

基于同源和 EFD 方法的太阳轮故障特征提取研究

李泓锟, 张 岩, 李 斌, 李林钊, 万 峰

(南京航空航天大学 自动化学院, 南京 211100)

摘要: 行星齿轮箱具有复杂传动结构, 在太阳轮出现故障时, 其故障信息往往被无关或干扰成分所掩盖, 导致故障特征难以辨识; 为提取故障状态下振动信号的共性特征, 采用同源响应的振源分离策略, 依据旋转机械内部激励信号具有的周期性及低秩特性, 挖掘与故障高度相关的同源响应片段, 获取含有丰富故障信息的片段, 并提取最能代表故障特征的主要成分, 以突出故障特征信息并减少无关信息干扰; 在传统经验傅里叶分解基础上, 设置频带分割阈值, 避免频谱局部分割; 通过故障特征比指标自适应筛选最佳分解分量, 用包络谱图验证故障特征提取效果; 最终通过太阳轮裂纹故障振动仿真信号及实际齿轮箱运行数据进行验证, 实现了太阳轮裂纹故障特征的清晰提取, 验证了方法的有效性。

关键词: 行星齿轮箱; 太阳轮裂纹故障; 经验傅里叶分解; 潮汐周期; 故障特征提取

Fault Feature Extraction of Sun Gear Based Co-source and EFD Method

LI Hongkun, ZHANG Zhai, LI Bin, LI Linzhao, WAN Ceng

(School of Automation, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211100, China)

Abstract: Planetary gearboxes have complex transmission mechanisms. With a sun gear failure, its fault information is usually interfered with or covered, making it difficult to identify the fault; To effectively extract common features from fault vibration signals, a co-source response strategy for vibration source separation is presented. Based on the periodic and low-rank characteristics of internal excitation signals in rotating machinery, this approach identifies homologous response segments highly related to sun gear faults, obtains segments with rich fault information, extracts main components that best represent the fault characteristics, and highlights fault information and reduces the interference of irrelevant information; Based on traditional empirical Fourier decomposition, a frequency band segmentation threshold is set to avoid local spectral segmentation. The optimal decomposition components are adaptively selected through a fault feature ratio index, and the envelope spectrum is used to verify the effectiveness of fault feature extraction; Finally, the method's effectiveness is validated using both the vibration signals of sun gear crack faults and actual gearbox operational data, clearly extracting the features of sun gear crack faults.

Keywords: planetary gearbox; sun gear crack fault; empirical fourier decomposition; tidal cycle; fault feature extraction

0 引言

行星齿轮箱具有结构紧凑、体积小等特点, 能在有限空间内提供高扭矩和高效率, 因而广泛应用于冶金、风力发电和船舶等行业。相较于定轴齿轮箱, 行星齿轮

箱的复杂传动机制使得振动信号从故障点到传感器的传递路径繁多且受其他部件运转噪音干扰, 故障迹象不清晰, 且振动信号表现为非线性和非平稳特性。根据统计, 齿轮箱内部零件中, 齿轮产生失效的概率超过 60%^[1], 作为行星齿轮箱关键组件的太阳轮, 其故障的

收稿日期: 2024-10-25; 修回日期: 2024-12-18。

基金项目: 2023 研究生科研与实践创新计划项目(xcxjh20230328)。

作者简介: 李泓锟(2000-), 男, 硕士, 硕士研究生。

张 岩(1980-), 男, 博士, 副教授。

引用格式: 李泓锟, 张 岩, 李 斌, 等. 基于同源和 EFD 方法的太阳轮故障特征提取研究[J]. 计算机测量与控制, 2025, 33(3): 63-70, 78.

发生可能危及系统的整体性能。因此,及时准确的诊断对于预防太阳轮损坏、确保设备高效运作及防止重大事故至关重要。

由于振动信号方法的实时性、可靠性及经济性等优点,在齿轮箱状态监测中得到了广泛应用^[2]。在处理时域信号中的模态信息识别问题时,信号分解技术起到了关键作用。通过深入分析信号的本质特性,能够高效地分离出不同频率的模态成分,并有效排除不相关的干扰元素,从而显著提高信号的质量并降低噪声的影响。为了进一步优化时域内的信号特征解析,H^[3]等提出了经验模式分解(EMD, empirical mode decomposition)。自此,EMD、小波变换、变分模式分解(VMD, variational mode decomposition)、原子分解等技术在信号分解与重构方面的研究成为热点。然而,EMD存在边界效应、模式混叠及理论支持不足等问题。为解决模式混叠问题,经验模态分解(EEMD, ensemble empirical mode decomposition)被提出。FENG^[4]采用EEMD分解轴承振动信号,借助峭度指标和相关性分析筛选敏感分量。但EEMD带来更高的计算成本和参数调整的需求;针对信号分量具有独立频率范围的特点,小波包变换(WPT, wavelet packet transform)将高频细节部分进一步细分,能够得到更高的频率分辨率,但当信号分量实际所在的频率范围与划分的频段不一致时,这类方法无法正确分离信号分量;VMD^[5]基于信号分量倾向于围绕中心频率聚集的假设而问世,然而,VMD需要设定模态个数和惩罚函数,并且在处理长数据时时间开销较大。此外,对于宽带非线性调频信号,分量所在的频段往往相互重叠;稀疏分解^[6]特别适用于从混叠耦合的振动信号中分离齿轮啮合振动特征成分。然而,当缺乏信号模型的先验信息或者信号本身异常复杂时,构造恰当的参数模型以逼近信号分量变得困难,从而使得该方法难以适用。Zhou等人^[10]提出了经验傅里叶分解(EFD, empirical fourier decomposition),具有较低的时间开销且能精确处理非平稳及邻近模态信号,通过采用零相位滤波器克服了模态混叠难题,并拥有坚实的数学基础。尽管如此,EFD在频带精细划分上存在局限。Zheng等人^[11]通过优化频带边界改进EFD方法,显著提升了轴承故障检测的性能。然而,太阳轮故障状态下会产生幅值差异极大的大量边频带,这仍然会导致局部分割现象的发生。

在实际应用中,状态监测与故障诊断系统常常面临误报警的问题^[7],曾天翔^[8]指出,间歇性故障是导致误报警的一个关键因素,这类故障多由随机干扰引起,且在干扰停止后自行消失,不会留下物理损伤。Cui^[9]表明,即使没有发生故障,监测系统可能会错误地发出警报,因为信号中包含的随机干扰成分足以使得系统的指

标超越预定的警报阈值。因此,提升待分析数据的质量能够有效避免误报警的发生。

基于上述问题,提出了基于同源的振源分离策略的改进EFD方法。考虑到旋转机械结构中往复回转的周期性特征,首先通过挖掘与故障高度相关的同源响应片段,去除了无关信息,从而提高了故障特征的可辨识性。相似片段的挖掘不仅有助于发现那些在传统方法中容易被忽视的微弱故障特征,还能够为后续的特征提取和分析提供更加有针对性的数据基础。在获得相似片段后,进一步采用稀疏主成分分析(SPCA, sparse principal component analysis),其稀疏性特点使得提取出的特征更具代表性,能够更好地突出故障特征,减少无关因素的干扰。在传统的EFD框架内融入边界阈值策略,优化频谱划分过程,防止局部分割,同时借助余弦相似度评估片段划分是否存在过分解,以提升分解效率,并利用故障特征比指标识别目标分量。最终,通过构建仿真信号测试及实验室搭建相关实验来验证所提方法的有效性。

1 EFD方法基本原理

在参数输入方面,EFD方法仅需要输入振动信号及分解分量数参数 N 。 N 可确保分解结果的一致性。

EFD方法整个计算过程可主要分为两步:改进分割技术与构建零相位滤波器组。在频带分割方面:算法对原始信号进行傅里叶变换以获取振动信号的频谱信息,并将其频率范围归一化为 $[-\pi, \pi]$ 并根据频谱幅值采用自适应降序排序技术寻找 N 个极大值点,取 $[0, \pi]$ 范围并划分为 N 段。取局部最大值中的前 N 个最大值对应的频率用 $[\Omega_1, \Omega_2, \dots, \Omega_N]$ 表示,同时定义了 $\Omega_0 = 0$ 和 $\Omega_{N+1} = \pi$ 。每段边界由式(1)确定:

$$\omega_n = \begin{cases} \arg \min_{\omega} \hat{X}_n(\omega) & 0 \leq n \leq N \quad \Omega_n \neq \Omega_{n+1} \\ \Omega_n & 0 \leq n \leq N \quad \Omega_n = \Omega_{n+1} \end{cases} \quad (1)$$

式中, $\hat{X}_n(\omega)$ 表示 Ω_n 与 Ω_{n+1} 之间的傅里叶幅度。

在EFD方法中,通过应用优化的频谱分割技术分割得到的频带值 ω_{n-1} 与 ω_n 构建零相位滤波器组 $\hat{\mu}_n(\omega)$ 。并使用零相位滤波器组对各分解分量频谱进行滤波。这些滤波器中的每个滤波函数均不存在经验小波变换(EWT, empirical wavelet transform)中的过渡相位,从而避免了EWT中的相位转换问题。它们专注于保留目标频段内的主要的傅里叶成分,同时抑制频段外的所有其他成分,有效克服了模态混叠现象。零相位滤波器组可以表示为:

$$\hat{\mu}_n(\omega) = \begin{cases} 1 & \omega_{n-1} \leq |\omega| \leq \omega_n \\ 0 & \omega_{n-1} > |\omega| \text{ 或 } \omega_n < |\omega| \end{cases} \quad (2)$$

式中, $1 \leq n \leq N$, ω_n 取决于式(1)。

最后对滤波后的各分解分量频谱使用做傅里叶逆变

换并求和完成重构得到时域分解分量。

2 共有成分提取及 EFD 优化设计

方法主要包括两个部分: 1) 对信号片段进行挖掘及降维, 目的是挖掘同源响应片段并提取片段之间的共有成分; 2) 改进 EFD 方法, 通过对分解分量数量寻优及引入频带划分阈值以实现自适应分割, 得到合理的分解区间。

2.1 同源响应片段的挖掘及低维信息提取

行星齿轮箱主要存在六条传递路径^[12-13]如下。

路径 1: 行星轮→内齿圈→箱体→传感器;

路径 2: 行星轮→行星轮中心轴→行星→箱体→传感器;

路径 3: 行星轮→太阳轮→太阳轮中心轴→箱体→传感器;

路径 4: 太阳轮→行星轮→行星轮中心→行星架→箱体→传感器;

路径 5: 太阳轮→行星轮→内齿圈→箱体→传感器;

路径 6: 太阳轮→太阳轮中心轴→箱体→传感器。

在行星齿轮系统中, 当太阳轮故障发生时, 传感器与故障源之间的相对位置会随着行星架的转动而变化, 这种位置的变化是受传递路径的时变特性(路径 1 和路径 5)所影响的。陈彦龙^[15]采用模糊熵方法分析了行星齿轮箱各部件故障状态下的振动信号, 指出太阳轮裂纹故障具有明显的周期性、规律性、低复杂性以及最小的熵值。另一方面, 张冕^[16]则基于理论分析, 确定了时变传递路径下太阳轮故障的潮汐周期(T_{ms})和用于诊断所需的最小数据量(L):

$$n_c = \frac{LCM\{Z_s + Z_r, Z_s\}}{Z_s + Z_r} \quad (3)$$

$$T_{ms} = \frac{n_c}{f_c} \quad (4)$$

$$L = 2T_{ms} \frac{F_s}{f_c} \quad (5)$$

式中, n_c 表示潮汐周期下的行星架所转圈数; $LCM\{\cdot\}$ 表示计算最小公倍数, Z_s 、 Z_r 分别表示太阳轮齿数及内齿圈数, f_c 表示行星架转速, F_s 表示采样速率。

在行星齿轮箱实际应用场景中, 转速波动是一个不可忽视的因素。直接对振动信号进行固定长度的片段截取并不适宜, 这种做法难以确保所截取信号段起始点的一致性, 并且随着划分片段数量的增加, 由转速波动导致的片段划分误差会逐渐累积, 导致片段之间的共有成分减少。Matrix Profile (MP)^[17]算法常用于完成时间序列数据中的重复模式和异常点的查找。对此, 采用了 MP 算法并在此基础上设置了存储空间以捕捉达到相似度阈值的片段, 用来挖掘相同故障模式下的同源响应片

段。并根据同源响应片段之间的分布规律 $\frac{L}{2}$ 对已挖掘的片段集合进行筛选, 得到符合分布规律的同源响应片段, 并将片段组合为矩阵 \mathbf{X} 。

理论上, 旋转机械内部的振源生成的信号通常存在低秩特性^[18]。然而, 在实际工程中, 由于噪声等因素的干扰, 通过传感器采集到的数据可能会丧失其原有的低秩特性。为了充分利用这些数据片段中包含的低维信息, 对那些遵循特定分布规律且相似度高的同源性片段进行降维处理。

SPCA 将稀疏性原则融入主成分分析 (PCA, principal component analysis) 中能够获得稀疏的载荷向量, 这不仅保留了数据的大部分方差, 而且提供了更为简洁的数据表示, 从而有助于更深层次地解析数据信息。采用了低秩矩阵近似方法来进行数据的降维处理:

$$\min_{\gamma, \alpha} \|\mathbf{X} - \gamma\alpha^T\|_F \quad \text{s.t.} \quad \|\alpha\|_2 = 1 \quad (6)$$

式中, $\mathbf{X} \in R^{n \times p}$ 就是数据矩阵, n 表示样本数量, p 表示特征数量, $\gamma \in R^n$, $\alpha \in R^p$ 。若 \mathbf{X} 为稀疏矩阵, 著名的幂迭代法能够有效地解决这个问题^[19]。在此基础上可以加入 L_0 或者 L_1 准则来得到稀疏解, 如下:

$$\min_{\gamma, \alpha} \frac{1}{2} \|\mathbf{X} - \gamma\alpha^T\|_F^2 + \lambda \|\gamma\|_1 + \mu \|\alpha\|_1 \quad (7)$$

式中, $\lambda \geq 0$, $\mu \geq 0$ 为两个参数, 改变后的问题增加稀疏性的同时, 要确保 \mathbf{X} 的一阶近似度。当 $\lambda = \mu = 0$ 时, 原问题的最优解 γ , α 分别是矩阵 \mathbf{X} 的左右奇异向量。

SPAC 技术的引入, 有助于减少无关或冗余变量的影响, 使后续的信号处理方法能够更准确地识别出与故障相关的特征, 提高故障诊断的准确性和效率。

2.2 优化 EFD 方法

EFD 方法分解效果受信号分解个数、频带划分范围等参数影响较大。对此, 主要针对信号分解个数 N 及频带划分范围进行优化:

在最优的分量分解数 N 选择方面, 论文采用分解分量与原始信号的余弦相似度获取过分解数 $N_{\max} + 1$ 。若两个信号之间的共同成分越多, 其余弦相似度就越接近 1。反之, 其余弦相似度越接近于 0。设两个信号为 $X_1(n)$ 和 $X_2(n)$, 则它们的余弦相似度计算公式为:

$$C_s(X_1(n), X_2(n)) = \left| \frac{\sum_{n=1}^N X_1(n)X_2(n)}{\sqrt{\sum_{n=1}^N X_1^2(n)} \sqrt{\sum_{n=1}^N X_2^2(n)}} \right| \quad (8)$$

在 EFD 分解中, 由于各分量均由原信号分解得到, 为有效保留信号中的故障特征, 分解所得各分量应与原信号具有一定的相关度^[20], 进一步将相似度系数设为 0.1。基于此得到最大分解数 N_{\max} 。并在 $2 \sim N_{\max}$ 范围之间寻找 N 。

在频带划分方面，EFD 方法通过选择前 N 个极大值来划分频带。然而，由于行星齿轮箱信号存在由调幅调频而产生的大幅值，这种排序方法可能导致边界频率陷入局部分割，影响频谱分割的准确性。此外，外部强烈随机噪声和周期性干扰使得频带的恰当划分变得尤为困难。为了解决这个问题，在频带划分方面进行了改进。首先对频谱进行滑动平均滤波，并构建上包络线，以确定频带能量集中的位置，并抑制随机噪声对分量的干扰。同时引入了频带带宽阈值，实现合理的阈值分割。朱丹宸^[22]指出，分析频带的范围通常应至少为特征频率的三倍或更多。因此，将最小频带大小设置为 $band$ ：

$$band = ceil(kf_d) \quad (9)$$

式中， $ceil(_)$ 表示向上取整， k 取 3~5， f_d 表示相关故障的特征频率。

为了确定最合适的 $band$ 及 N ，采用林云^[23]提出的改进的包络谱故障特征比 (IFFR, improved envelope spectrum fault feature ratio) 作为目标故障分量的判断指标：

$$IFFR = \frac{\sum_{k=1}^M [E_n(k_p f_d)]}{\sum_{f=f_{\min}}^{N_i} E_n(f)} \quad (10)$$

式中， E_n 表示对应频率的包络谱幅值； k_p 取行星轮个数的倒数； M 取 $9k_1$ ； $N_i = 3f_d$ ； N_{sample} 表示采样点数。

最后得到的极大值点按照大小降序排列：

$$\omega_n = \begin{cases} \Omega_n & | \omega_{n+1} - \omega_n | \geq band \\ 0 & | \omega_{n+1} - \omega_n | < band \end{cases} \quad (11)$$

式中， $n = 1, 2, \dots, N$ 。

2.3 诊断步骤流程

所提方法流程图如图 1 所示。

1) 使用轴向振动传感器采集三次振动信号数据，对比数据并选择最佳数据作为后续验证。

2) 获取行星齿轮箱相关参数：太阳轮、行星轮、内齿圈齿数，行星轮个数。以及传感器采样频率，并运用公式 (2) 与 (3) 计算潮汐周期及诊断的最佳数据长度。

3) 使用 MP 算法及同源响应片段的分布规律对振动信号进行同源响应片段挖掘与筛选，提升数据质量。

4) 将筛选得到的片段组合为矩阵的形式，使用 SPCA 算法，提取同源响应片段之间按共有的低维特征，实现故障信号的降噪及特征增强。

5) 根据行星齿轮箱的参数计算故障特征频率，利用改进后的 EFD 方法对含有低维特征的片段进行分解，得到最大分解模态数及最小频带划分区间。

6) 利用故障特征比指标自动寻找含故障信息最多的分量，并进行包络谱分析。

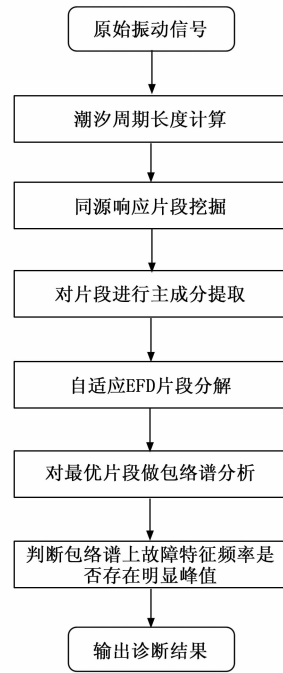


图 1 基于同源和 EFD 方法下的故障诊断流程图

7) 根据包络谱图中太阳轮故障特征频率及其倍频的谱线特征，判断是太阳轮故障是否存在。

3 仿真信号实验验证

为验证算法有效性，构建了太阳轮裂纹故障的仿真信号。考虑潮汐周期下的振动信号衰减变化及太阳轮裂纹故障的调幅调频效应，生成了理想故障信号。进一步加入周期性干扰、高斯白噪声和随机脉冲干扰，形成完整的故障仿真信号。为了确保实验设备能够准确捕捉到振动信号的细节和特征，将采样频率 F_s 设定为 40 960 Hz，这一高采样频率有助于提高故障诊断的准确性和可靠性。为获取尽可能多的同源响应片段，采样点数为 1 200 000 个。

$$\begin{cases} X_{\text{sun1}} = [1 - c_1 \cos(2\pi f_c t)] \\ X_{\text{sun2}} = [1 + A \cos(2\pi f_s^{(r)} t + \varphi)] \\ X_{\text{sun3}} = \cos[2\pi f_m t + B \sin(2\pi f_{sf} t) + \theta] \end{cases} \quad (12)$$

$$\begin{cases} r(t) = \sum_{j=1}^Z B_j \sin(2\pi f_j t + \beta_j) \\ S(t) = e^{-\beta} \sin(2\pi f_{RE} t) \\ T(t) = \sum_{k=1}^L C_k \sin(2\pi k f_{\text{Motor}} t) \\ X(t) = X_{\text{sun1}} + X_{\text{sun2}} + X_{\text{sun3}} + r(t) + S(t) + T(t) \end{cases} \quad (13)$$

式 (12) 中， c_1 为常数， f_c (3.3 Hz) 表示行星架转频， $f_s^{(r)}$ (16.6 Hz) 表示太阳轮绝对旋转频率， f_{sf} (40 Hz) 表示太阳轮故障特征频率， f_m (240 Hz) 表示齿轮啮合频率， θ 与 φ 分别表示分别是太阳轮局部故障频率在谐频处的调幅和调频的相位。 X_{sun1} 表示传递路

径调制, X_{sun2} 表示故障齿轮引起的调幅, X_{sun3} 故障齿轮引起的调频。式 (13) 中 $r(t)$ 为正常零件的运转信号, f_j 表示正常部件运转频率, β_j 表示对应部件的相位, $S(t)$ 表示故障数据采集过程中存在的随机冲击, β 表示阻尼系数, f_{RE} 表示脉冲激发的共振频率, $T(t)$ 为以驱动电机转频 f_{Motor} 为代表的周期性干扰, C_k 表示幅值。同时对振动信号 $X(t)$ 加入 -6 dB 的高斯白噪声。最终生成的信号如图 2 (a) 所示。为第 4 s 至 4.5 s 区间内的时域信号波形图, 此时时域信号中未能看出周期性冲击。

通过对仿真信号进行包络谱分析, 如图 2 (b) 所示, 包络谱中存在显著的干扰成分存在, 这使得故障特征频率 f_{sf} (40 Hz) 及故障轴转频 f_s (16.6 Hz) 被淹没, 故障相关信号变得并不明显。此时难以判断是否有故障发生。

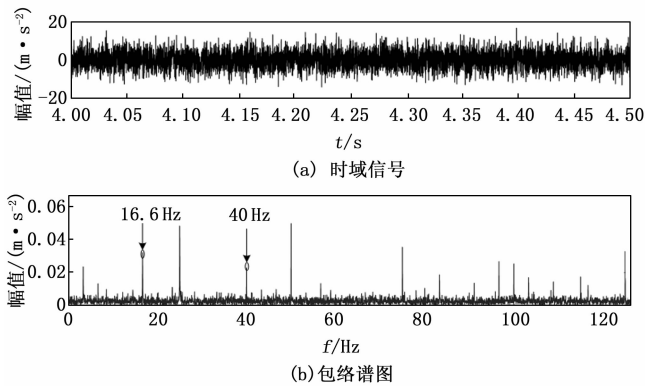


图2 仿真信号

采用第二节所述方法, 对仿真信号进行了故障特征提取, 片段长度取两倍潮汐周期长。首先, 对频谱实施分割操作, 结果显示分割效果理想, 并未出现局部过度分割的情况。具体的频谱分割图如图 3 (a) 所示。此时频带被划分为 6 个分量。

随后, 通过计算分解后的各片段 IFFR 指标, 并对指标值最大的分量进行了包络谱分析, 如图 3 (b) 所示。这一过程成功识别出了显著的太阳轮故障特征频率及其倍频 f_{sf} (40 Hz)、 $2f_{sf}$ (80 Hz), 同时也清晰地捕捉到了太阳轮的转频 f_s (16.6 Hz) 及边频带信息 $f_{sf} - f_s$ (23.3 Hz)、 $f_{sf} + f_s$ (56.6 Hz)。

为评估所提方法的优势, 对仿真信号执行了 EFD 方法, 并参考图 3 中的最优分量分解次数, 设定分解次数为 6。此时划分结果同图 3 (a) 相似。接着, 对 IFFR 指标最高的片段做包络谱分析, 如图 4 (a) 所示。这一过程成功识别出了显著的太阳轮故障特征频率 f_{sf} (40 Hz) 以及二倍频 $2f_{sf}$ (80 Hz)。然而, 单纯应用 EFD 方法时会存在较多干扰成分, 故障轴转频 f_s (16.6 Hz) 信息不明显, 且存在部分信息丢失。

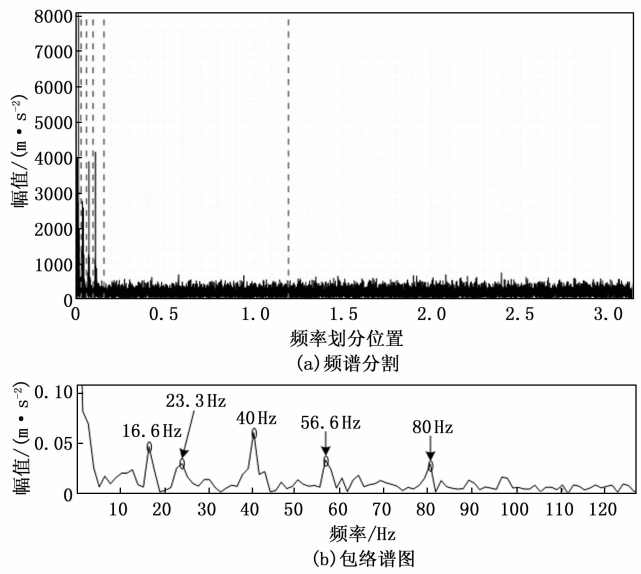


图3 所提方法处理效果

对同一片段采用改进后的 EFD 方法, 此时频谱图划分结果同图 3 (a) 相似, 对 IFFR 指标最高的片段做包络谱分析, 如图 4 (b) 所示。这一过程成功识别出了显著的太阳轮故障特征频率 f_{sf} (40 Hz) 以及更明显的二倍频 $2f_{sf}$ (80 Hz), 但包络谱中仍然较多干扰成分, 故障轴转频 f_s (16.6 Hz) 信息不明显。

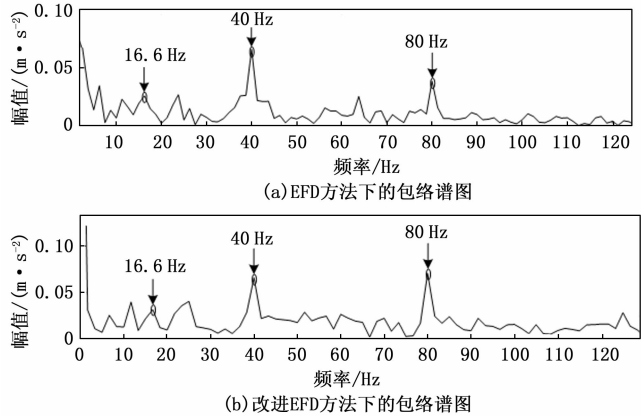


图4 实验对比

通过对比图 3 图 4 中的结果, 可以发现所提方法相较于直接使用 EFD 方法, 能更好地提取太阳轮故障信息。同源响应片段中的共性成分, 往往是故障特征的关键所在。还可以削弱随机干扰的影响, 从而突出故障特征。因此, 共有成分提取这一步骤提升了数据质量, 有助于更准确地识别和定位故障源, 提高故障诊断的准确性。

4 实验验证

为模拟行星齿轮箱的实际运行环境, 通过 HFXZ-I 型行星齿轮箱故障诊断试验台完成实验, 实验平台如图

5 所示, 平台基本参数如表 1 所示。实验在无负载和固定转速 1 000 rpm 的条件下执行。传感器布置于箱体的前部和侧面, 采样频率设定为 40 960 Hz, 总采样时长为 25 秒。通过正面的振动传感器收集到的轴向振动加速度信号, 针对每种测试条件重复测量三次, 选取最佳数据集进行后续分析。实验分别采用了健康状态下的太阳轮和齿根故障深度为 2.5 mm 的太阳轮进行测试, 通过对实验数据的特征提取来验证所提出方法的准确性。

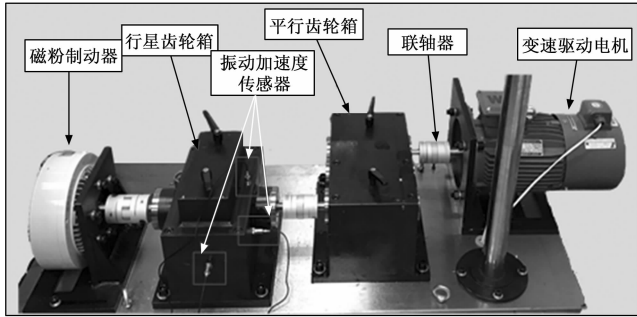


图 5 行星齿轮箱实验装置

表 1 行星齿轮箱相关参数

参数	符号	数值
斜齿轮减速比	i	1.5
电机转速	n_1	1 500 r/min
输入转速(行星轮系)	n_2	1 000 r/min
输出转速(行星轮系)	n_3	200 r/min
啮合频率	f_m	240 Hz
太阳轮转频	f_s	16.6 Hz
行星轮转频	f_p	8.8 Hz
行星架转频	f_c	3.3 Hz
太阳轮裂纹故障	f_{sf}	40 Hz
太阳轮裂纹故障(考虑太阳轮受载荷不均)	$f_{sf}^{(n)} = \frac{f_{sf}}{N_1}$	13.3 Hz
行星轮数	N_1	3 个
潮汐周期内行星架旋转圈数	n_c	1 圈

首先, 使用处于健康状态下的太阳轮开展实验, 并对其振动信号进行包络谱分析, 如图 6, 此时的包络谱图中能隐约观测到二倍太阳轮故障特征频率 $2f_{sf}$ (80 Hz) 及太阳轮转频 f_s (16.6 Hz)。此时的故障特征频率幅值较低, 因此难以直接断定太阳轮是否发生故障。

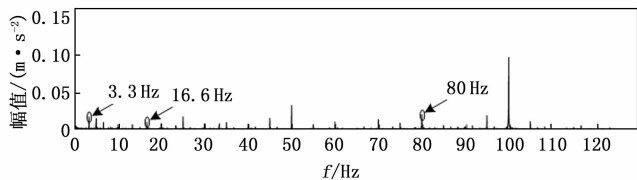
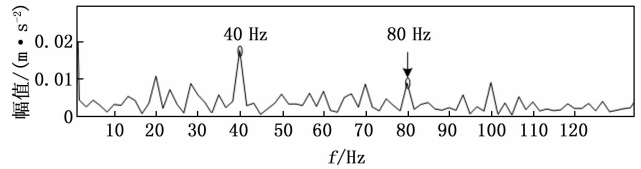


图 6 健康状态下的原始信号包络谱图

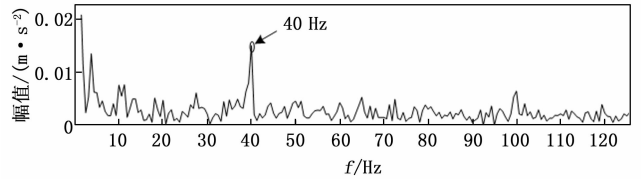
为验证所提算法在故障诊断中可靠性。对此, 首

先对振动信号执行了 EFD 方法, 设定分解次数为 6。随后, 对 IFFR 指标最高的片段做包络谱分析, 如图 7 (a) 所示。观察到了显著的太阳轮故障特征频率 f_{sf} (40 Hz)、 $2f_{sf}$ (80 Hz), 这似乎表明存在太阳轮故障。然而, 这一结论与实际情况并不一致。

为了进一步验证, 单独应用了改进的 EFD 方法于同一片段, 对 IFFR 指标最高的片段做包络谱分析, 并展示了相应的包络谱图, 如图 7 (b) 所示, 图中依然清晰显示出太阳轮故障的特征频率 (40 Hz)。综合这两次实验, 这似乎表明存在太阳轮故障。然而, 这一结论与实际情况并不一致。



(a) EFD 方法分解下的包络谱图



(b) 改进 EFD 方法下的包络谱图

图 7 健康状态下的实验对比

为提高故障诊断的可靠性, 采取了多分量对比的方法, 并利用 SPCA 技术进行数据降维以提取共有成分。随后对这些成分执行了解析操作, 如图 8 (a) 所示, 所选片段的频谱分割并未陷入局部分割。

对分割得到的 6 个分量进行包络谱分析, 如图 8 (b) 所示, 第三个分量中确实出现了太阳轮故障特征频率 f_{sf} (40 Hz)、 $2f_{sf}$ (80 Hz) 以及故障轴转频 f_s (16.6 Hz)。尽管如此, 这些特征并未成为主导成分。因此, 可以推断出太阳轮目前处于健康状态。

接下来在行星齿轮箱中使用齿根裂纹深度为 2.5 mm 的太阳轮并在相同条件下运行, 对原始振动信号使用包络谱分析, 得到如图 9 所示结果, 包络谱中存在显著的外部干扰, 导致太阳轮的故障特征频率及其倍频信息被掩盖。由于包络谱内的频率成分错综复杂, 且故障特征并不明显, 直接采用包络分析的效果并不理想。因此, 抑制无关干扰并强化故障特征显得尤为关键。

作为对比, 首先从振动信号中随机选取部分片段进行 EFD 方法, 此时频谱图异常复杂, 此时取最优分量数为 12, 分解如图 10 (a) 所示, 从频谱图分割中发现了明显的局部分割现象, 对 IFFR 指标最高的片段做包络谱分析, 如图 10 (b) 所示, 此时虽然成功识别出了

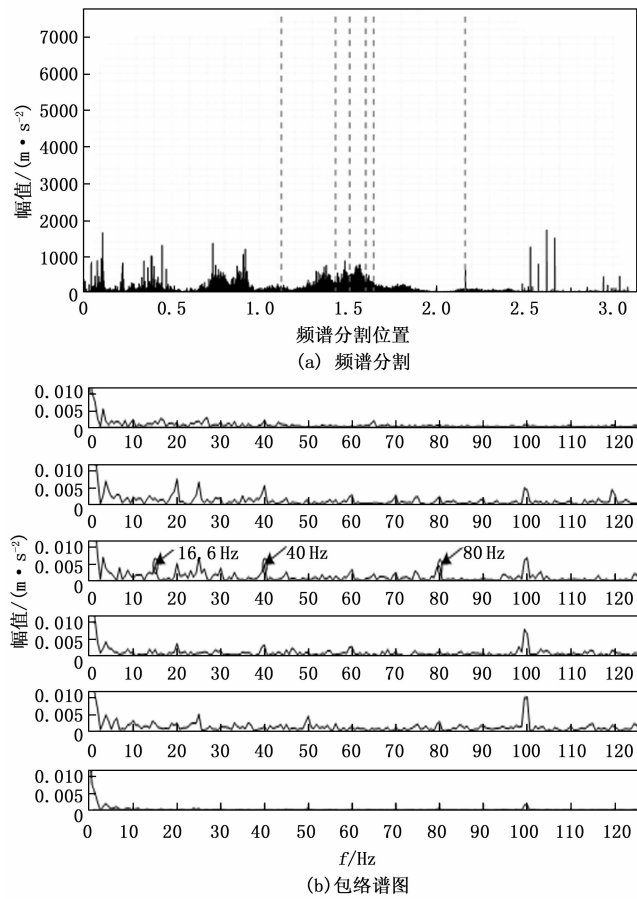
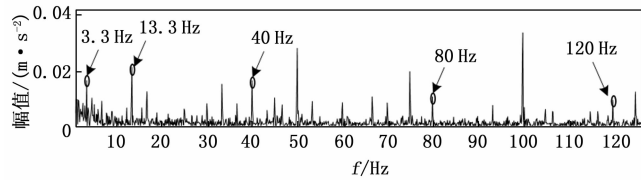


图8 所提方法处理效果



太阳轮的故障特征频率 $f_{sf}^{(n)}$ (13.3 Hz)、 $3f_{sf}$ (120 Hz) 以及故障轴转频 f_s (16.6 Hz), 然而包络谱中存在大量干扰成分, 太阳轮的故障特征频率及其二倍频 f_{sf} (40 Hz)、 $2f_{sf}$ (80 Hz) 被干扰信号掩盖, 幅值微弱, 难以清晰捕捉。

为验证改进后的 EFD 方法分离效果, 采用 EFD 方法时的同一片段进行分解, 如图 11 (a) 所示, 由于行星齿轮箱频谱表现异常复杂, 因此将信号分解为 11 个分量, 经过滤波及限定频带阈值后, 频谱中未出现局部划分现象。同时使用对 IFFR 指标最高的片段做包络谱分析, 如图 11 (b) 所示, 此时可以清晰的捕捉到太阳轮故障特征频率 $f_{sf}^{(n)}$ (13.3 Hz)、 $2f_{sf}^{(n)}$ (26.6 Hz)、 f_{sf} (40 Hz)、 $3f_{sf}$ (120 Hz) 以及较微弱的 $2f_{sf}$ (80 Hz)、 $7f_{sf}^{(n)}$ (93.3 Hz) 的, 相较于图 10 大量干扰成分被削弱, 但仍然存在较强的干扰成分。

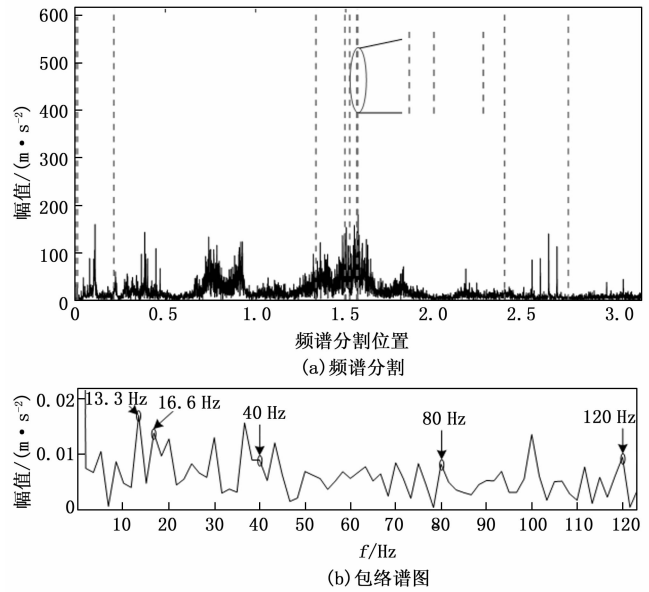


图10 EFD方法下的频谱分割及包络谱图

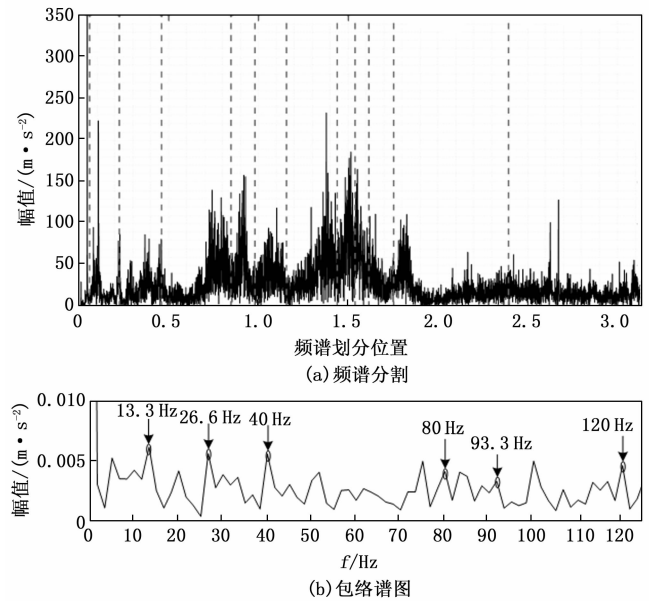


图11 改进EFD方法下的频谱分割与包络谱图

为验证所提方法的有效性, 采用第二节所提方法进行处理, 同图 11 (a) 所示, 此时频谱图中未发现局部划分现象; 对 IFFR 指标最高的片段做包络谱分析, 如图 12 (b) 所示, 此时发现最佳分量的包络谱中含有大量太阳轮故障特征信息, 存在明显的太阳轮故障特征频率及其倍频 $f_{sf}^{(n)}$ (13.3 Hz)、 f_{sf} (40 Hz)、 $4f_{sf}^{(n)}$ (53.3 Hz)、 $5f_{sf}^{(n)}$ (66.6 Hz)、 $2f_{sf}$ (80 Hz)、 $7f_{sf}^{(n)}$ (93.3 Hz)、 $3f_{sf}$ (120 Hz), 故障轴转频 f_s (16.6 Hz) 以及二倍频 $2f_s$ (33.3 Hz), 行星架转频 f_c (3.3 Hz), 最终判断得出: 行星齿轮箱中太阳轮存在裂纹故障, 且 $f_{sf}^{(n)}$ (13.3 Hz) 的存在表明太阳轮在安装时存在太阳轮受载荷不均。

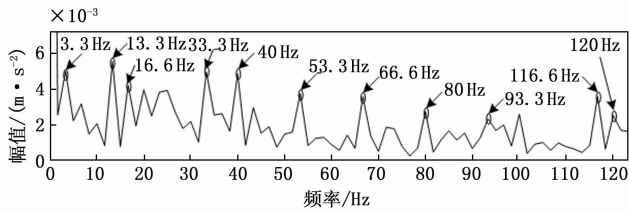


图 12 所提方法处理效果

综上, EFD 方法具有良好的特征提取能力, 但当故障发生后, 信号频谱变得复杂, 传统的 EFD 方法在进行频带划分容易陷入局部极值点划分, 导致分解次数增多, 降低了分解效率, 并且可能无法准确提取所有有用的信息; 改进 EFD 方法能在复杂频谱条件下也能避免局部分割。并通过故障特征比自适应的寻找最优分量分解数及频带划分区间, 这使得算法能够从复杂信号中提取出更多的故障信息。然而, 如果分析数据选取不当, 可能造成对设备状态的错误判断。对此, 基于同源响应片段的改进 EFD 方法成功提取了健康及裂纹状态下的故障特征信息。实际结果与分析结果一致, 验证了方法的实用性和有效性。

5 结束语

基于同源的振源分离策略, 能够针对太阳轮故障下的振动信号进行挖掘并筛选出与太阳轮故障高度相关的片段, 避免了对整个复杂振动信号的盲目处理, 提高了故障诊断的针对性。由于预先进行了相似片段挖掘, 去除了大部分无干扰信息, 再进行稀疏主成分分析, 进一步增强了方法的抗干扰能力。此外, 改进后的 EFD 方法通过设定频带划分的最低阈值, 避免了局部分割现象的发生, 设置各分量对原分解信号之间的最低相似阈值, 得到了最大分解数, 避免了过分解发生, 从而提高了分解效率, 并采用故障特征比作为频谱划分是否合理的指标, 实现频谱的自适应划分。

以太阳轮裂纹信号为例, 通过仿真和实验验证了该方法的有效性。使用基于同源的振源分离策略得到的数据, 相较于随机选取的数据含有更明显的故障信息, 大量的随机干扰噪声被削弱。然而, 目前的研究仅在恒定转速下进行, 尚未在变转速条件下进行验证。未来的研究可以尝试加入转速传感器实现角域同步平均, 进一步验证本方法的实用性。

参考文献:

[1] 王伟源. 基于信息融合技术的机车齿轮箱故障诊断 [D]. 兰州: 兰州交通大学, 2018.

[2] Nilson Barbieri, G. S Vitor Barbieri, Bruno Matos Martins, et al. Analysis of automotive gearbox faults using vibration signal [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*,

2019, 129: 148–163.

- [3] NE H, SR L, MLC W, et al. The empirical mode decomposition and the hilbert spectrum for nonlinear and nonstationary time series analysis [J]. *Proceedings of the Royal Society of London A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 1998, 454 (1971): 903–995.
- [4] FENG Z P, ZUO M J, HAO R J, et al. Ensemble empirical mode decomposition based teager energy spectrum for bearing fault diagnosis [J]. *Journal of Vibration and Acoustics*, 2013, 135 (3): 3413–3417.
- [5] DRAGOMIRETSKIY K, ZOZZO D. Variational mode decomposition [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2014, 62 (3): 531–544.
- [6] YANG X Q, DING K, HE G L, et al. Double-dictionary signal decomposition method based on split augmented lagrangian shrinkage algorithm and its application in gearbox hybrid faults diagnosis [J]. *Journal of Sound and Vibration*, 2018, 432: 484–501.
- [7] 胡兆勇. 机械故障诊断中的误诊 [J]. *中国机械工程*, 2005, 16 (2): 148–151. PH
- [8] 曾天翔. 电子设备测试性及诊断技术 [M]. 北京: 航空工业出版社, 1995: 38–49.
- [9] CUI Y, SHI J, WANG Z. Intermittent failure process and false alarm interaction modelling of threshold-based monitoring builtin tests (BITs) [J]. *International Journal of Production Research*, 2016, 54 (6): 1610–1626.
- [10] ZHOU W, FENG Z R, XU Y F, et al. Empirical Fourier decomposition: An accurate signal decomposition method for nonlinear and nonstationary time series analysis [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2022, 163: 108155.
- [11] ZHENG J D, CAO S J, PAN H Y, et al. Spectral envelope-based adaptive empirical Fourier decomposition method and its application to rolling bearing fault diagnosis [J]. *ISA Transactions*, 2022, 129 (B): 476–492.
- [12] ZHOU Q, ZHANG Y, YI C, et al. Convolutional sparse coding using pathfinder algorithm optimized orthogonal matching pursuit with asymmetric gaussian chirplet model in bearing fault detection [J]. *IEEE Sensors Journal*, 2021, 21 (16): 18132–1814545.
- [13] DING J, ZHANG Z, YIN Y. Wheelset-bearing fault detection using adaptive convolution sparse representation [J]. *Shock and Vibration*, 2019, 2019: 1–26.
- [14] 郑近德, 潘海洋, 程军圣, 等. 基于自适应经验傅里叶分解的机械故障诊断方法 [J]. *机械工程学报*, 2020, 56 (9): 125–136.
- [15] 陈彦龙, 杨望灿. 行星齿轮箱振动信号特征提取与故障诊断方法研究 [M]. 成都: 西南交通大学出版社, 2022.

(下转第 78 页)