

# 一种欠定混合情形下的信源数目盲估计方法\*

左超华 张洁 高宏力 傅攀 陈春俊

(西南交通大学机械工程学院 成都 610031)

**摘要:** 准确估计信源数目是盲源分离实现有效分离的重要前提之一。针对源信号数目未知且少于观测信号数目的欠定问题,提出了一种有效的信源数目盲估计方法。该方法基于经验模态分解,并结合协方差矩阵的奇异值分解,采用拉氏逼近的贝叶斯选择原理来估计源信号数目。在对观测信号进行经验模态分解前,为了消除本征模态函数的模态混合现象,引入卡尔曼滤波算法对观测信号进行了消噪处理。分别采用仿真信号和实测信号对该方法进行验证,研究表明,方法能够准确估计出源信号数目,为盲源分离提供准确的先验信息。

**关键词:** 源数估计;卡尔曼滤波;经验模态分解;拉氏逼近;贝叶斯选择原理

**中图分类号:** TN911.7 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4030

## A blind estimation method of sources number in underdetermined mixing cases

Zuo Chaohua Zhang Jie Gao Hongli Fu Pan Chen Chunjun

(School of Mechanical Engineering, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, China)

**Abstract:** One of the most important pre-requisites for blind source separation to achieve an effective separation is to estimate the number of sources accurately. For underdetermined problems of which the sources signal number is unknown and less than the observed signal number, this paper proposes a kind of signal source number estimation method based on Empirical Mode Decomposition(EMD), together with Singular Value Decomposition(SVD) of covariance matrix, and by means of Bayesian selection principle combining with Laplace approximation. Before processing the observation signal with EMD, the proposed method denoised the observation signal by means of Kalman filtering algorithm in order to remove the mode mixing phenomenon of Intrinsic Mode Function(IMF). The method is validated using both simulated signals and measured signals respectively. The research on this shows that the proposed method can estimate the sources signal number exactly and provide an accurate priori information to the blind source separation.

**Keywords:** signal source number estimation; Kalman filtering; EMD; Laplace approximation; Bayesian selection principle

## 1 引言

盲源分离在未知任何有关源信号和混合过程的先验信息的情形下,仅根据混合信号,便能有效地恢复出源信号。盲源分离发展至今,已经在各个领域内发挥了巨大作用<sup>[1-5]</sup>。盲源分离实现有效分离的重要前提之一是源信号数目预先已知或准确估计。而预先已知信源数目在实际情形中往往无法满足。因此,在进行盲源分离前,必须准确估计源信号数目。

迄今为止,已经有许多学者都提出了信源数目估计方法并在应用中取得了较好的效果,如平滑秩法、矩阵分解法、盖氏圆盘法以及信息论法<sup>[6-7]</sup>等。但其在信噪比较低时,性能却不太理想。许多现有信源数目估计方法,如基于

Leuridan 等提出的主分量分析法、基于 Murty 等人<sup>[8]</sup>提出的奇异值分解法以及基于 Cardoso J F 等提出的四阶累积量矩阵法都要求观测信号数目大于或等于源信号数目,而对于观测信号数目少于源信号数目的欠定情形,还没有行之有效的估计方法。同时,由于量测噪声的存在,对欠定信号进行信源数目估计就变得更加困难。

基于此,本文提出了一种适用于欠定混合情形下的信源数目盲估计方法。该方法首先对原始观测信号进行卡尔曼滤波处理以改善观测信号的信噪比,再利用 EMD 对欠定观测信号进行升维处理,然后对其协方差矩阵进行奇异值分解,最后运用拉氏逼近的贝叶斯选择原理进行源信号数目估计。

收稿日期:2014-07

\* 基金项目:国家自然科学基金(51205323,51275426)、中央高校基本科研业务费专项资金(2682014CX032)资助项目

## 2 问题描述

盲源分离最经典、最简单的模型是源信号的线性瞬时混合模型,考虑噪声,其公式化如下:

$$\mathbf{X}(t) = \mathbf{A}\mathbf{s}(t) + \mathbf{n}(t) \quad (1)$$

式中:  $\mathbf{s}(t) = [s_1(t), s_2(t), \dots, s_n(t)]^T$  表示  $n$  个源信号向量;  $\mathbf{X}(t) = [x_1(t), x_2(t), \dots, x_m(t)]^T$  表示  $m$  个观测信号向量;  $\mathbf{n}(t)$  表示噪声,通常假设为高斯白噪声;矩阵  $\mathbf{A}$  表示  $m \times n$  的混合系数矩阵。信源数目盲估计的任务便是已知观测信号矩阵  $\mathbf{X}(t)$  及观测信号数目  $m$ ,仅根据观测信号矩阵  $\mathbf{X}(t)$  估计出源信号数目  $n$ 。本文讨论  $m < n$  的欠定情形。

## 3 欠定信源数目盲估计方法

### 3.1 卡尔曼滤波去噪

由于观测信号往往含有不同水平的噪声,消噪处理作为信号处理领域中不可磨灭的信号预处理方法,其消噪性能直接影响到后续信号处理算法能否有效运行。现有去噪方法大多基于时域、频域以及时频域滤波。而时域滤波无法反映观测信号的非平稳特性;频域滤波对于非平稳信号中有效信号与噪声频率混叠的情形无能为力;应用广泛的时频域滤波是小波阈值滤波,依据噪声的小波分解系数小于有效信号的分解系数,按照某种方式选择阈值,对分解系数低于该阈值的信号成分进行“一刀切”,其去噪性能受限于阈值的适当选择,而目前尚未形成最优标准。基于此,本文采用自适应卡尔曼滤波去噪。与传统滤波方法所不同,卡尔曼滤波算法是一种最优估计方法。

### 3.2 经验模态分解

经验模态分解<sup>[9]</sup> (empirical mode decomposition, EMD)依据观测信号本身的特点,仅从信号本身出发进行分解,能够将信号自适应地分解为数不多的本征模态函数(intrinsic mode function, IMF)和一个趋势项。IMF 基于信号本身的局部特征时间尺度,是信号所固有的,隐含在信号内部的。每个 IMF 在任意时刻仅包含单一的频率分量,反映了原信号在不同时间尺度下的振荡变化。而趋势项则在一定程度上表征了原信号的总体变化趋势。EMD 非常适用于对非平稳信号的处理,与其他信号变换方法所不同,其分解不需要基底,直接对信号进行变换,变换方法见文献[10]。

设观测信号为:

$$\mathbf{X}(t)_{\text{in}} = [x_1(t)_{\text{in}}, x_2(t)_{\text{in}}, \dots, x_m(t)_{\text{in}}]^T$$

其经卡尔曼滤波去噪后所得到的消噪信号为:

$$\mathbf{X}(t)_{\text{out}} = [x_1(t)_{\text{out}}, x_2(t)_{\text{out}}, \dots, x_m(t)_{\text{out}}]^T$$

对  $\mathbf{X}(t)_{\text{out}}$  进行 EMD,其分解结果可以表示为:

$$\begin{aligned} x_1(t)_{\text{out}} &= \sum_{i=1}^{n_1} \text{imf}_{1i}(t) + r_{n_1}(t) \\ x_m(t)_{\text{out}} &= \sum_{i=1}^{n_m} \text{imf}_{mi}(t) + r_{n_m}(t) \end{aligned} \quad (2)$$

式中:  $r_{n_1}(t), r_{n_2}(t), \dots, r_{n_m}(t)$  为 EMD 得到的趋势项,不含任何故障信息,因此舍去。

由于观测信号具有冗余性,分解不同观测信号所得到的各分量具有相关性。为了实现欠定混合情形下对观测信号的升维,利用 2 个观测信号的 EMD 结果按照下式组成新的观测信号矩阵,以此来对源数估计:

$$\mathbf{X}(t) = [x_1(t)_{\text{out}}, \text{imf}_{11}(t), \dots, \text{imf}_{1n_1}(t), x_2(t)_{\text{out}}, \text{imf}_{21}(t), \dots, \text{imf}_{2n_2}(t)]^T \quad (3)$$

### 3.3 协方差矩阵的奇异值分解

文献[11]证明了相对于观测信号矩阵的相关矩阵模型而言,其协方差矩阵模型分解得到的特征值精度更高。因此,采用观测信号矩阵的协方差矩阵进行奇异值分解。

定义经 EMD 后,新组成的观测信号矩阵  $\mathbf{X}(t)$  的协方差矩阵为:

$$\mathbf{R}_X = (\mathbf{X}(t) - E[\mathbf{X}(t)])(\mathbf{X}(t) - E[\mathbf{X}(t)])^H / N \quad (4)$$

式中:“ $H$ ”为共轭转置。 $N$  为观测信号长度。

当噪声与源信号及其 IMF 互不相关时,

$$\mathbf{R}_X = \mathbf{R}_s + \mathbf{R}_n \quad (5)$$

式中:  $\mathbf{R}_s$  为源信号及其 IMF 所组成的信号矩阵的协方差矩阵,  $\mathbf{R}_n$  为噪声及其 IMF 所组成的噪声矩阵的协方差矩阵。

假设噪声为功率为  $\sigma^2$  的高斯白噪声,则:

$$\mathbf{R}_X = \mathbf{R}_s + \sigma^2 \mathbf{I} \quad (6)$$

经奇异值分解后,上式可以表示为:

$$\mathbf{R}_X = \mathbf{U}_s \mathbf{\Lambda}_s \mathbf{U}_s^H + \mathbf{U}_n \mathbf{\Lambda}_n \mathbf{U}_n^H \quad (7)$$

式中:  $\mathbf{\Lambda}_s = \text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n)$ , 且  $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_n > 0$  为  $n$  个主特征值,  $\mathbf{U}_s$  为其对应的特征向量所组成的特征矩阵。  $\mathbf{\Lambda}_n = \text{diag}(\lambda_{n+1}, \lambda_{n+2}, \dots, \lambda_m) = \sigma^2 \mathbf{I}$ , 其中  $\lambda_{n+1}, \dots, \lambda_m$  为  $m - n$  个噪声特征值,  $\mathbf{U}_n$  为其对应的特征向量所组成的噪声特征矩阵。

理论上,噪声特征值应满足:

$$\begin{cases} \lambda_{n+1} = \lambda_{n+2} = \dots = \lambda_m \\ \lambda_{n+1} \ll \lambda_n \end{cases} \quad (8)$$

而实际上,由于观测信号长度  $N$  有限,由此估计的协方差矩阵并不是真实的协方差矩阵,故上述条件得不到严格意义上的满足。为判断出噪声子空间维数  $m - n$ ,从而估计出源信号数目  $n$ ,本文引入拉氏逼近的贝叶斯选择原理。

### 3.4 拉氏逼近的贝叶斯选择原理

假设信号满足如下模型:

$$\mathbf{X}(t) = \mathbf{A}\mathbf{s}(t) + \mathbf{n}(t) = \mathbf{A}\mathbf{w}(t) + \boldsymbol{\mu}(t) + \mathbf{n}(t) \quad (9)$$

其中:  $\mathbf{X}(t) = [x_1(t), x_2(t), \dots, x_m(t)]^T$  表示  $m \times N$  维观测信号矩阵;  $\mathbf{A}$  表示  $m \times n$  维混合系数矩阵;  $\mathbf{s}(t) = [s_1(t), s_2(t), \dots, s_n(t)]^T$  表示  $n \times N$  维源信号矩阵;  $\mathbf{n}(t)$  表示噪声;  $\boldsymbol{\mu}(t)$  表示  $\mathbf{X}(t)$  的均值;  $\mathbf{w}(t)$  表示经零均值化后的源信号矩阵。

假设:

$$p(n) \sim N(0, \sigma^2 \mathbf{I}), p(\mathbf{w}) \sim N(0, \mathbf{I}) \quad (10)$$

则观测到一个观测信号向量  $\mathbf{x}_i(t)$  ( $i = 1, 2, \dots, m$ ) 的概率为:

$$p(\mathbf{x} | \mathbf{w}, \mathbf{A}, \boldsymbol{\mu}, \sigma^2) \sim N(\mathbf{A}\mathbf{w} + \boldsymbol{\mu}, \sigma^2 \mathbf{I}) \quad (11)$$

$$p(\mathbf{x} | \mathbf{A}, \boldsymbol{\mu}, \sigma^2) = \int_{\mathbf{w}} p(\mathbf{x} | \mathbf{w}, \mathbf{A}, \boldsymbol{\mu}, \sigma^2) p(\mathbf{w}) \sim N(\boldsymbol{\mu}, \mathbf{A}\mathbf{A}^H + \sigma^2 \mathbf{I}) \quad (12)$$

因此,观测信号矩阵  $\mathbf{X}(t) = [x_1(t), x_2(t), \dots, x_m(t)]^T$  的概率为:

$$p(\mathbf{X} | \mathbf{A}, \boldsymbol{\mu}, \sigma^2) = \prod_{i=1}^m p(\mathbf{x}_i | \mathbf{A}, \boldsymbol{\mu}, \sigma^2) = (2\pi)^{-Nm/2} \times |\mathbf{A}\mathbf{A}^H + \sigma^2 \mathbf{I}|^{-\frac{m}{2}} \exp\left(-\frac{1}{2} \text{tr}((\mathbf{A}\mathbf{A}^H + \sigma^2 \mathbf{I})^{-1} \mathbf{S})\right) \quad (13)$$

$$\text{式中: } \mathbf{S} = \sum_{i=1}^m (\mathbf{x}_i - \boldsymbol{\mu})(\mathbf{x}_i - \boldsymbol{\mu})^H$$

令协方差矩阵  $\mathbf{R} = \mathbf{S}/N = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^m (\mathbf{x}_i - \boldsymbol{\mu})(\mathbf{x}_i - \boldsymbol{\mu})^H$ , 则

混合系数矩阵  $\mathbf{A}$  经奇异值分解后可表示为:

$$\hat{\mathbf{A}} = \mathbf{U}(\mathbf{\Lambda}_k - \sigma^2 \mathbf{I}_k)^{1/2} \mathbf{V}^H \quad (14)$$

对角阵  $\mathbf{\Lambda}_k$  为  $\mathbf{R}$  按降序排列的前  $k$  个特征值所构成的矩阵,酉矩阵  $\mathbf{U}$  为其对应的特征向量所组成的矩阵。

参数的极大似然估计值为:

$$\hat{\boldsymbol{\mu}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^m \mathbf{x}_i, \hat{\sigma}^2 = \frac{\sum_{j=k+1}^m \lambda_j}{m-k} \quad (15)$$

式中:  $\lambda_j$  为  $\mathbf{R}$  按降序排列的第  $j$  个特征值。

化简得:

$$p(\mathbf{X} | \mathbf{A} = \mathbf{A}, \boldsymbol{\mu} = \boldsymbol{\mu}, \sigma^2 = \sigma^2) = (2\pi)^{-Nm/2} \times \left( \prod_{j=1}^k \lambda_j \right)^{-N/2} (\sigma^2)^{-N(m-k)/2} e^{-Nm/2} \quad (16)$$

贝叶斯选择原理采用概率论准则在不同假设模型中进行选择,通过在模型中对未知参数进行积分,来计算该模型下观测数据的概率,即:

$$p(\mathbf{X} | M) = \int_{\theta} p(\mathbf{X} | \theta) p(\theta | M) d\theta \quad (17)$$

由于直接计算积分非常复杂,采用拉普拉斯方法来逼近上述积分,得:

$$p(\mathbf{X} | k) \approx p_k \left( \prod_{j=1}^k \lambda_j \right)^{-N/2} (\sigma^2)^{-N(d_k-k)/2} \times (2\pi)^{(d_k+k)/2} \cdot |A_Z|^{-1/2} N^{-k/2} \quad (18)$$

$$p_k = 2^{-k} \prod_{i=1}^k \Gamma\left(\frac{m-i+1}{2}\right) \pi^{-(m-i+1)/2} \quad (19)$$

$$d_k = mk - \frac{k(k+1)}{2} \quad (20)$$

$$\mathbf{A}_Z = \prod_{i=1}^k \prod_{j=i+1}^m \left( \frac{1}{\lambda_j} - \frac{1}{\lambda_i} \right) (\lambda_i - \lambda_j) N \quad (21)$$

忽略不随  $N$  增长的各项,上式进一步简化为:

$$p(\mathbf{X} | k) \approx \left( \prod_{j=1}^k \lambda_j \right)^{-N/2} (\sigma^2)^{-N(d_k-k)/2} N^{-(d_k+k)/2} \quad (22)$$

将上式两边取对数,为:

$$L(\mathbf{X} | k) = \ln p(\mathbf{X} | k) =$$

$$-\frac{N}{2} \sum_{j=1}^k \ln \lambda_j - \frac{N(d_k-k)}{2} \ln \hat{\sigma}^2 - \frac{d_k+k}{2} \ln N \quad (23)$$

最大化上式所需的  $k$  即为信源数目  $n$ 。

## 4 算法验证

### 4.1 仿真信号分析

为验证本文方法对于信源数目盲估计的准确性,采用以下4个仿真信号来模拟不同类型的4种振源信号:

$$s_1 = \sin(2\pi \times 20t)$$

$$s_2 = \sin(2\pi \times 100t^2)$$

$$s_3 = \sin(2\pi \times 100t) \sin(2\pi \times 5t)$$

$$s_4 = 2e^{-5t} \sin(2\pi \times 50t)$$

式中:  $s_1$  为简单的正弦信号,  $s_2$  为线性频率扫描信号,  $s_3$  为拍波信号,  $s_4$  为指数衰减正弦信号。采样频率为 1 024 Hz, 采样时间为 0.5 s。源信号波形如图 1 所示。

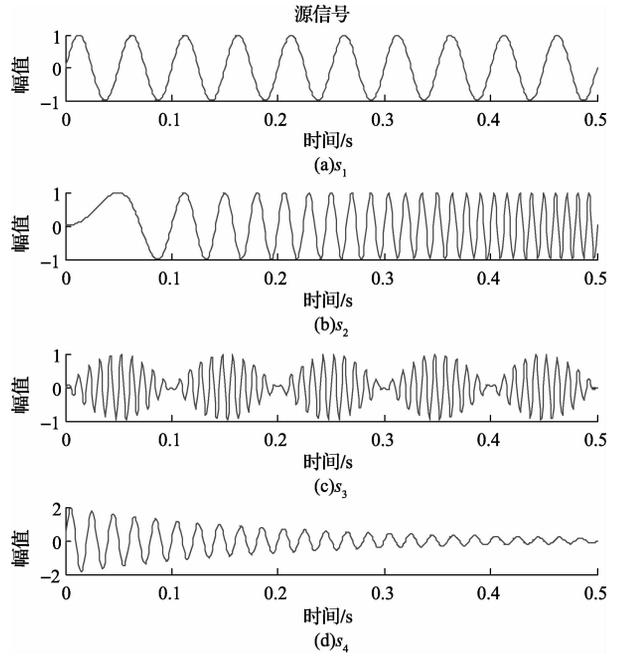
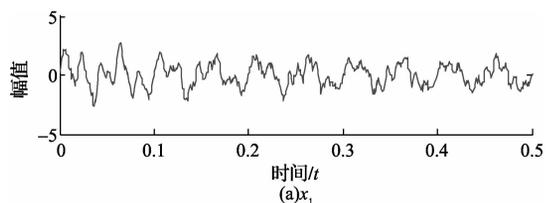


图1 源信号波形

随机生成一个  $2 \times 4$  阶的混合系数矩阵,令其与上述4个源信号在高斯白噪声的环境下进行线性混合,得到混合信号  $x_1, x_2$ 。混合信号波形如图 2 所示。本实验中所生成的混合系数矩阵为:

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 0.9790 & 0.2077 & 0.6132 & 0.8432 \\ 0.0629 & 0.1569 & 0.0265 & 0.0904 \end{bmatrix}$$



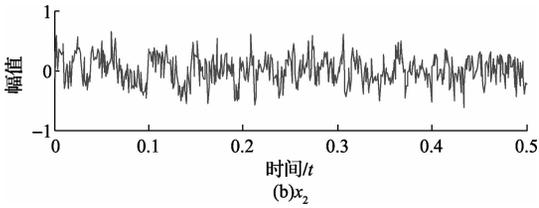


图 2 源信号在噪声环境下的混合信号波形

采用本文提出的方法,对混合信号  $\mathbf{X} = [x_1(t), x_2(t)]^T$  进行卡尔曼滤波去噪,去噪后混合信号波形如图 3 所示。

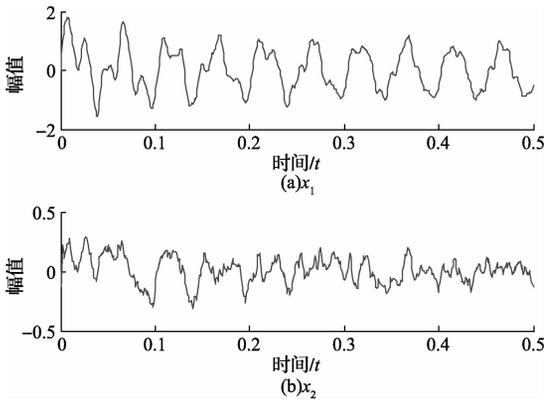


图 3 经卡尔曼滤波后的混合信号波形

然后分别对 2 个混合信号进行 EMD,其中,  $x_1$  分解得到 6 个 IMF,  $x_2$  分解得到 7 个 IMF。将其按照式(3)组成新的观测信号矩阵,并对其协方差矩阵进行奇异值分解,得到 14 个按降序排列的特征值,(除零特征值外)为:0.7393, 0.1644, 0.0746, 0.0455, 0.0096, 0.0049, 0.0040, 0.0027, 0.0020, 0.0016, 0.0007, 0.0005, 0.0004, 0.0002。采用以上非零特征值按照式(23)进行计算,得到各个  $k$  所对应的似然概率  $L(\mathbf{X} | k)$ ,如图 4 所示。

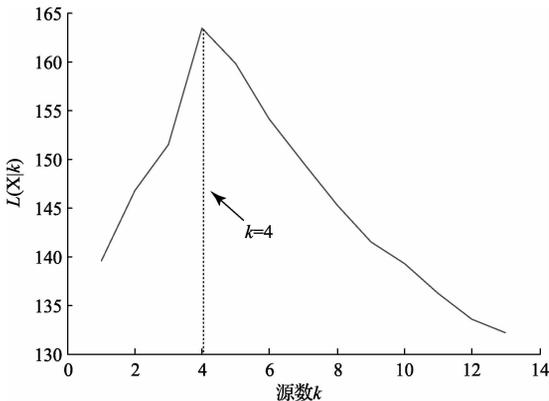


图 4 源数为  $k$  时的似然概率  $L(\mathbf{X} | k)$

由图 4,当  $k = 4$  时,似然概率  $L(\mathbf{X} | 4)$  取得最大值。因此,信源数为  $n = 4$ ,与仿真信号源数相吻合。仿真信号

分析表明,应用本文方法能够正确估计出源信号数目。

#### 4.2 实测信号分析

为验证本文方法在实际应用中的有效性,将其应用于实测非平稳振动信号中进行源数估计。如图 5 所示为采自 CRH<sub>2</sub> 动车组的 3 号车车下悬吊设备的 5 个主要的振动源信号,分别为独立运行转子制冷装置、空调换气装置、高压控制箱、牵引变流器以及空调机组时所采取的振源信号。如图 6 所示为同时运行上述 5 个部件时所采取的 2 个混合信号。

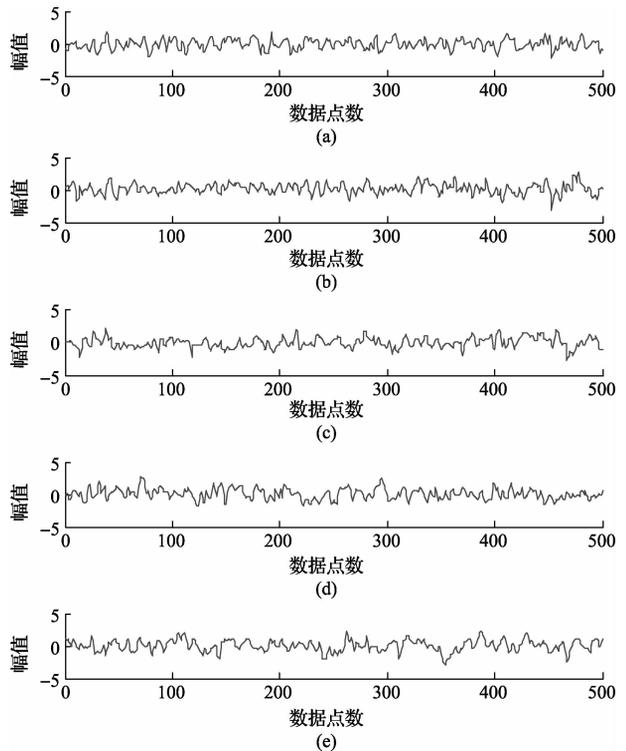


图 5 实测非平稳振源信号波形

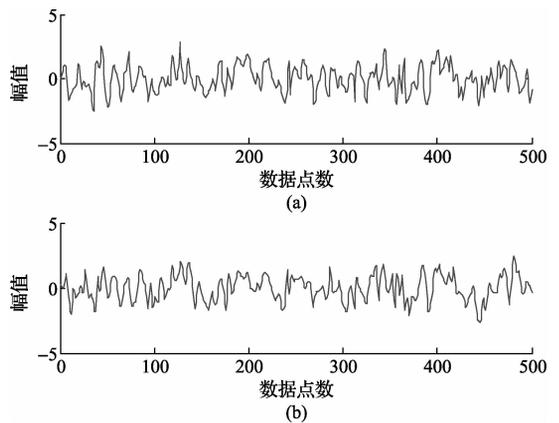


图 6 实测非平稳混合信号波形

按照本文方法,首先对该混合信号进行卡尔曼滤波去噪,然后分别对这 2 个混合信号进行 EMD,其中,第一个混

合信号分解得到7个IMF,第2个混合信号分解得到7个IMF。将其按照式(3)组成新的混合信号矩阵,并对其协方差矩阵进行奇异值分解,得到14个按降序排列的特征值,(除零特征值外)为:0.7921,0.1666,0.0953,0.0725,0.0569,0.0387,0.0269,0.0214,0.0177,0.0137,0.0123,0.0100,0.0082,0.0038。采用以上非零特征值按照式(22)进行计算,得到各个 $k$ 所对应的似然概率 $L(\mathbf{X}|k)$ ,如图7所示。

由图7,当 $k=5$ 时,似然概率 $L(\mathbf{X}|5)$ 取得最大值。因此,信源数为 $n=5$ ,与实际振源数目相吻合。实测信号分析表明,应用本文方法能够正确估计出源信号数目。

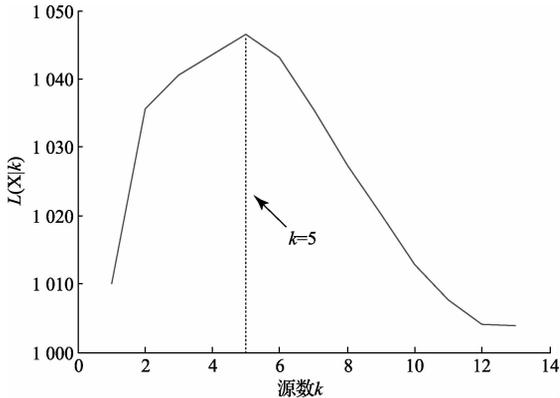


图7 源数为 $k$ 时的似然概率 $L(\mathbf{X}|k)$

## 5 结 论

为改善观测信号的信噪比,采用卡尔曼滤波算法对观测含噪信号进行去噪处理;对去噪后的欠定观测信号进行EMD,得到了升维观测信号;通过对升维观测信号的协方差矩阵进行奇异值分解,利用其特征值根据拉氏逼近的贝叶斯选择原理估计源信号数目。仿真分析表明,本文算法能够有效估计出源信号数目。

将高速列车车下设备实测振动信号经本文算法处理,得到的源信号数目与实际情形相符,验证了算法的实用性。

本文算法可以作为估计信源数目时的一种参考算法,有助于从混合信号中准确地估计出源信号数目,为盲源分离提供准确可靠的先验信息,促进盲源分离理论在振动信号处理领域中的有效应用。

## 参考文献

- [1] 李晓晖,傅攀. 基于一维盲源分离的滚动轴承故障诊断[J]. 电子测量与仪器学报, 2013, 27(6): 535-542.
- [2] 孟宗,梁智. 基于EMMD和BSS的单通道旋转机械故障诊断方法[J]. 仪器仪表学报, 2013, 34(3): 635-642.
- [3] 张洁,高宏力,陈春俊,等. 高速列车非平稳振动信号盲源分离方法及应用[J]. 机械工程学报, 2014,

19: 97-104.

- [4] 王晓伟,石林锁. 盲源分离在振动机械故障诊断中的应用[J]. 电子测量技术, 2008, 31(3): 138-140.
- [5] 蔡坤. 抑制Winger分布交叉项的胎心电半盲分离方法[J]. 仪器仪表学报, 2012, 33(4): 781-787.
- [6] NADLER B. Nonparametric detection of signals by information theoretic criteria: Performance analysis and an improved estimator[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2010, 58(5): 2746-2756.
- [7] HUANG L, LONG T, WU S J. Source enumeration for high-resolution array processing using improved Gerschgorin radii without eigendecomposition [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2008, 56(12): 5916-5925.
- [8] MURTY S, KOMPELLA. A Technique to Determine the Number of Incoherent Sources to the Response of a System [J]. Mechanical System and Signal Processing, 1994, 8(4): 363-380.
- [9] HUANG N E, SHEN Z, LONG S R, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and nonstationary time series analysis[J]. Proceedings of the Royal of London Series A, 1998, 454: 903-995.
- [10] RILLING G, FLANDRIN P, GONCALVES P. On empirical mode decomposition and its algorithms[C]. IEEE URASIP Workshop on Nonlinear Signal and Image Processing Grado(I), 2003: 9-11.
- [11] 杨鹏,彭耿,柳征,等. 一种新的基于特征值分析的盲信噪比估计方法[J]. 电子信息对抗技术, 2009(3): 5-10.

## 作者简介

左超华,硕士研究生。主要研究方向为测试信号分析与处理。

E-mail: zch245267974@163.com

张洁,博士,副教授。主要研究方向为测试信号分析与处理。

E-mail: LSY55ZJ@home.swjtu.edu.cn

高宏力,博士,教授。主要研究方向为机电液一体化系统控制,智能化状态监测与故障诊断,复杂机电系统可靠性设计。

E-mail: hongli\_gao@swjtu.cn

傅攀,博士,教授。主要研究方向为智能化状态监测及故障诊断。

E-mail: pfu@home.swjtu.edu.cn

陈春俊,博士,教授。主要研究方向为控制理论及工程应用。

E-mail: cjchen@nec.swjtu.edu.cn