

一种稳健的循环时空波束形成算法¹

吕泽均*** 肖先赐* 南建设** 甘建超*

*(电子科技大学电子工程学院 成都 610054)

** (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基于信号平稳特性的自适应波束形成算法——稳健的循环时空波束形成算法。该算法在利用信号的谱相关特性的同时使用了多个时延，将波束形成技术从空域扩展到了时空域，弥补了空域信息的不足，充分利用了信号的循环统计信息和信号的时域特征，提高了信号的选择能力和对干扰、噪声的抑制能力。仿真实验结果验证了该算法的有效性和稳健性。

关键词 循环平稳，自适应波束形成，阵列信号处理

中图分类号 TN911.7

1 引言

在有关波束导向的自适应波束形成技术中，天线阵的加权系数一般是通过使波束形成器的输出功率最小并在观测方向上的信号功率又保持不变等方法计算的^[1]。因此，波束形成的性能对导向向量的精度非常敏感，如果期望信号的方向向量与导向向量存在误差，则将会使波束形成的性能严重恶化。然而，在实际应用中都会存在一定的误差，在一定程度上限制了波束形成技术的应用^[2]。以抑制干扰信号为目的的零点波束形成技术，一方面受瑞利限的限制，另一方面从提高信干噪比(SINR)的角度来看，零点技术所采用的干扰置零条件也并不是最佳的，虽然可使干扰输出为零，但可能使噪声输出加大，从而使 SINR 得不到改善，甚至下降。由于大多数通信和雷达信号都具有循环平稳特性^[3,4]，也容易找出它们之间不同的循环频率^[5]，近年来人们开始将这种谱相关理论应用于波束形成，提出了一系列基于循环平稳特性的波束形成技术。最先利用周期平稳特性进行自适应波束形成的是 W. A. Gardner 等人提出的 SCORE(Self-COherence REstore) 算法^[6]，但阵列输入中的干扰和噪声会使感兴趣信号(SOI, Signal Of Interest)的自相干性发生畸变而使算法失效。

由于循环相关函数是时间延迟的函数，因此，最优时延的选择对传统的基于循环平稳特性的波束形成技术是至关重要的^[7]。若时延选得过大，由于有限快拍数引起的扰动对权向量的估计则会产生很大的影响，若选得过小，又会损失所包含的循环相关特性，在实际应用中很难得到这个最优时延。因此，为了充分地、有效地利用接收信号的循环统计信息以及它们的时间、空间特性^[8]，本文提出了一种新的循环时空波束形成算法。该算法使用了多个时延，在进行空域处理的同时引入了时域处理，弥补了空域信息的不足，更充分地开发了信号中的有用信息，提高了算法的稳健性和波束形成的性能。由于该算法利用了信号的循环平稳特性，因而具有信号选择能力，能同时抑制干扰和噪声，并且这种抑制能力不受瑞利限的约束，不需要 SOI 的导向向量、训练序列等先验信息，还能大大提高信号的信干噪比。

2 信号的模型

2.1 信号的循环平稳特性

从广义上说，循环平稳过程是指信号的均值和相关函数是时间的周期函数，即随机过程的二阶统计特性是随时间周期性变化的。也就是说，信号 $x(t)$ 被称为具有循环或周期平稳特性，

¹ 2001-12-12 收到，2002-05-27 改回

国家部级基金资助项目

如果它的自相关函数为 $R_x(t, \tau)$ 具有如下周期性:

$$R_x(t, \tau) = E[x(t + \frac{\tau}{2})x^*(t - \frac{\tau}{2})] = R_x(t + kT, \tau), \quad (k \in Z) \quad (1)$$

即 $R_x(t, \tau)$ 是以 T 为周期的周期函数, Z 为整数集. 许多通信信号如 AM, FM, BPSK, FSK, 以及 DS/SS, FH 等信号都是周期平稳随机过程. 之所以信号的二阶统计特性具有周期性, 是由于一些信号的处理过程具有周期性, 通信中基带信号通常被认为是平稳随机过程, 这些平稳过程的信号“耦合”在周期性的正弦载波或脉冲序列上, 从而导致了周期平稳随机信号.

考虑到 (1) 式中 $R_x(t, \tau)$ 的周期性, 将其展为傅氏级数

$$R_x(t, \tau) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} R_x^{n/T}(\tau) \exp(j2\pi \frac{n}{T}t) \quad (2)$$

称 $\alpha = n/T$ 为循环或周期频率, $1/T$ 是周期频率的基频, 对通信信号而言, 一般为载频、波特率等. $x(t)$ 的循环或周期自相关函数就定义为周期函数 $R_x(t, \tau)$ 的 Fourier 系数 $R_x^\alpha(\tau)$:

$$R_x^\alpha(\tau) = \frac{1}{T} \int_{-T/2}^{T/2} R_x(t, \tau) \exp(-j2\pi\alpha t) dt \quad (3)$$

通过周期各态历经性假设, 可将统计平均用时间平均替代. $R_x^\alpha(\tau)$ 的另一个等价定义为

$$R_x^\alpha(\tau) = \langle x(t + \frac{\tau}{2})x^*(t - \frac{\tau}{2}) \exp(-j2\pi\alpha t) \rangle \quad (4)$$

其中 $\langle \cdot \rangle = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \int_{-T/2}^{T/2} \cdot dt$, $*$ 表示复共轭.

$R_x^\alpha(\tau)$ 的傅氏变换

$$S_x^\alpha(f) = \int_{-\infty}^{\infty} R_x^\alpha(\tau) \exp(-j2\pi f\tau) d\tau \quad (5)$$

称为周期谱密度或谱相关函数. $R_x^\alpha(\tau)$ 是自相关函数 $R_x(t, \tau)$ 的傅氏级数的系数, 即周期分量的系数, 在周期频率域上周期频率是离散谱. 所以, 周期谱 $S_x^\alpha(f)$ 是二维谱, 它在频谱域上是连续的, 而在周期频率域上是离散的.

如果 $s(t)$ 具有周期平稳性, 则至少存在一个 $\alpha \neq 0$, 使得 $R_s^\alpha(\tau)$ 不为零 (当 $\alpha = 0$ 时, 便是通常的自相关函数), 而对于一般的平稳随机过程, 对所有非零 α , $R_x^\alpha(\tau)$ 均为零. 一般来讲, 周期频率 α 与调制方式、载波以及码元速率等参数有关, 因此不同的信号往往具有不同的周期循环频率族 $\{\alpha\}$. 通过选取适当的周期频率及其对应的周期自相关函数, 可以从多重信号中提取出 SOI 的周期统计特性, 从而抑制其它信号的影响, 即实现信号的可选择性. 对于周期平稳信号, 其左右频移 $\alpha/2$ 后的两个信号之间是相关的, 因此周期平稳特性又称为“谱相关性”. 这种谱冗余是一般平稳信号所没有的, 即平稳随机过程的各个频率成分不具有相关性, 也就是说, 具有连续谱的平稳过程的各个频率分量不具有相关性^[4].

2.2 信号模型

考虑一个自适应波束形成器, 使用一个由 M 个阵元组成的任意形状的天线阵, 一个 $SOI s_0(t)$ 和 $d-1$ 个干扰信号 $s_j(t) (j = 1, \dots, d-1)$ 入射到天线阵上, 噪声为空间白噪声, 则天线阵接收到的数据矢量为

$$\mathbf{x}(t) = a_0 s_0(t) + \sum_{j=1}^{d-1} a_j s_j(t) + \mathbf{n}(t) = \mathbf{A}\mathbf{S}(t) + \mathbf{n}(t) \quad (6)$$

$$= a_0 s_0(t) + \mathbf{z}(t) \quad (7)$$

其中 $\mathbf{x}(t) = [x_1(t), \dots, x_M(t)]^T$, $\mathbf{S}(t) = [s_0(t), s_1(t), \dots, s_{d-1}(t)]^T$, $\mathbf{A} = [\mathbf{a}_0, \mathbf{a}_1, \dots, \mathbf{a}_{d-1}]$, $s_0(t)$, $s_j(t)$ 分别是 SOI 和干扰信号的波前, \mathbf{a}_0 , \mathbf{a}_j 分别是它们的方向向量, $\mathbf{n}(t)$ 是噪声矢量. 假设 $s_0(t)$ 是周期平稳的, 其周期频率为 α , $z(t)$ 在 α 不是周期平稳的, 并与 $s_0(t)$ 不相关. 波束形成的目的就是根据某种准则寻找最优权矢量 \mathbf{w} , 使得有用信号从阵列输出 $y(t) = \mathbf{w}^H \mathbf{x}(t)$ 中提取, 得到有效的分离和恢复.

3 传统的循环平稳信号的波束形成方法

定义阵列向量 $\mathbf{x}(t)$ 的循环相关矩阵

$$\mathbf{R}_x^\alpha(\tau) = \langle \mathbf{x}(t) \mathbf{x}^H(t - \tau) e^{-j2\pi\alpha t} \rangle = \mathbf{A} \mathbf{R}_s^\alpha(\tau) \mathbf{A}^H \quad (8)$$

其中 $\mathbf{R}_s^\alpha(\tau) = \langle \mathbf{s}(t) \mathbf{s}^H(t - \tau) e^{-j2\pi\alpha t} \rangle$.

为了利用阵列观测信号 $\mathbf{x}(t)$ 提取具有循环频率为 α 的 SOI 信号, 需要调整阵列权向量 \mathbf{w} , 使得波束形成器的输出信号即 $s_0(t)$ 的估计 $\hat{s}_0(t) = \mathbf{w}^H \mathbf{x}(t)$ 在循环频率 α 处是强相关的. 为此, 针对向量 $\mathbf{u}(t) = \mathbf{x}(t - \tau) \exp(j2\pi\alpha t)$ 虚拟一阵列, 令其权向量为 \mathbf{c} , 则虚拟波束形成器的输出为 $\hat{v}_0(t) = \mathbf{c}^H \mathbf{u}(t)$. 波束形成器要有效提取所需的循环平稳信号, 则 $\hat{s}_0(t)$ 和 $\hat{v}_0(t)$ 在循环频率 α 处应具有强相关性. 因此, 权向量 \mathbf{w} 和 \mathbf{c} 应由下面的最优化问题求解^[7]:

$$\left. \begin{aligned} \max_{\mathbf{w}, \mathbf{c}} |\hat{\mathbf{R}}_{s\hat{v}}^\alpha(\tau)|^2 &= \max_{\mathbf{w}, \mathbf{c}} |\mathbf{w}^H \hat{\mathbf{R}}_{\mathbf{x}\mathbf{u}} \mathbf{c}|^2 = \max_{\mathbf{w}, \mathbf{c}} \{ \mathbf{w}^H \hat{\mathbf{R}}_{\mathbf{x}\mathbf{u}} \mathbf{c} \mathbf{c}^H \hat{\mathbf{R}}_{\mathbf{x}\mathbf{u}}^H \mathbf{w} \} \\ \text{s. t.} \quad \mathbf{w}^H \mathbf{w} &= \mathbf{c}^H \mathbf{c} = 1 \end{aligned} \right\} \quad (9)$$

其中 $\hat{\mathbf{R}}_{\mathbf{x}\mathbf{u}} = \hat{\mathbf{R}}_{\mathbf{x}\mathbf{u}}(\tau) = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \mathbf{x}(t) \mathbf{u}^H(t) = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \mathbf{x}(t) \mathbf{x}^H(t - \tau) e^{j2\pi\alpha t}$

最优化问题 (9) 式可用 Lagrange 乘子法求解. 令目标函数:

$$F(\mathbf{w}, \mathbf{c}) = \mathbf{w}^H \hat{\mathbf{R}}_{\mathbf{x}\mathbf{u}} \mathbf{c} \mathbf{c}^H \hat{\mathbf{R}}_{\mathbf{x}\mathbf{u}}^H \mathbf{w} - \mu(\mathbf{w}^H \mathbf{w} - 1) - \lambda(\mathbf{c}^H \mathbf{c} - 1) \quad (10)$$

式中 μ 和 λ 为 Lagrange 乘子. 利用 \mathbf{w} , \mathbf{c} 的对称性可将 (9) 式等价于

$$F(\mathbf{w}, \mathbf{c}) = \mathbf{c}^H \hat{\mathbf{R}}_{\mathbf{x}\mathbf{u}} \mathbf{w} \mathbf{w}^H \hat{\mathbf{R}}_{\mathbf{x}\mathbf{u}}^H \mathbf{c} - \mu(\mathbf{w}^H \mathbf{w} - 1) - \lambda(\mathbf{c}^H \mathbf{c} - 1) \quad (11)$$

对 (10), (11) 式分别求关于 \mathbf{w} , \mathbf{c} 的偏导数, 并令其为零, 则有

$$\hat{\mathbf{R}}_{\mathbf{x}\mathbf{u}} \mathbf{c} \mathbf{c}^H \hat{\mathbf{R}}_{\mathbf{x}\mathbf{u}}^H \mathbf{w} = \mu \mathbf{w} \quad (12)$$

$$\hat{\mathbf{R}}_{\mathbf{x}\mathbf{u}}^H \mathbf{w} \mathbf{w}^H \hat{\mathbf{R}}_{\mathbf{x}\mathbf{u}} \mathbf{c} = \lambda \mathbf{c} \quad (13)$$

应用 (9) 式中的约束条件并加以简化, 得到

$$\hat{\mathbf{R}}_{\mathbf{x}\mathbf{u}} \hat{\mathbf{R}}_{\mathbf{x}\mathbf{u}}^H \mathbf{w} = \xi \mathbf{w} \quad (14)$$

$$\hat{\mathbf{R}}_{\mathbf{x}\mathbf{u}}^H \hat{\mathbf{R}}_{\mathbf{x}\mathbf{u}} \mathbf{c} = \xi \mathbf{c} \quad (15)$$

由此可看出, 权向量 \mathbf{w} , \mathbf{c} 分别是矩阵 $\hat{\mathbf{R}}_{\mathbf{x}\mathbf{u}}$ 的左、右奇异向量, $\mathbf{w}^H \hat{\mathbf{R}}_{\mathbf{x}\mathbf{u}} \mathbf{c}$ 是矩阵 $\hat{\mathbf{R}}_{\mathbf{x}\mathbf{u}}$ 的奇异值, 由 (9) 式还可知它是最大奇异值. 因此, \mathbf{w} , \mathbf{c} 的选择应满足

$$\mathbf{w}^H \hat{\mathbf{R}}_{\mathbf{x}\mathbf{u}} \mathbf{c} = \xi_{\max} \quad (16)$$

即 w 是样本互相关矩阵 $\hat{R}_{\mathbf{x}u}(\tau)$, 也就是样本循环相关矩阵 $\hat{R}_{\mathbf{x}}^{\alpha}(\tau)$ 的最大奇异值所对应的左奇异向量, 由此得到的权向量 w 就是传统的基于循环统计量的盲自适应波束形成的最佳权向量.

4 基于信号循环时空特征结构的波束形成算法

第 i 个阵元接收信号 $x_i(t)$ 的循环相关函数为^[8]

$$R_{x_i x_i}^{\alpha}(\tau) = \langle x_i(t + \tau/2)x_i^*(t + \tau/2)e^{-j2\pi\alpha t} \rangle = \sum_{k=1}^d R_{s_k s_k}^{\alpha}(\tau) \exp \left[j \frac{2\pi\alpha}{c} \mathbf{r}_k \cdot \mathbf{d}_i \right] \quad (17)$$

其中 \mathbf{d}_i 为第 i 个阵元相对于参考阵元的位置矢量, \mathbf{r}_k 为第 k 个辐射源的单位波数矢量, c 为电磁波传播速度, $R_{s_k s_k}^{\alpha}(\tau)$ 是第 k 个辐射源的循环相关函数. 将 (17) 式写成矩阵形式:

$$R_{\mathbf{x}}^{\alpha}(\tau) = \mathbf{A} R_{\mathbf{s}}^{\alpha}(\tau) \quad (18)$$

$$R_{\mathbf{x}}^{\alpha}(\tau) = [R_{x_1 x_1}^{\alpha}(\tau), R_{x_2 x_2}^{\alpha}(\tau), \dots, R_{x_M x_M}^{\alpha}(\tau)]^T \quad (19)$$

$$R_{\mathbf{s}}^{\alpha}(\tau) = [R_{s_0 s_0}^{\alpha}(\tau), R_{s_1 s_1}^{\alpha}(\tau), \dots, R_{s_{d-1} s_{d-1}}^{\alpha}(\tau)]^T \quad (20)$$

$$\mathbf{A} = [\mathbf{a}_0, \mathbf{a}_1, \dots, \mathbf{a}_{d-1}], \quad \mathbf{a}_k = [e^{j(2\pi\alpha/c)\mathbf{r}_k \cdot \mathbf{d}_1}, \dots, e^{j(2\pi\alpha/c)\mathbf{r}_k \cdot \mathbf{d}_M}]^T \quad (21)$$

将 (18) 式与 (6) 式相比较, 可以发现它们有着极其相似的形式. 因此, 与对阵列观测信号 $\mathbf{x}(t)$ 采样类似, 可以对 $R_{\mathbf{x}}^{\alpha}(\tau)$, $R_{\mathbf{s}}^{\alpha}(\tau)$ 进行采样, 得到如下的矩阵:

$$\mathbf{X}^{\alpha} = [R_{\mathbf{x}}^{\alpha}(-L), \dots, R_{\mathbf{x}}^{\alpha}(-1), R_{\mathbf{x}}^{\alpha}(0), R_{\mathbf{x}}^{\alpha}(1), \dots, R_{\mathbf{x}}^{\alpha}(L)] \quad (22)$$

$R_{\mathbf{x}}^{\alpha}(n)$ 表示 $R_{\mathbf{x}}^{\alpha}(nT_s)$ ($n = -L, \dots, -1, 0, 1, \dots, L$), T_s 为其采样间隔, 并由下面的式子计算:

$$\hat{R}_{x_i x_k}^{\alpha}(\tau) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1-\tau} x_i(n)x_k^*(n+\tau)e^{-j2\pi\alpha n}, \quad \tau \geq 0 \quad (23)$$

$$\hat{R}_{x_i x_k}^{\alpha}(\tau) = \frac{1}{N} \sum_{n=-\tau}^{N-1} x_i(n)x_k^*(n+\tau)e^{-j2\pi\alpha n}, \quad \tau < 0 \quad (24)$$

其中 $i, k = 1, 2, \dots, M$, N 为阵列观测信号的快拍数, $\tau = nT_s$ ($n = -L, \dots, -1, 0, 1, \dots, L$). 由 (18) 式可得

$$\mathbf{X}^{\alpha} = \mathbf{A} \mathbf{S}^{\alpha} \quad (25)$$

其中 \mathbf{S}^{α} 为 $d \times N$ 维矩阵, 即

$$\mathbf{S}^{\alpha} = [R_{\mathbf{s}}^{\alpha}(-L), \dots, R_{\mathbf{s}}^{\alpha}(-1), R_{\mathbf{s}}^{\alpha}(0), R_{\mathbf{s}}^{\alpha}(1), \dots, R_{\mathbf{s}}^{\alpha}(L)] \quad (26)$$

\mathbf{X}^{α} 的自相关矩阵为

$$\mathbf{R}_{\mathbf{X}^{\alpha} \mathbf{X}^{\alpha}} = E\{\mathbf{X}^{\alpha}(\mathbf{X}^{\alpha})^H\} = \mathbf{A} \mathbf{R}_{\mathbf{S}^{\alpha} \mathbf{S}^{\alpha}} \mathbf{A}^H \quad (27)$$

其中 $\mathbf{R}_{\mathbf{S}^{\alpha} \mathbf{S}^{\alpha}} = E\{\mathbf{S}^{\alpha}(\mathbf{S}^{\alpha})^H\}$. 可以发现, (27) 式与 (8) 式极其相似. 对 $\mathbf{R}_{\mathbf{X}^{\alpha} \mathbf{X}^{\alpha}}$ 进行奇异值分解, 得到它的最大奇异值与其所对应的奇异向量. 可以类似地证明, 该奇异向量就是这种新算法的最佳权向量.

5 计算机仿真结果

计算机模拟采用 8 元均匀线阵, $d/\lambda = 0.5$, SOI 是一个 BPSK 信号, 从天线阵的法线方向入射到线阵上, 波特率为 5/11, 信噪比 $\text{SNR}=5\text{dB}$, 两个干扰信号也是 BPSK 信号, 入射方向分别为 11° 和 34° , 干噪比 INR 都为 10dB , 波特率也是 5/11, 快拍采样率为 10Hz , 噪声为空间白噪声。在仿真实验中, SOI 的循环频率为 2Hz , 两个干扰信号的循环频率分别为 4.6Hz 和 7.8Hz , 传统方法的时延 $\tau = 6T_s$, 本文方法的最大时间延迟 $L = 10T_s$, 其中 $T_s=0.1\text{s}$ 。两种方法的模拟仿真结果都是 30 次独立 Monte Carlo 实验的平均结果, 如图 1, 图 2 所示。

图 1 给出了两个干扰环境中的阵列方向图, 数据长度为 3080 个点。从图中可清楚地看出, 用本文提出的方法与传统方法相比, 在干扰方向形成的零陷更深, 更能抑制干扰。

图 2 给出了波束形成器输出的 SINR 随时间演化的情况, 纵轴表示 SINR(dB), 横轴表示快拍数。从图中可看出, 我们提出的方法具有更快的收敛行为, 其性能也优于传统的方法。

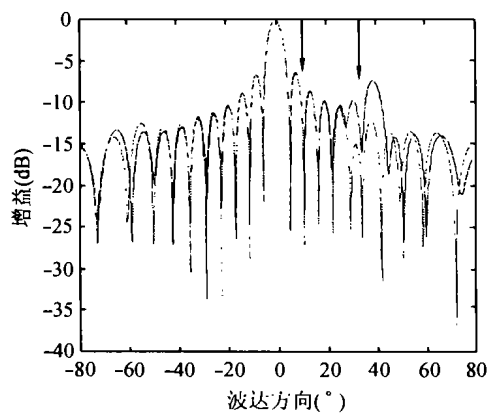


图 1 多个干扰环境中阵列方向图

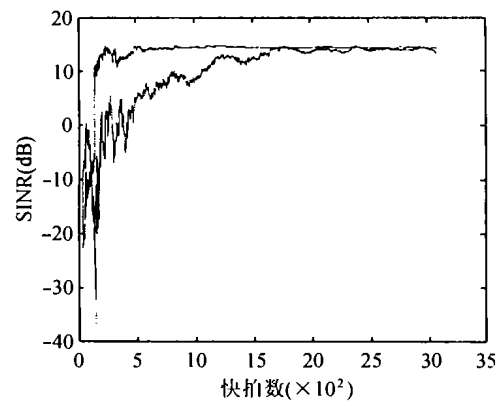


图 2 输出 SINR 随时间演化比较

— 传统方法 ··· 本文提出的方法

6 结 论

本文提出了一种新的基于信号平稳特性的自适应波束形成算法——循环时空波束形成算法。该算法在利用信号的谱相关特性的同时使用了多个时延, 避免了传统算法中最优时延的选择, 并将波束形成技术从空域扩展到了时空域, 弥补了空域信息的不足, 充分利用了信号的循环统计信息和信号的时域特征, 提高了信号的选择能力和对干扰、噪声的抑制能力, 具有较强的稳健性和适应能力。实验结果表明了本文提出的方法既可以提高输出 SINR, 又可以抑制噪声和干扰, 其性能优于传统的基于信号循环平稳特性的波束形成方法。

另外, 由于利用了大多数通信信号所具有的循环平稳特性, 该算法不需要 SOI 的导向向量、训练序列等先验信息, 就可以有选择地接收自己感兴趣的信号, 同时能对干扰和噪声进行有效的限制, 并突破了瑞利限的约束, 大大提高了信号的 SINR 和算法的信号检测能力, 改善了信号的接收性能。

参 考 文 献

- [1] O. L. Frost, An algorithm for linear constrained adaptive array processing, Proc. IEEE, 1972, 60(8), 926-935.
- [2] N. K. Jabloz, Adaptive beamforming with the generalized sidelobe canceller in the presence of array imperfections, IEEE Trans. on AP, 1986, AP-34(3), 996-1012.
- [3] W. A. Gardner, The spectral correlations theory of cyclostationary time-series, Signal Processing, 1986, 11(1), 13-36.
- [4] W. A. Gardner, Exploitation of spectral redundancy in cyclostationary signals, IEEE SP Magazine, 1991, 8(2), 14-36.
- [5] A. V. Dandawate, G. B. Giannakis, Statistical tests for presence of cyclostationarity, IEEE Trans. on SP, 1994, 42(9), 2355-2369.
- [6] B. G. Agee, S. V. Schell, W. A. Gardner, Spectral self-coherence restoral, A new approach to blind adaptive signal extraction using antenna arrays, Proc. IEEE, 1990, 78(4), 753-767.
- [7] 张贤达, 保 铮, 非平稳信号分析与处理, 北京, 国防工业出版社, 1999, 359-361.
- [8] J. Xu, T. Kailath, Direction-of-arrival estimation via exploitation of cyclostationarity—A combination of temporal and spatial processing, IEEE Trans. on SP, 1992, 40(7), 1775-1785.

A ROBUST CYCLOSTATIONARY SPACE-TIME
BEAMFORMING ALGORITHM

Lü Zejun* ** Xiao Xianci* Nan Jianshe** Gan Jianchao*

*(Institute of Electronic Engineering, UEST of China, Chengdu 610054, China)

**(No.10th Research Institute, China Electron. Tech. Group Corp., Chengdu 610036, China)

Abstract This paper deals with the problem of adaptive array beamforming for cyclostationary signals—a novel robust cyclostationary space-time beamforming algorithm. In this algorithm, multiple lag parameters and the spectrum correlation property are used to exploit the cyclic statistical information and time domain characteristics of signals sufficiently and effectively. Moreover, this method remedies the lack of space domain information, and it is an extension from space domain to space-time domain. Therefore the ability to select the desired signals and suppress the noise and interfering signals is improved. The simulation results show the effectiveness and robustness of the algorithm.

Key words Cyclostationarity, Adaptive beamforming, Array signal processing

吕泽均: 男, 1966年生, 工程师, 博士生, 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, 主要研究方向为雷达和通信信号处理及应用。
南建设: 男, 1954年生, 高级工程师, 信息产业部电子十所副总工程师, 主要从事信息融合和系统总体的研究、指导工作。