

基于 POVMD 和 CAF 的低转速齿轮箱故障诊断*

李宏坤, 侯梦凡, 唐道龙, 杨蕊, 王朝阁

(大连理工大学机械工程学院 大连, 116024)

摘要 针对低转速齿轮箱齿轮故障特征频率低、故障特征频率易被背景噪声淹没,使其难以准确提取的问题,提出了基于参数优化的变分模态分解(parameter optimization variational mode decomposition, 简称 POVMD)和循环自相关函数(cyclic autocorrelation function, 简称 CAF)结合的故障诊断方法。首先,通过 POVMD 对原始信号进行分解,选用余弦相似度度量选取敏感的本征模态函数(intrinsic mode function, 简称 IMF);其次,计算其循环自相关函数谱,获得包含调制特征的循环自相关函数谱切片;最后,使用 Teager 能量算子(Teager energy operator, 简称 TEO)算法对切片解调,提取故障特征频率。同时将本方法与相关方法进行了对比分析,特征频率提取效果更加显著,仿真信号和实验数据分析验证了该方法的有效性和可靠性。

关键词 变分模态分解; 循环自相关函数; 低转速; 齿轮; 故障诊断

中图分类号 TN911.7; TH113.1

引言

低速旋转机械大多数为大型重载设备,一般情况下转速低于 600 r/min(10 Hz),本研究对象轴频低于 100 r/min^[1]。齿轮箱作为低转速、大重量机械的关键部件被广泛应用于风力发电和污水处理等设备中,一旦发生故障,很难在短时间内进行及时有效地维护和修理,容易引起重大事故。

齿轮系统发生故障时,其故障振动信号具有明显的调制和周期特性。斜齿轮上的局部故障产生的网状脉冲通常与正常振动信号耦合,使得振动信号成分复杂。为了消除多种信号成分造成的频率混叠的问题,笔者采用变分模态分解方法将振动信号分解为窄带信号。变分模态分解(variational mode decomposition, 简称 VMD)算法是 Dragomiretskiy 等^[2]提出的一种完全非递归自适应信号分解方法。相比于经验模态分解和局部均值分解,该方法具有对噪声信号更好的鲁棒性及较小的端点效应,能克服模态混叠,得到更佳信号分解效果^[3]。

当齿轮在低转速工况工作时,故障特征会被强烈的背景噪声覆盖。VMD 算法提取了包含故障特征的信号成分,同时也包含了强烈的背景噪声。为

了解决强烈背景噪声对特征频率覆盖的问题,笔者结合振动信号的统计特征随时间周期性变化的特点,采用循环自相关函数算法从背景噪声中提取调制特征。循环自相关函数算法由 Gardner 等^[4]提出,该算法能大幅度削弱噪声和干扰对调制特征的影响,实现调制信号特征信息分离的目的^[5]。

解调循环自相关函数得到的调制信号提取研究对象的故障特征。一般情况下,采用希尔伯特变换对信号解调处理^[6]。考虑到希尔伯特变换算法存在端点效应和求解不够精确的问题,笔者采用 Teager 能量算子解调方法对调制信号进行解调。能量算子是 Teager 在研究非线性语音建模时提出的信号解调分析算法^[7],用于解调窄带信号,具有计算简单和耗时短的优点。

低转速工况下,齿轮箱内的斜齿轮局部故障造成信号耦合,背景噪声覆盖故障特征,造成故障诊断的困难。笔者针对此类问题,提出基于参数优化的变分模态分解和循环自相关函数结合的诊断方法。首先,运用 POVMD 对原始信号进行分解,根据余弦相似度度量挑选敏感的 IMF;其次,计算敏感 IMF 的循环自相关函数谱,得到包含调制特征的循环自相关函数谱切片;最后,采用 Teager 能量算子解调算法计算切片的瞬时频率,得到瞬时频率的幅

* 国家自然科学基金资助项目(U1808214);辽宁省科技重大资助项目(2019JH1/10100019)
收稿日期:2018-03-25;修回日期:2018-07-02

值谱,从幅值谱提取特征频率。通过仿真和实验信号验证了该方法的有效性和可靠性,为低转速工况下的齿轮故障诊断提供了一种新思路。

1 基本理论

1.1 变分模态分解算法原理

VMD通过迭代搜寻变分模型的最优解来确定每个IMF的中心频率和带宽,每个IMF都可表示为一个调幅-调频信号,实现IMFs的自适应分解。该方法的整体结构是约束性变分问题,使得每个模态的带宽之和最小。通过引入二次惩罚因子 α 和拉格朗日乘子 $\lambda(t)$,将约束性变分问题变为非约束变分问题,非约束变分问题的拉格朗日表达式^[3]为

$$L(\{u_k\}, \{\omega_k\}, \lambda) =$$

$$\alpha \sum_k \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 + \left\| f(t) - \sum_k u_k(t) \right\|_2^2 + \langle \lambda(t), f(t) - \sum_k u_k(t) \rangle \quad (1)$$

其中: $f(t)$ 为输入信号; u_k 为各模态信号; ω_k 为各模态对应的中心频率; $*$ 表示卷积; $\delta(t)$ 为Dirac分布; $k=1,2,\dots,K$ 。

采用交替乘子法求取式(1)的最优解,将输入信号表示为 K 个窄带信号分量之和的形式,算法流程^[3]如下:

- 1) 初始化 $u_k^1, \omega_k^1, \lambda^1, n$ 的值为0;
- 2) 进行迭代 $n=n+1$,执行整个循环;
- 3) 初始 $k=0, k=k+1$,对所有的 $\omega \geq 0$,执行内层第1个循环,更新 u_k 为

$$u_k^{n+1}(\omega) = \frac{f(\omega) - \sum_{i \neq k} u_i^n(\omega) + \frac{\lambda^n(\omega)}{2}}{1 + 2\alpha(\omega - \omega_k^n)^2} \quad (2)$$

执行内层第2个循环,更新 ω_k 为

$$\omega_k^{n+1} = \frac{\int_0^\infty \omega |u_k^{n+1}(\omega)|^2 d\omega}{\int_0^\infty |u_k^{n+1}(\omega)|^2 d\omega} \quad (3)$$

- 4) 更新 λ 为

$$\lambda^{n+1} = \lambda^n + \tau(f - \sum_k u_k^{n+1}) \quad (4)$$

- 5) 循环步骤2~4,当达到循环停止条件

$\sum_k \|u_k^{n+1} - u_k^n\|_2 / \|u_k^n\|_2 < \epsilon$ 时,停止循环,分解出 K 个窄带信号分量。

1.2 变分模态分解参数优化算法

目前,VMD方法参数为:模态个数 K 、惩罚因子 α 、保真度系数 τ 以及判别精度 ϵ 。经研究发现,保真度系数和判别精度相对前两个参数对分解效果的影响较小,通常采用程序中建议的默认值。

为了得到最佳的VMD分解结果,需要优化参数模态个数和惩罚因子。模态个数过多,造成中心频率重复出现,过少则分解不完全;惩罚因子过大,分量的频带带宽变窄,过小则频带带宽变宽,影响模态分量识别。目前,有采用中心频率法确定模态个数,在中心频率不重叠的情况下确定模态个数^[8];也有采用经验模态分解先进行分解,然后分析频谱确定中心频率的数目,即模态个数。上述方法依赖实践经验,频谱分类准确度受噪声影响较大。

笔者提出利用中心频率间距与频带带宽大小自动确定模态个数和惩罚因子的方法。设模态个数范围为2~9,惩罚因子的范围为400~3200,惩罚因子的变动数目为100^[9]。为了确定信号分量的频率基准,定义第 i 个IMF分量的中心频率为 f_i ,即算法的输出参数的值。为了衡量信号分量的频带带宽,定义第 i 个IMF分量的频率带宽的左边界为 f_i^l ,右边界为 f_i^r ,则第 i 个IMF分量的频率带宽为 $f_i^r - f_i^l$ 。取信号分量的幅值谱幅值的包络线,取包络线斜率大于零时的变化最大处的横坐标值定义为左侧带宽频率,斜率小于零时的变化最大处的横坐标值定义为右侧带宽频率,幅值谱左、右带宽频率限制了IMF的频率带宽。为了衡量相邻两信号分量的频带重叠情况,定义频带重叠长度 Δl_i ,则第 i 个IMF的左侧带宽的频率值和第 $i-1$ 个IMF的右侧带宽的频率值之差为 $\Delta l_i^l = f_i^l - f_{i-1}^r$,参数定义如图1所示,参数优化算法流程图如图2所示。

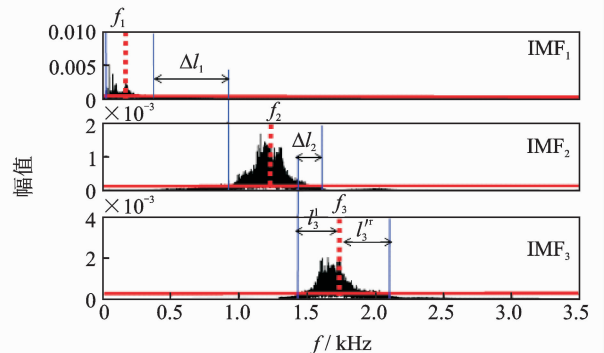


图1 参数定义

Fig. 1 Parameter determination algorithm

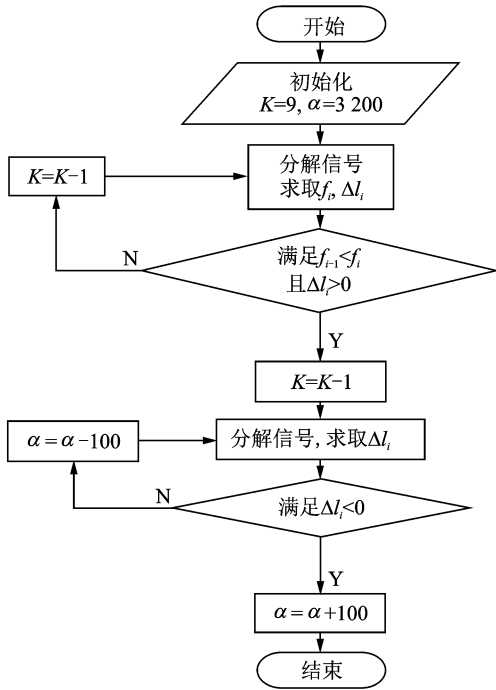


图 2 参数优化算法流程图

Fig. 2 Flow chart of parameter optimization algorithm

参数优化算法首先要确定最佳的模态个数和递减模态个数,使得在最窄带宽的情况下可以分解出没有频率混叠的模态信号。为了确定每个模态信号的最佳带宽,首先递减一次模态个数,以防止模态个数偏大造成中心频率重叠,然后递减惩罚因子值,使模态间不发生频率带宽混叠的情况。计算频率带宽混叠时,递增一步惩罚因子的值,以防止惩罚因子过小导致频率带宽变窄,造成信号分量信息不完整,从而得到最佳的模态个数和惩罚因子。

1.3 余弦相似度

相似性度量是确定两个对象之间相似程度的重要工具。该指标主要在模式识别和机械学习等方面用于检测直觉模糊集的相似程度。在众多相似性度量方法中,基于 Bhattacharya 距离的相似性度量的方法,采用两个向量的内积除以其长度的乘积,即余弦相似度度量^[10]。

余弦相似度度量是两个模糊集的向量之间角度的余弦值。在聚类方法中,两个信号向量越为同一类型,其余弦相似度值越接近 1,相互之间具有的共同有效成分就越多。若两个信号向量相同,余弦相似度值为 1,两个信号向量越不属于同一类型,余弦相似度越接近于 0。定义两振动信号为 $x_1(n)$, $x_2(n)$, $n=1,2,\dots,N$,两信号的余弦相似度度量的

计算公式为

$$C_F(x_1, x_2) = \left| \frac{\sum_{n=1}^N x_1(n) x_2(n)}{\sqrt{\sum_{n=1}^N x_1^2(n)} \sqrt{\sum_{n=1}^N x_2^2(n)}} \right| \quad (5)$$

1.4 循环自相关函数原理

非平稳随机信号 $x(t)$ 的统计特征是随时间周期或多周期(各个周期不能通约)平稳变化的,信号 $x(t)$ 对称形式的自相关函数^[11]为

$$R_x(t, \tau) = E\{x(t + \tau/2)x^*(t - \tau/2)\} \quad (6)$$

其中: * 表示复数共轭; $E\{\cdot\}$ 表示对时间 t 取均值; τ 为时间延迟。

时变自相关函数是以时间和时间延迟为变量的二元函数。由于时变自相关函数是周期为 T_0 的周期函数,也可以用 Fourier 级数展开得到^[11]

$$R_x(t, \tau) = \sum_{\alpha} R_x^{\alpha}(\tau) e^{j2\pi\alpha t} \quad (7)$$

其中: m 为整数; $\alpha = m/T_0$, 为循环频率。

Fourier 系数^[4]为

$$R_x^{\alpha}(\tau) = \frac{1}{T_0} \int_{-T_0/2}^{T_0/2} R_x(t, \tau) e^{-j2\pi\alpha t} dt = \langle x^*(t - \tau/2)x(t + \tau/2) e^{-j2\pi\alpha t} \rangle_t \quad (8)$$

其中:系数 $R_x^{\alpha}(\tau)$ 表示循环频率为 α 的循环自相关函数,是以时间延迟 τ 和循环频率 α 为变量的二元函数。

循环自相关函数在某时间延迟处的循环频率域切片表示该时间延迟的振动信号和零延迟的振动信号相关函数的幅值谱。

为减少循环自相关函数的计算量,笔者采用西方快速傅里叶变换(fastest Fourier transform in the west,简称 FFTW)方法^[12]替换循环自相关函数的快速傅里叶变换算法。在保证算法准确度的前提下,根据信号的故障特征来限定计算的循环频率域和延时域。笔者将算法的时间延迟计算域缩减到零到二倍啮合频率范围。算法时长由快速傅里叶变换的时长 3.68 s 减少至由 FFTW 和缩减延时计算范围的时长 0.08 s,大大减少了计算量和耗时。

2 基于 POVMD 和 CAF 的故障诊断方法流程

笔者提出的基于 POVMD 和循环自相关函数的故障诊断算法具体步骤如下。

1) 提取敏感 IMF 分量:对信号去均值处理,使

用 POVMD 算法对信号进行分解,采用余弦相似度量指标,提取 IMF_s 中的敏感 IMF 作为后续计算的分析信号。

2) 提取调制特征:计算敏感 IMF 的循环自相关谱,以获得其在啮合频率处的循环频率域切片。

3) 提取特征频率:使用能量算子解调算法计算切片的瞬时幅值,通过傅里叶变换得到幅值谱,提取特征频率。

算法流程图如图 3 所示。

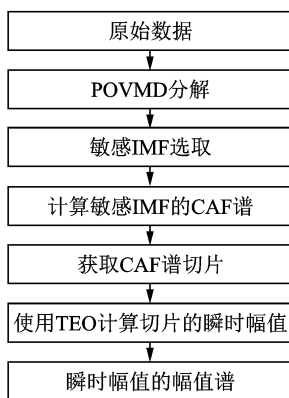


图 3 算法流程图

Fig. 3 Algorithm flow chart

3 仿真信号分析

低转速齿轮箱齿轮副故障时,会产生谐波信号的调幅现象。齿轮故障仿真信号 $x(t)$ 为

$$x(t) = (1 + \cos(2\pi f_i t)) \cos(2\pi f_n t) + \cos(2\pi f_z t) \quad (9)$$

其中: f_i 为信号故障特征频率; f_z 为齿轮箱输入转速; f_n 为齿轮副的啮合频率。

为了模拟低转速状态下的齿轮副故障效果,设 f_i 为 1.5 Hz, f_z 为 6 Hz, f_n 为 180 Hz,信号的采样频率 f_s 为 12 800 Hz,采样时长为 10 s。为了使仿真信号更加接近现场环境中采集的数据,向信号中加入了信噪比为 -45 dB 的高斯白噪声,仿真信号时域图如图 4 所示。

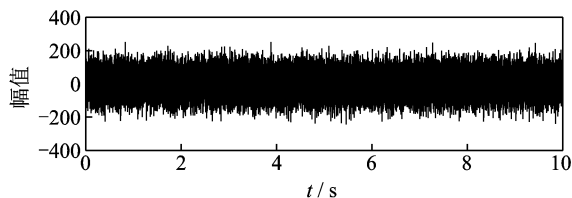


图 4 仿真信号时域图

Fig. 4 The domain of simulation signal

对加噪声信号进行 POVMD 分解,提取敏感 IMF 分量。采用笔者提出的 VMD 参数优化方法,得到仿真信号的最优参数:模态参数个数为 3,惩罚因子为 2 800,结果如图 5 所示。采用余弦相似度量指标提取敏感 IMF,各 IMF 与加噪声信号的余弦相似度值为 0.43,0.45 和 0.46。余弦相似度量数值越大,对应的 IMF 与加噪声信号越为同一类型,因此选择 IMF₃ 作为后续步骤的分析信号。

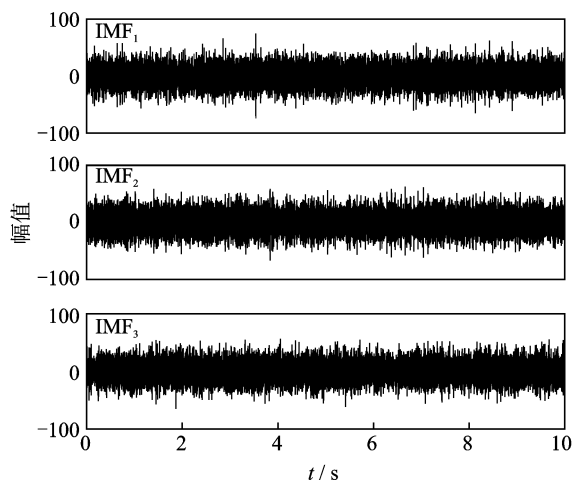


图 5 POVMD 分解结果时域图

Fig. 5 Time domain of POVMD results

计算 IMF₃ 的循环自相关函数,获得函数谱的循环频率域切片。IMF₃ 的循环自相关函数谱如图 6 所示。采用循环自相关函数谱切片方法提取 IMF₃ 中被背景噪声淹没的调制特征。理论上,可在循环自相关谱的时间延时为零、 $\pm f_n$ 和 $\pm 2f_n$ 等值处取循环频率域切片,提取调制特征。在仿真信号分析中发现,在时间延时为 $\pm f_n$ 的位置切片可以更好地削弱背景噪声的影响,得到时间延时值为 f_n 处的切片如图 7 所示,在循环频率域切片上可以看出有调制现象。

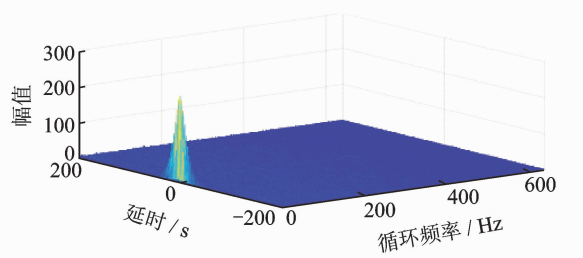


图 6 循环自相关函数谱

Fig. 6 Cyclic autocorrelation spectrum

对谱切片进行解调分析,提取特征频率。IMF₃

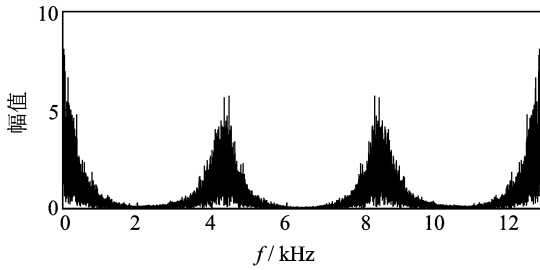


图 7 循环自相关谱切片

Fig. 7 Cyclic autocorrelation spectrum slice

的循环频率域切片不仅保留了 IMF 的单分量信号性质,也消除了背景噪声的影响,提取了窄带信号中的调制成分。使用能量算子解调算法得到切片的瞬时幅值成分,瞬时幅值的傅里叶幅值谱如图 8 所示。齿轮裂纹故障可以通过解调谱中明显观察到的齿轮轴频及倍频的频率峰值来判断,从频谱图中所提取的频率 1.563,3.125,4.688 和 6.25 Hz 与故障特征频率 1.5 Hz 及其倍频十分吻合,并有效削弱了背景噪声。

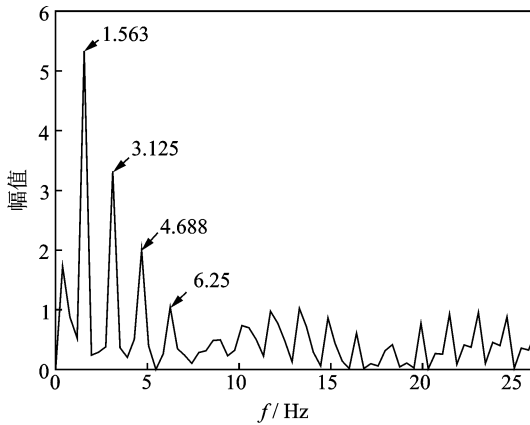


图 8 切片瞬时幅值的傅里叶幅值谱

Fig. 8 Fourier spectrum of slice instantaneous amplitude

由于 IMFs 与加噪声信号的余弦相似度量数值相差不大,为了证明选择最大余弦相似度量值对应的 IMF 方法的正确性。选取 IMF₂ 作为分析信号,切片的瞬时幅值谱如图 9 所示。从幅值谱中可见,频率 1.563 Hz 与故障特征频率相符,但其幅值相比 IMF₃ 分量小,且其倍频成分不明显。经过对比分析证明了选用余弦相似性度量指标选取敏感 IMF 的正确性。

在低转速、强背景噪声的情况下,笔者提出的方法仍然能有效提取故障特征,通过仿真信号分析,证明基于 POVMD 和 CAF 的特征提取方法具有很好的效果。

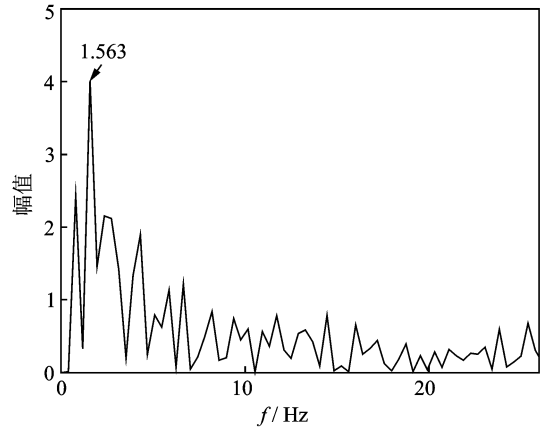


图 9 瞬时幅值谱

Fig. 9 Instantaneous amplitude spectrum

4 低转速定轴齿轮箱实验信号处理

4.1 低转速齿轮箱实验台

为了验证所提出方法在实践中对低转速齿轮故障诊断的有效性,采用实验数据进行分析。实验数据来自搭建的低转速齿轮箱实验台,实验台主要装置包含电磁调速电机、平行轴螺旋齿轮箱和磁粉制动器,相互之间由柔性联轴器连接,由电磁调速电机提供动力,磁粉制动器提供负载。实验台的结构如图 10 所示。齿轮箱的主要参数如表 1 所示。

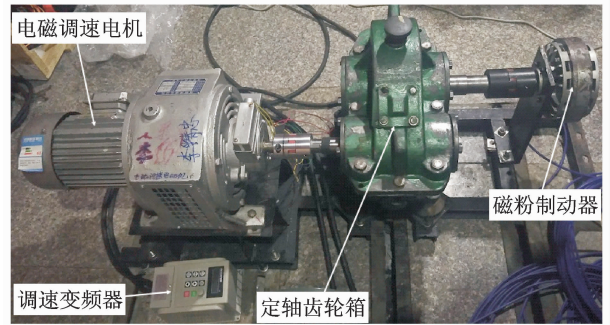


图 10 低转速定轴齿轮箱实验台

Fig. 10 Low speed gearbox test bench device

实验模拟了低转速齿根裂纹的轻微程度故障,以低转速齿轮箱从动齿轮为测试对象,在从动轮输出轴端盖的垂直和轴向位置布置了加速度传感器获取振动信号,在电机输出轴布置了激光转速传感器进行转速测量,以确定主要频率成分。采集信号时,电机转速 $N=170 \text{ r/min}$,主要采集参数为采样频率 f_s 为 12 800 Hz,采样时间为 10 s。齿轮箱的频率特征参数如表 2 所示。

表1 齿轮箱参数

Tab.1 Gear box parameters

名称	从动轮齿数	主动轮齿数	模数
数目	120	30	2

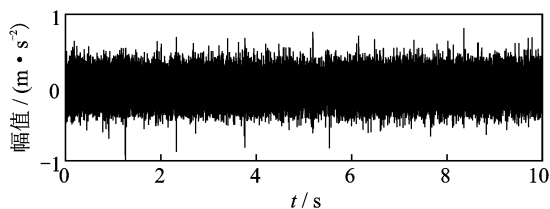
表2 频率特征参数

Tab.2 Frequency characteristic parameters

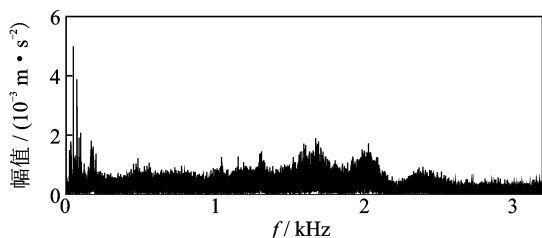
名称	从动轮轴频	主动轮轴频	啮合频率
数值	0.72	2.83	84.96

4.2 低转速齿轮实验信号分析

实验采集信号的时频域图如图11所示。信号时域如图11(a)所示,幅值调制现象被背景噪声淹没。时域信号的傅里叶变换幅值谱如图11(b)所示,啮合频率也被噪声淹没,几处峰值频率附近找不到明显的边频带成分和主动轮轴频的峰值,难以进行分析。



(a) 采样信号时域图
(a) Sampled signal time domain diagram



(b) 采样信号频域图
(b) Sampled signal frequency domain diagram

图11 采样信号的时频域图

Fig.11 The time & frequency diagram of sample signal

对采样信号进行POVMD分解。由于齿轮故障信号为调幅信号、啮合频率谐波和背景噪声等组成,为了提取包含故障特征信号成份,减少无关成分的影响,采用参数优化的VMD算法对采样信号进行分解,提取包含故障特征的窄带调幅分量。窄带调幅分量同时符合Teager能量算子适用于单分量信号的使用条件。

将采样信号输入笔者提出的VMD参数优化算

法,得到最优的VMD算法参数:模态个数为3,惩罚因子为2500。VMD分解结果时域图如图12所示。

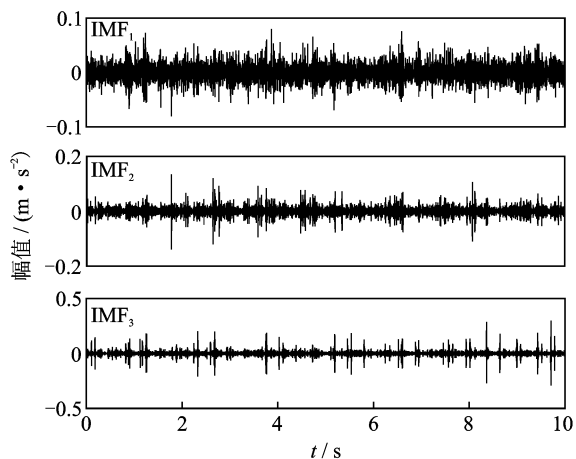


图12 VMD分解结果时域图

Fig.12 Time domain of VMD results

采用余弦相似度度量指标选取敏感IMF。各IMF与采样信号的余弦相似度值如表3所示。根据相似度度量理论,余弦相似性度值最大的IMF具有振动信号最多的有效成分,故选取IMF₃作为后续处理的分析信号。

表3 余弦相似度

Tab.3 Cosine similarity

IMFs	IMF ₁	IMF ₂	IMF ₃
余弦相似度	0.40	0.41	0.58

计算IMF₃的循环自相关函数,得到IMF₃的循环自相关谱。采用循环自相关函数对齿轮副故障的调幅信号进行处理,消除背景噪声对提取故障特征的影响。为了减小计算量,在保证算法准确度的前提下,将算法的时间延迟计算域缩减到0~2倍啮合频率范围,得到的循环自相关谱如图13所示。

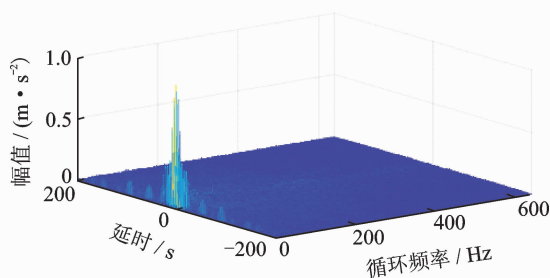


图13 循环自相关谱

Fig.13 Cyclic autocorrelation spectrum

采用循环自相关谱的循环频率域切片提取信号

中较弱的故障特征周期成份。选择在时间延时为啮合频率值处的切片,可以有效削弱背景噪声对故障特征的影响,得到更好的分析效果,切片如图 14 所示。

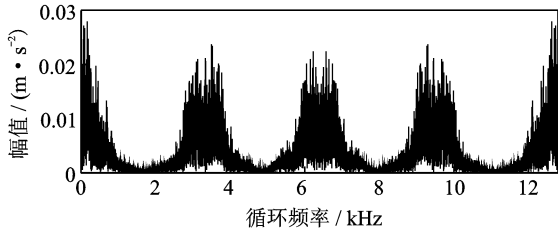


图 14 循环自相关谱切片

Fig. 14 Cyclic autocorrelation spectrum slice

采用适用于单分量信号解调的能量算子解调方法,提取故障特征频率。经过 TEO 算法,得到循环频率域切片的瞬时幅值如图 15 所示。从图中可以识别出频率 0.781 3, 2.343 和 3.125 Hz 与故障特征频率 0.708 Hz 及 3.5 倍频十分吻合。低转速齿根裂纹的轻微程度实验信号证明了笔者提出方法的有效性。

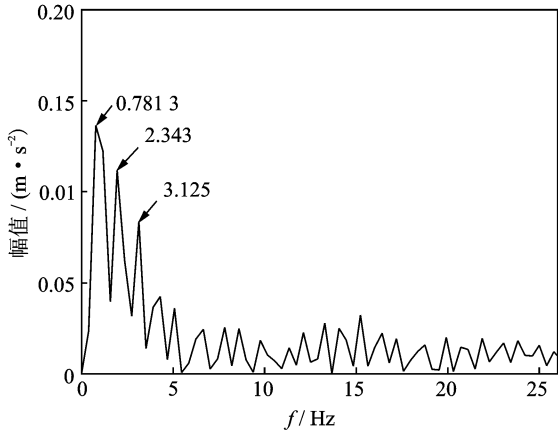
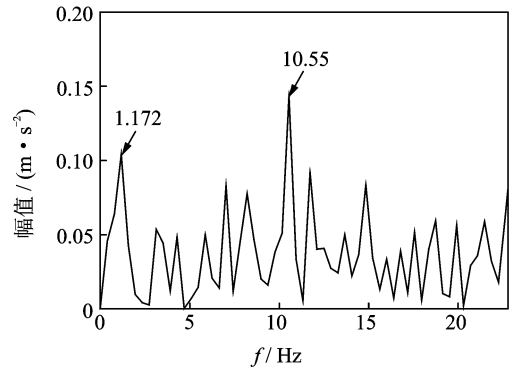


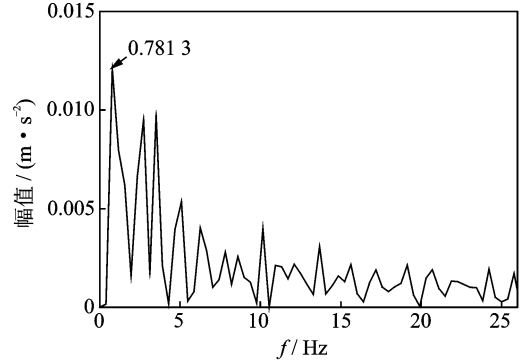
图 15 切片瞬时幅值的幅值谱

Fig. 15 Fourier spectrum of slice instantaneous amplitude

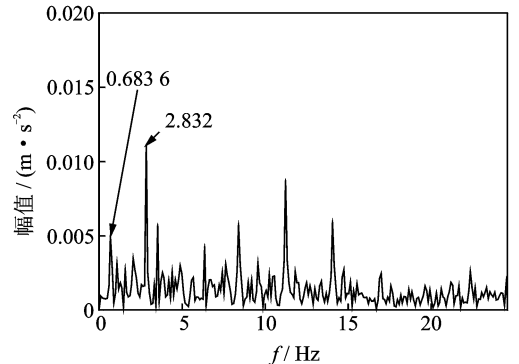
为了证明 VMD 算法提取故障特征成分的有效性,运用其他方法得到的瞬时幅值谱结果如图 16 所示。不经过 VMD 算法处理的幅值谱如图 16(a)所示。可见,频率 1.172 Hz 与故障特征频率相差较大,说明该方法并没有有效提取到故障特征。为了证明参数优化算法的有效性,采用 VMD 算法初始的参数值,即模态个数为 9、惩罚因子为 3 200,得到切片瞬时幅值的幅值谱如图 16(b)所示。可以看出,频率 0.781 3 Hz 与故障频率接近,其他峰值无倍频频率,相比参数优化的 VMD 方法不够精确。



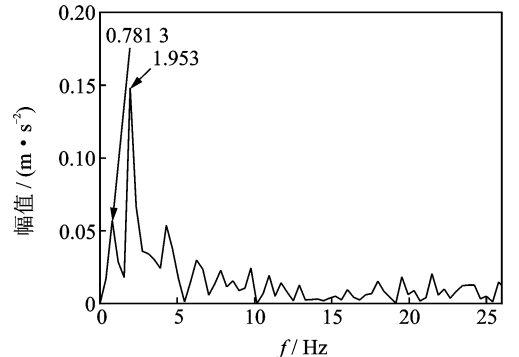
(a) 未经过VMD处理的啮合频率切片的瞬时幅值谱
(a) Instantaneous amplitude spectra of meshed frequency slices without VMD



(b) 未参数优化VMD的啮合频率切片瞬时幅值谱
(b) Instantaneous amplitude spectra of meshed frequency slices without POVMD



(c) IMF₃的瞬时幅值谱
(c) Instantaneous amplitude spectrum of IMF₃



(d) IMF₃的零频率切片的瞬时幅值谱
(d) Instantaneous amplitude spectrum of zero-frequency slice of IMF₃

图 16 其他方法结果

Fig. 16 Other method results

为了证明循环自相关函数对背景噪声的抑制效果, IMF₃ 经能量算子解调方法得到的幅值谱如图 16(c) 所示。其中, 0.683 6 Hz 与故障特征频率接近, 2.832 Hz 与齿轮箱输入轴即主动轮轴的轴频接近。可见, 该方法不能有效分离出故障特征频率和其他频率成分。

为了证明文中选取的循环频率域切片位置参数的合理性, 时间延时为零的切片瞬时幅值的幅值谱如图 16(d) 所示。可见, 频率 0.781 3 Hz 与故障频率相近, 故障特征频率在频谱中不易识别。

通过算法变化和参数变化的比较分析, 充分证明了笔者提出 POVMD 结合循环自相关的诊断方法能有效提取低转速齿轮故障特征。

5 结束语

通过参数优化的变分模态分解在保留信号非线性、循环平稳特性的同时, 去除冗余分量, 参数优化的变分模态分解比经验选择参数更自动化, 能得到更佳的分解结果。将数学定义的余弦相似度度量用于 POVMD 得到的 IMF_s 的敏感分量提取, 挑选出具有更多有效成分的 IMF, 取得了很好的效果。

在保证循环自相关切片有效性的同时, 通过缩短延时域计算长度和替换快速傅里叶变换的计算方法, 减少循环自相关谱的计算量, 提高计算速度。循环自相关函数选择在啮合频率处切片, 通过延时自相关作用可以有效削弱背景噪声对故障特征的影响。基于 POVMD 和循环自相关的低转速齿轮故障诊断方法可以有效提取故障特征, 指导工程实践。

参 考 文 献

[1] MISHRA C, SAMANTARAY A K, CHAKRABORTY G. Rolling element bearing fault diagnosis under slow speed operation using wavelet de-noising[J]. Measurement, 2017, 103: 77-86.

[2] DRAGOMIRETSKIY K, ZOSSO D. Variational mode decomposition[M]. [S. l.]: IEEE Press, 2014: 531-544.

[3] WANG Y, MARKERT R, XIANG J, et al. Research on variational mode decomposition and its application in detecting rub-impact fault of the rotor system[J]. Mechanical Systems & Signal Processing, 2015, 60/61: 243-251.

[4] GARDNER W A, NAPOLITANO A, PAURA L. Cyclostationarity: half a century of research[J]. Signal Processing, 2006, 86(4): 639-697.

[5] ANTONI J. Cyclostationarity by examples[J]. Mechanical Systems & Signal Processing, 2009, 23(4): 987-1036.

[6] NATARAJAN S. Gear box fault diagnosis using hilbert transform and study on classification of features by support vector machine[J]. International Journal of Hybrid Information Technology, 2014, 4(7): 69-82.

[7] MA Z Q, LI Y C, LI Z, et al. Rolling bearings' fault feature extraction based on variational mode decomposition and Teager energy operator[J]. Journal of Vibration & Shock, 2016, 35(13): 134-139.

[8] 唐贵基, 王晓龙. 变分模态分解方法及其在滚动轴承早期故障诊断中的应用[J]. 振动工程学报, 2016, 29(4): 638-648.

TANG Guiji, WANG Xiaolong. Variational mode decomposition method and its application in early fault diagnosis of rolling bearings [J]. Journal of Vibration Engineering, 2016, 29(4): 638-648. (in Chinese)

[9] 杨洪柏, 蒋超, 石坤举, 等. 基于变分模态分解参数估计的滚动轴承故障信息提取方法[J]. 轴承, 2016(10): 49-52.

YANG Hongbai, JIANG Chao, SHI Kunju, et al. Fault information extraction of rolling bearing based on variational mode decomposition parameter estimation [J]. Journal of Bearings, 2016(10): 49-52. (in Chinese)

[10] YE J. Cosine similarity measures for intuitionistic fuzzy sets and their applications[J]. Mathematical & Computer Modelling, 2011, 53(1): 91-97.

[11] RAAD A, ANTONI J, SIDAHMEND M. Indicators of cyclostationarity: theory and application to gear fault monitoring [J]. Mechanical Systems & Signal Processing, 2008, 22(3): 574-587.

[12] FRIGO M, JOHNSON S G. FFTW: an adaptive software architecture for the FFT[C]//IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. [S. l.]: IEEE, 2002: 1381-1384.



第一作者简介: 李宏坤, 男, 1974年9月生, 教授。主要研究方向为旋转机械的故障诊断和模式识别。曾发表《Incipient fault information determination for rolling element bearing based on synchronous averaging reassigned wavelet scalogram》(《Measurement》2015, Vol. 65)等论文。
E-mail: lihk@dlut.edu.cn

