

# 一种基于牛顿迭代的自适应复盲源分离算法

王荣杰<sup>1</sup>,周海峰<sup>1</sup>,詹宜巨<sup>2</sup>,陈美谦<sup>1</sup>

(1.集美大学轮机工程学院,福建厦门 361021;2.中山大学工学院,广东广州 510006)

**摘要:** 为了解决源数动态变化情况下的复数盲源分离的问题,首先采用一种基于交叉验证技术的源数动态估计方法;利用牛顿迭代法推导了一种自适应的复数盲源分离算法,由于在分析过程不需要对复值源信号做任何限制或约束性的假设前提,因此该算法适合于分离服从正则或非正则分布的超高斯和亚高斯信号;提出的算法通过了源数动态变化仿真实验的验证.另外,在此基础上提出了一种基于复盲源分离的波达方位动态估计法,该方法适用于在源数未知且动态变化的情况下对目标源的波达方位进行动态估计.

**关键词:** 复盲源分离;交叉互验;牛顿迭代法;峰度;自适应

**中图分类号:** TN911.7      **文献标识码:** A      **文章编号:** 0372-2112(2014)06-1125-07

**电子学报 URL:** <http://www.ejournal.org.cn>

**DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2014.06.014

## An Algorithm for Adaptive Complex Blind Source Separation Based on Newton Update

WANG Rong-jie<sup>1</sup>, ZHOU Hai-feng<sup>1</sup>, ZHAN Yi-ju<sup>2</sup>, CHEN Mei-qian<sup>1</sup>

(1. Marine Engineering Institute, Jimei University, Xiamen, Fujian 361021, China;

2. School of Engineering, Sun Yat-sen University, Guangzhou, Guangdong 510006, China)

**Abstract:** To solve the problems of complex blind source separation in the condition of time-varying numbers of source, a dynamic number estimation method for complex-valued source based on cross-validation technique was proposed. In this method, an adaptive complex blind source separation algorithm based on kurtosis of complex source is derived by using a Newton update method. Due to the innovative complex blind separation algorithm without any restrictions or constraints on source signals, it can be used to separate sub- and super-Gaussian sources with canonical or noncanonical distribution. The effectiveness of the proposed methods was validated by simulation of time-varying numbers of complex source. Based on the experimental result, an estimation method of dynamic direction of arrival (DOA) was proposed to online estimate DOA orientation under the case that the number of sources is unknown in advance and time-varying.

**Key words:** complex blind source separation; cross validation; Newton update algorithm; kurtosis; adaptive

## 1 引言

近年来,复数形式的信号被广泛应用于数字通信、雷达和核磁共振数据分析等信号处理中;此外,通过时-频分析方法变换后得到实值信号在频域上分析信号也为复值.为了解决复值盲源分离(Blind Source Separation, BSS)的问题,Bingham和Hyvarinen提出了一种快速的定点复数独立分量分析算法<sup>[1]</sup>,而Wasfy在文献<sup>[2]</sup>中提出了一种基于复数梯度的独立分量分析算法,它们均以高阶统计量作为目标函数,但它仅适用于服从正则分布的复值源信号.依据复值信号的应用,复值BSS不仅要

处理服从正则分布的源信号,还要处理服从非正则分布的源信号;文献<sup>[3,4]</sup>中的强解相关变换算法和文献<sup>[5]</sup>的广义解相关变换算法是通过联合对角化具有源信号二阶统计特性的协方差矩阵和伪协方差矩阵来达到复数BSS的目的,这类算法能分离出服从正则和非正则分布的复值源信号,但它们仅适用于伪协方差矩阵具有清晰谱的非正则复值信号,还有它们的分离性能受到源数限制;文献<sup>[6]</sup>利用几何变换来实现非正则复信号的盲分离,但这种方法却要求源信号具有非平稳性,且它不能分离正则分布的信号.目前,一类以非线性函数作为目标函数的复数BSS被提出用于分离服从任何分布的

复值信号<sup>[7-10]</sup>,这类算法存在如下两个不足:它的可分析性和有界性之间相互制约;对于合适的非线性函数的选择是缺乏指导性,并且分离性能受其影响.文献[11]中的循环最大化非高斯算法选择信息熵为目标函数,但它如文献[7~10]中的算法仍存在可分析性和有界性之间相互制约的不足.而适用于时变混合系统的盲源分离方法要解决的问题包含动态变化的源数估计和自适应的源信号盲分离.本文主要针对在源数未知且动态变化情况下服从任意分布复数信号的盲分离问题进行研究,首先提出了一种基于交叉验证技术的复值信源数估计法;然后利用复数牛顿迭代法<sup>[12]</sup>推导了一种自适应的复数盲源分离算法.

## 2 问题的描述

假设动态变化的  $n(t)$  个彼此相互独立的未知零均值复信号  $s(t) = [s_1(t), s_2(t), \dots, s_n(t)]^T$ ; 如果某个源信号的协方差<sup>[13]</sup>为零,那么它就为正则分布信号,否则为非正则信号.它通过一未知的时变复数线性混合系统  $A(t)$  后,得到  $m$  个观测信号  $x(t)$  与源信号  $s(t)$  的关系可表示为:

$$x(t) = A(t)s(t) \quad (1)$$

式(1)中,  $t = 0, 1, \dots, N-1$  为时域采样点,  $A(t) \in C^{m \times n(t)}$ , 本文将讨论在  $m \geq n(t)$  的情况下如何从  $x(t)$  将  $n(t)$  个的  $s(t)$  实时地分离出来的问题.

自适应复数盲源分离的目的就是要在每个时刻实时地将混合在观测信号  $x(t)$  中的源信号  $s(t)$  恢复出来,在非欠定混叠情况下它其实就是要寻找最优的解混矩阵  $W(t)$  使得

$$W(t)^H A(t) = I \quad (2)$$

即

$$y(t) = W(t)^H x(t) = s(t) \quad (3)$$

那么有且仅有  $W(t)$  满足式(2)时, BSS 才能得到源信号的最优估计  $y_i(t) = s_i(t), i = 1, 2, \dots, n$ .

## 3 动态变化的复源数估计

源数是盲源分离算法展开研究和分析必须先知的信息,为了确定复值源信号的个数,提出了一种基于交叉验证技术的估计方法.据交叉验证<sup>[14]</sup>的思路,式(4)和式(5)为源数动态估计的准则.

$$\Psi^{(i)} = \text{diag}(C - \hat{C}_i \hat{C}_i^H) \quad (4)$$

$$\hat{n}(t) = \arg \min_i \left\{ \arg \max_i [|\text{trace}(\Psi^{(i)} - \hat{\Psi}^{(m)})|^2] \right\}, \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (5)$$

式中,  $\hat{n}(t)$  的值反映了  $t$  时刻的源数估计值;  $x(t)$  的协方差矩阵  $C = x(t)x(t)^H, \hat{C}_i = U_i \Lambda_i, \Lambda_i$  是对角元素为  $C$  前  $i$  个大特征值的一个对角矩阵,  $U_i$  的列向量为与其

相应的特征向量,而计算  $\hat{\Psi}^{(m)}$  的  $\hat{C} = \tilde{U}_m \tilde{\Lambda}_m, \tilde{\Lambda}_m$  的对角线与  $\Lambda_m$  是交叉的,且它们在对角线上的元素排序是相反的;  $\text{diag}(\cdot)$  和  $\text{trace}(\cdot)$  分别为求对角阵和求迹运算.由上述分析,  $\hat{\Psi}^{(m)}$  可视为交叉验证技术中提取数据的特征,而  $\Psi^{(i)} (i = 1, \dots, m)$  可视为用于验证的特征,因此可以利用此原理来确定复值信源数.

为了满足估计动态源数  $\hat{n}(t)$  的要求,式(4)中的协方差矩阵  $C(t)$  采用递推计算方式,具体为:

$$\bar{x}(t) = \frac{t-1}{t} \bar{x}(t-1) + \frac{1}{t} x(t) \quad (6)$$

$$\Delta x(t) = \bar{x}(t) - \bar{x}(t-1) \quad (7)$$

$$C(t) = \frac{t-1}{t} [C(t-1) + \Delta x(t) \Delta x(t)^H] + \frac{1}{t} [\Delta x(t) - \bar{x}(t)] [\Delta x(t) - \bar{x}(t)]^H \quad (8)$$

其中,  $C(t-1)$  和  $C(t)$  分别表示在两个不同时刻协方差矩阵的估计值;  $\bar{x}(t)$  为  $x(t)$  的均值,  $\Delta x(t)$  为它的增量.  $\hat{n}(t)$  的计算过程如下:首先通过式(6)~(8)估算  $C(t)$ ,然后由式(4)计算  $m$  个对角矩阵,最后由式(5)来确定  $\hat{n}(t)$ .

## 4 自适应的复数盲源分离算法

记  $w_i(t) (i = 1, 2, \dots, n)$  为  $W(t)$  中的第  $i$  列向量,它们的维数为  $m$  维.当  $w_i(t) = w_{i,\text{opt}}(t)$  时,这意味着混合在观测信号中某个源信号被估计出来,通过求解  $n(t)$  个的  $w_{i,\text{opt}}(t)$  就可以完成与求解最优解混矩阵  $W(t)$  相同的目的.

### 4.1 复盲源抽取的代价函数

在信号处理中,由峰度(kurtosis)<sup>[15,16]</sup>可以应用于界分服从超高斯、高斯和亚高斯分布的正则或非正则的复值信号.复值信号  $y(t)$  的峰度可由式(9)描述.

$$K(y) \triangleq E[|y(t)|^4] - 2\{E[|y(t)|^2]\}^2 - |E[y(t)^2]|^2 = E\{|y(t)y(t)^*|^2\} - 2E[y(t)y(t)^*]^2 - E[y(t)y(t)]E[y^*(t)y^*(t)] \quad (9)$$

式(9)中,当  $K(y) > 0$  时,复值信号  $y(t)$  服从正则或非正则的超高斯分布;当  $K(y) < 0$  时,复值信号  $y(t)$  服从正则或非正则的亚高斯分布.不失一般性,设  $E[s(t) \cdot s(t)^H] = I$  和  $z(t) = Bx(t)$ ,  $B$  为白化矩阵,那么  $y(t) = wz(t)$ , 此时  $E[y(t)y(t)^*] = 1$ , 可得

$$E[wz(t)z(t)^H w^H] = wE[z(t)z(t)^H]w^H = 1 \quad (10)$$

式(10)中,  $E[z(t)z(t)^H] = 1$ , 因此它可以简化为  $\|w\|^2 = 1$ .

综上,估计最优权抽取向量的代价函数为式(11).

$$\mathbf{w} = \arg \max_{\mathbf{w}} |K(y)| \text{ s.t. } \|\mathbf{w}\|^2 = 1 \quad (11)$$

式(11)中的代价函数为一个严格的凸函数,它的可行性可通过证明定理 1 来说明。

**定理 1**<sup>[16]</sup> 假设观测信号为  $\mathbf{x}(t)$ , 白化后的观测信号  $\mathbf{z}(t) = \mathbf{BAs}(t)$ ; 如果源信号  $s_i(t)$  的峰度  $K(s_i) > 0$  ( $K(s_i) < 0$ ), 当  $y(t) = \mathbf{wz}(t)$  的  $\mathbf{w} = \mathbf{w}_{\text{opt}}$  时, 那么  $y(t)$  的峰度  $K(y)$  将达到最大值(最小值)。

由于定理 1 没有对复值源信号做任何限制或约束性的假设前提, 如正则或非正则分布, 因此它可以用于分离服从任何分布的复值信号。

## 4.2 自适应复盲源分离算法的推导

由第 4.1 节分析也可得求解时变  $\mathbf{w}_{i,\text{opt}}(t)$  的代价函数为:

$$\mathbf{w}_i(t) = \arg \max_{\mathbf{w}} J[\mathbf{w}_i(t)] \text{ s.t. } \|\mathbf{w}_i(t)\|^2 = 1 \quad (12)$$

式(12)中,  $J[\mathbf{w}_i(t)] = |K(y)|$ ,  $i = 1, 2, \dots, n$ 。

为了便于分析, 在推导过程中将  $n(t)$  个的  $\mathbf{w}_i(t)$  统一记为  $\mathbf{w}$ , 它在  $t$  时刻的解和迭代后的新解分别记为  $\mathbf{w}_-$  和  $\mathbf{w}_+$ ; 向量或矩阵上标有“~”代表该向量或矩阵中除含它本身的元素外, 还含有它对应的共轭复数, 如复数向量  $\mathbf{U} = [u_1, u_2, \dots, u_n]^T$ , 则  $\tilde{\mathbf{U}} = [u_1, u_1^*, u_2, u_2^*, \dots, u_n, u_n^*]^T$ 。将式(12)引入拉格郎日算子  $\lambda$ , 并将其写成<sup>[12]</sup>:

$$L(\mathbf{w}, \lambda) = J(\mathbf{w}) + \lambda(\mathbf{w}^H \mathbf{w} - 1) \quad (13)$$

式(13)这种形式的牛顿迭代式为<sup>[8]</sup>:

$$\tilde{\mathbf{w}}_+ - \tilde{\mathbf{w}}_- = -(\tilde{\mathbf{H}}_{\mathbf{w}} J + \lambda \tilde{\mathbf{I}})^{-1} (\tilde{\nabla}_{\mathbf{w}}^* J + \lambda \tilde{\mathbf{w}}_-) \quad (14)$$

其中,

$$\tilde{\mathbf{H}}_{\mathbf{w}} J = \left( \frac{\partial^2 J}{\partial \tilde{\mathbf{w}}^* \partial \tilde{\mathbf{w}}^T} \Big|_{\mathbf{w}=\mathbf{w}_-} \right) \quad (15)$$

将式(14)改写成

$$(\tilde{\mathbf{H}}_{\mathbf{w}} J + \lambda \tilde{\mathbf{I}}) \tilde{\mathbf{w}}_+ = -\tilde{\nabla}_{\mathbf{w}}^* J + \tilde{\mathbf{H}}_{\mathbf{w}} J \tilde{\mathbf{w}}_- \quad (16)$$

设  $c_{i,k} = \frac{\partial^2 J}{\partial w_i^* \partial w_k}$ ,  $d_{i,k} = \frac{\partial^2 J}{\partial w_i \partial w_k^*}$ ,  $e_{i,k} = \frac{\partial^2 J}{\partial w_i \partial w_k}$  和  $f_{i,k} = \frac{\partial^2 J}{\partial w_i \partial w_k^*}$ ,  $i, k = 1, 2, \dots, m$ ; 将它们代入式(15)可得

$$\tilde{\mathbf{H}}_{\mathbf{w}} J = \begin{bmatrix} c_{11} & d_{11} & \cdots & c_{1m} & d_{1m} \\ e_{11} & f_{11} & \cdots & e_{1m} & f_{1m} \\ \cdots & \cdots & \ddots & \cdots & \cdots \\ c_{m1} & d_{m1} & \cdots & c_{mm} & d_{mm} \\ e_{m1} & f_{m1} & \cdots & e_{mm} & f_{mm} \end{bmatrix} \quad (17)$$

将式(17)两边同乘以  $\tilde{\mathbf{w}}_-$ , 然后将它的奇数行保留, 此时其被简化为:

$$\mathbf{H}_{\mathbf{w}} J \mathbf{w}_- = \mathbf{H}_1 J \mathbf{w}_- + \mathbf{H}_2 J \mathbf{w}_-^* \quad (18)$$

其中,

$$\mathbf{H}_1 J = \begin{bmatrix} c_{11} & c_{12} & \cdots & c_{1m} \\ c_{11} & c_{22} & \cdots & c_{2m} \\ \cdots & \cdots & \ddots & \cdots \\ c_{m1} & c_{m2} & \cdots & c_{mm} \end{bmatrix} \quad (19)$$

和

$$\mathbf{H}_2 J = \begin{bmatrix} d_{11} & d_{12} & \cdots & d_{1m} \\ d_{11} & d_{22} & \cdots & d_{2m} \\ \cdots & \cdots & \ddots & \cdots \\ d_{m1} & d_{m2} & \cdots & d_{mm} \end{bmatrix} \quad (20)$$

同理可得

$$(\mathbf{H}_{\mathbf{w}} J + \lambda \mathbf{I}) \mathbf{w}_+ = -\nabla_{\mathbf{w}}^* J + \mathbf{H}_{\mathbf{w}} J \mathbf{w}_- \quad (21)$$

然而, 为了避免代价函数收敛后得到两个相同的解, 即两次分离出同一个信号, 则要求每完成一次迭代计算就需要一次去相关处理, 我们采用基于 Gram-Schmidt 规范化的退化方法来消除不同  $\mathbf{w}_i(t)$  之间的相关性, 它具体的计算式为:

$$\mathbf{w}_i(t) = \mathbf{w}_i(t) - \sum_{k=1}^{i-1} \mathbf{w}_k(t)^H \mathbf{w}_k(t) \mathbf{w}_i(t) \quad (22)$$

$$\mathbf{w}_i(t) = \frac{\mathbf{w}_i(t)}{\|\mathbf{w}_i(t)\|} \quad (23)$$

式(21)中的  $(\mathbf{H}_{\mathbf{w}} J + \lambda \mathbf{I})$  在算法收敛点时, 它只能是一个实常数, 由式(23)可知, 它在每次迭代后进行 Gram-Schmidt 规范化后该项都会被消掉, 因而可以得到  $\mathbf{w}_+$  的更新迭代式为:

$$\mathbf{w}_+ = -\nabla_{\mathbf{w}}^* J + \mathbf{H}_1 J \mathbf{w}_- + \mathbf{H}_2 J \mathbf{w}_-^* \quad (24)$$

其中,

$$\nabla_{\mathbf{w}}^* J = 2\{E[|y(t)|^2 y(t)^* z(t)] - 2E[y(t)^* z(t)] - E[y(t)^* z(t)]E[y(t)z(t)]\} \quad (25)$$

$$\mathbf{H}_1 J = 4\{E[|y(t)|^2 z(t)z(t)^H] - E[y(t)^* z(t)]E[y(t)z(t)^*]\} \quad (26)$$

$$\begin{aligned} & E[y(t)z(t)^*]^T \\ & - E[y(t)z(t)]E[y(t)^* z(t)^*]^T - \mathbf{I} \} \\ \mathbf{H}_2 J &= 2\{E[y(t)^* z(t)z(t)^T] \\ & - 2E[y(t)^* z(t)]E[y(t)z(t)^*]^T \\ & - 2E[y(t)^* z(t)]E[z(t)z(t)^T]\} \quad (27) \end{aligned}$$

式中,  $\mathbf{z}(t) = \mathbf{Bx}(t)$ ,  $y(t) = \mathbf{w}(t)\mathbf{z}(t)$ ,  $\mathbf{B}$  为白化矩阵。由于在上述分析过程中没有对源信号做限制或约束性的假设前提, 因此该算法仍适合于分离服从任何分布的复值信号。

为了分析式(24)迭代计算的稳定性, 构造如式(28)的代价函数。

$$J_N(\mathbf{w}) = J(\mathbf{w}) - \frac{1}{2}(\mathbf{w}_-^*)^H \mathbf{H}_2 J \mathbf{w}_-^* \quad (28)$$

将式(28)两边同乘于一个  $\mathbf{H}_{\mathbf{w}} J$  项, 并将最优解  $\mathbf{q}_i = \mathbf{w}_i \mathbf{BA}$  代入其中, 以及做  $i \neq k$  的  $E[|y|^2 z_i(t) z_k(t)^*] \rightarrow$

$E[y_{z_i}(t)]E[y^* z_k(t)^*]$ 和  $E[y^{*2} z_i(t) z_k(t)] \rightarrow E[y^{*2}]E[z_i(t) z_k(t)]$  的逼近<sup>[1]</sup>, 可得

$$\mathbf{H}_{q_i} \mathbf{J}_N(\mathbf{q}_i) = \mathbf{H}_1 \mathbf{J}(\mathbf{q}_i) \quad (29)$$

式(29)中, 此时的  $\mathbf{H}_1 \mathbf{J}(\mathbf{q}_i)$  为一个对角阵, 并且它的元素为  $4\{E[|y|^2 |z_i(t)|^2] - E[|y|^2]E[|z_i(t)|^2]\}$ , 很显然这些对角上的元素值均非负, 即  $\mathbf{H}_{q_i} \mathbf{J}_N(\mathbf{q}_i)$  在  $\mathbf{q}_i$  仍为正定(或零)矩阵, 这说明了本文算法的迭代计算过程将是稳定的.

另外, 式(9)代价函数中的峰度是有正有负, 因此必须考虑两种符号都存在的情况, 为了使算法能达到自适应的要求, 因此将式(24)改写为:

$$\mathbf{w}(t+1) = \text{sign}\{K[y(t)]\} \{-\nabla_w J + \mathbf{H}_1 \mathbf{J} \mathbf{w}(t) + \mathbf{H}_2 \mathbf{J} \mathbf{w}(t)^*\} \quad (30)$$

式(30)中,  $\text{sign}\{K[y(t)]\}$  的取值只有  $-1$  和  $1$  两种,  $K[y(t)] > 0$ , 它的值取为  $1$ , 而当  $K[y(t)] < 0$ , 它的值取为  $-1$ . 至此自适应算法推导完毕.

### 4.3 源数动态变化的自适应盲分离算法的实现

在第 4.2 节中求  $t$  时刻的数学期望  $E[\cdot(t)]$  项, 在自适应算法中的计算本文采用如下的递推式进行计算.

$$E[\cdot(t)] = \frac{t-1}{t} E[\cdot(t-1)] + \frac{1}{t} \cdot(t) \quad (31)$$

式中,  $\cdot(t)$  代表含有  $E[\cdot(t)]$  项中的等式, 它是  $t$  的函数.

#### 算法 1 源数动态变化的自适应盲源分离算法

##### Step1 源数 $\hat{n}(t)$ 估计

- (1) 由式(6)~(8)递推式计算  $C(t)$ ;
- (2) 由式(4)和式(5)估计  $\hat{n}(t)$ ;

##### Step2 源信号分离

- (1) 如果  $\hat{n}(t) \neq \hat{n}(t-1)$ , 随机产生  $m$  个  $\mathbf{w}_i(t-1)$  的  $\hat{n}(t)$  维列向量;
- (2) 由  $\mathbf{z}(t) = \mathbf{B}(t)\mathbf{x}(t)$  计算, 得到白化观测信号;
- (3) 由式(22)~(27)、(30)和式(31)计算  $\mathbf{W}(t)$ ;
- (4) 由  $\hat{\mathbf{s}}(t) = \mathbf{W}(t)\mathbf{z}(t)$  计算, 得到源信号  $\mathbf{s}(t)$  的估计值  $\hat{\mathbf{s}}(t)$ .

在第 4.1 节和第 4.2 节分别分析了源数动态变化的估计方法和自适应的复数盲源分离算法, 算法 1 中的伪代码描述了适用于源数动态变化的自适应盲源分离算法完成一次迭代运算的具体实现步骤.

## 5 仿真分析

### 5.1 自适应复数盲源分离算法的仿真与分析

为了全面验证在第 4 节中提出的源数动态估计方法和自适应复数盲源分离算法的有效性, 本节进行了源数动态变化情况的仿真实验; 此外, 我们还将本文的盲

源分离算法与文献[9]和文献[17]的算法进行仿真比较, 自适应的盲分离效果由式(32)定义的  $\text{PIs}(t)$  性能指数进行定量的评价. 在仿真实验中, 采用源信号的星座如图 1 所示,  $s_1(t)$  为服从超高斯分布的非正则信号,  $s_2(t)$  为服从亚高斯分布的正则信号,  $s_3(t)$  为服从超高斯分布的 16QAM 正则信号,  $s_4(t)$  为服从亚高斯分布的 BPSK 非正则信号. 仿真实验用处理器主频为 2.1GHz 双核的 Samsung 便携型计算机, 实验平台为 Matlab R2010b.

$$\text{PIs}(t) = 10 \log \left\{ \frac{1}{2n} \sum_i \left[ \sum_k \frac{|p_{ik}(t)|^2}{\max[|p_{ik}(t)|^2]} - 1 \right] + \frac{1}{2m} \sum_k \left[ \sum_i \frac{|p_{ik}(t)|^2}{\max[|p_{ik}(t)|^2]} - 1 \right] \right\} \quad (32)$$

式(32)中,  $\mathbf{P}(t) = [p_{ik}(t)]_{n \times m} = \mathbf{w}(t) \mathbf{B}(t) \mathbf{A}(t)$ .  $\text{PIs}(t)$  的值越小说明分离效果越好; 当  $\text{PIs}(t) \rightarrow -\infty$  时,  $\hat{\mathbf{s}}(t) = \mathbf{s}(t)$ .

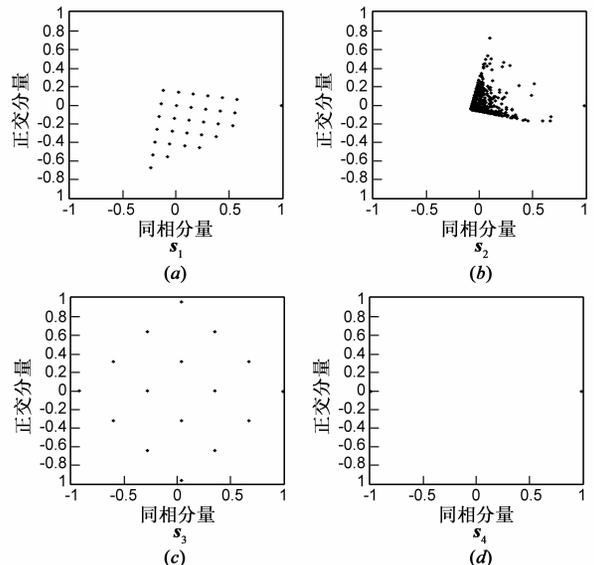


图 1 源信号的星座图

在这个仿真实验中, 混合矩阵  $\mathbf{A}$  的  $m=4$ , 源数和源信号的动态变化情况为:

$$\mathbf{s}(t) = \begin{cases} [s_1(t) \ s_2(t)]^T, & 0 \leq t \leq 2000 \\ [s_1(t) \ s_2(t) \ s_3(t) \ s_4(t)]^T, & 2000 \leq t \leq 6000 \\ [s_1(t) \ s_2(t) \ s_3(t)]^T, & 6000 \leq t \leq 8000 \end{cases} \quad (33)$$

根据式(33)中不同时刻对源数和源信号的要求在  $[-1 \ 1]$  之间随机产生混合矩阵  $\mathbf{A}(t)$ . 如图 2 所示的曲线表示在不同时刻对源数估计的结果, 而图 3 所示为利用不同算法对观测信号进行分离的性能比较. 在图 3 中, 本文的算法 1 为第 4 节的算法, 本文的算法 2 为利用梯度法优化与本文的算法 1 相同代价函数峰度, 它的计算迭代式为式(34)和式(35), 每次迭代后也需要

Gram-Schmidt 规范化去相关处理;文献[9]的算法 1 和文献[9]的算法 2 为文献[9]中算法的非线性函数分别为  $G(u) = u^2/2$  和  $G(u) = \sqrt{0.1 + u}$ .

$$\frac{\partial K(y)}{\partial \mathbf{w}^*} = 2\{E[|y(t)|^2 y(t)^* \mathbf{x}(t)] - 2E[|y(t)|^2]E[y(t)^* \mathbf{x}(t)] - E[y(t)^* y(t)^*]E[y(t) \mathbf{x}(t)]\} \quad (34)$$

$$\mathbf{w}(t) = \mathbf{w}(t-1) + \eta \text{sign}[K(y)] \frac{\partial K(y)}{\partial \mathbf{w}^*} \quad (35)$$

式(35)中,  $\eta$  为迭代步长.

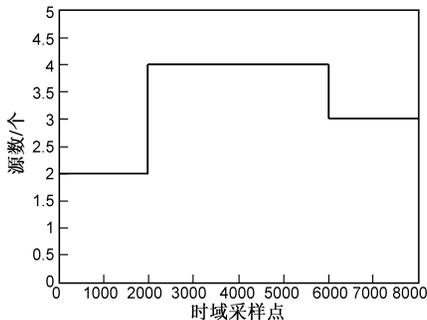


图2 动态变化源数的估计结果

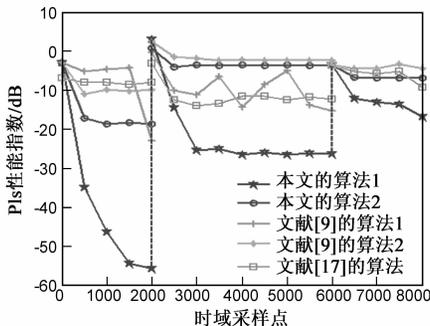


图3 源数动态变化情况下不同算法的分离性能

图3所示为利用本文提出的方法在源信号和源数动态变化情况下对源数实时估计的结果,由该实验结果可知,利用第3节的估计方法能准确估计每个时刻的源数,由此表明了基于交叉验证的动态源数估计方法的正确性,源数的准确估计为保证自适应 BSS 的分离质量提供了很好的前提条件.

图3为源数动态变化情况下不同复数盲源分离的自适应分离性能,它们是不同的算法同用10个独立初始值的实验结果,图  $PIs(t)$  为进行这10次独立实验的均值;由图可知本文的自适应盲源分离算法比其它的算法具有很好的收敛特性和稳定性,特别值得提出,只有  $PIs(t) < -10\text{dB}$  源信号才能被分离出来,由图中的  $PIs(t)$  值可知,本文的算法1基本上能自适应地满足该条件,使得每个时刻的源信号都能被分离出来.本文的算法2是采用与本文的算法1相同的代价函数,但它采用梯度

法进行优化,由图中的仿真结果可知这种优化算法很容易陷入局部最优.文献[9]的算法1采用的代价函数与本文的类似,当源信号为正则分布时,他们可以视为一样,当源信号为非正则分布时,本文的代价函数能描述源信号更多的特征.文献[9]的算法1收敛性要比文献[9]的算法2好,但稳定性却不如文献[9]的算法2,它们本质上属于同一算法,合适的代价函数可以得到更好的分离效果,但鉴于盲源分离假设条件,何为合适的代价函数是不能预知的.文献[17]算法的分离效果类似于本文的算法2,在这个仿真实验中的源信号含有正则和非正则分布的两种信号,该算法要求伪方差矩阵具有清晰谱的非正则.综合上述的仿真结果,本文的算法能以很好的收敛性和稳定性自适应地分离源数动态变化情况下的源信号.

## 5.2 算法在 DOA 方位动态估计的应用及仿真分析

限于篇幅,本文不再对 DOA 的数学模型进行赘述,具体可参考文献[15].基于盲源分离的 DOA 方位估计原理为:首先由盲源分离算法求解  $\mathbf{A}$  的广义逆矩阵  $\mathbf{W}$ ,再由  $\mathbf{W}$  来估算目标源到达阵元引起的相位差(即为 DOA 方位),算法2的伪代码描述了它的实现步骤.

### 算法2 基于盲源分离的 DOA 方位动态估计算法

#### Step1 源数 $\hat{n}(t)$ 估计

(1)由式(6)~(8)递推式计算  $C(t)$ ;

(2)由式(4)和式(5)估计  $\hat{n}(t)$ ;

(3)如果  $m > \hat{n}(t)$ ,利用文献[18]的 PCA 降维法计算  $\mathbf{B}_1(t)$ ,得到  $\mathbf{x}_n(t)$ ;

#### Step2 方位估计

(1)由  $\mathbf{B}(t)$  白化观测信号,即计算  $\mathbf{z}(t) = \mathbf{B}(t)\mathbf{x}_n(t)$ ;

(2)如果  $\hat{n}(t) \neq \hat{n}(t-1)$ ,随机产生  $\hat{n}(t)$  个  $\mathbf{w}_i(t-1)$  的  $\hat{n}(t)$  列向量;

(3)由式(22)~(27)、式(30)和式(31)计算  $\mathbf{W}(t)$ ;

(4)如果  $m > \hat{n}(t)$ ,由式(36)估算  $\hat{\mathbf{A}}(t)$ ;如果  $m = \hat{n}(t)$ ,由式(37)估算  $\hat{\mathbf{A}}(t)$ ;

$$\hat{\mathbf{A}} = \mathbf{B}_1^{\#} \mathbf{B}^{\#} \mathbf{W} \quad (36)$$

$$\hat{\mathbf{A}} = \mathbf{B}^{\#} \mathbf{W} \quad (37)$$

(5)由式(39)和式(40)估算  $t$  时刻的 DOA 方位  $\theta_i, i = 1, 2, \dots, n$ .

$$\omega_i = -j \ln[\mathbf{L}_1 \mathbf{a}_i (\mathbf{L}_2 \mathbf{a}_i)^{\#}] \quad (39)$$

$$\omega_i = 2\pi \frac{d}{\lambda_s} \sin \theta_i \quad (40)$$

式中,  $\lambda_s$  为信号波长,  $d$  为阵元间距.

为了更好地验证基于盲源分离的 DOA 方位动态估计方法的有效性,我们进行了源数动态变化的方位实时估计仿真实验. DOA 方位的估计质量由式(41)来定量分析.在这个仿真实验中,阵元数  $m$  取为4,快拍数为1000,源数和源信号的动态变化情况为:在  $0 \leq t \leq 1\text{s}$ ,源信号选16QAM和8QAM,方位为  $15^\circ$  和  $16^\circ$ ;在  $1\text{s} \leq$

$t \leq 2s$ , 源信号选 16QAM、8QAM 和 4QAM, 方位为  $14^\circ$ 、 $15^\circ$  和  $16^\circ$ ; 在  $2s \leq t \leq 3s$ , 源信号选 8QAM 和 4QAM, 方位为  $1^\circ$  和  $-1^\circ$ ; 图 4 所示为源数动态变化情况下的利用本文的方法对目标方位的估计过程。

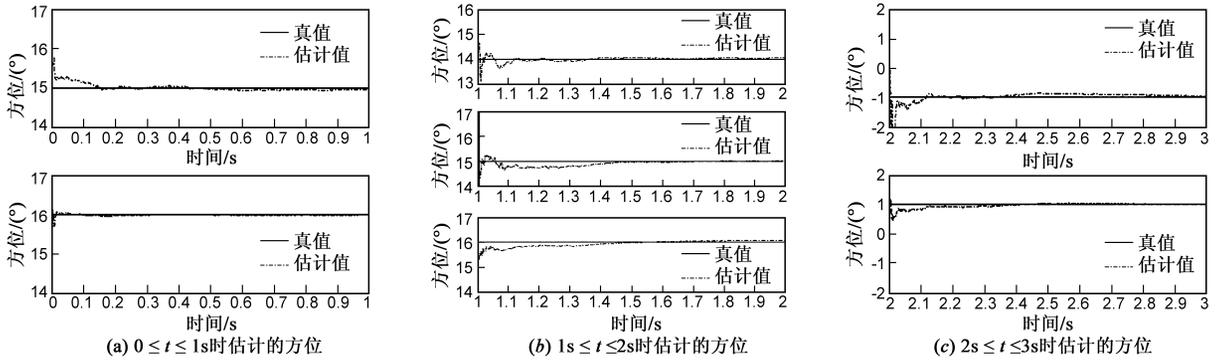


图4 源数动态变化情况下方位的估计过程

图 4 所示的为目标源数和源信号动态变化情况下利用本文提出基于盲源分离的方法对未知的目标方位的实时估计过程. 仿真实验结果表明了本文提出的基于盲源分离的方位动态估计方法的可行性, 即先由交叉互验技术实时估计动态变化的源数, 然后再利用盲源分离算法求解混合矩阵的广义逆矩阵, 最后由该矩阵和方位之间的关系估算出目标源的方位, 从而实现在源数未知且动态变化情况下实时估计目标方位的目的。

## 6 结论

在本文中, 为了解决源数动态变化的源数估计和盲源分离的问题, 首先采用一种基于交叉验证技术的源数动态估计方法, 然后在复值信号峰度概念的基础上, 利用一种复数牛顿迭代法推导了一种自适应的复数盲源分离算法; 通过源数动态变化方式下的盲源分离仿真实验, 一方面验证了动态源数估计方法的正确性; 另一方面表明了利用复数牛顿迭代的自适应复数盲源分离算法具有很好的收敛特性和分离性能. 在此基础上提出了一种基于盲源分离的 DOA 动态方位的估计方法, 该方法适用于在源数未知且动态变化的情况下对目标方位进行实时估计, 它的可行性通过了目标源数及源信号动态变化仿真实验的验证, 并且这种方法的估计精度不受阵元数的约束。

## 参考文献

[1] BINGHAM E, HYVARINEN A. A fast fixed-point algorithm for independent component analysis of complex valued signals [J]. International Journal of Neural Systems, 2000, 10(1): 1-8.  
 [2] WASFY B, RAGHURAM R, THOMAS Y. Complex adaptive

$$R_{\text{mse}} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_i (\theta_i - \hat{\theta}_i)^2} \quad (41)$$

式(41)中,  $\hat{\theta}_i$  为  $\theta_i$  的估计值,  $i = 1, 2, \dots, n$ .

ICA employing the conjugate gradient technique for signal separation in time-varying flat fading channels [J]. Circuits, Systems, and Signal Processing, 2010, 29(3): 469-480.  
 [3] ARIE Y. Performance analysis of the strong uncorrelating transformation in blind separation of complex-valued sources [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2012, 60(1): 478-483.  
 [4] ERIKSSON J, KOIVUNEN V. Complex-valued ICA using second order statistics [A]. Barros A. Machine Learning for Signal Processing [C]. New York: IEEE Press, 2004. 183-191.  
 [5] OLLILA E, KOIVUNEN V. Complex ICA using generalized uncorrelating transform [J]. Signal Processing, 2009, 89(4): 365-377.  
 [6] SHEN H, MARTIN K. Algebraic solutions to complex blind source separation [A]. Lieven D L. Lecture Notes in Computer Science [C]. Heidelberg: Springer Verlag, 2012. 74-81.  
 [7] NOVEY M, ADALI T. Complex ICA by negentropy maximization [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2008, 19(4): 596-609.  
 [8] NOVEY M, ADALI T. On extending the complex fastICA algorithm to noncircular sources [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2008, 56(5): 2148-2154.  
 [9] ADALI T, LI H L, NOVEY M. Complex ICA using nonlinear functions [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2008, 56(9): 4536-4543.  
 [10] ADALI T, KIM H, CALHOUN V. Independent component analysis by complex nonlinearities [A]. Jose S. ICASSP [C]. New York: IEEE Press, 2004. 525-528.  
 [11] IVAN D D, SERGIO C, MARIA A S. Cyclic maximization of non-Gaussianity for blind signal extraction of complex-valued sources [J]. Neurocomputing, 2011, 74(17): 2867-2873.  
 [12] VAN D B. Complex gradient and Hessian [J]. IEE Proceedings: Vision, Image and Signal Processing, 1994, 141(6): 380

- 382.

- [13] NEESER F, MASSEY J. Proper complex random processes with applications to information theory [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1993, 39(4): 1293 - 1302.
- [14] SUN T Y, LIU C C, TSAI S J. Blind source separation with dynamic source number using adaptive neural algorithm [J]. Expert Systems with Applications, 2009, 36(5): 8855 - 8861.
- [15] 张贤达. 现代信号处理 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2002. 126 - 146.  
ZHANG XD. Modern Signal Processing [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2002. 126 - 146. (in Chinese)
- [16] LI H L, ADALI T. A class of complex ICA algorithms based on the kurtosis cost function [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2008, 19(3): 408 - 419.
- [17] LI X L, ADALI T. Complex independent component analysis by entropy bound minimization [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems - I: Regular Papers, 2010, 57(7): 1417 - 1430.
- [18] WANG R J, ZHOU H F. Application of SVM in fault diagnosis of power electronics rectifier [A]. Peter L. WCICA 2008 [C]. New York: IEEE Press, 2008. 1256-1260.

## 作者简介



王荣杰 男, 1981 年 12 月出生, 博士, 讲师, 研究方向为智能信息处理.  
E-mail: Roger811207@163.com



周海峰(通信作者) 男, 1970 年 10 月出生, 博士, 副教授, 研究方向为智能信息处理.  
E-mail: Jmuwrj@163.com