

# 一种冲击噪声环境中的二维 DOA 估计新方法<sup>1</sup>

吕泽均<sup>\*\*\*</sup> 肖先赐<sup>\*</sup>

<sup>\*</sup>(电子科技大学电子工程学院 成都 610054)

<sup>\*\*</sup>(中国电子科技集团公司第十研究所 成都 610036)

**摘要:** 该文提出了一种新的在冲击噪声环境中基于阵列输出信号分数低阶矩的二维测向方法——稳健的协变异波达方向矩阵法。该方法利用冲击噪声和 S $\alpha$ S 过程的特点, 扩展了原波达方向矩阵法的信号模型和应用环境, 对冲击噪声有较好的抑制作用, 增强了算法的通用性和稳健性, 弥补了传统的基于二阶或高阶统计量的子空间测向算法不能应用于冲击噪声环境的不足。计算机仿真验证了该算法的可行性和有效性。

**关键词:** DOA 估计, 分数低阶矩, 协变异, 冲击噪声, S $\alpha$ S 过程

**中图分类号:** TN911.23 **文献标识码:** A **文章编号:** 1009-5896(2004)03-0350-07

## A Novel Method for Estimating 2-D DOA in the Presence of Impulsive Noise

Lü Ze-jun<sup>\*\*</sup> Xiao Xian-ci<sup>\*</sup>

<sup>\*</sup>(Institute of Electronic Eng., UEST of China, Chengdu 610054, China)

<sup>\*\*</sup>(No. 10th Research Inst., China Electron. Tech. Group Corporation, Chengdu 610036, China)

**Abstract** This paper presents a new fractional lower order moment-based 2-D direction finding method—robust covariation DOA matrix method in the presence of impulsive noise which can be modeled as a symmetric alpha-stable(S $\alpha$ S) process. The method extends signal models and application situation of original DOA matrix algorithm by exploiting the features of impulsive noise and S $\alpha$ S processes. The approach is robust against additive impulsive noise. It enhances universality and robustness of the algorithm, and remedies the shortcoming of the traditional subspace techniques employing both second-order and higher order moments, which cannot be applied in impulsive noise environments. The simulation results show the feasibility and effectiveness of the new algorithm.

**Key words** DOA estimation, Fractional lower order moment, Covariation, Impulsive noise, Symmetric alpha stable (S $\alpha$ S) process

## 1 引言

辐射源的波达方向 (DOA) 估计在电子侦察、智能天线、雷达和声纳等领域有着广泛的应用, 已受到人们的高度重视, 其中基于子空间的高分辨阵列测向技术得到了深入研究。但诸如 MUSIC, ESPRIT 之类的子空间 DOA 估计算法都是根据阵列输出信号的二阶统计量<sup>[1-3]</sup>或高阶统计量<sup>[4]</sup>进行处理的, 其基本思想就是对阵列输出信号的协方差矩阵或四阶累积量矩阵进行特征分解来估计信号子空间或噪声子空间, 从而估计出辐射源信号的到达方向的。如果数据是高斯分布的, 协方差矩阵的最优估计是样本协方差矩阵, 如果数据不是高斯分布的, 这种估计性能就比较差, 甚至得到不可靠的 DOA 估计。最大似然 (ML) 法也是把信号模型中的噪声假设为高斯过程, 如果这种假设不合理, ML 的估计性能也会严重恶化。也就是说, 这些算法都是在高斯噪声模型以及二阶或四阶统计模型的假设条件下取得了超分辨测向性能, 如果信号

<sup>1</sup> 2002-07-25 收到, 2003-02-28 改回  
部级基金资助课题

模型与实际的信号环境不匹配, 则会使算法的估计性能大大下降, 甚至失效。然而, 在实际中所遇到的很多信号和噪声都是非高斯的, 如环境噪声、大气噪声、无线信道噪声、海杂波、地杂波和雷达杂波以及水下声波信号、人造信号等。这些非高斯过程的概率密度函数与高斯分布类似, 但它的拖尾更大, 出现强幅度的概率也更大, 持续时间短, 是一种突发的冲击现象。近来的研究表明, 这种冲击噪声的合理模型是 SaS(Symmetric alpha-Stable) 过程<sup>[5,6]</sup>。

在电子侦察环境中, 存在的大量噪声和干扰会严重影响电子侦测设备。由于 SaS 噪声和干扰没有有限的  $p(p > \alpha, 0 < \alpha \leq 2)$  阶矩, 传统的基于二阶矩或高阶矩的子空间测向算法不能应用于 SaS 噪声环境。为了保证测向系统在这种冲击噪声环境下也能正常工作, 研究 SaS 噪声和干扰环境中的测向算法具有十分重要的意义。目前国内还未见到在这方面的报道, 而国外的研究方法<sup>[6]</sup>也是基于 MUSIC 算法的, 它需要进行谱峰搜索和阵列校正, 需要的计算量和存储量都较大, 并且只研究了一维 DOA 估计, 还未见到在冲击噪声环境中的二维 DOA 估计问题。虽然 DOA 矩阵法<sup>[3]</sup>在各方面都取得了较好的性能, 但该算法假设阵元噪声为高斯白噪声, 不能应用于冲击噪声环境。由于 SaS 过程具有有限的分数  $p$  低阶矩  $(0 < p < \alpha < 2)$ <sup>[5]</sup>, 本文根据这一特点提出了一种在加性 SaS 噪声环境中, 利用基于阵列输出信号的分数低阶矩的协变异 DOA 矩阵算法来估计统计独立信号的二维波达方向。该方法不需要谱峰搜索和参数配对, 大大减少了计算量和存储量, 保留了原 DOA 矩阵算法的优异性能, 并对 SaS 噪声有较强的抑制作用, 扩展了它的信号模型和应用环境。

## 2 SaS 噪声简介<sup>[5-8]</sup>

SaS 分布的特征函数为

$$\varphi(t) = \exp\{j\delta t - \gamma|t|^\alpha\} \quad (1)$$

其中  $\alpha$  称为特征指数, 取值范围为  $0 < \alpha \leq 2$ , 它确定了分布的形状。它有 3 种特殊情况:  $\alpha = 2$  对应正态或高斯 (Gauss) 分布,  $\alpha = 1$  对应 Cauchy 分布,  $\alpha = 0.5$  对应 Pearson 分布。 $\delta$  称为位置参数, 它是 SaS 分布的概率密度函数 (pdf) 的对称点; 当  $1 < \alpha \leq 2$  时,  $\delta$  是 SaS pdf 的均值; 当  $0 < \alpha \leq 1$  时, SaS 分布没有有限的均值, 此时  $\delta$  是它的中值。 $\gamma > 0$  称为分布的离差, 表示分布的宽度, 其值反映了 pdf 偏离  $\delta$  的程度, 其作用相当于二阶过程的方差, 当  $\alpha = 2$  时, 其值为方差的一半。因此, 这三个参数完全描述了 SaS 分布。为了简单起见, 本文不妨设  $\delta = 0$ 。图 1 给出了几种特征指数所对应的 SaS 随机变量的样本时间序列, 从图中可清晰地看出其冲击性。

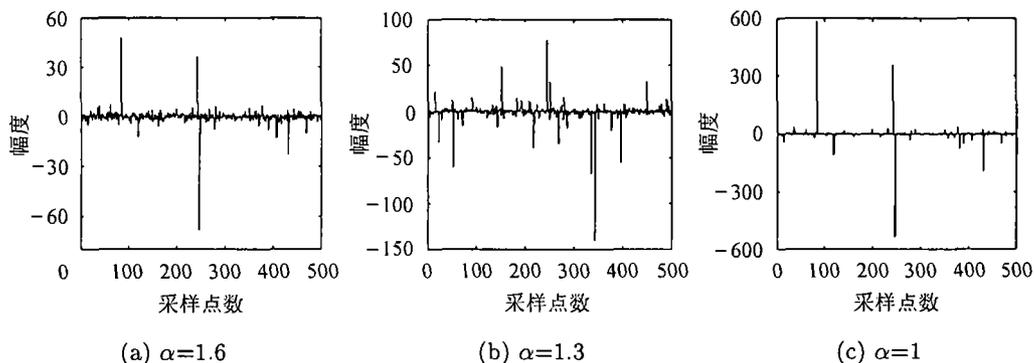


图 1 SaS 噪声的样本时间序列

SaS 分布的 pdf 为

$$f_\alpha(\gamma, x) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \exp(j\delta t - \gamma|t|^\alpha) e^{-jtx} dt \quad (2)$$

由此可见, SaS 分布的 pdf 没有闭形表达式 (3 种特殊情况除外), 它可以根据特征函数的傅氏变换或根据它的渐进表达式实时计算得到. SaS 分布的概率密度函数与高斯分布有很多类似的特征, 都是光滑的、单峰的、关于中值是钟形对称的. 但它们之间也有本质的差别, 当  $|x|$  远离均值或中值时, SaS 密度函数的相应峰值比高斯分布高, 而当  $|x|$  在均值或中值附近时, SaS 密度函数的相应峰值比高斯分布低, 也就是说, SaS 分布的密度函数的拖尾更大, 并且  $\alpha$  值越小, 拖尾就越大. 如果对一个 SaS 随机变量进行观测,  $\alpha$  值越大, 则观测到它远离中心位置的值的概率就越小,  $\alpha$  值越小, 群体在分布拖尾上的概率就越大. 更重要的是, 稳定分布的密度函数的拖尾是代数拖尾, 而高斯分布的拖尾是指数拖尾. 在信号处理的很多应用中, 这正是我们所期望的特征, 因为很多非高斯现象类似于高斯分布, 只不过其拖尾更大而已. 因此, SaS 分布作为冲击噪声的数学模型比高斯分布更合理, 它是对冲击噪声的一种准确的、理想的定量描述.

尽管当  $0 < \alpha < 2$  时, SaS 随机变量的二阶矩不存在, 但小于  $\alpha$  的所有矩都存在, 这样的矩称为分数低阶矩 (FLOM). SaS 随机变量  $X$  的 FLOM 可以由它的离差和特征指数来表示, 而两个随机变量  $\xi, \eta$  之间的协变异又可表示为 FLOM 的函数<sup>[5]</sup>. 即

$$[\xi, \eta]_{\alpha} = (E\{\xi\eta^{< p-1 >}\})/E\{|\eta|^p\}\gamma_{\eta} \quad (3)$$

其中  $\eta^{< \beta >} = |\eta|^{\beta-1}\eta^*$ , 右上标 \* 表示复共轭;  $\gamma_{\eta}$  是随机过程  $\eta$  的偏离参数, 其表达式为

$$\gamma_Y^{p/\alpha} = E\{|Y|^p\}/C(p, \alpha), \quad 0 < p < \alpha \quad (4)$$

式中  $C(p, \alpha) = [2^{p+1}\Gamma(\frac{p+2}{2})\Gamma(-\frac{p}{\alpha})]/[\alpha\Gamma(\frac{1}{2})\Gamma(-\frac{p}{2})]$ ,  $E(\cdot)$  为数学期望,  $\gamma(\cdot)$  是 gamma 函数, 其定义为

$$\Gamma(x) = \int_0^{\infty} t^{x-1}e^{-t}dt \quad (5)$$

SaS 过程的其它性质见参考文献 [5,6].

### 3 阵列结构与信号模型

信号接收阵列由两个阵元数都是  $M$ 、阵元间距为  $d_x$  的均匀线性子阵列  $X, Y$  组成, 子阵间距为  $d_y$ . 假设有  $d$  个非相干的、统计独立的全向 SaS 窄带信号  $s_1(t), \dots, s_d(t)$  入射到信号接收阵列, 其二维入射方向分别为  $(\theta_1, \phi_1), \dots, (\theta_d, \phi_d)$ ,  $(\theta_i, \phi_i)$  分别为第  $i$  个入射信号与  $x, y$  坐标轴的夹角. 并假设  $d_x, d_y$  小于或等于窄带入射信号的半波长  $\lambda$ . 以子阵列  $X$  的第一个阵元为参考点, 两个子阵列的输出信号分别为

$$x_i(t) = \sum_{k=1}^d s_k(t) \exp\left[-j\frac{2\pi}{\lambda}(i-1)d_x \cos \theta_k\right] + n_{xi}(t), \quad i = 1, \dots, M \quad (6)$$

$$y_i(t) = \sum_{k=1}^d s_k(t) \exp\left\{-j\frac{2\pi}{\lambda}[(i-1)d_x \cos \theta_k + d_y \cos \phi_k]\right\} + n_{yi}(t), \quad i = 1, \dots, M \quad (7)$$

其中  $s_k(t)$  表示第  $k$  个空间信号在参考点的复包络, 阵列输出噪声  $n_{xi}(t), n_{yi}(t)$  是独立同分布的全向 SaS 随机变量, 并与空间入射信号独立.

由式 (6), (7), 可得到它们的矩阵形式:

$$\mathbf{x}(t) = \mathbf{A}\mathbf{S}(t) + \mathbf{n}_x(t) \quad (8)$$

$$\mathbf{y}(t) = \mathbf{A}\Phi\mathbf{S}(t) + \mathbf{n}_y(t) \quad (9)$$

其中  $\mathbf{x}(t) = [x_1(t), \dots, x_M(t)]^T$ ,  $\mathbf{y}(t) = [y_1(t), \dots, y_M(t)]^T$ ,  $\mathbf{n}_x(t) = [n_{x1}(t), \dots, n_{xM}(t)]^T$ ,  $\mathbf{n}_y(t) = [n_{y1}(t), \dots, n_{yM}(t)]^T$ ,  $\Phi$  为  $d \times d$  对角矩阵:

$$\Phi = \text{diag} \left[ e^{-j \frac{2\pi}{\lambda} d_y \cos \phi_1}, \dots, e^{-j \frac{2\pi}{\lambda} d_y \cos \phi_d} \right] \quad (10)$$

$\mathbf{A} = [\mathbf{a}(\theta_1), \dots, \mathbf{a}(\theta_d)]$  是  $M \times d$  的方向向量矩阵, 其第  $k$  列向量为子阵列  $X$  对第  $k$  个辐射源的方向向量:

$$\mathbf{a}(\theta_k) = \left[ 1, e^{-j \frac{2\pi}{\lambda} d_x \cos \theta_k}, \dots, e^{-j \frac{2\pi}{\lambda} (M-1) d_x \cos \theta_k} \right]^T \quad (11)$$

#### 4 协变异波达方向矩阵二维测向算法

定义子阵列  $X$  的第  $i$  个阵元输出信号  $x_i(t)$  与第  $j$  个阵元输出信号  $x_j(t)$  之间的自协变异为  $[x_i(t), x_j(t)]_\alpha$ 。因此, 子阵列  $X$  的输出信号矢量  $\mathbf{x}(t)$  的自协变异矩阵  $\Gamma_{xx}$  为<sup>[5]</sup>

$$\Gamma_{xx} = \mathbf{A} \Gamma_s \mathbf{A}^H + \gamma_{nx} \mathbf{I} = \Gamma_{xx0} + \gamma_{nx} \mathbf{I} \quad (12)$$

其中  $\Gamma_s = \text{diag}\{\gamma_{s1}, \dots, \gamma_{sd}\}$

为了叙述方便, 将式 (9) 写为

$$\mathbf{y}(t) = \mathbf{v}(t) + \mathbf{n}_y(t) \quad (13)$$

其中  $\mathbf{v}(t) = \mathbf{A} \Phi \mathbf{S}(t)$ , 它的第  $i$  个分量为

$$v_i(t) = \mathbf{A}_i \Phi(i, i) \mathbf{s}(t) = a_i(\theta_1) \Phi(1, 1) s_1(t) + \dots + a_i(\theta_d) \Phi(d, d) s_d(t) \quad (14)$$

本文定义子阵列  $Y$  的第  $i$  个阵元输出信号  $y_i(t)$  与子阵列  $X$  的第  $j$  个阵元输出信号  $x_j(t)$  之间的互协变异为

$$\begin{aligned} [y_i(t), x_j(t)]_\alpha &= [v_i(t) + n_{yi}(t), w_j(t) + n_{xj}(t)]_\alpha \\ &= [v_i(t), w_j(t)]_\alpha + [v_i(t), n_{xj}(t)]_\alpha + [n_{yi}(t), w_j(t)]_\alpha + [n_{yi}(t), n_{xj}(t)]_\alpha \end{aligned} \quad (15)$$

其中  $w_j(t)$  是向量  $\mathbf{w}(t) = \mathbf{A} \mathbf{S}(t)$  的第  $j$  个分量, 即  $w_j(t) = \sum_{l=1}^d a_j(\theta_l) s_l(t)$ 。利用 S $\alpha$ S 过程的不变性,  $\mathbf{w}(t)$ ,  $\mathbf{v}(t)$  也是全向 S $\alpha$ S 过程, 并与  $\mathbf{n}_x(t)$ 、 $\mathbf{n}_y(t)$  独立。由于  $n_{xi}(t)$  与  $n_{yi}(t)$  也是独立的, 根据 S $\alpha$ S 过程的性质<sup>[5]</sup>, 有

$$[v_i(t), n_{xj}(t)]_\alpha = [n_{yi}(t), w_j(t)]_\alpha = [n_{yi}(t), n_{xj}(t)]_\alpha = 0 \quad (16)$$

根据式 (6), (7), (15), (16), 有

$$\begin{aligned} [y_i(t), x_j(t)]_\alpha &= \left[ \sum_{k=1}^d a_i(\theta_k) \Phi(k, k) s_k(t), w_j(t) \right]_\alpha = \sum_{k=1}^d a_i(\theta_k) \Phi(k, k) \left[ s_k(t), \sum_{l=1}^d a_j(\theta_l) s_l(t) \right]_\alpha \\ &= \sum_{k=1}^d a_i(\theta_k) \Phi(k, k) a_j^{\langle \alpha-1 \rangle}(\theta_k) \gamma_{s_k}, \quad i, j = 1, \dots, M \end{aligned} \quad (17)$$

上式的矩阵形式即为两个子阵列输出信号矢量  $\mathbf{y}(t)$ 、 $\mathbf{x}(t)$  的互协变异矩阵  $\Gamma_{yx}$ :

$$\Gamma_{yx} = [\mathbf{y}(t), \mathbf{x}(t)]_\alpha = \mathbf{A} \Phi \Gamma_s \mathbf{A}^{\langle \alpha-1 \rangle} \quad (18)$$

由于

$$[\mathbf{A}^{\langle\alpha-1\rangle}]_{i,j} = [\mathbf{A}]_{j,i}^{\langle\alpha-1\rangle} = \|\mathbf{A}\|_{j,i}^{\alpha-2} [\mathbf{A}]_{j,i}^* = [\mathbf{A}]_{j,i}^* \quad (19)$$

所以两个子阵列  $Y, X$  的输出信号的互协变异矩阵为

$$\mathbf{\Gamma}_{yx} = \mathbf{A}\Phi\mathbf{\Gamma}_s\mathbf{A}^H \quad (20)$$

如果入射信号的到达方向无兼并, 则  $\text{rank}(\mathbf{A}) = d$ . 定义协变异 DOA 矩阵  $\mathbf{\Gamma}$ :

$$\mathbf{\Gamma} = \mathbf{\Gamma}_{yx} \bullet [\mathbf{\Gamma}_{xx0}]^\# \quad (21)$$

式中  $[\cdot]^\#$  表示伪逆:

$$[\mathbf{\Gamma}_{xx0}]^\# = \sum_{i=1}^d \lambda_i^{-1} \xi_i \xi_i^H \quad (22)$$

$\lambda_i, \xi_i$  分别为  $\mathbf{\Gamma}_{xx0}$  的非零特征值和相应的特征向量.

**定理** 如果对角矩阵  $\Phi$  无相同的对角元素, 则

$$\mathbf{\Gamma}\mathbf{A} = \mathbf{A}\Phi \quad (23)$$

证明见文献 [3]. 根据上面的定理, 只要对  $\mathbf{\Gamma}$  进行特征分解或对矩阵束  $(\mathbf{\Gamma}_{xx0}, \mathbf{\Gamma}_{yx})$  进行广义特征分解, 就可以估计出方向向量矩阵  $\mathbf{A}$  和对角矩阵  $\Phi$ , 然后根据式 (10) 和式 (11) 就可估计出波达方向. 这种方法称为协变异 DOA 矩阵方法.

在实际应用中, 我们只能用有限的快拍数来估计阵列输出信号的协变异矩阵, 为此, 采用改进的分数低阶矩 (MFLOM) 作为协变异系数的估计子 [5]:

$$\hat{\Gamma}_{X,Y}(p) = \frac{\sum_{i=1}^N X_i Y_i^{\langle p-1 \rangle}}{\sum_{i=1}^N |Y_i|^p} \quad (24)$$

式中  $(X_1, Y_1), \dots, (X_N, Y_N)$  为独立的观测值.

## 5 计算机仿真试验

为了验证本文方法的有效性和稳健性, 我们作了下面的计算机模拟仿真实验.

由于 S $\alpha$ S 噪声由特征指数  $\alpha$  分布宽度参数  $\gamma$  所确定, 并且当  $\alpha < 2$  时, 其方差是无限的, 因此, 用广义信噪比 (GSNR) 代替一般的信噪比, 它是信号功率与  $\gamma$  的比值, 即

$$\text{GSNR} = 10 \lg \left[ \frac{1}{\gamma M} \sum_{t=1}^M |s(t)|^2 \right] \quad (25)$$

其中  $M$  为样本快拍数. 在计算机仿真中, 天线阵是一个双平行均匀线阵, 每个子阵列都由 5 个传感器组成, 每个子阵列的阵元间距和子阵列间间距都等于二分之一信号波长. 假设一个 QAM 信号和一个 PM 信号分别从二维方向  $(70^\circ, 60^\circ)$  和  $(82^\circ, 76^\circ)$  入射到天线阵上, 这两个信号的功率相同, 并且是相互独立的, 两个信号的 GSNR=10dB, 加性 S $\alpha$ S 噪声的  $\gamma = 1$ . 为了比较, 本文用原 DOA 矩阵方法和本文提出的协变异 DOA 矩阵方法分别对高斯白噪声 ( $\alpha = 2$ ) 和 S $\alpha$ S 噪声 ( $\alpha = 1.6$ ) 进行了仿真. 每种情况都进行了 50 次 Monte Carlo 实验, 快拍数  $M = 200$ , 其实验结果如图 2 所示.

图 2(a) 是原 DOA 矩阵法在特征指数  $\alpha = 1.6$  的冲击噪声环境中 DOA 估计结果, 由图可见, 成功估计率很低, 几乎得不到可靠的 DOA 估计, 其原因是原 DOA 估计算法采用了二阶矩的协方差矩阵而导致估计误差急剧增加造成的, 因为当  $p \geq \alpha$  时,  $S\alpha S$  过程不具有有限的  $p$  阶矩<sup>[5]</sup>。图 2(b) 给出了本文提出的协变异 DOA 矩阵算法在特征指数  $\alpha = 1.6$  的冲击噪声环境中的 DOA 估计仿真结果, 辐射源 1 和 2 的均方根误差为  $0.1356^\circ$  和  $0.1464^\circ$ , 能以较高的精度估计两个辐射源的 DOA, 验证了本文方法的可行性和有效性。图 2(c) 和 2(d) 分别是两种方法在高斯白噪声环境中的 DOA 估计的仿真结果, 后者的估计精度比前者略低, 但还是能给出正确的 DOA 估计, 这与理论分析结果是吻合的。这是由于对高斯信号, 阵列输出信号的协方差矩阵的最优估计子是样本协方差矩阵, 而此时 MFLOM 估计子只是一个最小二乘估计子。本文的仿真实验都假定  $S\alpha S$  噪声的特征指数和分布宽度参数是已知的, 在实际应用中可根据一些算法估计出来<sup>[6]</sup>。

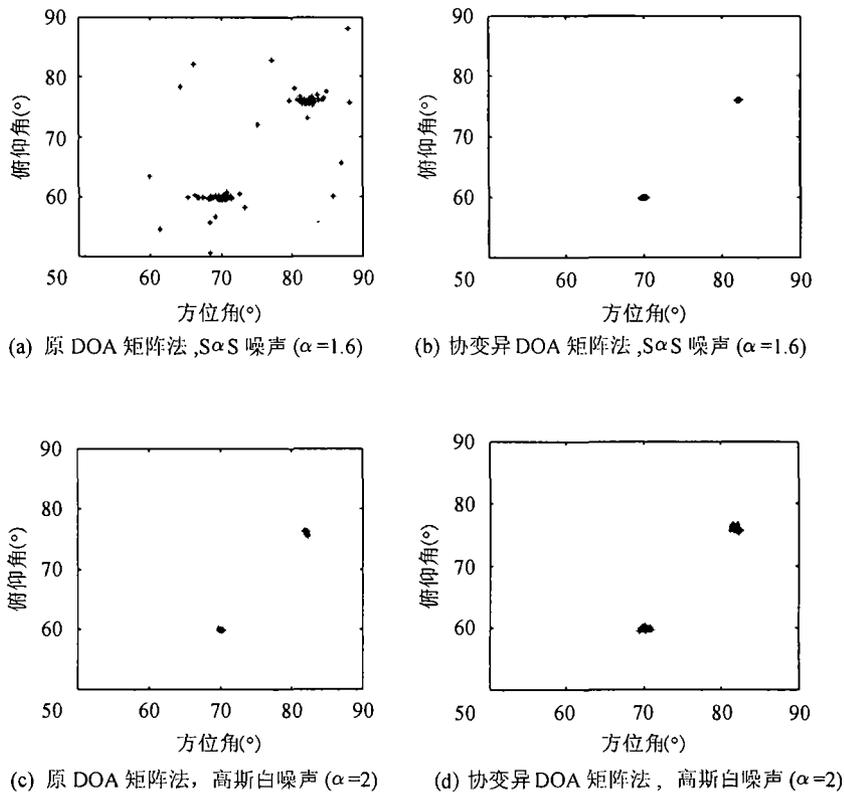


图 2 原 DOA 矩阵法和本文提出的协变异 DOA 矩阵法的仿真结果比较

## 6 结论

本文提出了一种基于阵列输出信号的分数低阶矩的协变异 DOA 矩阵 2-D 测向算法, 理论分析与仿真结果都表明该算法对加性  $S\alpha S$  噪声有很强的抑制作用, 在加性高斯白噪声和冲击噪声环境中都能给出精度较高的二维 DOA 估计。由于  $S\alpha S$  噪声不具有有限的  $p$  ( $p > \alpha, 0 < \alpha \leq 2$ ) 阶矩, 传统的二阶或四阶统计数学模型及相应的处理算法不能用于  $S\alpha S$  噪声环境, 而本文提出的方法弥补了这一缺陷。仿真结果也说明了原 DOA 法在冲击噪声环境中不能得出正确的二维 DOA 估计, 本文方法扩展了原 DOA 矩阵法的信号模型和应用环境, 能应用于各种常见的噪声环境, 增强了子空间测向算法的通用性和稳健性, 并且该方法不需要谱峰搜索和参数配对, 也

不需要进行优化处理,保留了原算法的优异性能。这对电子侦察测向所面临的信号环境和实时性要求具有十分重要的意义。

### 参 考 文 献

- [1] Schmidt R O. Multiple emitter location and signal parameter estimation. *IEEE Trans. on Antenna Propagation*, 1986, 34(3): 267-280.
- [2] Roy R, Kailath T. ESPRIT-estimation of signal parameter via rotational invariance techniques. *IEEE Trans. on ASSP*, 1989, 37(7): 984-995.
- [3] 殷勤业, 邹理和, Newcomb W R. 一种高分辨二维信号参量估计方法: 波达方向矩阵法. 通信学报, 1991, 12(1): 1-7.
- [4] Jerry E G, Dogan M C. Applications of cumulants to array processing-part IV, direction finding in coherent signals case. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 1997, 45(9): 2265-2275.
- [5] Tsakalides P, Nikias C L. The robust covariation-based MUSIC(ROC-MUSIC) algorithm for bearing estimation in impulsive noise environments. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 1996, 44(3): 1623-1633.
- [6] Tsihrintzis G A, Nikas C L. Fast estimation of the parameters of alpha-stable impulsive interference. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 1996, 44(6): 1492-1503.
- [7] Tsihrintzis G A, Nikias C L. Performance of optimum and suboptimum receivers in the presence of impulsive noise modeled as an alpha-stable process. *IEEE Trans. on Comm.*, 1995, 43(2/3/4): 904-913.
- [8] Shao M, Nikias C L. Signal processing with fractional lower order moments: stable process and their applications. *Proc. IEEE*, 1993, 81(7): 986-1009.

吕泽均: 男, 1966年生, 工程师, 博士, 主要研究方向为阵列信号处理、电子侦察与对抗以及软件无线电。

肖先赐: 男, 1933年生, 教授, 博士生导师, 中国电子学会会士。著书 2 本, 发表论文 100 余篇。主要研究方向为雷达和通信信号处理及应用。