

DOI: 10. 20079/j. issn. 1001-893x. 220715001

动态变化混叠模型下盲源分离中的源数估计*

白琳, 温媛媛, 李栋

(中国空间技术研究院西安分院 空间微波通信全国重点实验室, 西安 710100)

摘要:在进行欠定盲分离时,特别是对于源信号数目及混合矩阵动态变化的情况,常规的欠定盲分离及源数估计方法不能对源信号数目的变化时刻做出判断,因此很难实现动态变化的源信号数目实时和准确的估计。针对这个问题,提出了一种动态变化混叠模型下欠定盲源分离中的源数估计方法。首先,建立动态变化混叠情形下盲源分离的数学模型及动态标识矩阵。其次,基于构建的动态标识矩阵统计和判断动态源信号数目的变化情况。最后,通过分段时间内多维观测矢量采样点聚类区间局部峰值统计,实现动态变化混叠模型下盲源分离中的源信号数目的有效估计。仿真结果表明,该方法能有效实现动态变化混叠模型下欠定盲源分离中的源数估计,并且信号估计效果良好。

关键词:欠定盲源分离;源数估计;标识矩阵

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



微信扫描二维码
听独家语音释文
与作者在线交流
享本刊专属服务

中图分类号:TN911.7 文献标志码:A 文章编号:1001-893X(2024)03-0396-06

Estimation of Sources Number for Underdetermined Blind Source Separation of Dynamic Mixing

BAI Lin, WEN Yuanyuan, LI Dong

(National Key Laboratory of Science and Technology on Space Microwave,
China Academy of Space Technology(Xi'an), Xi'an 710100, China)

Abstract: For dynamic sources and mixing matrix, conventional approach of blind signal separation and estimation of source number is difficult to accomplish the estimation of sources number for underdetermined blind separation because the change time of the sources cannot be estimated. To solve the problem, a method of sources number estimation for underdetermined blind separation of dynamic mixing is proposed. Firstly, the mathematical model of underdetermined blind separation of dynamic mixing and the dynamic identity matrix is established. Secondly, the change of the number of dynamic source signals is counted and judged based on the constructed dynamic identity matrix. Finally, the estimation of sources number of underdetermined blind separation of dynamic mixing sources is effectively accomplished based on the local peak statistics of multidimensional observation signals sampling data behind clustering at every time slice. Simulation results show that the method can effectively realize the estimation of sources number of underdetermined blind separation of dynamic mixing sources, and it has good performance.

Key words: underdetermined blind signal separation; estimation of sources number; identity matrix

0 引言

对于机载、星载平台等应用场景,由于重量、空

间及体积等方面的限制,引入的接收传感器数目不可能很多,往往要少于源信号数目,这属于欠定盲分

* 收稿日期:2022-07-15;修回日期:2022-10-10

基金项目:稳定支持基金资助项目(HTKJ2021KL504005);空间微波技术重点实验室基金(6142411332103)

通信作者:温媛媛 Email:wyy031980@163.com

离问题范畴^[1]。在无线传感器网络中, 由于成本或者环境的约束, 传感器的数目少于源信号的数目, 这也属于欠定盲分离。欠定情况下, 系统是不可逆的, 即使混合矩阵已知, 源信号也不存在唯一解。近几年来, 欠定的盲分离问题一直是研究的热点, 也取得了很大的进展^[2-4]。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, 首先估计混合矩阵 \mathbf{A} , 在已知 \mathbf{A} 的基础上再求解源信号 $\mathbf{s}(t)$ 。在实际应用环境中, 信源数和混合形式通常是未知的, 对于空间中传播的所有信号, 不可能都会一直持续存在。在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, 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。例如在移动通信系统中一个小区的用户数是未知的, 随时有可能增加或减少, 即在此场景下混合矩阵是动态变化的。对于这种情况下的欠定盲分离, 源信号数目更应该被实时估计。因此, 源数目估计对盲分离技术的发展具有重要意义, 也是目前必须予以解决的问题。然而, 有关盲分离源数目估计的专门研究尚不多见。对于动态变化混叠模型下盲源分离中的源数估计研究, 更是鲜有报道。

基于此情况, 本文探讨了动态变化混叠模型下盲源分离中的源数估计问题, 提出了一种动态变化混叠模型下欠定盲源分离中的源数估计方法。首先, 建立动态变化混叠情形下盲源分离的数学模型, 通过多维观测矢量去除干扰采样点以及标准化等的预处理操作后, 采用一种构建动态标识矩阵的方法统计和判断动态源信号数目是否发生了变化, 以及在何时发生了变化。其次, 通过对源信号数目变化前后分段时间内多维观测矢量采样点概率密度曲线进行平滑滤波以及峰值统计的方法, 实现动态变化混叠模型下盲源分离中的源信号数目的有效估计。仿真结果表明, 本文方法能有效实现动态变化混叠模型下欠定盲源分离中的源数估计, 并且信号估计效果良好。

1 数学模型的建立

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。考虑最常见的线性盲分离模型: 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^[5], 其数学模型可以表示为

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

式中: \mathbf{A} 是一个 $m \times n$ 阶的未知矩阵, 称为混合矩阵。由于常规的信号源盲分离算法一般都不具备对未知信号源个数进行估计的能力, 只能在假设信号源的个数已经事先确定的前提下才能进行计算, 否则就无法进行信号分离。因此在处理过程中, 一般假设传感器数目与源数目相等。而在许多实际应用中, 需要在观测信号个数少于源信号个数 ($m < n$), 即欠定情形下进行盲分离, 欠定盲分离是一个更符合实际和更具挑战性的问题。

对欠定情形下信源及信道动态变化的盲源分离最一般的模型进行分析: 在 $t=0, \dots, T_1, T_1+1, \dots, T_2$ 的持续时间段内, 设 $\mathbf{s}(t) = (s_1(t), s_2(t), \dots, s_{n_1}(t))^T$ ($t=0, \dots, T_1$) 是 n_1 个零均值未知独立的源信号矢量, 而 $\mathbf{v}(t) = (v_1(t), v_2(t), \dots, v_{n_2}(t))^T$ ($t=T_1+1, \dots, T_2$) 是 n_2 个零均值未知独立的源信号矢量, 且在 $t=0, \dots, T_1$ 时刻, 混合矩阵为 \mathbf{A} ; 在 $t=T_1+1, \dots, T_2$ 时刻, 混合矩阵变为 \mathbf{B} 。 $\mathbf{x}(t) = (x_1(t), x_2(t), \dots, x_m(t))^T$ 是经过信道传输混合后 m 个观测信号的矢量, 则其数学模型可以表示为

$$\mathbf{x}(t) = \mathbf{A}\mathbf{s}(t) + \mathbf{B}\mathbf{v}(t), \quad t=0, \dots, T_1, T_1+1, \dots, T_2 \quad (2)$$

式中: \mathbf{A} 和 \mathbf{B} 分别是一个 $m \times n_1$ 阶和 $m \times n_2$ 阶的未知矩阵, 为混合矩阵。在这里, $m < n_1, n_2$ (观测信号的数目小于源信号的数目)。

上述模型只是欠定模型下信源及信道动态变化^[6]的最一般的模型。在 $m < n_1, n_2$ 的条件下, 如果 $\mathbf{A} = \mathbf{B}$, 则退化为信源动态变化而信道特性不变的模型; 如果 $n_1 = n_2$ 且 $\mathbf{s}(t) = \mathbf{v}(t)$, 则退化为信道动态变化而信源不变的模型; 如果 $n_1 = n_2$, $\mathbf{s}(t) = \mathbf{v}(t)$ 且 $\mathbf{A} = \mathbf{B}$, 则退化为一般的欠定盲源分离模型。

一般来说, 进行欠定模型下的盲源分离时, 源信号的数目是未知的。但是很多算法在进行欠定盲源分离的过程中是必须要知道源信号数目的, 否则将无法进行盲分离。比如估计混合矩阵的各种聚类算法, 一般来说源信号的数目就是要聚类的数目, 因此估计源信号的数目仍然是进行欠定盲源分离的一个前提和必要步骤。特别在动态变化混叠模型下时, 源信号数目的实时变化和动态掌握就显得更为必要, 也变得更为困难。因此, 需要寻找一种估计动态变化混叠模型下实时源信号数目的有效方法。

2 动态变化模型下盲源分离中的源数估计理论分析

首先需要对观测信号进行预处理,观测信号的预处理第一步主要是去除观测信号采样点中的干扰采样点,主要目的是使观测信号的散点图散落性更强,以使得通过剩余的观测信号采样点能够更好地对源数目进行估计。如果源信号在频域中的稀疏性较强,则一般处理时需要去除的观测信号采样点中的干扰采样点是具有较低频率的采样点,因为观测信号的低频采样点一般散落性不强。通过预先设定一门限,将观测信号在频域中低于这一门限的采样点进行滤除即可,这样就完成了第一步的预处理工作。

观测信号的预处理第二步是对观测信号的初始化,这里初始化包括单位化和对称化。不失一般性,并考虑工程实现性(实际工程当中所用观测传感器数量越少,越有利于工程实现),假设只有两个观测传感器的情况,即 $m=2$ 。这时观测信号可以看作是二维平面上的一些坐标点,且是在稀疏盲分离情况下位于二维平面上分布于平面坐标系下各个象限的点。为了能够更好地实现源信号数目的估计,需要进行如下的初始化以得到新的观测信号 $\hat{\mathbf{x}}(k) = [\hat{x}_1(k), \hat{x}_2(k)]^T$:

$$\hat{\mathbf{x}}(k) = \begin{cases} \frac{\mathbf{x}(k)}{\|\mathbf{x}(k)\|}, & x_2(k) \geq 0 \\ -\frac{\mathbf{x}(k)}{\|\mathbf{x}(k)\|}, & x_2(k) < 0 \end{cases} \quad (3)$$

经过初始化后的观测信号 $\hat{\mathbf{x}}(k)$ 采样点是位于上半圆周上的点。经过上述对观测信号预处理后,便可以开始对源信号的数目进行估计。由于源信号具有一定的稀疏性,故不同采样时刻但同一源信号取值占优的观测信号采样点应该属于同一类,因而估计这些类的个数便可以得到源信号的个数。

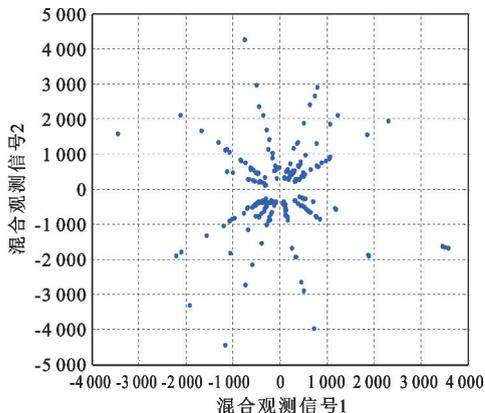


图 1 某二维观测信号去除干扰采样点后散点图示意
Fig. 1 Scatter plot of a two-dimensional observation signal after removing interference sampling points

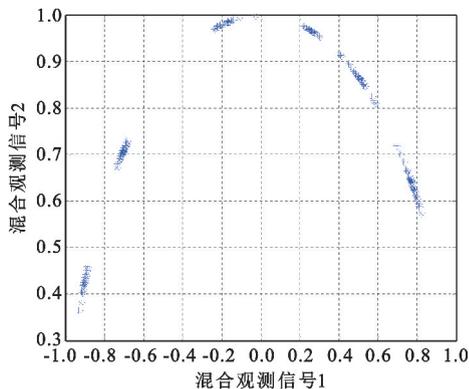


图 2 某二维观测信号标准化后散点图示意
Fig. 2 Scatter plot of a two-dimensional observation signal after standardization

由于初始化后的观测信号 $\hat{\mathbf{x}}(k)$ 都位于上半圆周上,而属于同一类的点之间的弧度值应该相差不大,因此,可以将直角坐标系 (x, y) 中的点 $(1, 0)$ 作为基准点(或是极坐标系 (ρ, θ) 中的点 $(1, 0^\circ)$)。对各采样点 $k=1, 2, \dots, T$ 处的 $\hat{\mathbf{x}}(k)$,可以分别计算它们的弧度 $\theta(k)$,通过弧度 $\theta(k)$ 的分布来估计源信号的数目。弧度 $\theta(k)$ 的具体计算方法如下:

$$\theta(k) = \begin{cases} \arctan \left[\frac{\hat{x}_2(k)}{\hat{x}_1(k)} \right], & \hat{x}_1(k) > 0 \\ \arctan \left[\frac{\hat{x}_2(k)}{\hat{x}_1(k)} \right] + \pi, & \hat{x}_1(k) < 0, t = 1, 2, \dots, T \\ \pi/2, & \hat{x}_1(k) = 0 \end{cases} \quad (4)$$

属于某一类的观测信号采样点,必然可以转化为较为相近的 $\theta(k)$ 值,因此 $\theta(k)$ 中样本点会有较多的数目落在某子区间。假设此时源信号的数目共有 N 个,则此时处理后的采样点必然汇聚成以坐标系中某 N 个点为圆心的 N 个小圆域 $\Psi_i (i=1, 2, \dots, N)$,即假设 Ψ_i 中心点的坐标分别为 $P_i (i=1, 2, \dots, N)$,则有 $|\theta(k) - P_i| \in \varepsilon (i=1, 2, \dots, N)$ 。其中 ε 为趋近于无限小的一个小圆域半径,并记 number_i 为落在第 i 个小圆域 $\Psi_i (i=1, 2, \dots, N)$ 的样本数。构造一行数为 N 的动态标识矩阵 \mathbf{D} ,动态标识矩阵 \mathbf{D} 的取值遵循如下规则:

$$\begin{cases} D_{ik} = 0, & \text{当 } \theta(k) \in \Psi_i \text{ 时} \\ D_{ik} = 1, & \text{当 } \theta(k) \notin \Psi_i \text{ 时} \end{cases}, i = 1, 2, \dots, N \quad (5)$$

所以当源信号的混叠情况及源数目未发生变化时,在理想情况下,矩阵 \mathbf{D} 将呈现如下形式:

$$D = N \text{ 行} \left\{ \begin{array}{cccccccccc} 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 0 & 0 & 1 & 1 & 0 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 0 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 0 & 1 & 1 & 0 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & \dots \\ \dots & \dots \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \end{array} \right. \quad k \text{ 列} \quad (6)$$

即动态标识矩阵 D 的每一列有且仅有一个元素值为 0 而其他元素值均为 1。而当源信号的混叠情况及源数目发生变化时, 假设此时源信号的数目变为 N' 个, 则此时处理后的采样点必然重新汇聚成以坐标系中某 N' 个点为圆心的小圆域 $\Psi'_i (i=1, 2, \dots, N')$, 而不再是原来的 N 个小圆域 $\Psi_i (i=1, 2, \dots, N)$, 于是必然有 $\theta(k) \notin \Psi_i (i=1, 2, \dots, N)$ 。因此在理想情况下, 矩阵 D 将呈现如下形式:

$$D = N \text{ 行} \left\{ \begin{array}{cccccccccc} 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & \dots & 1 \\ \dots & \dots \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \end{array} \right. \quad k \text{ 列} \quad (7)$$

即动态标识矩阵 D 的所有元素值均为 1。接下来可以如此考虑, 统计动态标识矩阵 D 的每一列有且仅有一个元素值为 0 而其他元素值均为 1 的列数, 并设置两个门限 α 和 β 。对于 $i=1, 2, \dots, M$ 的 M 帧观测信号, α 用来判决各帧观测信号中动态标识矩阵 D 的每一列非有且仅有一个元素值为 0, 而其他元素值均为 1 的统计列数是否超出该判决门限, 超出该判决门限的列数记为 $l(i)$; β 用来判决各帧观测信号的 $l(i)$ 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 $l(i)$, 则认为源信号数目已经发生变化。

属于 $\Psi_i (i=1, 2, \dots, N)$ 这一类的观测信号采样点样本必然会有较大的数目落在 $\Psi_1, \Psi_2, \dots, \Psi_N$ 等某个子区间, 因此这些子区间会具有较大的采样点样本概率估计值; 属于 $\Psi'_i (i=1, 2, \dots, N')$ 这一类的观测信号采样点样本必然会有较大的数目落在

$\Psi'_1, \Psi'_2, \dots, \Psi'_{N'}$ 等某个子区间, 因此这些子区间会具有较大的采样点样本概率估计值。通过绘制观测矢量采样点在二维空间的分布密度曲线, 并使用平滑滤波器组进行平滑滤波后, 并统计其峰值个数, 即为所估计的动态源信号个数。

3 算法步骤

下面给出动态变化模型下欠定盲源分离中的源数估计基本算法步骤:

步骤 1 去除观测信号采样点中的干扰采样点, 以使得观测信号的散点图散落性更强。

步骤 2 对观测信号进行单位化和对称化等初始化操作, 如果是二维观测信号, 这时观测信号将是位于二维空间单位圆上半圆周上的一些坐标点, 初始化以得到新的观测信号 $\hat{\mathbf{x}}(k) = [\hat{\mathbf{x}}_1(k), \hat{\mathbf{x}}_2(k)]^T$ 。

步骤 3 根据步骤 2 中观测信号 $\hat{\mathbf{x}}(k) = [\hat{\mathbf{x}}_1(k), \hat{\mathbf{x}}_2(k)]^T$ 在二维坐标平面的初始分布, 构建动态标识矩阵 D 。

步骤 4 通过动态标识矩阵 D 的列元素构成, 统计并判断信号源数的变化时刻。

步骤 5 绘制信号源数变化前后分段时间内观测矢量采样点在二维空间的分布密度曲线, 并统计其峰值个数, 即可获得估计的动态源信号个数。

4 仿真实验

下面给出一个计算机仿真实例: 对于动态变化的混合矩阵, 判断出其混合矩阵变化的时刻; 对于动态变化的源数目, 分别估计出其变化前后的源信号数目。

仿真实验中, 源信号为 6 个同频通信信号, 采样频率为 1 000 Hz, 信号持续时间为 2 s。仿真中设置的接收传感器数量只有 2 个。混合矩阵随机产生, 且在 1 s 的时刻发生了变化。1 s 之前的混合矩阵标准化形式为

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

1~2 s 的混合矩阵标准化形式变为

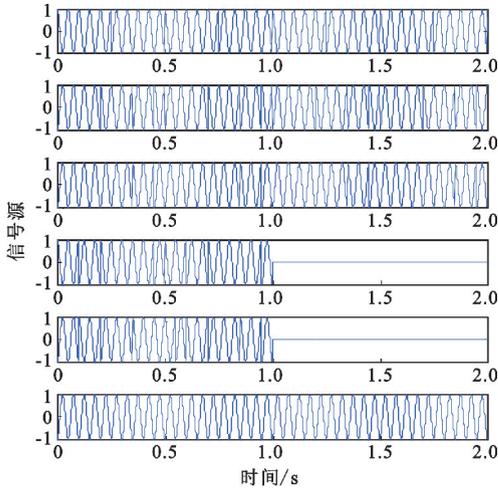
$$B = \begin{bmatrix} -0.707 1 & -0.758 2 & 0.808 3 & 0.675 2 \\ 0.707 1 & -0.650 2 & 0.588 7 & -0.737 6 \end{bmatrix}$$

源信号的个数及组成在 0~1 s 与 1~2 s 也不相同, 它们的类型如表 1 所示。

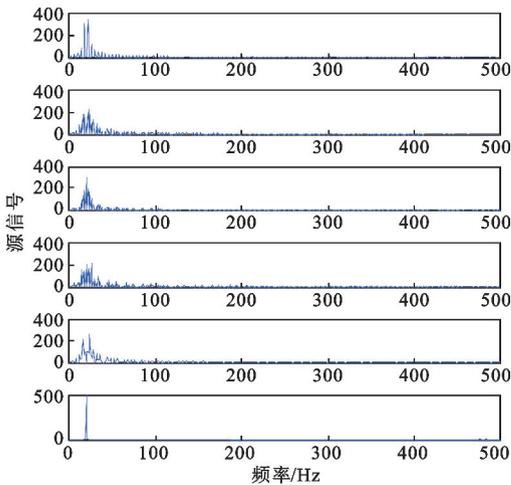
表 1 1 s 之前和 1~2 s 时的源信号类型
Tab. 1 Source signal type before 1 s and during 1 to 2 s

源信号	信号类型	
	1 s 之前	1~2 s
S_1	AM	AM
S_2	2ASK	2ASK
S_3	2PSK	2PSK
S_4	2PSK	消失
S_5	2PSK	消失
S_6	PM	PM

下面通过两个接收传感器接收的观测信号来判断出其混合矩阵变化的时刻,并且分别估计出源信号变化前后的源信号数目。图 3 给出了源信号在时域和频域中的波形图,图 4 给出了两个接收传感器观测的混合信号在时域和频域中的波形图,显然这些源信号在时域和频域都是有重叠的。

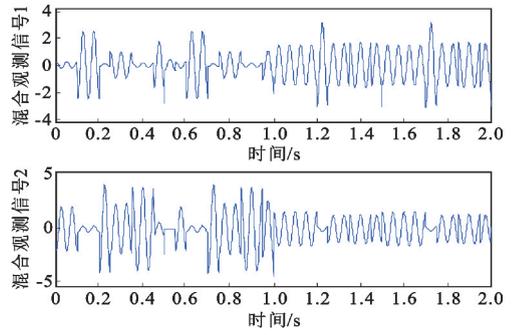


(a) 2 s 持续时间的各源信号时域波形

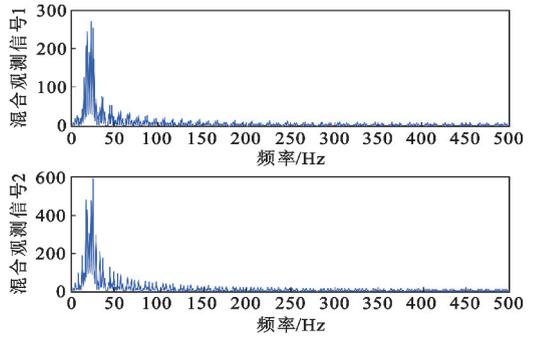


(b) 2 s 持续时间的各源信号频域波形

图 3 各源信号在时域和频域中的波形
Fig. 3 Waveform of each source signal in time domain and frequency domain



(a) 观测信号的时域波形



(b) 观测信号的频域波形

图 4 观测信号在时域和频域中的波形

Fig. 4 Waveform of the observed signals in time domain and frequency domain

图 5 给出了观测信号的时域及频域散点图,从时域散点图可以看出,观测信号在处理域具有直线聚类的特性。

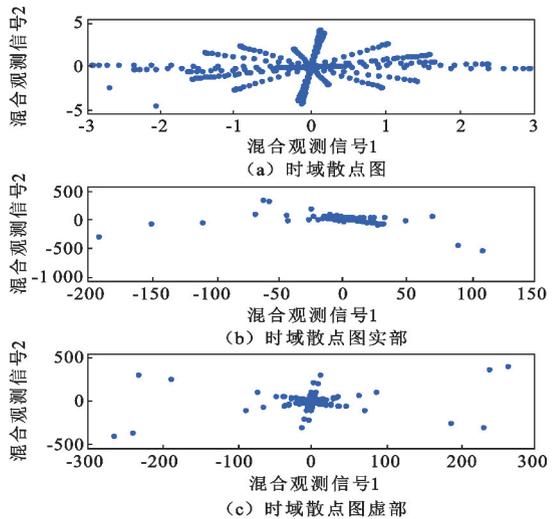


图 5 两个接收传感器观测信号的比例散点图

Fig. 5 Proportional scatter plots of the observed signals from two receiving sensors

对动态变化的源信号数目的变化时刻进行估计,这里取门限为 20%,分别将各时间片段观测信号的标识矩阵非唯一含零元素列在所有列数中占的百分比与该门限进行比较。从图 6 中的各时间片段

观测信号标识矩阵号的非唯一含零元素列百分比变化曲线可以看出, 在第 21 时间片段(即第 1 s 时刻)信号起, 其非唯一含零元素列百分比持续都在门限以上。因此, 可以判断出从第 1 s 时刻开始, 动态变化的源信号数目发生了变化。

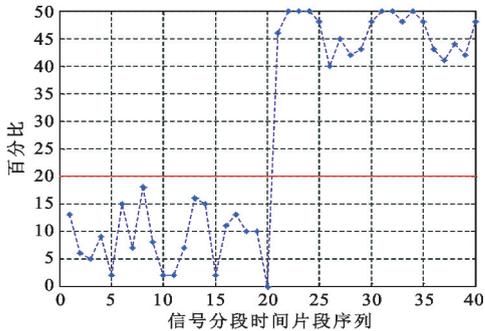
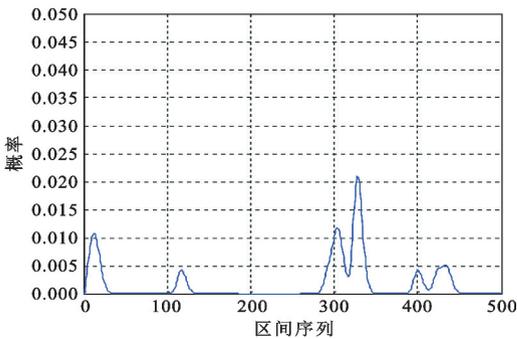


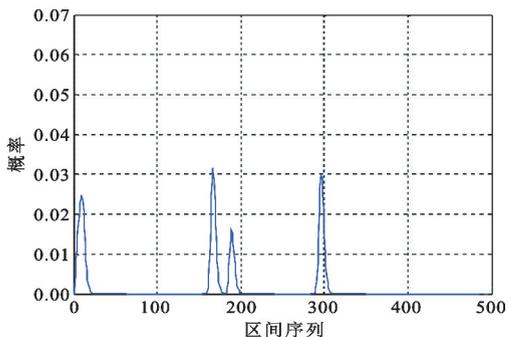
图 6 观测信号标识矩阵号的非唯一含零元素列百分比变化曲线

Fig. 6 The nonunique zero-element column percentage change curve of the observed signals identification matrix number

接下来, 对动态变化的源信号数目进行估计。分别选取 0~1 s 和 1~2 s 观测信号的采样点的数据进行源数目的估计, 对观测信号进行去除干扰采样点以及标准化后, 对观测信号采样点分布数据进行平滑滤波后最终分别获得对 0~1 s 和 1~2 s 源信号数目的估计结果, 如图 7 所示。



(a) 0~1 s 持续时间内观测信号采样点分布数据进行平滑滤波后结果



(b) 1~2 s 持续时间内观测信号采样点分布数据进行平滑滤波后结果

图 7 源信号数目估计曲线

Fig. 7 Source signal number estimation curve

通过图 7 可以看出, 0~1 s 持续时间内的源信号数目估计曲线图中有 6 个峰值, 1~2 s 持续时间内的源信号数目估计曲线图中有 4 个峰值, 说明这两个持续时间内的源信号数目分别为 6 和 4, 因此, 本文中源信号数目估计的算法在源信号数目变化时仍能正确估计出源的个数。

5 结束语

本文提出了一种动态变化混叠模型下欠定盲源分离中的源数估计方法。通过建立动态变化混叠情形下盲源分离的数学模型, 采用一种构建动态标识矩阵的方法进行统计和判断动态源信号数目的变化情况, 再通过分段时间内多维观测矢量采样点聚类区间内概率峰值统计, 实现动态变化混叠模型下盲源分离中的源信号数目的有效估计。仿真结果表明, 本文方法能有效实现动态变化混叠模型下欠定盲源分离中的源数估计, 并且信号估计效果良好。但在实际中可能会出现杂波较强, 很多峰值被淹没在杂波中的情况, 如何在低信噪比下正确估计出源信号的数目将是下一步的研究方向。

参考文献:

- [1] YE F, CHEN J, GAO L, et al. A mixing matrix estimation algorithm for the time-delayed mixing model of the underdetermined blind source separation problem [J]. *Circuits, Systems, and Signal Processing*, 2019, 38(4): 1889-1906.
- [2] 王川川, 曾勇虎. 欠定盲源分离算法的研究现状及展望[J]. *北京邮电大学学报*, 2018, 41(6): 103-109.
- [3] LI Y B, NIE W, YE F, et al. A mixing matrix estimation algorithm for underdetermined blind source separation [J]. *Circuits, Systems, and Signal Processing*, 2016, 35(9): 3367-3379.
- [4] SU Q, SHEN Y H, WEI Y M, et al. Underdetermined blind source separation by a novel time-frequency method [J]. *International Journal of Electronics and Communications*, 2017, 77: 43-49.
- [5] 郭一鸣, 彭华, 杨勇. 基于前馈神经网络的非合作 PCMA 信号盲分离算法[J]. *电子学报*, 2019, 47(2): 302-307.
- [6] 付卫红, 李爱丽, 黄坤, 等. 欠定盲分离时变混合矩阵的估计[J]. *电子科技大学学报*, 2015, 44(4): 508-512.

作者简介:

白琳 男, 1982 年生于河北鹿泉, 2011 年获博士学位, 现为高级工程师, 主要研究方向为卫星通信信号处理、盲信号处理及通信抗干扰。

温媛媛 女, 1980 年生于河南洛阳, 2012 年获博士学位, 现为高级工程师, 主要研究方向为雷达信号处理及盲信号处理。

李栋 男, 1983 年生于陕西西安, 2009 年获硕士学位, 现为高级工程师, 主要研究方向为雷达信号处理。