

基于 VMD 和 MP 算法的旋转机械故障特征提取

许爱华 闫俊泉 伍旭灿 盖磊

(东北石油大学电气信息工程学院 大庆 163318)

摘要: 旋转机械故障振动信号为不平稳、非线性而且信噪比低的多分量信号,故障特征很难提取。小波分析方法受限于小波基和分解层次的选取,经验模态分解(EMD)等自适应分解方法存在模态混叠和虚假分量的问题,应用在旋转机械故障提取上容易误判。提出了利用匹配追踪算法(MP)改进变分模态分解(VMD)的故障诊断方法。通过构建合适的仿真信号仿真和对实测信号的仿真,验证了该方法的可行性和实用性。

关键词: 故障诊断; 时频分析; VMD; MP

中图分类号: TP14 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 470.40

Rotating machinery fault feature extraction based on VMD and MP algorithm

Xu Aihua Yan Junquan Wu Xucan Gai Lei

(School of Electrical and Information Engineering, Northeastern University of Petroleum, Daqing 163318, China)

Abstract: Rotating machine fault vibration signal is not stable, non-linear and low signal to noise ratio of multi-component signal, fault characteristics difficult to extract. Wavelet analysis method is limited by the selection of wavelet basis and decomposition level, empirical mode decomposition (EMD) and other adaptive decomposition method exists modal aliasing and false component problem, and is easy to misjudge in the extraction of rotating machinery. In this paper, a fault diagnosis method based on matching tracking algorithm (MP) is proposed to improve variational mode decomposition (VMD). The feasibility and practicability of the method are verified by constructing the simulation of the simulation signal and simulating the measured signal.

Keywords: fault diagnosis; time-frequency analysis; VMD; MP

0 引言

在旋转机械设备中,滚动轴承是最容易损坏同时也是最重要的零件之一。振动信号最能表现其运行状态。但该信号的非平稳、非线性和多分量性使得轻微故障的特征淹没在大量的噪声中,传统的小波,经验模态分解等基于时频分析的方法很难有效的对故障做出诊断^[1]。

近年来,小波变换由于具有很好的时频局部化特性,广泛应用于信号分析中^[2-3],但小波分析中的小波基和分解层次决定于信号的特点,而且窗函数持续在整个分析过程中,无法针对不同的信号做出调整^[4],缺乏自适应性限制了小波的分析性能^[5]。经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)等^[6-7]自适应分解的方法突破

了小波分析的局限,可以实现对振动信号的自适应滤波,但这种递归模式分解方法在理论上存在一些问题,如分解效果受包络方式的影响,存在端点效应和频率混叠的问题^[8]。

变分模态分解(variational mode decomposition, VMD)是 Dragomiretskiy 等人^[9]于 2014 年提出的一种自适应信号分解新方法,该方法在分解过程中通过循环迭代确定约束变分问题的最优解来确定分解得到的固有模态分量的频率中心和带宽,这就实现了对信号不同频率成分的分离。相比于 EMD、VMD 分解信号,具有收敛快、鲁棒性高的优点^[10]。

利匹配追踪算法^[11-15]对 VMD 算法分解后的模态函数进行匹配去噪,很大程度上提高了分解的精度和准确性和实用性。

1 变分模态分解基本原理

VMD 定义了本征模态函数 (intrinsic mode functions, IMF) 即:

$$uk(t) = Ak(t)\cos[\phi k(t)] \quad (1)$$

式中: $Ak(t)$ 为 $uk(t)$ 的瞬时幅值, t 为时间, $\phi k(t)$ 为瞬时相位函数, 设 $\omega(k)$ 为 $uk(t)$ 的瞬时频率, $\omega k = \phi'(t)$ 。

VMD 模型的构造和经典维纳滤波、Hilbert 变换和频率混合的求取。

假设多分量信号 f 由 k 个有限带宽的本征模态分量 (IMF) 分量 uk 组成, 且各本征模态分量的中心频率为 ω_k , VMD 方法建立的约束变分模型可以表示为:

$$\min_{\{uk\}, \{\omega_k\}} \left\{ \sum_k \left\| \partial_t \left[\left(\sigma(t) + \frac{j}{\pi t} \right) uk(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 \right\} \quad (2)$$

$$\sum_k uk(t) = f \quad (3)$$

式中: $\{uk\}$ 表示分解得到的 k 个 IMF 分量集合, $\{uk\} = \{u_1, \dots, u_k\}$; $\sigma(t)$ 为脉冲函数; $\{\omega_k\}$ 表示各分量的中心频率集合, $\{\omega_k\} = \{\omega_1, \dots, \omega_k\}$ 。该模型建立过程中, 首先对每个 $uk(t)$ 进行 Hilbert 变换得到解析信号并计算单边谱, 计算该调制信号梯度的平方 L^2 范数, 最后估计出各模态信号带。

为求上述约束变分问题的最优解引入如下形式的增广 La-grange 函数:

$$L(\{uk\}, \{\omega_k\}, \lambda) = \alpha \sum_k \left\| \partial_t \left[\left(\sigma(t) + \frac{j}{\pi t} \right) uk(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 + \left\| f(t) - \sum_k uk(t) \right\|_2^2 + \langle \lambda(t), f(t) - \sum_k uk(t) \rangle \quad (4)$$

式中: α 为二次项的惩罚参数, λ 为 Lagrange 乘子。求得的式(4)的鞍点。其分量可从式(5)中求得。

$$\hat{u}_k^{n+1}(\omega) = \frac{\hat{f}(\omega) - \sum_{i \neq k} \hat{u}_i(\omega) + \hat{\lambda}(\omega)/2}{1 + 2\alpha(\omega - \omega_k)^2} \quad (5)$$

式中: ω 为频率, $\hat{u}_k^{n+1}(\omega)$ 、 $\hat{f}(\omega)$ 、 $\hat{\lambda}(\omega)$ 分别为 u_k^{n+1} 、 $f(t)$ 、 $\lambda(t)$ 的傅里叶变换。

$\hat{u}_k^{n+1}(\omega)$ 可视将为当前剩余量 $\hat{f}(\omega) - \sum_{i \neq k} \hat{u}_i(\omega)$ 通过 Wiener 滤波的结果, 通过下式更新 ω_k^{n+1} 。

$$\omega_k^{n+1} = \frac{\int_0^\infty \omega |\hat{u}_k(\omega)|^2 d\omega}{\int_0^\infty |\hat{u}_k(\omega)|^2 d\omega} \quad (6)$$

VMD 方法具体实现过程如下:

- 1) 初始化 $\{\hat{u}_k^1\}$, $\{\hat{\omega}_k^1\}$, $\hat{\lambda}^1$ 和 n ;
- 2) $n = n + 1$, 开始循环;
- 3) for $k = 1 : K$, 由式(4)更新 \hat{u}_k^{n+1} ;
- 4) for $k = 1 : K$, 由式(5)更新 $\hat{\omega}_k^{n+1}$;
- 5) 由 $\hat{\lambda}^{n+1}(\omega) = \hat{\lambda}^n(\omega) + \tau [f(\omega) - \sum_{i \neq k} \hat{u}_i^{n+1}(\omega)]$ 更新 $\hat{\lambda}^{n+1}(\omega)$ 其中 τ 为步长更新系数;

6) 重复步骤 2) ~ 步骤 5), 直到满足条件 $\sum_k \|\hat{u}_k^{n+1} - \hat{u}_k^n\|_2^2 / \|\hat{u}_k^n\|_2^2 < \epsilon, \epsilon > 0$ 。

为判别精度, 结束循环, 得到 \hat{u}_k 和中心频率 ω_k , 再通过傅里叶逆变换求得 K 个有限宽的 IMF 分量 UK 。

2 匹配追踪算法基本原理

建立一个函数库 D 。其中基本函数 $g_i(t)$ 满足 $\|g_i(t)\| = 1$ 。这组函数并非互相独立, 而是有冗余的。把信号 $f(t)$ 分解成基本函数 $g_i(t) (i=1, 2, \dots)$ 的线性组合方式。

先从库中选出最为匹配的 $g_0(t)$ 。也就是内积 $\langle f(t) \cdot g_0(t) \rangle$ 是所有 D 中成员与 $f(t)$ 内积最大的一个

$$\langle f(t) \cdot \rangle > \langle f(t) \cdot g_i(t) \rangle \quad (7)$$

于是把 $f(t)$ 分解成:

$$f(t) = \langle f(t) \cdot g_0(t) \rangle g_0(t) + Rf(t) \quad (8)$$

$Rf(t)$ 是第一次匹配后的残余。因为 $Rf(t)$ 必定与 $g_0(t)$ 正交, 所以有:

$$\|f(t)\|^2 = |\langle f(t) \cdot g_0(t) \rangle|^2 + \|Rf(t)\|^2 \quad (9)$$

然后再对 $Rf(t)$ 做如上方式的匹配, 对残量不断重复迭代运算。第 n 次匹配后有:

$$R^n f(t) = \langle R^n f(t) \cdot g_n(t) \rangle g_n(t) + R^{n+1} f(t) \quad (10)$$

$$\|R^n f(t)\|^2 = |\langle R^n f(t) \cdot g_n(t) \rangle|^2 + \|R^{n+1} f(t)\|^2 \quad (11)$$

把 N 次匹配结果依次回代便可得分解公式。

$$f(t) = \sum_{n=0}^{N-1} \langle R^n f(t) \cdot g_n(t) \rangle g_n(t) + R^N f(t) \quad (12)$$

当信号空间维数为有限个数时, 可以得到, $\|R^n f(t)\|^2$ 将随 n 递增而迅速衰减至零。因此信号可表示为:

$$f(t) = \sum_{n=0}^{\infty} \langle R^n f(t) \cdot g_n(t) \rangle g_n(t) \quad (13)$$

而实际分解时可借助于下面的指标来判断。

$$\lambda(n) = \langle R^n f(t) \cdot g_n(t) \rangle / \|R^n f(t)\|^2 \quad (14)$$

随着 n 的增大, $\lambda(n)$ 将变小, 当其低于预定值时, 停止运算。库函数选取有单位能量的高斯函数。

$$g(t) = 2^{1/4} e^{-\pi t^2} \quad (15)$$

分解信号的小波库函数为:

$$g_{a_n, \tau_n, \omega_n}(t) = \frac{1}{\sqrt{a_n}} g \left[\frac{t - \tau_n}{a_n} \right] e^{-j\omega_n t} \quad (16)$$

相应的频域表示是:

$$G_{a_n, \tau_n, \omega_n}(\omega) = \sqrt{a_n} G[a_n(\omega - \omega_n)] e^{-j(\omega - \omega_n)\tau_n} \quad (17)$$

这样信号将最大相似的成分提取出来, 进行滤波也就是将最相似的成分去除实现滤除。

3 仿真信号分析

为验证方法的有效性, 利用正弦和高斯脉冲叠加信号模拟转子碰摩故障信号, 并向其中加白噪声, 仿真信号为:

$$x(t) = x_1(t) + x_2(t) + x_3(t)$$

$$x_1(t) = 4e^{-300 \times 2\pi \times t} \times \sin(2\pi \times 300t)$$

$$x_2(t) = \sin(100\pi t) + \sin(2\pi \times 300t)$$

式中： $x_1(t)$ 为周期冲击信号， $x_2(t)$ 为双频率叠加正弦信号， $x_3(t)$ 为高斯白噪声。

仿真信号如图1~3所示。

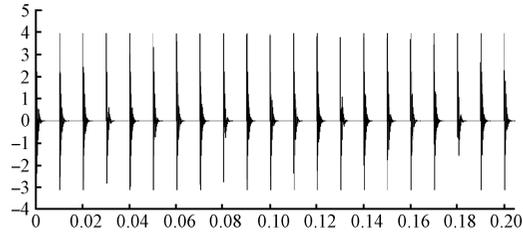


图1 周期冲击信号

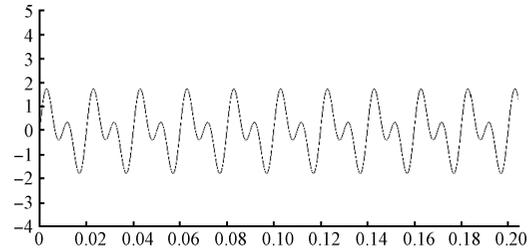


图2 双频率叠加正弦信号

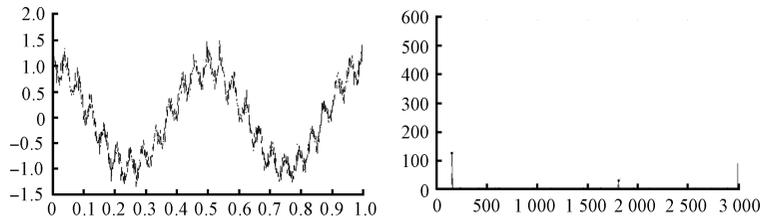


图3 仿真信号和频谱分析

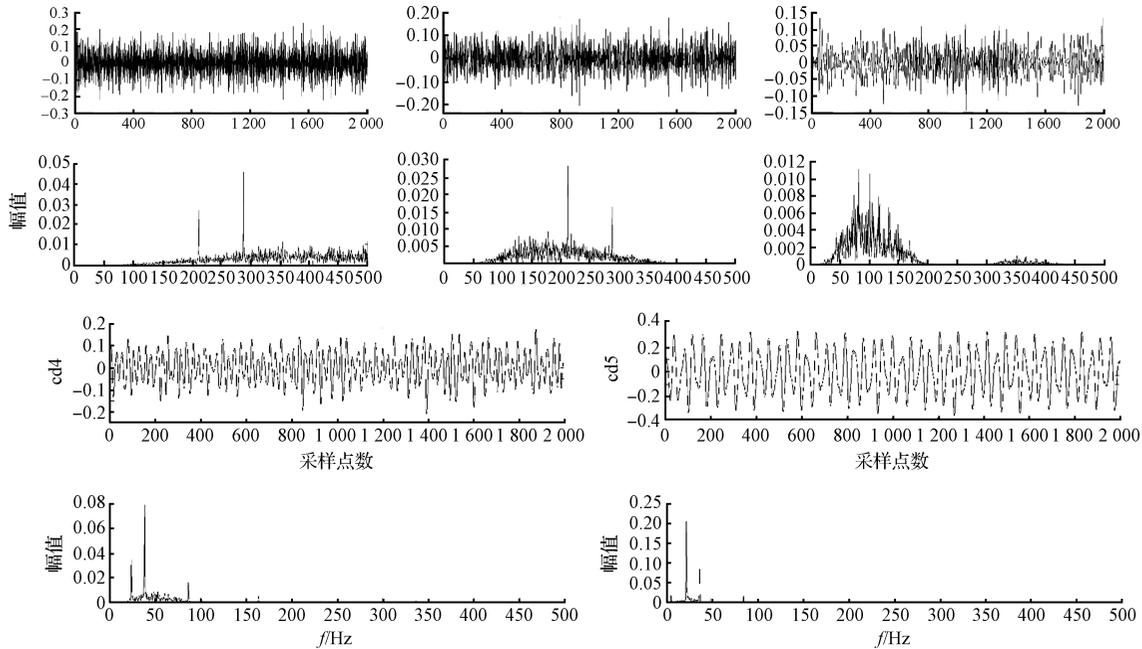


图4 小波分解

由图4可知小波方法保留了部分冲击分量,但正弦分量保持较差,且有噪声残留;其在处理轴承故障振动信号上分离效果很差,基本分离不出有效的信号。

从图5频域图可以看出,EMD每个模态函数分量的频率存在一定的虚假分量并有频率混叠的现象,有可能导致特征信息淹没在噪声中而无法提取;这是由于微弱信号嵌入在强信号的急剧变化的部分时,微弱信号不会产生局部极值点,EMD提取不出微弱信号,在其模态函数上产

生大量的伪分量和模态混叠的现象。而通过VMD算法得到的各模态分量的频率在一定范围内,模态混叠现象不是十分明显,避免了特征信息被分解淹没。

从图5和6可以看出,变分模态分解(VMD)分解的信号不仅不含有虚假分量,而且其模态都在一定的尺度之内,并且没有频率混叠现象。其分解效果明显优于经验模态分解方法和小波分解方法。

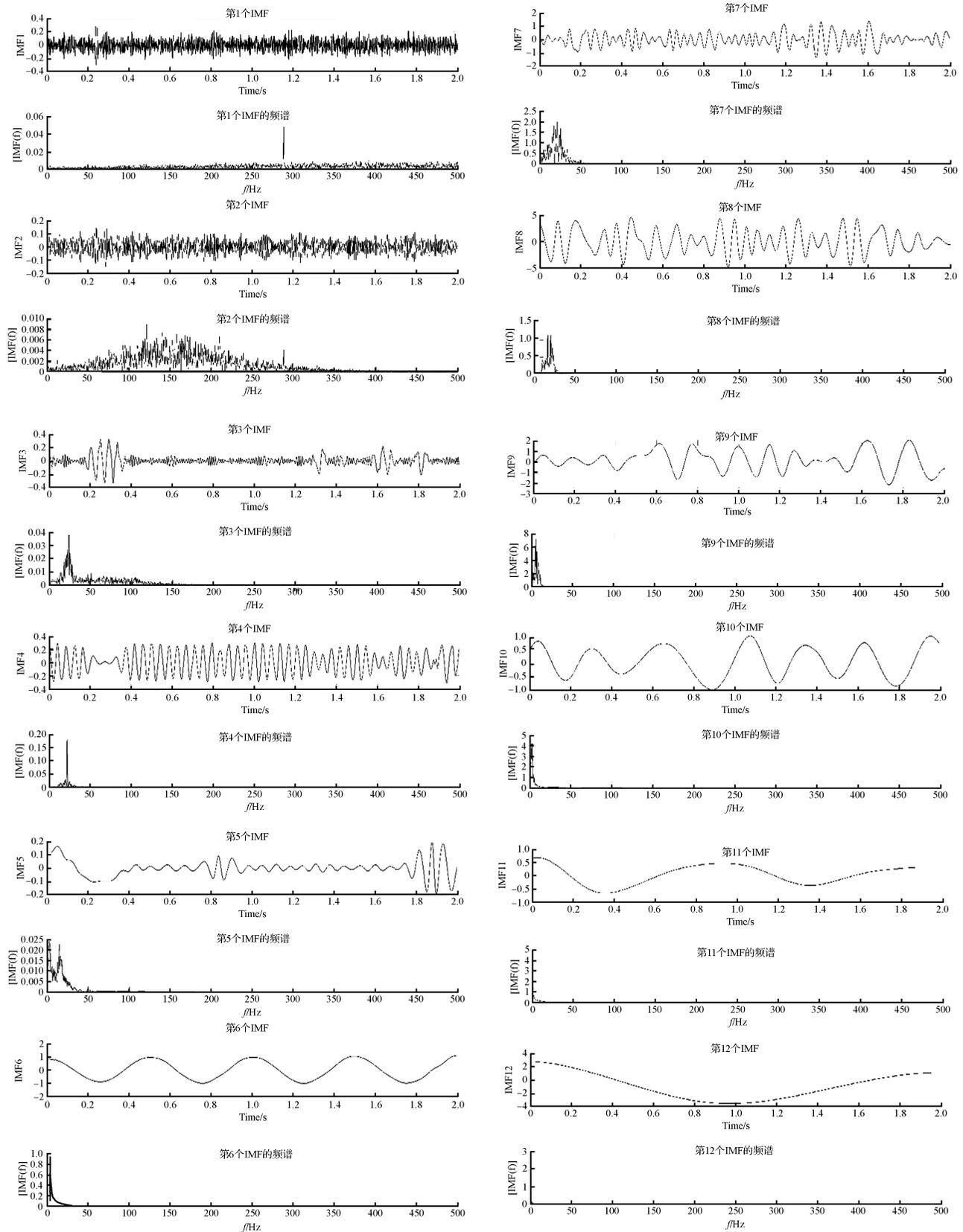


图5 EMD分解

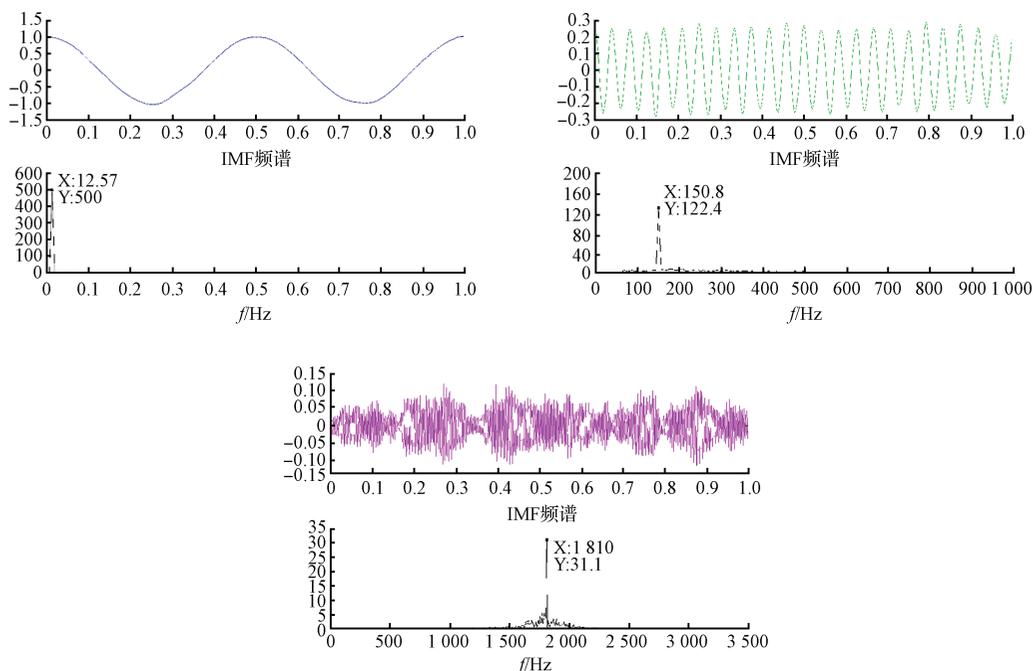


图6 VMD分解

4 实测信号分析

采用轴承实验平台提供的信号。其中使用SKF公司生产的6203-2RS型轴承,其结构为深沟球型。轴承的内圈直径长度为17 mm,外圈直径长度为40 mm,厚度为12 mm,滚动体直径为6.74 mm,接触角为 0° ,节径为28.5 mm,滚动体数目为8个。轴承实验台电机转速控制在1 200 r/min,输出轴带动负载。实验信号的采样点数为8 192个。

在实际故障试验装置中的传感器距离轴承较远,由于故障脉冲在传递路径上的衰减以及噪声的影响,经验模态分解(EMD)由于受到包络形式的限制很难对信号进行有效的提取,而变分模态分解(VMD)算法不断更新的优势,使各模态分量在一定带宽范围内避免了模态混叠,同时有较好的抗噪声干扰能力,能比较好的提取特征信息。本文将改进的VMD方法与原有VMD方法在实验信号分解上进行分解比较,其结果仿真如图7~9所示。

从图8可以看出常规VMD分解结果为:IMF1含有

389 Hz,467 Hz和545 Hz;IMF2含有1 323 Hz,1 401 Hz和1 479 Hz;IMF3含有1 557 Hz,1 635 Hz;1 712 Hz和1 868 Hz;图9中的仿真结果表明,改进的VMD算法分解后的特征更加明显:IMF1含有467 Hz和545 Hz;IMF2和IMF3分别只含有1 401 Hz和1 635 Hz。

从图8和图9比较可得出,改进的VMD方法不仅能有效去除伪分量,而且每个模态函数的模态均在一定的尺度范围之内,彼此之间不存在频率混叠的缺点,实现了特征的明显提取解。

5 结论

通过构建合适的仿真信号,并对其仿真和对实验台测试的信号进行仿真证明,改进的变分模态分解能够从含有强烈的背景噪声信号中,提取出微弱的故障特征。相比常用的变分模态分解(EMD),该方法分析效果更为明显、准确、有效;相比于常规的VMD分解,其效果更佳。但本文提出的分解方法也有不足之处,比如K值需事经验估计来设定,因此如何有效的选择K值有待于进一步研究。

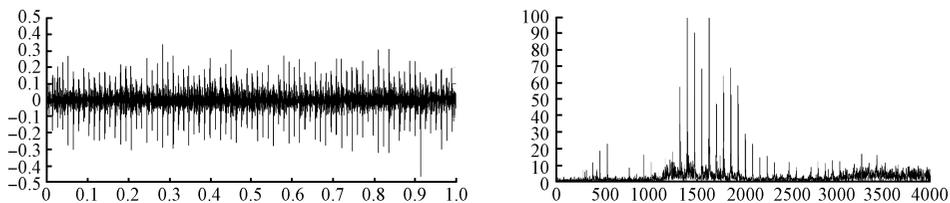


图7 原始信号及其频谱

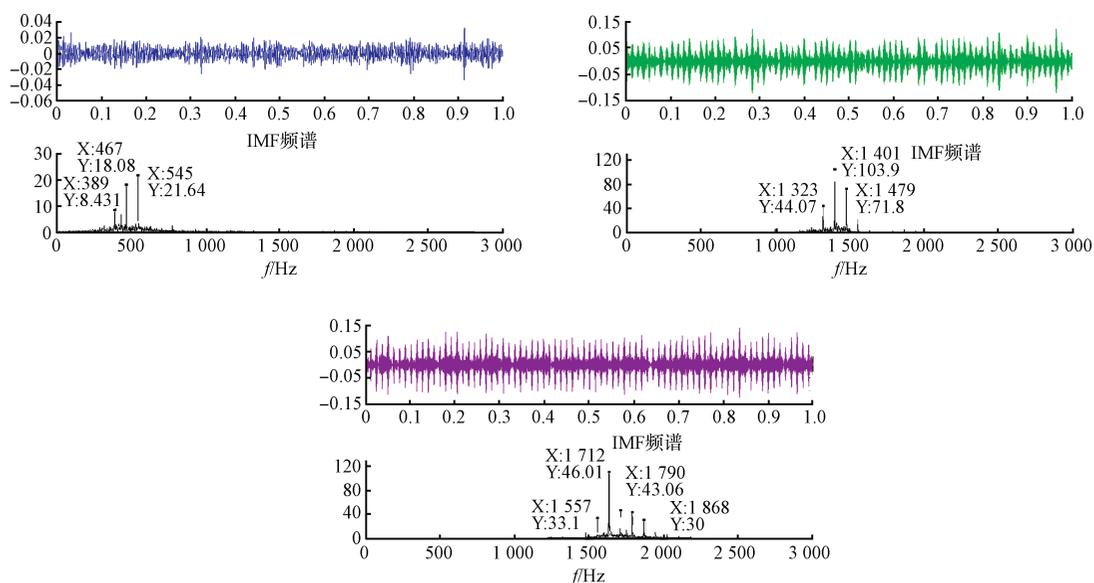


图8 VMD分解

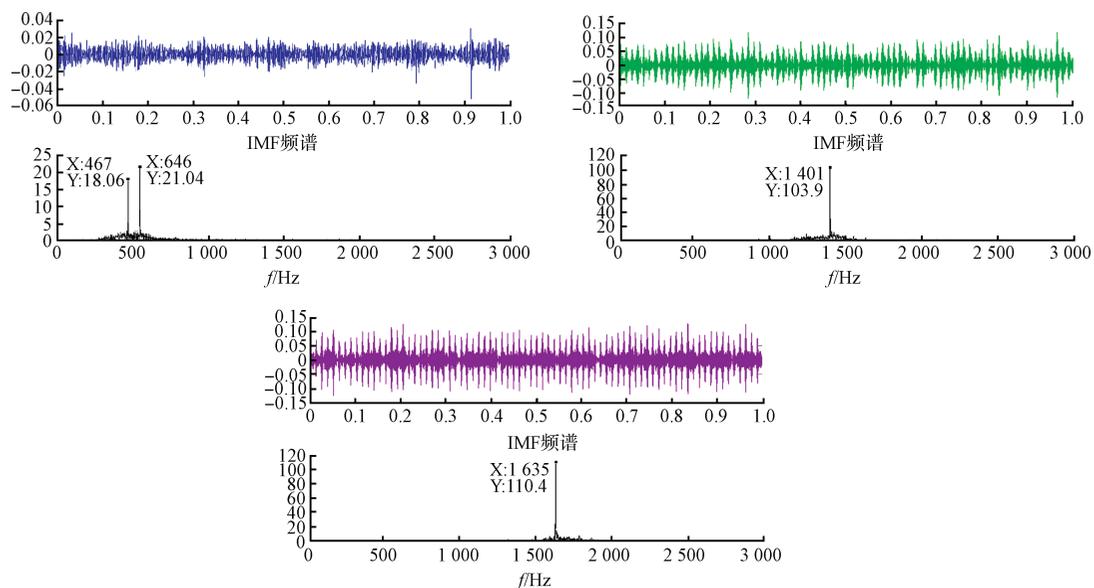


图9 VMD与MP结合分解

参考文献

- [1] 张龙,张磊,熊国良,等.基于多尺度熵的滚动轴承Elman神经网络故障诊断方法[J].机械科学与技术,2014,33(12):1854-1858.
- [2] 石明江,罗仁泽,付元华,等.小波和能量特征提取的旋转机械故障诊断方法[J].电子测量与仪器学报,2015,29(8):1114-1120.
- [3] 李鑫.小波分析在滚动轴承故障信号处理中的应用[J].国外电子测量技术,2013,32(6):65-67,71.
- [4] YAN R Q. Base wavelet selection for bearing vibration signal analysis[J]. International Journal of Wavelets Multiresolution and Information Processing, 2009,7(4):411-426.
- [5] 段礼祥.基于小波包理论的往复泵故障特征提取研究[J].石油矿场机械,2007,36(1):1-4.
- [6] 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,(17):83-87.
- [7] 时培明,丁雪娟,李庚,等.一种EMD改进方法及其在旋转机械故障诊断中的应用[J].振动与冲击,2013,32(4):185-190.
- [8] 陈鹏飞,陈卫,高星伟,等.LMD和支持向量机相结合的齿轮毂故障诊断方法[J].机械科学与技术,2015,34(10):1599-1603.
- [9] DRAGOMIRETSKIY K,ZOSSO D. Variational mode

- decomposition[J]. IEEE Transactions on Signal Processing: A publication of the IEEE Signal Processing, 2014, 62(3):531-544.
- [10] 郑小霞,周国旺,任浩翰,等. 基于变分模态分解的风机滚动轴承早期故障诊断[J]. 轴承, 2016(7):48-53.
- [11] 崔志强,王宁,机清泉,等. 基于分层匹配追踪算法的电能质量复合扰动参数辨识方法[J]. 电力自动化设备, 2017, 37(3):153-159.
- [12] 王林,蔡改改,高冠琪,等. 基于改进 MP 的稀疏表示快速算法及其滚动轴承故障特征提取应用[J]. 振动与冲击, 2017, 36(3):176-182.
- [13] 谭子龙,王雪梅,许哲,等. 基于匹配追踪算法的激波信号特征提取[J]. 应用声学, 2014, 33(6):547-553.
- [14] 赵天姿,宋炜,王尚旭,等. 基于匹配追踪算法的时频滤波去噪方法[J]. 石油物探, 2008, 47(4):367-371.
- [15] 陈雷,郑德忠,赵兴涛,等. 基于匹配追踪稀疏分解的电能质量扰动检测[J]. 仪器仪表学报, 2015, 36(11):2401-2410.

作者简介

许爱华,东北石油大学副教授,主要研究方向为电力系统及其自动化。

东南大学-是德科技 5G 通信技术联合研究中心正式成立

近日,东南大学-是德科技 5G 通信技术联合研究中心在南京正式挂牌成立,这意味着双方的深度合作又迈上新的台阶。该联合研究中心将致力于 5G 前沿技术研究,推动 5G 通信技术不断创新,同时提升 5G 设计和测试技术咨询,为人才的培养和储备提供相关的测试仪器设备支撑条件。

东南大学是中国久负盛名的高等学府,是中央直管、教育部直属的全国重点大学。东南大学建有移动通信国家重点实验室和毫米波国家重点实验室,在无线移动通信以及毫米波研究领域,一直享有很高的声誉。无线通信标准从 3G、4G 到下一代 5G 的演进过程中,东南大学一直致力于相关技术的前沿研究。

是德科技是全球领先的电子测量公司,通过在无线通信、模块化和软件解决方案等领域的不断创新,为客户提供全新的从设计到测量的体验。是德科技一直与高等院校保持紧密合作,通过建立联合研究中心,支持高校的教育和科研,同时对相关行业的技术发展,起到积极的推动作用。当前,是德科技正在参与中国 IMT2020 5G 技术试验(第二阶段)的测试规范制定和关键技术测试验证工作,在中国通信行业抢占全球 5G 标准话语权的竞争中,是德科技提供了坚实的测试和系统研发的保障。

双方 5G 通信技术联合研究中心依托于东南大学信息科

学与工程学院,移动通信国家重点实验室和毫米波国家重点实验室是建在该学院的两个国家重点实验室。

东南大学信息科学与工程学院的办学历史可追溯到 1923 年国立东南大学电机工程系和之后的中央大学电机工程系。经过长期建设,目前已成为我国信息产业最重要的人才培养、科学研究和技术创新基地之一。学科地位、教学质量、科研水平、师资队伍、人才培养、横向联合和产业化等综合实力均位于全国同类专业前列。

是德科技副总裁兼大中华区总经理严中毅表示:“东南大学在 5G 关键技术领域的高水准和丰硕成果业内有目共睹。作为公司专注的方向之一,是德科技积极参与业内领先大学的合作,并与行业领先企业一道积极支持中国 IMT2020 5G 技术研发试验。可以说,对于 5G 关键技术,尤其是微波、毫米波波段的关键技术,与东南大学的合作将进一步推动 5G 技术的发展。”

东南大学信息科学与工程学院院长洪伟教授表示:“是德科技是国际著名的电子测量仪器公司,对 5G 研究提供了测量技术与仪器方面的有力支撑;东南大学信息科学与工程学院在 5G 先期技术研发方面成果卓著。成立东南大学-是德科技 5G 通信技术联合研究中心,必将对 5G 的研究起到重要的推动作用。”