

采用改进多点最优最小熵反褶积的 齿轮箱复合故障特征提取

王靖岳¹, 李建刚¹, 王浩天²

(1. 沈阳理工大学汽车与交通学院, 110159, 沈阳; 2. 沈阳航空航天大学自动化学院, 110136, 沈阳)

摘要: 针对强背景噪声下齿轮箱复合故障中的微弱故障特征难以提取的问题,提出了一种改进多点最优最小熵反褶积的齿轮箱复合故障特征提取方法。将小波降噪作为前置滤波器,克服了多点峭度谱在强背景噪声下难以有效识别信号中的微弱故障周期成分的缺点,使信号峭度增加了65.9%,突出了微弱故障周期成分;根据多点峭度谱识别出的故障周期成分设置合理的故障区间,利用多点最优最小熵反褶积突出了信号中的故障周期,避免了对信号直接包络解调而出现的漏诊现象;将差分能量算子解调应用于改进算法处理后的信号,与传统的 Hilbert 解调方法相比,该算法得到的解调谱中故障特征频率的峰值更加明显。通过对仿真信号与齿轮箱中齿轮点蚀磨损复合故障振动信号的研究结果表明,改进多点最优最小熵反褶积方法能够完整地提取信号中的故障特征频率成分,成功率达到了100%;与变分模态分解进行了对比分析,改进算法有效消除了模态混叠现象。仿真和试验结果表明,改进算法可以有效提取强背景噪声下齿轮箱复合故障中的微弱故障特征。

关键词: 复合故障;小波降噪;多点最优最小熵反褶积;差分能量算子解调

中图分类号: TH113.1 **文献标志码:** A

DOI: 10.7652/xjtub202005010 **文章编号:** 0253-987X(2020)05-0070-08



OSID 码

Feature Extraction of Gearbox Composite Fault Based on the Improved Multipoint Optimal Minimum Entropy Deconvolution

WANG Jingyue¹, LI Jiangang¹, WANG Haotian²

(1. School of Automobile and Transportation, Shenyang Ligong University, Shenyang 110159, China;

2. School of Automation, Shenyang Aerospace University, Shenyang 110136, China)

Abstract: In order to solve the problem that it is difficult to extract the weak feature from gearbox complex fault signal under strong background noise, an improved multipoint optimal minimum entropy deconvolution method is proposed. The wavelet denoising is used as a pre-filter to effectively identify the weak fault period components in the multipoint kurtosis spectrum under strong background noise. The kurtosis of the signal is increased by 65.9% and the weak fault period components are highlighted. According to the fault period components identified by the multipoint kurtosis spectrum, a reasonable fault interval is set, and the fault period in the signal is enhanced by using the multipoint optimal minimum entropy deconvolution, so that the missed diagnosis caused by the direct envelope demodulation of the signal is avoided. The differential energy operator demodulation is applied to the signal enhanced by the improved algorithm.

收稿日期: 2019-12-22。 作者简介: 王靖岳(1978—),男,博士后,副教授,硕士生导师。 基金项目: 辽宁省教育厅科学技术研究资助项目(LG201921);辽宁省自然科学基金资助项目(20170540786)。

网络出版时间: 2020-02-11

网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/61.1069.T.20200210.2031.006.html>

Compared with the Hilbert demodulation method, the improved algorithm obtains clearer peak value of fault characteristic frequency. Analysis on the simulation signal and vibration signal of gear pitting-wear composite fault shows that the proposed method can completely extract the fault characteristic frequency components in the signal and the success rate is up to 100%. Compared with the variational modal decomposition, the improved algorithm effectively eliminates the phenomenon of modal aliasing. Simulation and experimental results show that the improved algorithm can effectively extract the weak composite fault features of the gearbox under strong background noise.

Keywords: composite fault; wavelet denoising; multipoint optimal minimum entropy deconvolution; differential energy operator demodulation

齿轮箱是机械传动中使用最广泛的设备之一,其中的齿轮、轴和轴承等零部件易发生故障。齿轮箱的故障形式通常是多种故障相互耦合、交叉而形成的复合故障,而由传感器获得的齿轮箱复合故障信号经传递路径的衰减以及强背景噪声的影响,使得复合故障的特征提取,尤其是微弱故障的特征提取变得异常困难^[1-3]。

齿轮箱发生故障时,其振动信号中通常会出现周期性的冲击信号^[4],而对于齿轮箱复合故障特征提取的本质就是提取信号中的周期性冲击成分,即寻找一个最优滤波器对信号进行降噪处理,以降低噪声对信号的影响,突出故障冲击成分。峭度作为无量纲参数指标,对信号中的冲击成分尤其敏感,Wiggins首次提出以峭度为准则的最小熵反褶积(MED)方法,并运用到地震波的检测中^[5]。周士帅等将LMD与MED方法相结合,对滚动轴承中滚动体的微弱故障特征进行提取^[6];王朝阁等利用MED方法与双树复小波对齿轮箱早期的轴承故障特征进行了提取^[7],但MED方法的降噪效果受滤波器的尺寸影响较大,且对于不同的振动信号,不能自适应获取滤波器尺寸^[8]。McDonald等对MED方法进行了改进,提出了以相关峭度为准则的最大相关峭度反褶积(MCKD)方法^[9],该方法通过不断地迭代运算找到最佳的滤波器对信号进行降噪,能够有效地突出信号中的微弱故障特征成分。文献[10-11]分别将MCKD方法与共振稀疏分解和LMD方法结合,对齿轮箱中齿轮断齿以及轴承滚动体磨损故障进行了诊断,但MCKD方法需要根据信号特征设置相应的滤波器长度与故障周期,不具有自适应性,并且参数选择不当可能会导致误诊现象^[12]。

为了消除MCKD方法存在的局限性,McDonald等提出了多点最优最小熵反褶积(MOMEDA)方法^[13]。MOMEDA方法通过定义一个时间目标

向量来解反褶积,并得到脉冲序列的位置和权重,与MCKD方法相比,该方法不需要迭代运算即可获得最优的滤波器,非常适合齿轮箱等旋转机械每转一周产生一个冲击脉冲的故障信号的特征提取^[14]。但是,MOMEDA方法每次只能突出给定故障区间中的一个故障冲击成分,并且对于齿轮箱的复合故障信号,特别是强背景噪声下的微弱故障特征成分,该方法难以提取出完整的故障特征成分^[15]。因此,在使用MOMEDA方法前需要对信号进行一定的降噪处理。小波变换在时频分析中应用最为广泛,其不仅能够放大与缩小高频率与低频率的尺度,而且具有较好的频率、时间分辨性^[16]。小波降噪是小波变换的重要应用之一,因此,本文提出将小波降噪与MOMEDA方法相结合对齿轮箱复合故障中的微弱故障特征进行提取:利用小波降噪对复合故障信号进行降噪处理来削弱噪声,提高信噪比;根据MOMEDA方法突出信号中的故障冲击成分;最后利用差分能量算子解调提取故障特征频率。通过对仿真信号与齿轮箱中齿轮点蚀-磨损复合故障信号的分析,验证了所提方法的有效性。

1 小波降噪原理

小波降噪的实质就是通过抑制信号中的高斯白噪声成分来增强信号中有用成分的过程。信号的小波降噪主要可分为以下3个步骤^[17-18]:

(1)选择一个小波基函数db3并确定分解的层数,然后对一维信号进行小波分解;

(2)对每个小波分解尺度下的高频系数选择一个阈值进行软阈值量化处理,即小波分解高频系数的阈值量化;

(3)根据小波分解的最底层低频系数和高频系数进行信号重构,即一维小波重构。

2 MOMEDA 方法的基本理论

设 $y(n)$ 为齿轮箱的一个故障源冲击信号, $h(n)$ 为系统的传递函数, $x(n)$ 为传感器获得的齿轮箱振动信号, $e(n)$ 为系统的随机噪声, 则故障冲击信号由振动源到传感器的过程可表示为

$$x(n) = h(n)y(n) + e(n) \quad (1)$$

MOMEDA 方法的实质就是通过寻找一个最优的滤波器 $f(n)$, 使得信号 $x(n)$ 经 MOMEDA 方法处理后尽可能恢复故障源冲击信号 $y(n)$, 这是一个解卷积的过程

$$y(n) = f(n)x(n) \quad (2)$$

对于齿轮箱等旋转机械每转一周产生一个冲击信号的特点, MOMEDA 方法在 D-范数的基础上定义了多点 D-范数^[19-20], 即

$$\text{MDN}(\mathbf{y}, \mathbf{t}) = \frac{1}{\|\mathbf{t}\|} \frac{\mathbf{t}^T \mathbf{y}}{\|\mathbf{y}\|} \quad (3)$$

MOMEDA 方法就是解决最大化多重 D-范数的最大化问题, 即

$$\max_f \text{MDN}(\mathbf{y}, \mathbf{t}) = \max_f \frac{\mathbf{t}^T \mathbf{y}}{\|\mathbf{y}\|} \quad (4)$$

式中: $\mathbf{t}$ 为目标矢量, 用来确定解卷积目标成立的脉冲位置和权重。当故障源冲击信号与目标矢量 $\mathbf{t}$ 完全重合时, MOMEDA 方法的解卷积效果达到最优, 此时多点 D-范数达到最大值, 其相对应的滤波器就是最优滤波器。通过对滤波器系数 $\mathbf{f} = (f_1, f_2, \dots, f_L)$ 求导数, 得到式(4)的极值为

$$\frac{d}{d\mathbf{f}} \left(\frac{\mathbf{t}^T \mathbf{y}}{\|\mathbf{y}\|} \right) = \frac{d}{d\mathbf{f}} \frac{t_1 y_1}{\|\mathbf{y}\|} + \frac{d}{d\mathbf{f}} \frac{t_2 y_2}{\|\mathbf{y}\|} + \dots + \frac{d}{d\mathbf{f}} \frac{t_{N-L} y_{N-L}}{\|\mathbf{y}\|} \quad (5)$$

将式(5)转换成矩阵形式, 由于 $\mathbf{y} = \mathbf{X}_0^T \mathbf{f}$, 假设 $(\mathbf{X}_0 \mathbf{X}_0^T)^{-1}$ 存在, $\mathbf{X}_0 \mathbf{X}_0^T$ 是信号 $\mathbf{x}$ 的未归一化托普利兹自相关矩阵。通过进一步简化能够得到

$$\|\mathbf{y}\|^{-1} \mathbf{X}_0 \mathbf{t} - \|\mathbf{y}\|^{-3} \mathbf{t}^T \mathbf{y} \mathbf{X}_0 \mathbf{y} = \mathbf{0} \quad (6)$$

$$\frac{\mathbf{t}^T \mathbf{y}}{\|\mathbf{y}\|^2} \mathbf{X}_0 \mathbf{y} = \mathbf{X}_0 \mathbf{t} \quad (7)$$

因为 $\mathbf{y} = \mathbf{X}_0^T \mathbf{f}$, 以及假定存在 $(\mathbf{X}_0 \mathbf{X}_0^T)^{-1}$, 则式(7)可以变换为

$$\frac{\mathbf{t}^T \mathbf{y}}{\|\mathbf{y}\|^2} \mathbf{f} = (\mathbf{X}_0 \mathbf{X}_0^T)^{-1} \mathbf{X}_0 \mathbf{t} \quad (8)$$

由式(1)~(8)可求出 $\mathbf{f} = (\mathbf{X}_0 \mathbf{X}_0^T)^{-1} \mathbf{X}_0 \mathbf{t}$, 即为所要求的滤波器系数。

MOMEDA 方法不需要迭代运算就可获得最佳的滤波器, 同时也不需要考虑故障周期是否为整数

以及滤波器长度等参数对该方法的影响。对于齿轮箱的复合故障诊断, 由于故障信号中有多个故障特征周期, 运用一次 MOMEDA 方法可能无法准确地突出全部的故障, 因此采用多点峭度谱来识别故障周期 T , 多点峭度(M)可表示为

$$M = \left(\sum_{n=1}^{N-L} t_n^2 \right)^2 \sum_{n=1}^{N-L} (t_n y_n)^4 / \left(\sum_{n=1}^{N-L} t_n^8 \left(\sum_{n=1}^{N-L} y_n^2 \right)^2 \right) \quad (9)$$

当多点峭度达到最大值时, 其对应的采样点数即为信号的故障周期, 实际信号中, 在故障周期的 0.5 倍、1 倍及 1.5 倍等处也会出现峰值。因此, 根据多点峭度谱可以区分信号中的故障周期和非故障周期。但信号中存在的强背景噪声可能将故障周期特征淹没, 使得多点峭度谱无法有效识别具体的故障周期特征, 因此本文提出了改进 MOMEDA 方法对复合故障特征进行提取, 即将小波降噪方法作为 MOMEDA 方法的前置滤波器对故障信号进行降噪处理, 然后对小波降噪后的信号求多点峭度谱, 根据多点峭度谱中的故障周期成分设置合理的故障周期区间, 利用 MOMEDA 方法突出故障周期成分, 最后采用差分能量算子解调来提取故障特征频率。

3 改进 MOMEDA 方法的仿真分析

图 1 给出了复合故障仿真信号的时域波形。其中信号 $x_1(t)$ 为一个正弦信号, 信号 $x_2(t)$ 是幅值为 1 m/s^2 、故障周期为 160 的弱冲击信号, 信号 $x_3(t)$ 是幅值为 2 m/s^2 、故障周期为 70 的强冲击信号, $x_4(t)$ 为不加噪声时的合成信号, $x(t)$ 为加入噪声时的仿真合成信号。已知采样频率为 1 kHz , 仿真时间为 1 s 。

由图 1 可以看出, 合成信号 $x_4(t)$ 中强冲击信号和弱冲击信号都比较明显, 无噪仿真合成信号的多点峭度谱如图 2 所示。由图 2 可以看出, 在采样点 35、70、105、140、210、280 处的峰值明显, 分别对应

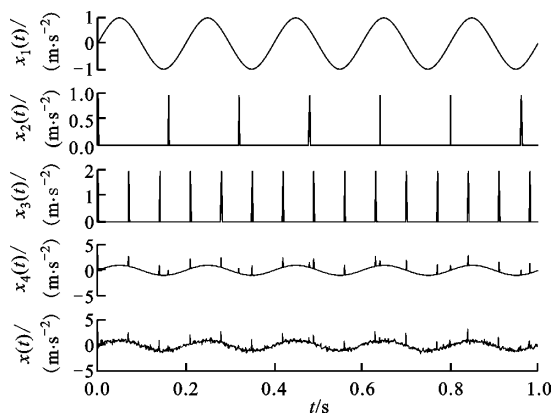


图 1 复合故障仿真信号的时域波形

于强冲击信号的 0.5 倍、1 倍、1.5 倍、2 倍、3 倍和 4 倍;在 80、160、240、320 处的峰值也比较突出,分别对应于弱冲击信号的 0.5 倍、1 倍、1.5 倍和 2 倍。由此可以看出,多点峭度谱可以较好地识别信号中的故障周期成分,并与非故障周期进行明显的区分。

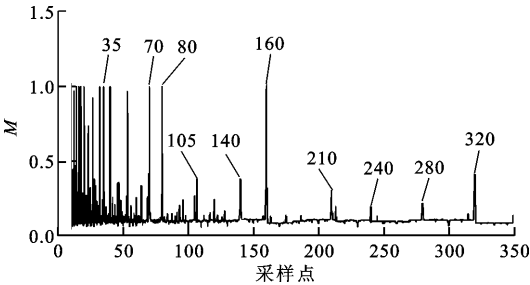


图 2 无噪仿真合成信号的多点峭度谱

从加入噪声后的仿真合成信号 $x(t)$ 中可以看出,噪声已经将弱冲击信号完全淹没,无法看出冲击特征,加噪仿真合成信号的多点峭度谱如图 3 所示。由图 3 可以看出,弱冲击信号的故障周期峰值已被噪声所掩盖而无法识别,只在强冲击信号的 0.5 倍和 1 倍频处的峰值比较明显。

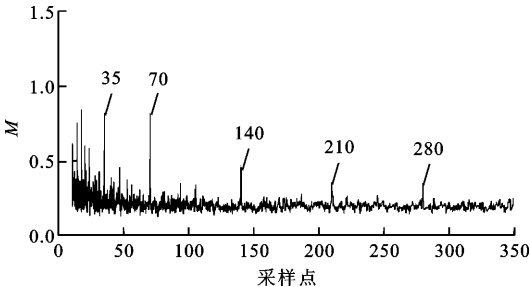


图 3 加噪仿真合成信号的多点峭度谱

对加噪仿真合成信号 $x(t)$ 进行小波降噪预处理,得到降噪后的时域波形如图 4 所示。信号经小波降噪后的多点峭度谱如图 5 所示,可以看出在采样点 40、80 和 160 和 245 处的峰值比较突出,分别对应于弱冲击信号的 0.25 倍、0.5 倍、1 倍和 3.5 倍,通过与图 3 对比可以看出,含噪仿真信号经小波降噪后,多点峭度谱中能够明显地识别出弱冲击信号的故障周期,并且也使得强冲击信号的故障周期的倍频增多,更有利于识别故障特征,说明小波降噪

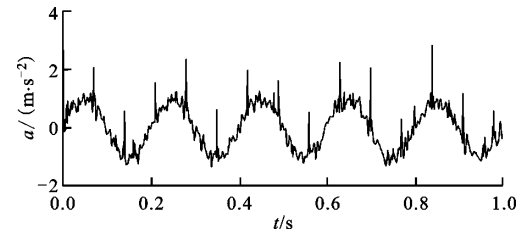


图 4 加噪仿真信号的小波降噪时域波形

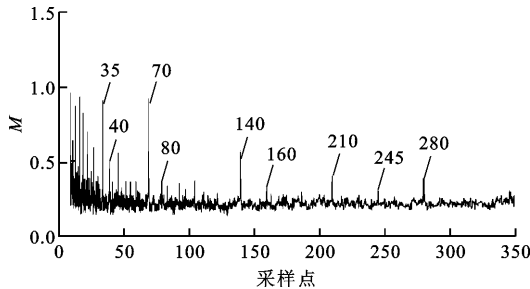


图 5 信号 $x(t)$ 经小波降噪后的多点峭度谱

的效果较好。

为采用 MOMEDA 方法进一步突出信号中的故障周期成分,需要设置合理的故障周期区间。从图 5 多点峭度谱中可知,信号中的故障周期分别为 70 和 160,因此,设置周期区间分别为 $[50, 90]$ 和 $[150, 180]$,步长设为 0.1,则采用 MOMEDA 方法突出信号 $x(t)$ 中的故障周期成分时得到的时域波形如图 6 和图 7 所示。由图 6、7 可以看出,小波降噪后的故障信号经 MOMEDA 方法处理后,故障特征周期更加明显,并且弱故障特征也得到了明显的增强,避免了强背景噪声下的漏诊现象。

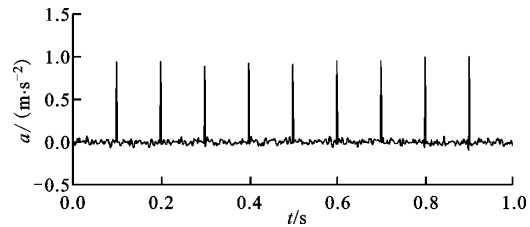


图 6 故障周期区间为 $[50, 90]$ 时信号 $x(t)$ 经 MOMEDA 方法处理的结果

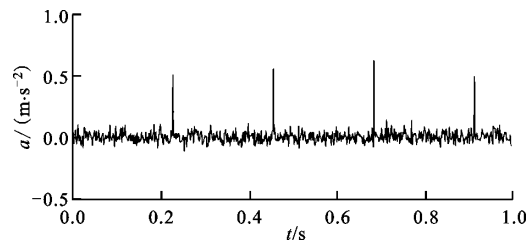


图 7 故障周期区间为 $[150, 180]$ 时信号 $x(t)$ 经 MOMEDA 方法处理的结果

MOMEDA 方法在增强信号中的故障周期时,周期区间的设置对于能否完整地提取故障特征至关重要,若周期区间设置不合理,则可能使得信号中的故障周期无法显示。对于图 4 的小波降噪后的信号,若设置周期区间为 $[50, 180]$ 时,则经 MOMEDA 方法处理后的结果如图 8 所示。由图 8 可以看出, MOMEDA 方法只突出了强冲击信号的故障周期,

而弱冲击信号的故障周期则完全没有显示,说明如果故障周期区间设置不当,可能会导致漏诊现象。

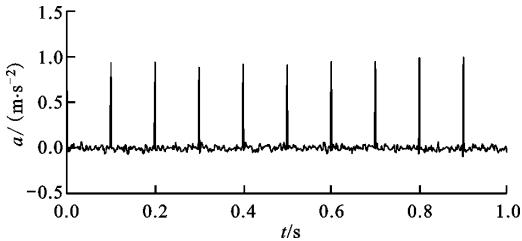


图8 故障周期区间为[50,180]时信号 $x(t)$ 经 MOMEDA 方法处理的结果

4 齿轮箱复合故障模拟的试验验证

试验装置采用 QPZZ-II 旋转机械振动分析及故障诊断试验平台,如图 9 所示,主要由变速驱动电机、齿轮箱、磁粉制动器和联轴器等部分组成。其中齿轮箱为单级传动,主动轴上为小齿轮,从动轴上为大齿轮。通过将小齿轮的某个齿磨平以及在大齿轮的某个齿上加工出若干个小圆槽来模拟齿轮箱的点蚀-磨损复合故障。

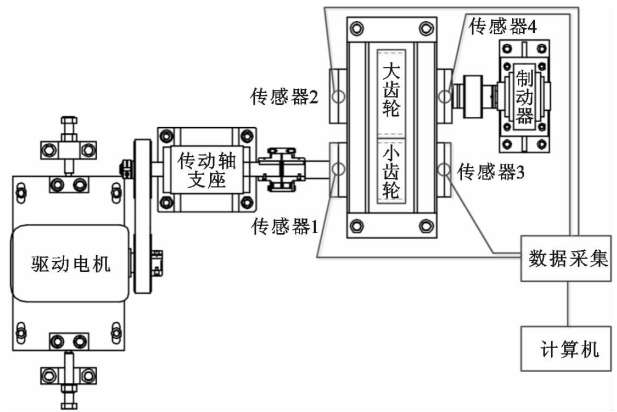
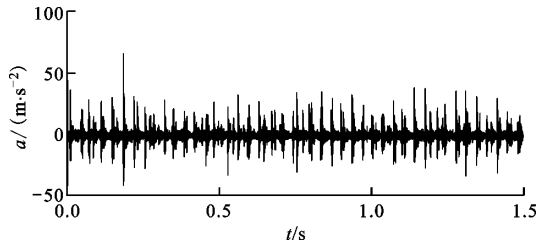


图9 QPZZ-II 故障诊断试验平台示意图

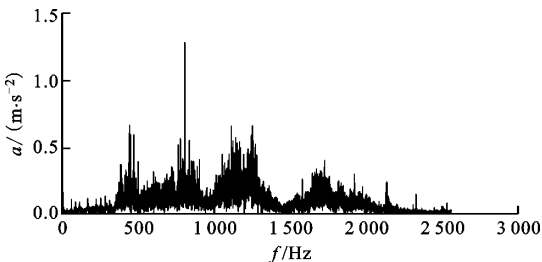
试验过程中,已知采样频率 f_s 为 5 120 Hz,采样点数为 7 680,实测驱动电机转速为 $n=877$ r/min,根据表 1 计算可得输入轴与输出轴转频分别为 14.62 和 10.72 Hz,即为小齿轮与大齿轮的故障特征频率,小齿轮与大齿轮的故障周期分别为 350.2 和 477.61,齿轮的啮合频率为 803.92 Hz。当磁粉制动器为空载时,由齿轮箱轴承座上的加速度传感器测得的齿轮点蚀-磨损复合故障信号的时

域及频域波形如图 10 所示。由图 10a 可以看出,信号中有明显的故障冲击成分,但故障特征周期难以判断,无法识别出具体的故障类型;由图 10b 可以看出,齿轮啮合频率处的峰值比较明显,但由于实际背景噪声的影响,其周围的调制频率已基本被淹没,并且出现了较多无关频率成分。对齿轮点蚀-磨损复合故障信号进行差分能量算子解调,得到的包络解调谱如图 11 所示,由图 11 可以看出,在小齿轮磨损故障特征频率 f_{r1} 的 2 倍、4 倍、6 倍和 8 倍频处的故障特征频率峰值比较明显,但大齿轮点蚀的弱故障特征频率已完全被强背景噪声所淹没,无法进行有效提取。

对齿轮点蚀-磨损复合故障信号求多点峭度谱,如图 12 所示,由图 12 可以看出,在采样点 175.2、350.3 和 700.6 处的峰值较为突出,分别对应于小齿



(a)时域波形



(b)频域波形

图10 齿轮箱点蚀-磨损复合故障的时域与频域图

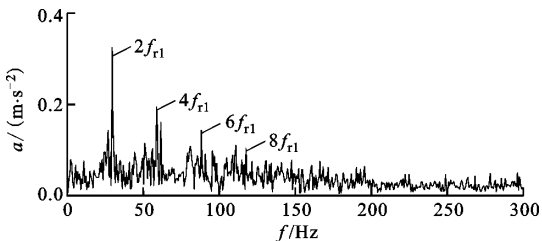


图11 复合故障信号的差分能量算子解调谱

表1 试验平台的主要参数与相关频率计算公式

小齿轮齿数	大齿轮齿数	输入轴转频	输出轴转频	小齿轮故障周期	大齿轮故障周期	齿轮啮合频率	驱动电机转速
z_1	z_2	f_{r1}/Hz	f_{r2}/Hz	T_1	T_2	f_m/Hz	$n/(\text{r} \cdot \text{min}^{-1})$
55	75	$n/60$	$(n \times 55)/(60 \times 75)$	f_s/f_{r1}	f_s/f_{r2}	$(n \times 55)/60$	75~1 450

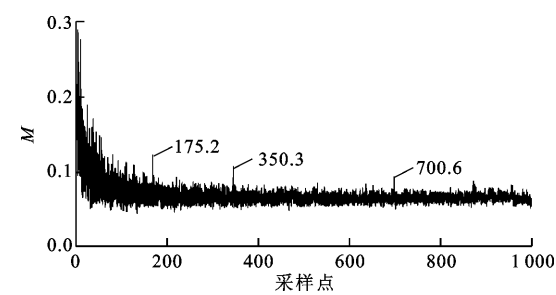


图 12 复合故障信号的多点峭度谱

轮磨损故障周期的 0.5 倍、1 倍和 2 倍,但无法识别出大齿轮点蚀的微弱故障周期。

运用改进 MOMEDA 方法来提取齿轮箱的复合故障特征。首先对齿轮的点蚀-磨损复合故障振动信号进行小波降噪预处理,得到降噪后的波形如图 13 所示,与图 10a 对比可以看出,预处理后的信号噪声明显减少,并且峭度增加了 65.9%,说明故障冲击更加明显。

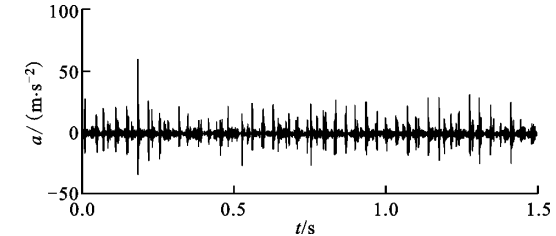


图 13 小波降噪后的复合故障信号

对小波降噪后的信号进行多点峭度谱分析,得到其多点峭度谱如图 14 所示,由图 14 可以看出,在采样点 87.6、175.2、525.5、878.9、350.3、700.5 处的峰值较为突出,分别与 小齿轮磨损故障周期的 0.25 倍、0.5 倍、1 倍、1.5 倍、2 倍和 2.5 倍相对应;并且在采样点 477.1 和 955.9 处的峰值也比较明显,此与大齿轮点蚀故障周期的 1 倍与 2 倍频相对应。通过与图 12 对比可以看出,复合故障信号经小波降噪后的多点峭度谱中,故障周期的峰值个数增多,幅值更加明显,并且提取出了齿轮点蚀微弱故障的故障周期,削弱了强背景噪声的影响。

通过 MOMEDA 方法突出信号中的故障周期

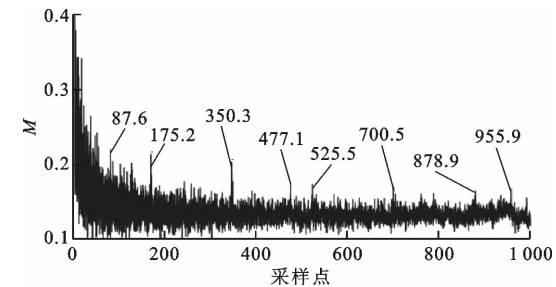


图 14 复合故障信号经小波降噪后的多点峭度谱

以提取故障特征频率。由上述分析可知,复合故障信号中存在的故障周期分别为 350.2 和 477.61,因此设置故障周期区间分别为 $[330, 370]$ 和 $[450, 490]$,步长设为 0.1,则采用 MOMEDA 方法突出复合故障信号中的故障周期时得到的时域波形如图 15 和图 16 所示。然后对突出故障周期后的信号进行差分能量算子解调,得到的包络解调谱分别如图 17 和图 18 所示。从图 17 中可以看到,解调谱中提取出了小齿轮磨损故障特征频率 f_{r1} 及其倍频,图 18 中提取出了大齿轮点蚀故障特征频率 f_{r2} 及其倍频,故障特征频率明显。

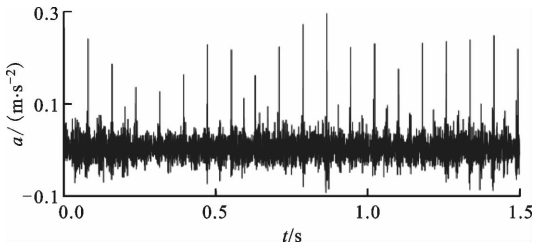


图 15 故障周期区间为 $[330, 370]$ 时复合故障信号经 MOMEDA 方法处理的结果

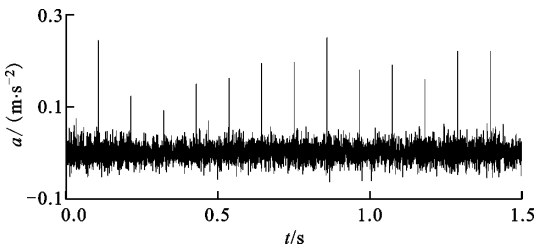


图 16 故障周期区间为 $[450, 490]$ 时复合故障信号经 MOMEDA 方法处理的结果

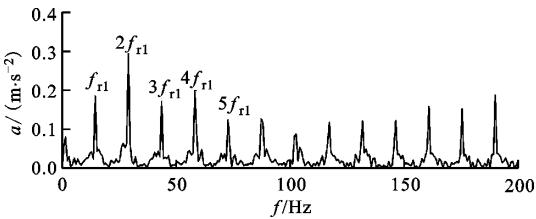


图 17 故障周期区间为 $[330, 370]$ 时复合故障信号经 MOMEDA 方法处理的差分能量算子解调谱

采用 Hilbert 包络解调提取 MOMEDA 方法处理的复合故障信号的故障特征频率,得到的 Hilbert 包络解调谱如图 19 和图 20 所示。通过与图 17、图 18 对比可以看出,Hilbert 包络解调谱提取出的故障特征频率幅值较小,并且少数特征频率倍频处的峰值已完全消失,相比差分能量算子解调方法,其故障特征提取效果较差。

为突出本文所提方法的优点,采用变分模态分

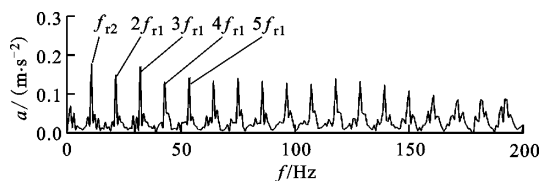
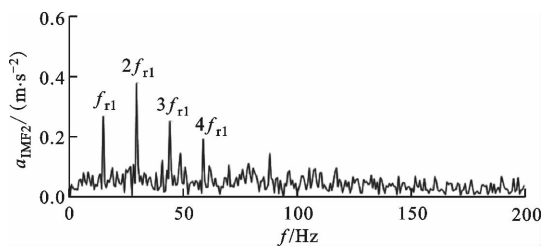


图 18 故障周期区间为[450,490]时复合故障信号经 MOMEDA 方法处理的差分能量算子解调谱



(a) IMF2 分量的差分能量算子解调谱

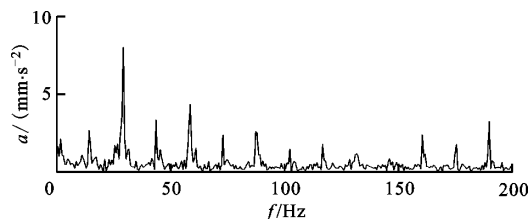
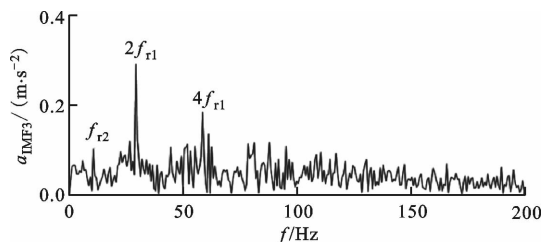


图 19 故障周期区间为[330,370]时复合故障信号经 MOMEDA 方法处理的 Hilbert 包络解调谱



(b) IMF3 分量的差分能量算子解调谱

图 22 IMF 分量的差分能量算子解调谱

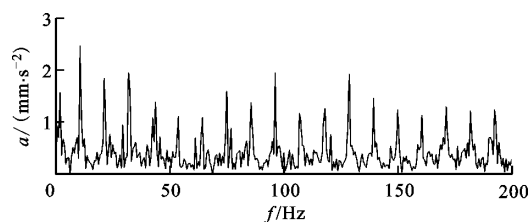


图 20 故障周期区间为[450,490]时复合故障信号经 MOMEDA 方法处理的 Hilbert 包络解调谱

说明变分模态分解过程出现了模态混叠,并且 f_{r2} 的幅值较小,易出现漏诊现象。与图 17 和图 18 相比可以看出,本文提出的改进 MOMEDA 方法在提取齿轮箱复合故障特征方面效果更为明显,能够很好地解决强背景噪声下微弱故障特征难以提取的问题。

5 结 论

针对强背景噪声下齿轮箱复合故障中的微弱故障特征难以提取的问题,提出了改进 MOMEDA 方法的复合故障特征提取方法。经过构造仿真信号和试验对其进行有效性分析,得出以下结论。

(1)将小波降噪作为 MOMEDA 方法的前置滤波器对故障信号进行降噪处理,通过对齿轮箱故障振动信号的分析可知,小波降噪后信号的峭度增加了 65.9%,突出了微弱故障特征成分。

(2)MOMEDA 方法能够根据多点峭度谱中提取出的故障周期设置不同的故障周期区间,突出信号中的周期性故障冲击特征,增强微弱故障成分,同时避免了对复合故障信号进行直接包络解调而出现的漏诊现象。

(3)差分能量算子解调能够有效地提取信号中的故障特征频率,相比于传统的 Hilbert 包络解调方法,其提取出的故障特征频率峰值个数更加完整,并且幅值更为明显。

(4)通过对仿真信号与齿轮箱中齿轮的点蚀-磨损复合故障振动信号的研究结果表明,改进方法能够完整地提取信号中的故障特征频率;与变分模态

解方法进行对比分析。变分模态分解是一种循环非递归的信号分解方法,与 EMD 等循环递归方法相比,具有更好的鲁棒性,在分离多故障特征方面效果更加明显^[21]。齿轮的点蚀-磨损复合故障振动信号经变分模态分解得到的一系列模态分量如图 21 所示,选择与原始信号相关性较强的 IMF2 与 IMF3 分量进行差分能量算子解调,得到的包络解调谱如图 22 所示。

由图 22a 可以看出,解调谱中提取出了小齿轮磨损故障特征频率 $f_{r1} \sim 4f_{r1}$ 。图 22b 中除了 $2f_{r1}$ 与 $4f_{r1}$,还提取出了大齿轮点蚀故障特征频率 f_{r2} ,

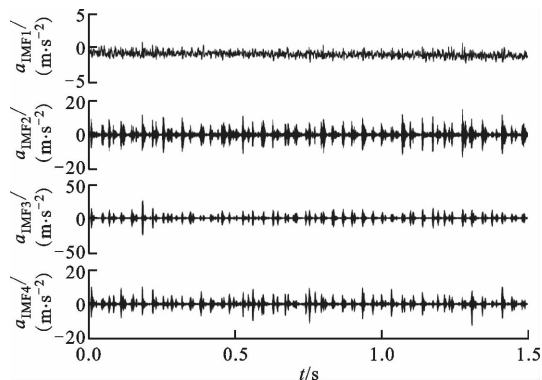


图 21 复合故障信号经变分模态分解得到的 IMF 分量

分解方法进行了对比分析,结果表明改进算法避免了模态混叠现象,进一步显示了所提方法的优越性。

参考文献:

- [1] 王志坚,王俊元,赵志芳,等. 基于 MKurt-MOMEDA 的齿轮箱复合故障特征提取 [J]. 振动、测试与诊断, 2017, 37(4): 830-834.
WANG Zhijian, WANG Junyuan, ZHAO Zhifang, et al. Feature extraction of gearbox composite fault based on MKurt-MOMEDA [J]. Journal of Vibration, Measurement and Diagnosis, 2017, 37(4): 830-834.
- [2] LIU Jing, SHAO Yimin, LIM T C. Vibration analysis of ball bearing with a localized defect applying piecewise response function [J]. Mechanism and Machine Theory, 2012, 56(1): 156-169.
- [3] WANG Yanxue, LIANG Ming. Identification of multiple transient faults based on the adaptive spectral kurtosis method [J]. Journal of Sound and Vibration, 2012, 331(2): 470-486.
- [4] JIANG Hongkai, LI Chengliang, LI Huaxing. An improved EEMD with multiwavelet packet for rotating machinery multi-fault diagnosis [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2013, 36(2): 225-239.
- [5] WIGGINS R A. Minimum entropy deconvolution [J]. Geoprospection, 1978, 16(1/2): 21-35.
- [6] 周士帅, 窦东阳, 薛斌. 基于 LMD 和 MED 的滚动轴承故障特征提取方法 [J]. 农业工程学报, 2016, 32(23): 70-76.
ZHOU Shishuai, DOU Dongyang, XUE Bin. Fault feature extraction method of rolling bearing based on LMD and MED [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2016, 32(23): 70-76.
- [7] 王朝阁, 刘桐桐, 任学平, 等. 双树复小波和 MED 在齿轮箱早期故障诊断中的应用 [J]. 机械强度, 2018, 40(2): 280-286.
WANG Chao, LIU Tongtong, REN Xueping, et al. Application of double tree complex wavelet and MED in early fault diagnosis of gearbox [J]. Journal of Mechanical Strength, 2018, 40(2): 280-286.
- [8] DU Wenhua, GUO Xiaoming, HAN Xiaofeng, et al. Application of a novel adaptive med fault diagnosis method in gearboxes [J]. Entropy, 2019, 21(11): 1106.
- [9] MCDONALD G L, ZHAO Qing, ZUO Mingjian. Maximum correlated kurtosis deconvolution and application on gear tooth chip fault detection [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2012, 33(1): 237-255.
- [10] 何群, 郭源耕, 王霄, 等. 基于信号共振稀疏分解和最大相关峭度解卷积的齿轮箱故障诊断 [J]. 中国机械工程, 2017, 28(13): 1528-1534.
HE Qun, GUO Yuangeng, WANG Xiao, et al. Gearbox fault diagnosis based on signal resonance sparse decomposition and maximum correlation kurtosis deconvolution [J]. China Mechanical Engineering, 2017, 28(13): 1528-1534.
- [11] 李煌, 孟恩隆, 王灵梅, 等. 基于 LMD 与 MCKD 的滚动轴承早期故障诊断方法 [J]. 噪声与振动控制, 2018, 38(4): 186-191.
LI Huang, MENG Enlong, WANG Lingmei, et al. Early fault diagnosis method of rolling bearing based on LMD and MCKD [J]. Noise and Vibration Control, 2018, 38(4): 186-191.
- [12] LI Zhuorui, MA Jun, WANG Xiaodong, et al. MVMD-MOMEDA-TEO model and its application in feature extraction for rolling bearings [J]. Entropy, 2019, 21(4): 331.
- [13] MCDONALD G L, ZHAO Qing. Multipoint optimal minimum entropy deconvolution and convolution fix: application to vibration fault detection [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2016, 82: 461-477.
- [14] ZHAO Lei, ZHANG Yongxiang, ZHU Danchen. Feature extraction for rolling element bearing weak fault based on MOMEDA and ICEEMDAN [J]. Journal of Vibroengineering, 2018, 20(6): 2352-2362.
- [15] LI Chao, GUO Yu, XIAO Zhengming, et al. Fault feature extraction of planet gear tooth crack based on impulsive feature enhancement by MOMEDA [J]. Journal of Intelligent and Fuzzy Systems, 2019, 36(2): 943-953.
- [16] 王龙, 沈艳霞, 季凌燕. 基于小波降噪和 EMD 方法的风力发电系统齿轮箱故障诊断 [J]. 江南大学学报(自然科学版), 2012, 11(2): 159-162.
WANG Long, SHEN Yanxia, JI Lingyan. Gearbox fault diagnosis of wind power generation system based on wavelet denoising and EMD [J]. Journal of Southern Yangtze University (Nature Science Edition), 2012, 11(2): 159-162.
- [17] 张雄希, 刘振兴. 共振解调与小波降噪在电机故障诊断中的应用 [J]. 电机与控制学报, 2010, 14(6): 66-70.
ZHANG Xiongxi, LIU Zhenxing. Application of resonance demodulation and wavelet de-noising in motor fault diagnosis [J]. Electric Machines and Control, 2010, 14(6): 66-70.

(下转第 94 页)

- Mechanics, 1969, 36(4): 711-714.
- [18] WANG Hui, GUO Liejin. Experimental investigation on pressure drop and heat transfer in metal foam filled tubes under convective boundary condition [J]. Chemical Engineering Science, 2016, 155: 438-448.
- [19] ERGUN S. Fluid flow through packed columns [J]. Chem Eng Prog, 1952, 48(2): 89-94.
- [20] DIETRICH B, SCHABEL W, KIND M, et al. Pressure drop measurements of ceramic sponges; determining the hydraulic diameter [J]. Chemical Engineering Science, 2009, 64(16): 3633-3640.
- [21] HUU T T, LACROIX M, HUU C P, et al. Towards a more realistic modeling of solid foam; use of the pentagonal dodecahedron geometry [J]. Chemical Engineering Science, 2009, 64(24): 5131-5142.
- [22] 杨肖虎, 邝九杰, 白佳希, 等. 高孔隙率通孔金属泡沫有效导热系数的实验和理论研究 [J]. 西安交通大学学报, 2014, 48(4): 79-84.
- YANG Xiaohu, KUANG Jiuji, BAI Jiaxi, et al. Experimental and analytic investigations for effective thermal conductivity in high porosity metallic foams [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2014, 48(4): 79-84.

(编辑 武红江)

(上接第 16 页)

- HOU Juncai, LI Chao, JIA Weidong, et al. Effects of negative DC electric fields on CH_4/air premixed flame at different initial pressures [J]. CIESC Journal, 2017, 69(4): 1602-1610.
- [14] SHEBEKO Y N. Effect of an ac electric field on normal combustion rate of organic compounds in air [J]. Combustion Explosion and Shock Waves, 1982, 18(4): 427-429.
- [15] BISETTI F, EL MORSLI M. Kinetic parameters, collision rates, energy exchanges and transport coefficients of non-thermal electrons in premixed flames at sub-breakdown electric field strengths [J]. Combustion Theory and Modelling, 2014, 18(1): 148-184.
- [16] STARIKOVSKII A Y. Plasma supported combustion [J]. Proceedings of the Combustion Institute, 2005, 30(2): 2405-2417.
- [17] 蒋德明, 陈长佑, 杨嘉林, 等. 高等车用内燃机原理 [M]. 西安: 西安交通大学出版社, 2006: 59-65.
- [18] 殷燕. 氧气、氮气及其混合气体直流放电的蒙特卡罗模拟 [D]. 保定: 河北大学, 2003: 28-29.

(编辑 荆树蓉)

(上接第 77 页)

- [18] 卓蒙蒙, 张晓光, 姬程鹏, 等. 基于小波降噪与分形理论的滚动轴承故障诊断 [J]. 轴承, 2011, 6: 35-37.
- ZHUO Mengmeng, ZHANG Xiaoguang, JI Chengpeng, et al. Fault diagnosis of rolling bearing based on wavelet de-noising and fractal theory [J]. Bearing, 2011, 6: 35-37.
- [19] 夏均忠, 于明奇, 白云川, 等. 基于改进信息图与MOMEDA的滚动轴承故障特征提取 [J]. 振动与冲击, 2019, 38(4): 26-32.
- XIA Junzhong, YU Mingqi, BAI Yunchuan, et al. Fault feature extraction of rolling bearing based on improved information graph and MOMEDA [J]. Journal of Vibration and Shock, 2019, 38(4): 26-32.
- [20] WANG Zhijian, WANG Junyuan, ZHAO Zhifang, et al. A novel method for multi-fault feature extraction of a gearbox under strong background noise [J]. Entropy, 2018, 20(1): 10-26.
- [21] 唐贵基, 王晓龙. 参数优化变分模态分解方法在滚动轴承早期故障诊断中的应用 [J]. 西安交通大学学报, 2015, 49(5): 73-81.
- TANG Guiji, WANG Xiaolong. Parameter optimized variational mode decomposition method with application to incipient fault diagnosis of rolling bearing [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2015, 49(5): 73-81.

(编辑 武红江)