

# 基于源数估计的无约束欠定盲源分离算法

付永庆<sup>1</sup>, 郭慧<sup>1,2</sup>, 苏东林<sup>2</sup>, 刘焱<sup>2</sup>

(1.哈尔滨工程大学 信息与通信工程学院, 黑龙江 哈尔滨 150001; 2.北京航空航天大学 电磁兼容技术研究所, 北京 100191)

**摘要:** 信源数目的估计是欠定盲源分离的前提条件, 为了提高混合信号分离的准确性, 提出一种 Hough 加窗法。利用 Hough 变换的思想将观测信号转变为角度变量, 对变换域中的角度直方图进行加窗获得变换量的聚类区域, 其峰值数即为信号源的数目。在此基础上, 通过寻找变换量与混合矩阵列向量的关系可得到混合矩阵的估计值。提出一种无约束分离算法, 由内点法从散点图分布中选取合适的初始迭代值, 通过梯度下降法实现信号的分离。仿真实验结果表明, Hough 加窗法具有较高的估计精度、较强的抗噪声性以及较低的稀疏敏感性, 无约束分离算法具有较好的分离效果。

**关键词:** 欠定盲源分离; 信源数目估计; 稀疏信号; Hough 加窗法; 无约束分离; 梯度下降法

doi: 10.3969/j.issn.1006-7043.201308065

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/23.1390.U.20150414.1624.013.html>

中图分类号: TP911.7 文献标志码: A 文章编号: 1006-7043(2015)05-0730-06

## Unconstrained underdetermined blind source separation algorithm based on the source number estimation

FU Yongqing<sup>1</sup>, GUO Hui<sup>1,2</sup>, SU Donglin<sup>2</sup>, LIU Yan<sup>2</sup>

(1.College of Information and Communication Engineering, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China; 2. EMC Laboratory, Beijing University of Aeronautics and Astronautics, Beijing 100191, China)

**Abstract:** The source number estimation is the prerequisite for underdetermined blind separation. In order to improve the accuracy of the mixed signal separation, a new Hough-windowed algorithm is proposed in this study. First, the algorithm transforms the observed signals into angular variables based on Hough transformation. The cluster area is obtained by windowing the histogram of angular variables in the transform domain. The peak value is the number of sources. Next, the mixture matrix is obtained through analyzing the relationship between the maxima in each cluster area and the column vector of the mixture matrix. Finally, an unconstrained separation algorithm is presented. The interior point method enables the acquisition of the initial value and the gradient descent method separates the signals. The simulation results showed that the Hough windowing method demonstrates higher estimation accuracy, stronger noise resistance ability, and lower sensitivity to sparse as well. In conclusion, the unconstrained separation algorithm has better separation effect.

**Keywords:** underdetermined blind source separation; source number estimation; sparse signals; Hough windowed method; unconstrained separation; gradient descent method

盲源分离(blind signal separation, BSS)起源于鸡尾酒问题<sup>[1]</sup>,可在源信号和传输信道参数均未知的情况下仅根据源信号的统计独立性和观测信号来恢复源信号,被广泛应用于生物医学<sup>[2]</sup>、地质信号处理和分析<sup>[3]</sup>、图像处理<sup>[4]</sup>和移动通信<sup>[5]</sup>等领域。根据观测信号和源信号的数目关系,将盲源分离问题分为正定、超定和欠定3种情况。上述情况都以信源数目的正确估计为前提实现信号的分离。目前,在信源数目估计领域中,以前两种情况下的盲源分离为主,基于高阶累积量扩展了很多成熟的算法,而欠定盲源分离(undetermined blind signal separation, UBSS)方面的研究尚少。目前欠定盲源分离中信源数目的估计大多基于稀疏混合信号的线性聚类特点,如:2001年Bofill利用势函数的局部最大值

的个数对信源数目进行估计<sup>[6]</sup>;2008年谭北海等直接利用概率统计知识,通过划分区域并统计观测点在不同区域的概率分布实现信源数目估计<sup>[7]</sup>;2009年张烨等提出采用拉普拉斯势函数判断其局部最大值达到源数估计的目的<sup>[8]</sup>。但这些方法都存在一些问题,如算法的抗噪声性和信号的稀疏性易受异常值的影响而造成误判。针对上述问题,提出一种Hough加窗法,利用信号的稀疏特性,先确定经平滑后的聚类区域,减小异常值的影响,再寻找区域最大值,避免陷入局部最大,在此基础上对混合矩阵进行估计。针对信号分离问题,提出一种无约束分离算法,采用“内点法”选择合适的混合矩阵列向量作为初始迭代值,修正了现有算法对混合矩阵列向量的选取标准。

## 1 稀疏欠定盲源分离模型

通常欠定盲源分离的线性瞬时混合模型写作:

收稿日期: 2013-08-30.

网络出版时间: 2015-04-14.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61172038, 60831001)。

作者简介: 付永庆(1956-),男,教授,博士生导师;

郭慧(1987-),女,博士研究生。

通信作者: 郭慧, E-mail: chinamengh823@126.com.

$$X(t) = \begin{bmatrix} x_1(t) \\ x_2(t) \\ \vdots \\ x_m(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{m1} & a_{m2} & \cdots & a_{mn} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} s_1(t) \\ s_2(t) \\ \vdots \\ s_n(t) \end{bmatrix} = AS(t) \quad (1)$$

式中:  $X(t)$  为  $m$  个观测信号矢量,  $A$  为  $m \times n$  维的混合矩阵,  $S(t)$  为  $n$  个源信号矢量,  $t = 1, 2, \dots, T$  为观测点时刻, 当  $m < n$  时即为欠定盲源分离。

为了实现欠定情况下的盲源分离, 必须对源信号提出进一步的约束条件, 假设源信号是稀疏信号, 即源信号在绝大多数采样点的取值为零或接近于零, 只有少数采样点的取值远离零<sup>[9]</sup>。假设在采样时刻  $t$ , 只有  $s_1(t)$  起主导作用, 则有

$$\begin{bmatrix} x_1(t) \\ \vdots \\ x_m(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{11} \\ \vdots \\ a_{m1} \end{bmatrix} s_1(t) \Rightarrow \frac{x_1(t)}{a_{11}} = \cdots = \frac{x_m(t)}{a_{m1}} = s_1(t) \quad (2)$$

观测信号可以看作: 在以  $x_1(t) \cdots x_m(t)$  为坐标轴的  $m$  维空间中, 所有以源信号  $s_1(t)$  为主导的采样时刻确定的一条直线, 其斜率取决于混合矩阵  $A$  的第一个列向量  $[a_{11}, \dots, a_{m1}]^T$ 。如果混合矩阵  $A$  的任意  $m \times m$  的子矩阵都满足可逆性, 则每个源信号可确定一条直线。因此, 源信号的数目估计就转化为对观测空间中直线条数估计。

实际应用中, 很多信号具有稀疏特性, 或者可以通过适当变换(如短时傅里叶变换 STFT<sup>[10]</sup>、Gabor 变换<sup>[11]</sup>、小波变换<sup>[12]</sup>等)使得信号在变换域中满足稀疏特性。

## 2 Hough 加窗法

### 2.1 Hough 变换

Hough 变换原用于图像的匹配, 将原图中给定形状的所有点都集中到变换空间中的某些位置, 形成峰值点。基于该思想, 把观测信号空间中直线的检测问题转化为寻找变换空间中峰值点的问题。

观测数据可看作  $m$  维空间中经过零点的一条直线<sup>[13]</sup>, 据此构造转换关系, 将观测信号空间中的直线转换成变换空间中的角度变换量<sup>[14]</sup>:

$$\begin{bmatrix} x_m(t) \\ x_{m-1}(t) \\ \vdots \\ x_3(t) \\ x_2(t) \\ x_1(t) \end{bmatrix} = D \begin{bmatrix} \cos \varphi_{m-1}^t \\ \sin \varphi_{m-1}^t \cos \varphi_{m-2}^t \\ \vdots \\ \sin \varphi_{m-1}^t \sin \varphi_{m-2}^t \cdots \sin \varphi_3^t \cos \varphi_2^t \\ \sin \varphi_{m-1}^t \sin \varphi_{m-2}^t \cdots \sin \varphi_3^t \sin \varphi_2^t \cos \varphi_1^t \\ \sin \varphi_{m-1}^t \sin \varphi_{m-2}^t \cdots \sin \varphi_3^t \sin \varphi_2^t \sin \varphi_1^t \end{bmatrix} \quad (3)$$

式中:  $D = \sqrt{\sum_{i=1}^m x_i^2(t)}$  表示  $t$  时刻观测点与零点的距离,  $\varphi_{m-1}^t$  表示  $t$  时刻观测点和零点构成的直线与  $x_m$  轴的夹角,  $\varphi_i^t (i = m-2, \dots, 1)$  表示  $t$  时刻观测点和零点构成的直线投影到  $i+1$  维空间时与  $x_{i+1}$  轴的夹角, 令  $\Phi(t) = (\varphi_1^t, \varphi_2^t, \dots, \varphi_{m-1}^t) \in [0, \pi)^{m-1}$ , 即为变换空间中的角度变换量。为了统计高维变换空间中变换量的分布, 引入函数:

$$\varphi_{(k_1, \dots, k_{m-1})}(h, \mu) = \begin{cases} 1, & [u_i/h] = k_i - 1 \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

式中:  $k = 1, \dots, \pi/h$  表示高维直方图的分区数目,  $h$  是 Hough 变换的量化步长,  $k$  越大, 即  $h$  越小, 变换量的分类精度越高; 在变换量的每一个分类中,  $i = 1, \dots, m-1$  包含了变换量的所有维数,  $[\cdot]$  表示比  $\cdot$  小的最大整数。则落入高维直方图某一区域的变换量数目为:

$$N_k = \sum_{t=1}^T \varphi_{(k_1, \dots, k_{m-1})}(h, \Phi(t)) \quad (5)$$

### 2.2 加窗法

得到变换量的直方图后, 若直接检测峰值点容易陷入局部最大值。为此对直方图做加窗处理。由于  $m$  维的观测信号经 Hough 变换后变为  $m-1$  维变换量, 故对其加  $m-1$  维的超方体窗。加窗的目的是平滑直方图中的异常值, 得到聚类区域。加窗后重新计算变换量的分类统计数为

$$N_{j+1} = \sum_{k=1+jd}^{L+jd} w_k N_k \quad (6)$$

式中:  $j = 0, \dots, [\pi/hd] - [L/d] + 1$  表示重新计算后的变换量分类数,  $L$  表示超方体窗口的边长,  $d$  表示超方体窗口沿观测空间每个坐标轴方向的移动步长,  $w_k = N_k / \sum_{k=1}^{\pi/h} N_k$  表示权重, 由落入直方图某一区域中的变换量数占变换量总数的比率获得。

对新的直方图搜索峰值即可得到源数的估计。峰值对应的角度变换估计量  $\hat{\Theta} = (\hat{\Phi}_1, \hat{\Phi}_2, \dots, \hat{\Phi}_n)$ ,  $\hat{\Phi}_i = (\hat{\varphi}_1^i, \hat{\varphi}_2^i, \dots, \hat{\varphi}_{m-1}^i) (i = 1, 2, \dots, n)$  与混合矩阵元素有式(7)的关系, 由此得到混合矩阵的估计值:

$$\begin{cases} \cos \hat{\varphi}_{m-1}^i = a_{mi} \\ \tan \hat{\varphi}_{m-l}^i = \frac{a_{(m-l)i}}{a_{(m-l+1)i}} \quad l = 2, 3, \dots, m-1 \end{cases} \quad (7)$$

式中:  $a_{mi}$  表示混合矩阵第  $m$  行  $i$  列的元素。

## 3 无约束分离算法

### 3.1 无约束问题

文献[2]中分离混合信号有如下的约束条件:

$$\begin{cases} \min_{s(t)} \sum_{t=1}^n |s_i(t)| \\ \text{s.t. } AS(t) = X(t) \quad t = 1, 2, \dots, T \end{cases} \quad (8)$$

由于式(1)可写为

$$X = [A_m | A_{n-m}] \begin{bmatrix} S_m \\ S_{n-m} \end{bmatrix} = A_m S_m + A_{n-m} S_{n-m} \quad (9)$$

式中:  $A_m$  称作混合矩阵  $A_m$  的满秩因子,  $A_{n-m}$  称作混合矩阵  $A_m$  的余式因子。又有

$$S_m = A_{mm}^{-1} (X - A_{mn-m} S_{n-m}) \quad (10)$$

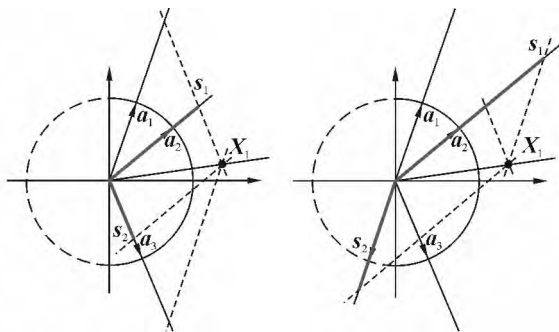
$$\begin{aligned} \sum_i^n |s_i(t)| &= \sum_i^n \text{sign}(s_i(t)) \cdot s_i(t) = \\ &= \text{sign}(S_m) \cdot S_m + \text{sign}(S_{n-m}) \cdot S_{n-m} = \\ &= \text{sign}(S_m) \cdot A_{mm}^{-1} (X - A_{mn-m} S_{n-m}) + \text{sign}(S_{n-m}) \cdot \\ &S_{n-m} = J(S_{n-m}) \end{aligned} \quad (11)$$

式中:  $\text{sign}(\cdot)$  表示取  $\cdot$  的符号。因此, 可以将式(8)带约束的优化问题转化为上述无约束优化问题, 要满足  $\min_{s(t)} \sum_i^n |s_i(t)|$ , 令  $J(S_{n-m})$  对  $S_{n-m}$  求导, 即

$$J'(S_{n-m}) \frac{\partial J(S_{n-m})}{\partial S_{n-m}} = -\text{sign}(S_m) \cdot A_{mm}^{-1} A_{mn-m} + \text{sign}(S_{n-m}) \quad (12)$$

### 3.2 初始迭代值选取

初始迭代值的选取直接影响算法的迭代次数和收敛速度, 因此, 需要合理选择初始值。现有算法通过选择观测点与混合矩阵列向量夹角最小的前  $m$  列作为分离矩阵, 该方法并不适用于任何情况。



(a)列向量在混合向量同侧 (b)列向量在混合向量两侧

图1 二维矢量分解示意图

Fig. 1 Schematic diagram of 2D vector decomposition

如图1所示, 以两个混合信号为例, 在单位化后的散点图中, 混合信号  $x$  与列向量  $a_1$ 、 $a_2$  的夹角最小, 但是其分解矢量的长度和远大于混合信号  $x$  在列向量  $a_2$ 、 $a_3$  上的分解矢量。这是因为当两个列向量分布于混合信号的同侧时, 有一个分解矢量必在其中一列向量的反方向上, 此时, 分解矢量与观测信号的夹角并不是最小。

根据散点图分布采用“内点法”选取初始迭代值。首先, 令混合矩阵单位化和对称化, 且使混合矩阵第一行和混合信号第一行数据符号为正。然后, 去处混合矩阵和混合信号第一行数据后绘制散点图, 以混合信号为原点, 混合矩阵列向量分布在其四周。从  $n$  个点中选取  $m$  个点, 这  $m$  个点围成的多边

形应能包含混合信号点。从满足要求的组合中选择与混合信号夹角和最小的作为满秩因子  $A_m$ , 否则按照最小夹角法选取  $A_m$ , 其余列向量作为余式因子  $A_{n-m}$ ,  $S_m$  则由式(10)得到, 令  $S_{n-m} = 0$ 。

源信号越稀疏,  $J'(S_{n-m})$  值越小, 在迭代过程中, 分离信号  $\hat{S}$  逐渐逼近源信号  $S$ , 稀疏性增强,  $J'(S_{n-m})$  逐渐减小, 当  $J'(S^{(k+1)}_{n-m}) \geq J'(S^{(k)}_{n-m})$  时, 迭代终止, 第  $k$  次迭代计算得到的  $\hat{S}$  即为分离信号。

## 4 仿真实验

### 4.1 算法性能评价标准

#### 4.1.1 泛化交扰误差

采用泛化交扰误差 (generalized crosstalk error, GCE) 评价混合矩阵的估计精度。定义如下:

$$\text{Err}(A, \hat{A}) = \min_{B \in \Pi} \|A - \hat{A}B\| \quad (13)$$

式中:  $\Pi$  表示所有  $n \times n$  维可逆矩阵组成的集合,  $\hat{A}B$  表示  $\hat{A}$  与一个尺度矩阵和置换矩阵的乘积, 以消除  $\hat{A}$  的幅度不确定性和排序不确定性。当且仅当  $\hat{A}$  和  $A$  完全等价时,  $\text{Err}(A, \hat{A}) = 0$ 。

#### 4.1.2 信干比

信号分离后第  $i$  个源信号  $s_i$  和分离信号  $\hat{s}_i$  的信干比 (signal to interference ratio, SIR) 定义为:

$$\text{SIR}_i = 10 \lg \left( \frac{\sum_{t=1}^T s_i^2(t)}{\sum_{t=1}^T (\hat{s}_i(t) - s_i(t))^2} \right) \quad (14)$$

盲源分离的幅度具有不确定性, 在计算信干比前需先确定源信号  $s_i$  和分离信号  $\hat{s}_i$  的幅度因子  $\lambda_i$ :

$$\lambda_i = \frac{\text{E} \left[ \left[ \sum_{t=1}^T |s_i(t)| \right] \left[ \sum_{t=1}^T |\hat{s}_i(t)| \right] \right]}{\text{E} \left[ \left[ \sum_{t=1}^T |\hat{s}_i(t)| \right]^2 \right]} \quad (15)$$

通过式(15)使得  $s_i$  和  $\hat{s}_i$  的幅度尽量一致。在该度量下, 信干比 SIR 越大, 说明分离信号越接近源信号。

#### 4.1.3 互相关系数

互相关系数 (cross correlation coefficient, CCC) 描述两个信号的相似性, 定义为

$$\xi_{ij} = \xi(\hat{s}_i, s_j) = \frac{\left| \sum_{t=1}^T \hat{s}_i(t) s_j(t) \right|}{\sqrt{\sum_{t=1}^T \hat{s}_i^2(t) \sum_{t=1}^T s_j^2(t)}} \quad (16)$$

式中:  $s_j$  为源信号,  $\hat{s}_i$  为还原信号。在该度量下,  $\xi_{ij} = 1$  和  $0$  分别表示  $\hat{s}_i$  与  $s_j$  完全相似和不相似。

在上述3个标准中,泛化交扰误差和互相关系数都是与特定值做比较(GCE值与0比较,CCC值与1比较),可以体现单独算法的有效性,但因其计算值很小,在多算法性能比较时不利于突出算法的差异,因此采用信干比来衡量不同算法的性能。

## 4.2 实验及结果分析

### 4.2.1 实验一:验证Hough加窗法的性能

为了验证信号稀疏度对算法的影响,需构建稀疏度可度量的稀疏信号。满足广义Gaussian分布的信号,其概率密度函数为:

$$p(\mu; \alpha, \beta) = \frac{\alpha}{2\beta\Gamma(1/\alpha)} \exp\left(-\left|\frac{\mu}{\beta}\right|^\alpha\right) \quad \alpha > 0, \beta > 0 \quad (17)$$

式中:  $\alpha$  为形状参数,  $\beta$  为尺度参数, 它的估计为  $\beta = \sqrt{\Gamma(1/\alpha)/\Gamma(3/\alpha)}$ ,  $\Gamma(\cdot)$  为Gamma函数, 其定义为  $\Gamma(x) = \int_0^\infty t^{x-1} e^{-t} dt$ 。对于给定信号  $\mu$ , 其参数  $\alpha$  的取值直接反映了广义Gaussian信号  $\mu$  的稀疏度,  $\alpha$  越小, 信号的稀疏度越大。Gaussian信号的稀疏性度量值为2, Laplace信号的稀疏性度量值为1<sup>[15]</sup>。理论上, 如果  $\alpha < 2$  可用于以稀疏性为假设条件的欠定盲源分离, 但实际情况中, 可以成功分离的盲信号其分布更趋近于拉普拉斯分布。

据此构建信噪比为40 dB,  $\alpha < 1.5$  的稀疏度不同的广义Gaussian分布的随机信号和  $\alpha = 1$ , 信噪比不同的信号, 采样值  $T = 5000$ , 随机选取  $2 \times 6$  的混合矩阵得到混合信号, 分别进行100次蒙特卡洛运算, 分析算法的正确率, 如图2所示。

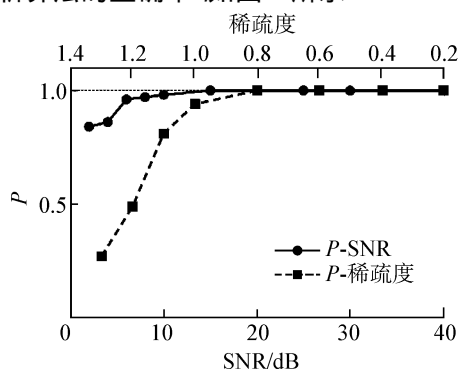


图2 源数估计的正确性

Fig. 2 Accuracy of the source number estimation

Hough加窗法在稀疏性度量值为1.2及以上时, 算法的正确率较低, 在稀疏性度量值小于1.1和信噪比大于2 dB时算法正确率分别可达81%和85%以上, 在稀疏性度量值小于0.8和信噪比大于15 dB时算法正确率达到100%。可见算法对信号的稀疏敏感性较低, 且具有较好的抗噪声性能, 即使在低信噪比下也能以较高的正确率估计出信源数目。

源数估计的高正确率保证了算法的稳定性。选取源数估计正确的情况估计混合矩阵, 计算泛化交扰误差取平均值, 并与势函数法、K均值法进行比

较, 得到不同算法下噪声和稀疏度对混合矩阵估计性能的影响图, 如图3和图4所示。

从两幅图中看出, 无论是在低信噪比下还是低稀疏度下, Hough加窗法得到的混合矩阵的泛化交扰误差都很小, 趋近于0, 尤其是在稀疏度为1.2以下和信噪比为8 dB以上时, 混合矩阵估计精度更高, 性能明显优于其他算法。势函数法直接对累计量进行峰值搜索, 无法平滑奇异值对峰值检测的影响, 因此性能不如Hough加窗法。K均值法由于受初始点选取的影响较大, 故估计性能最差。

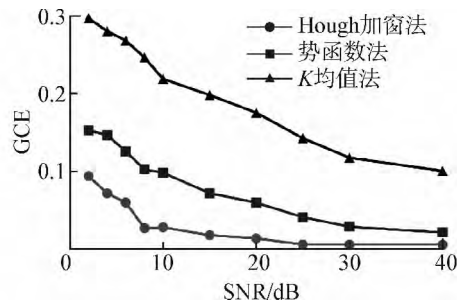


图3 噪声对混合矩阵估计精度的影响

Fig. 3 The influence of noise on the accuracy of the estimation of mixing matrix

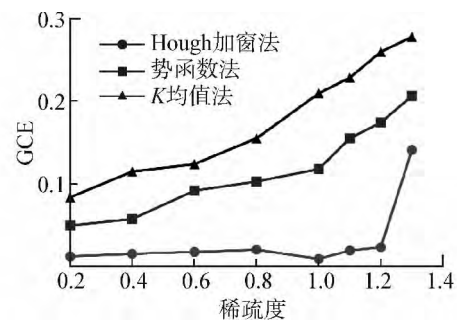


图4 稀疏度对混合矩阵估计精度的影响

Fig. 4 The influence of sparse on the accuracy of the estimation of mixing matrix

### 4.2.2 实验二:验证无约束分离算法的性能

在实验一得到的混合信号基础上, 假设混合矩阵已知, 信噪比为40 dB,  $\alpha = 1$  的情况下, 通过互相关系数和信干比两个指标来评价算法的性能, 如图5所示, 并从分离信号的信干比、时间频度、复杂度和运行时间等方面, 将本文算法与最短路径法、最小  $l_1$  范数法进行比较, 结果如表1所示。

图5中信噪比为40 dB时, 互相关系数平均值达到0.9918, 对应的信干比平均值为169.65。整体来说, 在信噪比较低的情况下, 互相关系数可达到0.74以上, 在信噪比为15 dB以上时, 互相关系数达到0.9以上。在2~40 dB的范围内, 信干比的数值波动在37 dB左右, 约占最佳信干比值的21.9%。表明无约束分离算法自身具有分离准确性较高, 抗噪声性能较好的特点。

表1给出了无约束分离算法与其他2个有约束算法的性能比较结果。其中时间频度以  $m$  个混合

信号,  $n$  个源信号, 采样值为  $T$  的情况进行计算,  $k$  表示无约束分离算法的迭代次数。3 种分离算法得到的源信号信干比值均一样, 说明了本文算法的正确性。从时间频度上看, 最短路径法值最小, 最小  $l_1$  范数法最大。本文算法与最小  $l_1$  范数法相差一个系数, 本文算法的  $k$  取值一般为 1~3, 最小  $l_1$  范数法

在本实验中取值为  $C_6^2 = 15$ , 运行时间也证明了上述分析。在运算时间上, 本文算法不及势函数法, 但适用范围要大于势函数法, 因为势函数法只适用于两个混合信号的情况。因此, 综合运行时间和适用性可以得出: 无约束分离算法具有较好的性能。

表 1 算法比较结果(  $\alpha = 1$ , SNR = 40 dB )

Table 1 The comparison results of different algorithms (  $\alpha = 1$ , SNR = 40 dB )

算法	信干比( SIR )/dB						时间频度	复杂度	运行时间/s
	信源 1	信源 2	信源 3	信源 4	信源 5	信源 6			
本文算法	169.941 7	170.896 3	170.929 4	166.918 1	167.903 4	171.317 2	$kT(m^3 + m^2 + 2)$	$O(m^3)$	31.46
最短路径法	169.941 7	170.896 3	170.929 4	166.918 1	167.903 4	171.317 2	$T(m^3 + n^2)$	$O(m^3)$	17.48
最小 $l_1$ 范数法	169.941 7	170.896 3	170.929 4	166.918 1	167.903 4	171.317 2	$C_n^m T(m^3 + m^2 + 2)$	$O(m^3)$	176.93

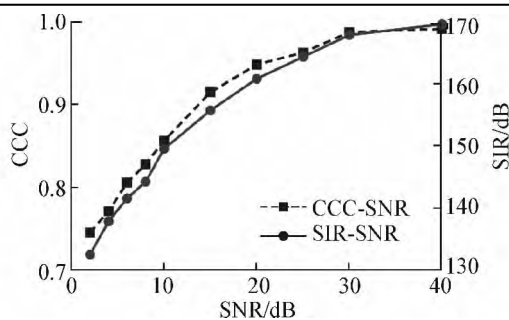


图 5 混合分离的分离性能

Fig. 5 Performance of signal separation

为了验证“内点法”修正了最小夹角法对混合矩阵列向量的选取标准, 将无约束分离算法与基于最小夹角法的分离算法进行比较, 结果如图 6 所示。

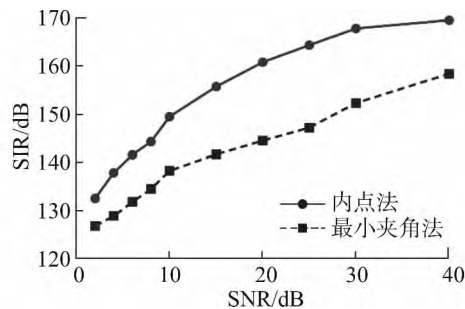


图 6 内点法与最小夹角法的性能比较

Fig. 6 Performance comparison of signal separation between interiorpoint method and minimum angle method

在混合矩阵选取的过程中, 不同的混合信号出现列向量散点包含混合信号散点的情况是不确定的, 因此, 针对不同的混合信号而言, 内点法较最小夹角法的性能优势表现的也不尽相同。在图 6 中, 内点法的优势较最小夹角法比较突出, 且在信噪比较高时, 这种优势更明显。

## 4 结论

1) 针对现有混合矩阵估计算法易受噪声干扰, 对信号稀疏性要求较高等问题, 提出一种 Hough 加窗算法, 利用稀疏信号的特性, 用加窗的方法平滑因噪声或稀疏性差造成的异常值, 对得到的聚类区域

分别寻找最大值, 达到全局最大值搜索的目的, 峰值的个数即为信源的数目。

2) 针对现有分离算法带约束的优化问题, 提出一种无约束的分离方法, 并采用“内点法”来选择合适的初始迭代值, 修正了现有算法对混合矩阵列向量的选取标准。

仿真结果不但验证了算法的有效性, 还表明了算法具有较好的抗噪声性、较低的稀疏敏感性。若信号不满足稀疏特性, 可对其采用适当的变换使其在变换域中具有稀疏性, 该算法在变换域中仍适用。

## 参考文献:

- [1] COMON P. Independent component analysis: a new concept [J]. Signal Processing, Special Issue on Higher Order Statistics, 1994, 36(3): 287-314.
- [2] MAMMONE N, La FORESTA F, MORABITO F C. Automatic artifact rejection from multichannel scalp EEG by wavelet ICA [J]. IEEE Sensors Journal, 2012, 12(3): 533-542.
- [3] TAKAHATA A K, NADALIN E Z, FERRARI R, et al. Unsupervised processing of geophysical signals: a review of some key aspects of blind deconvolution and blind source separation [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2012, 29(4): 27-35.
- [4] BADAWEI W K M, CHIBELUSHI C C, PATWARY M N, et al. Specular-based illumination estimation using blind signal separation techniques [J]. IET Image Processing, 2012, 6(8): 1181-1191.
- [5] YANG Xiaomei. The application of blind signal separation in mobile communication [C]// 2011 3rd International Conference on Computer Research and Development (ICCRD). Shanghai, China, 2011: 274-277.
- [6] BOFILL P, ZIBULEVSKY M. Underdetermined blind source separation using sparse representations [J]. Signal Processing, 2001, 81(11): 2353-2362.
- [7] 谭北海, 谢胜利. 基于源信号数目估计的欠定盲分离 [J]. 电子与信息学报, 2008, 30(4): 863-867.  
TAN Beihai, XIE Shengli. Underdetermined blind separation based on source signals' number estimation [J]. Jour-

- nal of Electronics & Information Technology, 2008, 30(4): 863-867.
- [8] 张烨, 方勇. 基于拉普拉斯势函数的欠定盲分离中源数的估计[J]. 信号处理, 2009, 25(11): 1719-1725.  
ZHANG Ye, FANG Yong. A new method to estimate the number of the sources for underdetermined blind separation based on lapulacial potential function[J]. Signal Processing, 2009, 25(11): 1719-1725.
- [9] 邱天爽, 毕晓辉. 稀疏分量分析在欠定盲源分离问题中的研究进展及应用[J]. 信号处理, 2008, 24(6): 966-970.  
QIU Tianshuang, BI Xiaohui. Spares component analysis and application for underdetermined blind source separation[J]. Signal Processing, 2008, 24(6): 966-970.
- [10] BOFILL P, ZIBULEVSKY M. Blind separation of more sources than mixtures using sparsity of their short-time fourier transform[C]// Second International Workshop on Independent Component Analysis and Blind Signal Separation. Espoo, Finland, 2000: 87-92.
- [11] CORDERO E, NICOLA F, RODINO L. Sparsity of gabor representation of schrodinger propagators[J]. Applied and Computational Harmonic Analysis, 2009, 26(3): 357-370.
- [12] MA Jianwei, PLONKA G, CHAURIS H. A new sparse representation of seismic data using adaptive easy-path wavelet transform[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2010, 7(3): 540-544.
- [13] HIROYUKI S, YUZO H. Blind source separation by a geometrical method [C]// Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks. Honolulu, USA, 2002: 1108-1114.
- [14] 付宁, 彭喜元. K-Hough 欠定盲信道估计算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2008, 22(5): 63-67.  
FU Ning, PENG Xiyuan. K-Hough underdetermined blind mixing model recovery algorithm[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2008, 22(5): 63-67.
- [15] 何昭水, 谢胜利, 傅予力. 信号的稀疏性分析[J]. 自然科学进展, 2006, 16(9): 1167-1173.  
HE Shaoshui, XIE Shengli, FU Yuli. Sparse analysis of signal[J]. Progress in Natural Science, 2006, 16(9): 1167-1173.

(上接第 656 页)

1) 50 K 过冷度下, 加热面下沉约 0.5 mm 时, MEB 现象不会发生; 而在齐平加热面上, MEB 现象却剧烈发生。

2) 下沉加热面上气膜周围的 Marangoni 对流被减弱, 导致韦伯数小于临界韦伯数。同时, 气膜上部区域液体温度较高, 气液界冷凝过程也被削弱。

3) 气膜周围的对流过程, 特别是 Marangoni 对流和气液界面上的冷凝过程很可能就是导致发生 MEB 时气膜破裂的主要原因。

## 参考文献:

- [1] INADA S, MIYASAKA Y, IZUMI R, et al. Study of boiling characteristic curves in subcooled pool boiling of water [J]. Bulletin of the JSME, 1982, 25(205): 1085-1092.
- [2] SUZUKI K, INAGAKI F, HONG C. Subcooled boiling in the ultrasonic field—on the cause of microbubble emission boiling[J]. Heat Transfer Engineering, 2011, 32(7/8): 673-682.
- [3] TANGE M, TAKAGI S, WATANABE M, et al. Microbubble emission boiling in a microchannel and minichannel[J]. Thermal Sciences Engineering, 2004, 12: 23-29.
- [4] SHOJI M, YOSHIHARA M. Burnout heat flux of water on a thin wire [C]// Proceedings of 28th National Heat Transfer Symposium of Japan. Fukuoka, Japan, 1991: 121-123.
- [5] KUBO R, KUMAGAI S, UMEHARA N. Surface erosion caused by microbubble emission boiling[J]. The Japan Society of Mechanical Engineers, 1999, 65(633): 1731-1736.
- [6] KUMAGAI S, KUBO R. Bubble motion in micro-bubble emission boiling[J]. The Japan Society of Mechanical Engineers, 1999, 65(629): 296-300.
- [7] ZEIGARNIK Y A, PLATONOV D N, KHODAKOV K A, et al. Visualization of boiling of subcooled water [J]. High Temperature, 2011, 49(4): 566-570.
- [8] ZEIGARNIK Y A, PLATONOV D N, KHODAKOV K A, et al. The nature of microbubble emission under subcooled water boiling [J]. High Temperature, 2012, 50(3): 78-83.
- [9] MAREK R, STRAUB J. The origin of thermocapillary convection in subcooled nucleate pool boiling [J]. Int. J. Heat Mass Transfer, 2001, 44: 619-632.
- [10] WANG Hao, CHRISTOPHER D M, PENG Xiaofeng. Jet flows from bubbles during subcooled pool boiling on microwires [J]. Science in China Series E Engineering & Materials Science, 2005, 48(4): 385-402.
- [11] GLAZKOV V V, ZHILIN V G, ZEIGARNIK Yu A, et al. A study into development of instability and collapse of vapor layer on a heated solid hemispherical surface [J]. High Temperature, 2000, 38(6): 935-944.
- [12] UENO I, ARIMA M. Behavior of vapor bubble in subcooled pool [J]. International Journal for Microgravity Research and Applications, 2007, 19(3/4): 128-129.
- [13] UENO I, HATTORI Y, HOSOYA R. Condensation and collapse of vapor bubbles injected in subcooled pool [J]. Microgravity Science and Technology, 2011, 23(1): 73-77.
- [14] HINZE J O. Fundamentals of the hydrodynamic mechanism of splitting in dispersion processes [J]. A I Ch E J, 1955, 1(3): 289-295.
- [15] RIGBY G D, EVANS G M, JAMESON G J. Bubble breakup from ventilated cavities in multiphase reactors [J]. Chemical Engineering Science, 1997, 52(21/22): 1677-3684.