

结合 LMS 滤波和卷积盲分离的轴承故障诊断方法*

陆建涛¹, 殷齐涛¹, 杜 军², 杨旷智¹, 李舜酩¹

(1. 南京航空航天大学能源与动力学院 南京, 210001) (2. 中国航发四川燃气涡轮研究院 绵阳, 621000)

摘要 针对强噪声导致卷积盲源分离故障源信号估计精度较低的问题, 提出一种结合最小均方算法 (least mean square, 简称 LMS) 滤波和卷积盲分离 (robust multichannel blind deconvolution, 简称 RobustMBD) 的滚动轴承复合故障诊断方法。首先, 利用 LMS 滤波对含噪的轴承故障信号进行去噪预处理, 降低噪声对故障信号的影响; 其次, 通过构建时滞关联模型将卷积混合模型转换为瞬时混合模型, 并以归一化峭度为分离判据, 采用精确线搜索替代迭代搜索, 得到卷积盲分离方法鲁棒多通道盲解卷积; 然后, 对降噪后的复合故障信号采用鲁棒多通道盲解卷积进行盲源分离, 得到轴承的独立故障信号; 最后, 通过仿真和滚动轴承试验数据对提出的滚动轴承复合故障诊断方法进行了验证。结果表明, 与传统鲁棒多通道盲解卷积相比, 在强噪声情况下, 提出的方法能够有效分离出所有的故障信号。

关键词 滚动轴承; 故障诊断; 最小均方算法滤波; 卷积盲源分离

中图分类号 TH212; TH213.3

引 言

滚动轴承作为旋转机械中的重要零部件, 具有不可替代的关键作用^[1]。因为滚动轴承经常在变速、重载的恶劣环境下工作, 导致其不可避免地出现故障损伤, 轻则使系统失效停机, 重则造成机毁人亡的灾难性事故, 因此对滚动轴承进行故障诊断具有重要的意义^[2]。

实际工况下的轴承故障信号往往以复合故障信号的形式出现, 加大了故障诊断难度。常用的信号分解方法有经验模态分解^[3]、小波变换^[4]、变分模态分解^[5]等, 但上述方法对于频率相近的复合故障信号处理效果不佳, 无法精确分离出独立的故障信号。为了更好地确定故障类型, 需要研究滚动轴承的复合故障分解方法。

盲源分离能够在信号源和传输通道先验知识较少的情况下对源信号进行估计。Jutten 等^[6]研究了卷积混合模型下两种自适应的盲源分离算法, 对非白噪声和非平稳信号进行分离, 取得了较好的仿真结果。Zarzoso 等^[7]提出了具有特定信号源提取能力的鲁棒独立分量分析, 并将其用于心电扫描仪的信号提取。姜俊宏等^[8]基于鲁棒独立分量分析进行

了永磁同步电机的噪声源识别, 实现了永磁电机主要噪声源的依次提取。在实际情况下, 轴承复合故障信号往往还混合有噪声信号, 盲源分离方法在噪声存在的条件下分离结果不理想, 对后续的故障诊断造成干扰。因此, 含噪情况下的盲源分离方法还需要进一步完善。

国内外学者提出了许多信号降噪方法。Mamun 等^[9]研究了采用 4 种小波函数的离散小波变换, 对人的脑电信号进行去噪并取得了较好的结果。牛秀琴^[10]提出一种改进的领域均值滤波去噪算法用于椒盐噪声的滤除, 取得了更好的去噪效果。但是, 上述部分算法的实现较为复杂, 或仅能用于某些类型的噪声降噪。LMS 滤波收敛速度快、适应性强, 能够在保留源信号特征信息的基础上对噪声信号进行较好地滤除。孙华^[11]研究了变步长的 LMS 算法, 将其应用于舰船磁场信号的降噪处理实验, 结果表明, 该方法提高了信噪比。Reddy 等^[12]提出了归一化变步长的分块 LMS 滤波方法, 对心电信号进行仿真, 得到较小的信号失真与较高的峰值信噪比。

为了提高含噪情况下故障源信号估计效果, 笔者提出了一种结合 LMS 滤波和 RobustMBD 的滚动

* 国家重点研发资助项目 (2020YFB1709801); 中国航发四川燃气涡轮研究院外委课题资助项目 (GJLZ-2020-0056); 中央高校基本科研业务费资助项目 (NS2021010, YAH20008); 江苏省双创博士计划资助项目 (202030364)

收稿日期: 2022-03-30; 修回日期: 2022-08-05

轴承复合故障诊断方法。该方法用LMS滤波预处理去噪,再采用RobustMBD提取故障信号,得到独立的单一故障信号,能够在强噪声条件下对滚动轴承复合故障进行诊断。

1 RobustMBD方法

盲源分离模型按信号混合方式可分为瞬时模型和卷积模型,其中独立分量分析(independent component analysis, 简称ICA)是盲源分离中最基本、最成熟的方法^[13]。瞬时模型下的鲁棒ICA算法是以快速固定点算法为基础,采用归一化的峭度为独立性判据,并采用精确线搜索得到的改进算法,具有更快的收敛速度和鲁棒性更好的分离性能。考虑到振动体表面的卷积效应,卷积模型更加符合工程实际^[14]。通过构建时滞关联模型,把瞬时模型下鲁棒ICA方法推广至卷积模型,得到RobustMBD方法。

将采样点为 n 的模型扩展至采样点为 $2N+1$ 的采样模型,即

$$\begin{cases} x(n+N)=H(0)s(n+N)+\dots+ \\ H(R)s(n+N-R) \\ x(n+N-1)=H(0)s(n+N-1)+\dots+ \\ H(R)s(n+N-1-R) \\ \vdots \\ x(n-N)=H(0)s(n-N)+\dots+ \\ H(R)s(n-N-R) \end{cases} \quad (1)$$

将 P 维矢量 $\mathbf{w}_{\text{opt}}$ 表示为 $P(2N+1)$ 维矢量,即

$$\tilde{\mathbf{x}}(n)=[\mathbf{x}^T(n+N), \mathbf{x}^T(n+N-1), \dots, \mathbf{x}^T(n-N)]^T \quad (2)$$

其中 $\mathbf{x}^T(n)=[x_1(n), \dots, x_p(n)]$ 。

同理,将 Q 维矢量 $s(n)$ 表示为 $Q(2N+1-R)$ 维矢量,即

$$\tilde{\mathbf{s}}(n)=[\mathbf{s}^T(n+N), \mathbf{s}^T(n+N-1), \dots, \mathbf{s}^T(n-N-R)]^T \quad (3)$$

卷积模型可以表示为

$$\tilde{\mathbf{x}}(n)=\tilde{\mathbf{H}}\tilde{\mathbf{s}}(n)+\tilde{\mathbf{n}}(n) \quad (4)$$

其中:噪声 $\tilde{\mathbf{n}}(n)$ 为 $P(2N+1)$ 维矢量。

$\tilde{\mathbf{H}}$ 可以表示为

$$\tilde{\mathbf{H}}=\begin{bmatrix} H(0) & \dots & H(R) & 0 & 0 \\ 0 & & \vdots & & 0 \\ 0 & 0 & H(0) & \dots & H(R) \end{bmatrix} \quad (5)$$

其中: $\tilde{\mathbf{H}}$ 为 $P(2N+1) \times Q(2N+1-R)$ 维矩阵。

通过矩阵 $\tilde{\mathbf{H}}$ 完成了瞬时模型到卷积模型的转换^[15]。

RobustMBD方法以归一化峭度 $K(\mathbf{w})$ 为衡量非高斯性的代价函数,引入最优步长的精确线搜索来替代原有的迭代搜索,可将最优步长 μ_{opt} 表示为

$$\mu_{\text{opt}}=\arg \max_{\mu} \eta K(\mathbf{w}+\mu \mathbf{g}) \quad (6)$$

其中: $\mathbf{g}$ 为归一化峭度 $K(\mathbf{w})$ 的梯度。

式(6)的含义是寻找使对照函数 $K(\tilde{\mathbf{w}}+\mu \tilde{\mathbf{g}})$ 在 $\tilde{\mathbf{w}}+\mu \tilde{\mathbf{g}}$ 这一点达到最大值时的 μ ,即 μ_{opt} ^[16]。

最优步长更新分离矩阵为

$$\mathbf{w}^+=\mathbf{w}+\mu_{\text{opt}} \mathbf{g} \quad (7)$$

根据式(7),当分离矩阵 $\mathbf{w}^+$ 达到收敛条件时,即可对源信号 $s(n)$ 进行分离估计,对应的RobustMBD分离关系式为

$$\mathbf{y}(n)=\tilde{\mathbf{w}}^T \tilde{\mathbf{x}}(n) \quad (8)$$

其中: $\tilde{\mathbf{x}}(n)$ 为未经过白化处理的 $(2N+1)P$ 维列向量,省去白化处理过程可以消除其引入的误差影响。

当提取出单一的分离信号之后,利用正交三角分解方法将已提取信号的贡献从观测信号中消除,可以完成对混合信号的逐次提取。RobustMBD流程如图1所示。

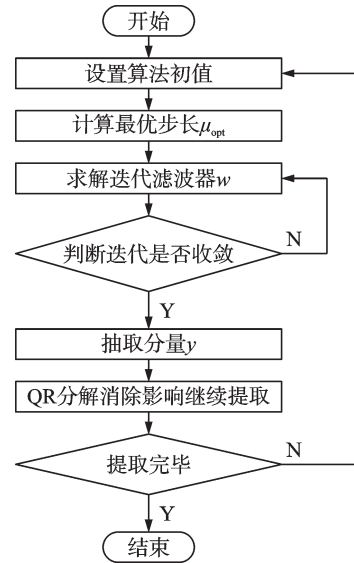


图1 RobustMBD流程图

Fig.1 Flowchart of RobustMBD algorithm

2 滚动轴承复合故障诊断方法

RobustMBD方法能将复合信号较好地分离,但在含噪条件下的分离性能会有所下降。为了在强噪声条件下实现滚动轴承的复合故障诊断,提出一种

结合LMS和RobustMBD的滚动轴承复合故障诊断方法。

2.1 LMS降噪方法

LMS滤波示意图如图2所示。

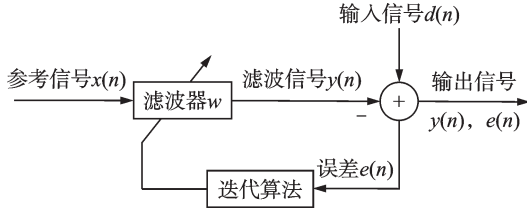


图2 LMS滤波示意图

Fig.2 Schematic diagram of LMS filter

LMS滤波的原型为维纳滤波,采用最小均方误差为计算准则。维纳滤波的目标是找到一组滤波器的权系数 w_{opt} ,使得通过这个滤波器后得到的输出和所期望的响应之间的均方误差达到最小值。 w_{opt} 表示为

$$w_{opt} = R^{-1}P \quad (9)$$

为了简化求解权系数时的矩阵求逆运算,LMS利用瞬时误差的平方来代替均方误差,采用梯度下降法对权系数进行逼近,最后得到一组最佳的权系数。

当LMS用作噪声消除模型时,输入信号为有用信号 $s(n)$ 夹带噪声 $v(n)$ 的混合信号 $d(n)$,其中 $s(n)$ 和 $v(n)$ 不相关。外界传感器采集到的噪声信号 $x(n)$ 作为参考信号输入,输出信号为滤波信号 $y(n)$ 和误差信号 $e(n)$ 。LMS算法的目标即误差 $e(n)=d(n)-y(n)$ 达到最小,经过迭代可以得到噪声 $v(n)$ 的逼近 $y(n)$ 。误差 $e(n)$ 的迭代过程可表示为

$$e(n)=d(n)-y(n)=d(n)-w^T x(n) \quad (10)$$

对应的滤波器系数更新公式为

$$w(n+1)=w(n)-\frac{\mu}{2}\nabla e^2(n)=w(n)+\mu e(n)x(n) \quad (11)$$

其中: ∇e^2 为均方误差的梯度; μ 为迭代步长。

当 $y(n)$ 不断逼近 $v(n)$ 时, $e(n)=s(n)+[v(n)-y(n)]$ 作为有用信号的逼近从滤波器中输出,完成对混合信号的降噪处理。

2.2 结合LMS和RobustMBD的故障诊断方法

该方法步骤如下:首先,对测得的含噪卷积混合

信号进行LMS滤波;其次,利用RobustMBD方法进行多通道盲解卷积,得到对源信号的估计。所提方法与传统的RobustMBD方法相比,在强噪声的环境下也能较好地分离卷积混合信号。结合LMS与RobustMBD的轴承故障诊断方法流程图如图3所示。

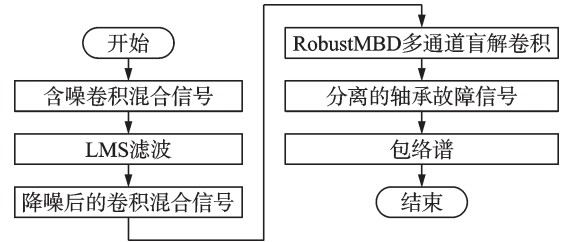


图3 结合LMS与RobustMBD的轴承故障诊断方法流程图

Fig.3 Flowchart of fault diagnosis method of bearing combined with LMS and RobustMBD

3 仿真分析

旋转机械工作时,旋转部件之间的振动相互耦合,因此采用正弦信号模拟转子不平衡故障,冲击信号模拟轴承裂纹故障,调幅信号模拟齿轮磨损故障,调频信号模拟非平稳工况的调制作用。将4种仿真信号卷积混合,得到观测信号。分别采用传统的RobustMBD方法与提出的诊断方法进行仿真对比,源信号为

$$\begin{cases} s_1 = \sin(2\pi \times 70t) \\ s_2 = 3 \times \text{repmat}[\sin(2\pi \times 80t)e^{-20t}, 1, 5] \\ s_3 = \sin(2\pi \times 205t)[1 + \sin(2\pi \times 16t)] \\ s_4 = \cos[2\pi \times 45t + \text{randn} + 4\cos(2\pi \times 7.5t + \text{randn})] \end{cases} \quad (12)$$

其中:repmat为重复函数;randn为随机函数。

加入信噪比为0的高斯白噪声以模拟实际情况下的环境噪声,采样频率 $f_s=5$ kHz,采样时间 $t=1$ s,源信号数目 $Q=4$,观测信号数目 $P=2$ 。根据式(6),设置峭度符号为 $[-1, -1, -1, 1]$,即可抽取正弦、调幅、调频3个亚高斯信号以及超高斯性的冲击信号^[16]。

仿真源信号时域波形及频谱如图4所示。卷积混合并加入高斯白噪声之后,仿真观测信号时域波形及频谱如图5所示。经过传统RobustMBD算法对混合信号进行盲源分离,得到分离信号的时域波形及频谱如图6所示。

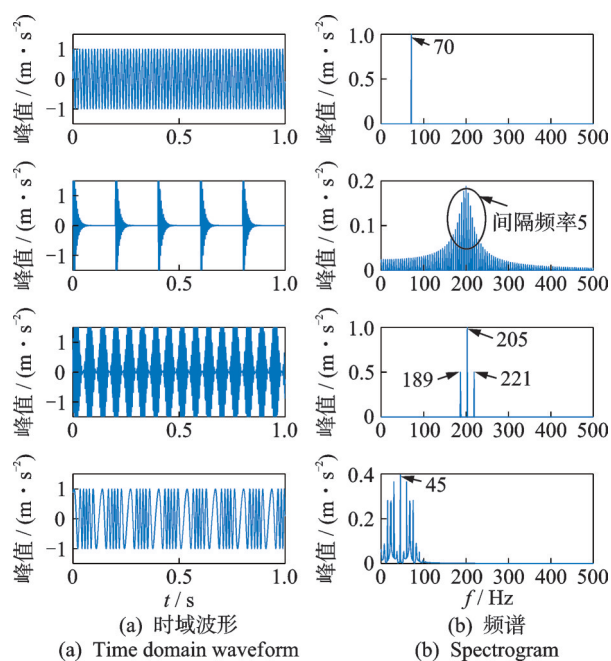


图4 仿真源信号时域波形及频谱

Fig.4 Time domain waveforms and spectrums of simulated source signals

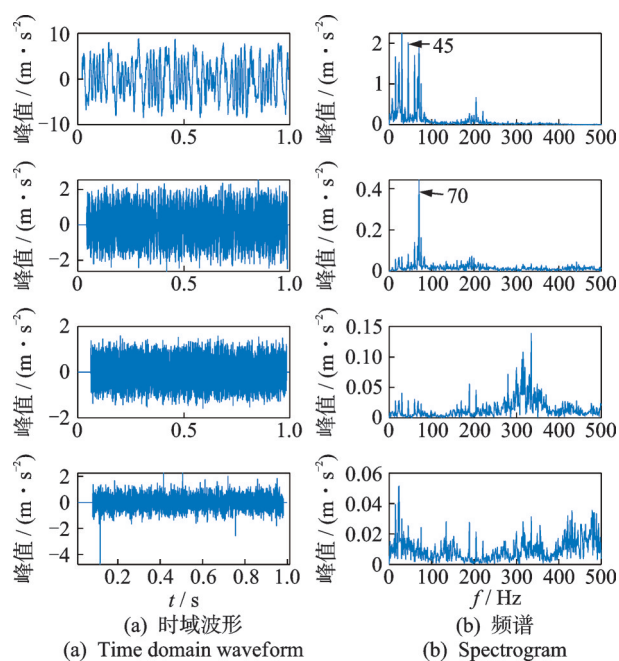


图6 传统RobustMBD分离信号时域波形及频谱

Fig.6 Time domain waveforms and spectrums of separated signals obtained by RobustMBD

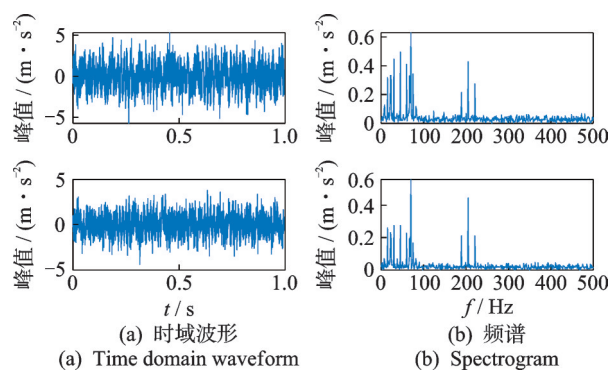


图5 仿真观测信号时域波形及频谱

Fig.5 Time domain waveforms and spectrums of simulated observation signals

由图6可以看出:前2个分离信号分别对应源调频信号和正弦信号;第3个分离信号频谱中,对应源调幅信号特征频率205 Hz的频率成分并不明显;第4个分离信号频谱没有突出的特征频率。因此,在强噪声影响下,传统RobustMBD方法未能取得理想的分离结果。

采用提出的方法对上述混合信号进行处理,得到的分离信号时域波形及频谱如图7所示。可以看出,4个分离信号分别与调频、正弦、调幅和冲击信号相对应,不仅较好地恢复了源信号的时域波形,而且在频谱中保留了特征频率成分。因此,所提方法在强噪声下的分离效果优于传统RobustMBD方法。

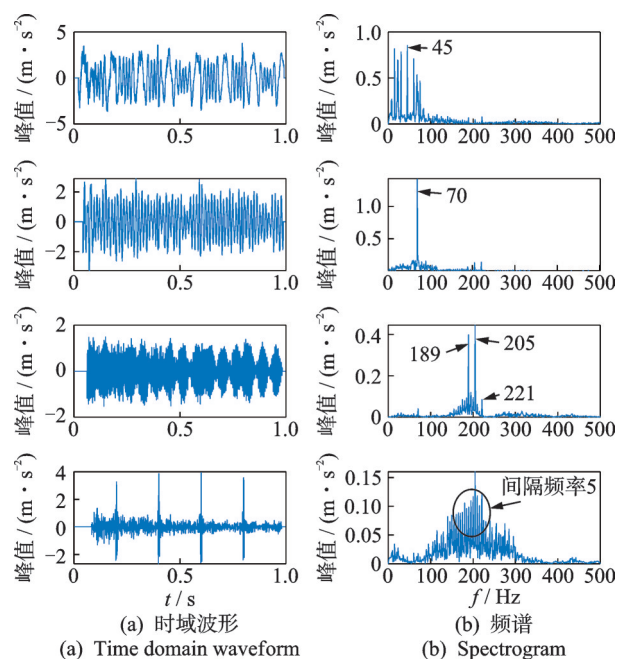


图7 提出方法分离信号时域波形及频谱

Fig.7 Time domain waveforms and spectrums of separated signals obtained by the proposed method

4 试验分析

为了验证本研究方法在滚动轴承复合故障诊断中的有效性,选用美国凯斯西储大学轴承数据^[17]进行验证。轴承试验台由1台1.5 kW的电动机、1个扭矩传感器、1个功率测试计和电子控制设备组成;

振动信号由轴承座上方加速度传感器采集。西储大学轴承试验台如图8所示。

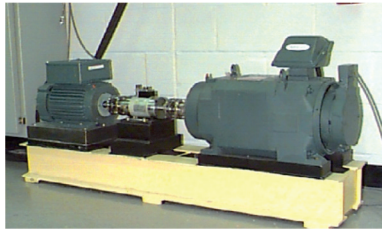


图8 西储大学轴承试验台

Fig.8 Bearing test platform of West Reserve University

故障轴承型号为6203-2RS SKF深沟球轴承,内径为25 mm,外径为52 mm,滚动体个数 $Z=9$,接触角 $\alpha=0^\circ$ 。轴承故障是由电火花加工而成的单点损伤,损伤直径为0.177 8 mm,共有内圈故障和外圈故障两种故障。试验台电动机转速为1 730 r/min,计算可以得到内圈故障的特征频率为156 Hz,外圈故障的特征频率为103 Hz。

将外圈故障、内圈故障和正常状态轴承的振动信号卷积混合,并加入信噪比为-10 dB的高斯白噪声以模拟噪声条件下的工况,生成2个观测信号来模拟2个加速度传感器的采集信号。采样频率为12 kHz,采样时间为1 s。试验源信号时域波形及频谱如图9所示。

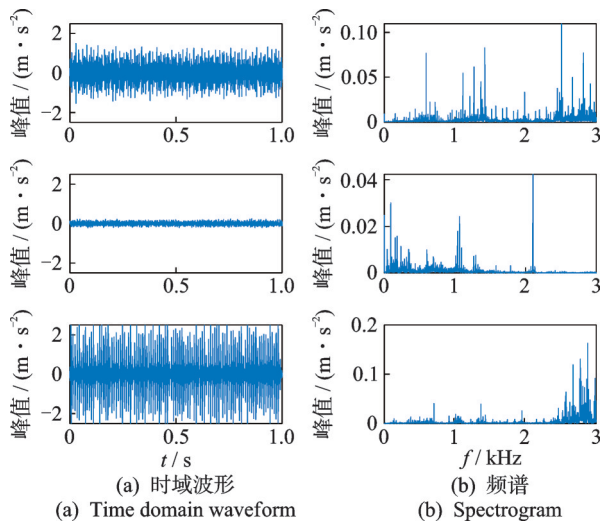


图9 试验源信号时域波形及频谱

Fig.9 Time domain waveforms and spectrums of the source signals in experiment

图9中3个源信号分别对应内圈故障、正常状态和外圈故障信号,可以看出内、外圈故障在时域中造成了冲击波形,频域中在2 500~3 000 Hz的高频段

也出现了调制频率。

将图9中的3个信号卷积混合并加入高斯白噪声,得到试验观测信号时域波形及频谱如图10所示。

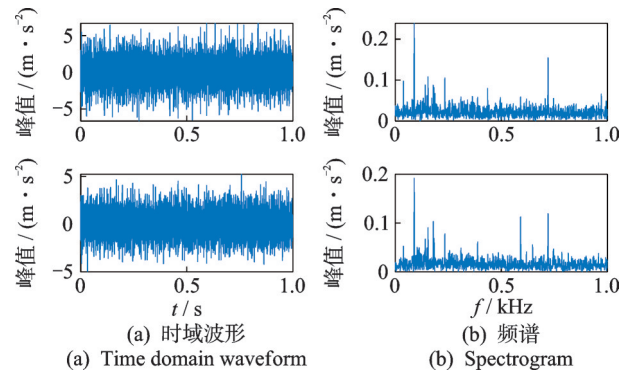


图10 试验观测信号时域波形及频谱

Fig.10 Time domain waveforms and spectrums of the mixed signals in experiment

对混合信号采用传统RobustMBD方法进行分离试验,得到的分离信号时域波形及频谱如图11所示。由图可以看出,传统RobustMBD方法在噪声较大的环境下对轴承复合故障信号的分离不太理想,时域波形受噪声的影响较大,频域的特征频率被噪声所淹没,无法对故障信号做出判断。

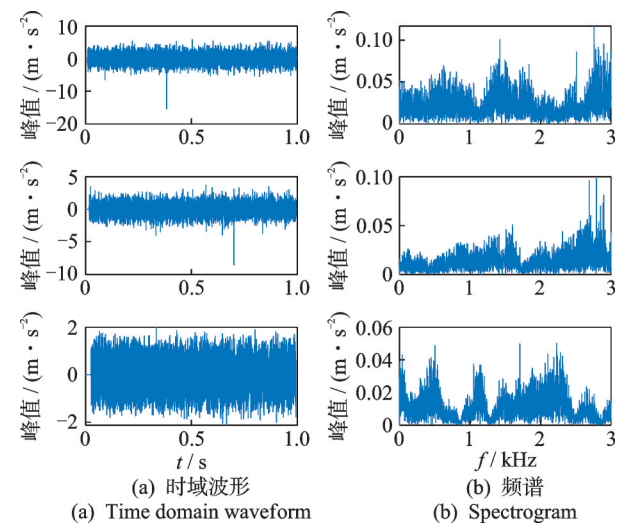


图11 试验RobustMBD分离信号时域波形及频谱

Fig.11 Time domain waveforms and spectrums of the separated signals obtained by RobustMBD in experiment

对图11中的分离信号进行包络谱分析试验,得到RobustMBD分离信号的包络谱如图12所示。可以看出:第1个包络谱中含有接近内圈故障特征频率的153 Hz及其倍频成分310,465和620 Hz,但由

于噪声成分很大,故障特征频率及其倍频被淹没,无法进行辨别;第2个包络谱中,含有外圈对应的故障特征频率103 Hz及其倍频成分207,413,516,620和723 Hz等,可判断为外圈故障信号;第3个包络谱中未含有突出的频率成分,不包含故障信息,且幅值较低,推测为正常状态信号。可见,传统的Robust-MBD方法未达到理想的分离效果。

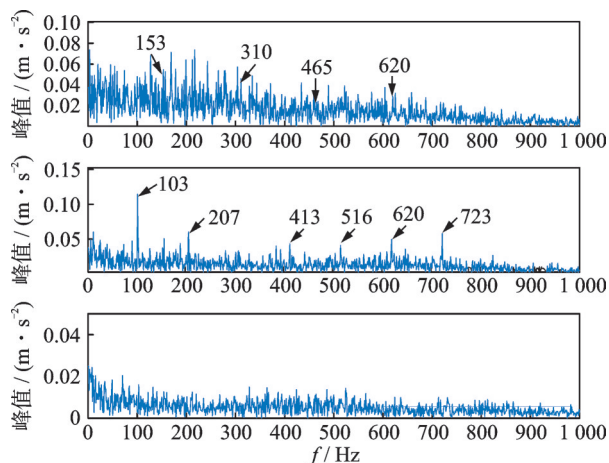


图12 试验RobustMBD分离信号的包络谱

Fig.12 Envelope spectrums of the separated signals obtained by RobustMBD in experiment

采用本研究方法对上述复合故障信号进行处理,得到的分离信号时域波形及频谱如图13所示。对该分离信号进行包络解调试验,得到的包络谱如图14所示。由图可以看出:3个包络谱都包含转频29 Hz及其倍频成分57 Hz;第1个包络谱信号中含

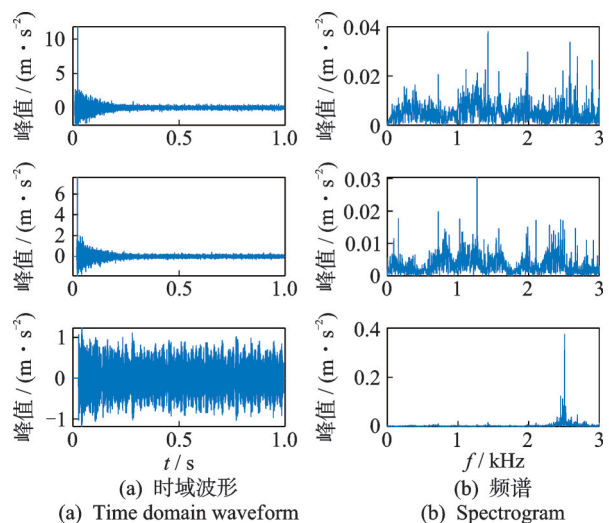


图13 提出方法分离信号时域波形及频谱

Fig.13 Time domain waveforms and spectrums of the separated signals obtained by the proposed method

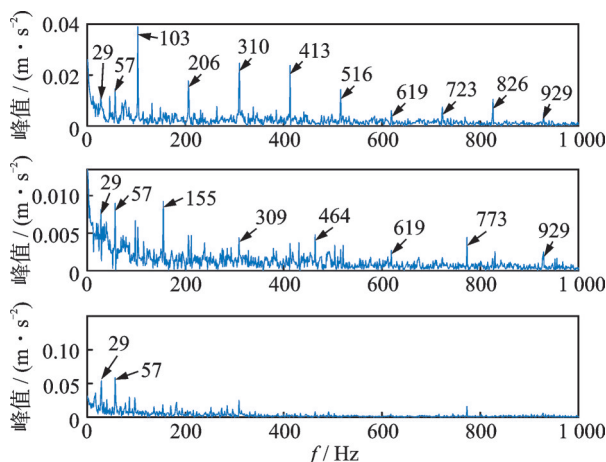


图14 提出方法分离信号的包络谱

Fig.14 Envelope spectrums of the separated signals obtained by the proposed method

有明显的外圈故障特征频率103 Hz及其倍频206,310,413,516,619,723,826和929 Hz;第2个包络谱信号中含有明显的内圈故障特征频率155 Hz及其倍频309,464,619,773和929 Hz;第3个包络谱信号除转频及其倍频外,无其他明显的故障特征频率成分。

由以上分析可知,3个包络谱分别对应为外圈故障、内圈故障和正常状态的信号。这说明所提方法在噪声下仍然对3种类型的信号进行了有效分离,分离结果明显优于传统RobustMBD方法。

5 结 论

1) LMS滤波用于信号的降噪处理,对含噪声信号取得了较好的噪声滤除效果。

2) 相比于传统方法,将LMS滤波用以降噪预处理,与RobustMBD方法结合得到一种滚动轴承复合故障的诊断方法,在强噪声条件下具有更高的故障诊断精度,能够从轴承复合故障信号中分离出内圈和外圈故障信号,实现了轴承的内圈和外圈故障诊断。

参 考 文 献

- [1] SONG X W, WANG H F, CHEN P, et al. Weighted kurtosis-based VMD and improved frequency-weighted energy operator low-speed bearing-fault diagnosis [J]. Measurement Science and Technology, 2021, 32(3): 035016.
- [2] WANG Z J, ZHOU J, DU W H, et al. Bearing fault diagnosis method based on adaptive maximum

- cyclostationarity blind deconvolution [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2022, 162: 108018.
- [3] GURTNER M, ZIPS P, HEINZ T, et al. Efficient oscillation detection for verification of mechatronic closed-loop systems using search-based testing [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2022, 163: 108112.
- [4] SHARMA V, RAGHUWANSHI N K, JAIN A K. Sensitive sub-band selection criteria for empirical wavelet transform to detect bearing fault based on vibration signals[J]. Journal of Vibration Engineering & Technologies, 2021, 9(7): 1603-1617.
- [5] LI H, LIU T, WU X, et al. An optimized VMD method and its applications in bearing fault diagnosis [J]. Measurement, 2020, 166: 108185.
- [6] JUTTEN C, THI H. Blind source separation for convolutive mixtures [J]. Signal Processing, 1995, 45(2): 209-229.
- [7] ZARZOSO V, COMON P. Robust independent component analysis for blind source separation and extraction with application in electrocardiography[C]// 2008 30th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. Vancouver, BC, Canada: IEEE, 2008: 3344-3347.
- [8] 姜俊宏, 刘茜, 陈勇, 等. 基于 EEMD-RobustICA 的车用永磁同步电机噪声源识别 [J]. 微特电机, 2020(1): 21-24, 29.
JIANG Junhong, LIU Qian, CHEN Yong, et al. Noise source identification of permanent magnet synchronous motors for vehicles based on EEMD-RobustICA [J]. Small & Special Electrical Machines, 2020(1): 21-24, 29. (in Chinese)
- [9] MAMUN M, AL-KADI M, MARUFUZZAMAN M. Effectiveness of wavelet denoising on electroencephalogram signals[J]. Journal of Applied Research and Technology, 2013, 11(1): 156-160.
- [10] 牛秀琴. 改进的邻域均值滤波去噪算法研究[J]. 长治学院学报, 2012, 29(2): 4-8.
NIU Xiuqin. Research on improved arithmetic of neighborhood mean filtering[J]. Journal of Changzhi University, 2012, 29(2): 4-8. (in Chinese)
- [11] 孙华. LMS算法在舰船磁场信号检测中的应用[J]. 舰船电子工程, 2013, 33(6): 150-152.
SUN Hua. Application of LMS algorithm in detection of ship magnetic signal [J]. Ship Electronic Engineering, 2013, 33(6): 150-152. (in Chinese)
- [12] REDDY D V R K, GOWRI T, RAJESH K, et al. Denoising artifacts from cardiac signal using normalized variable step size LMS algorithm [J]. Sensors and Transducers, 2015, 187(4): 138-145.
- [13] 王奉涛, 薛宇航, 王雷, 等. 基于流形学习的滚动轴承故障盲源分离方法 [J]. 振动、测试与诊断, 2020, 40(1): 43-47.
WANG Fengtao, XUE Yuhang, WANG Lei, et al. Blind source separation method for rolling bearing faults based on manifold learning [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2020, 40(1): 43-47. (in Chinese)
- [14] 潘楠, 伍星, 迟毅林, 等. 欠定盲解卷积用于滚动轴承复合故障声学诊断 [J]. 振动、测试与诊断, 2013, 33(2): 284-289.
PAN Nan, WU Xing, CHI Yilin, et al. Underdetermined blind deconvolution for acoustic diagnosis of composite faults in rolling bearings [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2013, 33(2): 284-289. (in Chinese)
- [15] THOMAS J, DEVILLE Y, HOSSEINI S. Time-domain fast fixed-point algorithms for convolutive ICA [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2006, 13(4): 228-231.
- [16] 朱冠汶. 盲源分离技术及其在水下兵器噪声源识别中的应用[D]. 西安: 西安交通大学, 2014.
- [17] Case Western Reserve University. Bearing data center [DB/OL]. [2022-03-10]. <https://engineering.case.edu/bearingdatacenter/download-data-file>.



第一作者简介:陆建涛,男,1990年3月生,博士、讲师。主要研究方向为盲信号处理、旋转机械故障诊断及智能故障诊断。

E-mail: lujt@nuaa.edu.cn