

欠定模型下源信号及混合矩阵动态变化时的盲分离

白琳, 陈豪

(中国空间技术研究院西安分院 西安 710000)

【摘要】提出了一种改进的两步法实现欠定模型下信源及信道动态变化时的盲分离。首先通过实时的观测信号, 基于稀疏域二维最小偏差角判断混合矩阵的变化时刻, 进而估计动态变化的混合矩阵并获得实时的源数目; 再采用基于伪提取矢量的方法恢复动态的源信号。在源信号的恢复中, 使用常规的基于线性规划的欠定盲分离方法, 以进行对比。结果表明, 该方法能处理信源及信道动态变化时的欠定盲分离, 并且分离速度比基于线性规划的方法快数十倍。仿真结果表明了该算法的良好性能。

关键词 盲源分离; 动态; 伪提取矢量; 两步法; 欠定

中图分类号 TN911.7

文献标识码 A

doi:10.3969/j.issn.1001-0548.2012.03.004

Underdetermined Blind Source Separation of Dynamic Sources and Mixing Matrix

BAI Lin and CHEN Hao

(Xi'an division of China academy of space technology Xi'an 710000)

Abstract A new kind of improved two-step approach for underdetermined blind separation of dynamic sources and mixing matrix is proposed in the paper. Firstly, the change time of the mixing matrix is estimated based on planar minimum offset angle of sparse domain. The mixing matrix is then estimated and the dynamic number of sources is determined. Secondly, the source signals are recovered by pseudo extraction vector method, and the underdetermined blind separation of source signals is achieved by applying linear programming method. Results show that not only the proposed method can accomplish underdetermined blind separation of dynamic sources and mixing matrix but also its velocity of separation is ten times of the methods based on linear programming.

Key words BSS; dynamic; pseudo extraction vector; two-step approach; underdetermined

独立信号源的盲分离是指在不知道源信号和传输信道任何先验知识的情况下, 仅根据输入源信号的统计特性, 通过观察信号恢复出各个独立源信号的过程^[1-2]。而欠定情形下的盲分离, 是一个更符合实际和更具挑战性的问题, 它要求在观测信号个数少于源信号个数的情况下进行盲分离^[3-7]。在实际应用中, 很多信号进行适当的线性变换(如Fourier变换、小波变换等)后在变换域中具备较好的稀疏性。为此, 一些学者利用信号的稀疏特征进行欠定盲分离并取得了进展^[3]。到目前为止, 主要采用基于稀疏表征的两步法求解欠定盲分离问题, 即求解过程分两步实现盲分离。首先估计信道特性^[4-11](可用混合矩阵表示), 在该基础上再求解源信号^[12-14]。

然而对于空间中当前时刻传播的信号, 在下一

时刻可能会消失; 或者当前时刻不存在的信号, 在下一时刻可能会出现。另外, 信道的特性由于受到环境的影响, 也不可能一直持续不变。因此对于该情况下的欠定盲分离, 由于目前常规的两步法不能对源信号以及混合矩阵的变化时刻做出判断和估计, 因此也就较难实现源信号的恢复。基于该情况, 本文对于欠定模型下信源及信道动态变化的盲源分离问题, 进行了研究和探讨。

本文提出一种改进的两步法实现欠定模型下信源及信道动态变化的盲源分离。首先基于稀疏域二维最小偏差角判断混合矩阵变化时刻的方法, 采用重构观测信号采样点搜索方法估计动态变化的混合矩阵以及获取动态的源数目; 再通过源信号的各采样点处的伪提取矢量提取各采样点取值占优的源信

收稿日期: 2010-07-01; 修回日期: 2011-12-27

基金项目: 国家重点实验室基金(9140C5305021006)

作者简介: 白琳(1982-), 男, 博士生, 主要从事电子侦察、盲信号分离以及卫星通信方面的研究。

号的采样值。通过本文方法与传统方法的仿真对比,可以看到本文方法能实现欠定模型下信源及信道动态变化时的盲源分离,并且信号分离速度大大提高。

1 稀疏信号的特征及其表示^[14]

采用最常见的线性欠定盲分离模型: 设 $\mathbf{s}(t) = (s_1(t), s_2(t), \dots, s_n(t))^T$ 是 n 个零均值未知独立的源信号矢量; $\mathbf{x}(t) = (x_1(t), x_2(t), \dots, x_m(t))^T$ 是经过信道传输混合后 m 个观测信号的矢量。其数学模型表示为:

$$\mathbf{x}(t) = \mathbf{A}\mathbf{s}(t) \quad (1)$$

式中, \mathbf{A} 是一个 $m \times n$ 阶的未知矩阵 ($m < n$, 即混合矩阵)。

欠定模型下的盲分离是以信号具有一定的稀疏性为前提的。稀疏信号一般是指在许多时刻信号的取值为零, 或者取值接近于零。如果源信号都是稀疏信号, 则它们取值为非零的时刻很少, 即绝大多数时刻取值为零(或者接近零), 从而同一时刻出现两个稀疏源信号幅度较大的可能性很小, 因此绝大部分时刻最多只有一个源信号取值占优。如果所有源信号都充分稀疏, 则式(1)可以展开为:

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

对于采样时刻 t_0 , 假设源信号 $s_i(t_0)$ 取值占优(其他源信号幅值皆很小或为零), 此时式(2)可化为或近似为:

$$\begin{bmatrix} x_1(t_0) \\ x_2(t_0) \\ \vdots \\ x_m(t_0) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{1i} \\ a_{2i} \\ \vdots \\ a_{mi} \end{bmatrix} s_i(t_0) \Rightarrow \frac{x_1(t_0)}{a_{1i}} = \frac{x_2(t_0)}{a_{2i}} = \dots = \frac{x_m(t_0)}{a_{mi}} = s_i(t_0) \quad (3)$$

2 动态变化矩阵的判断及估计

进行欠定模型下的盲源分离, 对于混合矩阵可能动态变化的情况, 首先需要判断出混合矩阵是否发生了变化, 以及在何时发生了变化。然后再对不同时刻作用的混合矩阵分别进行估计。

2.1 动态变化混合矩阵的判断

对于动态变化的混合矩阵, 判断其变化时刻是最关键的。本文提出基于稀疏域二维最小偏差角的方法, 判断动态混合矩阵的变化时刻。设在 $t=0, 1, \dots, T_1-1, T_1$ 时刻, 混合矩阵为 \mathbf{A} , 在 $t=T_1+1, T_1+2, \dots, T_2-1, T_2$ 时刻, 混合矩阵变为 \mathbf{B} , 其中 \mathbf{A} 、 \mathbf{B} 分别是 $m \times n_1$

阶和 $m \times n_2$ 阶的未知矩阵, 而 $n_1, n_2 > m$ 。 $\mathbf{x}(t) = (x_1(t), x_2(t), \dots, x_m(t))^T$ 是经过信道传输混合后 m 个观测信号矢量。 $s(t)$ 、 $v(t)$ 分别表示 $t=0, 1, \dots, T_1-1, T_1$ 和 $t=T_1+1, T_1+2, \dots, T_2-1, T_2$ 的源信号。对于 $t=0, 1, \dots, T_1-1, T_1$ 时刻, 稀疏域中的混合模型可表示为:

$$\tilde{\mathbf{x}}(k) \mathbf{A} \tilde{\mathbf{s}}(k) \quad k=1, 2, \dots \quad (4)$$

假设 $k=i_{j1}, i_{j2}, \dots, i_{jp_j}$ 的采样点分别为源信号 $\mathbf{s}_j(k)$ 取值非零或取值占优的一些采样点, 由于采用欠定盲源分离的情况一般受客观条件限制, 观测传感器数量不能设置很多, 导致其数量少于源信号数目(如在卫星上进行信号处理)。因此, 这时所用观测传感器数量越少, 越有利于工程实现, 对于设置单个观测传感器的极端情况, 在此不做讨论。鉴于上述情况, 本文重点讨论只设置两个接收传感器的情况, 即 $n=2$ 。采样点处的观测信号矢量(记为 $\tilde{\mathbf{x}}_{rj}, r=1, 2$)可以近似写为^[6]:

$$\begin{cases} \tilde{\mathbf{x}}_{1j} = [a_{1j} s_j(i_{j1}), a_{1j} s_j(i_{j2}), \dots, a_{1j} s_j(i_{jp_j})] = \\ \quad a_{1j} [s_j(i_{j1}), s_j(i_{j2}), \dots, s_j(i_{jp_j})] \\ \tilde{\mathbf{x}}_{2j} = [a_{2j} s_j(i_{j1}), a_{2j} s_j(i_{j2}), \dots, a_{2j} s_j(i_{jp_j})] = \\ \quad a_{2j} [s_j(i_{j1}), s_j(i_{j2}), \dots, s_j(i_{jp_j})] \end{cases} \quad (5)$$

将式(5)第二式中矢量的各分量分别除以第一式中矢量相应的各分量, 并取反正切后可获得如下重构矢量:

$$\arctan \left(\frac{\tilde{x}_{2j}}{\tilde{x}_{1j}} \right) = \left[\arctan \left(\frac{a_{2j}}{a_{1j}} \right), \arctan \left(\frac{a_{2j}}{a_{1j}} \right), \dots, \arctan \left(\frac{a_{2j}}{a_{1j}} \right) \right] \quad (6)$$

由此可知, 在 $k=i_{j1}, i_{j2}, \dots, i_{jp_j}$ 采样点处的观测信号在二维平面上具有相同或相近的二维方向角, 且它们与 \mathbf{A} 的第 j 列的二维方向角相同或相近。所以当混合矩阵为 \mathbf{A} 作用时, 取 $j=1, 2, \dots, n_1$, 对于所有观测信号稀疏域采样点, 可找到一些与 \mathbf{A} 的某一列向量具有相同或相近二维方向角的采样点。而当混合矩阵变为混合矩阵 \mathbf{B} 作用时, 则很难找到与 \mathbf{A} 的列向量具有相同或相近二维方向角的采样点。虽然在实际中也会找到一些, 但这些点被认为是干扰点。

将 $t=0, T_1, \dots, T_2$ 的两个观测信号 $\mathbf{x}(t) = (x_1(t), x_2(t))^T$ 各分为 M 帧, 并将所划分的 M 帧的信号分别记为 $\mathbf{X}_{1i}(t)$ 和 $\mathbf{X}_{2i}(t) (i=1, 2, \dots, M)$ 。把 $\mathbf{X}_{1i}(t)$ 和 $\mathbf{X}_{2i}(t)$ 变换到稀疏域后的观测信号分别记为 $\tilde{\mathbf{X}}_{1i}(k), \tilde{\mathbf{X}}_{2i}(k), k=1, 2, \dots, N$, 再对 $\tilde{\mathbf{X}}_{1i}(k), \tilde{\mathbf{X}}_{2i}(k)$ 分别做如下处理:

$$\alpha_i(k) = \begin{cases} \arctan \left[\frac{\tilde{X}_{2i}(k)}{\tilde{X}_{1i}(k)} \right] \\ \arctan \left[\frac{\tilde{X}_{2i}(k)}{\tilde{X}_{1i}(k)} \right] \geq 0 \text{ 且 } \tilde{X}_{1i}(k) \neq 0 \\ \arctan \left[\frac{\tilde{X}_{2i}(k)}{\tilde{X}_{1i}(k)} \right] + \pi \\ \arctan \left[\frac{\tilde{X}_{2i}(k)}{\tilde{X}_{1i}(k)} \right] < 0 \text{ 且 } \tilde{X}_{1i}(k) \neq 0 \\ \pi/2 & \tilde{X}_{1i}(k) = 0 \end{cases} \quad (7)$$

即将每帧稀疏域观测信号各采样点处的二维方向角都变换到上半平面,以便处理。定义初始混合矩阵各列矢量的二维方向角为($j=1,2,\dots,n$):

$$\alpha_0(j) = \begin{cases} \arctan \left[\frac{a_{2j}}{a_{1j}} \right] \\ \arctan \left[\frac{a_{2j}}{a_{1j}} \right] \geq 0 \text{ 且 } a_{1j} \neq 0 \\ \arctan \left[\frac{a_{2j}}{a_{1j}} \right] + \pi \\ \arctan \left[\frac{a_{2j}}{a_{1j}} \right] < 0 \text{ 且 } a_{1j} \neq 0 \\ \pi/2 & a_{1j} = 0 \end{cases} \quad (8)$$

由式(6)可知,对于 $i=1,2,\dots,M$ 的每帧信号的二维观测信号,其在稀疏域采样点中必有一些与初始混合矩阵 A 的某一列向量具有相同或相近的二维方向角。定义:

$$\delta(k) = \min_{j=1}^{n_1} |\alpha_i(k) - \alpha_0(j)| \quad (9)$$

式中, $j=1,2,\dots,n_1$ 表示初始混合矩阵的列数; $i=1,2,\dots,M$ 表示二维观测信号分帧数; $k=1,2,\dots,N$ 表示每帧观测信号的稀疏域采样点数。本文将式(9)定义的 $\delta(k)$ 称为稀疏域二维最小偏差角。所谓稀疏域是指算法在信号具有一定稀疏性的域进行处理;二维是指观测传感器的个数只设置两个;最小偏差角是指分帧观测信号稀疏域采样点的二维方向角与初始混合矩阵各列矢量的二维方向角绝对值差最小的那个。如果设置的传感器个数大于2,可采用高维方向角做类似处理。设置两个门限 a 和 b ,对于 $i=1,2,\dots,M$ 的 M 帧观测信号, a 为判决各帧观测信号在采样点处的稀疏域二维最小偏差角是否超出该判决门限,并且对于每帧观测信号超出该

判决门限的采样点个数记为 $\text{number}(i)$; b 为判决各帧观测信号的 $\text{number}(i)$ 在该帧采样点中所占的比例是否超出该判决门限。如果持续出现超出 b 的 $\text{number}(i)$,则认为混合矩阵已经发生变化。

2.2 动态变化的混合矩阵估计

对混合矩阵的变化时刻作出判断后,就可以通过变化前后的观测信号对混合矩阵分别作出估计。以估计未发生变化时的混合矩阵 A 为例,由式(5)可得:

$$\begin{cases} \tilde{\mathbf{x}}_{1j} = [1, 1, \dots, 1] \\ \tilde{\mathbf{x}}_{2j} = \left[\frac{a_{2j}}{a_{1j}}, \frac{a_{2j}}{a_{1j}}, \dots, \frac{a_{2j}}{a_{1j}} \right] \end{cases} \quad (10)$$

式(10)两边同乘以 a_{1j} ,并计算在 $k=i_{j1}, i_{j2}, \dots, i_{jp_j}$ 处的采样点值的均值,记为 $\bar{X} = [\bar{X}_1, \bar{X}_2]$,可得第 j 列估计为:

$$\begin{cases} a_{1j} \frac{\bar{X}_1}{X_1} = a_{1j} \\ a_{1j} \frac{\bar{X}_2}{X_1} = a_{2j} \end{cases} \Rightarrow \bar{\mathbf{a}}_j = \begin{bmatrix} a_{1j} \\ a_{2j} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{1j} \frac{\bar{X}_1}{X_1} \\ a_{1j} \frac{\bar{X}_2}{X_1} \end{bmatrix} \Rightarrow \bar{\mathbf{a}}_j = \begin{bmatrix} \frac{\bar{X}_1}{X_1} \\ \frac{\bar{X}_2}{X_1} \end{bmatrix} \quad (11)$$

因此将观测矢量 $[\tilde{\mathbf{x}}_1, \tilde{\mathbf{x}}_2]$ 重新构造为观测矢量 $\begin{bmatrix} \tilde{\mathbf{x}}_1 \\ \tilde{\mathbf{x}}_1 \end{bmatrix}$ 。此时,第一个重构观测矢量在散点图上

表现为所有采样点汇聚成一条纵坐标为1的直线。将第二个重构观测矢量在最大采样值与最小采样值之间划分为 Q 个区间,并在 Q 个区间内进行搜索,必定在某个区间内会搜索到具有相同或相近值的一些点,这些点在散点图上同样会近似汇聚成纵坐标为某一值的直线。分别求取两条直线对应采样点的均值,并代入式(11)便可以得到混合矩阵第 j 列的估计。混合矩阵其他列的估计方法类似,对于变化后的矩阵,采用变化时刻以后的观测信号进行估计即可。本文对动态变化的混合矩阵的判断与估计并非是完全孤立的两个过程。由式(5)所表示的稀疏域中观测信号的一些采样点,既可以通过式(9)对动态变化的混合矩阵的变化时刻作出判断,也可以通过式(10)和式(11)对动态变化的混合矩阵进行估计。

3 动态变化的源信号恢复

进行欠定模型下的盲源分离,若实现源信号的恢复,源信号的数目必须要知道^[10-11]。对于源信号数目动态变化的情况,由于实时的源信号数目和实

时的混合矩阵列数相同。因此, 通过节2.2估计的动态变化的混合矩阵的列数, 可以获取动态的源数目。

对于欠定盲分离模型下源信号的恢复, 目前最常用的方法就是经典的基于线性规划的方法, 文献[13-14]也有类似的研究。本文给出一种源信号恢复的思想及方法^[15]: 在欠定盲源分离中, 存在一个提取矢量组 $\mathbf{w} = (\mathbf{w}_1, \mathbf{w}_2, \dots, \mathbf{w}_n)$, 称 $\mathbf{w}_1, \mathbf{w}_2, \dots, \mathbf{w}_n$ 为伪提取矢量, 而伪提取矢量 $\mathbf{w}_i (i \in 1, 2, \dots, n)$ 能恢复出第 i 个源信号取值占优的各个采样点。这里的提取矢量组 $\mathbf{w} = (\mathbf{w}_1, \mathbf{w}_2, \dots, \mathbf{w}_n)$ 与文献[15]中的不同, 文献[15]中矢量组的个数 n 是确定值, 而该矢量组的个数 n 是动态变化的, 它需要由第2节估计出的动态变化混合矩阵的列数确定。假设在 τ_1, τ_2 采样点处, 源信号 s_i 取值占优。设提取矢量 \mathbf{w}_i 与 $\mathbf{r}_i (i \in 1, 2, \dots, n)$ 分别能恢复出 $s_i(\tau_1)$ 与 $s_i(\tau_2)$, 即:

$$\begin{cases} \mathbf{w}_{i1}\mathbf{x}_{1\tau_1} + \mathbf{w}_{i2}\mathbf{x}_{2\tau_1} + \dots + \mathbf{w}_{i,m-1}\mathbf{x}_{m-1,\tau_1} + \mathbf{w}_{im}\mathbf{x}_{m\tau_1} = s_{i\tau_1} \\ \mathbf{r}_{i1}\mathbf{x}_{1\tau_2} + \mathbf{r}_{i2}\mathbf{x}_{2\tau_2} + \dots + \mathbf{r}_{i,m-1}\mathbf{x}_{m-1,\tau_2} + \mathbf{r}_{im}\mathbf{x}_{m\tau_2} = s_{i\tau_2} \end{cases} \quad (12)$$

不失一般性, 假设 s_i 的第 $1, 2, \dots, m-1$ 个采样点为非取值占优时刻, 即 $s_i(k) \approx 0, k = 1, 2, \dots, m-1$ 。于是, 可建立 m 元的线性方程组为:

$$\begin{cases} \mathbf{w}_{i1}\mathbf{x}_{1\tau_1} + \mathbf{w}_{i2}\mathbf{x}_{2\tau_1} + \dots + \mathbf{w}_{i,m-1}\mathbf{x}_{m-1,\tau_1} + \mathbf{w}_{im}\mathbf{x}_{m\tau_1} = s_{i\tau_1} \\ \mathbf{w}_{i1}\mathbf{x}_{11} + \mathbf{w}_{i2}\mathbf{x}_{21} + \dots + \mathbf{w}_{i,m-1}\mathbf{x}_{m-1,1} + \mathbf{w}_{im}\mathbf{x}_{m1} = 0 \\ \vdots \\ \mathbf{w}_{i1}\mathbf{x}_{1,m-1} + \mathbf{w}_{i2}\mathbf{x}_{2,m-1} + \dots + \mathbf{w}_{i,m-1}\mathbf{x}_{m-1,m-1} + \mathbf{w}_{im}\mathbf{x}_{m,m-1} = 0 \\ \mathbf{r}_{i1}\mathbf{x}_{1\tau_2} + \mathbf{r}_{i2}\mathbf{x}_{2\tau_2} + \dots + \mathbf{r}_{i,m-1}\mathbf{x}_{m-1,\tau_2} + \mathbf{r}_{im}\mathbf{x}_{m\tau_2} = s_{i\tau_2} \\ \mathbf{r}_{i1}\mathbf{x}_{11} + \mathbf{r}_{i2}\mathbf{x}_{21} + \dots + \mathbf{r}_{i,m-1}\mathbf{x}_{m-1,1} + \mathbf{r}_{im}\mathbf{x}_{m1} = 0 \\ \vdots \\ \mathbf{r}_{i1}\mathbf{x}_{1,m-1} + \mathbf{r}_{i2}\mathbf{x}_{2,m-1} + \dots + \mathbf{r}_{i,m-1}\mathbf{x}_{m-1,m-1} + \mathbf{r}_{im}\mathbf{x}_{m,m-1} = 0 \end{cases} \quad (13)$$

i_1, i_2 采样点处源信号 s_i 取值占优, 式(1)可近似为:

$$\begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \dots & a_{1n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{m1} & a_{m2} & \dots & a_{mn} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dots & \mathbf{0} & \dots & \mathbf{0} & \dots \\ \cdot & \vdots & & \vdots & \cdot \\ \cdot & s_{i\tau_1} & \ddots & s_{i\tau_2} & \cdot \\ \cdot & \vdots & & \vdots & \cdot \\ \dots & \mathbf{0} & \dots & \mathbf{0} & \dots \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \dots & \mathbf{x}_{1\tau_1} & \dots & \mathbf{x}_{1\tau_2} & \dots \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ \dots & \mathbf{x}_{m\tau_1} & \dots & \mathbf{x}_{m\tau_2} & \dots \end{bmatrix} \quad (14)$$

于是有:

$$\begin{cases} \mathbf{x}_{1\tau_1} = a_{1i}s_{i\tau_1}, \mathbf{x}_{2\tau_1} = a_{2i}s_{i\tau_1}, \dots, \mathbf{x}_{m\tau_1} = a_{mi}s_{i\tau_1} \\ \mathbf{x}_{1\tau_2} = a_{1i}s_{i\tau_2}, \mathbf{x}_{2\tau_2} = a_{2i}s_{i\tau_2}, \dots, \mathbf{x}_{m\tau_2} = a_{mi}s_{i\tau_2} \end{cases} \quad (15)$$

将式(15)代入式(13)的两个方程组中, 可发现两个方程组为同解方程组, 即:

$$\mathbf{w}_{i1} = \mathbf{r}_{i1}, \mathbf{w}_{i2} = \mathbf{r}_{i2}, \dots, \mathbf{w}_{i,m-1} = \mathbf{r}_{i,m-1}, \mathbf{w}_{im} = \mathbf{r}_{im} \quad (16)$$

由 τ_1, τ_2 的任意性可知, 对于第 i 个源信号取值占优的所有采样点的值都可以由同一个伪提取矢量 \mathbf{w}_i 恢复出来。而对于源信号取值非占优的各个采样点的值, 由于其相对于该采样时刻取值占优的源信号采样值很小, 可以忽略不计, 故近似取零即可。由于式(3)是一个直线方程, 故源信号 $s_i(t)$ 所有取值占优的采样时刻将确定一条直线, 并且直线方向为混合矩阵 \mathbf{A} 的第 i 个列向量方向, 同时也是 $(\mathbf{x}_1(t_0), \mathbf{x}_2(t_0), \dots, \mathbf{x}_m(t_0))^T$ 的方向。因此, 预先判断混合矩阵 \mathbf{A} 的 n 个列向量方向, 再逐一判断各个采样点处 $(\mathbf{x}_1(t), \mathbf{x}_2(t), \dots, \mathbf{x}_m(t))^T (t = 1, 2, \dots, T)$ 的方向与 \mathbf{A} 的 n 个列向量方向的比较, 在第 k 个采样点处, 找出与 $(\mathbf{x}_1(t), \mathbf{x}_2(t), \dots, \mathbf{x}_m(t))^T$ 的方向最接近的 \mathbf{A} 的第 i 个列向量, 则在该采样点处, 第 i 个源信号即为取值占优的源信号。

4 欠定模型下信源及混合矩阵动态变化时的盲分离算法步骤

1) 取合适的处理域。将接收传感器获得的观测信号变换到该处理域中, 以使得源信号在该处理域中尽可能具有一定的稀疏性。

2) 动态变化的混合矩阵估计。

① 使用第2.1节的方法判断混合矩阵是否变化, 如果没有变化, 则直接转步骤②处理; 如果混合矩阵发生了变化, 先使用第2.1节的方法判断其变化的时刻 T_1 , 再转步骤②处理。

② 如果混合矩阵没有发生变化, 则用第2.2节的方法直接对混合矩阵进行估计; 如果混合矩阵发生了变化, 则对 T_1 时刻前后的混合矩阵分别用第2.2节的方法估计。

3) 动态变化的源信号恢复。

通过步骤2)估计的动态变化的混合矩阵的列数可以获得动态源信号的数目, 基于上述估计出的动态变化的混合矩阵和动态的源数目, 使用第2.2节的方法对源信号进行恢复。

4) 对变换域中恢复出的源信号进行相应的逆 Fourier 变换或者小波变换, 从而实现源信号重构。

5 仿真实验

假设源信号均为通信信号, 采样频率为1 000 Hz,

$$A = \begin{bmatrix} -0.536\ 1 & -0.173\ 4 & -0.248\ 2 & 0.991\ 5 & -0.314\ 8 & 0.963\ 1 \\ -0.844\ 1 & -0.984\ 8 & 0.968\ 7 & 0.129\ 8 & 0.949\ 2 & 0.269\ 3 \end{bmatrix}$$

且在1 s的时刻发生了变化。变化后的混合矩阵为:

$$B = \begin{bmatrix} 0.808\ 3 & -0.951\ 5 & -0.474\ 7 & 0.885\ 1 \\ -0.588\ 7 & 0.307\ 6 & 0.880\ 2 & 0.465\ 4 \end{bmatrix}$$

源信号的个数及组成在0~1 s与1~2 s也不相同, 其中0~1 s为6个源信号, 而在1~2 s源信号发生了变化, 变化后的个数未知, 它们的类型如表1所示。

表1 源信号类型

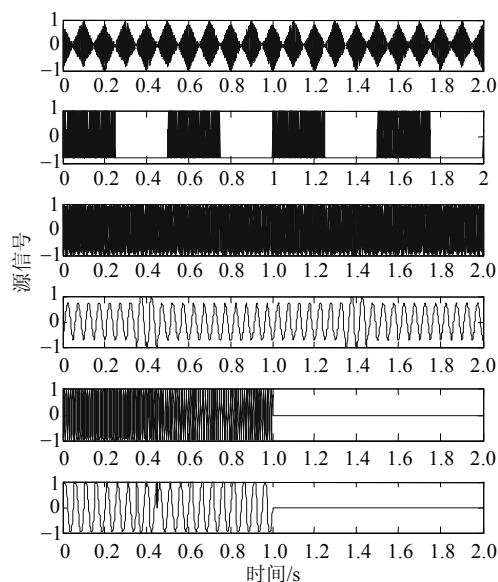
源信号	模拟信号			数字信号		
	S_1	S_2	S_3	S_4	S_5	S_6
0~1 s信号类型	AM	FM	PM	8ASK	16FSK	QPSK
1~2 s信号类型	AM	FM	PM	8ASK	消失	消失

由于混合矩阵是否发生变化以及变化的时刻和变化后的形式均未知, 源信号发生变化后的个数也未知, 故先需要对这些未知作出估计和判断, 然后再恢复出源信号。下面用本文提出的方法实现实验中2 s持续时间内信号的分离。图1给出了源信号在时域中的波形图以及两个接收传感器观测的混合信号在时域中的波形图。由于源信号在频域中稀疏性更强, 因此选择算法的处理域为频域。使用节2.1的方法对混合矩阵的变化时刻进行估计。取门限 $b=50\%$, 分别将各帧观测信号的 $\text{number}(i)$ 在该帧采样点中所占的比例与门限 b 做比较。从图2中的各帧观测信号的 $\text{number}(i)$ 百分比变化曲线可以看出, 在前十帧信号的 $\text{number}(i)$ 百分比均在门限 b 以下; 而从第十一帧信号起, 其 $\text{number}(i)$ 百分比持续都在门限 b 以上。因此, 可以判断出从第一秒时刻开始, 混合矩阵发生了变化。使用节2.2的方法对变化后的混合矩阵进行估计, 这里选择划分的搜索子区间数 Q 为100。图3为变化后的混合矩阵某一列的估计过程。其中图3a为对观测矢量进行重新构造后频域采样点形成的散点图; 图3b为100个子区间中各子区间包含采样点个数的分布图; 图3c为对第二个重构观测测量进行区间分割搜索后, 某一区间采样点形成的散点图。将图3c中的采样点数据代入式(11)便可以得到混合矩阵第一列的估计。最后所得变化后的混合矩阵 B 的估计为:

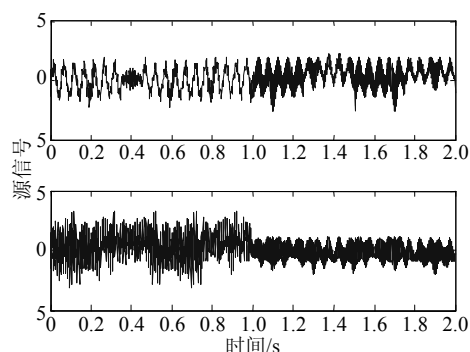
$$B = \begin{bmatrix} 0.806\ 5 & -0.954\ 0 & -0.468\ 2 & 0.885\ 1 \\ -0.591\ 2 & 0.299\ 8 & 0.883\ 6 & 0.465\ 4 \end{bmatrix}$$

信号持续时间为2 s。仿真中设置接收传感器的个数只有2个。混合矩阵随机产生, 设初始时为:

由估计出的混合矩阵的列数可知, 从第一秒时刻开始, 源信号变为4个。



a. 源信号时域波形



b. 观测信号时域波形

图1 源信号和观测信号时域波形图

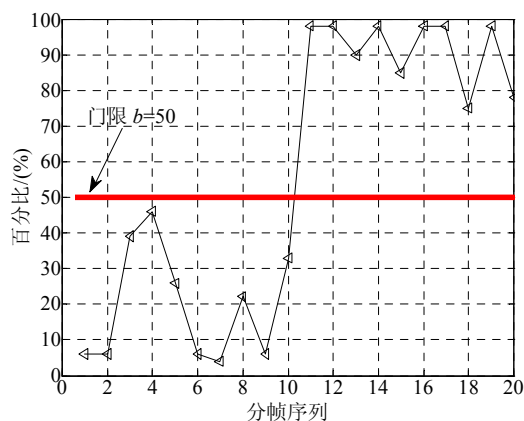


图2 各帧观测信号的 $\text{number}(i)$ 百分比变化曲线

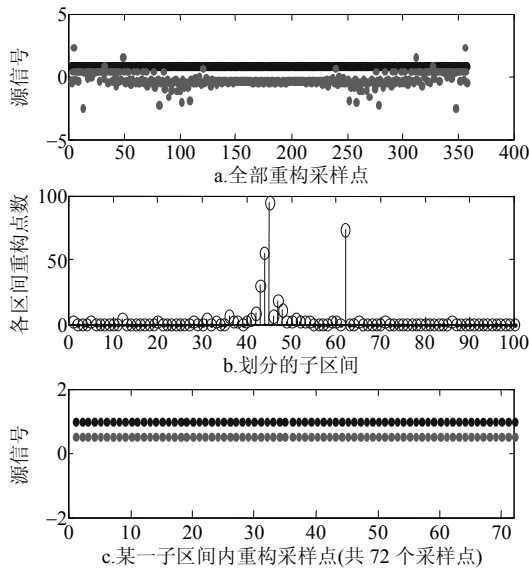


图3 混合矩阵某一列的估计过程

基于上述估计的动态变化的源信号数目以及混合矩阵,最后使用节2.2的方法对源信号进行恢复,图4和图5分别给出了0~1 s和1~2 s源信号恢复后的波形图。另外,为了说明本文算法在信源及混合矩阵动态变化情况下恢复源信号的有效性及其优势,在源信号的恢复过程中,还使用了最常用的基于线性规划的欠定盲源分离方法进行了本实验的仿真。为了方便比较,在基于线性规划的方法中,变化后的(1~2 s)源信号个数事先给出,即认为前4个信号为1~2 s时作用的信号。全部的仿真过程在一台处理器主频为2.33 GHz,内存为2.00 GB的HP计算机上进行。表2给出了仿真结果,表中的相似系数是描述所恢复信号与源信号相似性的参数,定义为:

$$\xi_{ij} = \xi(\hat{s}_i, s_j) = \frac{\left| \sum_{k=1}^T \hat{s}_i(k) s_j(k) \right|}{\sqrt{\sum_{k=1}^T \hat{s}_i^2(k) \sum_{k=1}^T s_j^2(k)}} \quad i, j = 1, 2, \dots, n \quad (17)$$

式中, \hat{s}_i 、 s_i 分别表示各恢复信号与源信号。当 $\xi_{ij} = 1$ 时,为信号恢复的理想情况。

通过表2的相似系数可以看出,从分离精度上比较,在0~1 s时,两种算法都能以较高的分离精度分离出各源信号,本文方法对于信号1、信号2、信号3、信号5的分离精度略高一些;信号4、信号6的分离精度稍低一些;而在1~2 s时,本文方法仍能以较高的分离精度分离出各源信号,而基于线性规划的方法分离失败。因此,使用常规的源恢复方法是不能适应信源及信道动态变化情况的。从分离速度上比较,本文方法的分离速度约是基于线性规划方法的96倍。如果只考虑在混合矩阵没有发生变化的0~1 s时段混合信号的分离,线性规划方法虽然能分离出

源信号,但速度也不及本文方法。在同等仿真环境下,只对0~1 s时段混合信号的分离仿真表明,线性规划方法的分离速度是20.370 s,本文方法的分离速度是0.304 s。其根本原因在于,基于线性规划的方法在每个采样点处都采用了复杂的优化算法;而本文方法在源信号恢复的整个过程中没有采用任何优化,因此大大提高了分离速度。总之,在本文方法中,由稀疏域中观测信号的一些采样点,可以在判断混合矩阵是否发生变化的同时,对动态变化的混合矩阵完成估计并获得动态源信号的数目,最终完成源信号的恢复;而基于线性规划的方法没有对动态变化的混合矩阵采取判断和估计,只是对源信号直接进行恢复,故分离失败。

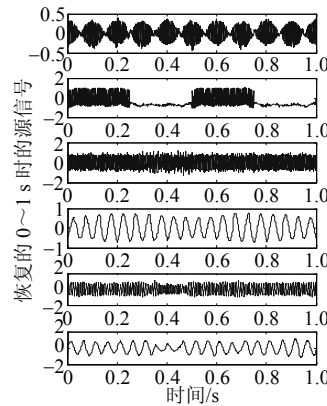


图4 恢复的0~1 s信号

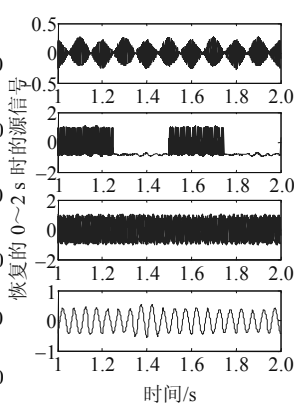


图5 恢复的1~2 s信号

表2 恢复后的信号与源信号的相似系数

源信号与恢复信号的相似系数							运行 时间/s	
本文方法	0~1 s信号	信号1	信号2	信号3	信号4	信号5	信号6	0.410
		0.980	0.990	0.977	0.977	0.979	0.968	
线性规划方法	1~2 s信号	信号1	信号2	信号3	信号4	信号5	信号6	39.219
		0.995	0.998	0.998	0.998	0.998	0.998	
本文方法	0~1 s信号	信号1	信号2	信号3	信号4	信号5	信号6	0.304
		0.976	0.990	0.965	0.977	0.968	0.978	
线性规划方法	1~2 s信号	信号1	信号2	信号3	信号4	信号5	信号6	20.370
		0.000	0.009	0.837	0.432	0.432	0.432	

6 结 束 语

在进行通常的欠定盲分离时,一般均假定源信号以及混合矩阵不变。对于信源及信道动态变化的情况,常规方法由于不能对源信号以及混合矩阵的变化时刻做出判断,因此较难实现源信号的恢复。本文提出的欠定模型下信源及信道动态变化的盲源分离方法,在混合矩阵动态变化情况下,对多个动态变化的源信号混叠的欠定情形进行了分离。在源信号恢复的仿真中,与基于线性规划的欠定盲源分离方法进行对比,结果表明,本文所提方法能处理信源及信道动态变化时的欠定盲分离,并且由于在

信号的各采样点处无需优化,因此本文方法的分离速度要比基于线性规划的方法快数十倍。

参 考 文 献

- [1] HYVARINEN A, OJA E. Independent component analysis: Algorithms and applications[J]. Neural Networks, 2000, 13(4-5): 411-430.
- [2] ZARZOSO V, PHLYPO R, COMON P. A contrast for independent component analysis with priors on the source kurtosis signs[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2008, 15: 501-504.
- [3] 李映, 张艳宁, 许星. 基于信号稀疏表示的形态成分分析: 进展和展望[J]. 电子学报, 2009, 37(1): 146-152.
LI Ying, ZHANG Yan-ning, XU Xing. Advances and perspective on morphological component analysis based on sparse representation[J]. Chinese Journal of Electronics, 2009, 37(1): 146-152.
- [4] KARFOUL A, ALBERA L, BIROT G. Blind underdetermined mixture identification by joint canonical decomposition of HO cumulants[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2010, 58(2): 638-649.
- [5] ZAYYANI H, BABAIE-ZADEH M, JUTTEN C, et al. An iterative bayesian algorithm for sparse component analysis in presence of noise[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2009, 57(11): 423-437.
- [6] LI Yuan-qing, AMARI S, CICHOCKI A, et al. Underdetermined blind source separation based on sparse representation[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2006, 54(2): 423-437.
- [7] TAN Bei-hai, ZHAO Min. Underdetermined sparse blind source separation by clustering on hyperplanes[C]// Second International Symposium on Electronic Commerce and Security. Nanchang, China: IEEE CS, 2009, 270-274.
- [8] DUTTA M K, GUPTA P, PATHAK V K. An efficient algorithm for underdetermined blind source separation of audio mixtures[C]//International Conference on Advances in Recent Technologies in Communication and Computing. Kerala, India: IEEE CIS, 2009: 136-140.
- [9] ABDELJALIL A, NGUYEN L T, KARIM A M, et al. Underdetermined blind separation of nondisjoint sources in the time-frequency domain[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2007, 55(3): 897-907.
- [10] ARBERET S, GRIBONVAL R, BIMBOT F. A robust method to count and locate audio sources in a multichannel underdetermined mixture[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2010, 58(1): 121-133.
- [11] 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 Bei-hai, XIE Sheng-li. Undedeter blind separation based on source signals' number estimation[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2008, 30(4): 863-867.
- [12] PENG De-zhong, YONG Xiang. Underdetermined blind source separation based on relaxed sparsity condition of sources[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2009, 57(2): 809-814.
- [13] LI Yuan-qing, AMARI S, CICHOCKI A, et al. Probability estimation for recoverability analysis of underdetermined blind source separation based on sparse representation[J]. IEEE Trans on Informations Theroy, 2006, 52(7): 3139-3152.
- [14] 何昭水, 谢胜利, 傅予力. 稀疏表示与病态混叠盲分离[J]. 中国科学E辑, 2006, 36(8): 864-879.
HE Zhao-shui, XIE Sheng-li, FU Yu-li. Sparse representation and underdetermined blind separation[J]. Science in China Ser E, 2006, 36(8): 864-879.
- [15] 白琳, 陈豪. 欠定情形下语音信号盲分离的新方法[J]. 计算机应用研究, 2010, 27(7): 2509-2512.
BAI Lin, CHEN Hao. New method of underdetermined blind voice source separation[J]. Application Research of Computers, 2010, 27(7): 2509-2512.

编辑 张俊