

重采样参数优化CEEMD行星齿轮箱故障诊断方法*

宋生建¹, 张旭龙², 申勇²

(1. 新疆维吾尔自治区科技项目服务中心, 新疆 乌鲁木齐 830011; 2. 新疆大学 机械工程学院, 新疆 乌鲁木齐 830017)

摘要: 针对互补集合经验模态分解(CEEMD)中添加噪声幅值与总体平均次数参数的选取依赖个人经验、传统经验模式分解(EMD)产生模态混叠及总体平均经验模式分解(EEMD)计算量太大的问题, 提出一种自适应重采样参数优化CEEMD分解方法. 该方法将原始信号利用三次样条插值重采样增加采样频率, 添加成对正负白噪声, 噪声幅值定为0.01 SD, 总体平均次数定为2; 通过CEEMD分解后分量与原始信号最大相关系数的变化确定最佳重采样频率; 最佳重采样频率选取后, 分解效果明显提升. 通过仿真及试验信号验证, 该方法显著提升了CEEMD的分解性能, 应用于行星齿轮局部故障分析, 结果表明能够进行准确特征提取.

关键词: 互补集合经验模态分解; 重采样频率; 参数优化; 行星齿轮箱

DOI: 10.13568/j.cnki.651094.651316.2021.01.30.0001

中图分类号: TH132.425 **文献标识码:** A **文章编号:** 2096-7675(2022)02-0229-07

引文格式: 宋生建, 张旭龙, 申勇. 重采样参数优化CEEMD行星齿轮箱故障诊断方法[J]. 新疆大学学报(自然科学版)(中英文), 2022, 39(2): 229-235.

英文引文格式: SONG Shengjian, ZHANG Xulong, SHEN Yong. The optimization of resampling parameters for CEEMD planetary gearbox fault diagnosis[J]. Journal of Xinjiang University(Natural Science Edition in Chinese and English), 2022, 39(2): 229-235.

The Optimization of Resampling Parameters for CEEMD Planetary Gearbox Fault Diagnosis

SONG Shengjian¹, ZHANG Xulong², SHEN Yong²

(1. Xinjiang Uygur Autonomous Region Science and Technology Project Service Center, Urumqi Xinjiang 830011, China; 2. School of Mechanical Engineering, Xinjiang University, Urumqi Xinjiang 830017, China)

Abstract: In view of the fact that the selection of noise amplitude and population average number parameters in complementary ensemble empirical mode decomposition(CEEMD) depends on personal experience, the traditional empirical mode decomposition(EMD) produces mode aliasing and the computation of population average empirical mode decomposition(EEMD) is too large, an adaptive resampling parameter optimization CEEMD decomposition method is proposed. In this method, the original signal is resampled by cubic spline interpolation to increase the sampling frequency, and a pair of positive and negative white noise is added. The noise amplitude is set as 0.01 SD, and the overall average number is set as 2. The optimal resampling frequency is determined by the change of maximum correlation coefficient between the component and the original signal after CEEMD decomposition. After the optimal resampling frequency is selected, the decomposition effect of the improved method is significantly improved. Through the simulation and experimental signal verification, the research significantly improves the decomposition performance of CEEMD, and is applied to the local fault analysis of planetary gear, the results show that it can extract accurate features and has obvious effect.

Key words: CEEMD; resampling frequency; parameter optimization; planetary gearbox

0 引言

由于行星齿轮箱体积小、传动比大、承载能力强和效率高等优点, 被广泛应用于直升机、风力发电等大型机械设备中^[1]. 但行星齿轮箱工况复杂, 其关键零部件如太阳轮、行星轮极易发生故障, 导致大型设备停工停

* 收稿日期: 2021-01-30

基金项目: 国家自然科学基金(51765061).

作者简介: 宋生建(1979-), 男, 硕士, 研究员, 从事设备状态监测与故障诊断方面的研究, E-mail: 1357463213@qq.com.

产. 既给操控人员带来极大的安全危害, 也会产生巨大的经济损失^[2]. 所以对行星齿轮箱的运行状态进行监测和诊断, 是设备高效运行的必然要求, 对工作人员安全保护和经济效益提高具有重大意义.

当行星齿轮箱内部发生局部故障时, 引发非平稳动态响应, 同时受时变路径调制及其他部件响应耦合的影响, 传感器采集到的信号既非平稳又非线性, 对于这类信号常使用时频域方法进行故障分析. 比较成熟的有短时傅里叶变换、Wigner-Ville分布等. 但短时傅立叶变换对频率分辨率固定, Wigner-Ville分布用于多分量信号时存在严重的交叉干扰项^[3]. 在实际使用过程中无法取得满意效果, 寻找最佳分析方法一直是难点和热点. 经验模态分解(EMD)是一种自适应的分解方法, 将原始信号局部尺度特征分解成一组有效分量之和, 以便多尺度的展现信号的本质. 但EMD存在过包络、欠包络、端点效应和模态混叠现象, 这些缺陷的存在将直接影响分析结果^[4]. 为了解决模态混叠的问题, Wu和Huang^[5]提出了一种集合经验模态分解(EEMD), 在原始信号中添加白噪声降低模态混叠, 但无法消除, 并且对于添加白噪声的幅值以及集合次数这两个关键参数没有一个特定的选取标准, 整个分解算法也变得更加耗时. YE H等^[6]提出了一种互补集合经验模态分解(CEEMD), 通过添加成对的正负白噪声, 在不增加计算量的前提下消除了重构信号中的残余噪声.

CEEMD方法的提出, 引起了众多学者关注, 添加白噪声幅值和集合次数是两个关键的参数, 对整个算法分解结果影响较大. 添加白噪声是为了使极值点能够更加均匀地分布, 但是其幅值又不能太大, 否则将增加集成次数使得计算量变大, 太小则不能达到降低模态混叠的目的. 在信号当中单位长度内平均极值点个数代表着信号的频率, 如果信号的频率增加, 极值密度则增加, 极值点也将越均匀. 通过增加信号频率, 即使幅值较小的噪声也能引起极值足够的变化, 从而使极值点分布更加均匀. 综合以上分析, 本文提出重采样参数优化CEEMD行星齿轮箱故障诊断方法, 仿真分析和行星齿轮箱故障试验数据结果表明, 该方法能够有效提取行星齿轮箱故障特征信息.

1 CEEMD方法

CEEMD分解算法是对传统EMD、EEMD方法的进一步改进, 对原始信号添加成对的正负白噪声, 从而消除残留噪声、提高计算效率^[7], 采集原始信号, 对其添加成对正负白噪声如公式(1).

$$\begin{cases} P_i = x(t) + n_i(t) \\ N_i = x(t) - n_i(t) \end{cases} \quad (1)$$

式中: $n_i(t)$ 为第*i*次添加的白噪声; P_i 为第*i*次加上白噪声得到的信号; N_i 为第*i*次减去白噪声得到的信号. 对得到的信号(P_i, N_i)分别用EMD算法分解, 得到有效分量:

$$\begin{cases} P_i = \sum_{j=1}^m C_{ij}^+(t) \\ N_i = \sum_{j=1}^m C_{ij}^-(t) \end{cases} \quad (2)$$

式中: $C_{ij}^+(t)$ 表示 P_i 分解得到的第*j*个IMF; $C_{ij}^-(t)$ 表示 N_i 分解得到的第*j*个IMF. 重复以上过程*M*次, 然后对应分量组合求均值:

$$C_j(t) = \frac{1}{2M} \left(\sum_{ij} (C_{ij}^+(t) + C_{ij}^-(t)) \right) \quad (3)$$

式中: $C_j(t)$ 为最终得到的第*j*个有效分量.

2 改进CEEMD方法

2.1 确定白噪声的幅值和集成次数

在CEEMD分解中, 集成次数直接影响计算效率, 因为向被处理原始信号当中添加白噪声是为了除去有效分量中残余噪声的影响^[8], 所以总体平均次数必须为大于2的偶数. 为了避免复杂的计算, 将总体平均次数定为2最合适. 根据总体平均与噪声幅值的关系 $\varepsilon = A/\sqrt{N}$ (A 为所添加白噪声幅值; N 为总体平均次数; ε 为原始信号与有效分量之间的偏差). 可见当偏差确定时, 幅值和总体平均次数成正比. 合理的选择参数将更好地消除噪

声的干扰, 为使分解后残留噪声的偏差小于1%, 依据 $\varepsilon = A/\sqrt{N}$, 当 $N = 2$ 时, 则 $A = 0.014 \text{ SD}$. 为使噪声残留更低, 将幅值 A 取 0.01 SD . 通过如此的参数选择, 信号分解效率将大大提高, 并且将最大限度避免残余噪声影响.

2.2 最佳重采样频率的确定

原始信号中成份较为复杂, 不仅包含行星齿轮箱系统固有耦合成份及噪音, 当发生故障时响应呈现时变路径特性. 采用皮尔逊相关系数表征各分量之间的线性相关性, 信号经CEEMD分解后, 获得有效分量 $IMFa$ 和原始信号 $x(t)$ 之间的相关系数如式(4)所示.

$$r(IMFa, x(t)) = \frac{Cov(IMFa, x(t))}{\sqrt{Var|IMFa|Var|x(t)|}} \quad (4)$$

式中: $Cov(IMFa, x(t))$ 为 $IMFa$ 与 $x(t)$ 的协方差; $Var|IMFa|$ 为 $IMFa$ 的方差; $Var|x(t)|$ 为 $x(t)$ 的方差.

$IMFa$ 与 $x(t)$ 相关系数越大, 有效分量 $IMFa$ 包含更多有效成份, 将其作为故障特征提取对象, 但 $IMFa$ 中同样包含更多的干扰成份, 如存在所添加白噪声的残留. 已知当信号的频率增加, 极值密度则增加, 极值点也将越均匀, 这有利于CEEMD分解消除模态混叠和噪音残留. 不断插值对原始信号重采样, 增加采样频率, 并添加成对同采样频率的白噪声, 进行CEEMD分解. 随着采样频率的增加, 最大相关系数将减小, 但保持最大相关系数对应分量尺度不变. 当相关系数最小时对应采样频率 $f_s d$ (d 为大于1的正整数) 为最佳采样频率. 通过最佳重采样频率的选择, 进一步消除模态混叠, 并保证故障成份不丢失.

2.3 改进CEEMD算法的提出

在改进CEEMD算法中, 添加白噪声和总体平均次数振幅两个关键参数分别确定为 0.01 SD 和 2 , 重采样频率根据2.2节确定, 算法的流程图如1所示.

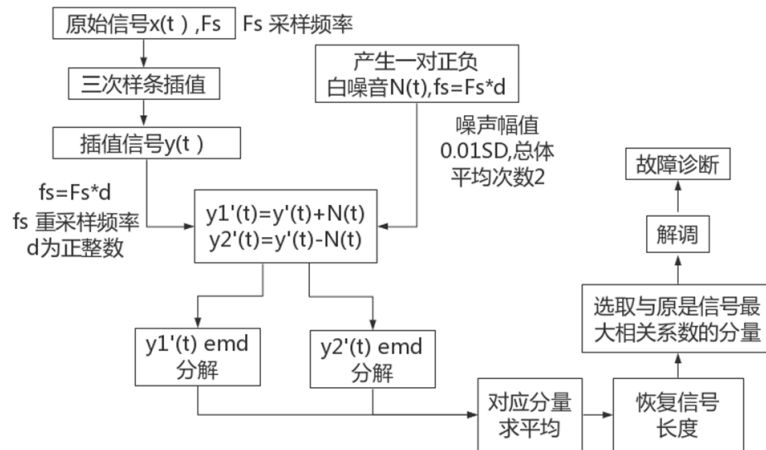


图 1 改进CEEMD算法流程图

步骤一: 采集故障信号 $x(t)$, 对其按2.2节方法选取最佳重采样频率.

步骤二: 对故障信号 $x(t)$ 进行三次样条插值按最佳采样频率重采样得到故障信号 $y(t)$.

步骤三: 按2.1节确定添加白噪声幅值和总体平均次数, 对其添加成对正负 ($+N_i(t), -N_i(t)$) 的白噪声如式 (5) 所示:

$$\begin{cases} y_{1i}(t) = y(t) + N_i(t) \\ y_{2i}(t) = y(t) - N_i(t) \end{cases} \quad (5)$$

式中: $y(t)$ 表示原始信号 $x(t)$ 经三次样条插值后重采样信号; $N_i(t)$ 是与 $y(t)$ 同频率, 幅值为 0.01 SD 的白噪音; $y_{1i}(t)$ 为重采样信号与白噪音相加所得信号; $y_{2i}(t)$ 为重采样信号与白噪音相减所得信号.

步骤四: 对得到的信号 ($y_{1i}(t), y_{2i}(t)$) 分别用EMD算法分解, 得到有效分量:

$$\begin{cases} y_{1i}(t) = \sum_{j=1}^m C'_{ij}{}^+(t) \\ y_{2i}(t) = \sum_{j=1}^m C'_{ij}{}^-(t) \end{cases} \quad (6)$$

式中: $C'_{ij}{}^+(t)$ 表示 $y_{1i}(t)$ 分解得到的第 j 个IMF, $C'_{ij}{}^-(t)$ 表示 $y_{2i}(t)$ 分解得到的第 j 个IMF.

重复以上过程 $M=2$ 次, 然后对应分量组合求均值:

$$C'_j(t) = \frac{1}{2M} \left(\sum_{ij}^m (C'_{ij}{}^+(t) + C'_{ij}{}^-(t)) \right) \tag{7}$$

步骤五: 对选取敏感的有效分量依次序抽取 d 个数据求和, 使得分量与原始信号同长度.

步骤六: 对恢复原始长度的分量解调提取故障特征.

3 仿真信号验证

行星齿轮箱的正常运转有一定周期性, 不同旋转部件存在高低频之分. 并且啮合点产生的振动信号受到多路径的调制. 当齿轮箱内部产生损伤点时将会引发高频衰减振动, 并产生频率调制. 所以依据以上分析建立由高频冲击信号 x_1 、调制信号 x_2 、高频正弦 x_3 、低频正弦 x_4 等4个成分构成的复杂信号 x 来模拟故障信号^[9]:

$$\begin{cases} x_1(t_0) = Ae^{-2\eta f_0 t_0} \sin(2\pi f_0 t_0) (0 \leq t_0 \leq 0.0125 \text{ s, 采样八个周期}) \\ x_2(t) = (2 + 2\cos(2\pi f_1 t)) \cos(2\pi f_2 t) \\ x_3(t) = 5 \sin(2\pi f_3 t) \\ x_4(t) = \sin(2\pi f_4 t) \\ x(t) = x_1(t) + x_2(t) + x_3(t) + x_4(t) \end{cases} \tag{8}$$

式中: $\eta=0.04$; $f_0=4800$ Hz; $f_1=150$ Hz; $f_2=1500$ Hz; $f_3=500$ Hz; $f_4=200$ Hz; 采样频率为 $f_s=24000$ Hz; $A=4$; $0 \leq t \leq 0.05$ s; 仿真信号及其组成部分如图2所示.

采用本文改进CEEMD方法分解, 添加白噪声的幅值为0.01 SD, 总体平均次数为2. 按照2.2节所提方法确定最佳重采样频率, 图3 (a) 是随着重采样频率变化, CEEMD分解最大相关系数对应有效分量变化情况, 当为原始采样频率时, 最大相关系数对应分量为IMF3. 选定IMF3为敏感分量, 当重采样频率为 $3f_s$ 时, 其相关系数仍为最大. 若重采样频率继续增大, 则最大相关系数对应分量为IMF4, 按照本文选取要求确定最佳重采样频率为 $3f_s$, 意在保留原始信号局部尺度特征. 图3 (b) 是改进CEEMD分解的结果, 可以清楚地看到各分量不存在噪音残留, 模态混叠被消除.

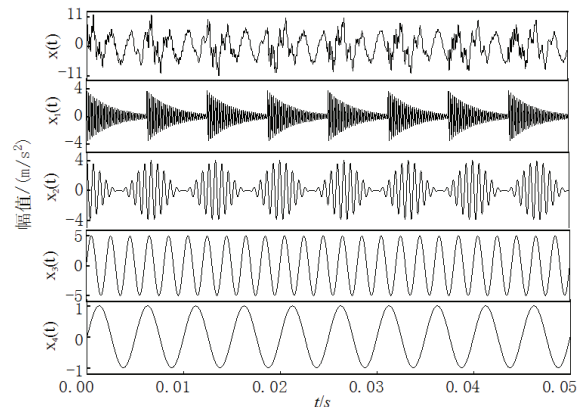


图2 仿真信号

选取白噪声的幅值为0.01 SD, 总体平均次数为200, 用CEEMD方法分解结果如图3 (c) 所示, 添加相同幅值的噪音, 总体平均次数远大于2, 所分解得到的有效分量存在较为严重的模态混叠现象.

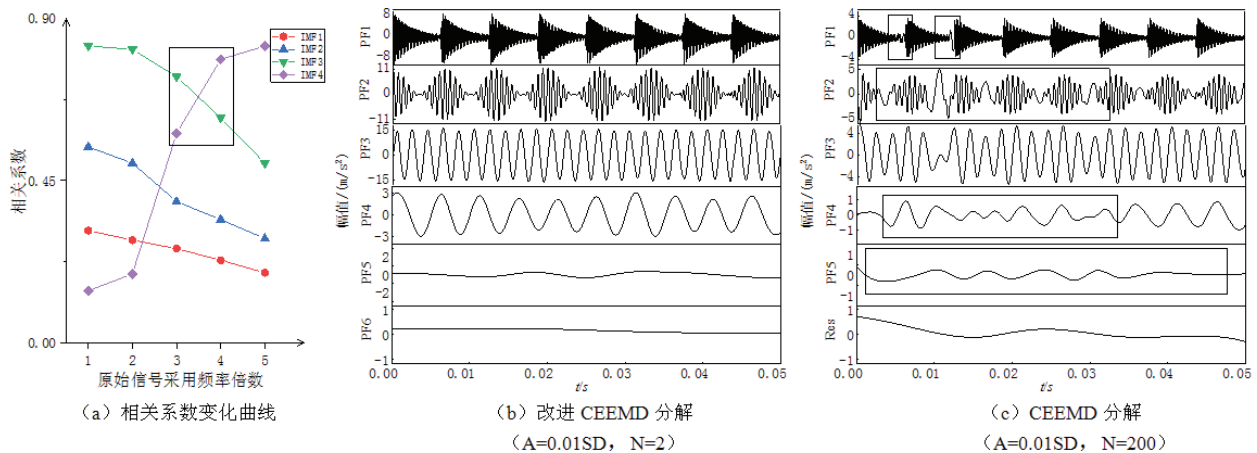


图3 相关系数变化曲线及分解结果对比

通过图3(b)、图3(c)对比可知,在添加相同幅值噪音的情况下,通过重采样合理的增加信号的频率,即使在减少总体平均次数的情况下也能够有效地降低CEEMD分解所产生的模态混叠现象.作为再次对比选择EEMD,CEEMD的参数为 $A=0.2SD$, $N=200$.进行分解得到结果如图4(a)、图4(b)所示,分解结果中各分量均存在不同程度模态混叠,信号分解存在偏差.

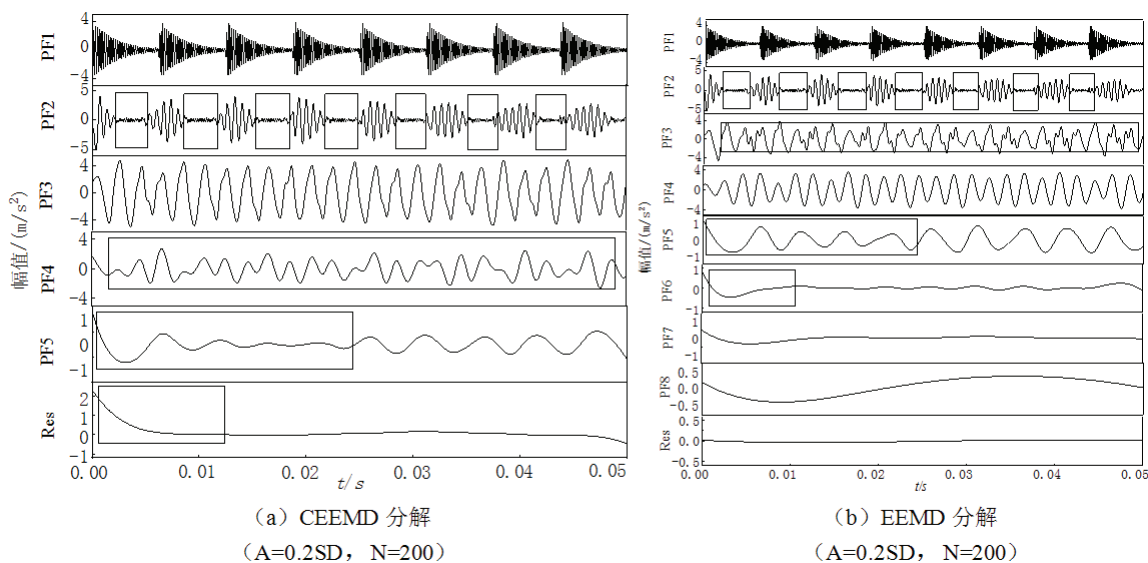


图 4 分解结果对比

为说明改进方法的有效性,对表1所示的三种分解方法进行了定量分析,通过对比分析不论是分解时间(时间由Matlab 2016b计算获得)还是分解之后各分量重构后与原始仿真函数之间的相关性,改进的CEEMD方法都更加稳妥高效.说明本文所提CEEMD的改进不仅很大程度上消除了模态混叠现象,而且信号分解更加高效精确.

表 1 分解结果比较

方法	噪声幅值	总体平均次数	相关系数				计算时间/s
			x_1	x_2	x_3	x_4	
改进CEEMD	0.01	2	0.983 3	0.984 4	0.995 9	0.971 7	3.36
CEEMD	0.2	200	0.988 6	0.953 5	0.788 7	0.588 4	20.76
EEMD	0.2	200	0.984 2	0.930 2	0.895 5	0.910 2	31.33

4 实验信号验证

4.1 实验说明

为进一步验证本文所提方法对行星齿轮箱故障的有效性,用如图5所示的实验平台制造故障,采集信号进行验证.使用平台由电动机、变频器、平行轴齿轮箱、行星齿轮箱、磁粉制动器组成.通过线切割技术在行星轮的某个轮齿上沿着齿根且垂直于轮齿中心线的方向加工微小贯通裂纹作为故障,故障齿轮如图6所示.

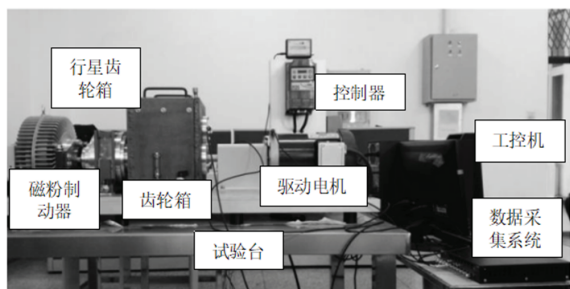


图 5 实验平台



图 6 行星齿轮故障

采集信号的传感器布置在行星齿轮箱顶部,作为信号采集点.实验时,电机转速为 $2\ 100\ \text{r}\cdot\text{min}^{-1}$,设定采样频率为 $f_s=12\ 800\ \text{Hz}$,取12 800个采样点进行分析.行星齿轮箱基本参数及计算各齿轮局部故障特征频率如表2所示.

表 2 相关参数

啮合频率	齿数(个)			绝对旋转频率		局部故障特征频率	
	太阳轮	行星轮	齿圈	太阳轮	行星架	太阳轮	行星轮
583	20	40 (3)	100	35	5.83	87.5	14.5

4.2 实验数据分析

行星齿轮齿根裂纹原始故障信号时频域如图7所示.

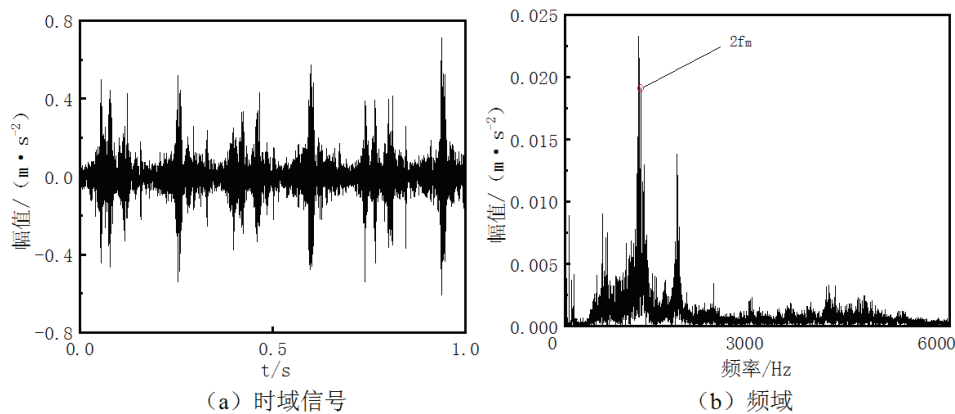


图 7 原始信号时频域图

行星轮故障振动信号及其频谱在行星齿轮故障信号频谱中,可以明显地找到其啮合频域的二倍频 $2f_m$,但其边频带多为行星架转频 f_c 及其倍频^[10],与正常工况频谱相同,所以无法判断出故障.为了进一步分析,采用本文所提改进CEEMD方法分解,添加白噪声幅值 $A=0.2\ \text{SD}$, $N=200$,重采样频率按2.2节方法确定.如图8所示,当为原始采样频率时最大相关系数对应分量为IMF2.选定IMF2为敏感分量,当重采样频率为 $8f_s$ 时其相关系数仍为最大.若重采样频率继续增大则最大相关系数对应分量变为IMF3,按照本文选取要求确定最佳重采样频率为 $8f_s$.当重采样频率为 $8f_s$ 时,按照改进CEEMD分解结果如图9所示.

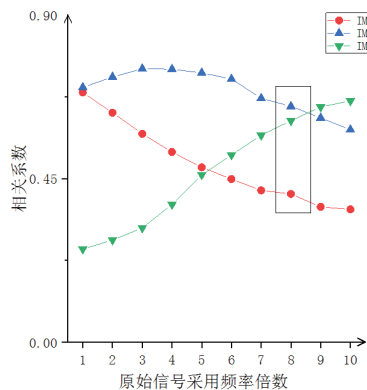


图 8 相关系数变化曲线

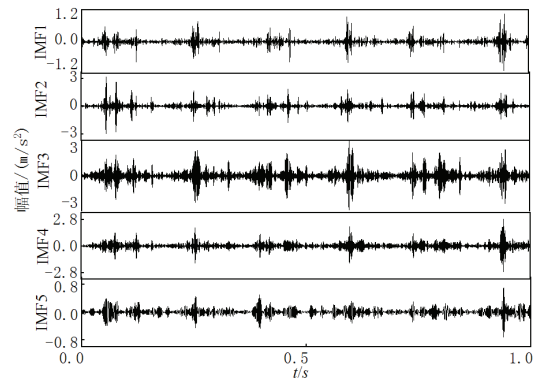


图 9 改进CEEMD分解

敏感分量IMF2做进一步解调处理,幅值解调如图10(a)所示,频率解调如图10(b)所示.

在图10(a)中(红线),行星轮故障特征频率 f_p 及其倍频 nf_p 明显, $2f_p$ 、 $3f_p$ 、 $6f_p$ 谱线凸出,其余谱线为 nf_p+f_c ,以上频谱特征完全符合行星齿轮故障特点.与改进CEEMD方法(红线)对比,CEEMD方法(黑线)敏感分量包络谱中并无有效分解出 f_p 、 $3f_p$ 、 $4f_p$ 、 $6f_p$,并且调质成份 nf_p+f_c 较少.说明改进方法对此故障信号分解更为有效.

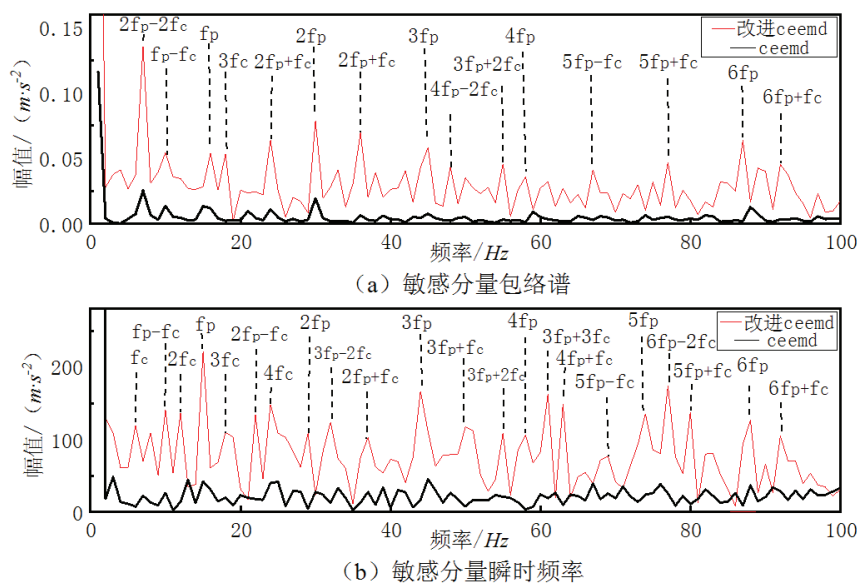


图 10 特征提取结果

在图10 (b) 中 (红线), 行星轮故障特征频率 f_p 及其倍频 nf_p 明显, f_p 、 $3f_p$ 、 $5f_p$ 、 $6f_p$ 谱线凸出, 其余谱线为 $nf_p + f_c$, 以上频谱特征完全符合行星齿轮故障特点. 与改进CEEMD方法 (红线) 对比, CEEMD方法 (黑线) 敏感分量包络谱中并无有效分解出 $2f_p$ 、 $4f_p$ 、 $5f_p$, 并且调质成份 $nf_p + f_c$ 较少, 说明改进方法对此故障信号分解更为有效.

5 结论

通过改进CEEMD对仿真信号与实验信号分析, 可以得出以下结论:

(1) 本文改进CEEMD方法比原CEEMD方法分解更加高效, 分量中模态混叠基本被消除, 更加适用行星齿轮故障诊断.

(2) 重采样增加采样频率后, 添加白噪声幅值确定为0.01 SD, 总体平均次数定为2. 解决了CEEMD中噪声参数选取困难、信号重构过程中残余噪声污染及运算量大的问题.

(3) 改进CEEMD方法用于行星齿轮故障信号分析, 更有利于故障成份的提取. 对所选敏感分量进行频率解调和幅值解调, 对于故障特征频率的表达更加充分, 能够提取比较可靠的特征频率, 成功诊断出行星轮故障.

参考文献:

- [1] 汤宝平, 熊学嫣, 赵明航, 等. 多共振分量融合CNN的行星齿轮箱故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2020, 40(3): 507-512.
- [2] 张冕, 王科盛. 行星齿轮箱太阳轮故障动态啮合周期特性[J]. 振动与冲击, 2020, 39(6): 263-270.
- [3] FENG Z P, LIANG M, CHU F L. Recent advances in time-frequency analysis methods for machinery fault diagnosis: a review with application examples[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2013, 38(1): 165-205.
- [4] 戎芳明, 贾小平, 杨陈. 基于CEEMD和快速谱峭度图的地铁轴箱轴承故障诊断[J]. 大连交通大学学报, 2021, 42(1): 48-51+100.
- [5] WU Z H, HUANG N E. Ensemble empirical mode decomposition: a noise assisted data analysis method[J]. Advance in Adaptive Date Analysis, 2009, 1(1): 1-41.
- [6] YEH J R, SHIEH J S, HUANG N E. Complementary ensemble empirical mode decomposition: a novel noise enhanced data analysis method[J]. Advances in Adaptive Data Analysis, 2010, 2(2): 135-156.
- [7] 赵征汪, 向硕. 基于CEEMD和改进时间序列模型的超短期风功率多步预测[J]. 太阳能学报, 2020, 41(7): 352-358.
- [8] 董利超, 郭兴明, 郑伊能. 基于CEEMD的心音信号小波去噪算法研究[J]. 振动与冲击, 2019, 38(9): 192-198+222.
- [9] 王朝阁, 李宏坤, 杨蕊, 等. 基于自适应噪声参数优化ELMD的行星齿轮箱故障诊断研究[J]. 振动与冲击, 2020, 39(18): 60-69.
- [10] 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+118.