

基于盲信号分离的波达方向估计

沈 堤¹, 童宁宁¹, 郭艺夺¹, 南秦博²

(1. 空军工程大学 导弹学院, 陕西 三原 713800; 2. 空军工程大学 训练部, 陕西 西安 710051)

摘 要:为了将盲信号分离应用于波达方向估计,在基于四阶累积量的定点迭代快速独立分量分析(Independent Component Analysis, ICA)算法进行盲信号分离的基础上,利用分离矩阵得出混合矩阵的估计,并对混合矩阵的列向量在真实阵列流型上进行投影,通过角度扫描估计出信号的方位角。仿真结果表明,该算法在信噪比较高的条件下,具有跟 MUSIC (Multiple Signal Classification Method) 算法相似的分辨性能,但是在信噪比较低的情况下表现出较高的分辨率。

关键词:盲信号分离;ICA;波达方向估计;MUSIC

DOI:10.3969/j.issn.1009-3516.2010.02.011

中图分类号: TN911.7 **文献标识码:** A **文章编号:** 1009-3516(2010)02-0047-05

盲信号分离是近年来信号处理学界和神经网络学界研究的热点之一,在无线通信、雷达、图像、语音、医学以及地震信号处理等领域具有良好的应用前景。盲信号分离中,当源信号之间相互统计独立,在不需知道任何其它有关源信号以及传输信道的先验知识的前提下便可以从传感器接收的混合输入信号中分离出源信号。独立分量分析(ICA)就是一种高效的盲信号分离方法,其实质就是试图将一组随机变量表示成统计上独立变量的线性组合,使得被分析信号各成分之间的统计依赖性得到最小化,突出源信号的本质结构。

因此,利用系统辨识的思想对信号方位进行盲估计也是方位估计技术的一个热点研究方向。文献[1]利用盲估计得到的导向矢量进行方位估计可以避免信源未知情况下的模糊估计,提高算法的鲁棒性;文献[2]提出了一种基于盲信号分离的多路信号的波达方向估计算法,该算法在相干源的情况下,还可以实现多于阵元数的信源方位估计。

本文在基于 ICA 方法进行盲信号分离的基础上,利用分离矩阵求得混合矩阵的估计,再对混合矩阵的列向量在真实阵列流型上进行投影,通过角度扫描估计出源信号的方位角,并对其估计性能进行了仿真和分析。

1 ICA 的数学模型

设有 M 个零均值源信号 $s_k(1), s_k(2), \dots, s_k(M), k=1, 2, \dots$, 这些源信号(独立成分)对每一个离散时间 k 来说是统计上相互独立的。假设这些源信号都是无法直接被观测到的,而我们所能观测到的是含有噪声的 L 种不同线性混迭信号 $x_k(1), x_k(2), \dots, x_k(L)$ 。矢量 $X_k = [x_k(1), x_k(2), \dots, x_k(L)]^T$ 表示 L 维第 k 个观测数据矢量。它是源信号和噪声在离散时间点 k 时的线性混迭。这样,ICA 数据模型可以表示为^[1]:

$$X_k = AS_k + N_k = \sum_{i=1}^M s_k(i)a(i) + N_k \quad (1)$$

式中: $S_k = [s_k(1), s_k(2), \dots, s_k(M)]^T$ 表示时间指数为 k 时,由 M 个源信号组成的源矢量; $A = [a(1),$

* 收稿日期:2009-03-09

基金项目:国家自然科学基金资助项目(60272086)

作者简介:沈 堤(1983-),男,湖南浏阳人,硕士生,主要从事雷达信号处理研究;E-mail:shendi1103@163.com

童宁宁(1963-),女,江苏太仓人,教授,主要从事雷达信号处理和雷达对抗技术研究。

$\mathbf{a}(2), \dots, \mathbf{a}(M)$] 为常量 $L \times M$ 混迭矩阵, 其每个元素均为未知系数, \mathbf{A} 的所有列 $\mathbf{a}(i)$ 称为 ICA 的基矢; 在实际使用中, 噪声附加项 $\mathbf{N}_k = (\mathbf{n}_k(1), \mathbf{n}_k(2), \dots, \mathbf{n}_k(M))$, 通常予以忽略, 而采用无噪声 ICA 模型。虽然要将噪声从源信号中完全分离几乎不可能, 但即使采用无噪声模型也已证明^[2] 具有足够的难度。因此, 大多数研究者都采用无噪声 ICA 模型作为实际噪声模型的近似估计, 如式(2)所示:

$$\mathbf{X}_k = \mathbf{A}\mathbf{S}_k = \sum_{i=1}^M s_k(i)\mathbf{a}(i) \quad (2)$$

对模型(2), 一般附带如下几个假设^[2-3]: ① L 应不小于源信号数, 通常, 出于计算方便考虑, 可取 $L = M$; ② \mathbf{S}_k 是零均值平稳随机过程, 且统计上相互独立, 或尽可能相互独立, 最多只允许其中一个成分 $s_k(i)$ 具有高斯分布, 这是因为基于四阶累积量无法将几个高斯源彼此分离; ③ \mathbf{A} 为满秩矩阵, 即有 $\det \mathbf{A} \neq 0$ 。此外, 为了计算上的方便和使展开式(2)具有唯一性, 我们可以要求每一个源信号 $s_k(i)$ 具有单位方差, 或将基矢标准化为单位长度。

2 ICA 分离原理及算法实现

ICA 算法可以分为 2 大类: 一类是最大或最小一些相关准则函数, 这类算法一般需要进行复杂的矩阵或张量运算; 另一类是基于随机梯度方法的自适应算法, 该类算法的优点是能保证收敛到一个相应的解, 其主要问题是收敛速度慢, 且其收敛与否很大程度依靠学习速率参数的正确选择。本文给出的是基于四阶累积量(即 Kurtosis 系数)的定点迭代快速 ICA 算法。

2.1 Kurtosis 系数

Kurtosis 系数是信号的高阶统计量, 常用于对信号非高斯性的测量。对第 i 个零均值随机信号 $s(i)$, Kurtosis 系数定义为:

$$\text{kurt}[s(i)] = E\{s(i)^4\} - 3[E\{s(i)^2\}]^2 \quad (3)$$

式中 $E\{\cdot\}$ 表示数学期望。如果 $s(i)$ 是高斯随机变量, 则 Kurtosis 系数为零。随机信号超高斯分布时, Kurtosis 为正数; 亚高斯分布时, Kurtosis 为负数。Kurtosis 系数与零值偏差越远, 信号的非高斯性就越强。

2.2 数据预处理

在使用 ICA 算法对信号进行分离之前通常需要对信号进行预处理。通过对信号进行预处理可以使 ICA 算法更简单更稳定, ICA 算法的信号预处理包括对信号进行中心化和预白化。本文假设式(2)中的观测数据 \mathbf{X}_k 是中心化过的, 即 \mathbf{X}_k 是零均值的。而预白化处理通过将式(2)中的观测值矢量 \mathbf{X}_k 进行如下线性变换实现:

$$\mathbf{v}_k = \mathbf{Q}\mathbf{X}_k \quad (4)$$

式中: \mathbf{v}_k 表示第 k 个白化矢量; \mathbf{Q} 为 $M \times L$ 白化矩阵, 且应有 $E\{\mathbf{v}_k\mathbf{v}_k^T\} = \mathbf{I}$ (\mathbf{I} 为单位矩阵)。变化之后^[4-6], 由式(2)和(4)并取 $L = M$ 可得:

$$\mathbf{v}_k = \mathbf{Q}\mathbf{X}_k = \mathbf{Q}\mathbf{A}\mathbf{S}_k = \mathbf{B}\mathbf{S}_k \quad (5)$$

式中 $\mathbf{B} = \mathbf{Q}\mathbf{A}$ 为分离矩阵, 是 $M \times M$ 正交矩阵。

设白化后的观测信号 \mathbf{v}_k 的一个线性组合为 $\mathbf{w}^T\mathbf{v}_k$, 其中矢量 \mathbf{w} 满足 $E\{(\mathbf{w}^T\mathbf{v}_k)^2\} = 1$ 。当这个线性组合等于源信号其中一个独立分量时, 即 $\mathbf{w}^T\mathbf{v}_k = \pm s_j$ (j 任意), $\mathbf{w}^T\mathbf{v}_k$ 的 Kurtosis 系数达到局部最大或最小^[7]。

2.3 算法原理及推导

为了最大化或最小化 $\text{kurt}(\mathbf{w}^T\mathbf{v}_k)$, 采用基于梯度下降或上升的神经算法。由于输入 \mathbf{v}_k 已经预白化, 且考虑到约束条件 $\|\mathbf{w}\| = 1$, 目标函数可表示为:

$$G(\mathbf{w}) = \text{kurt}(\mathbf{w}^T\mathbf{v}_k) + F(\|\mathbf{w}\|^2) = E\{(\mathbf{w}^T\mathbf{v}_k)^4\} - 3\|\mathbf{w}\|^4 + F(\|\mathbf{w}\|^2) \quad (6)$$

式中 $F\{\|\mathbf{w}\|^2\}$ 为惩罚项。设 \mathbf{v}_k 为观测时间序列, $\mu(k)$ 为学习速率因子序列, 并令 f 为 $F/2$ 对 \mathbf{w} 的导数, 则基于下降(或上升)的在线学习算法模型为:

$$\mathbf{w}(k+1) = \mathbf{w}(k) \pm \mu(k)[E\{\mathbf{v}_k(\mathbf{w}(k)^T\mathbf{v}_k)^3\} - 3\|\mathbf{w}(k)\|^2\mathbf{w}(k) + f(\|\mathbf{w}(k)\|^2)\mathbf{w}(k)] \quad (7)$$

式中: $[\cdot]$ 内各项由 $G(\mathbf{w})$ 对 \mathbf{w} 的梯度求得; $[\cdot]$ 前的正号意味着找到局部极大, 负号则意味着局部极小。式(7)模型的缺点在于学习收敛速度慢, 且依赖学习因子 $\mu(k)$ 的选择。因此需要寻求更快速且可靠的学习方法, 定点迭代算法便是其中之一, 其基本思想是: 使学习规则式(7)中的 \mathbf{w} 的变化为零(定点), 权的调整由 $[\cdot]$ 内各项来确定, 即:

$$E\{\mathbf{v}_k(\mathbf{w}(k)^T \mathbf{v}_k)^3\} - 3\|\mathbf{w}(k)\|^2 \mathbf{w}(k) + f(\|\mathbf{w}(k)\|^2) \mathbf{w}(k) = 0 \quad (8)$$

注意到, 只要 $F(\|\mathbf{w}\|^2)$ 仅仅是 $\|\mathbf{w}\|^2$ 的函数, 则其对 \mathbf{w} 的梯度应为一个标量常数 c 乘以 \mathbf{w} , 即有 $f(\|\mathbf{w}\|^2) = c$, 故式(8)可以写成:

$$\mathbf{w}(k+1) = c(E\{\mathbf{v}_k(\mathbf{w}(k)^T \mathbf{v}_k)^3\} - 3\|\mathbf{w}(k)\|^2 \mathbf{w}(k)) \quad (9)$$

实际上, 对权矢量 \mathbf{w} 来说, 其范数的大小是无关紧要的, 而其方向才是重要的。所以, 式(9)右侧的常数可以令其为 $c=1$ 。又考虑约束条件 $\|\mathbf{w}\|=1$, 则定点迭代算法模型的最终形式为:

$$\mathbf{w}(k+1) = E\{\mathbf{v}_k(\mathbf{w}(k)^T \mathbf{w}_k)^3\} - 3\mathbf{w}(k) \quad (10)$$

2.4 算法实现及仿真分析

设 \mathbf{v}_k 表示符合式(4)的待进行盲源分离的随机观测矢量, 则快速定点迭代算法步骤如下:

- 1) 初始化。置循环变量 $k=1$, 随机地初始化权矢量 $\mathbf{w}(k) = \text{rand}(\cdot)$ 。其中, $\text{rand}(\cdot)$ 表示随机产生数。
- 2) $\mathbf{w}(k)$ 标准化。 $\mathbf{w} = \mathbf{w} / \|\mathbf{w}\|$, $\mathbf{w}_0 = 0$ 。
- 3) 迭代运算, 收敛检测(\mathbf{w} 的 2 个方向)。 $\text{while } \|\mathbf{w}(k) - \mathbf{w}_0\| > \varepsilon \wedge \|\mathbf{w}(k) + \mathbf{w}_0\| > \varepsilon$, 式中, ε 是小于 1 的常数。 $\mathbf{w}_0 = \mathbf{w}(k)$, $\mathbf{w}(k+1) = E\{\mathbf{v}_k(\mathbf{w}(k)^T \mathbf{w}_k)^3\} - 3\mathbf{w}(k)$ 。
- 4) 重新标准化 \mathbf{w} 。 $\mathbf{w} = \mathbf{w} / \|\mathbf{w}\|$ 。
- 5) 循环直到结束。

为了分离 M 个独立成分, 需要循环运行上述算法 M 遍。为了保证每次分离的是不同的独立成分, 需要在上述循环迭代的基础上再增加一个简单的正交投影操作。由于观测数据 \mathbf{v}_k 已经预白化处理, 所以分离矩阵 \mathbf{B} 的每一列元素都是正交的, 因此, 我们可以通过 Gram-Schmidt 正交化方法, 将当前的 \mathbf{w} 投影到“早先”确定的 \mathbf{w} 所张开的子空间之上, 即“早先”确定的 $\mathbf{b}(i)$ 张成的子空间之上, 表示为: $\mathbf{w} = \mathbf{w} - \mathbf{B}\mathbf{B}^T \mathbf{w}$ 。并插入到上述步骤 2) 和步骤 4) 的开始处参加运算, 即可分离出 M 个独立成分。

图 1 是 3 个来自不同方向的源信号^[7-8], 分别为: $s_1(k) = \sin(0.32\pi k)$, $s_2(k) = \sin(0.12\pi k) + 6\cos(0.024\pi k)$, $s_3(k) = \sin(0.036\pi k)$; 图 2 是源信号经矩阵 $\mathbf{A} = [0.444 \ 7 \ 0.921 \ 8 \ 0.405 \ 7; 0.615 \ 4 \ 0.738 \ 2 \ 0.935 \ 5; 0.791 \ 9 \ 0.176 \ 3 \ 0.916 \ 9]$ 线性混迭后得到的观测信号; 图 3 是白化信号; 图 4 是经算法运算后得到的分离信号。

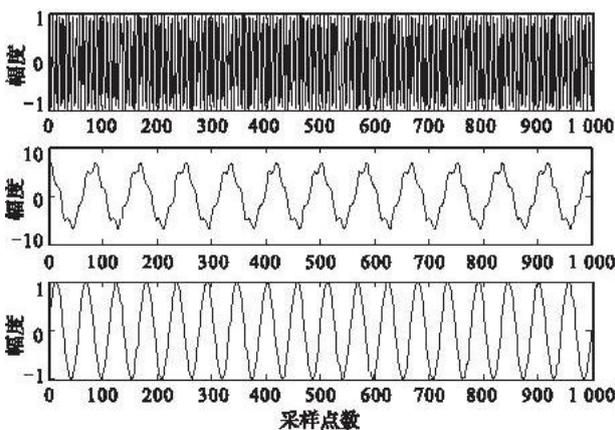


图 1 源信号

Fig. 1 Source signals

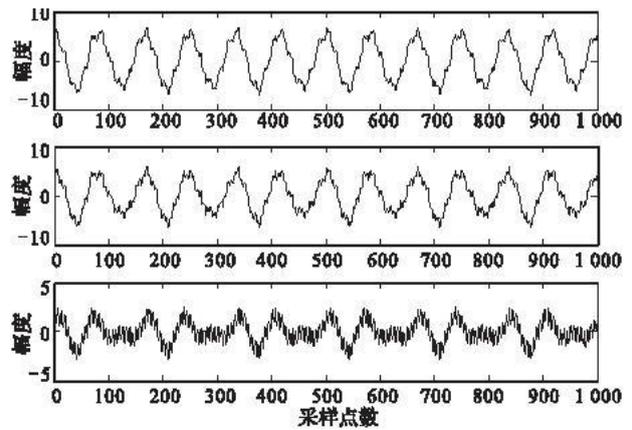


图 2 混迭信号

Fig. 2 Mixed signals

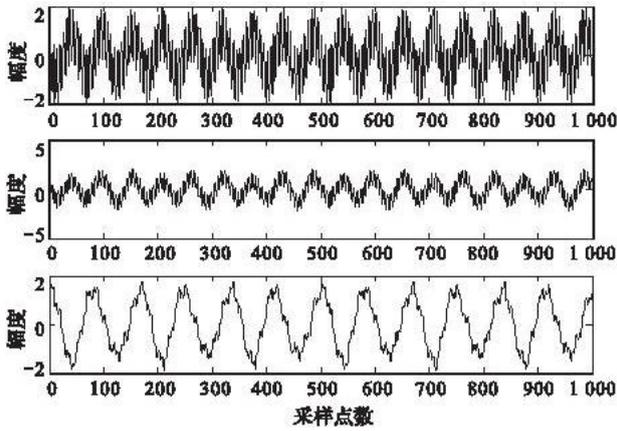


图3 白化信号

Fig.3 Whitenened signals

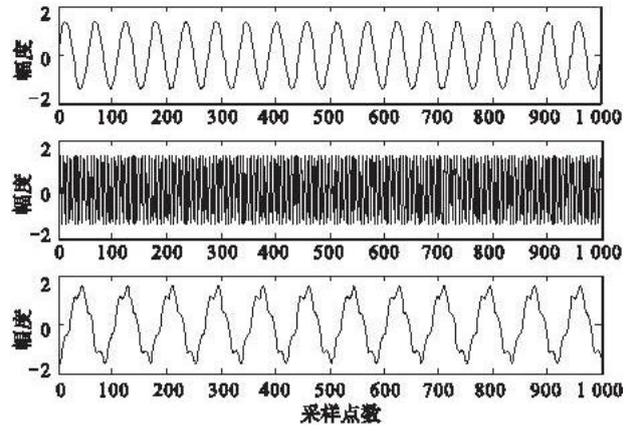


图4 分离信号

Fig.4 Separated signals

通过仿真,算法表现出良好的分离性能。可以看出瞬时混合的信号盲分离后存在顺序不确定性和幅度不确定性,但是因为它对我们估计信号到达角不会产生太大影响,所以在此不作过多分析。

3 波达方向估计

从以上的盲分离算法中我们可以得到所有的源信号,如果可以得到混合矩阵的估计 $\hat{\mathbf{A}}$,就可以利用 $\hat{\mathbf{A}}$ 的列向量 $\hat{\mathbf{a}}(\theta_i)$ 在真实阵列流型上投影,这样通过角度扫描就可以得到源信号的方向角。

当源信号个数和阵元个数相等时,一般可以对分离矩阵 \mathbf{w} 直接求逆来得到混合矩阵 $\hat{\mathbf{A}}$,即 $\hat{\mathbf{A}} = \mathbf{w}^{-1}$;当 \mathbf{w} 不是方阵时可以利用 \mathbf{w} 的广义逆来得到混合矩阵,即:

$$\hat{\mathbf{A}} = \mathbf{X} \mathbf{S}^{\text{H}} (\mathbf{S} \mathbf{S}^{\text{H}})^{-1} \quad (11)$$

利用 $\hat{\mathbf{A}}$ 的列向量 $\{\hat{\mathbf{a}}(\theta_i)\}_{i=1}^M$ 在真实阵列流型上的投影,就可以得到源信号的方向角估计^[9],即:

$$\hat{\theta}_i = \arg \max |\hat{\mathbf{a}}(\theta_i)^{\text{H}} \mathbf{a}(\theta)|^2, i=1,2,\dots,M \quad (12)$$

4 波达方向估计仿真分析

利用8阵元线阵对来自不同方向的3个信号进行仿真,源信号的方位角分别为 0° 、 10° 、 40° ,并且源信号统计独立,利用定点迭代快速ICA算法对源信号进行分离,然后利用上面提出的测向方法进行测向,并利用MUSIC算法^[10-12]对同样的数据测向,给出2种算法在不同输入信噪比下所得到的结果进行比较。图5表示利用MUSIC算法进行测向的仿真图,图6是利用本文所述方法进行测向得到的仿真图。从图上可以看出,在高信噪比情况下,两者有着相似的测向性能。但是,随着信噪比的下降,后者明显优于前者。

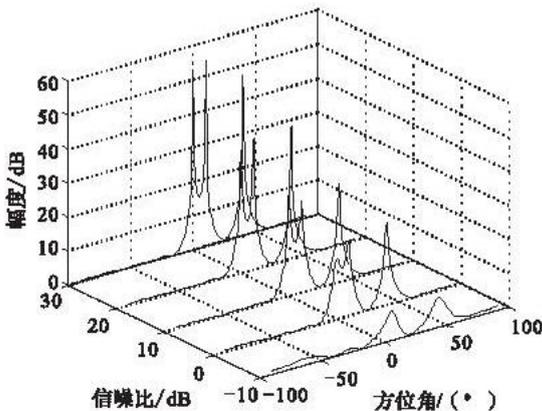


图5 MUSIC测向图

Fig.5 Direction measured by MUSIC

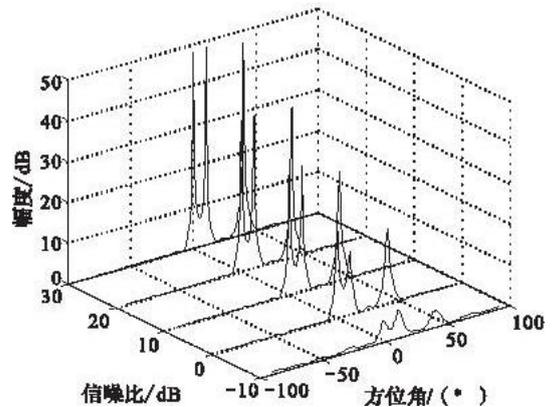


图6 “盲”测向图

Fig.6 Direction measured by “blind”

5 结束语

本文在基于定点迭代快速 ICA 算法进行盲信号分离的基础上,不需要预先知道信号的方向和阵列的结构流型,进行“盲”高分辨测向。利用 MATLAB 进行仿真分析,同时与 MUSIC 算法进行性能分析比较,得出其在低信噪比情况下具有更高的分辨率的结论。

参考文献:

- [1] Ferreol A, Tournier C. DOA Estimation After Blind Identification of Subspace Channel Vectors in Multipath Environments[C]//Proceeding of IEEE ICASSP'02. [S. l.]: IEEE Press, 2002: 101 - 105.
- [2] Feng Ming, Kammeyer K D. Blind Direction of Arrival Estimation Using Antenna Arrays in Multipath Communication Environment[C]//Proceeding of IEEE Global Telecommunications Conference. [S. l.]: IEEE Press, 1998: 165 - 170.
- [3] 游荣义, 陈忠. 一种基于 ICA 的盲信号分离快速算法[J]. 电子学报, 2004, 32(4): 669 - 672.
YOU Rongyi, CHEN Zhong. A Fast Algorithm of Blind Signal Separation Based on ICA[J]. Acta Electronics Sinica, 2004, 32(4): 669 - 672. (in Chinese)
- [4] Hyvarinen A, Qja E. Independent Component Analysis: Algorithms and Application[J]. Neural Networks, 2000, 13(4/5): 411 - 430.
- [5] Bingham E, Hyvarinen A. A Fast - point Algorithm for Independent Component Analysis of Complex - valued Signals[J]. Int Journal of Neural Systems, 2000, 10(1): 1 - 8.
- [6] Karhunen J. Neural Approaches to Independent Component Analysis and Source Separation[C]//In ESANN '96 European Symposium on Artificial Neural Networks Bruges, Belgium; IEEE Press, 1996: 249 - 266.
- [7] Delfoer N, Loubaton P. Adaptive Blind Separation of Independent Sources: A Deflation Approach [J]. Signal Processing, 1995, 45(1): 59 - 83.
- [8] Bell A J, Sejnowski T J. An Information - maximization Approach to Blind Separation and Blind Deconvolution[J]. Neural Computation, 1995, 7(6): 1129 - 1159.
- [9] 张发启. 盲信号处理及应用[M]. 西安:西安电子科技大学出版社, 2006.
ZHANG Faqi. Operation and Application of Blind Signal[M]. Xi'an: Xidian University Press, 2006. (in Chinese)
- [10] 郭松. 独立分量分析及其应用研究[D]. 武汉:武汉大学, 2004.
GUO Song. Research on the Independent Component Analysis and Its Application[D]. Wuhan: Wuhan University, 2004. (in Chinese)
- [11] 李立峰, 张建立. 基于盲信号分离的高分辨测向算法研究[J]. 电子对抗, 2006, 10(1): 1 - 6.
LI Lifeng, ZHANG Jianli. The Research of High Resolution Direction Finding Algorithm Based on Blind Signal Separation [J]. Electronic Warfare, 2006, 106(1): 1 - 6. (in Chinese)
- [12] 王永良, 陈辉, 彭应宁, 等. 空间谱估计理论与算法[M]. 北京:清华大学出版社, 2004.
WANG Yongliang, CHEN hui, PENG Yingning, et al. The Theory and Algorithm of Spatial Spectrum Estimation [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2004. (in Chinese)

(编辑:田新华)

DOA Estimation Method Based on Blind Signal Separation

SHEN Di¹, TONG Ning - ning¹, GUO Yi - duo¹, NAN Qin - bo²

(1. Missile Institute, Air Force Engineering University, Sanyuan 713800, Shaanxi, China; 2. Training Department, Air Force Engineering University, Xi'an 710051, China)

Abstract: To apply the blind signal separation method to DOA estimation, the blind signal separation (BSS) algorithm based on fast fixed - point independent component analysis is introduced in this paper. By using this algorithm, the estimation of manifold matrix is deduced from the gained separated matrix. We obtain the DOA (direction - of - arrival) of signals from angle scaling based on the projection of the column vector on the real array configuration. The results of the experiment show that this algorithm has good resolution in a low SNR (Signal Noise Ratio) environment compared with the MUSIC (Multiple Signal Classification) algorithm.

Key words: BSS; ICA; DOA estimation; MUSIC