

基于盲源分离的近场源参数估计

胡增辉¹ 炬波² 梁甸农¹

(1. 国防科学技术大学电子科学与工程学院; 2. 国防科学技术大学理学院, 长沙 410073)

摘要: 研究了基于盲源分离的近场源波达角和距离估计问题。首先利用盲源分离方法估计出阵列流形矩阵, 然后利用优化算法对波达角和距离参数进行估计。该方法无需频域搜索和参数配对, 且未利用 Fresnel 逼近进行参数估计, 适应源信号不在 Fresnel 区域内的情形。计算机仿真验证了所给算法的有效性。

关键词: 近场源; 波达角; 盲源分离; JADE-op

中图分类号: TN911 **文献标识码:** A **文章编号:** 1003-0530(2010)06-0951-05

Parameter Estimation of Near field Sources Based on Blind Source Separation

HU Zeng-hui¹ ZHU Ju-bo² LIANG Dian-nong¹

(1. College of Electronic Science and Technology, National University of Defense Technology;

2. College of Science, National University of Defense Technology, Changsha, Hunan, China)

Abstract: In this paper, the problem of Direction-Of-Arrival (DOA) and range estimation of near-field sources is researched. It is proposed to adopt blind source separation (BSS) method to estimate the array manifold matrix first, and then estimate DOA and range parameters by means of optimization algorithms. The proposed method does not require operations of frequency domain searching and parameter pairing. Besides, the Fresnel approximation is not adopted, so the proposed method can also be applied to cases where sources are not all in the Fresnel region. Its good performance is verified by computer simulation results.

Key words: Near Field Sources; Direction-Of-Arrival; Blind Source Separation; JADE-op

1 引言

近场源参数估计,即近场源距离和到达角等参数的联合估计问题,在声纳、雷达、通信、地震探测等领域有着广泛的应用。本文讨论波达角和距离的联合估计问题,频率假设为已知。

与远场源参数估计问题不同,近场源需用球面波描述波前,采用 Fresnel 近似描述阵元之间的相位差,一些成熟有效的远场源定位算法不再适用。关于近场源的定位问题,相关研究人员提出了许多方法。基本的出发点是将远场估计方法作一定的改进,以适应近场估计。典型是将 MUSIC、最大似然估计等远场中的方法加以改进以用于近场问题。限于篇幅,在此不再赘述,详见[1]-[7]。

[7]中提出了一种基于联合对角化的近场源波达角和距离估计算法。该算法利用源信号的非高斯性和统计独立性,通过观测数据高阶累积量矩阵的联合近似对角化(JAD)实现参数的估计。该算法中用到的联

合近似对角化方法是盲源分离中的一种常用技术。[8]-[9]中将盲源分离方法用于远场波达角估计,取得了良好的效果。

从盲源分离的角度看,近场参数估计问题和远场问题信号模型是一致的,均满足线性瞬时混合模型。借鉴上述方法,本文对[7]中的方法进行扩展,研究在盲源分离框架下的近场源参数估计问题,并对[7]的假设条件进行一定的放松。

最后,本文提出,为避免相位解缠误差及 Fresnel 近似带来过大的模型误差,估计完阵列方向矩阵后,不利用 Fresnel 近似公式求波达角和距离参数,而是利用优化算法进行求解,避开 Fresnel 逼近带来的误差。

2 信号模型

假设由 $2N+1$ 个间距为 d 的阵元组成的均匀线阵接收到 m 个近场源,信源具有相同的中心频率 f_c ,如图 1 所示。设阵列中心处阵元坐标为 0,以其为相位参考点, (θ_k, r_k) 表示第 k 个信源到参考阵元的波达角和距

离。

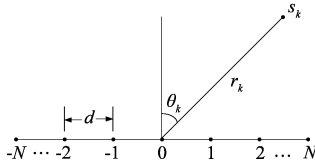


图1 阵列结构示意图

则第 l 个阵元在时刻 t 的接收信号可表示为:

$$x_l(t) = \sum_{k=1}^m s_k(t) \exp\left\{j \frac{2\pi}{\lambda} (r_k^l - r_k)\right\} + n_l(t) \quad (1)$$

式中 $x_l(t)$ 表示第 l 个阵元在时刻 t 的接收信号, $s_k(t)$ 表示第 k 个信源在时刻 t 的复包络, $r_k^l = \sqrt{r_k^2 + (ld)^2 - 2r_k ld \sin \theta_k}$, $l = -N, \dots, N$ 表示第 k 个源信号到第 l 个阵元的距离, r_k 表示第 k 个源信号到参考阵元的距离, 波达角 $-\pi/2 \leq \theta \leq \pi/2$. $n_l(t)$ 表示噪声项。

当源信号均在 Fresnel 区域内时, 利用 Fresnel 逼近, 可将式(1)近似为:

$$x_l(t) = \sum_{k=1}^m s_k(t) \exp\left\{j \left[l \omega_k + l^2 \phi_k \right]\right\} + n_l(t) \quad (2)$$

$$\omega_k = -\frac{2\pi l}{\lambda} \sin \theta_k, \quad \phi_k = \frac{\pi l^2}{\lambda r_k} \cos^2 \theta_k$$

式中 $\lambda = c/f_c$ 为信号波长。

本文中, 对信号模型作如下假设:

- (1) 源信号是相互统计独立的, 最多有一个源信号为高斯信号。或者源信号是时延不相关的, 但具有不同的自相关函数。
- (2) 每个阵元上的加性噪声是零均值的白高斯过程, 噪声与源信号之间是不相关的。
- (3) 为了参数估计的唯一性, 假设 $d \leq \lambda/4$ 。
- (4) 每个源信号波达角和距离不完全相同。即 $(\theta_i, r_i) \neq (\theta_j, r_j)$, 对任意 $1 \leq i \neq j \leq m$ 成立。
- (5) $2N \geq m$, 即阵元数至少比源信号数多 1。

除上述假设外, 还假设源信号的数目 m 是已知的, 本文不进行检测。

将式(1)用矩阵形式表述为:

$$\mathbf{x}(t) = \mathbf{A}\mathbf{s}(t) + \mathbf{n}(t) \quad (3)$$

其中

$$\begin{aligned} \mathbf{x}(t) &= [x_{-N}(t), \dots, x_0(t), \dots, x_N(t)]^T \\ \mathbf{s}(t) &= [s_1(t), \dots, s_m(t)]^T \\ \mathbf{n}(t) &= [n_{-N}(t), \dots, n_0(t), \dots, n_N(t)]^T \\ \mathbf{A} &= [\mathbf{a}(\theta_1, r_1), \dots, \mathbf{a}(\theta_m, r_m)] \\ \mathbf{a}(\theta_k, r_k) &= [e^{j\frac{2\pi}{\lambda}(r_k^N - r_k)}, \dots, e^{j\frac{2\pi}{\lambda}(r_k^0 - r_k)}]^T \end{aligned}$$

与远场情形一样, 矩阵 \mathbf{A} 称为近场信号的阵列流形矩

阵, 它是波达方向和距离的函数。估计出矩阵 \mathbf{A} , 再由波达参数估计算法估计出波达方向和距离。这就是本文的基本思想: 基于阵列的观测信号和源信号的统计独立性, 由盲源分离方法直接得到阵列方向矩阵 \mathbf{A} 的估计, 进而得到近场源参数的估计。

3 信源参数估计

3.1 盲源分离

盲源分离 [10][11] 是上世纪八十年代中期发展起来的一种信号处理方法, 并在九十年代中期独立成分分析(ICA) 提出后得到蓬勃发展。至今已经在雷达信号处理、生物医学信号处理等众多领域得到成功应用, 是信号处理和神经网络等众多领域的热门研究课题之一。

盲源分离是指在源信号和信道参数未知的情况下, 利用源信号的先验统计信息, 获得源信号及/或信道参数估计的过程。本文我们只考虑线性瞬时混合盲源分离, 论文剩余部分不再强调。

如果源信号或信道没有任何先验信息, 则盲源分离方法是全盲的, 此时问题非常复杂, 基本是不可解的。文献中所指的盲源分离通常是指半盲, 即有一定的源信号或信道参数的先验知识可用。

盲源分离中研究最多的是独立成分分析, 它利用源信号间的统计独立性来获得源信号的估计。[7] 中所用的特征矩阵联合近似对角化算法即一种典型的 ICA 算法。这是一种基于代数结构的 ICA 算法, 它们的基本思想是利用源信号的统计特性, 构造一个或多个矩阵, 通过这些矩阵的联合近似对角化实现混合矩阵的估计, 从而得到源信号的估计。这类 ICA 算法中的代表包括 AMUSE、SOBI、SONS、JADE 等。

除上述基于代数结构的 ICA 算法外, 另外一大类则是基于信息论的 ICA 算法。它们的基本思想则是通过最小化输出端的互信息实现源信号的估计。这类算法与信息论、极大似然估计、神经网络、最优化等联系十分紧密。代表算法包括 FastICA、Infomax 等。

除利用源信号统计独立性的 ICA 算法外, 还有许多的盲源分离算法, 它们利用的是源信号的其它统计特性, 如稀疏性、非负性等。

不同的源信号统计特性应选择不同的盲源分离算法, 相同的统计特性条件下也需要依据实际的需要选择合适的算法。如 FastICA 算法收敛速度非常快, 但它的估计精度并不是最好的。

3.2 JADE-op

(3) 式的近场信号模型与线性瞬时混合盲源分离的模型是一致的。而近场信号模型通常假设源信号是

统计独立的,因此,可以利用盲源分离中的ICA算法来进行信源参数的估计。

JADE-op[12](Robust Joint Approximate Diagonalization of Eigen matrices with optimized numerical procedures)算法是Cardoso于1993年提出的,它通过一组累积量矩阵的联合近似对角化实现混合矩阵的估计。

其基本流程如下[11][12]:

(1) 对混合观测数据 \mathbf{x} 进行白化处理,记白化矩阵为 \mathbf{Q} ,得到白化数据 $\tilde{\mathbf{x}}$,白化数据 $\tilde{\mathbf{x}}$ 的维数和源信号一样;

(2) 对白化数据 $\tilde{\mathbf{x}}$,构造四阶累积量矩阵并对其进行特征值分解:

$$\begin{aligned} C_{\tilde{\mathbf{x}}}(\mathbf{I}) &= \frac{1}{T} \sum_{k=1}^T [\tilde{\mathbf{x}}^H(k) \tilde{\mathbf{x}}(k) \tilde{\mathbf{x}}(k) \tilde{\mathbf{x}}^H(k)] \\ &\quad - 2\hat{\mathbf{R}}_{\tilde{\mathbf{x}}}(0)\hat{\mathbf{R}}_{\tilde{\mathbf{x}}}(0) - \text{tr}(\hat{\mathbf{R}}_{\tilde{\mathbf{x}}}(0)\hat{\mathbf{R}}_{\tilde{\mathbf{x}}}(0)) \\ &= \hat{\mathbf{U}}\mathbf{\Lambda}_l\hat{\mathbf{U}}^H \end{aligned}$$

$$\text{其中, } \hat{\mathbf{R}}_{\tilde{\mathbf{x}}} = \frac{1}{T} \sum_{k=1}^T [\tilde{\mathbf{x}}(k) \tilde{\mathbf{x}}^H(k)]$$

$$\hat{\mathbf{U}} = [\hat{\mathbf{u}}_1, \hat{\mathbf{u}}_2, \dots, \hat{\mathbf{u}}_m]$$

T 为样本数, $\text{tr}(\cdot)$ 为迹算子

(3) 估计 m 个约定的样本四阶协方差矩阵:

$$\begin{aligned} C_{\tilde{\mathbf{x}}}(\mathbf{E}_p) &= \frac{1}{T} \sum_{k=1}^T [\tilde{\mathbf{x}}^H(k)\mathbf{E}_p\tilde{\mathbf{x}}(k)\tilde{\mathbf{x}}(k)\tilde{\mathbf{x}}^H(k)] \\ &\quad - \hat{\mathbf{R}}_{\tilde{\mathbf{x}}}(0)\mathbf{E}_p\hat{\mathbf{R}}_{\tilde{\mathbf{x}}}(0) - \text{tr}(\mathbf{E}_p\hat{\mathbf{R}}_{\tilde{\mathbf{x}}}(0))\hat{\mathbf{R}}_{\tilde{\mathbf{x}}}(0) \\ &\quad - \hat{\mathbf{R}}_{\tilde{\mathbf{x}}}(0)\mathbf{E}_p^H\hat{\mathbf{R}}_{\tilde{\mathbf{x}}}(0) \end{aligned}$$

式中 $\mathbf{E}_p = \hat{\mathbf{u}}_p\hat{\mathbf{u}}_p^H, p = 1, \dots, m$ 。

(4) 利用近似对角化数值方法,对所有 m 个矩阵 $\{C_{\tilde{\mathbf{x}}}(\mathbf{E}_p)\}$, 找到一个正交的联合对角化正交矩阵 \mathbf{U} 。

(5) 得到混合矩阵的估计为 $\hat{\mathbf{A}} = \mathbf{Q}^+ \mathbf{U}$ 或 \mathbf{Q}^+ 为 \mathbf{Q} 的伪逆。

统计独立源信号高阶累积量矩阵为对角矩阵, JADE-op 算法利用的就是这一性质。白化预处理阶段,假设信号和噪声是不相关的,将观测信号投影到信号空间上,同时,将混合矩阵 \mathbf{A} 的估计转化为酉矩阵 $\mathbf{U} = \mathbf{Q}\mathbf{A}$ 的估计。最后,从白化数据中构造一组高阶累积量矩阵,通过它们的联合近似对角化实现酉矩阵 \mathbf{U} 的估计。

JADE-op 算法提出之后十多年时间内,出现了许多改进或者说扩展的算法,包括 JADETD、FJADE 等。改进地方为白化处理、高阶累积量构造或者是联合近似对角化算法上。

3.3 由阵列流形矩阵估计信源参数

利用盲源分离算法得到阵列流形矩阵 \mathbf{A} 的估计 $\hat{\mathbf{A}}$ 后,可以由(1)式,得到波达角和距离的估计。由(1)可知,理论上, $\hat{\mathbf{A}}$ 的每一列包含了一对 (θ, r) 的信息。

与绝大多数经典的近场估计算法不同的是,本文参数估计部分并不利用 Fresnel 近似,而是直接利用(1)式,由优化算法得到波达参数的估计。具体步骤如下:

(1) 对任意的 $1 \leq k \leq m$, 记 $\hat{\mathbf{A}}$ 的第 k 列为 $\mathbf{c}_k, \mathbf{c}_k$ 的每个元素除以参考阵元的值,将参考阵元归一化。此归一化处理可去除盲源分离算法带来的幅度不确定性。

(2) 由(2)式和 \mathbf{c}_k 的参考阵元左右两边各一个阵元的数据,得到 (θ_k, r_k) 的近似估计值。对于 $|l|=1$, 由几何知识(三角形两边之差小于第三边,见图1)可以得到, $|2\pi(r_k^l - r_k)/\lambda| \leq 2\pi d/\lambda \leq \pi/2$ 。此时,归一化后的参考阵元绝对相位为零,而由上述不等式可知参考阵元左右2个阵元的绝对相位与其相差不超过 $\pi/2$, 无需进行 2π 模糊去除。

(3) 以上面得到的 (θ_k, r_k) 的近似估计值为迭代初值,由下面的优化问题得到 (θ_k, r_k) 的估计:

$$\min_{\theta, r} \|\mathbf{c}_k - \mathbf{a}(\theta, r)\|_2^2 \quad (4)$$

上式中的 \mathbf{c}_k 为参考阵元归一化后的列向量。(4)式为典型的非线性最小二乘问题,可由 Levenberg-Marquardt (LM) 等算法解决。

3.4 信源参数估计

由前面的分析可知,信源参数的估计近似等价于阵列流形矩阵 \mathbf{A} (即混合矩阵)的估计。在源信号是统计独立等假设下,可通过盲源分离算法实现 \mathbf{A} 的估计。

具体流程如下:

(1) 对观测数据进行预处理,通过 JADE-op 算法估计混合矩阵 \mathbf{A} 。

(2) 利用中心阵元消除盲源分离算法中的幅度不确定。具体做法是将矩阵 \mathbf{A} 的每一列除以参考阵元的值。此时,对于处理后的 \mathbf{A} 每一列元素,参考阵元处元素值变为1。

(3) 选取参考阵元左右各一个阵元,得到粗略的估计值,以其为初值,利用非线性最小二乘算法,得到波达角和距离进行估计。

由上面的算法流程可以看到,本文算法并不需要 Fresnel 近似,最多只是利用 Fresnel 近似得到参数的粗略估计作为优化迭代算法的初值。因此,本文算法可适用于源信号位于 Fresnel 区域外的情形。

4 仿真实验及结果分析

采用[7]中方法生成独立信号,仿真实验中,假设均匀线阵的阵元间距为1/4波长。实验结果采用500次 Monte-Carlo 仿真的平均数据。噪声选用等功率的复高斯白噪声。仿真中阵元总数选为奇数,假设参考阵元左右两边阵元数相同。

实验中,DOA、距离单位分别取为弧度和波长。由如下均方根误差(RMSE)度量参数估计性能:

$$\text{RMSE_DOA} = \sqrt{\frac{1}{N_r} \sum_{r=1}^{N_r} |x - \hat{x}_r|^2}$$

$$\text{RMSE_R} = \sqrt{\frac{1}{N_r} \sum_{r=1}^{N_r} \left| \frac{x - \hat{x}_r}{\lambda} \right|^2}$$

式中 x 为待估参数,本文中为波达角或距离, \hat{x}_r 为 x 的第 r 次运行的估计结果, N_r 为 Monte-Carlo 仿真次数, λ 为波长。

对许多算法而言,通常要求 $m \leq N$ 。因此,阵元较少的情况下,许多经典算法是无法进行估计的。因此,本文不对实验结果与常见算法对比。

实验1 测试本文算法的算法性能随信噪比的变化关系。采样数取为1024,信源数为2个,波达角分别为 -8° 和 12° ,信源到参考阵元的距离分别为1.8个和3个波长。阵元数为9个,参考阵元左右各4个。此时,源信号均在 Fresnel 区域内。信噪比从0dB变化到30dB。两个信源的波达角及距离估计性能随 SNR 变化曲线如图2,图3所示。

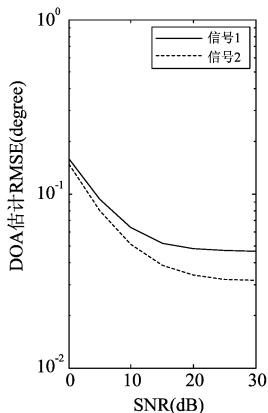


图2 DOA估计性能随信噪比变化曲线

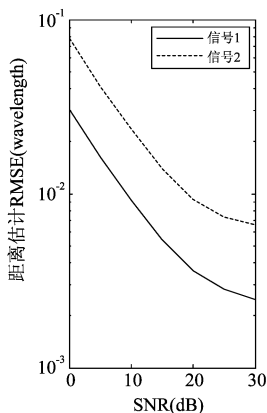


图3 距离估计性能随信噪比变化曲线

实验2 测试本文算法的算法性能随采样数的变化关系。采样数从500变化到3000,信源数取为2个,波达角分别为 -8° 和 12° ,信源到参考阵元的距离分别为1.8个和3个波长。阵元数取9个,参考阵元左右各4个。此时,源信号均在 Fresnel 区域内。信噪比固定

为20dB。两个信源的波达角及距离估计性能随采样数变化曲线如图4,图5所示。

实验3 测试本文算法的算法性能随接收阵元数的变化关系。采样数取为2000,信源数取为2个,波达角分别为 -8° 和 12° ,信源到参考阵元的距离分别为1.8个和3个波长。信噪比取20dB。接收阵元数从5个变化到15个。两个信源的波达角及距离估计性能随阵元个数变化曲线如图6,图7所示。

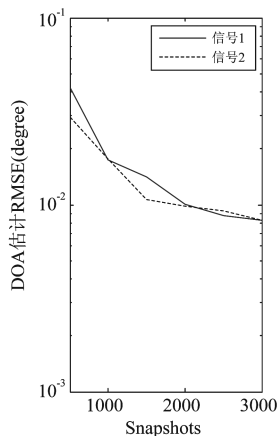


图4 DOA估计性能随采样数变化曲线

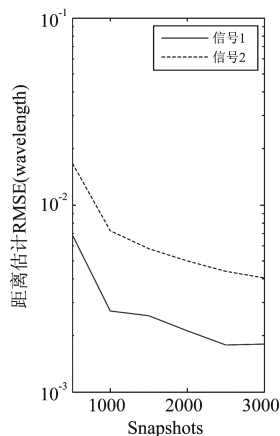


图5 距离估计性能随采样数变化曲线

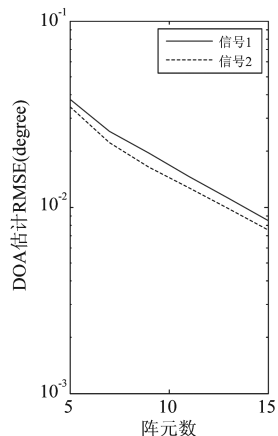


图6 DOA估计性能随阵元数变化曲线

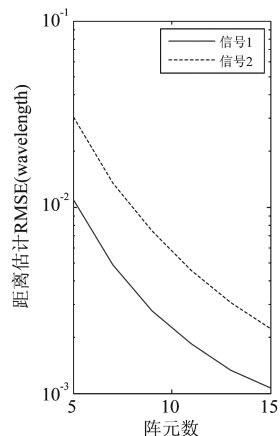


图7 距离估计性能随阵元数变化曲线

从上面的仿真结果可以看到,在两个阵元波达角相隔较近 (-8° 和 12°) 的情况下,本文的基于盲源分离的近场源参数估计在信噪比不是太低的条件下能实现波达角和距离的高精度估计。从图4,图5可以看到,采样数对参数估计影响不是很大。而从图6,图7可以看到,对于源信号并不都在 Fresnel 区域内的情形,估计精度仍然较高(阵元数从5变化到15时,距离为1.8个波长和3个波长的两个源信号未满足源信号均在 Fresnel 区域内的条件)。

[7]中假设所有源信号均不是高斯信号。实际上,

对于盲源分离来说,源信号中允许高斯信号的存在,最极端地,对于源信号均为高斯信号但其相关函数不同的情形,盲源分离方法,如 SOBI 算法,仍能实现流形矩阵 \mathbf{A} 的估计。

经过二十多年的发展,目前盲源分离算法非常多。基本上每个独立成分分析(ICA)算法都可以用于阵列方向矩阵 \mathbf{A} 的估计,如复数 FastICA 等。因此,实际中可根据精度、速度等要求选择合适的算法。

5 结论

本文研究了基于盲源分离的近场源波达角和距离估计。基于盲源分离的方法都是通过估计阵列方向矩阵来得到参数的估计,它充分利用了源信号的统计特性。此类方法无需进行频域搜索和参数配对,且阵元个数只需比信源数多一个即可。本文在利用盲源分离方法估计阵列方向矩阵的基础上,利用参考阵元左右两边部分阵元信息,得到波达参数的近似估计,然后以此为初值,通过优化算法进行参数估计,避免了 Fresnel 近似误差和相位模糊。计算机仿真实验证实了本文算法的有效性和优良性能。实际问题中,可以根据运算速度、精度等要求选择不同的盲源分离算法。

参考文献

- [1] Y. D. Huang, M. Barkat. Near-field multiple sources localization by passive sensor array. *IEEE Trans. on Antennas Propagation*, vol. 39, no. 7, pp. 968-975, Jul. 1991.
- [2] D. Storer, A. Nehorai. Passive localization of near-field sources by path following. *IEEE Trans. on Signal Processing*, vol. 42, no. 3, pp. 677-680, Mar. 1994.
- [3] N. Yuen, B. Friedlander. Performance analysis of higher order ESPRIT for localization of near-field sources. *IEEE Trans. on Signal Processing*, vol. 46, no. 3, pp. 709-719, Mar. 1998.
- [4] E. Grosicki, K. A. Meraim, Y. Hua. A weighted linear prediction method for near-field source localization. *IEEE*

Trans. on Signal Processing, vol. 53, no. 10, pp. 3651-3660, Oct. 2005.

- [5] 陈建峰,张贤达,吴云韬. 近场源距离、频率及到达角联合估计算法. *电子学报*, vol. 32, no. 5, pp. 803-806, 2004.
- [6] 梁军利,杨树元,王诗俊,赵峰. 一种新的基于二阶统计量的近场源定位算法. *电子与信息学报*, vol. 30, no. 3, pp. 596-599, 2008.
- [7] 周祎,冯大政,刘建强. 基于联合对角化的近场源参数估计. *电子与信息学报*, vol. 28, no. 10, pp. 1766-1769, 2006.
- [8] 李小军,张贤达,保铮. 基于独立矢量基的波达方向估计. *电子与信息学报*, vol. 24, no. 10, pp. 1297-1303, 2002.
- [9] J. Pourrostan, S. A. Zekavat, Super-Resolution Direction-of-Arrival Estimation via Blind Signal Separation Methods, *IEEE Radar Conference*, pp. 614-617, 2007.
- [10] A. Hyvarinen, J. Karhunen, E. Oja. *Independent Component Analysis*. John Wiley, New York, 2001.
- [11] A. Cichocki, S. Amari. *Adaptive Blind Signal And Image Processing*. John Wiley, New York, 2003.
- [12] J. F. Cardoso, A. Souloumiac. Blind beamforming for non-Gaussian signals. *IEE Proc. F(Radar and Signal Processing)*, vol. 140, no. 6, pp. 362-370, Dec. 1993.

作者简介

胡增辉(1982-),男,国防科学技术大学电子科学与工程学院博士研究生,主要研究方向为盲信号处理、雷达信号处理。E-mail:zhunudt@yahoo.com.cn

朱炬波(1967-),男,国防科学技术大学理学院教授,博士生导师,主要研究方向为应用数学、计算数学、信息获取与处理、雷达系统等。

梁甸农(1936-),男,国防科学技术大学电子科学与工程学院教授,博士生导师,中国电子学会会士,主要研究方向为超宽带雷达系统理论、星载分布式 SAR 系统理论及自适应信号处理、谱估计等。