

基于 JADE-EMD 的滚动轴承故障检测

冯平兴¹, 张洪波²

(1.成都工业学院 网络与通信工程学院, 四川 成都 611731; 2.成都信息工程大学 通信工程学院, 四川 成都 610225)

摘要: 轴承故障分析在滚动传动系统中一直是研究的热点, 传统的轴承故障诊断方法往往建立在苛刻的约束条件之上, 如检测信号为单一的故障信号成分、既定的混合系统保持不变或者模型建立在无噪声的环境等。针对这些局限, 结合了独立成分分析(Independent Component Analysis, ICA)方法, 提出了一种基于特征矩阵联合相似对角化及经验模态分解(Joint Approximative Diagonalization of Eigen matrix-Empirical Mode Decomposition, JADE-EMD)的多故障动态盲分析技术。该方法的基本思想是基于多输入多输出的动态混合模型, 利用四阶统计量对随机噪声的盲辨识特性, 将滚动轴承正常工作时的平稳随机噪声看成一类常规的信号输入。接着通过动态的盲源分离技术将传感器接收到的混合信号分解成相互独立的成分, 最后对分离的故障信号进行 EMD 分解, 并得到多个基本模式分量函数(Intrinsic Mode Function, IMF)的分布结果。仿真研究表明, 该方法可以对带有故障的滚动轴承进行有效的诊断, 特别是在背景噪声较强的多轴承传动系统中, 能够有效避免多种故障信号之间的相互干扰, 相对于传统的单一直接检测方法而言, 可以进一步提高对故障轴承分析的准确性。

关键词: JADE-EMD; 动态盲分析; 滚动轴承; 故障检测

中图分类号: TN91

文献标识码: A

DOI: 10.16157/j.issn.0258-7998.201019

中文引用格式: 冯平兴, 张洪波. 基于 JADE-EMD 的滚动轴承故障检测[J]. 电子技术应用, 2021, 47(6): 71–76.

英文引用格式: Feng Pingxing, Zhang Hongbo. Fault test of rolling bearing based on JADE-EMD[J]. Application of Electronic Technique, 2021, 47(6): 71–76.

Fault test of rolling bearing based on JADE-EMD

Feng Pingxing¹, Zhang Hongbo²

(1.School of Network and Communication Engineering, Chengdu Technological University, Chengdu 611731, China;

2.School of Communication and Information Engineering, Chengdu University of Information Technology, Chengdu 610225, China)

Abstract: Bearing fault analysis has been a research focus in rolling transmission system. However, the traditional bearing fault diagnosis technology is usually based on strict constraints, such as the detection signal is a single fault signal component, the established hybrid system remains unchanged, and the model is established in noise free situation. Aiming at the limitation of this problem, combined with the independent component analysis(ICA) method, this study proposes a multi fault dynamic blind analysis method based on joint approximate diagonalization of eigenmatrix empirical mode decision(JADE-EMD). The basic idea of this method is based on the dynamic transmission system with multi input and multi output. Because of the blind identification characteristics for random noise with fourth-order statistics, the stationary random noise of rolling bearing in normal operation works as a kind of conventional signal input. Then, the mixed signals received by the sensor are decomposed into independent components by dynamic blind source separation technology. Finally, the separated fault signals are decomposed by EMD, and the distribution results of several basic mode component functions(IMF) are obtained. Simulation results show that the method can effectively diagnose the rolling bearing with faults. Especially in the multi bearing drive system, it can effectively avoid the mutual interference between various fault signals. Compared with the traditional single direct detection method, it can further improve the accuracy of fault bearing analysis.

Key words: JADE-EMD; dynamic blind analysis; rolling bearing; fault diagnosis

0 引言

滚动轴承是转动传输系统中的关键机械零件之一, 由于其表面光滑、滚道的尺寸精密, 因而早期故障的振动信号往往相对微弱^[1-4], 常常淹没在轴与齿轮的振动信号中, 而轴承的工作状态直接关系到整个机械传输系统的正常运行。为了保障机械系统的正常且安全可靠的

运行, 避免因轴承故障而对系统引起的次生损害^[5-9], 需要一种能动态监测并能有效的诊断滚动轴承的工作状况。本文的研究提出利用独立成分分析(Independent Component Analysis, ICA)和经验模态分解(Empirical Mode Decomposition, EMD)技术对轴承故障信号进行联合分析^[10], 通过利用这两种信号处理技术的优点实现了对轴承故

障信号的检测。

1 故障信号分析的原理

独立成分分析是 20 世纪 80 年代发展起来的一种信号处理技术, 它是从多维统计数据中寻找潜在因子或成分的一种方法。ICA 与其他的信号处理方法重要的区别在于, 它寻找满足统计独立的非高斯的成分。对于经典的 ICA 混合问题, 可以用以下数学模型来表征^[11]:

$$\mathbf{x} = \mathbf{As} \quad (1)$$

$$\mathbf{y} = \mathbf{Wx} \quad (2)$$

其中, $\mathbf{s} = [s_1, s_2, \dots, s_n]^T$ 为 n 维相互独立的非高斯信号源, \mathbf{A} 是一个 $n \times m$ 的混合矩阵, \mathbf{y} 是估计信号。在轴承故障检测过程中, 其作用机理相当于各故障信号及背景噪声对传感器的响应过程, $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_m]^T$ 是传感器的响应输出, \mathbf{W} 是为分离传感器响应数据而估计的矩阵。对于含噪声(N)的 ICA 问题, 可以定义为^[12]:

$$\tilde{\mathbf{x}} = \mathbf{As} + \mathbf{N} \quad (3)$$

或者:

$$\tilde{\mathbf{x}} = \mathbf{A}(s + N) \quad (4)$$

当噪声成分直接与传感器观测值混合或者是叠加到源信号之上时, 只要满足高斯成分不出超过既定的维数约束, 均可以转化为经典的 ICA 混合问题^[13]。相应地, 故障信号的估计也可以通过估计而得到。

2 JADE-EMD 算法

在 ICA 研究中, 特征矩阵的联合近似对角化(JADE)的提出是为了避免迭代过程中引起估计矩阵奇异化的问题。其主要原理是基于雅克比对角化去寻找独立成分, 在维度不高的情况下, 相对于其他的 ICA 分离算法, JADE 具有更高的收敛速度^[14]。

JADE 算法是基于白化后观测数据的四阶累积量, 它可以表示为:

$$\mathbf{Q} = \text{cum}(z_i, z_j, z_k, z_l) \quad (5)$$

其中, \mathbf{Z} 为通过一个白化矩阵而得到的投影数据^[15]:

$$\mathbf{Z} = \hat{\mathbf{W}}\mathbf{X} \quad (6)$$

而 $\hat{\mathbf{W}}$ 是一个与观测数据相关的白化矩阵。

JADE 算法的具体过程为:

(1) 根据观测到的数据, 计算其协方差矩阵, 并得到与之对应的白化矩阵 $\hat{\mathbf{W}}$;

(2) 根据得到的白化矩阵, 对数据进行白化处理, 同时生成与之对应的四阶累积量矩阵 \mathbf{Q} ;

(3) 联合对角化 \mathbf{Q} , 得到对应的对角化矩阵 $\hat{\mathbf{U}}$;

(4) 估计分离矩阵 $\hat{\mathbf{H}} = \hat{\mathbf{W}}^\dagger \hat{\mathbf{U}}$, † 表示共轭转置;

(5) 分离信号由 $\hat{\mathbf{Y}} = \hat{\mathbf{H}}\mathbf{X}$ 给出。

在步骤(3)中, 由于任一正交矩阵均不会改变矩阵元素的平方和, 因此非对角元素平方和的最小化等同于对角元素平方和的最大化^[16]。因此, 步骤(3)等价于对以下

代价函数的优化过程:

$$J_{\text{JADE}}(\hat{\mathbf{U}}) = \min \sum_{i=1}^n \text{off}(\hat{\mathbf{U}}^\dagger \mathbf{Q}_i \hat{\mathbf{U}}) \quad (7)$$

于是可以得到 JADE-EMD 算法的完整流程, 如图 1 所示。

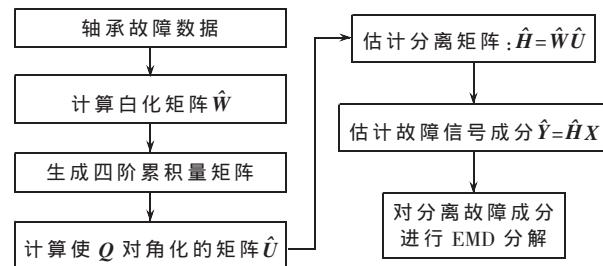


图 1 JADE-EMD 算法流程

从步骤(1)~(5)可以看出, JADE 算法不需要任何特殊的初始值、训练符号和步长。步骤(3)是对角化一个矩阵, 如果检测故障信号的维度不太高, 优化的过程具有很快的收敛速度。通过优化计算得到极小化矩阵 \mathbf{Q} 非对角元素的平方和便可以得到观测到的混合信号对故障信号的估计。此外, JADE 方法能够分离出统计上相互独立的信号, 因此它避免了某些轴承故障检测方法中有可能因为奇异性而估计到同一信号上的问题。

3 仿真分析

本研究所采用的实验数据来源于美国西储大学轴承数据中心, 如图 2 所示。仿真中共采用了包含轴承内圈(频率峰值出现在 290 Hz 附近)、外圈(频率峰值出现在 180 Hz 附近)、复合故障(频率峰值出现在 230 Hz 及 280 Hz 附近)等不同的信号成分。为了统一比较, 本节仿真的信号设定为幅度随时间的变化关系, 频谱图中为振幅($|Y(f)|$)随频率 f (单位 Hz)的变化关系。为了使得本研究接近真实的工作环境, 其中一个信号源是高斯噪声, 另外两个分别代表轴承构件内圈与外圈由于某些原因而处于病态的状态。混合过程由式(1)给出, 并且混合矩阵随机生成。高斯噪声通过式(3)或式(4)叠加到传感器接收到的信号之上。

由于在机械传动中, 轴承故障信号往往通过传动轴或者其他机械构件的传播而叠加到不同的传感器之上, 因此传感器接收到的信号可能是多个故障信号的叠加, 至少是单个故障信号与强背景噪声的叠加。在此种情况下, 如果直接对接收到的故障直接进行技术上的分析往往会造成误差甚至会得到一个错误的结果。故障信号经过随机信号的混合叠加到传感器后的信号在时域与频域上均与原信号存在较大的差异, 因此不能直接将其进行进一步的分析。

图 3 是利用 JADE-ICA 算法对传感器输出信号的分离结果, 对比图 2 和图 3 不难发现, 算法估计出的故障信号除了次序和幅度外, 时间域的波形和对应的频谱分

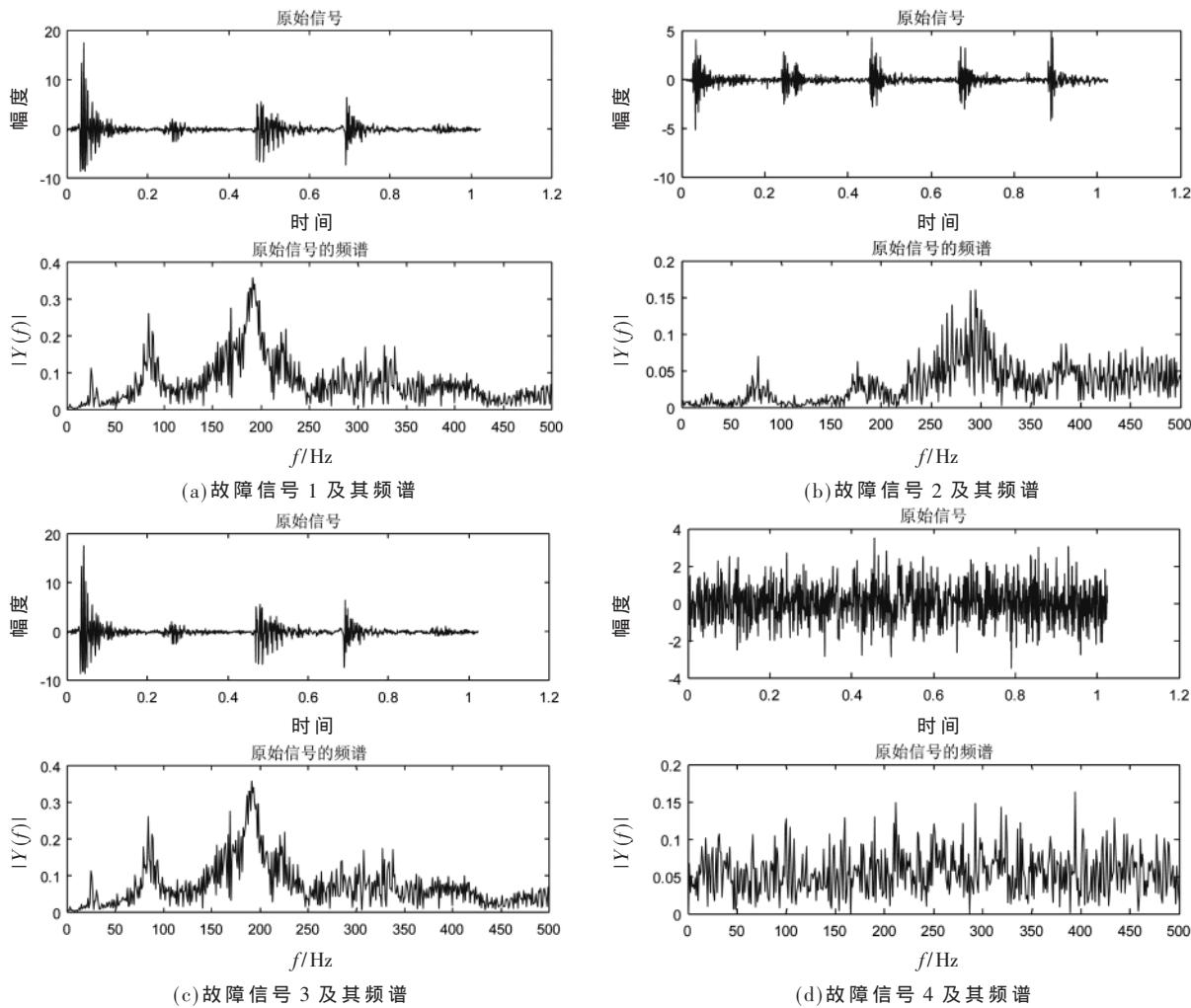


图 2 4 种不同的故障信号

布均与原故障信号保持一致。究其原因,是由于 ICA 算法在分离混合信号的过程中存在次序和幅度的不确定性,然而这并不影响对信号特征的分析。从这个意义上说,后续进一步的故障分析结果才能反映带病轴承的工况。此外,由于 JADE 算法是直接对传感器输出信号进行处理,并计算与之对应的四阶累积量矩阵及对角化矩阵,同时该方法是寻找传感器响应输出中的独立成分,因此估计出的结果并不会引起奇异性问题。

相比之下,在经典的轴承故障分析方法中往往直接对传感器输出信号进行分析,由于传感线输出混合了其他故障成分以及强背景噪声,因此最终的结果很可能与真实情况存在较大差异。

为了进一步分析轴承故障,将估计出的故障信号进行 EMD 分析,其结果如图 3~图 7 所示。由于 EMD 的分解是依据数据自身的时间尺度特征来进行信号分解,能使复杂信号分解为有限个本征模函数,所分解出来的各 IMF(Intrinsic Mode Function)分量包含了原信号的不同时间尺度的局部特征信号。因此,可以选取前 3 个 IMF 成分作为故障分析的主要构成。

对于图 4,容易发现 IMF1~IMF3 中频率成分分布相对均匀,从其幅度谱看,也符合高斯噪声的频谱特征。同时,将图 4 中 IMF1~IMF3 叠加后,其组成的频谱图与图 2(d)的频谱吻合,因此可以判断,图 4 故障信号的分析结果为轴承在工作中的环境噪声。

图 5 所示 IMF1~IMF3 的分布中,在 230 Hz 及 280 Hz 附近出现波峰值,与图 2(c)的谱成分进行比较,该故障信号的估计结果高度吻合,因此可以断定图 5(a)的分析结果为传输系统中轴承内圈外圈的复合型故障。

图 6 是对图 3(c)中估计信号的 IMF 分析结果,结合图 6 中前 3 个 IMF 成分的分析,其频谱幅度的峰值出现在 180 Hz 附近,同时,在 90 Hz 附近也出现了信号频率的波峰,显然,这是故障信号的倍频成分。分析结果中出现具有较强的倍频成分,相对而言,此频率成分在轴承的故障中属于低频的故障类型。据此可以判断此轴承存在磨损及不平衡等机械故障。此外,将其与图 2(a)的故障信号频谱有着良好的吻合,因此可以推断,图 6 的分析结果为轴承外圈的故障。

最后,图 7 是对应于图 3(d)中的 EMD 分析结果,结

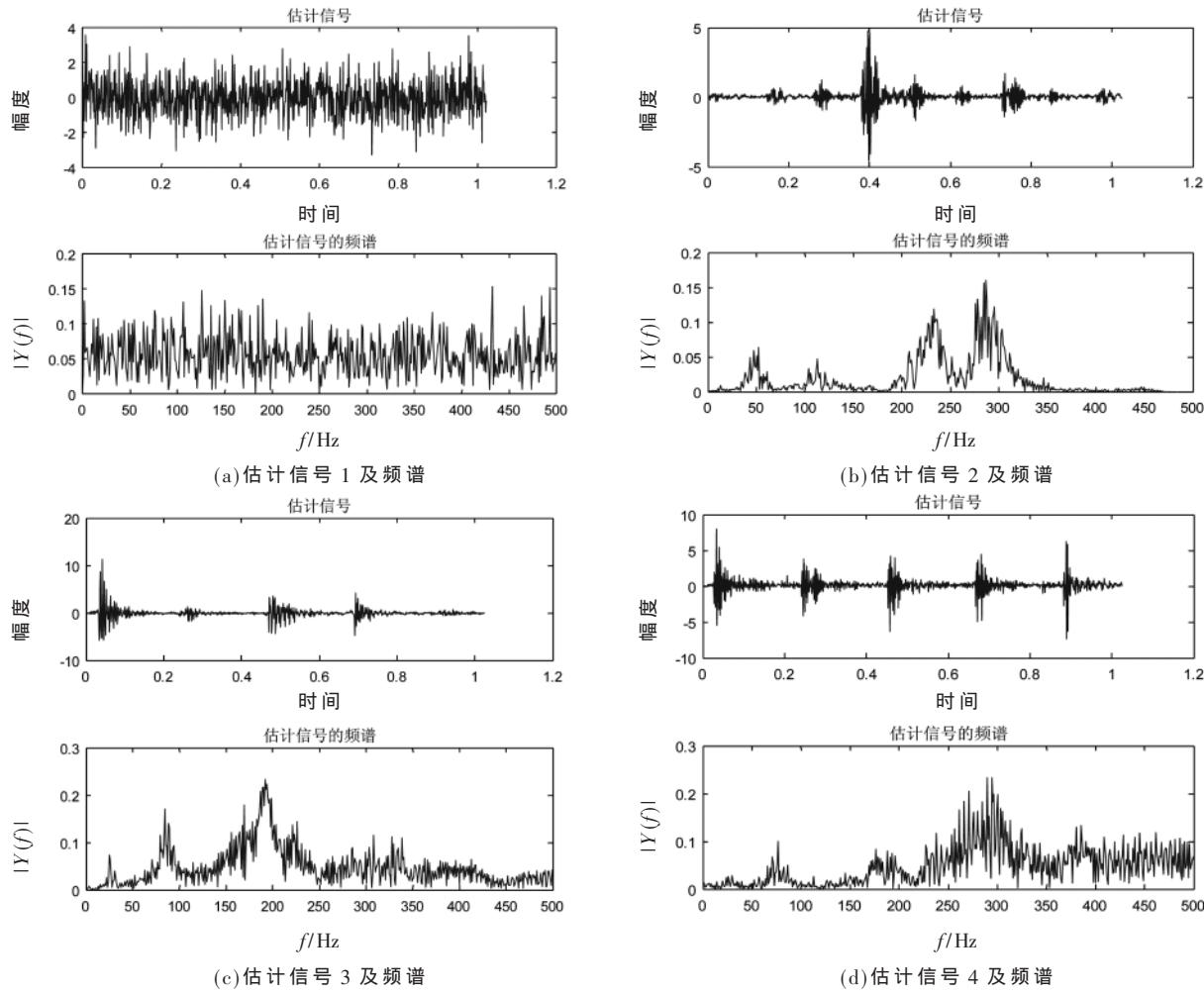


图 3 JADE-ICA 估计出的 4 种信号

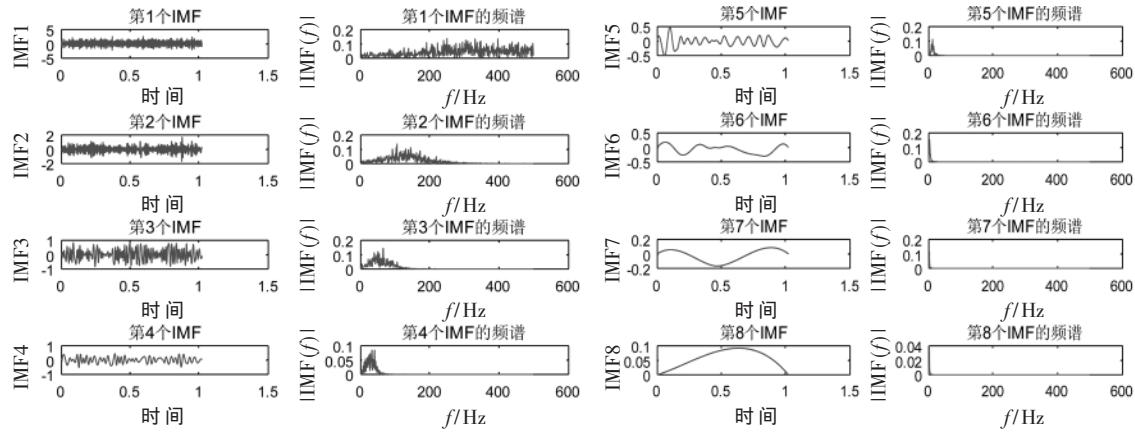


图 4 图 3(a)信号成分的 EMD 分析

合图 7 中前 3 个 IMF 成分, 其主要的频谱成分集中在 290 Hz 附近, 同时将其与图 2(b)进行比较有着很好的吻合。内圈产生损伤时, 如剥落、裂纹、点蚀等, 若滚动轴无径向间隙, 会产生倍频的冲击振动。通常滚动轴承都有径向间隙, 且为单边载荷, 根据损伤部分与滚动体发生冲击接触的位置不同, 振动的振幅会发生周期性的变

化, 即发生振幅调制。

此外, 如果它位于加载区域时, 产生的冲击会更加剧烈, 从而产生更高的振幅。当内圈故障位置移出加载区后, 其振幅又会降低, 并在轴承顶部达到最小值。在这种情况下内圈的故障频率被旋转频率所调制, 可以在频谱中看到边频带出现。因此, 可以判断图 7 的结果属于

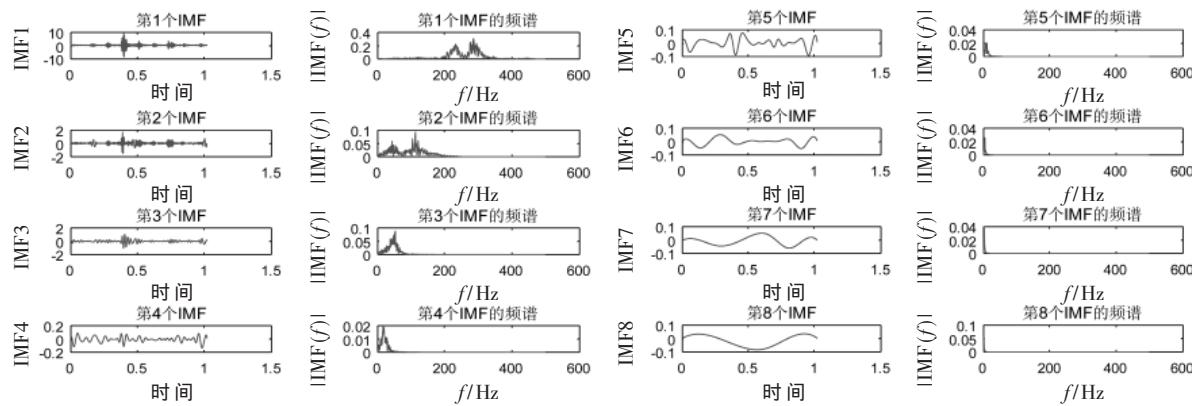


图 5 图 3(b)信号成分的 EMD 分析

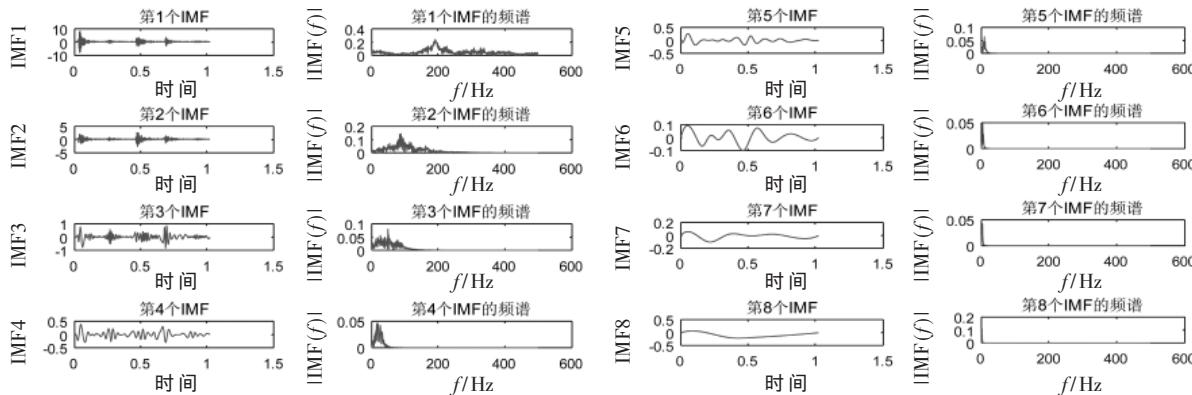


图 6 图 3(c)信号成分的 EMD 分析

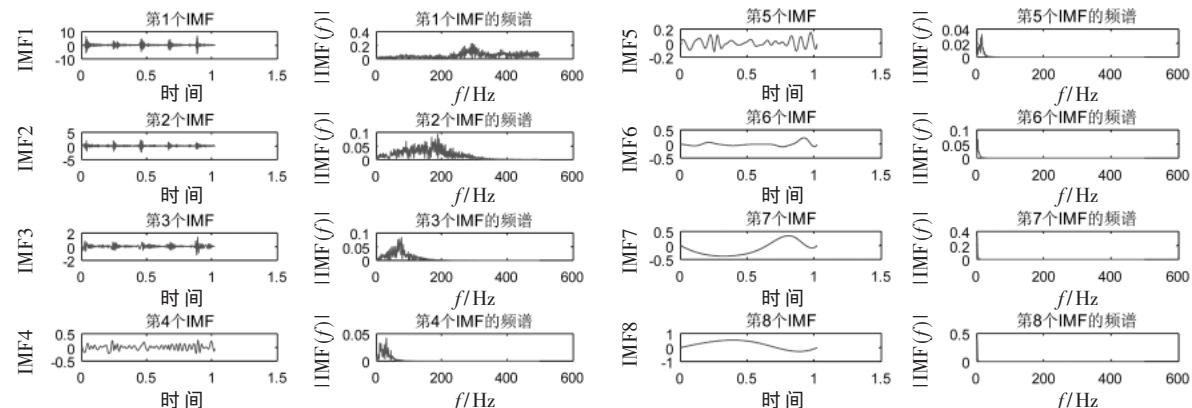


图 7 图 3(d)信号成分的 EMD 分析

轴承内圈的故障。

4 结论

本文提出的方法可以将轴承故障数据时间序列中真实存在的不同尺度或趋势分量逐级分解出来,产生一系列具有相同特征尺度的数据序列,分解后的序列与轴承故障数据序列相比具有更强的规律性。仿真实验表明,所提出的方法能在有背景噪声的环境中有效提取独立的故障成分,并能分辨噪声,在此基础上进一步利用EMD方法对分离出的故障信号实现有效的诊断。

参考文献

- [1] 母文峰,陈小虎,苏勋家.基于经验模式分解的单通道机械信号盲分离[J].机械工程学报,2011,47(4):12-16.
- [2] 蔡艳平,李艾华,石林锁.基于 EMD 与峭度的滚动轴承故障检测改进包络谱分析[J].振动与冲击,2011,30(2):168-172.
- [3] 乔保栋,陈果,曲秀秀.基于小波变换和盲源分离的滚动轴承耦合故障诊断方法[J].机械科学与技术,2012,31(1):53-58.

- [4] 胡爱军 , 马万里 , 唐贵基 . 基于集成经验模态分解和峭度准则的滚动轴承故障特征提取方法 [J]. 中国电机工程学报 , 2012 , 32(11) : 106–111.

[5] XIAO Y , FEI D , DING E . Rolling bearing fault diagnosis using modified LFDA and EMD with sensitive feature selection [J]. IEEE Access , 2017 , PP(99) : 1–1.

[6] AZERGUI M , ABENAOU A , BOUZAHIR H . A Teager–Kaiser energy operator and wavelet packet transform for bearing fault detection [J]. Smart Science , 2018 , 6(3) : 1–7.

[7] CHENG J , PENG Y , YU Y , et al. Adaptive sparsest narrow-band decomposition method and its applications to rolling element bearing fault diagnosis [J]. Mechanical Systems & Signal Processing , 2017 , 85 : 947–962.

[8] XIONG Q , XU Y , PENG Y , et al. Low-speed rolling bearing fault diagnosis based on EMD denoising and parameter estimate with alpha stable distribution [J]. Journal of Mechanical Science & Technology , 2017 , 31(4) : 1587–1601.

[9] YANG Y , Yu Dejie , CHENG J . A roller bearing fault diagnosis method based on EMD energy entropy and ANN [J]. Journal of Sound & Vibration , 2006 , 294(1) : 269–277.

[10] JIANG F , ZHU Z , LI W . An improved VMD with empirical mode decomposition and its application in incipient fault detection of rolling bearing [J]. IEEE Access , 2018(99) : 1.

[11] HYVÄRINEN A , KARHUNEN J , OJA E . Independent component analysis [M]. John Wiley & Sons , 2004 ; 234–235.

[12] HYVÄRINEN A , OJA E . Independent component analysis : algorithms and applications [J]. Neural Networks , 2000 , 13 (4) : 411–430.

[13] AÏSSA I , KARIM A M , DANIEL L G . Blind signal separation and equalization with controlled delay for MIMO convolutive systems [J]. Signal Process , 2010 , 90 : 2655–2666.

[14] DAVIES M E , JAMES C J . Source separation using single channel ICA [J]. Signal Processing , 2007 , 87 : 1819–1832.

[15] HYVÄRINEN A . Fast and robust fixed-point algorithms for independent component analysis [J]. IEEE Transactions on Neural Networks , 1999 , 10(3) : 626–634.

[16] CARDOSO J F , SOULOUMIAC A . Blind beamforming for non-Gaussian signals [J]. Radar & Signal Processing IEE Proceedings , 1993 , 140(6) : 362–370.

(收稿日期:2020-10-19)

作者简介：

冯平兴(1981-),男,博士,副教授,主要研究方向:盲信号处理、故障信号检测。

张洪波(1983-),男,博士,讲师,主要研究方向:信号传输与检测、新一代通信系统。



扫码下载电子文档

(上接第 70 页)

- principle composition analysis based features selection[C].
2017 Computing Conference ,London :IEEE ,2017:294–296.

[17] WANG L X ,GUO S T ,JIA C J.Recognition of digital modulation signals based on wavelet amplitude difference[C].
2016 7th IEEE International Conference on Software Engineering and Service Science(ICSESS) ,Beijing :IEEE ,2016 :627–630.

[18] REICHERT J.Automatic classification of communication signals using higher order statistics[C].IEEE International Conference on Acoustics ,Speech and Signal Processing ,San Francisco :IEEE ,1992 :221–224.

[19] 范海波 ,杨志俊 ,曹志刚 .卫星通信常用调制方式的自动识别 [J].通信学报 ,2004 ,25(1) :140–149.

[20] LIU G H ,XU M T.Research on a modulation recognition method for the FBMC–OQAM signals in 5G mobile

communication system[C].2018 13th IEEE Conference on Industrial Electronics and Applications(ICIEA), Wuhan : IEEE , 2018 : 2544-2547.

- [21] 李剑强, 崔伟亮, 江桦, 等. OQAM/OFDM 信号二阶循环平稳性分析 [J]. 电子与信息学报, 2011, 33(5): 1076–1081.
 - [22] 刘双平, 闻翔, 金梁. 一种抑制符号速率估计背景色噪声的非线性滤波算法 [J]. 电子学报, 2007, 35(1): 95–99.

七

邵凯(1977-),男,硕士,副教授,主要研究方向:多址接入、多载波传输。

六、李慧(1994-), 通信作者, 女, 硕士研究生, 主要研究方向: 多址接入,E-mail: 1287170320@qq.com。

周娟红(1994-),女,硕士研究生,主要研究方向:多址接入。



扫码下载电子书

版权声明

经作者授权，本论文版权和信息网络传播权归属于《电子技术应用》杂志，凡未经本刊书面同意任何机构、组织和个人不得擅自复印、汇编、翻译和进行信息网络传播。未经本刊书面同意，禁止一切互联网论文资源平台非法上传、收录本论文。

截至目前，本论文已经授权被中国期刊全文数据库（CNKI）、万方数据知识服务平台、中文科技期刊数据库（维普网）、DOAJ、美国《乌利希期刊指南》、JST 日本科技技术振兴机构数据库等数据库全文收录。

对于违反上述禁止行为并违法使用本论文的机构、组织和个人，本刊将采取一切必要法律行动来维护正当权益。

特此声明！

《电子技术应用》编辑部

中国电子信息产业集团有限公司第六研究所