

DOI: 10.7652/xjtuxb201912001

局部倒频谱编辑方法及其在齿轮箱微弱轴承故障特征提取中的应用

张西宁, 周融通, 郭清林, 张雯雯

(西安交通大学机械制造系统工程国家重点实验室, 710049, 西安)

摘要: 针对齿轮箱滚动轴承的微弱故障诊断常常由于背景噪声、离散频率成分干扰,造成轴承故障漏诊,不利于设备的长期稳定运行的问题,将局部倒频谱(LC)理论与倒频谱编辑(CEP)方法相结合,提出一种局部倒频谱编辑方法(LCEP),解决了 LC 无法进行时域信号重构的问题。针对分析频带选择这一关键性问题,在齿轮箱滚动轴承微弱故障诊断中给出了选择准则。调整后的局部倒频谱可以成功提取复杂振动信号中的干扰成分,实现对主要干扰成分的编辑,抑制其对微弱故障诊断的干扰。将所提方法用作信号预处理,对重构时域信号做希尔伯特变换和包络分析,建立齿轮箱振动信号模型,利用仿真信号和实验信号验证了方法的有效性。将所提方法与 CEP 方法和倒谱预白化(CPW)方法对比表明,LCEP 结合包络谱(ES)诊断方法在强背景噪声、多频率成分干扰及复杂调幅调频的齿轮箱振动信号中,成功提取轴承外圈微弱故障特征,特征明显性提高了 6 倍。

关键词: 振动信号;局部倒频谱;轴承微弱故障检测

中图分类号: TH17 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2019)12-0001-09

Local Cepstral Editing Procedure with Applications to Slight Gearbox Bearing Fault Feature Extraction

ZHANG Xining, ZHOU Rongtong, GUO Qinglin, ZHANG Wenwen

(State Key Laboratory for Manufacturing Systems Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: Gears and rolling bearings are important components of mechanical equipment, and their conditions are strongly associated with the safe operation of equipment. However, the diagnosis of slight fault of rolling bearing in gearbox often fails due to the interference of background noise and discrete frequency components. It is not conducive to long-term stable operation of equipment. In this paper, a local cepstral editing procedure (LCEP), which combines the local cepstrum (LC) theory with cepstral editing procedure (CEP), is proposed. The LC theory is adjusted so that the time-domain signal can be reconstructed. For the crucial problem of analyzing frequency band selection, the selection criterion is given in the detection of slight gearbox bearing fault. The adjusted local cepstrum can extract the interference components in the complex vibration signal, and the interference components can be recognized and suppressed. The proposed method is used as signal preprocessing method, then Hilbert transfer (HT) and envelope analysis are carried out for the reconstructed signal to extract bearing fault characteristic components. The vibration signal model of gearbox is established and the proposed

method is employed to analyze the simulated signal and the experimental signal. Compared with CEP method and cepstral pre-whitening (CPW) method, LCEP method achieves a better result for envelope spectrum (ES). The slight outer ring fault of the bearing is successfully detected in the vibration signal with strong background noise, multiple interferences and plentiful amplitude-modulated and frequency-modulated components. The visibility of fault characteristics is increased by six times.

Keywords: vibration signal; local cepstrum; slight bearing fault detection

齿轮箱作为机械设备中用于连接和传递动力的关键部件,在风力发电机、直升机、汽车、农业机械、冶金机械等大型复杂机械装备中得到了广泛应用^[1]。然而,由于工况恶劣、强负荷、长期运行等影响,齿轮箱中的典型零部件,如齿轮、滚动轴承,容易因疲劳、磨损发生故障^[2]。由于滚动轴承故障会产生周期性冲击脉冲,目前对轴承状态监测主要使用振动信号分析法^[3]。当齿轮箱中的滚动轴承发生故障时,啮合频率、转频及滚动轴承故障特征频率成分相互耦合,且存在复杂的调制现象,轴承故障特征成分往往不易分辨或被淹没,从而导致轴承故障漏判^[4]。因此,十分需要找到一种合适的方法,抑制频谱中离散频率成分及复杂调制现象的干扰,让轴承故障特征成分得以凸显。

针对多干扰微弱轴承故障诊断问题,现有研究主要着眼于将部分频率成分分离或抑制,以提高故障特征成分辨识度。文献[5]提出同步时域平均(TSA)方法,对特定周期性分量增强且抑制其他频率成分及背景噪声,但分离齿轮箱轴承信号时因平均周期未知而难以应用。Randall等提出一种倒频谱编辑(CEP)方法,利用倒频谱将频谱中等间隔分布的谱线收集到一根倒谱线上的能力,在倒谱域将其幅值置0,以在重构频谱中去除该离散频率成分^[6]。当干扰多、故障特征成分较弱时,定义在全频段上的倒谱无法分辨干扰成分,更无从编辑。代士超等提出利用TSA方法帮助识别齿轮干扰成分的准确位置再进行原始倒谱编辑,取得了一定的效果,但方法过于烦琐^[7]。Randall提出倒频低通滤波方法,保留频域共振峰,有效诊断了滚动轴承故障,表明低倒频域存在大量轴承故障特征信息^[8]。当只用倒谱中的零倒频成分重构频谱,则为倒谱预白化(CPW)方法,其本质是对包括背景噪声在内的所有频率成分赋以同样权重,用于加强轴承故障检测能力^[9]。文献[10]研究表明,CEP、CPW方法在轴承故障微弱时均会导致漏诊。国内外均有学者将CEP、CPW方法应用在有多成分干扰的轴承故障诊

断中^[11-13],但均无法解决轴承故障相对微弱、信噪比低时倒谱域干扰成分特征无法识别,更无从分离的问题。

受短时傅里叶变换启发,李兵等提出了一种定义在局部频谱上的局部倒频谱(LC)技术,有效避免了背景噪声和傅里叶平均效应的影响,应用于齿轮故障诊断,但选择分析频段相对困难^[14]。张西宁等提出了改进局部倒频谱方法,并给出了轴承或齿轮单一激励源振动信号分析频带选择方法,成功对齿轮及微弱轴承故障进行了诊断^[15]。由于使用自相关技术,两种局部倒频谱均无法进行时域重构。滚动轴承诊断中,最常使用希尔伯特变换(HT)对信号解调并计算包络谱,对照轴承故障特征频率,确定轴承故障类型。该技术相对成熟,但无法解决多干扰工况微弱轴承故障诊断问题^[16]。

本文针对齿轮箱微弱轴承故障难以检测,干扰成分倒频域特征无法识别及重构频谱中故障特征成分被淹没问题,对LC理论进行调整并与CEP方法结合,提出一种局部倒频谱编辑方法(LCEP),并对比了CEP、CPW及LCEP方法结合Hilbert包络谱提取齿轮箱滚动轴承微弱外圈故障特征的效果。

1 基础理论

1.1 倒频谱原理

倒频谱最原始的定义为对数功率谱的功率谱,在出现快速傅里叶变换(FFT)算法后,被重新定义为对数频谱的傅里叶反变换。设振动时域信号为 $x(t)$,则复倒谱为

$$C_c(q) = \text{IFFT}\{\log(X(f))\} \quad (1)$$

信号的频谱和对数频谱为

$$X(f) = \text{FFT}\{x(t)\} = A(f)\exp(j\phi(f)) \quad (2)$$

$$\log(X(f)) = \ln(A(f)) + j\phi(f) \quad (3)$$

式中: $\ln(A(f))$ 是偶函数; $\phi(f)$ 是奇函数。故式(1)所定义的复倒谱实际上是实值函数^[17]。在此基础上,只取对数频谱的幅值信息,得到实倒频谱的定义

$$C_r(q) = \text{IFFT}\{\ln(A(f))\} \quad (4)$$

1.2 倒频谱编辑与倒频谱预白化理论

计算复倒频谱时,要求对数频谱是共轭偶函数,且实部和虚部都连续。实际振动信号中,离散频率成分之间的相位无定义,随机信号成分的相位本身不连续,无法进行相位展开,以至复倒频谱编辑无法实现^[8]。对数频谱谐波、边频带成分,在实倒频谱中表现为等间隔分布的谱线,实倒频谱编辑方法可以剔除这些成分并重构时域信号^[8],具体处理流程图如图 1 所示。

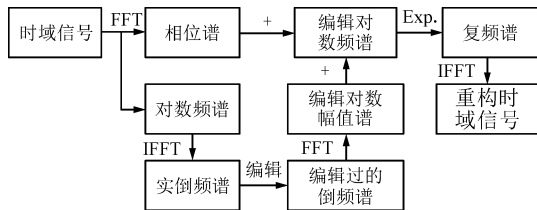


图 1 倒频谱编辑处理流程^[6]

通过 FFT 算法,信号从时域变化到频域,相位信号被储存在相位谱中。用对数幅值谱计算实倒频谱并进行成分编辑。将相位谱的相位信息与编辑过的对数幅值谱结合,得到复对数频谱,实现编辑倒频谱的时域信号重构。倒频谱预白化方法是一种激进的倒频谱域编辑方法,将实倒频谱中除零倒频谱线外全部置 0,使得重构幅值频谱中的离散频率成分与共振态全部被去除。CPW 方法有一个等价操作,即用复频谱除以频谱幅值绝对值,再做傅里叶逆变换,得到倒谱预白化完成的重构时域信号

$$x_{\text{CPW}}(t) = \text{IFFT} \left\{ \frac{\text{FFT}\{x(t)\}}{|\text{FFT}\{x(t)\}|} \right\} \quad (5)$$

本质上,CPW 方法将频谱中每条谱线做等权重操作。当存在共振峰干扰且相同信噪比情况下,CPW 方法比 CEP 方法取得更好的特征提取效果^[10]。

1.3 局部倒频谱

如果周期性故障特征仅分布在局部频带中而用整个频谱计算倒频谱,由于傅里叶变换平均效应的影响,故障特征分量的倒频谱幅度很小难以识别。局部倒频谱分析选择频谱中周期性故障特征明显的窄带,以提高倒频谱分析的有效性。

设采样频率为 F_s ,采样长度为 N ,故障特征集中分布在频带 $[f_L, f_H]$ 中,如图 2 所示。

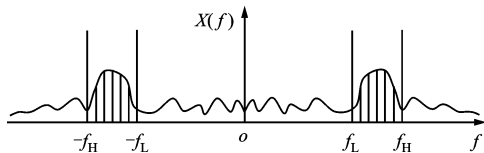


图 2 频谱示意图

利用 FFT 算法得到的频谱是双边谱,利用滤波器得到对称窄带频域信号的频带 $[-f_H, -f_L]$ 及 $[f_L, f_H]$,并分别向零频做 f_L 的频移。若滤波信号的时域表达为 $x_f(t)$,则移频操作后重构时域信号为

$$g(t) = \text{real}[x_f(t)\exp(j2\pi f_L t)] \quad (6)$$

根据香农采样定理,可以对信号进行重采样,设置新的采样频率并得到新的采样长度

$$F'_s = 2(f_H - f_L) \quad (7)$$

$$N' = NF'_s/F_s \quad (8)$$

由此得到重采样信号 $g'(t)$,对其可求得局部倒频谱。若计算频带宽度为原始频谱宽度的 $1/D$,则分布在窄带中的频率成分相较于传统倒频谱,幅值被放大 D 倍。因为局部频谱中的谱线间隔没有变,局部倒谱的倒频率范围和传统方法相同^[15]。

局部倒频谱有简单的计算模式,直接对移频截断的频谱 $X'(f)$ 进行倒频谱计算。局部倒频谱方法可以提高特征信号信噪比,具有高定位精度、高敏感性和有效性的特点,作为信号预处理方法要优于传统倒频谱。

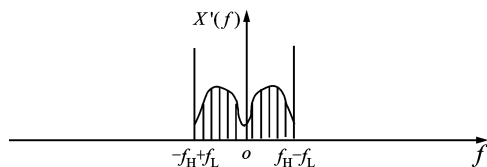


图 3 局部频谱示意图

值得注意的是,文献[14]对原始振动信号做了自相关处理以提高周期性成分信噪比。为了保留振动信号的相位成分,本文所描述的局部倒频谱方法舍弃了自相关处理。

1.4 局部倒频谱编辑方法

在齿轮箱轴承微弱故障诊断问题中,传统倒频谱信噪比低,干扰成分难以识别,去除特征谱线模糊且易被淹没。针对上述问题,本文将 LC 理论与 CEP 方法结合,提出一种局部倒频谱编辑方法,求取重构信号 Hilbert 包络谱,提取齿轮箱轴承微弱故障特征。信号处理流程图如图 4 所示。

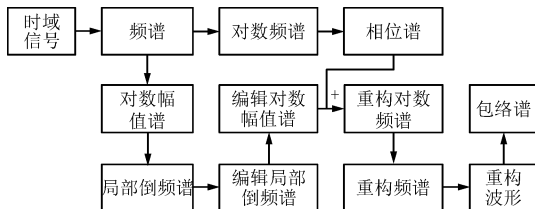


图 4 编辑局部倒频谱诊断齿轮箱轴承故障流程

由于轴承故障特征频率段主要受转频成分干

扰,为验证所提方法的有效性,定义齿轮箱轴承轻微故障特征明显性指标,轴承故障特征频率成分能量与安装轴、相邻轴前三阶转频成分平均能量之比

$$v = A_{f_{CF}}^2 / \left(\frac{1}{3J} \sum_{i=1}^3 \sum_{j=1}^J A_{if_{rj}}^2 \right) \quad (9)$$

式中: $A_{f_{CF}}^2$ 为轴承故障特征频率幅值平方; $A_{if_{rj}}^2$ 为第 j 转轴的 i 阶转频平方幅值; J 为安装轴及相邻轴数量,值为2或3。

2 齿轮箱振动信号模型

齿轮箱运行中齿轮副啮合产生连续周期性冲击脉冲,齿轮箱振动信号存在复杂调幅调频现象,原因主要是典型齿轮故障以及运行工况周期性变化。即使健康的齿轮箱,也会因制造、安装误差及长期使用带来的齿面磨损,造成齿轮啮合刚度低频周期性变化,导致类似齿轮分布式故障,产生转频对啮合频率的调制现象^[1]。为说明本文方法所解决的问题并给出局部倒频谱分析频段选择准则,需要建立仿真信号并进行分析。齿轮箱模型结构如图5所示,模拟故障滚动轴承安装在输出轴上,振动传感器布置在故障轴承轴承座外侧。传感器采集到的振动信号是激励源振动经传递路径后到达的,下面分析各激励源及其相互与传递路径间的耦合关系。

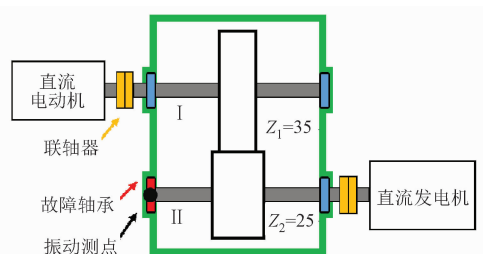


图5 齿轮箱结构示意图

齿轮箱主要振动信号中载波频率为啮合频率及其倍频,调制频率为齿轮故障特征频率及其倍频

$$x_{s1}(t) = \sum_{k=0}^K a_k(t) \cos[2\pi k f_m t + b_k(t) + \theta_k] \quad (10)$$

式中: K 为载波频率的最高阶次; f_m 为齿轮啮合频率; θ_k 为初始相位; $a_k(t)$ 、 $b_k(t)$ 分别为幅值、频率调制函数

$$a_k(t) = \sum_{q=0}^Q A_{kq} \cos[2\pi q f_c t + \phi_{kq}] \quad (11)$$

$$b_k(t) = \sum_{l=0}^L B_{kl} \sin[2\pi l f_c t + \varphi_{kl}] \quad (12)$$

其中 Q 、 L 为调制函数最高阶次, A_{kq} 、 B_{kl} 为幅、频调

制强度, ϕ_{kq} 、 φ_{kl} 为初始相位, f_c 为齿轮故障特征频率对定轴轮系即齿轮安装轴转频。模型中齿轮良好, f_c 分别取值 f_{r1} 、 f_{r2} ,产生信号为 x_{s11} 、 x_{s12} ,认为两轴对啮合冲击产生同样的调制现象,最终有 $x_{s1} = x_{s11} + x_{s12}$ 。特别注意 $q=0$ 时,不存在调幅现象,则 $A_{k0} \equiv 1$, $\phi_{k0} \equiv 0$ 。式(12)中 $l=0$ 时同理。

信号频谱表现为以啮合频率及其倍频为中心,以故障特征频率 f_c 为间隔的一系列调制边频带。由于周期性工况变化,对振动信号产生额外调幅、调频现象。此时,调制边频带间隔为 $m f_c \pm m' f_v$ (m 、 m' 为整数), f_v 为工况变化的周期。

滚动轴承外圈发生剥落故障时,产生以轴承滚珠通过外圈周期为间隔的冲击脉冲,同时诱发轴承各元件固有振动^[18]。理论上轴承外圈故障产生的冲击脉冲一般没有调制现象,但由于工况周期性变化,会受到转频幅值调制,轴承外圈故障仿真信号为

$$x_{s2}(t) = \sum_{k'=0}^{K'} a'_{k'}(t) \cos[2\pi k' f_o t + \theta_{k'}] \quad (13)$$

式中: $a'_{k'}(t)$ 为幅值调制函数

$$a_{k'}(t) = \sum_{q'=0}^{Q'} A_{k'q'} \cos[2\pi q' f_r t + \phi_{k'q'}] \quad (14)$$

当 $q'=0$ 时,情况和式(11)相同,此处不再赘述。

除齿轮啮合、轴承故障冲击成分,振动信号还包含因转轴、联轴器安装误差等导致的转频成分

$$x_{s3} = \sum_{i=1}^I [K_{R1i} \cos(2\pi i f_{r1} t + \theta_{r1}) + K_{R2i} \cos(2\pi i f_{r2} t + \theta_{r2})] \quad (15)$$

振动传感器安装位置为机壳轴承座且在测量过程中保持固定,认为传感器相对激励源的位置只产生振动信号且幅值相应衰减,并不会造成新的调制现象。齿轮啮合与轴承故障产生的冲击及振动响应在信号中是叠加关系,并不会相互调制。添加标准差为 σ 的高斯白噪声 $wn(t)$,得到激励信号

$$x_s(t) = x_{s1}(t) + x_{s2}(t) + x_{s3}(t) + wn(t) \quad (16)$$

将系统传递路径响应做简化处理,认为啮合冲击与轴承故障产生的冲击激起相同共振响应^[10]

$$H(s) = K_H \frac{s}{(s - p_1)(s - \overline{p_1})} \quad (17)$$

式中: $s=j\omega$ 为复频率; K_H 为通道增益; $p_1 = -15 + j1500$; $\overline{p_1}$ 为共轭极点,产生的共振峰在1.5 kHz附近。传递路径时域响应 $h(t)$ 与激励信号在时域是卷积关系,最终仿真信号为

$$y_s(t) = h(t) * x_s(t) \quad (18)$$

3 仿真信号分析

仿真信号模型参数如表 1 所示,调幅、调频成分最高阶次设置为 1,初始相位都在 $[-\pi,\pi]$ 中随机产生,对仿真信号进行采样频率为 8 192 Hz 的 4 s 连续采样。值得注意的是,由轴承故障引起的周期性振动成分幅值设置得只比背景噪声的标准差略大。

表 1 仿真信号参数

参数	数值	参数	数值
K	5	$A_{k'q'}$	$25\times0.6^{k'}$
f_m/Hz	350	Q'	1
A_{kq}	18×0.6^k	f_{r1}/Hz	10
B_{kl}	18×0.6^k	f_{r2}/Hz	14
Q	1	I	3
L	1	K_{R1i}	$8\times0.6^{i-1}$
f_o/Hz	36	K_{R2i}	$10\times0.6^{i-1}$
K'	5	K_H	5
		σ	20

由于大量转频调制、多离散频率成分和强背景噪声干扰,图 6 所示的仿真振动信号时域波形十分复杂,不能分辨故障引起的冲击脉冲成分。如图 7 所示,在低频段中,轴承故障引起的振动成分能量与

转子直接引起的转频成分能量相当;在高频段中,轴承故障引起的振动受齿轮啮合成分干扰严重。

轴承故障特征成分与齿轮啮合成分在频谱中呈现全频段分布特点,轴承故障特征分布特性可解读为:①轴承故障特征频率及其倍频主要分布在一次啮合频率以下,受到转子引起的低频成分干扰;②在全频段中,齿轮啮合冲击振动对轴承故障特征均有干扰且在啮合频率附近干扰尤为严重;③转频调制边频带丰富,在轴承故障特征频率、齿轮啮合频率附近均有分布,且理论上可被局部倒频谱提取。

基于对频谱结构的分析,面对局部倒频谱的分析频段选择这一关键问题,选择 $[0,(f_{m1st}+f_{m2nd})/2]$ (分析频段上限为 1、2 次啮合频率的中点)为分析频段,仿真信号频率为 $[0\text{ Hz},525\text{ Hz}]$ 。此频段中的轴承故障特征主要受转频干扰,在随后的倒频谱编辑过程中,有望将干扰成分影响降低到可以接受的范围,实现轴承故障特征最大化保留。

仿真信号倒频谱与编辑后的倒频谱如图 8 所示,可见无明显转频倒频成分。为明晰本文方法在倒谱中转频倒频成分应该出现的理论位置(虚线标记)做单根谱线编辑,局部倒频谱如图 9 所示。从图中可见,两个转频倒频分量及其倍倒频分量清晰可见,仅对指示出的倒频分量进行编辑。

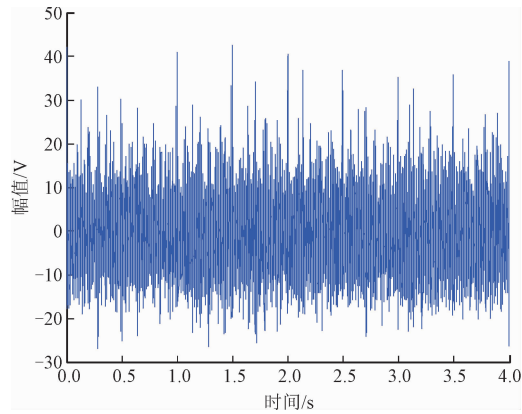


图 6 仿真信号时域波形

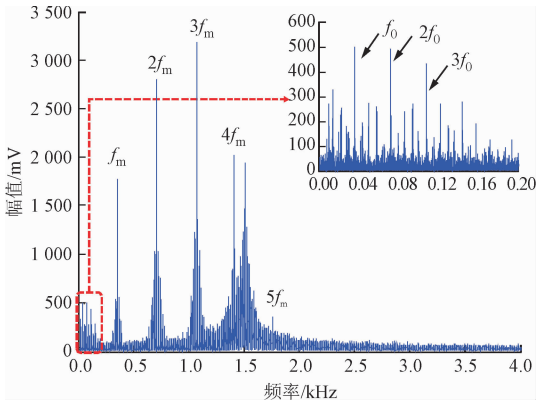


图 7 仿真信号频谱

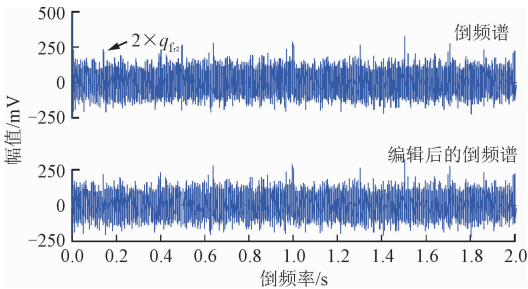


图 8 仿真信号倒频谱与编辑后的倒频谱

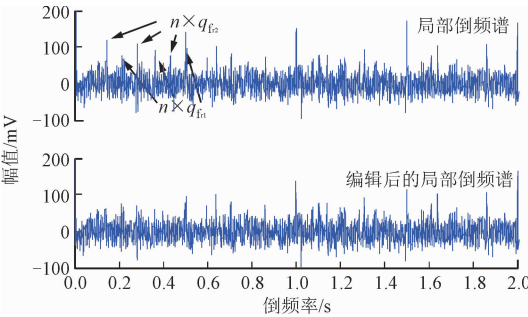
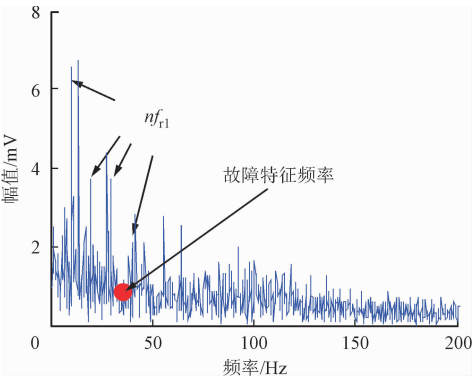
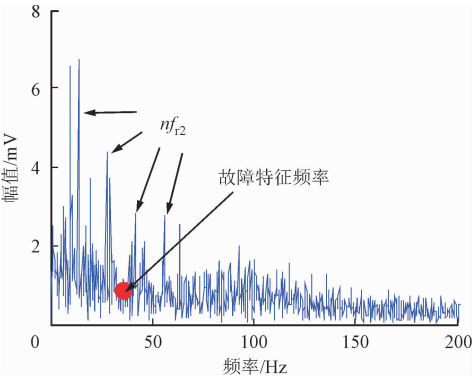


图 9 仿真信号局部倒频谱与编辑后的局部倒频谱

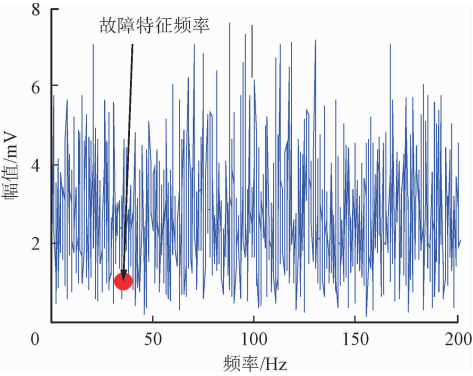
图 10 为仿真信号的包络谱诊断情况,包络谱幅值对 36 Hz(轴承故障特征频率)频率成分进行了归一化。从图 10 可以看出,原始包络谱中轴承故障特



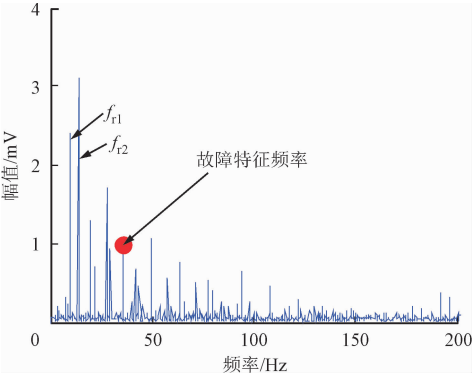
(a)原始包络谱



(b)经 CEP 处理



(c)经 CPW 处理



(d)经 LCEP 处理

图 10 仿真信号的包络谱诊断

征频率成分被完全淹没,经过 CEP 处理的包络谱中,转频成分只被轻微抑制,背景噪声对轴承振动的干扰没有被削弱,特征频率成分仍然淹没在噪声中。经过 CPW 处理的包络谱中,所有频率成分被赋予了等同的权重,在等同对待离散频率成分的同时,背景噪声对整个频谱的干扰作用被放大,包络谱中没有任何频率成分可以分辨。经过 LCEP 处理的包络谱,可以明显分辨轴承故障特征频率成分,同时由调制、转子转动引起的转频成分受到了良好抑制。

值得注意的是,CEP、CPW 和 LCEP 方法作为包络谱的数据预处理方法时,对振动信号中的轴承故障特征成分没有加强。LCEP 处理后的包络谱能够提取故障特征的原因在于:利用了局部倒频谱特性,避免引入大量背景噪声信号;合理选择分析频段,使干扰成分在局部倒频谱中集中并可以明显识别;通过倒频谱编辑方法对干扰成分进行抑制。

计算 1.4 节所定义的特征明显性指标,原始包络谱为 4.18%,CEP 处理后的包络谱为 4.30%,LCEP 处理后的包络谱为 27.71%,本文方法分别提高了 6.63、6.44 倍。CPW 处理后的包络谱已经无法分辨任何特征,在这里不做比较。

4 实验和实验信号分析

4.1 实验台及测量方法

如图 11、12 所示的齿轮振动实验台为研究所自行设计的,包括直流电动机、直流发电机、齿轮箱及控制柜。电机与减速齿轮箱之间采用刚性联轴器连接,3 根轴均用 6205 深沟球轴承支撑。故障轴承安装在中间轴上,轴承外圈用激光烧灼有周向宽约 0.8 mm、深约 0.2 mm 的凹坑,用于模拟外圈剥落故障。振动测点为轴承座所在的机壳外表面,振动传感器使用 PCB 601A11 型压电型加速度传感器,数据采集卡为北京优采 UA300 系列。采样频率设置为 16 kHz,采样长度为 8 s。

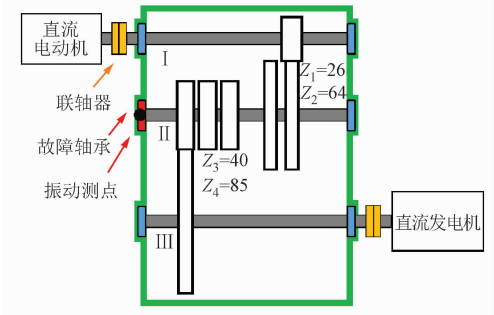


图 11 实验台示意图

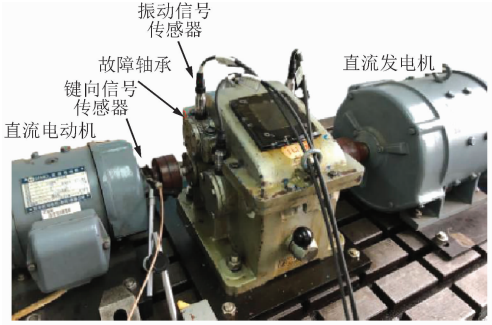


图 12 实验台实物照片及传感器布置

轴 II 装配有 5 个齿轮,分别用于模拟不同齿轮故障,通过换挡手柄控制轴 I、轴 III 齿轮与轴 II 齿轮啮合关系。由于常年使用,实验中使用的正常齿轮副存在很轻微的齿面磨损。实验电机转速为 1 807.8 r/min,齿轮箱产生的主要振动成分见表 2。

表 2 齿轮箱主要振动成分

成分	频率/Hz	倒频率/ms
I 轴转频 f_{r1}	30.13	33.19
II 轴转频 f_{r2}	12.24	81.70
III 轴转频 f_{r3}	5.76	173.61
啮合频率 f_{m1}	783.38	1.28
啮合频率 f_{m2}	489.61	2.04
外圈特征频率 f_o	43.88	22.79

4.2 实验信号分析

齿轮箱振动信号时域波形如图 13 所示,与仿真信号类似,波形十分复杂,类似于随机振动,肉眼无法分辨冲击、调制现象,说明齿轮箱运行状况基本良好。

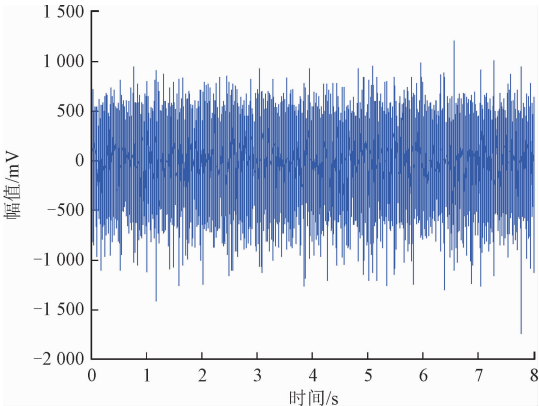


图 13 齿轮箱振动实验信号时域波形

如图 14 所示,齿轮箱结构复杂,振动信号存在多个共振峰。应用传统的共振峰包络解调法无法判断故障特征集中的共振频段,且会引入大量干扰成分。前几阶齿轮啮合频率成分清晰可见,低频段放大图中只能分辨由转子转动引起的转频成分,轴承故障特征频率精确位置肉眼无法直接发现,说明轴

承故障十分微弱。

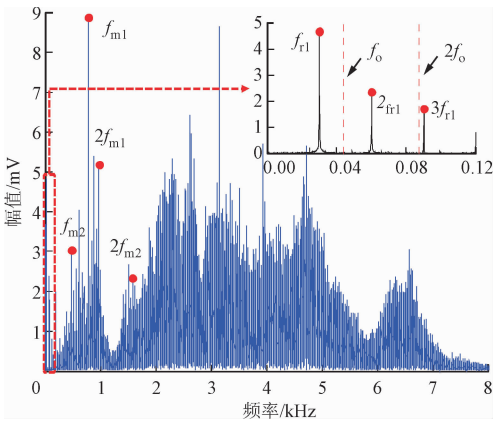


图 14 齿轮箱振动实验信号频谱

选择分析频段为[0 Hz,636 Hz],计算实倒频谱和局部实倒频谱分别如图 15、16 所示。传统倒频谱中只能隐约分辨出轴 I 一倍转频倒频成分和轴 II 二倍转频倒频成分,且可以编辑。局部倒频谱中,轴 I、轴 II 转频倒频谱线十分突出,为尽量避免倒频谱编辑造成的误差,仅对前几阶倒频成分进行编辑。轴 III 转频倒频成分不明显,不进行编辑处理。

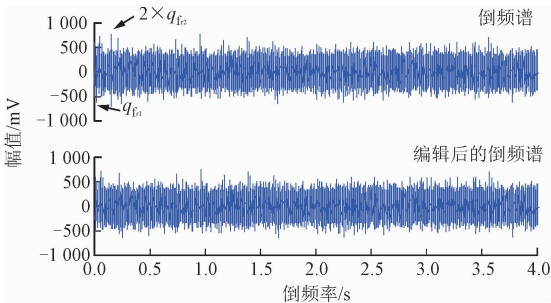


图 15 局部倒频谱与编辑后的局部倒频谱

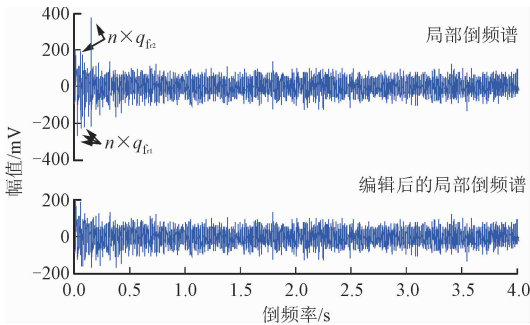
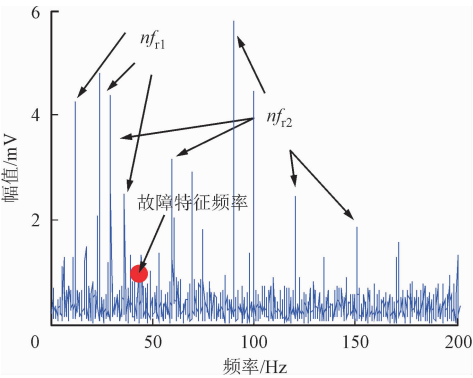
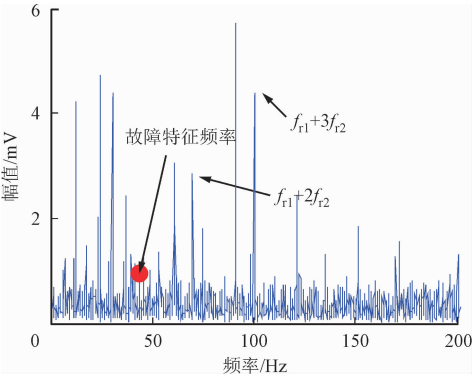


图 16 局部倒频谱与编辑后的局部倒频谱

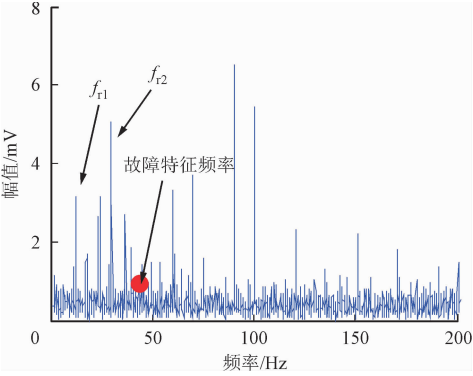
原始包络谱及经过 CEP、CPW、LCEP 处理后的包络谱如图 17 所示,谱线对轴承故障特征频率成分(43.88 Hz)进行幅值归一化,轴承故障特征均已在图中标出。原始信号倒频谱中,转频成分十分丰富且突出,包络谱中存在转频和、差关系的频率成



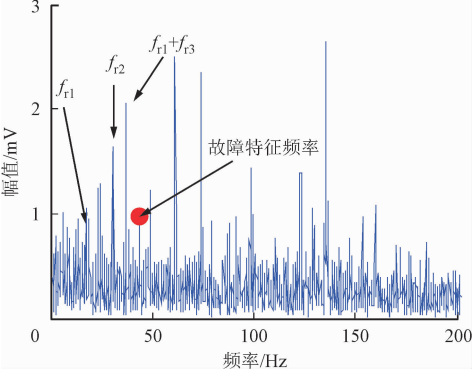
(a)原始包络谱



(b)经 CEP 处理



(c)经 CPW 处理



(d)经 LCEP 处理

图 17 实验信号的包络谱诊断

分,轴承故障特征成分可能存在,但完全没有办法分辨。经过 CEP 处理的包络谱仍然不能分辨轴承故障特征频率成分,转频相关频率成分抑制效果不佳。经过 CPW 的包络谱中,主要干扰频率成分得到了一定的抑制,幅值较小的成分被淹没在噪声中,由于噪声放大,轴承故障特征被淹没。

经过 LCEP 处理的包络谱中,轴承故障特征频率可以明显分辨,判定轴承外圈产生了轻微故障。由于对局部倒谱中轴 I、轴 II 转频倒频成分进行了编辑,其包络谱中的幅值得到了明显抑制,特别是轴 I 转频成分幅值已经被抑制到与轴承故障特征频率成分同一幅值水平。

对于计算特征明显性指标,原始包络谱为 7.77%,CEP 处理后的包络谱为 7.88%,CPW 处理后的包络谱为 8.05%,LCEP 处理后的包络谱为 47.92%,即所提方法与对比方法相比分别提高了 6.17、6.08 及 5.95 倍,说明本文方法对主要干扰成分的抑制效果良好及对微弱轴承故障特征提取的有效性。

5 结 论

针对齿轮箱滚动轴承故障特征微弱、干扰成分多导致的特征被淹没而容易造成故障漏判问题,本文给出了一种局部倒频谱编辑方法——LCEP。建立了齿轮箱振动信号模型,给出 LCEP 分析频带选择准则,在局部倒频谱中对主要干扰成分进行编辑后重构时域信号,最后用 Hilbert 包络解调技术提取故障特征。采用仿真信号和实验信号对方法的有效性进行了验证,LCEP 方法比传统的 CEP 和 CPW 方法取得了更好的分析效果,为多干扰、强噪声条件下的微弱轴承故障诊断提供了新的处理方法。

(1)在多频率成分干扰、调制关系复杂的振动信号分析中,由于 CEP 方法不能识别倒频谱中的干扰成分而失效,CPW 方法均等所有频率成分的权重,使微弱故障进一步被淹没。

(2)针对分析频带选择这一局部倒频谱方法的关键性问题,本文给出了在齿轮箱滚动轴承故障诊断问题中的选择方法,避免引入高频啮合频率成分及共振带干扰,平衡了多种干扰成分的影响,使 LC 成功提取干扰成分进而进行编辑,有效抑制了干扰。

(3)Hilbert 包络谱可以很好地提取轴承故障特征,计算本文所定义的特征明显性指标,LCEP 处理后的包络谱特征提取效果相比原始包络谱和 CEP 处理后的包络谱均提高了 6 倍以上。

参考文献:

- [1] 何俊. 齿轮箱振动特性分析与智能故障诊断方法研究 [D]. 杭州: 浙江大学, 2018: 2-64.
- [2] 何小高, 张庆, 贾林山, 等. 变速重载设备齿轮箱轴承故障的改进阶次包络分析方法 [J]. 西安交通大学学报, 2019, 53(8): 1-10.
HE Xiaogao, ZHANG Qing, JIA Linshan, et al. Improved order envelope analysis method for gear box bearing faults of variable speed and heavy load equipment [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2019, 53(8): 1-10.
- [3] 何正嘉, 陈进, 王太勇, 等. 机械故障诊断理论及应用 [M]. 北京: 高等教育出版社, 2010: 1-9.
- [4] 张文义, 于德介, 陈向民. 齿轮箱复合故障诊断的信号共振分量能量算子解调方法 [J]. 振动工程学报, 2015, 28(1): 148-155.
ZHANG Wenyi, YU Dejie, CHEN Xiangmin. Energy operator demodulating of signal's resonance components for the compound fault diagnosis of gearbox [J]. Journal of Vibration Engineering, 2015, 28(1): 148-155.
- [5] RANDALL R B, SAWALHI N, COATS M. A comparison of methods for separation of deterministic and random signals [J]. International Journal of Condition Monitoring, 2011, 1(1): 11-19.
- [6] RANDALL R B, SAWALHI N. A new method for separating discrete components from a signal [J]. Sound & Vibration, 2011, 45(5): 6-9.
- [7] 代士超, 郭瑜, 伍星. 基于同步平均与倒频谱编辑的齿轮箱滚动轴承故障特征量提取 [J]. 振动与冲击, 2015, 34(21): 205-209.
DAI Shichao, GUO Yu, WU Xing. Gear-box rolling bearings' fault features extraction based on cepstrum editing and time domain synchronous average [J]. Journal of Vibration and Shock, 2015, 34(21): 205-209.
- [8] RANDALL R, SMITH W. New cepstral methods for the diagnosis of gear and bearing faults under variable speed conditions [C]//23rd International Congress on Sound and Vibration. Athens, Greece: Int Inst Acoustics & Vibration, 2016: 606-613.
- [9] SAWALHI N, RANDALL R B. Signal pre-whitening using cepstrum editing (liftering) to enhance fault detection in rolling element bearings [C]//Proceedings of the 24 International Congress on Condition Monitoring and Diagnostic Engineering Management. Kolkata, India: [s. l.], 2011: 330-336.
- [10] PEETERS C, GUILLAUME P, HELSEN J. A comparison of cepstral editing methods as signal pre-processing techniques for vibration-based bearing fault detection [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2017, 91: 354-381.
- [11] 唐贵基, 邓飞跃, 张超, 等. 基于倒谱预白化和奇异值分解的滚动轴承故障特征提取方法 [J]. 中国电机工程学报, 2014, 34(35): 6355-6361.
TANG Guiji, DENG Feiyue, ZHANG Chao, et al. Extraction method of rolling bearing fault feature based on cepstrum pre-whitening and singular value decomposition [J]. Proceedings of the CSEE, 2014, 34(35): 6355-6361.
- [12] BORGHESEANI 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.
- [13] 胡涛, 赵明, 林京. 基于倒频谱编辑的列车轮对轴承故障诊断技术 [J]. 设备管理与维修, 2015(S2): 351-352.
HU Tao, ZHAO Ming, LIN Jing. Fault diagnosis technology for train wheel bearing based on cepstrum editing procedure [J]. Plant Maintenance Engineering, 2015(S2): 351-352.
- [14] LI B, ZHANG X N. Periodical feature extraction and fault diagnosis for gearbox using local cepstrum technology [C]//ASME International Mechanical Engineering Congress and Exposition. New York, USA: ASME, 2015: V04BT04A059.
- [15] ZHANG Xining, ZHOU Rongtong, ZHANG Wenwen. Improved local cepstrum and its applications for gearbox and rolling bearing fault detection [J]. Measurement Science and Technology, 2019, 30(7): 075007.
- [16] 王志阳, 张永鑫, 陈兰, 等. 一种基于 MED 和希尔伯特变换的滚动轴承早期故障诊断方法 [J]. 河南理工大学学报(自然科学版), 2018, 37(1): 91-96.
WANG Zhiyang, ZHANG Yongxin, CHEN Lan, et al. An initial fault diagnosis method of rolling element bearing based on MED and Hilbert transform [J]. Journal of Henan Polytechnic University(Natural Science), 2018, 37(1): 91-96.
- [17] RANDALL R B. A history of cepstrum analysis and its application to mechanical problems [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2017, 97: 3-19.
- [18] 陈进. 齿轮和滚动轴承的状态监测与故障诊断 [D]. 西安: 西北工业大学, 2006: 12-16.

(编辑 杜秀杰)