

文章编号:1671-251X(2018)11-0100-05

DOI:10.13272/j.issn.1671-251x.2018050071

基于多准则融合的滚动轴承振动信号消噪方法

高彩霞, 吴彤, 付子义

(河南理工大学 电气工程与自动化学院, 河南 焦作 454000)

摘要:针对滚动轴承早期微弱故障特征难以提取的问题,提出了基于多准则融合的滚动轴承振动信号消噪方法。该方法采用集合经验模态分解(EEMD)方法对原始振动信号进行分解得到一组IMF分量,计算各阶IMF分量和原始振动信号的相关系数、各阶IMF分量和原始振动信号包络谱的J散度、各阶IMF分量的峭度值;分别根据相关系数准则、J散度准则、峭度准则选取有效IMF分量,将同时保留的IMF分量作为有效分量进行信号重构。实验结果表明,该方法可以有效地提取滚动轴承早期微弱故障信息,能够有效抑制经验模态分解(EMD)中的模态混叠问题,同时削弱低频噪声,突出高频共振成分,具有良好的自适应性。

关键词:滚动轴承;故障特征提取;消噪;集合经验模态分解;相关系数;J散度;峭度

中图分类号:TD67 文献标志码:A

网络出版地址:<http://kns.cnki.net/kcms/detail/32.1627.tp.20181026.1443.003.html>

Denoising method of vibration signal of rolling bearing based on multi-criteria fusion

GAO Caixia, WU Tong, FU Ziyi

(School of Electrical Engineering and Automation, Henan Polytechnic University, Jiaozuo 454000, China)

Abstract:In view of problem that early weak fault features of rolling bearings were difficult to extract, a denoising method of vibration signal of rolling bearing based on multi-criteria fusion was proposed. EEMD method was used to decompose original vibration signal to obtain a set of IMF components, then correlation coefficient of each IMF component and original vibration signal, J divergence of envelope spectrum of each order and original vibration signal, and kurtosis value of each IMF component are calculated. Effective IMF components are selected according to correlation coefficient criterion, J divergence criterion and kurtosis criterion, and the simultaneously retained IMF components are used as the effective component for signal reconstruction. The experimental results show that the can effectively suppress modal aliasing problem in EMD, and at the same time weaken low frequency noise and highlight high frequency resonance component, and has good adaptability.

Key words:rolling bearing; fault feature extraction; denoising; EEMD; correlation coefficient; J divergence; kurtosis

0 引言

轴承是旋转机械中支撑和传递动力的关键部件,也是最容易出现故障的部件。据统计,大约有

30%的旋转机械故障是轴承故障引起的,因此,轴承的健康状况直接影响整台设备的性能,故对轴承状态进行监测、及时发现并识别轴承故障具有重要的实际意义。

收稿日期:2018-05-22;修回日期:2018-09-26;责任编辑:胡娟。

基金项目:国家重点研发计划项目(2016YFC0600906)。

作者简介:高彩霞(1981—),女,江西九江人,副教授,博士研究生,研究方向为机电设备状态监测与故障诊断,E-mail:249419152@qq.com。

引用格式:高彩霞,吴彤,付子义.基于多准则融合的滚动轴承振动信号消噪方法[J].工矿自动化,2018,44(11):100-104.

GAO Caixia, WU Tong, FU Ziyi. Denoising method of vibration signal of rolling bearing based on multi-criteria fusion[J]. Industry and Mine Automation, 2018, 44(11): 100-104.

当滚动轴承处于故障早期阶段时,由于受环境噪声、振动传递过程的干扰及衰减、多振动源激励及其响应相互耦合、气隙、动载荷等诸多因素影响,其振动信号具有复杂的特征。对振动信号进行去噪处理后,能更好地提高信噪比,使后续处理得到更为准确的结果。经验模态分解(Empirical Mode Decomposition, EMD)方法克服了传统包络分析需要预先确定滤波器参数的难题^[1],因此,基于 EMD 的包络分析法在滚动轴承故障诊断中得到了广泛应用^[2-3]。该方法会产生模态混叠现象,目前大部分文献都是选取前几阶本征模态函数(Intrinsic Mode Function, IMF)分量作为有效分量,把其他 IMF 分量作为干扰和噪声去除,当原始信号的信噪比较低时,很难有效准确地提取故障特征^[4-5]。

集合经验模态分解(Ensemble EMD, EEMD)算法在振动信号中多次加入白噪声并进行 EMD 分解,然后对多次分解得到的 IMF 分量求平均值,这样既获得了准确的 IMF 分量,又消除了白噪声的影响,从而有效克服了 EMD 算法分解过程中因信号不连续产生的模式混叠问题^[6]。经 EEMD 分解的 IMF 分量更加独立,有利于后续的 IMF 选取。而直接选取前几阶 IMF 分量的方法会使得其他有效 IMF 分量丢失。为了将含有丰富故障信息的 IMF 分量选择出来,减少或去除虚假分量及噪声分量,本文将相关系数准则、J 散度准则和峭度准则相融合进行 IMF 分量选择,提出了基于多准则融合的滚动轴承振动信号消噪方法。因为 EEMD 算法本身较为成熟,本文不作具体介绍,而重点介绍如何基于多准则融合进行有效 IMF 分量的选择。

1 消噪方法流程

基于多准则融合的滚动轴承振动信号消噪方法流程如图 1 所示。首先采用 EEMD 方法对滚动轴承原始振动信号进行分解,得到一组 IMF 分量;然

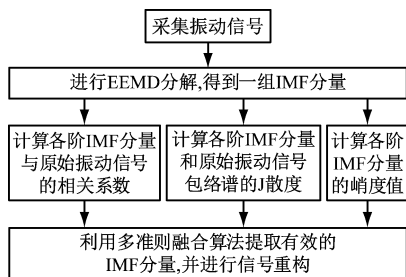


图 1 基于多准则融合的滚动轴承振动信号消噪方法流程

Fig. 1 Flow of denoising method of vibration signal of rolling bearing based on multi-criteria fusion

后计算各阶 IMF 分量与原始振动信号的相关系数、各阶 IMF 分量和原始振动信号包络谱的 J 散度、各阶 IMF 分量的峭度值;将相关系数准则、J 散度准则、峭度准则进行融合,选取有效的 IMF 分量,并进行信号重构。

2 多准则融合算法

多准则融合即分别根据相关系数准则、J 散度准则、峭度准则选取有效 IMF 分量,将同时保留的 IMF 分量作为有效分量进行信号重构。相关系数准则和 J 散度准则分别从时域和包络域分析 IMF 分量与原始振动信号的相似程度,根据设定的阈值实现虚假 IMF 分量剔除。融合这 2 个准则能提高 IMF 分量选取的区分度,减小阈值边界附近的误判,有效抑制低频干扰。根据峭度准则可选出含有丰富故障信息的 IMF 分量,增强故障特征。因此,基于多准则融合的滚动轴承振动信号消噪方法能抑制低频干扰,突出高频共振成分。

2.1 相关系数准则

用式(1)计算原始振动信号与各阶 IMF 分量的相关系数:

$$\rho_{x\text{IMF}_i} = \frac{\sum_{n=0}^{\infty} x(n)\text{IMF}_i(n)}{\sqrt{\sum_{n=0}^{\infty} x^2(n) \sum_{n=0}^{\infty} \text{IMF}_i^2(n)}} \quad (1)$$

式中: $x(n)$ 为原始振动信号序列; $\text{IMF}_i(n)$ 为分解后的第 i 阶 IMF 序列, i 为正整数, $0 < i < I$, I 为 IMF 分量个数。

真实的 IMF 分量与原始信号的相关系数较大,虚假的 IMF 分量与原始信号的相关系数较小,因此,可依据 IMF 分量与原始信号的相关系数的大小选取真实有效的 IMF 分量。具体方法如下:将 IMF 分量按相关系数从大到小的顺序排列,计算相邻相关系数的差值并找出差值最大的 2 个相关系数,将这 2 个相关系数对应的 IMF 分量及其之前的 IMF 分量视为有效分量^[7],即相关系数大于或等于这 2 个 IMF 分量的 IMF 分量均为有效分量。

2.2 J 散度准则

用式(2)计算原始振动信号与各阶 IMF 分量的 J 散度:

$$J = \frac{1}{2N} \sum_{j=1}^n \left[\frac{f_x(j)}{f_{\text{IMF}_i}(j)} + \frac{f_{\text{IMF}_i}(j)}{f_x(j)} \right] - 1 \quad (2)$$

式中: N 为采样长度; f_x 为样本信号的幅值谱或包络谱; f_{IMF_i} 为分解后的第 i 阶 IMF 分量的幅值谱或

包络谱。

J 散度是描述信号间谱距离的参数,可以反映 2 个信号间的相似程度,因此,可用 J 散度判断 EEMD 分解后的 IMF 分量与原始振动信号的相似程度。信号包络谱对轴承故障非常敏感,通过包络谱可以十分清晰地看到因故障冲击所形成的峰值,即在轴承故障的特征频率处会出现谱峰,且与频谱相比包络谱的谱线清晰简单。因此,可通过计算原始振动信号与其分解后的各阶 IMF 分量的包络谱的距离求出 J 散度。J 散度值越大,表明 IMF 分量与原始振动信号的相似程度越大,反之则越小,同一信号的 J 散度值等于 0。J 散度值一般横跨几个数量级,根据仿真比较及经验,本文设定数量级 1 为剔除域,即 J 散度值大于 1 的 IMF 分量被视为无效分量,小于或等于 1 的 IMF 分量被视为有效分量^[8]。

2.3 峭度准则

用式(3)计算各阶 IMF 分量的峭度:

$$K = \frac{\sum \frac{(x - \mu)^4}{\sigma^4}}{N} \quad (3)$$

式中: μ 为信号 x 的均值; σ 为信号 x 的标准差。

峭度是描述波形尖峰度的一个无量纲参数,与轴承的转速、尺寸及载荷等参数没有关系,但它对轴承造成的冲击信号格外敏感。滚动轴承正常状态时的振动信号接近正态分布,其峭度值在 3 左右,出现局部故障后,由于故障引起的冲击成分使振动信号偏离正态分布,其峭度值明显增大。因此,EEMD 分解后 IMF 分量的峭度值越大,说明其含有的故障冲击成分越多,携带的故障信息越丰富。依次计算出各阶 IMF 分量的峭度值,保留峭度值较大的 IMF 分量,把其他阶的 IMF 分量作为噪声直接去除,即可滤除低频干扰,突出故障信息。

3 实验分析

3.1 实验装置及条件

轴承振动信号故障数据来源于美国 Western Reserve University 滚动轴承研究中心,滚动轴承实验装置如图 2 所示。为模拟滚动轴承早期微弱故障,通过放电加工技术在驱动端轴承外圈的 3 点钟方向及内圈加工了直径为 0.017 78 cm 的单点故障。通过安装在电动机壳体驱动端的加速度传感器采集轴承振动信号,采样频率为 12 kHz。驱动端采用 SKF6205 深沟球轴承,其参数设置如下:滚道节径为 3.904 cm,铜球直径为 0.794 cm,铜球个数为

9,接触角为 0,采样频率为 12 000 Hz,采样点数为 8 192。由文献[9]中的理论公式可计算出滚动轴承内圈特征频率为 157.76 Hz。

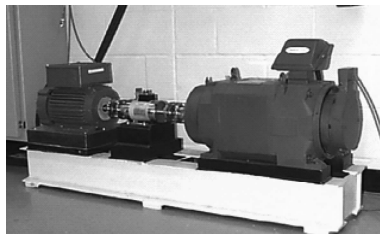
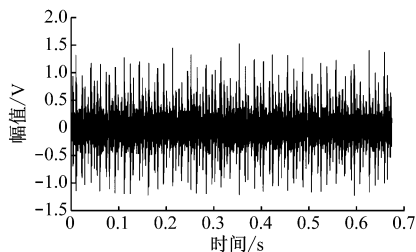


图 2 滚动轴承实验装置

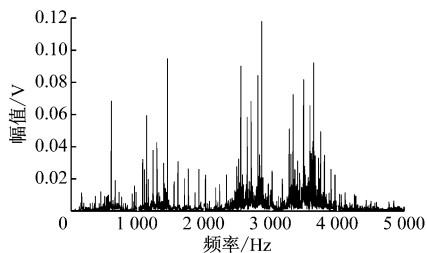
Fig. 2 Experimental device of rolling bearing

3.2 滚动轴承内圈故障分析

设置电动机转速为 1 748 r/min,在 1 492 W 负载下测试内圈故障数据,其时域波形及频谱如图 3 所示。



(a) 内圈故障时振动信号时域波形



(b) 内圈故障时振动信号频谱

图 3 内圈故障时振动信号时域波形及频谱

Fig. 3 Time domain waveform and amplitude spectrum of vibration signal of inner ring fault

从时域波形可以看出周期冲击成分,表明轴承出现了故障,但无法判断故障的类型。从频谱图中可以看出,在 2 500~4 000 Hz 之间存在高频共振区,但无法识别内圈故障特征信号。

内圈故障时原始振动信号包络谱及 EEMD 分解后的 IMF₁—IMF₈ 的包络谱分别如图 4、如图 5 所示。由图 4 可看出,包络谱中出现了转频(29.3 Hz)、二倍转频(58.59 Hz)、内圈故障特征频率(156.7 Hz)等谱线以外的若干波峰,不利于故障特征提取。

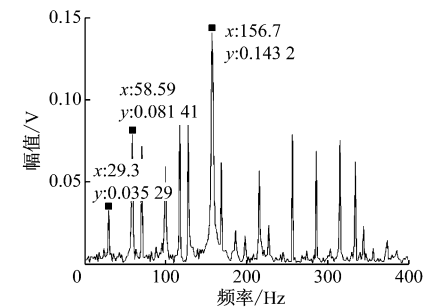


图4 内圈故障时原始振动信号包络谱
Fig.4 Envelope spectrum of original vibration signal of inner ring fault

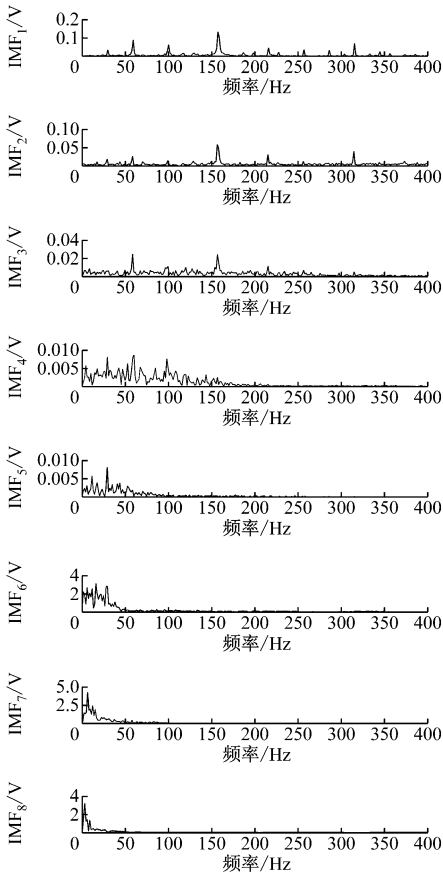


图5 内圈信号EEMD分解后IMF₁—IMF₈的包络谱
Fig.5 Envelope spectrum of IMF₁—IMF₈ after inner ring signal is decomposed by EEMD

选取转频、二倍转频、内圈故障特征频率与二倍转频的差、内圈故障特征频率处的幅值作为特征向量,计算 IMF₁—IMF₈ 分量和原始振动信号的相关系数、J 散度值、峭度值,并且相关系数按从大到小的顺序排列,结果见表 1。

由表 1 可知,相邻 2 个相关系数的最大差值在 IMF₁ 和 IMF₂ 之间,依据相关系数准则,前 2 阶 IMF 为有效分量,应予以保留。同时,IMF₁ 和 IMF₂ 与原始振动信号的 J 散度小于设定的剔除域

表 1 IMF 分量与内圈原始振动信号的相关系数、J 散度及各 IMF 分量的峭度
Table 1 Correlation coefficient and J divergence between each IMF component and original vibration signal of inner ring, kurtosis value of each IMF component

IMF 分量	相关系数	峭度	J 散度
IMF ₁	0.867 8	5.142 8	0.002 5
IMF ₂	0.387 7	4.016 8	0.677 4
IMF ₃	0.246 4	3.606 87	1.059
IMF ₄	0.129 8	3.159 4	3.489
IMF ₅	0.026 8	3.852	142.75
IMF ₆	0.023 3	3.168 4	150.47
IMF ₇	0.000 31	2.534 2	1 167.79
IMF ₈	−5.20E−05	3.159 3	739.23

1,依据 J 散度准则,应予以保留。IMF₁、IMF₂ 和 IMF₃ 的峭度值均大于 3,依据峭度准则,也应予以保留。因此,有效 IMF 分量为 IMF₁ 和 IMF₂。

对 IMF₁ 和 IMF₂ 分量进行叠加重构,重构后信号峭度值为 5.7,比原始信号的峭度值(5.5)有所增加;如对 IMF₁、IMF₂ 和 IMF₃ 分量进行叠加重构,重构后信号峭度值为 5.6,可见按文中提出的准则及其阈值选取 IMF 能够更有效地增强故障冲击信息。

内圈重构信号频谱如图 6 所示,对比图 3 所示的原始信号频谱可以看出,重构后信号的低频分量得到削弱,说明所提方法能滤除低频干扰,突出故障分量,提高信噪比。

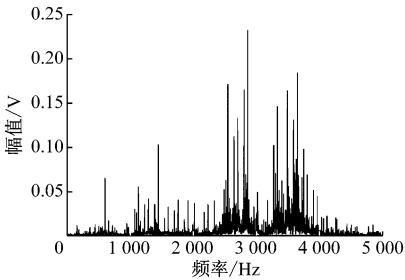


图6 内圈重构信号频谱
Fig.6 Spectrum of inner ring reconstruction signal
对重构后的信号进行 Hilbert 和傅里叶变换,得到其包络谱,如图 7 所示。

从图 7 可以看出,轴承内圈故障特征频率(156.7 Hz)处幅值为 0.27 V,大于原始信号包络谱的故障特征频率幅值 0.13 V,而且其余频率峰值也有所减小。

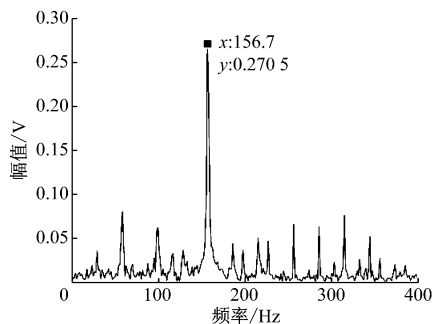


图7 内圈重构信号包络谱

Fig.7 Envelope spectrum of inner ring reconstruction signal

4 结语

针对滚动轴承早期故障时振动信号的冲击特征微弱、频谱成分复杂、具有非线性非平稳等特点,提出了基于多准则融合的滚动轴承振动信号消噪方法。重点介绍了IMF分量相关系数、J散度及峭度的计算及其相关阈值选取,给出了有效IMF分量的判断依据。将相关系数准则、J散度准则、峭度准则进行融合,选取有效的IMF分量,并进行信号重构。实验结果表明,重构后信号的低频分量得到削弱,说明所提方法能滤除低频干扰,突出故障分量,提高信噪比。

参考文献(References):

- [1] 郭艳平,颜文俊,包哲静,等.基于经验模态分解和散度指标的风力发电机滚动轴承故障诊断方法[J].电力系统保护与控制,2012,40(17):83-87.
GUO Yanping, YAN Wenjun, BAO Zhejing, et al. Fault diagnosis of bearing in wind turbine based on empirical mode decomposition and divergence index[J]. Power System Protection and Control, 2012, 40(17): 83-87.
- [2] 李辉,郑海起,唐力伟.声测法和经验模态分解在轴承故障诊断中的应用[J].中国电机工程学报,2006,26(15):124-128.
LI Hui, ZHENG Haiqi, TANG Liwei. Application acoustic emission and empirical mode decomposition to faults diagnosis of bearing [J]. Proceedings of the CSEE, 2006, 26(15): 124-128.
- [3] 程军圣,于德介,杨宇.基于SVM和EMD包络谱的滚动轴承故障诊断方法[J].系统工程理论与实践,

2005(9):131-136.

CHENG Junsheng, YU Dejie, YANG Yu. A fault diagnosis approach for roller bearing based on SVM and EMD envelope spectrum[J]. Systems Engineering Theory & Practice, 2005(9):131-136.

- [4] 雷亚国.基于改进Hilbert-Huang变换的机械故障诊断[J].机械工程学报,2011,47(5):71-77.
LEI Yaguo. Machinery fault diagnosis based on improved Hilbert-Huang transform [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2011, 47(5): 71-77.
- [5] 隋文涛,张丹, WANG Wilson.基于EMD和MKD的滚动轴承故障诊断方法[J].振动与冲击,2015,34(9):55-59.
SUI Wentao, ZHANG Dan, WANG Wilson. Fault diagnosis of rolling element bearings based on EMD and MKD[J]. Journal of Vibration and Shock, 2015, 34(9): 55-59.
- [6] 周智,朱永生,张优云,等.基于EEMD和共振解调的滚动轴承自适应故障诊断[J].振动与冲击,2013,32(2):76-80.
ZHOU Zhi, ZHU Yongsheng, ZHANG Youyun, et al. Adaptive fault diagnosis of rolling bearings based on EEMD and demodulated resonance [J]. Journal of Vibration and Shock, 2013, 32(2): 76-80.
- [7] 马宏伟,张大伟,曹现刚,等.基于EMD的振动信号去噪方法研究[J].振动与冲击,2016,35(22):38-40.
MA Hongwei, ZHANG Dawei, CAO Xiangang, et al. Vibration signal de-noising method based on empirical mode decomposition [J]. Journal of Vibration and Shock, 2016, 35(22): 38-40.
- [8] 丁常富,蔡志成.EMD中有效IMF选取方法的研究[J].热力发电,2014,43(1):36-40.
DING Changfu, CAI Zhicheng. Methods of selecting valid IMF in EMD [J]. Thermal Power Generation, 2014, 43(1): 36-40.
- [9] 黄中华,谢雅.基于Hilbert变换的滚动轴承内环和外环故障诊断[J].中南大学学报(自然科学版),2011,42(7):1992-1996.
HUANG Zhonghua, XIE Ya. Fault diagnosis of roller bearing with inner and external fault based on Hilbert transformation [J]. Journal of Central South University (Science and Technology), 2011, 42(7): 1992-1996.