

一种增强的谱幅值调制方法及其在复杂干扰下滚动轴承故障诊断中的应用

刘文朋^{1,2}, 杨绍普², 李强¹, 刘永强², 顾晓辉²

(1. 北京交通大学机械与电子控制工程学院, 北京 100044;

2. 石家庄铁道大学省部共建交通工程结构力学行为与系统安全国家重点实验室, 河北 石家庄 050043)

摘要: 谱幅值调制(Spectral Amplitude Modulation, SAM)作为一个经验的和自动的非线性滤波方法,可以有效地识别滚动轴承故障信息。然而,当滚动轴承故障信号中含有复杂干扰成分时,SAM中的故障特征频率会变得模糊,甚至难以识别。针对上述问题,提出了一种增强谱幅值调制方法(Enhanced Spectral Amplitude Modulation, eSAM),通过修正信号平方包络的无偏自相关代替修正信号的平方包络来生成SAM。通过自相关处理,进一步降低由于非线性滤波过程产生的不相关随机噪声干扰,从而提高了SAM方法的稳定性。通过一组仿真信号、一组齿轮箱轴承实验信号和不同运行工况下的高速列车轴箱轴承实验信号进行了验证,结果表明该方法可以有效降低复杂干扰的影响,提取出的故障特征更加明显,通过与SAM方法和传统峭度图方法对比,证明了该方法的优越性。

关键词: 故障诊断; 滚动轴承; 谱幅值调制; 自相关

中图分类号: TH165⁺.3; TH133.33 **文献标志码:** A **文章编号:** 1004-4523(2021)05-1064-12

DOI: 10.16385/j.cnki.issn.1004-4523.2021.05.021

引言

滚动轴承是旋转机械中使用最为广泛也是最易发生故障的零部件之一,一旦发生故障将对整个设备的运行安全产生重要影响,严重时将导致重大安全事故,因此对滚动轴承进行故障检测尤为重要^[1]。由于其工作环境往往比较恶劣,受到复杂的背景噪声的干扰严重,当故障处于早期时,往往难以识别。因此,针对复杂条件下的微弱故障识别是滚动轴承故障特征提取的关键所在^[2]。

在众多的诊断方法中,包络分析,又称为共振解调技术,是目前应用最为成功的方法之一^[3]。首先,对激励引起的共振频带进行带通滤波,然后对滤波信号进行包络谱分析,通过识别包络谱中的故障相关的特征频率,从而判断是否发生故障与故障的类型。然而,包络分析方法的主要难点在于共振频带的选取。为了解决这一难题,Antoni等提出了基于谱峭度的峭度图方法^[4-6],通过计算由STFT或者有限脉冲滤波器得到的窄带包络信号的峭度,确定信号中非高斯成分所在的频带。随着研究的深入,峭度图的缺点逐渐暴露。峭度指标不能区分冲击是否由循环冲击引起,因此,在两种情况下容易失效。第

一种是存在较强的脉冲噪声时,第二种是故障脉冲重复频率较高时^[7]。为了解决这一问题,众多学者提出了一系列的改进方法,例如:improved Kurtogram^[8], enhanced Kurtogram^[9], Protrugram^[7], Info-gram^[10], Autogram^[11]均取得了不错的效果。一些基于周期指标的峭度图被提出来^[12-16],可以用来寻找具有指定周期成分所在的频带,极大地降低了背景噪声的影响。但是这类方法需要预知精确的故障周期,缺乏自适应性。到目前为止,找到最佳的解调频带依然不是一个简单的任务。峭度图方法寻找到的频带仅能识别一个最佳频带,由于缺陷产生的冲击会在不同的频率范围内激发机器结构产生共振,仅从一个频带恢复原信号,会丢失很多故障信息。尤其当信号中存在多个故障时,弱故障往往不能被识别,因此,需要对信号进行多频段滤波,才能完全提取出缺陷信号。

为了解决上述问题,Moshrefzadeh等^[17]提出了一种新的非线性滤波的方法去分离信号,即谱幅值调制方法。在SAM方法中,首先对振动信号进行傅里叶变换获得频域幅值谱和相位谱,通过对其幅值谱赋予不同权重的指数(Magnitude Order, MO),并结合原始信号相位谱进行逆傅里叶变换,从而获得一系列的修正信号,最后通过修正信号平方包络

的功率谱识别故障特征。该方法计算简单、效率高、自适应强,且摆脱了对评价指标的依赖,取得了显著的效果。但是该方法是对整个频域段进行的处理,导致在不同指数权重下,均有大量的干扰频率成分被放大。尤其当轴承故障处于早期阶段时,频谱中激起的共振带区域较小,而干扰成分复杂且占据整个频带。即使通过不同指数权重进行修正,仍有大量的干扰频率成分被放大,所得的SAM中故障特征频率依然不占据支配地位,从而降低识别故障特征的有效性。

针对复杂干扰条件下滚动轴承故障特征难以提取的问题,本文提出了一种增强的谱幅值调制方法。通过对不同权重MO值获得的修正信号的平方包络,进行无偏自相关处理,进一步降低复杂干扰成分的影响,突出故障相关成分的强度。由于无偏自相关降噪过程无需输入任何参数,所以提出的方法依然继承了原方法操作简便、自适应强的特点。通过一组含有多种干扰成分的轴承故障仿真信号、一组齿轮箱轴承故障实验信号和两种不同运行工况下的高铁轴箱轴承实验信号验证了本文方法的有效性。

1 基本理论

1.1 倒频谱预白化

SAM方法可以看作倒频谱预白化技术的一种扩展,为了更好地理解SAM方法,首先简要介绍倒频谱预白化方法。

时域信号可以幅值和相位的形式通过傅里叶变换转化到频域

$$X(f) = \text{FT}\{x(t)\} = A(f)e^{j\phi(f)} \quad (1)$$

式中 j 为虚数单位,FT表示傅里叶变换。

倒频谱预白化技术可以直接适用于频域,改写以下形式

$$x_{\text{cpw}}(t) = \text{IFT}\{A(f)^0 e^{j\phi(f)}\} \quad (2)$$

所以倒频谱预白化技术可以看作是在同一幅值下,仅利用相位信息来恢复原始信号的成分^[18]。虽然可以降低原信号中确定性成分的干扰,但是由于噪声的频率分量与故障信号频率分量大小相同,所以重构信号的信噪比有所降低。

1.2 谱幅值调制方法

由式(2)可知,倒频谱预白化信号中频率幅值部分为 $A(f)$,所以各成份的幅值均为恒定值,而SAM方法通过权重指数依次赋予了频率幅值 $A(f)$ 不同的权重,可以视为一个非线性滤波过程,使不同来源

的信号分离^[17]

$$x_m(t) = \text{IFT}\{A(f)^{MO} e^{j\phi(f)}\} \quad (3)$$

式中 x_m 为修正信号,由信号的代表性幅值和原始相位构成。变量MO被称为权重指数,建议取值为 $-0.5 \leq MO \leq 1.5$ 。倒频谱预白化信号 x_{cpw} 可以视为 $MO=0$ 时的一种特例;原始信号可以看做是 $MO=1$ 时的一种特例。

$MO > 1$ 时,可以看作是提高了高幅值的权重; $0 < MO < 1$,幅值较大的频率相对于振幅较小的频率的优势会逐渐减小;当 $MO < 0$ 时,原信号中主要频率分量的幅值变得可以忽略,处于弱勢的频率成分被放大。通过计算不同MO值恢复的修正信号平方包络的功率谱,用来识别不同权重下信号中含有的周期性成分的强弱。

最后,SAM用三维图和二维图来表示结果,在三维图中, x, y, z 轴分别表示调制(循环)频率、MO和归一化幅值。二维图通过二维颜色图以更直接的形式表示了三维图中归一化幅值的强度,其中颜色与归一化幅值成比例。通过最大平方包络谱(Maximum Squared Envelope Spectrum, MSES)展示了沿MO轴方向观察三维eSAM的结果。MSES中,每一个循环频率对应的值,均是选取的该循环频率对应的y轴(MO)中最大的标准化幅值的值。因此,MSES中每个循环频率对应的取值均是最优MO对应的结果。

1.3 无偏自相关

自相关函数具有降噪特性^[11,19],可以有效降低信号中背景噪声的影响,突出周期性成分的强度。离散信号无偏自相关定义如下

$$R_{xx}(\tau) = \frac{1}{N-q} \sum_{n=1}^{N-q} x(n)x(n+\tau) \quad (4)$$

式中 $x(n)$ 为时域信号; $\tau = q/f_s$ 为延迟因子; f_s 为采样频率, $q=0, 1, 2, 3, \dots, N-1$ 。

另外,根据公式(4)可知,随着延迟因子 τ 的增加,用来计算 $R_{xx}(\tau)$ 的样本数量会逐渐减少,所以后面得到的结果没有足够的估计方差,为了降低无偏估计误差的影响,舍去 $R_{xx}(\tau)$ 尾部高时延的部分数据会取得更好的效果^[11]。

2 增强的谱幅值调制方法

SAM通过给定不同频率幅值不同的权重,结合原相位恢复原始信号,计算简单,从不同视角观察了原始信号中存在的故障成分。但是由于该方法实施于整个频率幅值成分,因此不可避免地在每个MO

值下恢复的信号中均存在大量的干扰成分余量。甚至在某些 MO 值下, 干扰频率幅值恢复的信号占支配地位, 影响故障特征的识别。尤其当设备处于复杂的工况或轴承故障处于早期微弱阶段时, 故障特征激起的共振频带相对窄小, 相对整个频带能量较弱。这样导致在不同的 MO 值范围里面, 被修改的干扰频率成分的幅值均占支配地位, 即使结合原始相位恢复信号, 依然被干扰成分所掩埋。因此, 为了提高 SAM 的抗干扰能力, 本文对非故障相关频率成分恢复的信号进行进一步处理。计算了由非线性滤波过程产生的修正信号的平方包络的无偏自相关。通过对修复信号的平方包络进行自相关的处理, 周期性冲击成分被进一步增强, SAM 的分辨率得到了极大的提高。所提方法保持了 SAM 方法计算简单和高效的特性, 且不需要输入任何先验参数, 可以应用于定转速状态下滚动轴承故障特征提取。eSAM 方法的具体流程如下。

步骤 1 对振动信号进行傅里叶变换, 得到原信号的相位信息 $\phi(f)$ 和谱幅值 $A(f)$ 。

步骤 2 保持相位信息 $\phi(f)$ 不变, 赋予谱幅值 $A(f)$ 不同的权重指数 MO 得到 $A(f)^{MO}$, 其中 $-0.5 \leq MO \leq 1.5$ 。

步骤 3 利用不同权重指数下的谱幅值 $A(f)^{MO}$, 依次与原始信号的相位信息 $\phi(f)$ 得到编辑谱, 对其进行逆傅里叶变换得到一系列的修正信号。

步骤 4 对修正信号的平方包络进行无偏自相关处理, 进一步降低复杂干扰的影响。

步骤 5 计算降噪信号的功率谱, 并进行归一化处理, 得到增强的谱幅值调制; 根据转速计算得到的故障特征频率, 判断轴承故障类型。

eSAM 方法的流程图如图 1 所示。

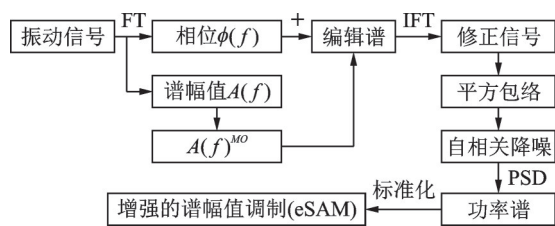


图 1 eSAM 方法的流程图

Fig. 1 The flowchart of eSAM method

3 仿真验证

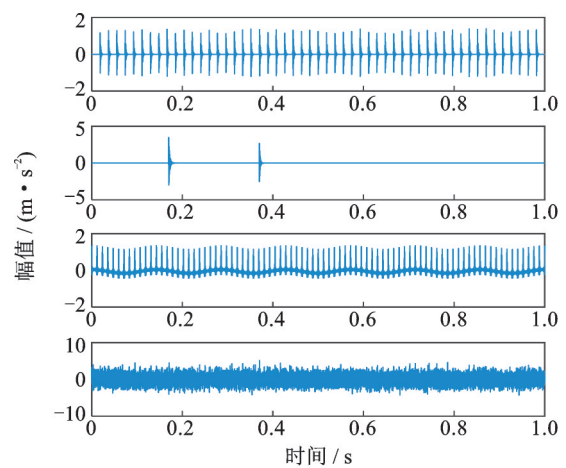
首先采用仿真信号验证该方法在复杂干扰下的有效性和优越性, 根据参考文献[20-21], 构建了一个包含多种干扰成分的轴承外圈故障仿真信号, 主

要由轴承外圈故障冲击、齿轮啮合干扰、两个大脉冲干扰和高斯白噪声等构成。仿真信号模型如下式所示

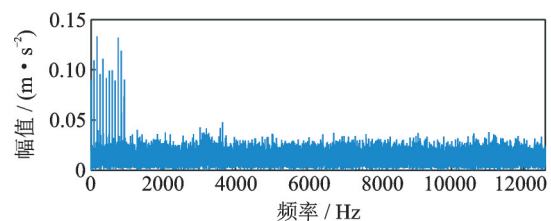
$$\begin{cases} s(t) = \sum_k A_k e^{-860t} \sin[2\pi f(t - iT - \tau_k)] \\ \delta_1(t) = 3.2 [e^{-480t} \sin(2\pi \times 7200t)] \\ \delta_2(t) = 3.6 [e^{-680t} \sin(2\pi \times 4200t)] \\ m(t) = \sum_{i=1}^{11} [(1.3 - 0.01i) \cos(i2\pi \times 12 \times 7t)] \\ x(t) = s(t) + \delta_1(t) + \delta_2(t) + m(t) + n(t) \end{cases} \quad (5)$$

式中 $s(t)$ 为外圈故障冲击信号; $\delta(t)$ 为干扰脉冲; $m(t)$ 为齿轮啮合干扰; $n(t)$ 为高斯白噪声。 τ_k 为滚动体的随机滑动误差。

设置轴承共振带中心频率 $f = 3200$ Hz, 故障特征频率 $f_0 = 54$ Hz, $A_k \sim U(1.2, 1.5)$ 为故障冲击幅值, U 表示生成均匀分布的随机数。齿轮啮合频率 $f_m = 84$ Hz。采样频率 f_s 设置为 25.6 kHz, 采样时间长度为 1 s。在本例子中共生成了 4 组仿真信号, 信噪比 (Signal to Noise Ratio, SNR) 分别设置为 -6, -8, -10, -12, 其他参数均相同, 用来对比验证 SAM 和 eSAM 方法在不同强度背景噪声下的有效性。图 2 给出了 SNR = -10 仿真信号的时域和频域图。由图 2(b) 可以观察到明显的齿轮故障谐波成分; 由于高斯白噪声的影响和轴承的滑动影响, 在频谱中轴承故障共振频带不是很突出。



(a) 时域图
(a) The time-domain signal



(b) 频谱
(b) The spectrum of (a)

图 2 仿真信号

Fig. 2 The simulation signal

首先通过 SAM 方法进行分析,结果如图 3(a) 所示。为了方便对比,该例子仅给出了二维结果示意图。在 4 种不同的信噪比下, SAM 方法均观察到了齿轮啮合频率及其倍频,其在 MO 从 0.9 到 1.5 之间比较突出,且没有其他任何干扰成分,主要是由于仿真信号中齿轮谐波成分在幅值谱中占据优势。当 $MO > 1$ 时,幅值谱中幅值较大的频率成分的影响将会被放大;当 $MO < 1$ 时,振幅较大的频率的优势会逐渐减小,因此齿轮谐波强度被逐渐抑制。随着信噪比的降低,可以明显观察到轴承故障频率的 MO 值区间逐渐减小且干扰成分逐渐增强,主要是因为幅值谱中的干扰频率也被同时增强,重新将轴承故障信息掩盖。 $SNR = -10$ 时,能够观察到轴承故障频率的有效空间已经十分狭窄,当 $SNR = -12$ 时已经完全观察不到轴承故障频率,无法识别轴承故障。通过此例子可见,当信噪比较低时,即使通过 SAM 处理,也未能识别轴承故障。

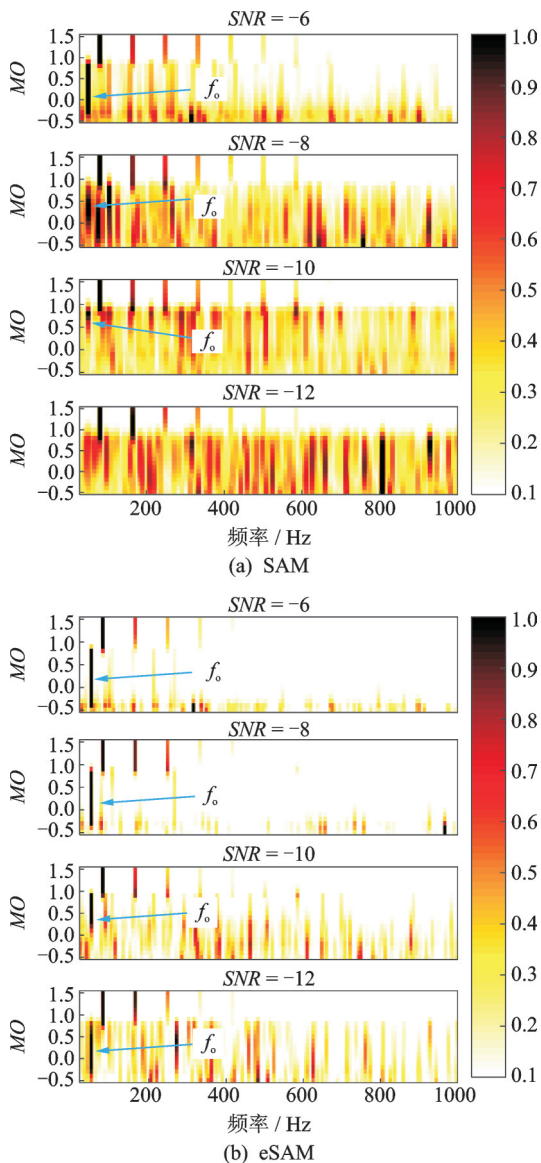


图 3 不同信噪比下 SAM 和 eSAM 分析结果

Fig. 3 The results of SAM and eSAM with different SNR

通过 eSAM 方法对仿真信号进行分析,结果如图 3(b) 所示。在 4 种不同的信噪比下,齿轮啮合频率及其倍频在 MO 为 0.9 到 1.5 之间占据绝对的支配地位,并且观察不到其他任何干扰成分。另一方面,在 4 种不同的信噪比下,均能观察到比较明显的轴承外圈故障频率,虽然随着信噪比的降低,干扰成分有所增强,但是在相同 MO 值下,轴承故障频率仍处于支配地位。通过与图 3(a) 对比可以发现,4 种不同的信噪比下的结果均有所提高。

通过仿真信号分析结果可知,随着信噪比的降低, SAM 方法的有效性逐渐下降; eSAM 方法通过自相关降噪的进一步处理,有效性得到了明显的提升。

为了进一步证明该方法的有效性,通过 Autogram 方法和快速峭度图方法对该 $SNR = -10$ 的仿真信号进行了分析。Autogram 方法结果如图 4 所示(其中 B_w 为带宽),包络谱中仅观察到了齿轮啮合频率,未观察到轴承故障特征频率。快速峭度图方法结果如图 5 所示,由于信号中大脉冲的干扰,寻找到的最优中心频率为 7200 Hz,滤波信号中可以发现明显的干扰脉冲噪声,包络谱中观察不到轴承故障特征频率。

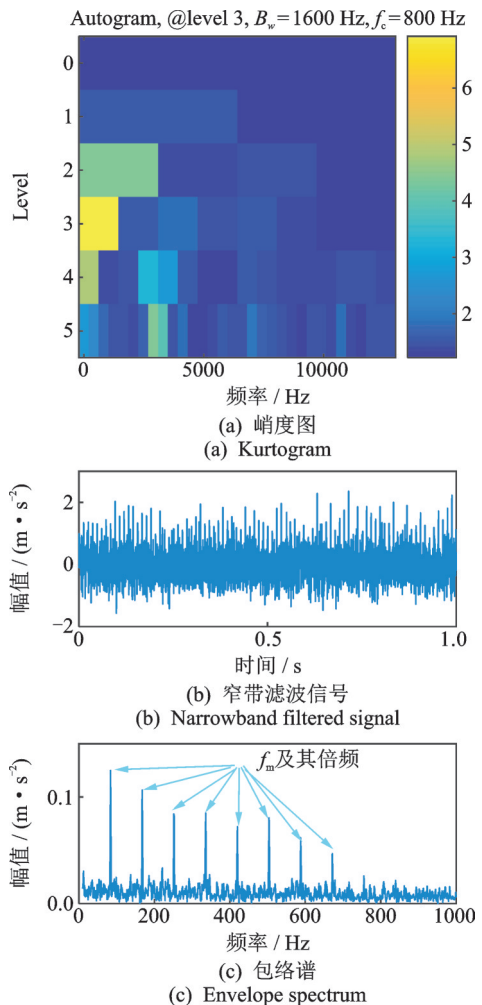


图 4 Autogram 分析结果

Fig. 4 The results obtained from Autogram

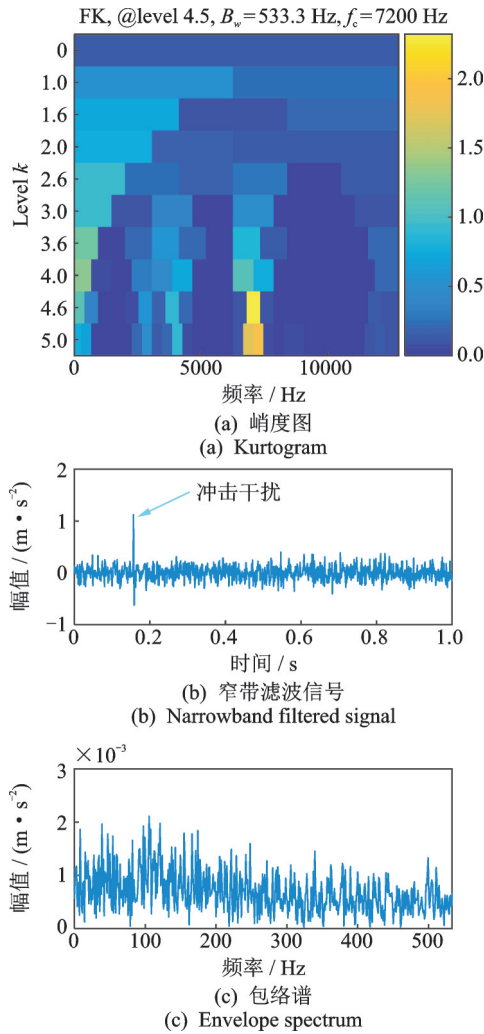


图5 快速峭度图分析结果

Fig. 5 The results obtained from FK

4 实验研究

4.1 齿轮箱轴承故障诊断

齿轮箱振动信号由于存在多种离散频率成分的干扰,给其轴承故障特征提取带来了一定的难度。为了进一步检验本文所提方法的有效性,将其应用于齿轮箱轴承的故障诊断分析。通过如图6所示的动力传动故障诊断综合实验台采集了一组含有轴承内圈故障的实验数据进行验证。实验台主要由电机、单级传动行星齿轮箱、两级传动平行齿轮箱以及电磁制动器等组成。故障轴承内圈存在点蚀故障,故障直径为1 mm,深度为0.5 mm,位于二级传动齿轮箱的中间轴。齿轮箱传动比和轴承参数如表1和2所示。设置采样频率 $f_s=25600$ Hz,电机转速为2400 r/min,采样时间为2 s,其时域波形、频谱及包络谱如图7所示。根据轴承结构参数和转速,可以计算得到轴承内圈故障特征频率为 $f_i=13.78$ Hz。

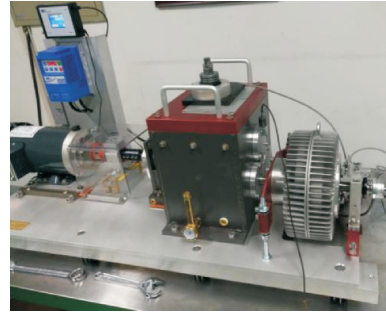


图6 动力传动故障诊断综合实验台

Fig. 6 The fault diagnosis integrated test bench of power transmission system

表1 齿轮箱传动比

Tab. 1 Gear box ratio

行星齿轮	第一级直齿轮	第二级直齿轮
4.5714	3.4483	2.5

表2 ER16K轴承参数

Tab. 2 ER16K bearing parameters

滚子直径/mm	节圆直径/mm	接触角/(°)	滚子数目
7.94	38.51	0	9

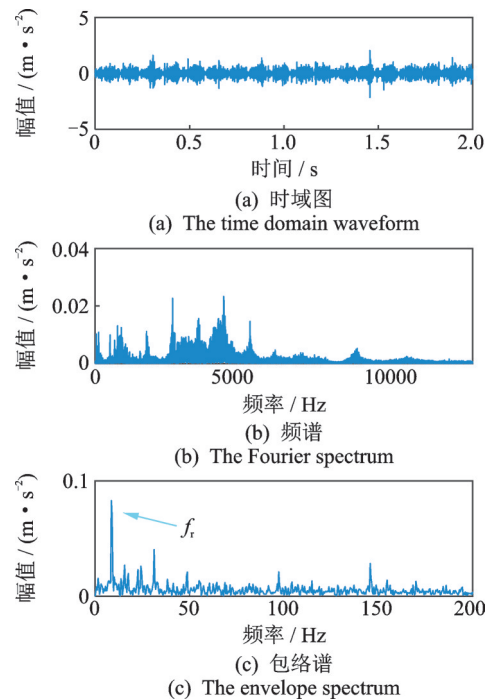


图7 测试轴承故障信号

Fig. 7 The fault signal of test bearing

首先通过SAM方法对测试信号进行了分析,结果如图8所示。图8(a)表示了SAM结果的三维视图,横轴为故障特征频率,纵轴为MO值,z轴为归一化幅值的大小。图8(b)为二维结果示意图,颜色代表归一化幅值的大小。图8(c)表示沿纵轴最大MO值对应的故障特征频率。

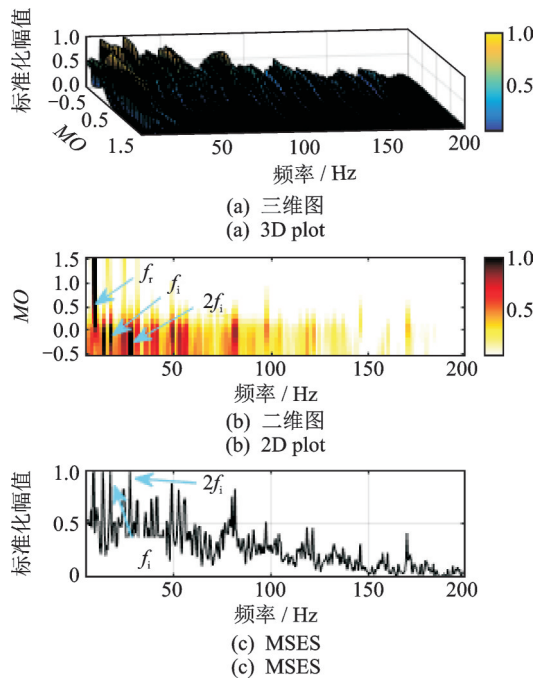


图 8 SAM方法分析结果
Fig. 8 The results of the SAM method

从图 8(b)可观察到, MO 在 0 到 1.5 之间, 二级平行齿轮箱高速轴转频 $f_r=8.75$ Hz 相对比较突出; 在 MO 在 -0.5 到 0 之间虽然可以观察到轴承内圈故障特征频率及其 2 倍频, 但由于背景噪声频率成分同时被放大, 导致干扰频率十分明显。eSAM 的结果如图 9 所示, 从图 9(b)可观察到, MO 在 -0.2 到 1.5 之间, 高速轴转频相对比较突出; 在 MO 从 -0.5 到 0 之间, 故障特征频率及其 2 到 4 倍频均比较突

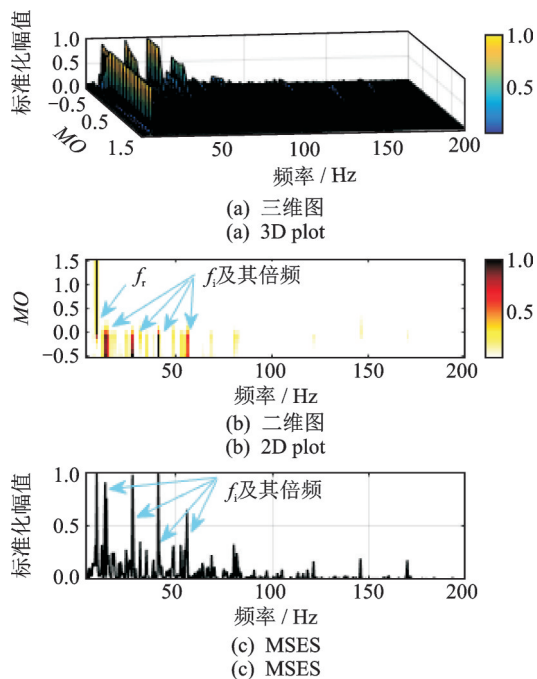


图 9 eSAM方法分析结果
Fig. 9 The results of the eSAM method

出, 与图 8(b)结果对比优势明显, 通过对比发现, 自相关处理有效降低了背景干扰成分的影响, 提高了 SAM 方法的抗干扰能力。

通过 Autogram 方法和快速峭度图方法对试验信号进行了分析。Autogram 方法结果如图 10 所示, 窄带滤波时域图中存在大脉冲干扰, 包络谱中观察不到明显的轴承内圈故障特征频率信息。快速峭度图方法结果如图 11 所示, 窄带滤波时域图中也存在大脉冲干扰, 包络谱中仅观察到轴承内圈故障特征频率, 且受噪声成分干扰强烈, 未发现倍频成分。

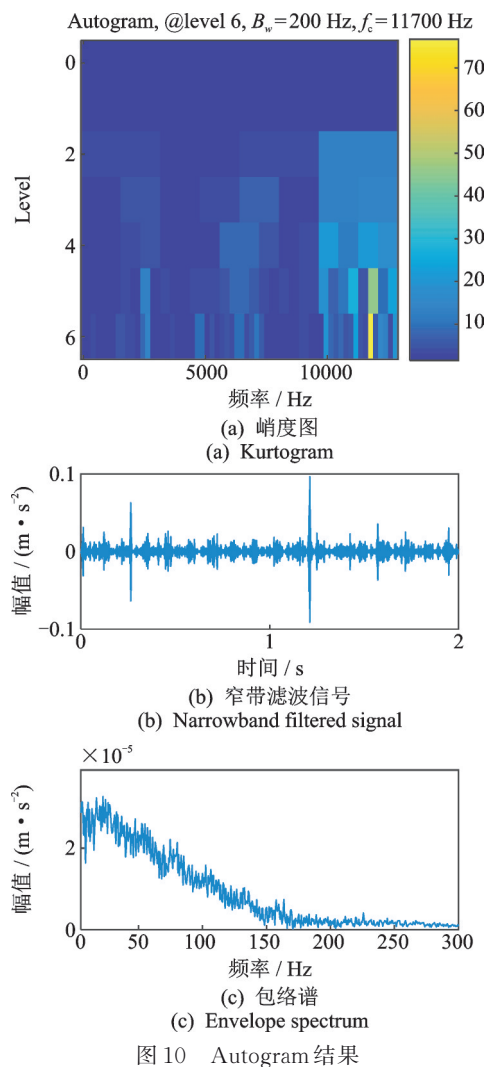


图 10 Autogram 结果
Fig. 10 The results obtained from Autogram

4.2 高速列车轴箱轴承故障诊断

为了验证该方法在复杂运行工况下的有效性, 对含有外圈故障的高速列车轴箱轴承振动信号进行了分析, 采集了静载荷和变载荷运行工况下的实验数据。静载工况下, 测试轴承径向静载力设置为 85 kN, 轴向载荷力设置为 50 kN。变载荷工况是为了模拟轴箱轴承工作过程中的载荷变化。变载荷工况

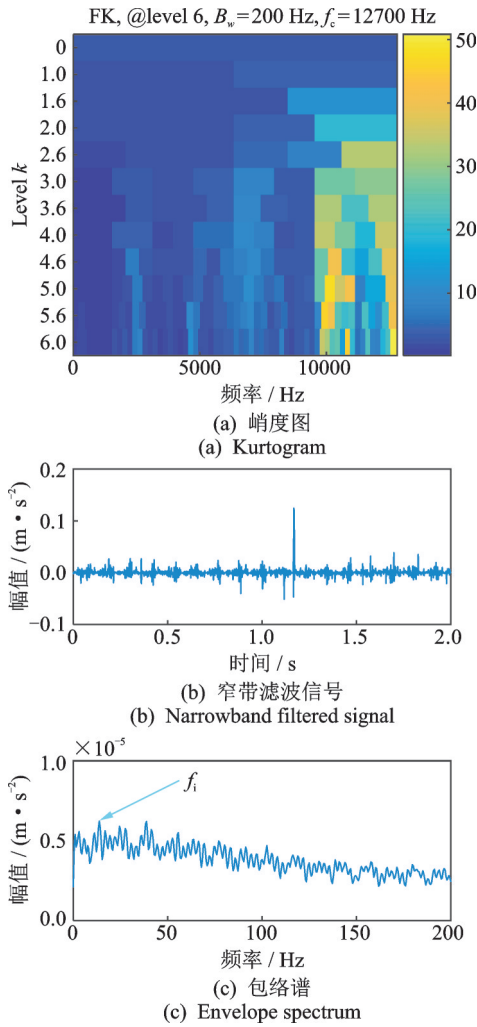


图 11 快速峭度图结果

Fig. 11 The results obtained from FK

下,在垂直方向施加随机激励,平均力约为 80 kN,频率范围为 0.2-20 Hz。在轴向施加频率为 0.2-20 Hz,最大为 50 kN 的随机激励。实验动态加载力如图 12 所示。

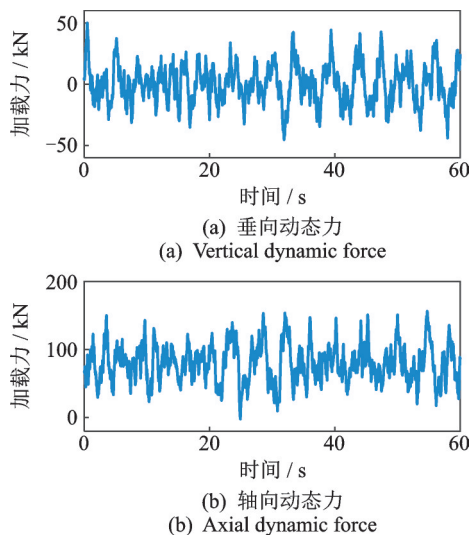


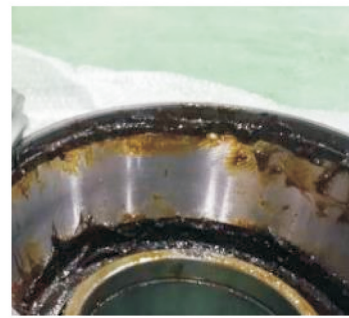
图 12 动态加载力

Fig. 12 Dynamic loading force

基本实验设置如图 13 所示。其中轴箱轴承存在人为加工的外圈局部故障,宽度约为 1 mm,长度约为 5 mm,深度约为 0.7 mm。轴承参数如表 3 所示。测试速度为 1200 r/min,对应高速列车实际运行速度 200 km/h。根据轴承结构参数和转速,可以计算得到外圈故障特征频率为 $f_o=146.02$ Hz。采样频率为 $f_s=51200$ Hz,采样时间为 2 s。测试信号时域波形图、频谱及包络谱如图 14 所示。



(a) 高铁轴承综合试验台
(a) High speed railway bearing test bench



(b) 外圈故障轴箱轴承
(b) The axle box bearing with an outer race fault

图 13 实验装置和故障轴承

Fig. 13 The experimental rig and the fault bearing

表 3 轴箱轴承参数

Tab. 3 Axle box bearing parameters

滚子直径/mm	节圆直径/mm	接触角/(°)	滚子数目
26.5	185	10	17

首先对静载工况下采集的高铁轴承振动信号进行了分析,SAM的结果如图 15 所示。从图 15(b)可观察到, MO 在 0 到 1 之间故障特征频率相对比较突出,干扰较小;在 -0.5 到 0.1 到 1.5 之间虽然可以识别故障特征频率,但干扰比较明显。eSAM的结果如图 16 所示。从图 16(b)可观察到, MO 在 -0.5 到 1.5 之间故障特征频率比较突出,干扰频率影响较小,与图 15 (b)结果对比优势明显;图 16(c)中,故障特征频率比较突出,与图 15(c)对比,干扰明显降低。

为了进行更好地对比,采用了 Autogram 方法和快速峭度图方法对静载荷工况的振动信号进行了分析。Autogram 方法结果如图 17 所示,包络谱中观

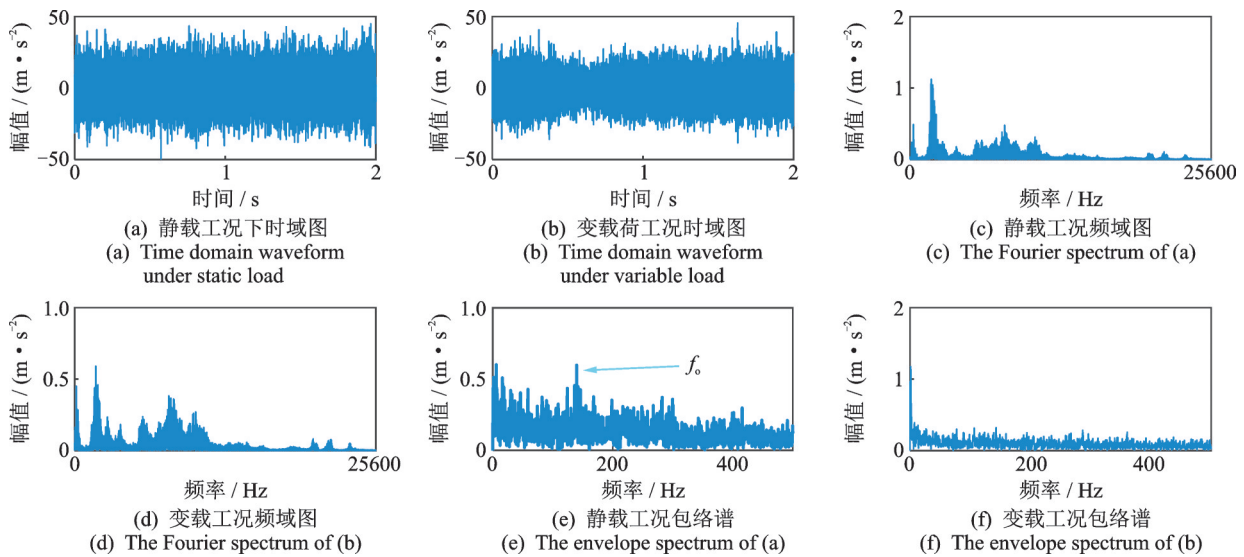


图 14 振动信号时域图、频谱及包络谱

Fig. 14 The time-domain waveform, Fourier spectrum and envelope spectrum of vibration signal

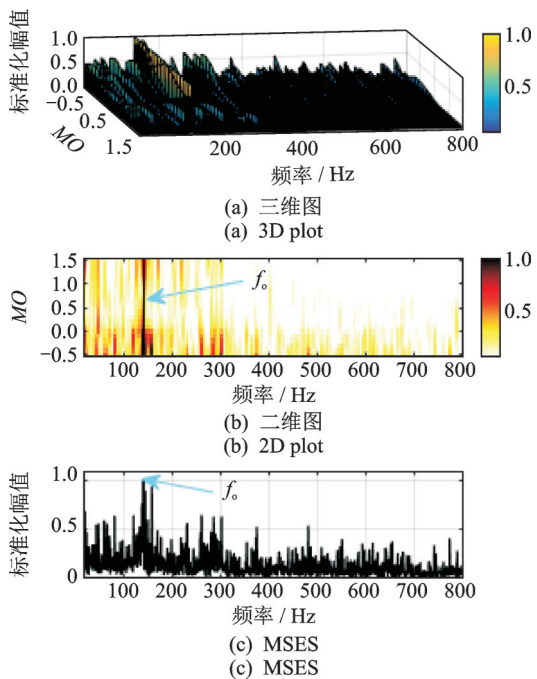


图 15 静载工况振动信号 SAM 结果

Fig. 15 The SAM results generated from static load condition

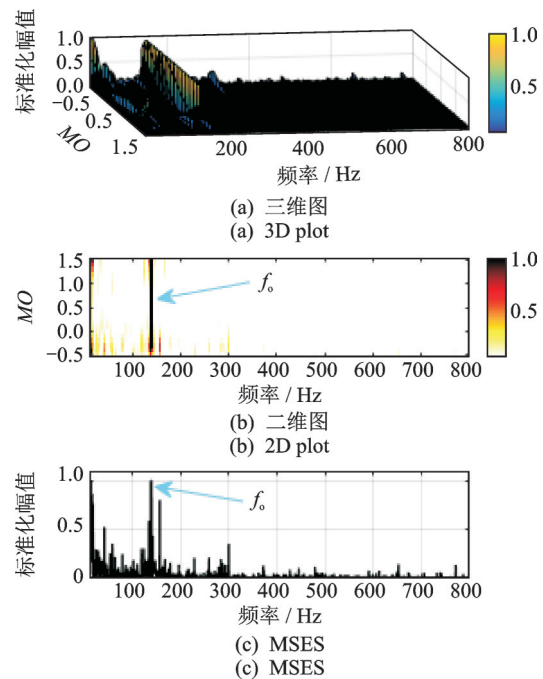


图 16 静载工况振动信号 eSAM 结果

Fig. 16 The eSAM results generated from static load condition

察到了轴承外圈故障特征频率信息,但是背景干扰比较明显。快速峭度图方法结果如图 18 所示,包络谱中外圈故障特征频率被背景干扰频率成分所淹没,无法识别轴承外圈故障。

接着对变载荷下的轴箱轴承振动信号进行了分析,SAM 的结果如图 19 所示。与图 15 对比可知,随着轴承运行环境的改变,SAM 得到的结果也随之发生改变,相对静载工况下的结果,变载荷工况下得到的结果中干扰成分更加突出。图 19(b)中虽然 MO 在 -0.2 到 0.6 之间可以观察到故障特征频率成分,但是 MO 在 0.6 到 1.5 之间干扰成分比较明显。eS-

AM 的结果如图 20 所示。图 20(b)中 MO 在 -0.4 到 0.6 之间均可以观察到比较明显的故障特征频率成分,与图 19(b)对比可知,干扰成分被很大程度地降低。在图 20(c)中,故障特征频率比较突出,背景噪声干扰成分比图 19(c)明显降低。

为了更好地对比,对变载荷工况的复杂振动信号采用了 Autogram 和快速峭度图方法进行分析,结果如图 21 所示。该例子中,两种方法寻找到的最优频带相同,包络谱中观察到了外圈故障特征频率,但是周围干扰频率影响比较强烈。

为了更好地衡量所提方法和对比方法所得结果

的优劣,利用包络谱特征因子(Feature Factor of Envelope Spectrum, EFF)表征包络谱中的故障特征

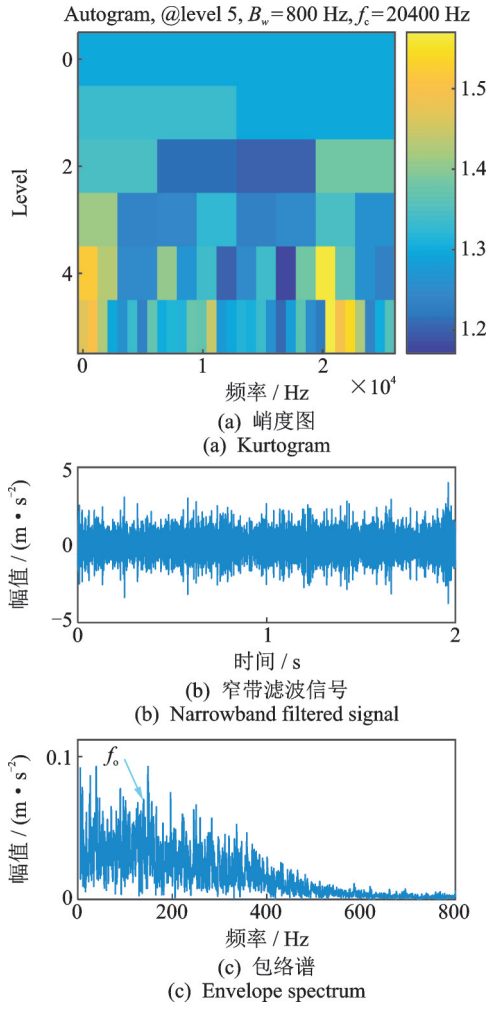


图17 Autogram结果

Fig. 17 The results obtained from Autogram

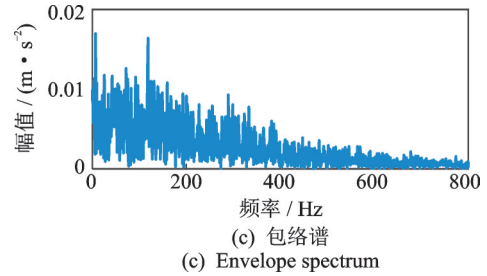
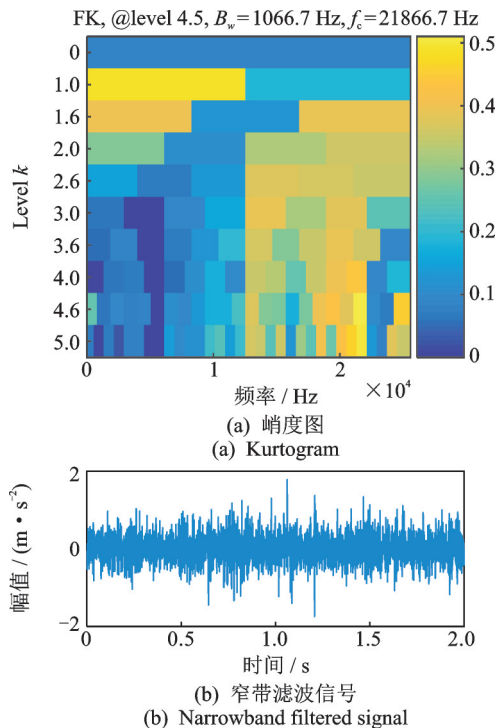


图18 快速峭度图结果

Fig. 18 The results obtained from FK

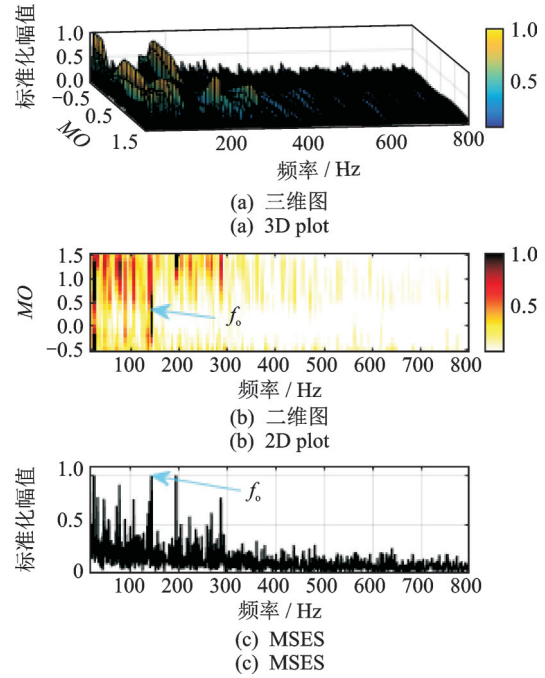


图19 变载工况振动信号SAM结果

Fig. 19 The SAM results generated from variable load condition

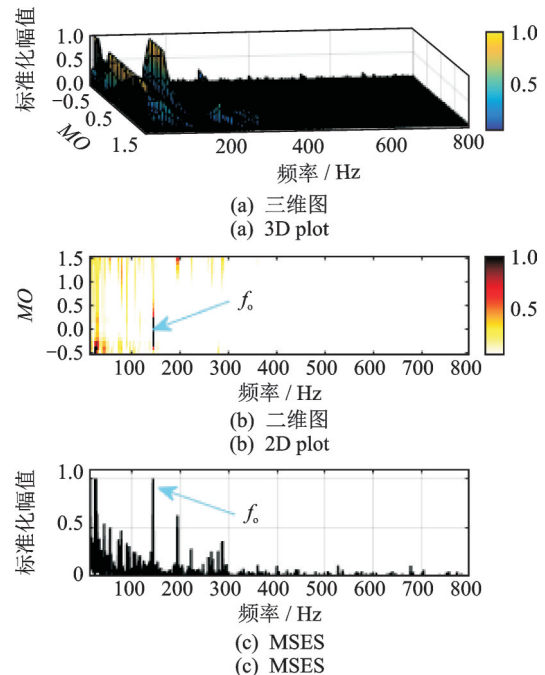


图20 变载工况振动信号eSAM结果

Fig. 20 The eSAM results generated from variable load condition

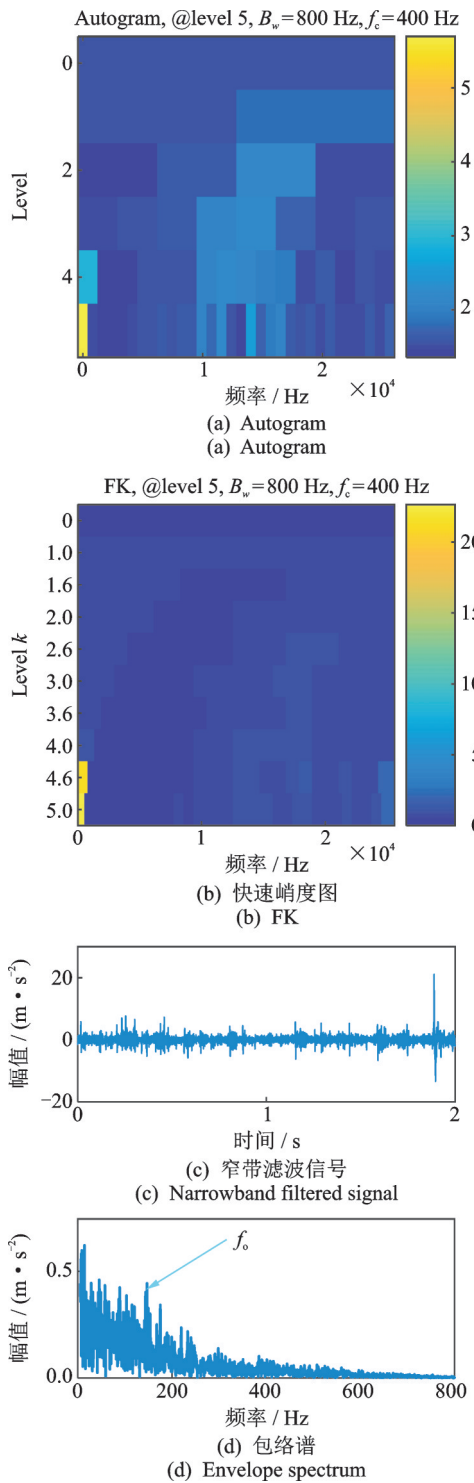


图 21 Autogram 和 FK 处理结果

Fig. 21 The results obtained from Autogram and FK

强度^[22]。EFF 计算了包络谱中前 3 阶故障特征频率的幅值之和与包络谱有效值的比值。EFF 指标越大,表明包络谱中故障特征频率成分比重越大。对 MSES 和包络谱进行了 EFF 比较,结果如表 4 所示,可以发现 eSAM 的 EFF 结果是最优的。

最后进行了计算效率的比较,计算机 CPU 为 i7-8700。当高铁轴承实信号含有 102400 个数据点时,SAM 的计算时间为 0.82 s,eSAM 的计算时间为

表 4 EFF 指标比较

Tab. 4 The comparison of EFF index

	SAM	eSAM	Autogram	FK
静载工况	13.24	19.30	5.24	7.59
变载工况	11.82	19.43	4.55	4.55

1.07 s。将计算数据量扩展为 512000 个数据点,

表 5 不同方法计算效率比较

Tab. 5 Comparison of computational efficiency between different methods

样本数	SAM 计算时间/s	eSAM 计算时间/s
102400	0.82	1.07
512000	2.59	4.26

SAM 计算时间为 2.59 s,eSAM 的计算时间为 4.26 s。通过比较可知,虽然 eSAM 方法比 SAM 方法耗费的时间有所增加,但依然具有很高的计算效率。

5 总 结

(1) 针对 SAM 方法易受复杂干扰影响的不足,本文提出了一种增强的谱幅值调制方法,通过对一系列的修正信号的平方包络信号进行无偏自相关处理,进一步降低了不同 MO 值恢复的修正信号中复杂干扰成分,提高了 SAM 的有效性。

(2) 该方法继承了 SAM 操作简单,计算效率高,不需要任何输入参数的优点,具有较强的自适应性。

(3) 通过含有多种复杂干扰的仿真信号、齿轮箱轴承故障实验信号和变载荷工况下的高速列车轴箱轴承实验信号对该方法进行了验证,并和 SAM 方法及多种自适应共振解调方法进行了对比,结果表明 eSAM 方法取得了更好的分析效果,为复杂干扰条件下的滚动轴承故障特征提取提供了一种思路。

参考文献:

[1] 张 坤,胥永刚,马朝永,等.经验快速谱峭度及其在滚动轴承故障诊断中的应用[J].振动工程学报,2020,33(3):636-642.
ZHANG Kun, XU Yong-gang, MA Chao-yong, et al. Empirical fast kurtogram and its application in rolling bearing fault diagnosis [J]. Journal of Vibration Engineering, 2020, 33(3): 636-642.

[2] 雷亚国,韩 冬,林 京,等.自适应随机共振新方法

- 及其在故障诊断中的应用[J]. 机械工程学报, 2012, 48(7): 62-67.
- LEI Ya-guo, HAN Dong, LIN Jing, et al. New adaptive stochastic resonance method and its application to fault diagnosis [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2012, 48(7): 62-67.
- [3] 刘永强, 杨绍普, 廖英英, 等. 一种自适应共振解调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(2): 366-370.
- LIU Yong-qiang, YANG Shao-pu, LIAO Ying-ying. The adaptive resonant demodulation method and its application in failure diagnosis of rolling bearing early faults [J]. Journal of Vibration Engineering, 2016, 29(2): 366-370.
- [4] Antoni J. The spectral kurtosis: A useful tool for characterising non-stationary signals [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2006, 20(2): 282-307.
- [5] Antoni J, Randall R B. The spectral kurtosis: Application to the vibratory surveillance and diagnostics of rotating machines [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2006, 20(2): 308-331.
- [6] Antoni J. Fast computation of the kurtogram for the detection of transient faults [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2007, 21(1): 108-124.
- [7] Barszcz T, Jabłoński A. A novel method for the optimal band selection for vibration signal demodulation and comparison with the kurtogram [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2011, 25(1): 431-451.
- [8] Lei Y, Lin J, He Z, et al. Application of an improved kurtogram method for fault diagnosis of rolling element bearings [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2011, 25(5): 1738-1749.
- [9] Wang D, Tse P W, Tsui K L. An enhanced kurtogram method for fault diagnosis of rolling element bearings [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2013, 35(1-2): 176-199.
- [10] Antoni J. The infogram: Entropic evidence of the signature of repetitive transients [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2016, 74: 73-94.
- [11] Ali M, Fasana A. The Autogram: An effective approach for selecting the optimal demodulation band in rolling element bearings diagnosis [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018, 105: 294-318.
- [12] Gu X, Yang S, Liu Y, et al. Rolling element bearing faults diagnosis based on kurtogram and frequency domain correlated kurtosis [J]. Measurement Science and Technology, 2016, 27(12): 1-5.
- [13] 刘文朋, 刘永强, 杨绍普, 等. 基于典型谱相关峭度图的滚动轴承故障诊断方法 [J]. 振动与冲击, 2018, 37(8): 87-92.
- LIU Wen-peng, LIU Yong-qiang, YANG Shao-pu, et al. Fault diagnosis of rolling bearing based on typical correlated kurtogram [J]. Journal of Vibration and Shock, 2018, 37(8): 87-92.
- [14] Liao Y, Sun P, Wang B, et al. Extraction of repetitive transients with frequency domain multipoint kurtosis for bearing fault diagnosis [J]. Measurement Science and Technology, 2018, 29(5): 055012.
- [15] Borghesani P, Pennacchi P, Chatterton S, et al. The relationship between kurtosis- and envelope-based indexes for the diagnostic of rolling element bearings [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2014, 43(1): 25-43.
- [16] Zhang X, Kang J, Xiao L, et al. A new improved kurtogram and its application to bearing fault diagnosis [J]. Shock and Vibration, 2015, 2015: 385412.
- [17] Moshrefzadeh A, Fasana A, Antoni J, et al. The spectral amplitude modulation: A nonlinear filtering process for diagnosis of rolling element bearings [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019, 132: 253-276.
- [18] Borghesani P, Pennacchi P, Randall R B, et al. Application of cepstrum pre-whitening for the diagnosis of bearing faults under variable speed conditions [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2013, 36(2): 370-384.
- [19] 崔玲丽, 康晨晖, 张建宇, 等. 基于时延相关及小波包系数熵阈值的增强型共振解调方法 [J]. 机械工程学报, 2010, 46(20): 53-57.
- CUI Ling-li, KANG Chen-hui, ZHANG Jian-yu, et al. Enhanced resonance demodulation based on the delayed correlation and entropy threshold of wavelet packet coefficients [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2010, 46(20): 53-57.
- [20] Gu X H, Yang S P, Liu Y Q, et al. A novel Pareto-based Bayesian approach on extension of the infogram for extracting repetitive transients [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018, 106: 119-139.
- [21] Li C, Cabrera D, de Oliveira J V, et al. Extracting repetitive transients for rotating machinery diagnosis using multiscale clustered grey infogram [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2016, 76: 157-173.
- [22] 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 Gui-ji, WANG Xiao-long. Variational mode decomposition method and its application on incipient fault diagnosis of rolling bearing [J]. Journal of Vibration Engineering, 2016, 29(4): 638-648.

An enhanced spectral amplitude modulation method and its application to rolling element bearings fault diagnosis under complex interference

LIU Wen-peng^{1,2}, YANG Shao-pu², LI Qiang¹, LIU Yong-qiang², GU Xiao-hui²

(1.School of Mechanical, Electronic and Control Engineering, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China;

2.State Key Laboratory of Mechanical Behavior and System Safety of Traffic Engineering Structures,

Shijiazhuang Tiedao University, Shijiazhuang 050043, China)

Abstract: Spectral amplitude modulation (SAM) is an empirical and automated nonlinear filtering process. Despite its simplicity, it has achieved noteworthy outcomes. However, when the bearing fault signal is weak, the fault characteristic frequencies will become blurry and difficult to be found in SAM. To overcome its shortcoming, an enhanced spectral amplitude modulation (eSAM) is proposed to further enhance the fault related components, where unbiased autocorrelation (AC) of the squared envelope (SE) of modified signal, instead of SE, is used to generate SAM. The fundamental concept which motivates this proposed method is taking advantage of AC process to further reduce the level of uncorrelated random noise generated by the nonlinear filtering process and enhance the fault related peaks. This proposed method inherits the simplicity of SAM, and yields a more visible result. The effectiveness of the method is verified by a set of simulation signals, a set of gearbox bearing test signals and the test signals of axle box bearing of high-speed train under different operating conditions. The results show that this method can effectively reduce the influence of complex interference and realize the identification of rolling bearing fault characteristics.

Key words: fault diagnosis; rolling element bearing; spectral amplitude modulation; unbiased autocorrelation

作者简介: 刘文朋(1991-),男,博士研究生。电话:15633589575;E-mail:liuwp@stdu.edu.cn

通讯作者: 李强(1963-),男,教授,博士生导师。E-mail:qli3@bjtu.edu.cn