

基于 SK-MOMEDA 的风电机组轴承复合故障特征分离提取*

向 玲, 李京蓄, 胡爱军, 李 莹

(华北电力大学(保定)机械工程系 保定, 071003)

摘要 针对在实际工况中风电机组滚动轴承发生复合故障时,多个故障间相互作用,彼此干扰,造成复合故障特征难以分离问题,提出了基于谱峭度(spectral kurtosis,简称SK)与多点最优调整的最小熵解卷积(multipoint optimal minimum entropy deconvolution adjusted,简称MOMEDA)的风电机组滚动轴承复合故障特征分离提取方法。首先,对复合故障信号进行谱峭度分析,选出能量较大的共振频带,并通过构建带通滤波器对相应的共振频带进行滤波,对滤波信号进行包络谱分析,对单一故障特征进行分离提取;其次,对未能实现单一故障特征提取的滤波信号进行多点峭度谱分析并确定故障周期,应用MOMEDA完成后续分离提取过程。仿真信号和工程应用分析结果表明,该方法能够准确且有效地实现轴承复合故障特征的分离提取。

关键词 风电机组;轴承;复合故障;分离提取;谱峭度;多点最优调整的最小熵解卷积

中图分类号 TH133.3

引 言

由于严重的能源紧缺和环境问题,新能源的开发和利用成为世界各国关注的焦点,其中风能作为一种可再生的绿色能源,已被许多国家开发和利用^[1-2]。随着风力发电的大规模发展,风电机组的故障问题也变得越来越突出^[3]。作为风电机组中最常用的零部件之一,滚动轴承易发生故障。因此,对轴承进行有效地状态检测和故障诊断具有重要意义^[4]。由于风电机组工作条件恶劣且结构复杂,使轴承在实际工程中可能会出现多种故障并存的复合故障状态^[5-6],所以对滚动轴承复合故障进行有效诊断仍然是一个棘手的问题^[6]。

为了有效检测滚动轴承的复合故障,研究人员研究了一些振动信号分析方法。Antoni^[7-8]提出了基于峭度和短时傅里叶变换的谱峭度方法,用于自适应确定最佳共振频带,并结合包络谱识别故障特征。李宏坤等^[9]利用粒子滤波对振动信号进行降噪,结合谱峭度获取最佳频带,进而实现故障特征提取。文献[10]指出在多故障并存的情况下,不同的脉冲故障可能激发不同的共振频带,利用谱峭度识别出振动信号中的多个共振频带,并通过解调共振频带实现轴承复合故障特征的分离提取,但未对不同故障激起同一共振频带的情况进行分析。文献[11]提出了一种将最小熵

解卷积(minimum entropy deconvolution,简称MED)和谱峭度相结合的方法,用于实现滚动轴承复合故障特征的分离提取。将该方法用于不同故障激起同一共振频带的情况时分离效果欠佳,当MED用于复合故障识别时,将导致一些共振频带在复合故障中被抑制,且MED更倾向选择对单个脉冲进行解卷积,而不是在故障周期内重复所需的周期性脉冲。McDonald等^[12]针对MED的缺点提出了最大相关峭度解卷积(maximum correlated kurtosis deconvolution,简称MCKD),并在滚动轴承故障诊断得到广泛应用^[13-14]。由于使用MCKD时需要根据人为经验预先设定故障周期、滤波器长度和移位数等参数,文献[15]提出了一种新的解卷积方法——多点最优调整的最小熵解卷积。MOMEDA主要通过考虑故障的周期性来提取振动信号中的冲击成分,通过多点峭度谱确定故障周期,解决了故障周期需要人为设定的问题。

针对在实际工程中不同故障可能激起相同或不同的共振频带的情况,笔者提出了基于SK和MOMEDA相结合的风电机组轴承复合故障特征分离提取方法。首先,利用SK对振动信号进行预处理,选出能量较大的共振频带进行解调;其次,对未能实现故障特征分离提取的滤波信号进行多点峭度谱分析来确定故障周期,应用MOMEDA对滤波信号进行后续处理,完成最后的故障特征分离。仿真

* 国家自然科学基金资助项目(52075170)

收稿日期:2019-07-04;修回日期:2019-08-26

信号和工程应用分析结果表明,该方法能够准确且有效地实现轴承复合故障特征的分离提取。

1 谱峭度

谱峭度是由Dwyer^[16]提出,用于在频域中度量信号的非高斯成分并确定所在的频带。Randall等^[17]用四阶谱累积量进行定义,提出了频域滤波的快速谱峭度算法,通过计算整个频域的谱峭度,准确找到冲击成分所在谱峭度最大的频带及带宽。

设 $Y(t)$ 为非平稳信号 $x(t)$ 的系统激励响应,则 $x(t)$ 频域的Wold-Cramer分解表达式为

$$Y(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} e^{j2\pi ft} H(t, f) dX(f) \quad (1)$$

其中: $H(t, f)$ 为 $Y(t)$ 在频率 f 处的复包络函数。

$Y(t)$ 的四阶谱累积量定义为

$$C_{4Y}(f) = S_{4Y}(f) - 2S_{2Y}^2(f) \quad (f \neq 0) \quad (2)$$

其中: $S_{2nY}(f)$ 为谱瞬时距,用作度量复包络能量,其定义为 $S_{2nY}(f) = E\{|H(t, f)dX(f)|^{2n}\}/df$ 。

谱峭度定义为

$$K_Y(f) = \frac{C_{4Y}(f)}{S_{2Y}^2(f)} = \frac{S_{4Y}(f)}{S_{2Y}^2(f)} - 2 \quad (f \neq 0) \quad (3)$$

2 多点最优调整的最小熵解卷积

假设风电机组滚动轴承出现故障时,传感器采集到的振动信号为

$$x = y * h + e \quad (4)$$

其中: x 为传感器采集到的振动信号; y 为故障轴承的冲击信号; h 为系统频响函数; e 为随机噪声。

MOMEDA算法的本质是通过非迭代的方式寻求一个最优的有限冲击响应(finite impulse response,简称FIR)滤波器 f ,通过输出振动信号 x 恢复输入冲击信号 y ,即

$$x = f * y = \sum_{k=1}^{N-L} f_k x_{k+L-1} \quad (5)$$

其中: $k=1, 2, \dots, N-L$ 。

MOMEDA算法能够识别连续冲击脉冲的信息,针对故障信号中存在周期性冲击的特点,采用多点D-范数MDN(y, t)表示冲击信号与目标向量的关系,即

$$\text{MDN}(y, t) = \frac{t^T y}{\|y\|} \quad (6)$$

其中: t 为目标向量,定义了要解卷积目标脉冲的位置和权重。

对多点D-范数取最大值,获得MOMEDA

$$\text{MOMEDA} = \max_f \text{MDN}(y, t) = \max_f \frac{t^T y}{\|y\|} \quad (7)$$

振动信号中的故障周期脉冲的目标向量 t 表示为

$$t = P(T) \quad (8)$$

其中: T 为故障周期。

通过目标向量 t 可以实现故障脉冲信号的分离和位置的确定。当目标向量 t 与原冲击信号 y 完全契合时,解卷积效果达到最佳。此时多点D-范数取得最大值,与之对应的滤波器就是一组最优滤波器 f 。

式(7)的求解问题等于求解方程

$$\frac{d}{df} \left(\frac{t^T y}{\|y\|} \right) = \frac{d}{df} \frac{t_1 y_1}{\|y\|} + \frac{d}{df} \frac{t_2 y_2}{\|y\|} + \dots + \frac{d}{df} \frac{t_{N-L} y_{N-L}}{\|y\|} = 0 \quad (9)$$

其中: $f = f_1, f_2, \dots, f_L$ 。

由于 $\frac{d}{df} \frac{t_k y_k}{\|y\|} = \|y\|^{-1} t_k M_k - \|y\|^{-3} t_k X_0 y$,且

$M_k = [x_{k+L-1} \ x_{k+L-2} \ \dots \ x_k]^T$,因此式(6)可以变为

$$\frac{d}{df} \left(\frac{t^T y}{\|y\|} \right) = \|y\|^{-1} (t_1 M_1 + t_2 M_2 + \dots + t_{N-L} M_{N-L}) - \|y\|^{-3} t^T y X_0 y = 0 \quad (10)$$

进而简化为 $\|y\|^{-1} X_0 t - \|y\|^{-3} t^T y X_0 y = 0$,即

$$\frac{t^T y}{\|y\|^2} X_0 y = X_0 t$$

由于 $y = X_0^T f$,并假定 $(X_0 X_0^T)^{-1}$ 存在,则

$$\frac{t^T y}{\|y\|^2} f = (X_0 X_0^T)^{-1} X_0 t \quad (11)$$

得到MOMEDA的滤波器为

$$f = (X_0 X_0^T)^{-1} X_0 t$$

为了准确提取故障特征,故障周期 T 在式(5)中起至关重要的作用,引入多点峭度(multipoint kurtosis,简称MKurt)确定故障周期 T 。

$$\text{MKurt} = \frac{\left(\sum_{n=1}^{N-L} t_n^2 \right)^2 \sum_{n=1}^{N-L} (t_n y_n)^4}{\sum_{n=1}^{N-L} t_n^8 \left(\sum_{n=1}^{N-L} y_n^2 \right)^2} \quad (12)$$

多点峭度是将目标向量在受控位置扩展为多个脉冲。实际工况中旋转机械每旋转一周,可能产生多个周期性脉冲,所以多点峭度达到峰值时,对应的故障周期 T 不一定只有一个。当多点峭度达到峰值时,对应的采样点数即为故障周期 T ,也可能为周期的整数倍或倍数的因子(例如,25是 $2T=50$ 的因子)。图1为故障周期 $T=50$ 的仿真信号多点峭度谱。可以看到,多点峭度能够准确区分故障周期 T 与周围的非故障周期。

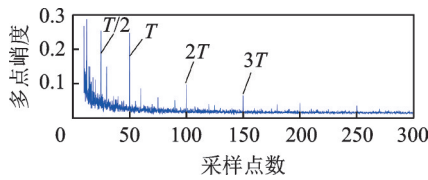


图1 故障周期为 $T=50$ 的仿真信号多点峭度谱
Fig.1 Simulation signal with fault period $T=50$

3 基于SK-MOMEDA的故障特征分离方法

当风电机组轴承发生复合故障时,各故障间相互作用,交叉影响,使多种故障特征混叠在一起,给滚动轴承复合故障诊断增加了难度。针对此问题,笔者提出了基于SK和MOMEDA相结合的风电机组轴承复合故障特征分离提取方法,其流程如图2所示,具体实现步骤如下:

- 1) 对故障信号进行谱峭度分析,选出谱峭度较大的共振频带;
- 2) 根据共振频带构造带通滤波器,并对复合故障信号进行滤波,形成多个滤波信号;
- 3) 对每个滤波信号进行Hilbert包络谱分析,判断是否实现了单一故障特征的分离提取;
- 4) 对未实现故障特征准确分离的滤波信号进行多点峭度谱分析,识别出故障周期 T ;
- 5) 应用MOMEDA对未实现故障特征准确分离的滤波信号进一步处理,得到解卷积信号;
- 6) 对解卷积信号进行Hilbert包络谱分析,根据获得的分离提取结果判断轴承故障类型。

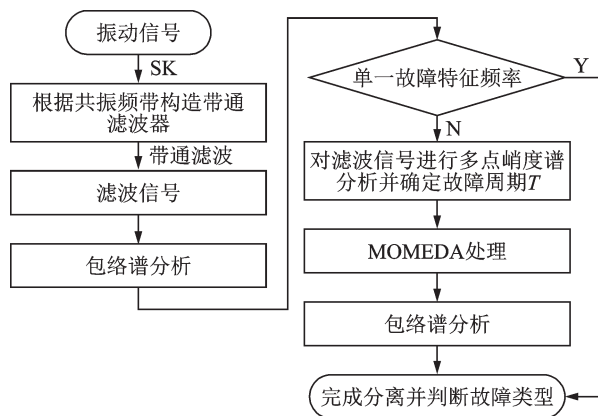


图2 复合故障特征分离提取流程图
Fig.2 Flow chart of composite fault feature separation and extraction

4 仿真分析

在实际工况中,滚动轴承发生内外圈复合故障时,轴承内外圈故障可能会激起相同或不同的共振

频带。笔者通过式(13)来模拟这种情况以验证所提出方法的有效性。

$$x(t) = \sum_i S_1 e^{-\beta(t-iT_1)} \cos(2\pi f_{n1}(t-iT_1)) + \sum_i S_2 e^{-\beta(t-iT_1)} \cos(2\pi f_{n2}(t-iT_1)) + \sum_i (\cos(2\pi f_r t) + C_A)(S_3 e^{-\beta(t-iT_2)} \cos(2\pi f_{n2}(t-iT_2)) + S_4 e^{-\beta(t-iT_2)} \cos(2\pi f_{n3}(t-iT_2))) + n(t) \quad (13)$$

其中: f_{n1} 为外圈故障所激起的共振频率, $f_{n1}=1\ 200\text{ Hz}$; f_{n3} 为内圈故障所激起的共振频率, $f_{n3}=3\ 400\text{ Hz}$; f_{n2} 为由内外圈故障共同激起的共振频率, $f_{n2}=2\ 500\text{ Hz}$; S_1, S_2 为外圈故障在 f_{n1}, f_{n2} 处激起的幅值,均取 0.3; S_3, S_4 为内圈故障在 f_{n2}, f_{n3} 处激起的幅值,分别取 1.5 和 1; 转频 $f_r=22\text{ Hz}$; 衰减系数 $\beta=600$; C_A 为任意常数; 外圈故障特征频率为 $f_o=1/T_1=90\text{ Hz}$; 内圈故障特征频率 $f_i=1/T_2=120\text{ Hz}$; $n(t)$ 为加入的高斯白噪声,信噪比为 -10 dB ,采样频率为 $12\ 800\text{ Hz}$ 。

仿真信号 $x(t)$ 的时域波形及其频谱、包络谱如图3所示。由于受强噪声的影响,图3(a)中无法识别周期性冲击成分;图3(b)频谱图中的低频部分也无法识别故障特征频率。虽然在图3(c)中可以提取出内圈故障特征频率 f_i 及其倍频,以及幅值较低的外圈故障特征频率 f_o 及其倍频,但2种故障特征彼此混叠在一起,包络谱无法对其进行分离提取。

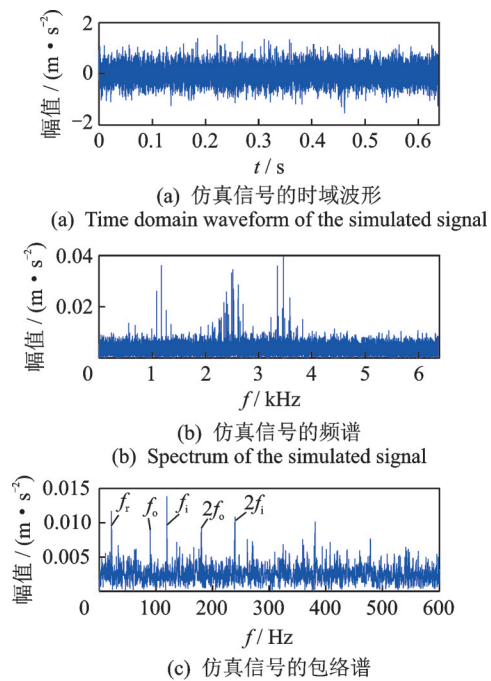


图3 仿真信号的时域波形及其频谱、包络谱
Fig.3 Time-domain waveform of the simulated signal and its spectrum and envelope spectrum

利用所提出的方法先对仿真信号进行谱峭度分析,图4为仿真信号的谱峭度图。图4中存在2个能量较大的共振频带,带通滤波器1选择800~1600 Hz的频带,带通滤波器2选择2400~3200 Hz的频带。将2个带通滤波器分别对仿真信号进行滤波,并对所得滤波信号进行包络谱分析。带通滤波器1,2滤波后的时域波形及其包络谱如图5,6所示。

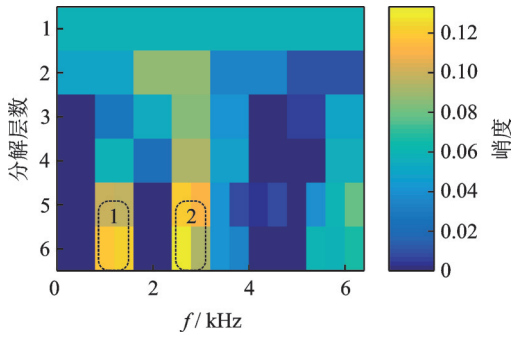


图4 仿真信号的谱峭度图

Fig.4 Spectrum kurtosis of the simulated signal

从图5(b)可以准确提取出外圈故障特征频率及其倍频成分,谱图中无其他干扰成分,轴承外圈故障特征被较为理想地分离提取出来。从图6(b)可以看到,内外圈故障特征混叠在一起,背景噪声虽然得到一定程度的抑制,但2种故障未实现分离提取。

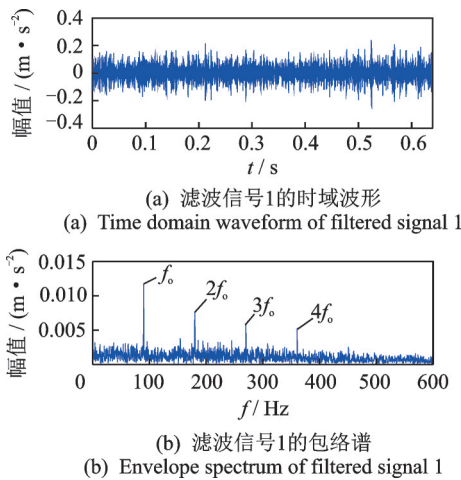
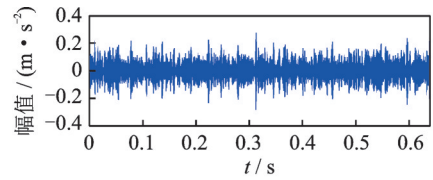


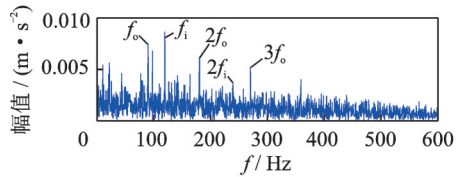
图5 带通滤波器1滤波后的时域波形及其包络谱

Fig.5 Time-domain waveform filtered by bandpass filter 1 and its envelope spectrum

根据所提出的方法对图6中的滤波信号进行多点峭度计算来确定故障周期 T_i ,根据图7所示的滤波信号2的多点峭度谱,可以清晰地识别出故障周期 $T_i=107$,这与内圈故障周期的理论计算值 $T_i=f_s/f_i=106.67$ 非常接近。将所得周期应用在MOMEDA中,并对滤波信号继续进行处理,得到解卷积信



(a) 滤波信号2的时域波形
(a) Time domain waveform of filtered signal 2



(b) 滤波信号2的包络谱
(b) Envelope spectrum of filtered signal 2

图6 带通滤波器2滤波后的时域波形及其包络谱
Fig.6 Time-domain waveform filtered by bandpass filter 2 and its envelope spectrum

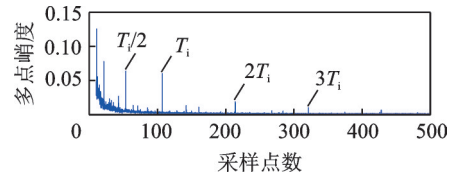


图7 滤波信号2的多点峭度谱

Fig.7 Multipoint kurtosis spectrum of filtered signal 2

号及其包络谱如图8所示。图8(a)中的周期性脉冲成分十分明显,从图8(b)中可以看到背景噪声明显得到抑制,内圈故障特征频率 f_i 及其倍频被清晰地提取出来,轴承内圈故障特征被成功分离提取。

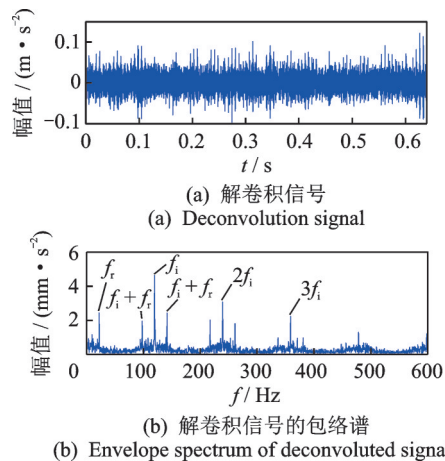


图8 基于SK-MOMEDA处理后所得的解卷积信号及其包络谱

Fig.8 Deconvolution signal and its envelope spectrum based on SK-MOMEDA processing

为了验证通过多点峭度谱确定的故障周期的准确性,不采用多点峭度谱分析而直接采用MOMEDA算法进行处理。图9为MOMEDA对滤波信号

2的分析结果。采用理论计算获得内圈故障周期 $T_i = f_s/f_i = 106.67$, 利用该周期对图8(a)的时域信号进行分析。图9(a)为采用此周期后的MOMEDA解卷积信号, 图9(b)为对解卷积信号的包络谱分析。可以看出, 图9(a)不能显示周期性脉冲成分, 图9(b)也无法有效提取出内圈故障特征频率。结果说明: 图8(b)中采用多点峭度谱所确定的故障周期更能够准确获得故障信号的特征信息。

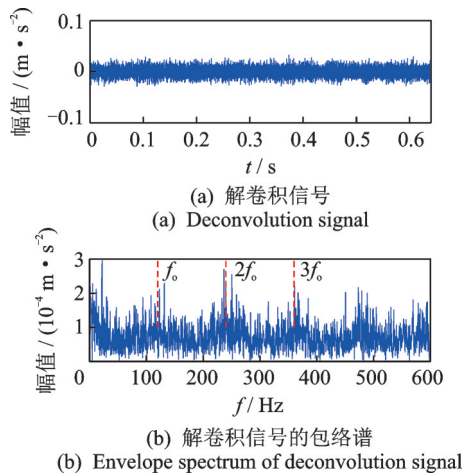


图9 MOMEDA对滤波信号2的分析结果
Fig.9 MOMEDA analysis of filtered signal 2

图10为原仿真信号的多点峭度谱, 可以看到故障周期的辨识度较低。直接对仿真信号 $x(t)$ 进行MOMEDA处理, 结果如图11所示。图11(a)虽然可以提取出周期性冲击成分, 但与图8(a)相比存在明显差距。从图11(b)中虽然能提取出内圈故障特征频率 f_i 及其倍频, 但受背景噪声影响较为严重, 还存在外圈故障特征频率 f_o 的基频成分。因此, 单采用MOMEDA对轴承复合故障特征分离提取效果欠佳。

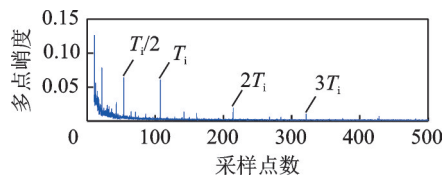


图10 原仿真信号的多点峭度谱

Fig.10 Multi-point kurtosis spectrum of the original simulation signal

5 工程应用

以某风场2 MW风电机组中发电机非驱动端轴承为研究对象, 用来验证笔者所提出方法的有效性。图12为该机组的传动系统。故障轴承型号为SKF6330M.C3深沟球轴承, 该轴承故障是由内外复合故障造成的, 其中: 内圈出现较为严重的剥落损伤,

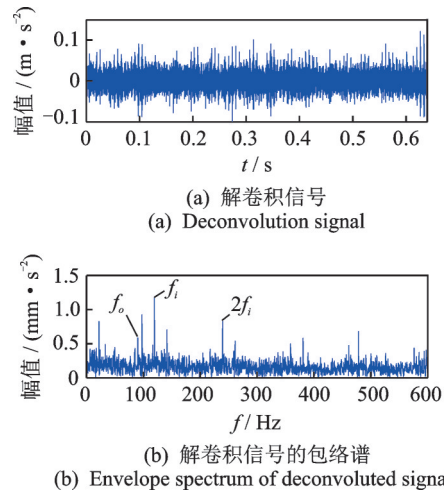


图11 对仿真信号进行MOMEDA分析结果

Fig.11 Analysis results of simulation signals based on MOMEDA

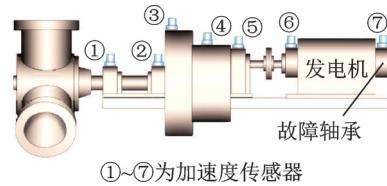


图12 风电机组的传动系统

Fig.12 Wind turbine drive system

外圈剥落损伤较为轻微。其振动数据由安装在发电机非驱动端上方的振动加速度传感器⑦获得, 采样频率 $f_s = 16\,384$ Hz, 轴转速 $n = 1\,454$ r/min, 计算得到SKF6330M.C3轴承内圈故障特征频率 $f_i = 131.1$ Hz, 外圈故障特征频率 $f_o = 87.24$ Hz, 滚动体故障特征频率 $f_b = 57.4$ Hz, 保持架故障特征频率 $f_c = 9.7$ Hz。

采集的轴承振动信号时域波形及其频谱和包络谱如图13所示。图13(a)中可以观察到少量冲击成分, 但无规律性。由图13(b)可知, 信号能量比较分散, 基本上遍布整个频域。图13(c)中仅能有效提取内圈故障特征频率 f_i 及其倍频, 可以判断轴承内圈存在故障; 但现场拆检表明, 该轴承实际存在内外圈剥落故障。因此, 传统包络谱分析只能诊断内圈故障, 而外圈故障被漏诊。

振动信号的谱峭度图如图14所示。图中存在2个能量较强的共振频带, 将带通滤波器1选择0~2 048 Hz的频带, 带通滤波器2选择2 048~3072 Hz的频带。将2个带通滤波器分别对仿真信号进行滤波, 并对滤波信号进行包络谱分析, 带通滤波器1, 2滤波后的时域波形及其包络谱结果如图15, 16所示。图15(b)和图16(b)中仅能提取出内圈故障特征频率及其倍频成分, 并没有发现有关外圈故障特征的相关信息, 谱图中还夹杂着部分噪声及干扰谱

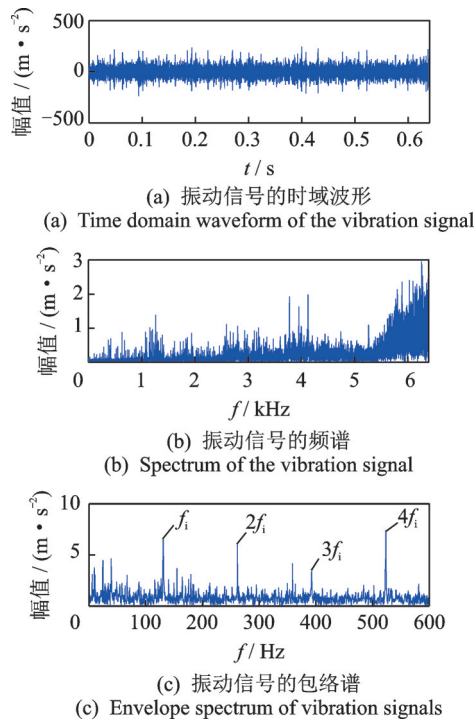


图 13 振动信号的时域波形及其频谱和包络谱

Fig.13 Time-domain waveform of the vibration signal and its spectrum and envelope spectrum

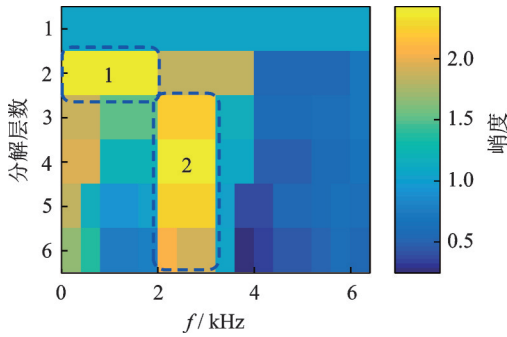


图 14 振动信号的谱峭度图

Fig.14 Spectrum kurtosis of the vibration signal

线,易造成对轴承外圈故障漏诊。按照笔者所提方法对 2 个滤波信号进行 MOMEDA 处理。

如图 17 所示,计算 2 个滤波信号的多点峭度谱,用于确定轴承内外圈故障周期。从图 17(a)中可以清晰地识别出故障周期 $T_i = 125.3$,与内圈故障周期的理论计算值 $T_i = f_s/f_i = 124.97$ 基本相符。从图 17(b)中除了提取出内圈故障周期以外,还提取幅值较大的故障周期 $T_o = 186.3$,该周期与外圈故障周期的理论计算值 $T_o = f_s/f_o = 187.8$ 非常接近。将通过多点峭度谱确定的故障周期分别带入 MOMEDA 中,并对相应的滤波信号做进一步处理,对所得解卷积信号进行包络谱分析。基于 SK-MOMEDA 对内外圈故障信号的分析结果如图 18、19 所示。

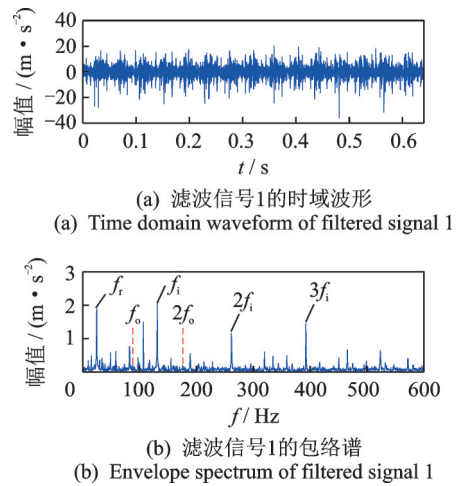


图 15 带通滤波器 1 滤波后的时域波形及其包络谱

Fig.15 Time-domain waveform filtered by bandpass filter 1 and its envelope spectrum

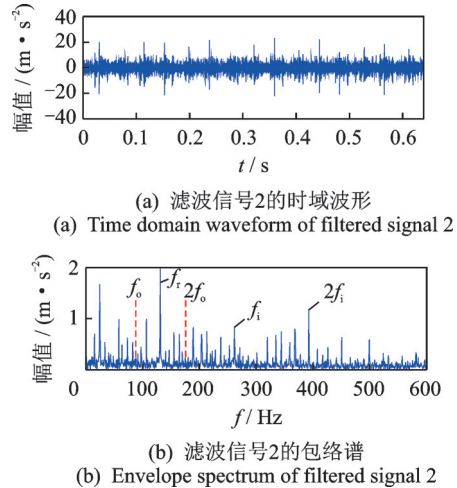


图 16 带通滤波器 2 滤波后的时域波形及其包络谱

Fig.16 Time-domain waveform filtered by bandpass filter 2 and its envelope spectrum

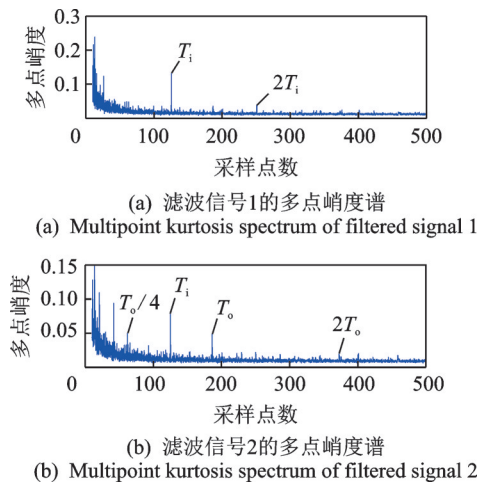


图 17 滤波器 1,2 滤波后的多点峭度图

Fig.17 Multi-point kurtosis diagram after filtering filters 1 and 2

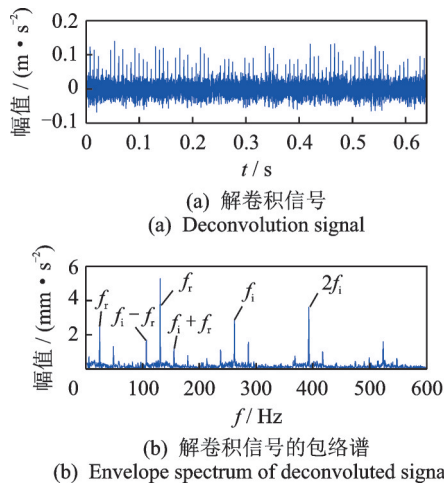


图18 基于SK-MOMEDA对内圈故障信号的分析结果
Fig.18 Analysis of the inner ring fault signal based on SK-MOMEDA

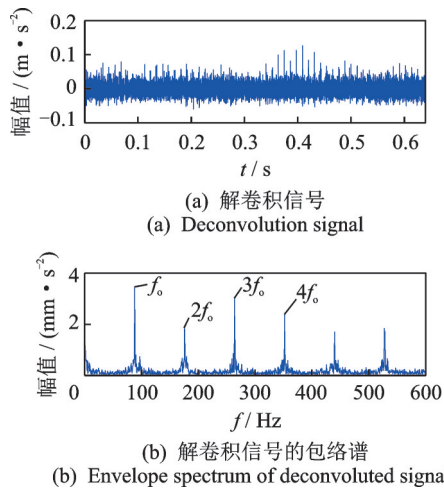


图19 基于SK-MOMEDA对外圈故障信号的分析结果
Fig.19 Analysis of the outer ring fault signal based on SK-MOMEDA

由图18(a)可以看到,周期性的脉冲成分十分明显,由18(b)可以看到,内圈故障特征频率 f_i 及其倍频成分,转频调制边带都被清晰地提取出来,谱图中十分干净,无其他干扰成分。同样,从图19(b)中可清晰提取出外圈故障特征频率 f_o 及其倍频成分,不存在其他故障特征成分。根据上述分析结果很容易判定轴承内、外圈均存在局部损伤,分析结果与实际情况一致。工程应用的分析结果表明,笔者所提方法能够有效实现轴承内、外圈复合故障特征的分离提取,避免故障特征混叠造成的频率交叉现象,从而可对轴承复合故障类型进行准确判断。

为了进一步验证笔者所提方法的优越性,将SK分别与MED和MCKD相结合,对实测振动信号进行分析比较。基于SK与MED方法对实测振动信号的分析结果如图20所示。可见,内圈故障特征频率及其倍频成分被成功提取出来,但未发现其他故障特征频

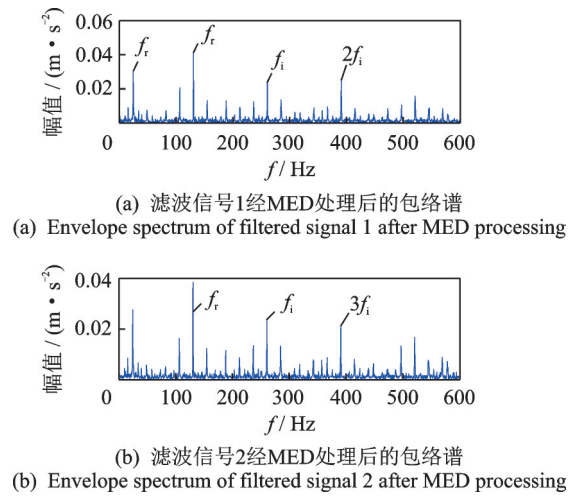


图20 基于SK与MED方法对实测振动信号的分析结果
Fig.20 Analysis results of measured vibration signals based on SK and MED methods

率。基于SK与MCKD方法对实测振动信号的分析结果如图21所示。由图21(a)可知,内圈故障特征频

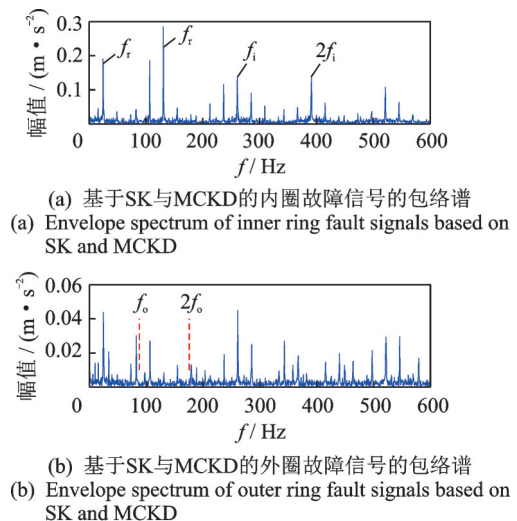


图21 基于SK与MCKD方法对实测振动信号的分析结果
Fig.21 Analysis results of measured vibration signals based on SK and MCKD methods

率被成功分离提取出来,但从图21(b)中未能找到有关外圈故障的特征成分,且谱图中存在大量的干扰谱线。分析结果表明,笔者所提方法在复合故障信号分离上具有一定的优势,能够较为理想地实现对风电机组滚动轴承复合故障特征的分离提取。

6 结论

1) 谱峭度能够有效显示出复合故障所激起的共振频带,通过构造带通滤波器对轴承故障振动信号进行细化分解。MOMEDA算法通过多点峭度谱自适应的确定故障周期,实现对期望的周期性脉冲

信号的提取。由于单独的SK或MOMEDA方法在复合故障特征分离上存在一定的局限性,所以笔者鉴于2种方法各自的优势将二者进行有效结合。

2) 滚动轴承内外圈复合故障仿真信号与工程应用实例的分析结果表明,笔者所提方法能够有效实现复合故障的分离,解决了因轴承多个故障特征相互混杂、彼此干扰而造成的漏诊、误诊问题。与MED, MCKD算法进行比较可知, MOMEDA在复合故障特征提取上更具有优势,为风电机组滚动轴承复合故障特征分离提取提供了一种新的思路。

参 考 文 献

- [1] LI Z, JIANG Y, GUO Q, et al. Multi-dimensional variational mode decomposition for bearing-crack detection in wind turbines with large driving-speed variations[J]. *Renewable Energy*, 2018, 116: 55-73.
- [2] 汤宝平, 罗雷, 邓蕾, 等. 风电机组传动系统振动监测研究进展[J]. *振动、测试与诊断*, 2017, 37(3): 417-425.
TANG Baoping, LUO Lei, DENG Lei, et al. Research progress in vibration monitoring of wind turbine drive system[J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2017, 37(3): 417-425. (in Chinese)
- [3] 赵洪山, 李浪. 基于最大相关峭度解卷积和变分模式分解的风电机组轴承故障诊断方法[J]. *太阳能学报*, 2018, 39(2): 350-358.
ZHAO Hongshan, LI Lang. Wind turbine fault diagnosis method based on maximum correlation kurtosis deconvolution and variational mode decomposition [J]. *Journal of Solar Energy*, 2018, 39(2): 350-358. (in Chinese)
- [4] TENG W, DING X, ZHANG X, et al. Multi-fault detection and failure analysis of wind turbine gearbox using complex wavelet transform [J]. *Renewable Energy*, 2016, 93: 591-598.
- [5] WANG Y, LIANG M. Identification of multiple transient faults based on the adaptive spectral kurtosis method [J]. *Journal of Sound and Vibration*, 2012, 331(2): 470-486.
- [6] MIAO Y, ZHAO M, LIN J, et al. Application of an improved maximum correlated kurtosis deconvolution method for fault diagnosis of rolling element bearings [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2017, 92: 173-195.
- [7] ANTONI J. The spectral kurtosis: a useful tool for characterising non-stationary signals [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2006, 20(2): 282-307.
- [8] ANTONI J. Fast computation of the kurtogram for the detection of transient faults [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2007, 21(1): 108-124.
- [9] 李宏坤, 杨蕊, 任远杰, 等. 利用粒子滤波与谱峭度的滚动轴承故障诊断[J]. *机械工程学报*, 2017(3): 63-72.
LI Hongkun, YANG Rui, REN Yuanjie, et al. Fault diagnosis of rolling bearings using particle filter and spectral kurtosis [J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2017(3): 63-72. (in Chinese)
- [10] WANG Y, LIANG M. Identification of multiple transient faults based on the adaptive spectral kurtosis method [J]. *Journal of Sound and Vibration*, 2012, 331(2): 470-486.
- [11] HE D, WANG X, LI S, et al. Identification of multiple faults in rotating machinery based on minimum entropy deconvolution combined with spectral kurtosis [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2016, 81: 235-249.
- [12] MCDONALD G L, ZHAO Q, ZUO M J. Maximum correlated kurtosis deconvolution and application on gear tooth chip fault detection [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2012, 33(1): 237-255.
- [13] 武兵, 贾峰, 熊晓燕. 基于最大相关峭度反褶积的轴承故障诊断方法[J]. *振动、测试与诊断*, 2014(3): 570-575.
WU Bing, JIA Feng, XIONG Xiaoyan. Bearing fault diagnosis method based on maximum correlated kurtosis deconvolution [J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2014(3): 570-575. (in Chinese)
- [14] TANG G, WANG X, HE Y. Diagnosis of compound faults of rolling bearings through adaptive maximum correlated kurtosis deconvolution [J]. *Journal of Mechanical Science and Technology*, 2016, 30(1): 43-54.
- [15] MCDONALD G L, ZHAO Q. Multipoint optimal minimum entropy deconvolution and convolution fix: application to vibration fault detection [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2017, 82: 461-477.
- [16] DWYER R. Detection of non-Gaussian signals by frequency domain kurtosis estimation [C]//IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing. [S.l.]: IEEE, 1983: 607-610.
- [17] RANDALL R B, ANTONI J, CHOBSAARD S. The relationship between spectral correlation and envelope analysis in the diagnostics of bearing faults and other cyclostationary machine signals [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2001, 15(5): 945-962.



第一作者简介:向玲,女,1971年4月生,博士、教授。主要研究方向为设备状态监测与故障诊断。曾发表《HHT方法在转子振动故障诊断中的应用》(《中国电机工程学报》2007年第27卷第35期)等论文。

E-mail:ncepuxl@163.com