动信号进行分解,如图 13 所示。

从图 13 中可见,AP-VMD 分解的模态数量和中心频率与正常振动信号基本一致。依据行星齿轮箱故障模型可知,通过啮合频率及其谐波附近的边带频谱变化分析可以获取故障特征。因此,对中心频率在啮合频率及其倍频的 BIMF 分

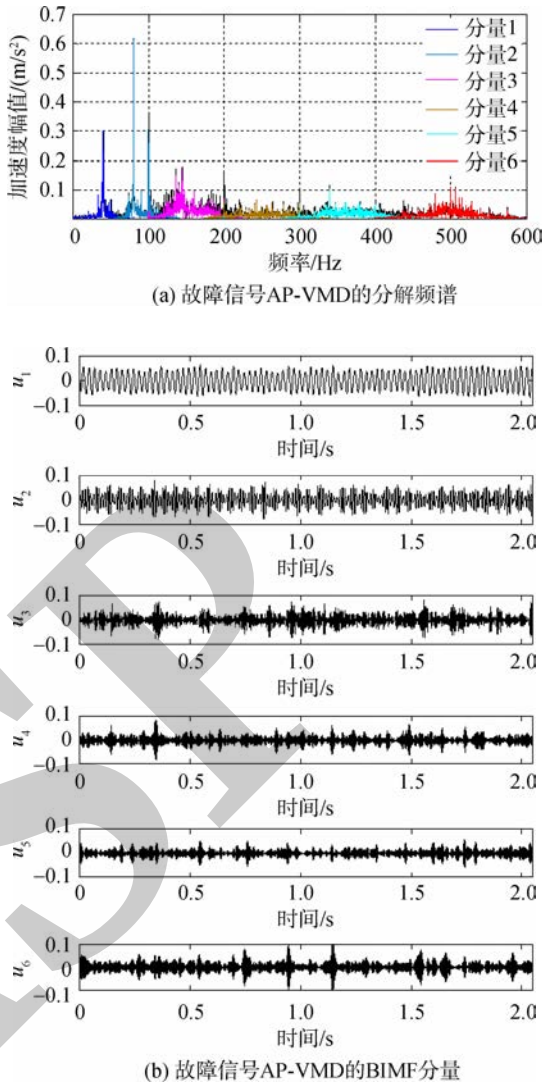


图 13 AP-VMD 对故障信号的分解

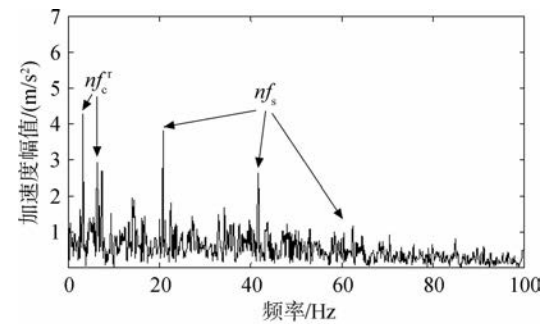
Fig. 13 AP-VMD decomposition of fault state signal

量进行进一步解调分析。

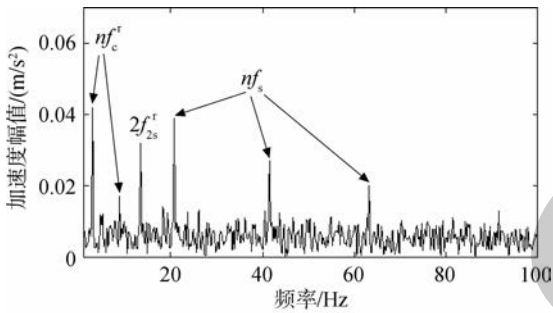
分量 BIMF3 的包络谱和瞬时频率谱如图 14 所示,频谱中出现了太阳轮故障特征频率。为了更直观反映故障引起频谱特征的变化,将故障状态下的包络谱与瞬时频率谱与正常状态下频谱进行对比分析。故障状态下包络谱中在各个峰值频率处的幅度均大于正常状态,在行星架转频 f_c^r 及倍频、第 2 级太阳轮故障特征频率 f_s 及 2 倍频的幅度最为明显。依据太阳轮局部故障振动测试信号模型^[16], nf_c^r 处的峰值是由太阳轮旋转对啮合振动信号产生调幅效应造成的, f_s 与 $2f_s$ 处的峰值是由太阳轮故障对啮合振动信号产生调幅效应造成的,说明了第 2 级太阳轮存在故障。

由于瞬时频率谱中调频部分只包含齿轮故障引起的调频效应,不受振动传递路径变化的影响,频率成分更加简单直观^[17-18],图 14(b)中出现的

第 2 级太阳轮故障频率 nf_s 进一步确定了第 2 级太阳轮发生故障,与实际情况一致。



(a) 故障信号敏感分量瞬时频率谱



(b) 故障信号敏感分量瞬时频率谱

图 14 故障信号敏感分量的频谱分析

Fig. 14 Fault state signal frequency spectrum analysis of the sensitive component

5 结 论

AP-VMD 利用滑动平均功率谱密度分布,根据极值点自适应计算分解频带数量和中心频率进行参数估计,实现参数自适应的变分模态信号分解。通过与 VMD 进行对比仿真分析,验证了 AP-VMD 对高噪背景下自适应参数估计和准确信号分解的能力。同时提出基于 AP-VMD 与包络谱/瞬时频率谱分析的行星齿轮箱故障诊断方法,通过行星齿轮箱注入故障的试验分析,验证该方法在强噪背景和故障信号微弱情况下对第 2 级太阳轮裂纹故障的准确诊断,结合仿真分析和试验验证证明了参数自适应变分模态分解行星齿轮箱故障诊断方法的有效性和实用性。

参考文献:

[1] 孙灿飞,王友仁. 直升机行星传动轮系故障诊断研究进展[J]. 航空学报,2017,38(7):106-119.
SUN Canfei, WANG Youren. Advance in the study on fault diagnosis of helicopter planetary gears [J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2017, 38(7): 106-119. (in Chinese)

[2] ZHAO Jianmin, LI Haiping, LIU Jian, et al. Planetary gearboxes fault diagnosis based on EMD and EDT[R]. Beijing:Prognostics and System Health Management Conference, 2015.

[3] SMITH J S. The local mean decomposition and its application to EEG perception data[J]. Journal of the Royal Society Interface, 2005, 2(5): 443-454.

[4] FREI M G, OSORIO I. Intrinsic time-scale decomposition: analysis and real-time filtering of non-stationary signals [J]. Proceedings of the Royal Society, 2007, 463: 321-342.

[5] 李志农, 朱明, 褚福磊, 等. 基于经验小波变换的机械故障诊断方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2014, 35 (11): 2423-2432.
LI Zhinong, ZHU Ming, CHU Fulei, et al. Mechanical fault diagnosis method based on empirical wavelet transform [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2014, 35 (11): 2423-2432. (in Chinese)

[6] DRAGOMIRESTKIY K, ZOSSO D. Variational mode decomposition[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(3): 531-54.

[7] 刘长良, 武英杰, 甄成刚. 基于变分模态分解和模糊 C 均值聚类的滚动轴承故障诊断[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(13): 3358-3365.
LIU Changliang, WU Yingjie, ZHEN Chenggang. Rolling bearing fault diagnosis based on variational mode decomposition and fuzzy c means clustering[J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(13): 3358-3365. (in Chinese)

[8] ZHANG Ming, JIANG Zhinong, FENG Kun. Research on variational mode decomposition in rolling bearings fault diagnosis of the multistage centrifugal pump[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2017, 93: 460-493.

[9] 唐贵基, 王晓龙. 参数优化变分模态分解方法在滚动轴承早期故障诊断中的应用[J]. 西安交通大学学报, 2015, 49 (5): 73-81.
TANG Guiji, WANG Xiaolong. Parameter optimized variational mode decomposition method with application to incipient fault diagnosis of rolling bearing [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2015, 49(5): 73-81. (in Chinese)

[10] 刘尚坤, 唐贵基, 王晓龙. 基于改进变分模态分解的旋转机械故障时频分析方法[J]. 振动工程学报, 2016, 29 (6): 1119-1126.
LIU Shangkun, TANG Guiji, WANG Xiaolong. Time frequency analysis method for rotary mechanical fault based on improved variational mode decomposition [J]. Journal of Vibration Engineering, 2016, 29 (6): 1119-1126. (in Chinese)

[11] WANG Yanxue, LIU Fuyun, JIANG Zhansi, et al. Complex variational mode decomposition for signal processing applications[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2017, 86: 75-85.

[12] WANG Yanxue, MARKERT R. Filter bank property of variational mode decomposition and its applications [J]. Signal Processing, 2015, 120: 509-521.

[13] INALPOLAT M,KAHRAMAN A. A theoretical and experimental investigation of modulation sidebands of planetary gear sets[J]. Journal of Sound and Vibration,2009,323(3/4/5):677-696.

[14] 雷亚国,汤伟,孔德同. 基于传动机理分析的行星齿轮箱振动信号仿真及其故障诊断[J]. 机械工程学报,2014,50(17):61-68.
LEI Yaguo,TANG Wei,KONG Detong. Vibration signal simulation and fault diagnosis of planetary gearboxes based on transmission mechanism analysis[J]. Journal of Mechanical Engineering,2014,50(17):61-68. (in Chinese)

[15] FENG Zhipeng,ZUO Mingjian,QU Jian,et al. Joint amplitude and frequency demodulation analysis based on local mean decomposition for fault diagnosis of planetary gearboxes [J]. Mechanical Systems and Signal Processing,2013,40(1):56-75.

[16] FENG Zhipeng,ZUO Mingjian. Vibration signal models for fault diagnosis of planetary gearboxes[J]. Journal of Sound and Vibration,2012,331(22):4919-4939.

[17] 冯志鹏,赵镭镭,褚福磊. 行星齿轮箱故障诊断的幅值解调分析方法[J]. 中国电机工程学报,2013,33(8):107-111.
FENG Zhipeng,ZHAO Leilei,ZHU Fulei. Amplitude demodulation analysis method for fault diagnosis planetary gearboxes[J]. Proceedings of the CSEE,2013,33(8):107-111. (in Chinese)

[18] 冯志鹏,褚福磊. 行星齿轮箱故障诊断的频率解调分析方法. 中国电机工程学报,2013,33(11):112-117.
FENG Zhipeng,ZHU Fulei. Frequency demodulation analysis method for fault diagnosis of planetary gearboxes[J]. Proceedings of the CSEE,2013,33(11):112-117. (in Chinese)

(编辑:王碧琚)