

文章编号: 1000-8055(2009)08-1886-07

基于经验模态分解的机械故障欠定盲源分离方法

李志农¹, 吕亚平¹, 范 涛¹, 冷传广²

(1. 郑州大学 机械工程学院, 郑州 450001;

2. 河南交通职业技术学院 汽车工程系, 郑州 450005)

摘 要: 针对传统的机械故障源分离方法限于非高斯、平稳和相互独立的源信号, 且传感器的观测数多于源数, 机械故障源信号通常不易满足这些假设的局限性, 提出了一种基于经验模态分解的机械故障欠定盲源分离方法. 该方法对混合观测信号进行经验模态分解, 然后重组本征模函数分量作为新的观测信号进行盲源分离, 仿真和实验结果表明, 该方法是有用的.

关 键 词: 欠定盲分离; 经验模态分解; 故障诊断; 时频分析

中图分类号: TH17; TP911

文献标识码: A

Underdetermined blind source separation method of machine faults based on empirical mode decomposition

LI Zhi-nong¹, LU Ya-ping¹, FAN Tao¹, LENG Chuan-guang²

(1. School of Mechanical Engineering,

Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China;

2. Department of Automobile Engineering,

Henan Vocational and Technical College of Communications,
Zhengzhou 450005, China)

Abstract: The traditional mechanical fault source separation method is restricted to non-gaussian, stationary and mutually independent source signals, and the number of observations is assumed to be more than the number of sources. These deficiencies may cause many problems in the application of fault diagnosis, because fault signals generally do not meet these conditions. Based on these deficiencies, an underdetermined blind separation method of machine faults based on empirical mode decomposition (EMD) was proposed. The proposed method was that the mixture signals were decomposed into a series of intrinsic mode functions (IMF) by the EMD method. These IMFs and original observations were composed into new observations, which was blindly separated. The simulation and experiment results show that the proposed method is very effective.

Key words: underdetermined blind source separation;

empirical mode decomposition (EMD); fault diagnosis;

time-frequency analysis

收稿日期: 2008-07-23; **修订日期:** 2008-10-31

基金项目: 国家自然科学基金(50775208); 河南省教育厅自然科学基金(2008C460003; 2006460005)

作者简介: 李志农(1966-), 男, 江西万年人, 教授, 博士, 研究方向: 智能检测与信号处理.

E-mail: lizhinong@tsinghua.org.cn

盲源分离 (blind source separation, 简称 BSS) 为多故障源分离提供了一种非常有效的方法,并在工程中获得了成功的应用.然而,现有的机械故障源分离方法仍存在着严重的不足,以至严重影响该方法在实际中的应用.其主要不足反映在以下两方面:

第一,大多数机械故障源盲分离方法要求源信号满足非高斯、平稳且相互独立的假设,然而,这种假设在机械设备故障诊断中往往是难以满足的.因此,传统的机械故障源分离方法,由于分离过程中并没有考虑故障信号的非平稳性,往往会得到很差的分离效果.

第二,现有的机械故障源分离方法还假设观测信号数目大于或等于源信号数目,这一假设往往在实际工程应用中难以满足,因为机械故障源数并不是事先已知.目前,针对欠定情况下的盲分离算法研究,主要是考虑稀疏源^[1-3],这些算法一般都利用源信号的稀疏性来估计混合矩阵;当源的稀疏性较好时,通过聚类的方法可以达到较好的盲分离效果.当源信号的稀疏性不是很好时,虽然可以利用稀疏性得到混合矩阵的估计,然而通过聚类方法并不能够得到很好的分离效果^[4-5].

针对传统机械故障源分离方法中存在的以上两点的不足,在此,提出了一种基于经验模态分解 (empirical mode decomposition, 简称 EMD) 的机械故障欠定盲分离方法.为了叙述方便,我们把这种方法称为 EMD-BSS 方法,该方法的一个显著特点是不仅能处理平稳信号的分离,而且能处理非平稳信号的分离,另一个显著特点是既适用于源数多于观测信号数的分离,也适用于源数少于观测信号数的分离.仿真和实验验证了该方法的有效性.

1 EMD-BSS 故障源分离方法

这一研究方法的基本思路是来源于 EMD 和 BSS 两种信号分析方法的各自特点,EMD 是一种有效的处理非平稳信号的自适应时频分析方法,其分解具有完备性、正交性和惟一性.它是将信号中不同尺度的波动或趋势逐级分解开来,产生一系列具有不同特征尺度的数据序列,每一个序列即为一个本征模函数分量.盲源分离是在源信号未知和系统的传递函数也未知的情况下,仅从一组传感器测得的混合信号中分离出独立源信号的一种方法,因此,对多种故障混合的分离具有很强的针对性.图 1 给出了 EMD-BSS 故障源分离方

法的过程.

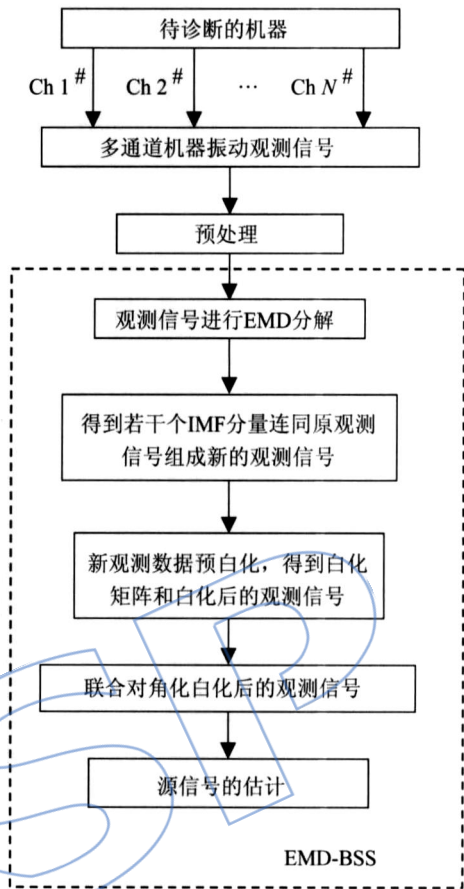


图 1 基于 EMD 的机械源分离过程
Fig. 1 Separation process of mechanical sources based on the EMD

由图 1 可知,该方法主要由以下三个步骤构成.

第一步:利用 EMD 方法对混合观测信号进行分解,构造新的观测信号,将欠定 BSS 问题转化为超定 BSS 问题.

EMD 方法将一个复杂的信号分解为若干个本征模态分量 (intrinsic mode function, 简称 IMF) 之和,它基于一个基本假设:任何复杂的信号都是由一些不同的 IMF 组成,每一个 IMF 不论是线性或是非线性、非平稳,都具有相同数量的极值点和过零点,在相邻的两个过零点之间只有一个极值点,而且上下包络线相对于时间轴局部对称,任何两个模态之间是相互独立的.在此假设的基础上,采用 EMD 方法对观测信号 $x(t)$ 进行分解.

分解方法可以用局部极大值和极小值的包络来进行.一旦获得所有极值点,所有的局部极大值用三次样条插值函数插值形成数据的上包络 $e_{\max}(t)$,同样,所有的局部极小值通过插值形成数

据的下包络 $e_{\min}(t)$. 假设上包络线和下包络线的平均值记为 $m(t)$, 则 $d(t) = x(t) - m(t)$ 为得到的瞬时高频成分.

在理想的情况下, $d(t)$ 应是一个本征模函数 (IMF), 但实际情况不是这样, 对于非线性数据, 包络平均并不等于局部均值, 因此, 有些数据无论经过多少次“筛”的过程, 一些非对称的波形可能依旧存在. 为了去除这些畸波, 使这些波形更加对称. 我们往往要进行多次“筛”的过程, 并且根据某一筛选过程停止的准则, 直至 $d(t)$ 为第一个本征模函数, 并令 $d(t) = c_1(t)$.

对于筛选过程停止的准则的确定, 在此, 采用 Rilling 等人^[6] 提出的模式幅度函数 $\beta(t) = [e_{\max}(t) - e_{\min}(t)]/2$ 和评估函数 $\sigma(t) = |m(t)|/|\beta(t)|$, 其收敛判断详见文献[6-7].

在原始数据 $x(t)$ 中除去 $c_1(t)$, 得到残余 $r_1(t)$

$$x(t) - c_1(t) = r_1(t) \tag{1}$$

若 $r_1(t)$ 仍包含一些长周期的成分, 则把它作为一个新的数据, 重复上述的“筛”过程, 这样不断重复“筛”的过程, 得到

$$\begin{aligned} r_1(t) - c_2(t) &= r_2(t) \\ r_2(t) - c_3(t) &= r_3(t) \\ &\dots \\ r_{n-1}(t) - c_n(t) &= r_n(t) \end{aligned} \tag{2}$$

即

$$x(t) = \sum_{i=1}^n c_i(t) + r_n(t) \tag{3}$$

这样, $x(t)$ 最终分解为 n 个 IMF, 即 $c_i(t)$, $i = 1, 2, \dots, n$ 和一个残余分量 $r_n(t)$ (信号的平均趋势) 之和.

通过对混合观测信号进行 EMD, 然后将分解得到的所有的 IMF 分量及原来的混合观测信号重新组成新的观测信号 $x(t)$. 从而可以解决混合观测信号数目小于源信号的问题.

第二步: 对构成的新观测信号 $x(t)$ 进行白化 (即球化) 处理.

设 $x(t) = [x_1(t), x_2(t), \dots, x_M(t)]^T$ 是经过 EMD 方法得到的虚拟观测信号, $s(t) = [s_1(t), s_2(t), \dots, s_N(t)]^T$ 是 N 个不同的机械设备故障源信号, A 为一个未知满秩的 $M \times N$ 的混合矩阵. 则无噪声的盲源分离模型可以描述为

$$x(t) = As(t) \tag{4}$$

定义观测信号 $x(t)$ 的自相关函数为

$$R_x = E[x(t)x(t)^*] \tag{5}$$

其中上标 $*$ 表示复共轭, R_x 的特征值分解可以得到其特征根和相应的特征向量, 这里, 其 N 个最大的特征根和相应的特征向量分别用 $\lambda_1, \dots, \lambda_N$ 和 $h_1, \dots, h_N$ 表示. 假设受到的干扰为白噪声, 则噪声方差 σ^2 的估计是 R_x 的 $M - N$ 个最小特征值的平均. 白化信号 $z(t) = [z_1(t), \dots, z_N(t)]^T$ 可由下式得到

$$\begin{aligned} z_i(t) &= (\lambda_i - \sigma^2)^{-\frac{1}{2}} h_i^* x(t) \\ 1 \leq i \leq N \end{aligned} \tag{6}$$

其白化矩阵为

$$W = [(\lambda_1 - \sigma^2)^{-\frac{1}{2}} h_1, \dots, (\lambda_N - \sigma^2)^{-\frac{1}{2}} h_N]^H \tag{7}$$

这里, 上标 H 表示复共轭转置. 对式 (4) 左乘一个白化矩阵 W , 得到白化观测信号, 即

$$z(t) = Wx(t) = WAs(t) = Us(t) \tag{8}$$

白化后的信号是一个源信号的“酉矩阵混合”.

这样, 经过白化过程, 一个混合矩阵 A 的确定问题转化为一个酉矩阵 U 的确定问题.

第三步: 对白化观测信号进行联合对角化, 得到源信号的估计.

在此采用 Cardoso^[8] 提出的特征矩阵的近似联合对角化 (joint approximate diagonalization of eigen-matrices, 简称 JADE) 算法.

对于任意 $N \times N$ 矩阵 $M = [M_1, M_2, \dots, M_N]$, $z(t)$ 的四阶累积量矩阵 $Q_z(M)$ 定义为: 它的第 ij 元素 $[Q_z(M)]_{ij}$ 是

$$\begin{aligned} [Q_z(M)]_{ij} &\stackrel{\text{def}}{=} \sum_k \sum_l \text{Cum}(z_i, z_j^*, z_k, z_l^*) m_{kl} \\ 1 \leq i, j &= N \end{aligned} \tag{9}$$

式中 $\text{Cum}(z_i, z_j^*, z_k, z_l^*)$ 为 $z(t)$ 中第 i, j, k, l 四个分量的四阶累积量矩阵. m_{kl} 是矩阵 M 的第 k, l 元素.

我们总可以找到一组不同的矩阵 $M_i, i = 1, 2, \dots, N$, 并使矩阵 $U^T Q_z(M_i) U$ 尽可能对角化. 矩阵 $U^T Q_z(M_i) U$ 的对角化程度可以用非对角元素的平方和来度量. 等价地, 因为正交矩阵不改变矩阵元素的总平方和, 极小化非对角元素的平方和等价于极大化对角元素的平方和. 于是, 我们可以使用下列性能指标

$$J_{\text{JADE}}(M_i) = \sum_{M_i} \| \text{diag}(U^T Q_z(M_i) U) \|^2 \tag{10}$$

通过优化步骤求 U , 使各 $Q_x(M_i)$ 联合对角化, 即使得式(10)极大.

由此可知, 经过第一步的 EMD, 可把欠定 BSS 问题转化为超定的 BSS 问题, 经过第二步的白化处理, 得到白化矩阵 W , 经过第三步的联合对角化, 得到酉矩阵 U , 由此可估计出其源信号

$$\hat{S} = U^H W x(t) \tag{11}$$

该方法的一个显著特点不仅能处理平稳信号的分离, 还能处理非平稳信号的分离, 另一个显著特点是既适用于源数多于观测信号数的分离, 也适用于源数少于观测信号数的分离.

2 仿真研究

仿造调制信号模型构造各 3 000 点的 4 组源信号, 其基本形式为

$$x_i(t) = [1 + a_i(t)] \cdot \sin[2\pi f_i t + \gamma_i(t)]$$
$$i = 1, 2, 3, 4 \tag{12}$$

式中 $a_1(t) = \sin(0.001\pi t)$, $a_2(t)$, $a_3(t)$, $a_4(t)$ 和 $\gamma_i(t)$, $i = 1, 2, 3, 4$ 由均值为 0, 方差为 1.0 的高斯白噪声乘以加权系数 0.5 后通过一个 finite impulse response(FIR)低通滤波器得到, 该低通滤波器的阶数 $N = 21$, 其归一化截止频率分别为 0.004 Hz 和 0.000 1 Hz. 各载波频率分别为 $f_1 = 0.01$ Hz, $f_2 = 0.026$ Hz, $f_3 = 0.004$ Hz, $f_4 = 0.0007$ Hz. 其源信号波形如图 2 所示.

任选一个 3×4 的混合矩阵 A , 矩阵中的元素为均值为 0, 方差为 1 的正态分布.

$$A = \begin{bmatrix} -1.1870 & -0.2882 & 1.4968 & 1.1664 \\ -0.7214 & -1.0740 & -0.5184 & 1.2723 \\ -1.2925 & 1.5905 & -0.6386 & 1.3334 \end{bmatrix}$$

按照 $x(t) = As(t)$ 得到的 3 个观测信号如图 3 所示. 首先利用 EMD 方法对观测信号进行分解得出 IMF 分量, 把所有的 IMF 分量连同由混合矩阵得到的观测信号作为新的观测信号, 应用上述提出的方法进行源分离, 得到的分离结果如图 4 所示. 对比图 2 和图 4, 提出的方法比较好地从观测信号中分离出源信号, 源信号波形得到了比较好的保持. 只是存在信号的排列顺序和复振幅(幅值和初始相位)不确定性. 然而, 这两种不确定性并不影响分离结果的正确性. 这是因为源信号的信息存在于信号的波形中.

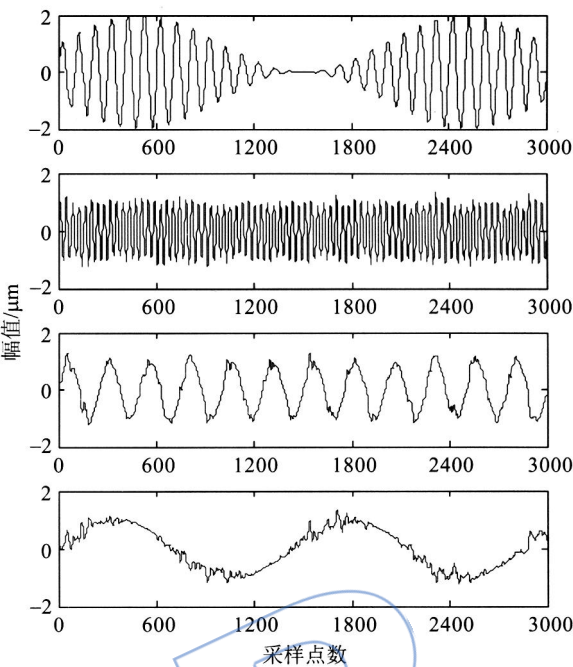


图 2 源信号
Fig. 2 Source signals

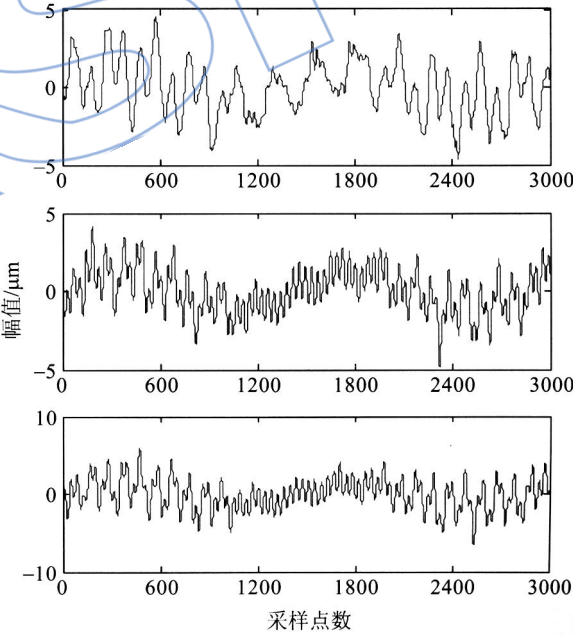


图 3 观测信号
Fig. 3 Observation signals

为了比较, 在此, 我们采用了传统的 JADE 方法对该观测信号进行分离. 分离结果如图 5 所示, 对比图 5 和图 2 可知, JADE 方法至多只能分离出 3 个源信号, 而且分离效果非常不满意. 我们也采用其他传统的 BSS 方法(如 FastICA (fast independent component analysis) 方法、EASI (equivariant adaptive source separation via independence) 方法等) 来进行分离, 同样得到了类似的不

满意分离效果.这是因为传统的 BSS 方法要求源信号满足平稳性、信号源的数目少于或等于观测信号的数目的假设.而在本仿真例子中,源信号是非平稳信号,且源信号数是 4 个,而观测信号只有 3 个,从而,使得传统 BSS 方法无法分离出全部源信号,且分离效果不理想.实际工程应用中,传统 BSS 方法要求的这些假设往往难以满足,从而导致很差的分离效果.

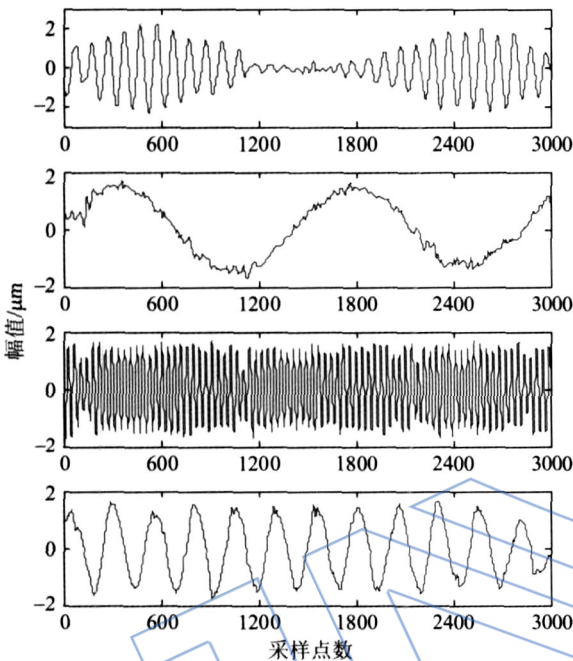


图 4 估计的源信号(EMD-BSS 方法)
Fig. 4 Estimated source signals(EMD-BSS method)

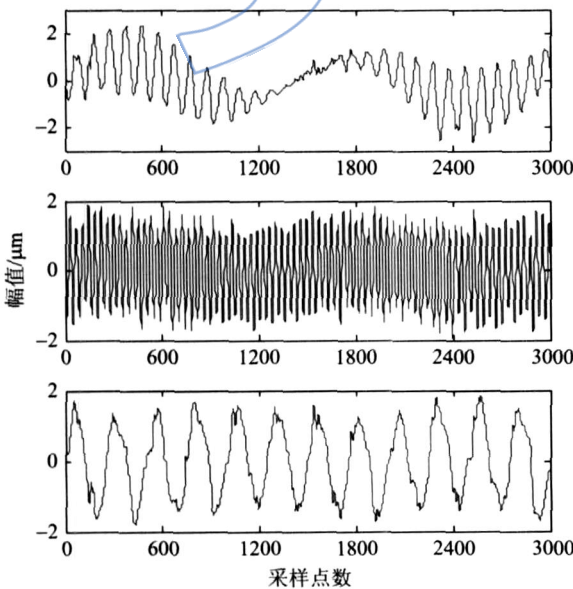


图 5 估计的源信号(JADE 方法)
Fig. 5 Estimated source signals(JADE method)

3 实验研究

实验数据采用文献[9]提供的电机-减速箱耦合实验故障数据,其传感器布置如图 6 所示.

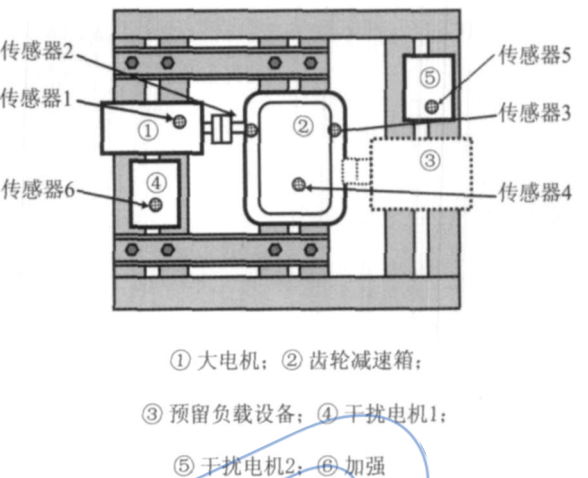


图 6 机械源信号分离实验装置
Fig. 6 Experiment mounting of the mechanical source signals

在图 6 中,传感器 1 安装于大电机(2.2 kW)壳体上,用于获取机体振动信号.传感器 2 和 3 靠近齿轮箱输入轴,以获取轴承和主动齿轮振动.传感器 4 安置于齿轮箱顶盖位置.传感器 5 和传感器 6 则分别用于获取两干扰电机的振动信号.

当各机器同时运转时,由于零部件振动的冗余干扰及共同机座的耦合作用,减速箱和两干扰电机(均为 750 W)的振动将沿着联轴节、轴及机座传入到传感器 1 中.对于其他位置的振动测量,情况亦如此.

单独运行主机组(大电机-减速箱)、干扰电机 2 及干扰电机 1,可分别获取参考源分量 s_1 (由传感器 1, 2, 3 和 4 共同测得), s_2 (由传感器 5 测得)及 s_3 (由传感器 6 测得).具体实验中,采用定频率等间隔采样策略,采样频率为 10 kHz.图 7 和图 8 给出参考振源的时域波形及频谱图.图 9 是 5 个观测信号,经 EMD-BSS 源分离,分别得到图 10 和图 11 所示的估计源信号和相应的频谱图.由图 8 和图 11 可以看出,虽然存在一定的误差,然而,所得的分离结果效果还是比较满意的.

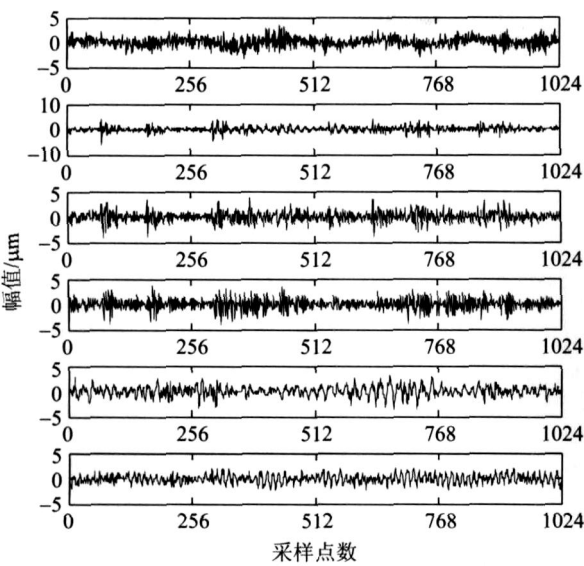


图 7 参考振动源信号
Fig. 7 Reference source signals

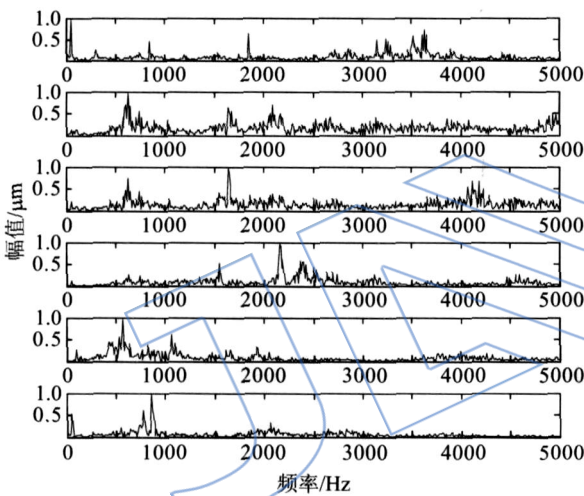


图 8 参考源信号频谱图
Fig. 8 Spectral of reference source signals

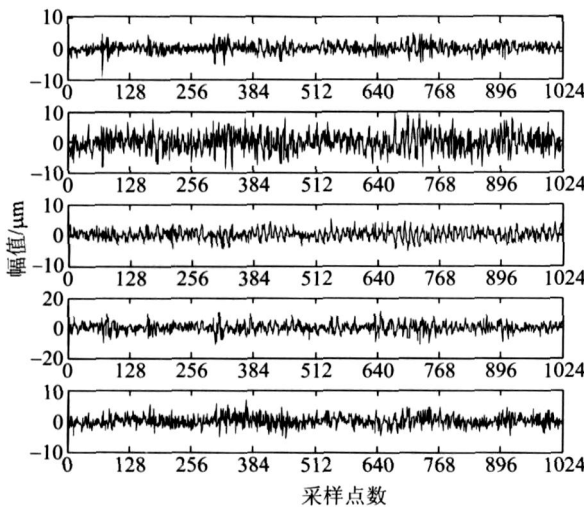


图 9 5 个观测信号
Fig. 9 Five observation signals

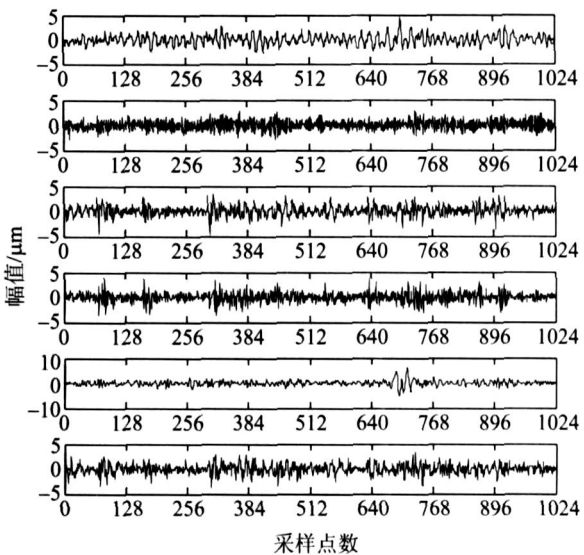


图 10 估计的源信号
Fig. 10 Estimated source signals

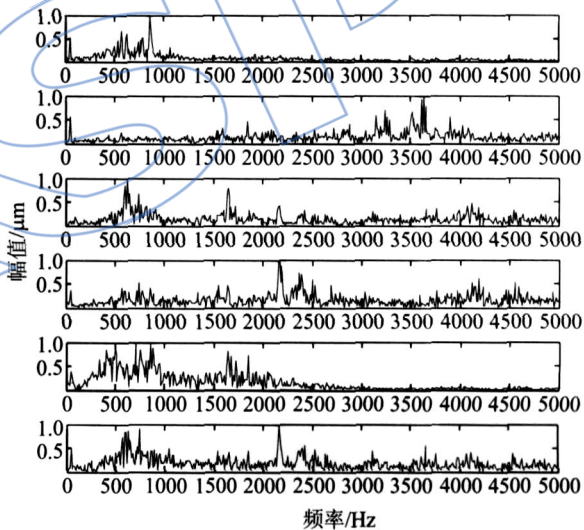


图 11 估计的源信号频谱图
Fig. 11 Spectral of estimated source signals

4 结 论

结合 EMD 和 BSS 的各自的优点,提出了一种基于 EMD 的机械故障欠定盲分离方法.该方法首先对混合观测信号进行经验模态分解(EMD),然后重组 IMF 分量和原观测信号作为新的观测信号,进行盲分离.仿真和实验结果都表明,该方法是有效的.该方法的显著特点是不仅能处理非平稳信号的分离,而且适用于源数多于观测信号数的分离.本文的研究为机械设备非平稳信号的欠定盲源分离提供了一种新的方法,在工程实际应用中具有很广阔的应用前景.

参考文献:

- [1] Barak A P, Vamsi K P. Sparse separation: principles and tricks[C]// Proceedings of SPIE. Orlando, F.L., USA: The International Society for Optical Engineering, 2003, 5102(1): 1-4.
- [2] Comon P. Blind identification and source separation in 2×3 underdetermined mixtures[J]. IEEE Transaction on Signal Processing, 2004, 52(1): 11-22.
- [3] Luengo D, Santamari I. A fast blind SIMO channel identification algorithm for sparse sources[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2003, 10(5): 148-151.
- [4] 徐尚志, 苏勇, 叶中付. 欠定条件下的盲分离算法[J]. 数据采集与处理, 2006, 21(2): 128-132.
XU Shangzhi, SU Yong, YE Zhongfu. Blind source separation in underdetermined mixtures[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2006, 21(2): 128-132. (in Chinese)
- [5] 孟庆华, 周晓军, 庞茂. 基于两路传感信号的多源退化盲分离算法研究[J]. 中国电机工程学报, 2005, 25(24): 165-170.
MENG Qinghua, ZHOU Xiaojun, PANG Mao. Study on N sources degenerated blind separation algorithm based on two mixtures[J]. Proceeding of the CSEE, 2005, 25(24): 165-170. (in Chinese)
- [6] Rilling G, Flandrin P, Goncalves P. On empirical mode decomposition and its algorithms [C/OL]// Proceedings of the 6th IEEE-Eurasip Workshop on Nonlinear Signal and Image Processing NSIP-03. Grado, Italy: IEEE, 2003. [2008-6-10]. <http://perso.ens-lyon.fr/paulo.goncalves/pub/emd-eurasip03.pdf>.
- [7] 孙晖, 朱善安. 调制故障源信号盲分离的经验模态分解法[J]. 浙江大学学报(工学版), 2006, 40(2): 258-261.
SUN Hui, ZHU Shan'an. Empirical mode decomposition for blind separation of modulation fault source signals[J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Science), 2006, 40(2): 258-261. (in Chinese)
- [8] Cardoso J F, Souloumiac A. Blind beamforming for non-Gaussian signals[J]. Radar and Signal Processing, IEE Proceedings F, 1993, 140(6): 362-370.
- [9] 焦卫东. 基于独立分量分析的旋转机械故障诊断方法研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2003.
JIAO Weidong. Fault diagnosis method of rotating machinery based on the independent component analysis[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2003. (in Chinese)