基于经验模态分解的旋转机械故障信号去噪源分离

王元生[1]，任兴民[1]，邓旺群[2]，杨永锋[1]

(1. 西北工业大学 振动工程研究所，陕西 西安 710072; 2. 中国航空动力机械研究所，湖南 株洲 412002)

摘 要: 针对旋转机械故障诊断中信号源不足的问题，综合经验模态分解(EMD)、主成量分析(PCA)和去噪源分离(DSS)各自的优点，提出一种基于 EMD 和 PCA 的欠定去噪源分离方法(EMD-PCA-DSS)。首先通过 EMD 求出本征模函数(IMF)，进而重组 IMF 分量和原观测信号作为新的观测信号，解决了盲源分离(BSS)中源信号数据不足的问题。然后，通过 PCA 估计观测信号的源数，利用 DSS 估计出源信号。将该方法应用于某转子的实测故障信号分析中，诊断出转子发生了不平衡故障，表明该方法在旋转机械故障诊断中的有效性，这对于机械设备的状态监测和故障诊断具有重要的工程意义。

关 键 词: 盲源分离，诊断，试验，故障检测，模型分析，主成量分析，旋转机械，信号处理，去噪源分离，经验模态分解

中图分类号: TN911 **文献标识码**: A **文章编号**: 1000-2758(2013)02-0272-05

实际应用中，传感器直接测得的旋转机械振动信号为多种含噪振源信号的混叠。作为盲源分离的一个热点，去噪源分离(Denoising source separation，DSS)的研究为旋转机械故障信号特征识别提供了一种非常有效的方法。盲源分离要求观察信号多于测量的源信号，然而在旋转机械故障诊断的实际应用中，这个假设经常是不成立的，从而出现了欠定盲源分离问题。对于欠定盲源分离的问题，国内外学者做了很多工作，FABIAN 等[1]将改进后的均值聚类算法应用于欠定盲源分离; SHOKO 等[2]针对稀疏源欠定盲源分离，提出了一种新的超过 3 个非线性传感器阵信号的聚类算法; Farid M. N. 等[3]针对欠定的卷积盲分离，提出一种通过估算混合矩阵 A 的技术实现盲分离。但聚类的求解中对信号的稀疏性要求比较好。申永军等[4]提出一种利用相空间重构和奇异值分解实现欠定盲源分离，然而求解中人为因素比较大; 毋文峰等[5]提出了基于 EMD 的单通道机械源盲源分离方法，环境噪声的影响考虑较少; 李志农等[6]提出了一种基于局域均值分解的盲源分离方法，未在实验信号中讨论。针对旋转机械故障源分离方法中提取信号数量的不足和噪声信号的影响，提出一种基于经验模态分解(empirical mode decomposition，EMD)和主成量分析(principal component analysis，PCA)的欠定去噪源分离方法(EMD-PCA-DSS)。通过 EMD 求出本征模函数(IMF)，对观测信号进行升维，以满足盲分离的要求; 通过 PCA 判断信号源的个数，并进行 DSS 分离。

1 理论分析

1.1 DSS

DSS 是 SÄRELÄ[7]提出的一种逐次提取独立分量的盲处理算法。相对于盲源分离中同时求出分量的期望最大值算法，DSS 方法运用预白化的方法逐次提取混合信号的分量，计算如下

$$\mathbf{s} = \mathbf{w}^T\mathbf{X} \tag{1}$$

$$\mathbf{s}^+ = f(\mathbf{s}) \tag{2}$$

$$\mathbf{w}^+ = \mathbf{X}\mathbf{s}^{+T} \tag{3}$$

$$\mathbf{w}_{new} = \frac{\mathbf{w}^+}{\|\mathbf{w}^+\|} \tag{4}$$

收稿日期: 2012-04-15 **基金项目**: 国家自然科学基金(10902084、11272257)、陕西省自然科学基础研究(2011JQ1011)、航空科学基金(20112108001)和西北工业大学基础研究基金(JC201242)资助

作者简介: 王元生(1983—)，西北工业大学博士研究生，主要从事信号处理的研究。

在算法中,(1) 式计算源信号的噪声估计,W 为混合矢量;(2) 式通过 s^+ 定义去噪函数,去噪函数的选择是 DSS 的关键;(3) 式完成信号的重估;(4) 式完成归一化。相比传统的 BSS,DSS 方法对混合信号做去噪处理,减少实验中随机噪声的影响。

1.2　EMD

EMD 方法[8] 在机械等多个领域具有很好的应用价值。EMD 方法通过对信号进行自适应分解来分析信号,既适用于平稳信号也适用于非平稳信号。EMD 方法分解信号得到 IMF 满足以下 2 个条件: ①整个时间历程内,穿越零点的次数与极值点数相等或至多相差 1; ②信号关于时间轴局部对称。

EMD 基本步骤如下: ①确定源信号所有的局部极值点,用三次样条曲线构造信号的上、下包络线,计算出上、下包络线的均值,然后求源信号与均值的差,重复以上步骤,直到差值满足停止条件,得到第 1 个 IMF 分量,它表示信号在局部时刻频率最高的成分; ②用源信号减去第 1 个 IMF 分量,继续重复以上过程,直到分离出全部 IMF 分量,使得源信号被分解为 n 个 IMF 和一个残余分量之和,n 个 IMF 分量分别包含了信号从高到低的不同频率成分。

1.3　PCA

PCA[9] 在统计信号盲处理方面是一种有效的方法。该方法可以降低数据的维数,寻找信号中能量最大的分量。

设原始信号 $\mathbf{X}$ 为 $M \times N$ 的矩阵,可分解为 $\mathbf{X} = \mathbf{U\Sigma V}^T$,其中,$\mathbf{U}$、$\mathbf{V}$ 为左右奇矩阵,$\mathbf{\Sigma} = diag[\sigma_1, \sigma_2, \cdots, \sigma_M]$,$\sigma_i(\sigma_i \geqslant 0, i = 1,2,\cdots,M)$ 为奇异值。由 $\mathbf{XX}^T$ 求出矩阵的协方差 R_{xx},则

$$R_{xx} = \mathbf{XX}^T = \mathbf{U\Lambda U}^T \tag{5}$$

式中,$\mathbf{\Lambda} = diag[\lambda_1, \lambda_2, \cdots, \lambda_M]$ 是对角矩阵,$\lambda_i(\lambda_i \geqslant 0, i = 1,2,\cdots,M)$ 为特征值。$\mathbf{U}$ 为特征值相对应特征向量组成的正交矩阵,它的各列 $\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_1, \cdots, \mathbf{u}_M$ 称为特征矢量,结合数据阵 $\mathbf{X}$ 可得

$$\mathbf{P}(p_1, p_2, \cdots, p_M) = \mathbf{U}(\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \cdots, \mathbf{u}_M)^T\mathbf{X} \tag{6}$$

$\mathbf{P}$ 的各行为 $\mathbf{X}$ 的主分量,$p_i(i = 1,2,\cdots,M)$ 称为第 i 个主分量。文中通过求矩阵的特征值来判断信号源的数目。

1.4　EMD-PCA-DSS 方法

1) 组成观察信号,对信号进行 EMD 分解;

2) 分解得到的 IMF 分量和原观测信号组成新的观察信号;

3) 通过 PCA 方法验证源个数的判断;

4) 对新观测信号进行 DSS 分解,估计出源信号。

2　仿真分析

2.1　仿真信号

旋转机械故障信号之间相互耦合,存在正常运行信号、碰摩调制信号和环境噪声信号等。仿真实验选取 3 个模拟信号 $s_1(t)$、$s_2(t)$ 和 $s_3(t)$。

$$s_3(t) = (1 + 0.5\sin(30t))\sin(1500t)$$

$$s_1(t) = \sin(120t)$$

$$s_2(t) = 2\sin(20t)\cos(500t)$$

设采样频率为 1 000 Hz,采样长度为 1 000,源信号的时域和频域波形如图 1 所示。

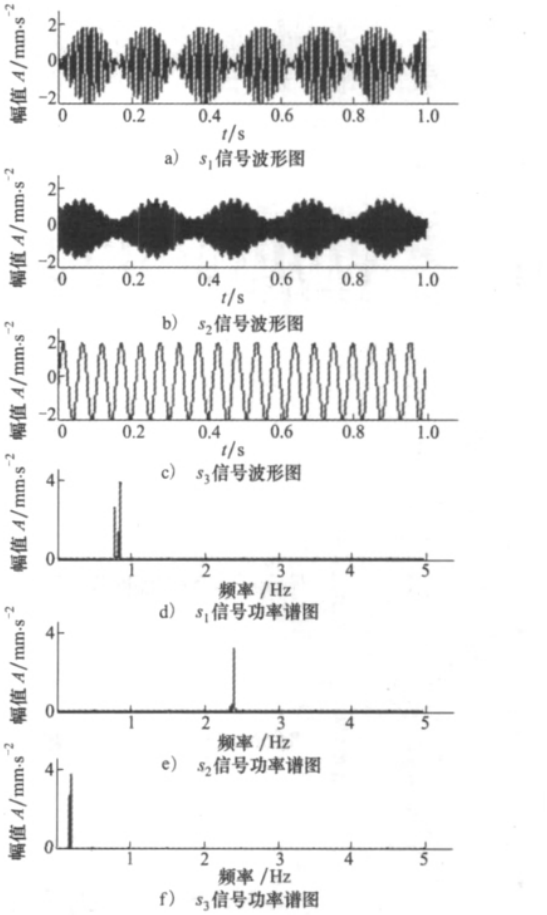


图 1　源信号及功率谱

由于实验条件的限制,导致测量的混合信号数量不足。选择 $\mathbf{x} = \mathbf{As}$ 中的任意 2 个混合信号,如图 2 所示。

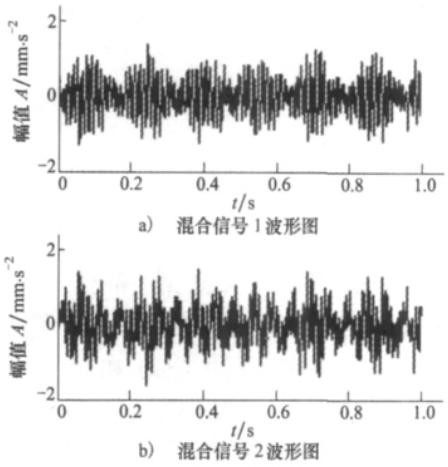


图2　混合信号波形图

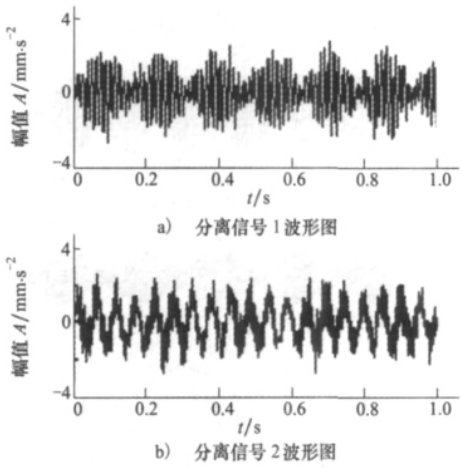


图3　估计的源信号波形图

采用传统的BSS方法对混合信号进行分离，分离结果如图3所示。由图3可知，传统的BSS并未把所有的源信号都分离出来，且分离结果较差，含有较多的噪声。

选取一个观测信号和其IMF分量组成新的多维信号，如图4所示。对多维信号应用PCA进行分析，求出其特征值如表1所示。

表1　信号PCA后的特征值

特征值	λ_1	λ_2	λ_3
数值	509.054 5	292.674 1	197.222 8
特征值	λ_4	λ_5	λ_6
数值	1.048 7	2.241×10^{13}	2.01×10^{13}

由表1可知，对角矩阵的对角值对应的是振动源能量的大小，由小到大排列。在混合信号中至少存在着3个振动源。

对多维新观测信号进行去噪源分离。对比图1和图5，EMD-PCA-DSS方法分离出的信号很好地保持了源信号的特性，只是排列顺序不同，幅值有些变化，但是并不影响分离结果的正确性。与图3相比DSS分离后信号噪声的影响大为减小。利用EMD不但解决了欠定盲源分离的问题，而且还可深入挖掘信号内部的深层信息。

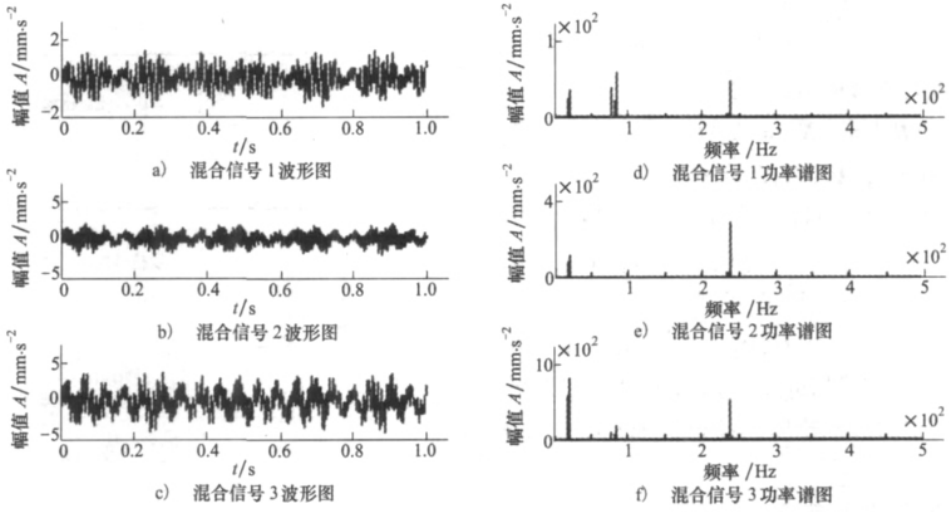


图4　混合信号及功率谱图

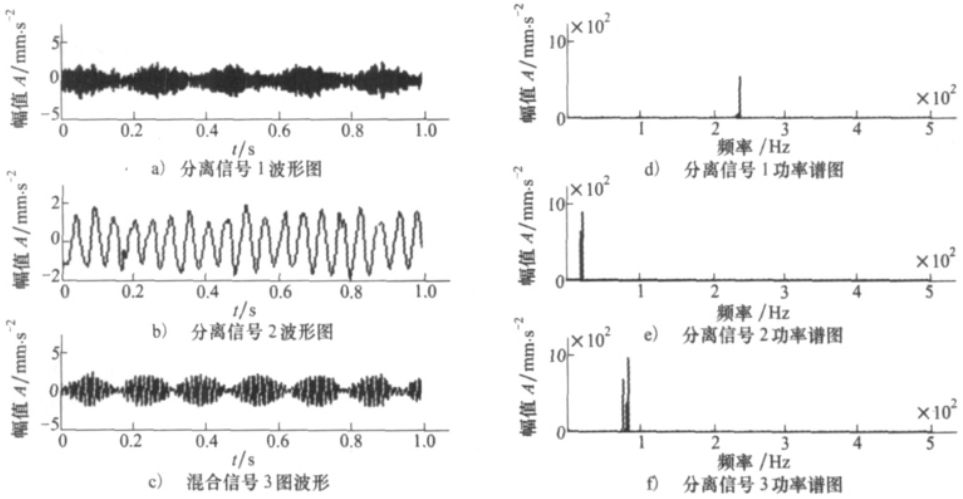


图 5　分离信号及功率谱图

3　应用研究

为进一步验证 EMD-PCA-DSS 方法的有效性，将其应用到实验室振动信号中。实验中具有故障的轴承转子在电机的带动下，以 1 530 r/min 的转速运行，采用传感器测量转子附近轴承下的振动，采集其径向振动信号。数据采样频率为 512 Hz，采样数据点为 16 384，测得观察信号如图 6 所示。

应用 EMD-PCA-DSS 方法对观测数据进行分离，并对观测信号及分离信号进行功率谱分析，如图 7 和图 8 所示。由于实验室得到的信号，噪声影响非常小，因此不去噪信号的特征也很明显。由图 7 可知，转子观测信号中存在正常运转的基频 25.5 Hz 和故障信号频率近 3 倍频 80.2 Hz、4 倍频 101.4 Hz。由图 8 可知，通过去噪源分离后转子运转的基频和由转子不平衡导致的近 3 倍频和 4 倍频得到很好的分离。因此，该方法能很好分离出故障信号和转子正常运转信号，进一步验证了该方法的有效性。

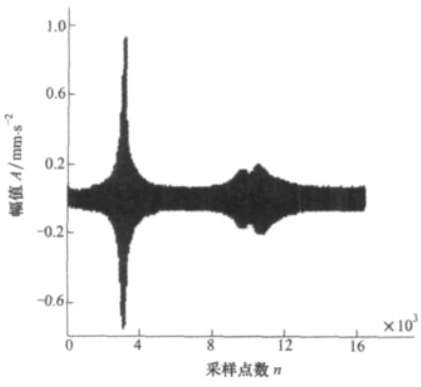


图 6　观测信号波形图

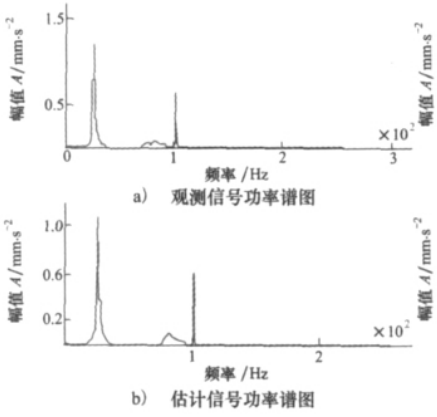


图 7　观测信号及估计信号功率谱图

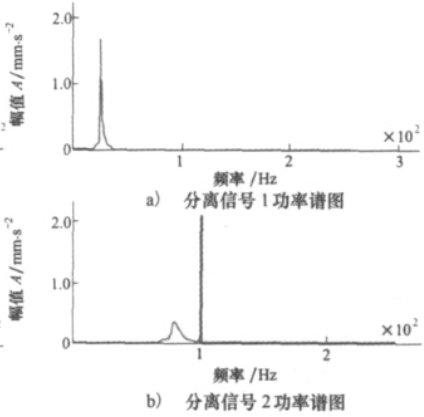


图 8　去噪源分离信号的功率谱图

4　结　论

结合 DSS 和 EMD 的优点，提出一种 EMD-PCA-DSS 方法。该方法既能处理非线性、非平稳信号，又能用于观测信号数少于源信号数的分离，同时还可以降低噪声的干扰作用。仿真研究表明，EMD-PCA-DSS 方法很好地解决了欠定盲源分离的源数

估计问题和旋转机械的故障诊断问题。将此方法应用于转子故障信号中，分离出正常运转信号和转子不平衡故障信号，从而说明 EMD-PCA-DSS 方法在机械故障信号处理中具有重要的实用意义。

参考文献:

[1] Fabian J T, Carlos G P, Elmar W L. Median-Based Clustering for Under-Determined Blind Signal Processing. IEEE Signal Processing Letter, 2006, 13(2): 96-99

[2] Shoko Araki, Hiroshi Sawada, Ryo Mukai, Shoji Makino. Under-Determined Blind Sparse Source Separation for Arbitrarily Arranged Multiple Sensors. Signal Processing, 2007, 87: 1833-1847

[3] Farid Movahedi Naini, G. Hosein Mohimani, Massoud Babaie-Zadeh, Christian Jutten. Estimating the Mixing Matrix in Sparse Component Analysis (SCA) Based on Partial K-Dimensional Subspace Clustering. Neurocomputing, 2008, 71: 2330-2343

[4] 申永军，杨绍普，孔顺德. 基于奇异值分解的欠定盲信号分离新方法及应用. 机械工程学报，2009，45(8)：64-70
Shen Yongjun, Yang Shaopu, Kong Deshun. New Method of Blind Source Separation in Under-Determined Mixtures Based on Singular Value Decomposition and Application. Journal of Mechanical Engineering, 2009, 45(8): 64-70 (in Chinese)

[5] 毋文峰，陈小虎，苏勋家. 基于经验模态分解的单通道机械信号盲分离. 机械工程学报，2011，47(4)：12-16
Wu Wenfeng, Chen Xiaohu, Su Xunjia. Blind Source Separation of Single-Channel Mechanical Signal Based on Empirical Mode Decomposition. Journal of Mechanical Engineering, 2011, 47(4): 12-16 (in Chinese)

[6] 李志农，刘卫兵，易小兵. 基于局域均值分解的机械故障欠定盲源分离方法研究. 机械工程学报，2011，47(7)：97-102
Li Zhinong, Liu Weibing, Yi Xiaobing. Underdetermined Blind Source Separation Method of Machine Faults Based on Local Mean Decomposition. Journal of Mechanical Engineering, 2011, 47(7): 97-102 (in Chinese)

[7] SÄRELÄ J, VALPOLA H. Denoising Source Separation. Journal of Machine Learning Research, 2005, 6: 233-272

[8] 杨永锋，任兴民，秦卫阳等. 基于 EMD 方法的混沌时间序列预测. 物理学报，2008，57(10)：6139-6144
Yang Yongfeng, Ren Xingmin, Qin Weiyang, et al. Prediction of Chaotic Time Series Based on EMD Method. Acta Physica Sinica, 2008, 57(10): 6139-6144 (in Chinese)

[9] Perlibakas V. Distance Measures for PCA-Based Recognition. Pattern Recognition Letters, 2004, 25: 711-724

An Efficient Denoising Source Separation (DSS) of Rotating Machine Fault Signals Based on Empirical Mode Decomposition (EMD)

Wang Yuansheng[1], Ren Xingmin[1], Yang Yongfeng[1], Deng Wangqun[2]

(1. Department of Engineering mechanics, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China
2. China Aviation Dynamical Machinery Research Institute, Zhuzhou 412002, China)

Abstract: Combining the features of EMD, principal component analysis (PCA) and DSS, we propose an under-determined DSS method based on EMD and PCA, which we believe is efficient. This method is used to deal with the blind source separation (BSS) problem of rotating machinery in the case of the number of observed mixtures being less than that of contributing sources. The observed signals are decomposed into some intrinsic mode functions (IMFs) with the EMD method. These IMFs and original observations were composed into new observations. Then the PCA is used to estimate the number of the types of observed signals, and the mixed sources are separated by DSS algorithm. It is verified that the new method yields a correct estimate of source number in the simulation tests. Applying EMD-PCA-DSS method to the rotor fault detection, we have diagnosed the unbalance phenomenon through the measured fault signals of the rotor. The simulation results, experimental results, and their analysis show preliminarily that the EMD-PCA-DSS method is indeed efficient in analyzing the fault diagnosis and it has an important engineering significance for condition monitoring and fault detection of rotating machines.

Key words: blind source separation, diagnosis, experiments, fault detection, modal analysis, principal component analysis, rotating machinery, signal processing; denoising source separation (DSS), empirical mode decomposition (EMD)