

## 滚动轴承含噪声谐波信号的欠确定盲源分离方法研究\*

秦国军 莫芙蓉

(国防科技大学 机电工程与自动化学院 湖南 长沙 410073)

**摘要** :目前使用的大多数盲源分离方法都依赖于观测传感器数量大于或等于信号源数目这样一个基本假设。算法主要针对传感器数量  $m$  小于源信号数量  $n$  (欠确定) 情况下旋转机械含噪声谐波信号的盲源分离问题展开研究。它在输入信号频域稀疏性假设和源信号之间线性混合假设的前提下,提出了一种势函数聚类的源数目估计方法,并对通道衰减和延时进行了计算。实验信号仿真结果证明了该方法的可行性和可靠性。

**关键词** :盲源分离;欠确定;势函数聚类;稀疏信号;衰减时延估计

中图分类号 :TN912.3 文献标识码 :A

## Underdetermined Blind Source Separation of Noisy Harmonic Signals for Rolling Element Bearing Diagnosis

QIN Guo-jun ,MO Fu-rong

(College of Mechatronics Engineering and Automation, National Univ. of Defense Technology, Changsha 410073, China)

**Abstract** :Most of the blind source separation methods were dependent on the fact that the observing sensors are more than or equal to the number of signal source. The algorithm in this paper is aimed to research into the blind source separation of noisy harmonic signals from rotating machine when the underlying system is underdetermined, that is, the cases in which the separation of  $n$  sources is made from  $m$  mixtures while  $m$  is smaller than  $n$ . Based on the assumption that the input distribution is sparse and the mixture procedure is instantaneous, a potential-function clustering method for estimating the number of information sources was proposed and a calculation on the attenuation matrix and the delay matrix were made. Signal simulation in experiment shows the applicability and reliability of the method under discussion.

**Key words** :blind source separation; underdetermined; potential-function clustering; sparsity; attenuation and delay matrices estimation

近年来,盲源分离技术在机械状态信号处理领域得到了广泛的重视。Gelle 等<sup>[1-2]</sup>对两电动机振动信号和轴承的故障信号进行了盲源分离,Knaak 等<sup>[3]</sup>研究了电机含噪声信号的分离和诊断,Roan 等<sup>[4]</sup>研究了齿轮箱轮齿故障的诊断问题,Tian 等<sup>[5]</sup>应用频域独立分量分析(ICA)分离了故障齿轮的振动信号,Servière & Fabry<sup>[6]</sup>提出了一种分离旋转机械振动信号的“对噪声鲁棒”的技术。焦卫东等<sup>[8]</sup>研究了存在噪声的前提下,用盲源分离技术对旋转机械进行干扰消除的方法。张洪渊等<sup>[9]</sup>通过理论分析,研究了盲分离中信号源个数的估计问题。

从上述文献来看,在机械信号处理领域,盲源分离一般假设传感器接受的信号是源信号的线性组合,传输信道有记忆功能,传感器数量不小于信号源数量,测量无噪声,以及每一个传感器尽可能接近某一信号源等。但实际应用中,由于机械结构的复杂性和结构设计的紧凑性,以及测量所处环境的恶劣,这些要求一般很难同时满足。针对传感器数量小于信号源数量(欠确定问题),Bofill<sup>[10]</sup>在假设仅存在衰减和延时,以及信号频域稀疏的前提下,对语音和音乐混和信号进行了频域分离,焦卫东等<sup>[8]</sup>提出了一种基于奇异值分解的聚类不相关源数估计方法。

\* 收稿日期 2005-08-31

基金项目:国家自然科学基金资助项目(50375153),国防科技大学机电工程与自动化学院创新基金资助项目

作者简介:秦国军(1970—)男,副研究员,博士。

本文针对旋转机械状态特征信号的特点,在输入信号频域的稀疏性假设,以及源信号之间是线性混合假设的前提下,提出一种势函数聚类分析的方法对信号源数目进行估计,并对通道延时、衰减系数和信噪比进行了计算。

## 1 盲源分离的问题描述

假设混合过程中仅存在衰减和时延,盲源分离问题可按如下所示的瞬时混叠模型来表示:

$$x(t) = Bx(t - \tau) + u(t) \quad (1)$$

其中  $x(t)$  为  $m$  维测量信号,  $s(t)$  为  $n$  维源信号 ( $m < n$ ),  $B$  为衰减系数矩阵,  $\tau$  为传输延时,  $u(t)$  为测量噪声。

对式(1)进行离散傅立叶变换(DFT),可得

$$X^k = Z^k S^k + V(k) \quad (2)$$

对每一个频率点  $k$  来说,观测向量  $X^k$  是一个  $m$  维列向量,信号源向量  $S^k$  包含  $n$  个未知的成分; $V(k)$  是  $m \times 1$  的噪声矩阵。

$$Z^k = [\beta_{il} e^{-j2\pi k \tau_{il}/K}] = B * e^{-j2\pi k T/K} \quad (3)$$

$Z^k$  是  $m \times n$  的混合矩阵,式中  $B = [\beta_{il}]$  是未知的衰减矩阵; $T = [\tau_{il}]$  是未知的延迟矩阵。未知的参数个数一共有  $2 \times m \times n$  个。

## 2 衰减与时延推导

### 2.1 噪声消减与时延估计

先提出几个假设条件:源信号由谐波信号叠加而成,同一个频率成分的信号来自于同一个源,来自于同一个源的信号的衰减系数是一个与频率无关的常数,考虑两个传感器 ( $m = 2$ ) 的情况。

令  $x_1(t)$  和  $x_2(t)$  分别为两传感器测量信号,其频域表示为  $X_1(k)$  和  $X_2(k)$ 。若两信号某一频率成分来源于同一个源且平均估计的信号足够时,二者的频域互相关函数和互相关系数可分别估计为

$$\hat{R}_{12}(k) = R_{12}(k) = |X_1(k)| \times |X_2(k)| \times e^{j\phi_{12}(k)} \quad (4)$$

$$\hat{\rho}(k) = \rho(k) = e^{j\phi_{12}(k)} \quad (5)$$

$\phi_{12}(k)$  为两信号在频率点  $k$  的相位差,考虑测量过程噪声的影响,在所有频率成分中,特征频率仅占少数,可以设定某一门限,以滤除两通道中不相关的频率成分。令  $F$  为信号中所有特征频率的集合,则

$$F = \{k, |\hat{\rho}(k)| > \hat{\rho}_{media} + \lambda \sigma_{pp}\} \quad (6)$$

其中  $\hat{\rho}_{media}$  是序列  $\hat{\rho}(k)$  的中值,  $\sigma_{pp}$  为序列  $\hat{\rho}(k)$  的峰-峰值,  $\lambda \in [0, 1]$  是一个确定源信号中所含频率成分数量的经验常数。从式(5),估计信号之间的时延为

$$\tau_{12} = -\phi_{12}(k) \times N/2\pi k \quad (7)$$

其中,  $N$  为估计互相关系数所采用的信号窗长。

### 2.2 源数目与衰减矩阵 $B$ 的估计

假设对应于频率  $k$  的非零成份  $X^k$  仅来自第  $l$  个源,即

$$X^k = B_l S_l^k + \epsilon \quad (8)$$

其中  $B_l$  是衰减系数向量,  $S_l^k$  是源信号的频率成分,  $\epsilon$  是由测量噪声源引起的扰动。由于  $B_l$  和  $S_l^k$  都未知,它们的绝对幅值是求不出来的,只能估计出不同源信号之间的相对衰减。在稀疏的假设条件下,某一个特定方向上的数据应该来自于同一个源,即大多数属于源  $l$  的数据点都应该集中在  $B_l$  定义的轴附近。通过寻找这个突出的方向性来估计  $B_l$  的值。

具体的求解过程为:令  $l^k$  和  $\theta^k$  分别表示两测量信号相应频谱的矢量幅值和夹角,  $\alpha$  为任意方向与  $\theta^k$  的夹角,则可定义  $X^k$  的位置函数  $\phi$ :

$$\mathcal{H}(\alpha) = \begin{cases} 1 - \frac{\alpha}{\pi/4}, & |\alpha| < \frac{\pi}{4} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (9)$$

另外,定义以绝对角度  $\theta$  为变量的全局势函数  $\Phi$  :

$$\Phi(\theta) = \sum_k l^k \mathcal{H}(\mu(\theta - \theta^k)) \quad (10)$$

其中  $\mu$  是分辨率调整参数。

当输入数据表现出比较理想的聚类形状时,由全局势函数  $\Phi$  所确定的角度最大值  $\theta_l^*$  就会出现在预定的方向,此时聚类类别数  $n$  便表征了信号源的数目,而第  $l$  信号源到两个测量传感器通道的相对衰减系数可估计为

$$\hat{\beta}_{1l} = \cos(\theta_l^*), \hat{\beta}_{2l} = \sin(\theta_l^*) \quad (11)$$

聚类中所产生的离散性偏差,我们认为是由噪声造成的。并估计分离信噪比为

$$SNR = -20 \log[\cos(\theta - \theta^*)] \quad (12)$$

### 3 实验研究

轴承是最常见的旋转机械零部件之一。为验证前文所提算法的有效性,本文针对单轴转子实验台外圈有故障的轴承信号进行了分离。实验中选用型号为 6200 的轴承,轴转速为 1500r/min,可计算出轴承内圈转频为 25Hz,所有滚动体(或保持架)通过内圈上一点的频率为 123.2Hz,所有滚动体(或保持架)通过外圈上一点的频率 76.8Hz,保持架旋转频率为 9.6Hz。

两个传感器所采集的振动信号及其频谱如图 1 和图 2 所示。从图 2(a)中可以很明显地看到 25Hz 频率成份,从图 2(b)中可看出 25Hz,50Hz,78Hz,100Hz 等频率成份,但是各成分之间的来源关系难以解释,其他有用的特征也难以看出。

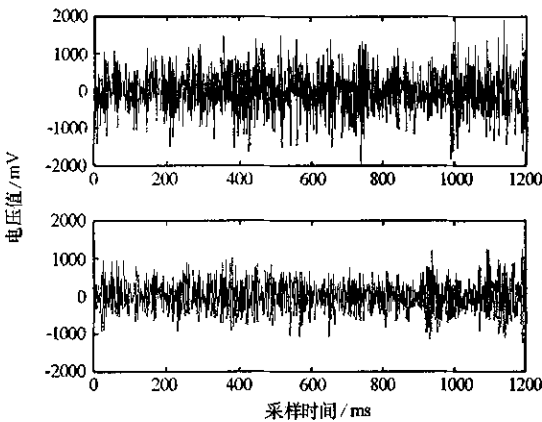


图 1 外环故障轴承振动时域信号

Fig.1 Vibration signals of bearing with outer ring fault

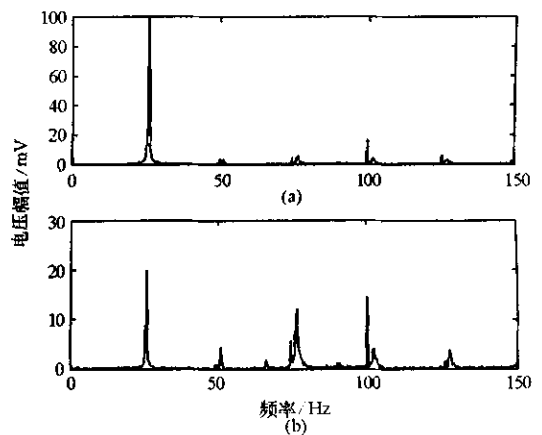


图 2 外环故障轴承振动频谱

Fig.2 Spectra of signals in fig.1

图 3~图 6 是利用前文方法分离出的 4 个源信号的幅值谱、时延和信噪比,从图 3 中可清楚地看出内圈转频 25Hz,图 4 分出了外圈故障的特征频率 76.8Hz 的倍频 153.6Hz,图 5 给出了 50Hz 的工频干扰及其倍频,而图 6 分出的是外圈故障的特征频率 76.8Hz。其它频率成分幅值均较小。

因此,算法对测量信号中的各源信号进行了很好的分离,给出了有价值的结果。

### 4 结论

常见的盲源分离方法通常要求观测信号的维数必须大于或等于源信号的维数,这在很大的程度上制约了盲源分离的应用范围。本文针对轴承振动信号进行了欠确定盲源分离的研究,针对两传感器的情况用聚类的方法估计出了混合矩阵,在稀疏的假设条件下,仅仅根据两通道数据,用简洁的程序分离

出了源信号。

从实验分析中发现本算法的一些不足之处,比如一些参数需要根据经验设定,分离算法对信噪比有一定的要求等。下一步我们将研究如何减少该算法的约束条件及拓展该算法的应用范围等。

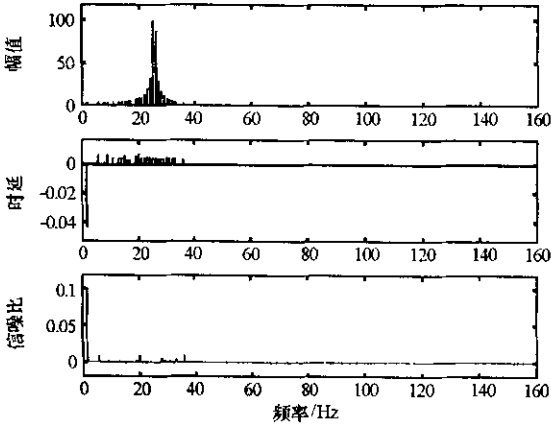


图3 源信号分离结果之一

Fig.3 Spectra of the first separated sources

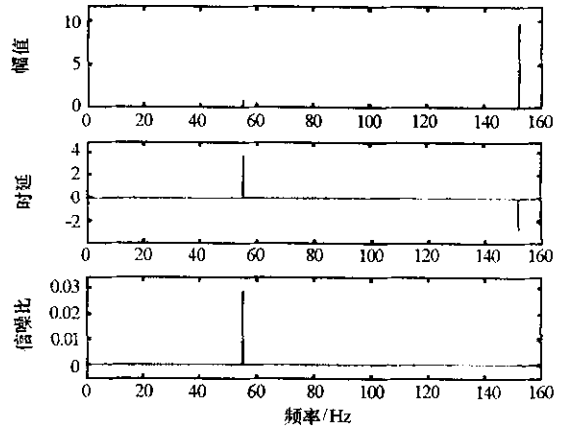


图4 源信号分离结果之二

Fig.4 Spectra of the second separated sources

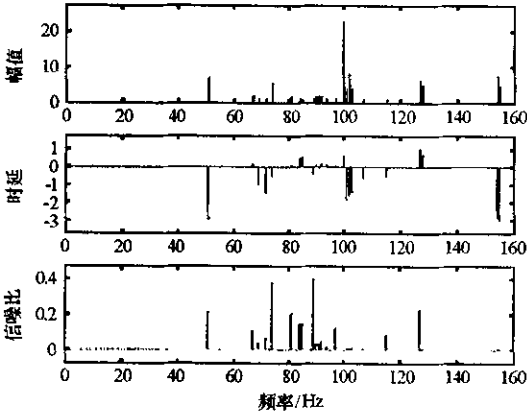


图5 源信号分离结果之三

Fig.5 Spectra of the third separated sources

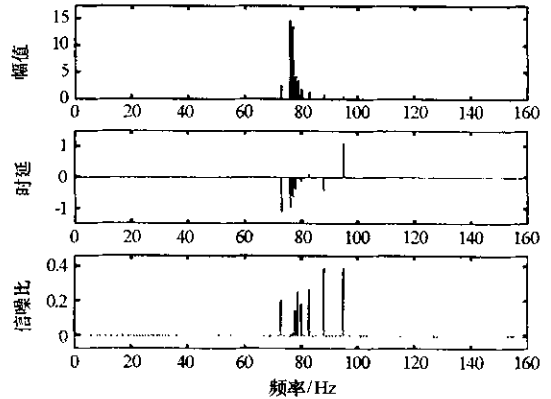


图6 源信号分离结果之四

Fig.6 Spectra of the fourth separated sources

### 参考文献:

[1] Gelle G, Colas M, Delaunay G. Blind Sources Separation Applied to Rotating Machines Monitoring by Acoustical and Vibration Analysis[J]. Mechanical Systems and Signal Processing 2000, 14(13): 427-442.

[2] Knaak M, Kunter M, Filberl D. Blind Source Separation for Acoustical Machine Diagnosis[A]. 14th International Conference on Digital Signal Processing, 1-3 July, 2002, 1: 159-162.

[3] Roan M J, Ering J G, Sibul L H. A New, Nonlinear, Adaptive, Blind Source Separation Approach to Gear Tooth Feature Detection and Analysis[J]. Mechanical Systems and Signal Processing 2002, 16(5): 719-740.

[4] Gelle G, Colas M, Serviere C. Blind Source Separation: A New Pre-processing Tool for Rotating Machines Monitoring[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement 2003, 52(3): 790-795.

[5] Tian X H, Lin J L, Fyfe K R, et al. Gearbox Fault Diagnosis Using Independent Component[A]. IEEE Int. Conf. on Analysis in the Frequency Domain and Wavelet Filtering Acoustics, Speech, and Signal, April 2003, 2: II245-II248.

[6] Serviere C, Fabry P. Blind Source Separation of Noisy Harmonic Signals for Rotating Machine Diagnosis[J]. Journal of Sound and Vibration 2004, 272: 317-339.

[7] Bofill P. Underdetermined Blind Separation of Delayed Sound Sources in the Frequency Domain[J]. Neurocomputing 2003, 55: 627-641.

[8] 焦卫东, 杨世锡, 吴昭同. 基于源数据估计的旋转机械盲源分离[J]. 中国机械工程 2003, 14(14): 1184-1187.

[9] 张洪渊, 贾贻, 史习智. 确定盲分离中未知信号源个数的奇异值分解法[J]. 上海交通大学学报 2001, 35(8): 1155-1158.

[10] Boll P, Zibulevsky M. Underdetermined Blind Source Separation Using Sparse Representations[J]. Signal Process 2001, 81: 2353-2362.



