

冲击噪声下基于相关熵的二维 ESPRIT 算法

赵季红^{1,2}, 李雷雷¹, 曲桦², 王伟华², 马兆恬¹

(1. 西安邮电大学 通信与信息工程学院, 西安 710061; 2. 西安交通大学 电子信息学院, 西安 710049)

摘要: 针对基于相关函数的波达方向 (direction of arrival, DOA) 估计方法在冲击噪声环境下性能下降明显甚至失效的问题, 提出基于相关熵 (Correntropy) 的二维 ESPRIT 算法; 该方法利用相关熵在冲击噪声环境下具有鲁棒性的优点, 将受干扰信号的自相关函数替换为相关熵函数, 并结合二维 ESPRIT 算法实现在冲击噪声环境下进行二维 DOA 估计; 仿真表明, 与基于分数低阶统计 (Fractional Lower Order Statistics, FLOS) 算法相比, 该算法呈现明显优势, 特别在高的冲击噪声条件下 ($1 < \alpha < 1.5$) 能对信源方向进行更加有效的估计, 且均方误差值仍保持很低。

关键词: 相关熵; 波达方向估计; 冲击噪声; 分数低阶统计; 二维 ESPRIT 算法

Correntropy-Based Two-Dimensional ESPRIT Algorithm under Impulsive Noise

Zhao Jihong^{1,2}, Li Leilei¹, Qu Hua², Wang Weihua², Ma Zhaotian¹

(1. School of Telecommunication and Information Engineering, Xi'an University of Posts & Telecommunications, Xi'an 710061, China; 2. School of Electronic and Information Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: In order to solve the problem that the correlation function-based DOA (Direction of Arrival, DOA) estimation method has an obvious performance degradation or even a total efficiency loss in the impulsive noise environment, a new two-dimensional ESPRIT algorithm based on correntropy was proposed. It takes advantage of correntropy's robustness in the impulsive noise environment, replaces the signal's autocorrelation function with the correntropy function and combines with two-dimensional ESPRIT algorithm to estimate two-dimensional DOA in the impulsive noise environment. Simulation results show that CRCO-ESPRIT outperforms the existing FLOS algorithm and especially can estimate DOA efficiently in high impulsive noise environments ($1 < \alpha < 1.5$), and the mean square error still remain at a low level.

Keywords: correntropy; DOA; impulsive noise; fractional lower order statistics; two-dimensional ESPRIT

0 引言

传统波达方向估计方法^[1-2]大多针对高斯白噪声背景提出, 而实际中, 由于山脉、森林和海浪等影响, 信号呈现突然的破裂或峰值, 使得实际噪声环境具有很强冲击性。此时传统基于高斯噪声背景的算法性能大幅下降甚至失效^[3-4], 因此针对冲击噪声背景下的 DOA 估计是 DOA 估计中的重要研究方向。

基于相关函数的波达方向估计在传统方法中已经得到了广泛的应用, 但其只反映了信号间的二阶矩统计特性, 在冲击噪声背景下, 其处理能力会显著下降。为了抑制冲击信号, 部分基于分数低阶统计的方法^[5-8]被应用于 DOA 估计。基于分数低阶矩 (FLOM) 的算法^[6]放宽了信号和噪声中 α -stable 的约束条件。文献 [7] 分析并给出了 FLOM-MUSIC 和 FLOM-ESPRIT 算法的仿真。但以上几种算法仅对两个变量中的一个起到抑制冲击值的作用。为克服该缺点文献 [8] 提出了基于子空间算法的相位分数低阶矩 (PFLOM)。

尽管上述基于分数低阶统计量的算法都具有鲁棒性, 但 these 方法大多只考虑了弱冲击噪声情况, 故在低信噪比情况下, 性能大幅下降。为了能够更精细地划分空间并且提高低信噪比情况下的系统性能, 本文将基于相关熵的相关性度量准则^[9]与二维 ESPRIT 算法^[10-12]相结合, 提出了基于相关熵的二维 ESPRIT 算法。

1 阵列结构和信号模型

本文中均采用双 L 阵列进行分析及仿真。如图 1 所示, 为二维到达角的空间关系图, 空间 3 个坐标轴上阵元数均为 M , 每个坐标轴上阵元间距均为 d 。假设入射信号是个数为 L 的窄带远场信号, 定义阵列接收信号到达参考点时夹角为 $\{\theta_l, \varphi_l\}_{l=1}^L$ 。图中以原点处阵元作为参考点, 则第 k 次快拍的接收信号的矩阵形式为:

$$x(k) = As(k) + n(k) \quad (1)$$

其中: A 为信号导引矢量, 向量 $s(k) = (s_1(k), s_2(k), \dots, s_L(k))^T$ 为期望信号, $n(k) = (n_1(k), n_2(k), \dots, n_M(k))$ 为加性噪声, 第 l 个信号导引矢量为:

$$a_l(\theta, \varphi) = [1 \quad \exp(-j \frac{2\pi}{\lambda} d \tau_{z1}) \quad \dots \quad \exp(-j \frac{2\pi}{\lambda} d (M-1) \tau_{Ml})]^T$$

其中: λ 为信号波长, τ_{ml} 为第 l 个信号到达第 m 个阵元时相较参考点的时延: $\tau_{ml} = x_m \cos \varphi_l \sin \theta_l + y_m \sin \varphi_l \sin \theta_l + z_m \cos \theta_l$ 。

冲击噪声环境使用对称的 α -stable 分布^[13] (S α S) 建模, 其特征函数定义如下:

$$\varphi(w) = \exp(j\eta w - \gamma |w|^\alpha) \quad (2)$$

其中: η ($-\infty < \eta < \infty$) 为位置参数, 相当于高斯分布的

收稿日期: 2015-12-02; 修回日期: 2015-12-29。

基金项目: 国家自然科学基金项目 (61371087); 新一代宽带无线移动通信国家重大专项项目 (2013ZX0302010-003); 国家高技术研究发展计划 ("863" 计划); (2014AA01A706)。

作者简介: 赵季红 (1963-), 女, 陕西西安人, 博士, 教授, 主要从事宽带通信网、新一代网络的管理与控制方向的研究。

曲桦 (1961-), 男, 汉, 陕西西安人, 博士, 教授, 主要从事新一代无线宽带无线通信技术方向的研究。

均值, $\gamma(\gamma > 0)$ 为分散系数, 对应高斯分布的方差, $\alpha(0 < \alpha \leq 2)$ 为特征指数, 表示 α -stable 分布的拖尾特征, 当 $\alpha = 2$ 时为高斯分布。因为 $S_{\alpha}S$ 分布噪声的方差并不存在, 所以本文使用信号平均功率和噪声分散系数 γ 的比值代替传统的信噪比定义, 即广义信噪比 (GSNR, Generalized Signal-to-Noise Ratio) 来代替一般的信噪比, 其表达式为:

$$GSNR = 10\log\left(\frac{E|s(t)|^2}{\gamma}\right) \quad (3)$$

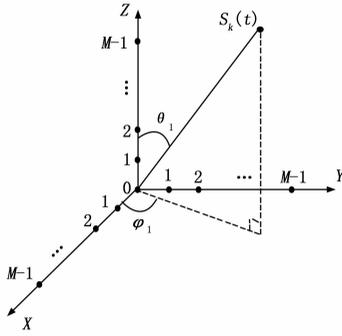


图 1 二维到达角的空间关系图

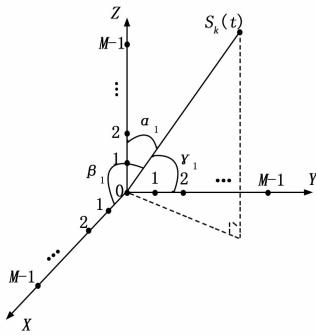


图 2 接收信号到达参考点时与各坐标轴的夹角

如图 2 所示, 定义接收信号到达参考点时与各坐标轴的夹角为 $\{\alpha_l, \beta_l, \gamma_l\}_{l=1}^L$, 其与图 1 定义的夹角有如下转换关系:

$$\begin{cases} \cos\alpha_l = \cos\theta_l \\ \cos\beta_l = \sin\theta_l \cos\varphi_l \\ \cos\gamma_l = \sin\theta_l \sin\varphi_l \end{cases} \quad l = 1, 2, \dots, L \quad (4)$$

由图 1 可知, 3 个与一维阵列相同的均匀线阵分别分布在 3 个坐标轴上构成了二维方向估计的天线阵列。本文对 3 个坐标轴进行拆分, 将每个坐标轴作为一组线阵, 每个线阵配置 M 个阵元。 $L(L < M)$ 个信号由不同方向入射到图 2 中定义的阵列上, 则第 l 个信号定义的夹角为 $(\alpha_l, \beta_l, \gamma_l)$, 在 t 时刻每个坐标轴上接收信号分别为:

$$\begin{cases} x(t) = A_x(\alpha)s(t) + n(t) \\ y(t) = A_y(\beta)s(t) + n(t) \\ z(t) = A_z(\gamma)s(t) + n(t) \end{cases} \quad (5)$$

其中: $s(t)$ 为期望信号向量, $n(t)$ 为信号在传输过程中的加性噪声, $A_x(\alpha)$ 、 $A_y(\beta)$ 、 $A_z(\gamma)$ 分别为 3 个坐标轴上线性阵列的阵列矢量:

$$\begin{cases} A_x(\alpha) = [a_x(\alpha_1) & a_x(\alpha_2) & \dots & a_x(\alpha_L)] \\ A_y(\beta) = [a_y(\beta_1) & a_y(\beta_2) & \dots & a_y(\beta_L)] \\ A_z(\gamma) = [a_z(\gamma_1) & a_z(\gamma_2) & \dots & a_z(\gamma_L)] \end{cases} \quad (6)$$

其中:

$$\begin{cases} a_x(\alpha_l) = [1 & \exp(-j\frac{2\pi}{\lambda}d\cos\alpha_l) & \dots \\ & \exp(-j\frac{2\pi}{\lambda}d(M-1)\cos\alpha_l)]^T \\ a_y(\beta_l) = [1 & \exp(-j\frac{2\pi}{\lambda}d\cos\beta_l) & \dots \\ & \exp(-j\frac{2\pi}{\lambda}d(M-1)\cos\beta_l)]^T \\ a_z(\gamma_l) = [1 & \exp(-j\frac{2\pi}{\lambda}d\cos\gamma_l) & \dots \\ & \exp(-j\frac{2\pi}{\lambda}d(M-1)\cos\gamma_l)]^T \end{cases} \quad (7)$$

2 基于相关熵的二维 ESPRIT 算法

本文采用了基于相关熵的相关性 (CRCO, Correntropy based Correlation) 度量准则, 并将其与二维 ESPRIT 算法相结合, 提出了基于相关熵的二维 ESPRIT 算法 (CRCO-ESPRIT), 该方法在高冲击噪声环境下较 FLOS-ESPRIT 和 PFLOS-ESPRIT 有明显的性能提升。

2.1 相关熵函数

若随机变量 X 和 Y 为服从独立同分布的对称的 α -stable 分布, 则基于相关熵的两个随机变量 X 和 Y 的相关性定义为:

$$R_{CRCO} = E[\exp(-\frac{|X-Y|^2}{2\sigma^2})XY] \quad (8)$$

式中, σ 为核宽度, 阵列输出协方差矩阵对应传统 ESPRIT 算法的自相关函数。在确定出合适的核宽度后, 当接收数据中出现较大的冲击噪声时, 指数项变小, 使得计算结果中该处协方差元素的整体值减小, 降低了冲击噪声对于计算结果的影响。然而, 公式 (8) 仅定义了基于相关熵的互相关, 当 $X = Y$ 时, 基于相关熵的自相关函数不存在, 取而代之的仍是传统的自相关函数。为了解决这个问题, 可以将公式 (8) 推广为:

$$R_{CRCO} = E[\exp(-\frac{|X-\mu Y|^2}{2\sigma^2})XY] \quad (9)$$

式中, μ 为正常数且 $\mu \neq 1, 1 < \alpha \leq 2$, $E[\cdot]$ 表示数学期望。

相关熵可以在样本空间诱导一个新的度量标准 CIM (Correntropy Induced Metric), 表示为:

$$CIM(X, Y) = \text{sqr}t\{E[\kappa(0) - \kappa_\sigma(X - Y)]\} \quad (10)$$

其中: 对于高斯核, $\kappa(0) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}}$ 。CIM 拥有混合范数的

性质。根据文献 [14] 可知“混合范数”性质的规模完全由核宽度 σ 控制, 根据脉冲噪声的水平调整核宽度 σ , 可以进行鲁棒的 DOA 估计。

2.2 算法介绍

本文假设系统中各期望信号之间不相关; 信号与噪声、噪声与噪声之间均相互独立且信号数不大于阵列天线数。基于以上系统假设, 依据二维 ESPRIT 算法的阵列模型, 将 z 轴上 M 个阵元天线分为两组, 每组个数为 m , 则对于每组阵元, L 个接收信号分别为:

$$\begin{cases} z_0(t) = A_z(\gamma)S(t) + n_0(t) \\ z_1(t) = A_z(\gamma)\Theta S(t) + n_1(t) \end{cases} \quad (11)$$

其中: $\Theta = \text{diag}\{\exp(j\frac{2\pi\Delta x}{\lambda}\cos\varphi_0), L, \exp(j\frac{2\pi\Delta x}{\lambda}\cos\varphi_k)\}$, $k = 1, 2, \dots, L-1, \Delta x$ 为两组阵元之间的位移。

将上式改写为:

$$z(t) = \begin{bmatrix} z_0(t) \\ z_1(t) \end{bmatrix} = \bar{A}_z(\gamma)S(t) + n(t) \quad (12)$$

其中: $\bar{A}_z = \begin{bmatrix} A_z \\ A_z\Theta \end{bmatrix}$, $n(t) = \begin{bmatrix} n_0(t) \\ n_1(t) \end{bmatrix}$ 。利用 (12) 表示的阵元平移不变性, 推出信号子空间的旋转不变性, 子空间包含接收到的两个子阵列信号 $x_0(t)$ 和 $x_1(t)$ 。对接收信号采样, 得到两组矢量 V_0 和 V_1 , 构成两个相关的子空间。

依据公式 (9) 计算 z 轴接收数据的相关熵, 其矩阵形式为:

$$R_z = E[\exp(-\frac{|Z_X - \mu Z_Y|^2}{2\sigma^2})Z_X Z_Y] \quad (13)$$

其中: μ 为正常数且 $\mu \neq 1, 1 < \alpha \leq 2$ 。在应用公式 (12) 的前提下, $M \times M$ 的矩阵 R_z 中, 将第 (i, j) 项元素的值 R_{ij}^z 定义为:

$$R_{ij}^z = E[\exp(-\frac{|z_i(t) - \mu z_j^*(t)|^2}{2\sigma^2})z_i(t)z_j^*(t)] \quad (14)$$

其中: μ 为正常数且 $\mu \neq 1, 1 < \alpha \leq 2$, $z_i(t)$ 和 $z_j(t)$ 是 z 轴上接收到的信号向量 $z(t)$ 的第 i 个和第 j 个元素。

根据传统 ESPRIT 算法可知, 在求解出 z 轴上接收信号的协方差矩阵 R_z 之后对其进行特征值分解, 可得到信号子空间 $V_z^S = (q_0, q_1, \dots, q_{L-1})$ 和噪声子空间 $V_z^N = (q_L, q_{L+1}, \dots, q_{M-1})$, 其中信号子空间由接收信号中基于相关熵的协方差矩阵 $R_z = \bar{A}_z(\gamma)R_z^s\bar{A}_z(\gamma) + \sigma_n^2 I$ 得到。由于信号数小于阵列天线数, 即 $L \leq M$ 时, 根据子空间分解方法知, R_z 中有 $M-L$ 个最小特征值为 σ_n^2 , L 个最大特征值对应的特征矢量 V_z^S 满足

$$\text{Range}\{V_z^S\} = \text{Range}\{\bar{A}_z(\gamma)\} \quad (15)$$

其中, $\text{Range}\{\cdot\}$ 表示矩阵中的向量张成的空间。因此, 一定存在一个满秩矩阵 T_z , 使得:

$$V_z^S = \bar{A}_z(\gamma)T_z \quad (16)$$

根据阵列平移不变性, 将 V_z^S 分为 $V_z^0 \in C^{M \times L}$ 和 $V_z^1 \in C^{M \times L}$, 满足 $V_z^0 = A_z(\gamma)T_z$ 和 $V_z^1 = A_z(\gamma)\Theta T_z$ 。 V_z^0 和 V_z^1 共享一个列空间, $V_z^{01} = [V_z^0 | V_z^1]$ 的秩为 L , 故:

$$\text{Range}\{V_z^0\} = \text{Range}\{V_z^1\} = \text{Range}\{A_z(\gamma)\} \quad (17)$$

必然唯一存在一个秩为 L 的矩阵 $F_z \in C^{2L \times L}$ 满足:

$$\begin{aligned} [V_z^0 | V_z^1]F_z &= V_z^0 F_{z0} + V_z^1 F_{z1} = \\ A_z(\gamma)T_z F_{z0} + A_z(\gamma)\Theta T_z F_{z1} &= 0 \end{aligned} \quad (18)$$

即 F 张成 V_z^{01} 的零空间。令 $\Psi_z = -F_{z0}F_{z1}^{-1}$, 上式可以改写为:

$$A_z(\gamma)T_z\Psi_z = A_z(\gamma)\Theta T_z \quad (19)$$

由于信号入射方向不同, 则方向矩阵 $A_z(\gamma)$ 满秩, 上式可写成 $T_z\Psi_z = \Theta T_z$ 。 Ψ_z 将信号子空间的一组矢量 V_z^0 旋转为另一组矢量 V_z^1 , 从而依据传统 ESPRIT 算法可应用公式 $\hat{\alpha}_k = \arccos(\frac{\lambda \arg(\hat{\psi}_k)}{2\pi\Delta x})$, $k = 0, 1, \dots, L-1$ 求解出信号的 DOA 估计值, 其中 $\hat{\psi}_k$ 为 Ψ_z 的特征值。同理可以估计出信号到达方向与 x 轴和 y 轴的夹角 $\hat{\beta}_i$ 和 $\hat{\gamma}_i$ 。

2.3 角度匹配

由于只是对每个坐标轴与信号的夹角独立进行了估计, 没有进行联合估计, 因此在估计出信号参数之后, 必然会存在参数配对的问题。前面所使用的方法可以独立检测、估计出 3 个坐标轴与各个信号源方向的夹角, 但得到的只是 $3L$ (L 表示

接收到信号的个数) 个独立的角度值, 无法判断出这些角度值之间的关系。然而, 每个期望用户信号在三维空间中的 DOA 估计值应该是信号源与 3 个坐标轴角度信息的结合。因此, 需要将估计出的 $3L$ 个角度值进行配对组合, 最终配对得到 L 组来波信号方向的组合。由空间几何知识可知, $(\cos\alpha_i, \cos\beta_i, \cos\gamma_i)_{i=1}^L$ 为一个向量空间余弦, 它们之间满足如下的关系:

$$\cos^2\alpha_i + \cos^2\beta_i + \cos^2\gamma_i = 1 \quad (20)$$

在实际应用中, 由于接收信号中必然存在噪声, 因此在角度估计的过程中会存在一定的误差, 使得估计的结果并不严格满足上式的关系, 而是出现一定的偏差, 此时不能再继续使用上式来对角度进行配对, 需要对上式进行改进, 通过求解公式 (21) 来进行角度的配对:

$$\{l_\alpha, l_\beta, l_\gamma\} = \min_{l_\alpha, l_\beta, l_\gamma} \{\cos^2\hat{\alpha}_{l_\alpha} + \cos^2\hat{\beta}_{l_\beta} + \cos^2\hat{\gamma}_{l_\gamma} - 1\} \quad (21)$$

其中: $\min\{\cdot\}$ 表示求取最小值操作。在对 $3L$ 个角度值进行配对组合之后, 得到 L 组来波信号与 3 个坐标轴的夹角, 继而使用公式 (4) 对角度进行转换, 得到来波信号三维角度的真正估计值, 即方位角和俯仰角。

3 仿真实验与分析

在仿真中, 假定 3 个相互独立的 16 进制正交振幅调制信号 (16-QAM), 接收到的用户信号三维角度中, 方位角 φ_i 为 $[80^\circ \ 120^\circ \ 40^\circ]$, 俯仰角 θ_i 为 $[20^\circ \ 50^\circ \ 60^\circ]$, 天线阵列为如图 1 所示的双 L 型阵列, 每个坐标轴上由 8 个天线阵子组成的间距为半波长的等间距线性阵列, 其中原点处阵元为 3 个坐标轴共用。快拍数 N 为 600, 每个仿真实验均进行 100 次独立的蒙特卡罗试验。仿真实验所用到的信号和噪声分别为远场窄带信号源和 $S_\alpha S$ 分布的噪声, 算法的性能由方向估计的正确率以及均方误差来评估。与之作对比的有传统的二维 ESPRIT 算法^[11]、FLOM-ESPRIT 算法^[7]以及 PFLOM-ESPRIT 算法^[8]。

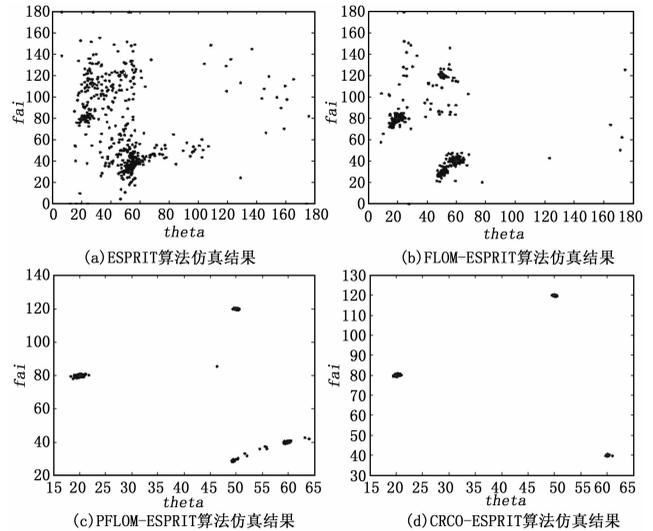


图 3 DOA 估计仿真结果图

首先, 图 3 (a) 到图 3 (d) 在冲击噪声特征指数 α 的取值均为 1.1 情况下比较了 4 种二维 DOA 估计算法。由图中可以看出, 基于相关熵的 DOA 估计算法性能明显优于其它 3 种算法, 在较高的冲击噪声下, 传统 ESPRIT 与 FLOM-ESPRIT

算法已经无法正确判断出信号源的方向。由图 3 (d) 中可以看出, 在 10 dB 的信噪比条件下, 方位角和俯仰角的测向精度均保持在 3° 以内。故可以得出结论: 相比基于 FLOS 的算法, 基于相关熵的二维 ESPRIT 算法估计的正确率更高, 抑制冲击噪声的效果更为明显。

其次, 图 4、图 5 分别对不同 GSNR 值条件下 4 种算法的正确率及均方误差进行了比较。令 GSNR 的值从 2 dB 变化到 10 dB, 两图中冲击噪声特征指数 α 的取值均为 1.6。可以看出, 在较低的广义信噪比条件下, 传统二维 ESPRIT 与 FLOM-ESPRIT 算法已经无法正确判断出信号源的方向, 即使与基于 PFLOM 的 ESPRIT 算法相比, 基于相关熵的二维 ESPRIT 算法仍具有较强的优势, 估计出的信号方向正确率更高, 均方误差更小。

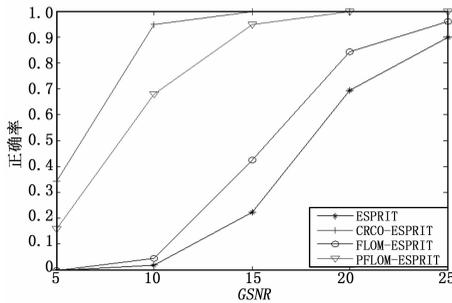


图 4 不同 GSNR 条件下 4 种算法正确率对比图

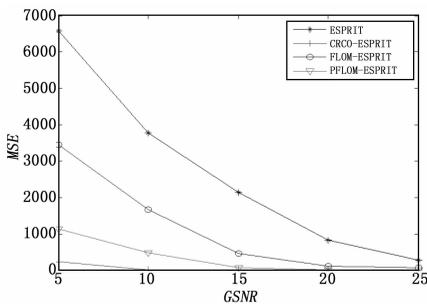


图 5 不同 GSNR 条件下 4 种算法 MSE 对比图

最后, 如图 6、图 7 所示, 分别对比了在不同的 α 值条件下 4 种算法的性能。比较了不同特征指数 (即 α 值) 对于各算法性能的影响。在该仿真中测试了 α 值从 1~1.5 变化过程中 4 种算法的正确率及均方误差, 两图中广义信噪比 GSNR 的取值均为 6。由两图可以看出, 在较高的冲击噪声环境中, 相比基于 FLOS 的算法, 基于相关熵的二维 ESPRIT 算法估计出的信号方向中正确率始终接近于 1, 误差始终接近于 0, 仿真效果较好。

4 结束语

本文提出了一种基于相关熵的二维 ESPRIT 算法, 给出了基于相关熵的协方差矩阵公式, 并将其与二维 ESPRIT 算法结合起来获得二维 DOA 估计值。该算法利用相关熵中协方差函数的内在鲁棒性, 将基于传统协方差的二维 ESPRIT 扩展为基于相关熵的二维 ESPRIT 算法。仿真结果显示, 提出的算法比基于 FLOS 的二维 ESPRIT 算法性能更好, 尤其在高的冲击噪声或低的广义信噪比环境中。

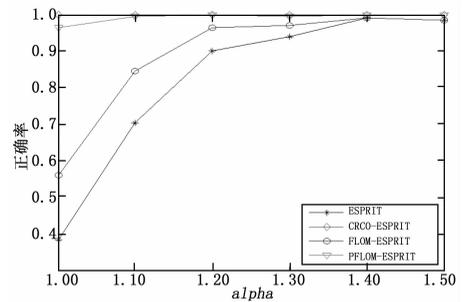


图 6 不同 α 值条件下 4 种算法正确率对比图

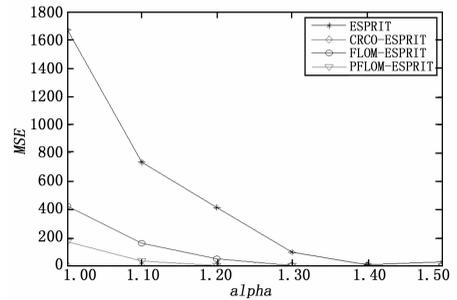


图 7 不同 α 值条件下 4 种算法 MSE 对比图

参考文献:

- [1] He J, Swamy M N S, Ahmad M O. Efficient application of MUSIC algorithm under the coexistence of far-field and near-field sources [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2012, 60 (4): 2066 - 2070.
- [2] Choi Y H. ESPRIT - based coherent source localization with forward and backward vectors [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2010, 58 (12): 6416 - 6420.
- [3] Fernandez M, Landa I, Arrinda A, et al. Measurements of Impulsive Noise From Specific Sources in Medium Wave Band [J]. IEEE Antennas and Wireless Propagation Letters, 2014, 13: 1263 - 1266.
- [4] Zhao D Y, Gao H Y, Diao M, et al. Direction finding of maximum likelihood algorithm using artificial bee colony in the impulsive noise [A]. IEEE Conference on Artificial Intelligence and Computational Intelligence [C]. Sanya: [s. n.], 2010: 102 - 105.
- [5] Zhao X H, Premkumar A B, Madhukumar A S. Direction of arrival tracking in impulsive noise using particle filtering with fractional lower order moment likelihood [A]. IEEE Conference on Information, Communication and Signal Processing [C]. Singapore: [s. n.], 2011: 1 - 5.
- [6] Akhtar M T. Fractional lower order moment (FLOM) - based adaptive algorithm with data-reusing for Active noise control of impulsive sources [A]. 2013 International Conference on Signal-Image Technology & Internet-Based Systems (SITIS) [C]. IEEE, 2013: 31 - 37.
- [7] 韩晓东. 冲击噪声背景下的测向算法研究 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2012.
- [8] Hongjun S, Shang X Q, Zheng J B. 2-D Direction of arrival estimation algorithm in impulsive noise [J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China, 2011, 40 (6): 844 - 848.

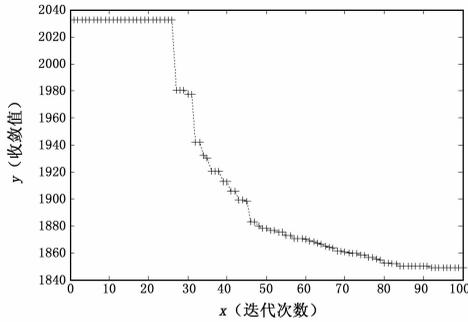


图 3 双种群粒子群算法循环迭代图

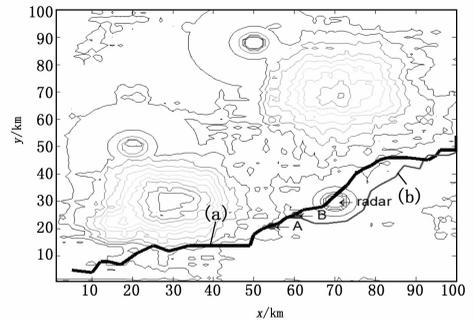


图 5 三维实时航迹规划等高线图

2 230。而在双种群粒子群算法中，算法大约在 80 代开始收敛，收敛值约为 1 860。这说明双种群粒子群算法在算法后期，可以借助两个种群的协同作用跳出局部最优解，解决基本粒子群算法中的“早熟”问题，从收敛值可以看出，双种群粒子群算法规划的航迹要更加优于基本粒子群算法所规划的航迹，证明了双种群粒子群算法在三维航迹规划中的可行性。

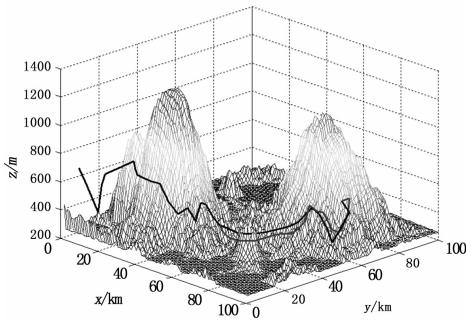


图 4 三维实时航迹规划

无人机起始点坐标为 (5, 5)，终点坐标为 (100, 50)，假设在其飞行航迹点 (58, 23) 的 A 处发现坐标中心位于 (70, 30) 的雷达威胁，威胁半径为 5，此时无人机对此威胁进行响应，进行航迹重规划。如图 5 等高线图所示，无人机在原航迹坐标为 (60, 25) 的 B 处进行了航迹重规划，(a) 线代表原先规划的航迹，(b) 线为重规划后的航迹。从图中可以得出，如果按照原先规划好的航迹，那么无人机将会暴露在雷达威胁下，而重规划后的航迹躲掉了雷达威胁，满足了实时性的要求。

5 结论

针对基本粒子群航迹规划算法后期易于陷入局部最优解，

规划出的航迹精度不高等问题，本文提出了双种群粒子群航迹规划算法予以改进，同时惯性权重的选择采取多样性反馈的自适应惯性权重调整策略。通过仿真可以看出：改进后的粒子群算法能够跳出局部最优解，提高了航迹规划的精度。同时，针对在真实环境中所出现的突发威胁，采用在整体参考航迹的基础之上进行局部修改，将威胁等效成数字高程信息后，以无人机当前坐标位置为起点，规划其到终点的航迹路线，仿真结果也验证了其有效性。

参考文献:

[1] 丁阿维. 我国军用无人机发展趋势及现状分析 [J]. 硅谷, 2015 (3): 152-153.
 [2] Özalp N, Sahingoz O K. Optimal UAV path planning in a 3D threat environment by using parallel evolutionary algorithms [A]. 2013 International Conference on Unmanned Aircraft Systems (ICUAS) [C]. Grand Hyatt Atlanta, Atlanta, GA, 2013: 308-317.
 [3] 王绪芝. 不确定环境下无人机航迹动态规划及仿真研究 [D]. 南京: 南京航空航天大学, 2013.
 [4] 姚永杰, 席庆彪, 刘慧霞. 基于改进遗传蚁群算法的无人机航路规划 [J]. 计算机仿真, 2011, 28 (6): 44-47.
 [5] Shi Y, Eherhart R C. Parameter selection in particle swarm optimization [A]. Proc. Seventh Annual Conference on Evolutionary Programming [C]. 1998: 591-600.
 [6] 汤可宗, 吴 隽, 赵 嘉. 基于多样性反馈的自适应粒子群优化算法 [J]. 计算机应用, 2013, 33 (12): 3372-3374.
 [7] Sun S Y, Li J W. A two-swarm cooperative particle swarms optimization [J]. ScienceDirect, 2014 (15): 1-18.
 [8] Beard R W, Mdain T W, Goodrich M, et al. Coordinated target assignment and intercept for unmanned air vehicles [J]. IEEE Trans. on Robotics and Automation (to appear), 2002, 18 (6).

(上接第 173 页)

[9] Liu W F, Pokharell P P, Principe J C. Correntropy: properties and applications in non-gaussian signal processing [J]. Signal Processing, IEEE Transactions on. 2007, 55 (11): 5286-5298.
 [10] Chen F J, Kwong S, Kok C W. ESPRIT-Like two-dimensional DoA estimation for coherent signals [J]. Aerospace and Electronic Systems, IEEE Transactions on. 2010, 46 (3): 1477-1484.
 [11] 杨荣山, 张 宁, 张 玉. 基于 L 型阵的 ESPRIT 算法在 DoA 估计中的应用 [J]. 无线电通信技术. 2013, 39 (4): 85-88.
 [12] Xu X, Ye Z. Two-dimensional direction of arrival estimation by

exploiting the symmetric configuration of uniform rectangular array [J]. Radar, Sonar and Navigation, IET, 2012, 6 (5): 307-313.
 [13] Song A M, Qiu T S. The Equivalency of minimum error entropy criterion and minimum dispersion criterion for symmetric stable signal processing [J]. Signal Processing Letters, 2010, 17 (1): 32-35.
 [14] Chen Badong, Principe J C. Maximum correntropy estimation is a smoothed MAP estimation [J]. Signal Processing Letters, IEEE, 2012, 19 (8): 491-494.