

Alpha 稳定分布噪声下广义恒模 算法收敛性能的研究

唐 洪, 邱天爽

(大连理工大学电子与信息工程学院, 辽宁大连 116024)

摘 要: 以 alpha 稳定分布过程为噪声模型, 依据分数低阶统计量理论提出了广义恒模算法, 分析了广义恒模算法在干扰和加性 alpha 稳定分布噪声下的收敛特性. 研究表明, 广义恒模算法的收敛行为由接收信号的初始增益和信干比等条件确定, 并由此可以对收敛过程作出预测和控制. 利用计算机仿真验证了广义恒模算法的这种特性.

关键词: alpha 稳定分布; 恒模算法 (CMA); 盲波束形成

中图分类号: TN911. 72 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2009) 01-0118-04

Convergence Properties of the GCMA in Alpha Stable Noise Environment

TANG Hong, QIU Tian shuang

(School of Electronic and Information Engineering, Dalian University of Technology, Dalian, Liaoning 116024, China)

Abstract: This paper introduces alpha stable distribution as additive noise model and generalizes the constant modulus algorithm (CMA). An analytic study of the convergence properties of the generalized CMA (GCMA) is presented. It is shown that the convergence behavior can be predicted and controlled by the combination of initial gains and SIR (Signal Interference Ratio). The special properties of the GCMA are verified by computer simulations.

Key words: alpha stable distribution; constant modulus algorithm; blind beamforming

1 引言

恒模信号是一类非常重要的通信信号, 尤其在 CDMA 通信系统中, 绝大多数信号都具有恒模特性. 但是, 恒模信号的包络在传输过程中常常被各种干扰和噪声扭曲, 从而导致码间干扰, 并在接收端引起很高的误码率. 恒模算法能在没有训练序列的情况下, 利用信号的恒包络特性恢复出期望信号, 克服由干扰和噪声引起的码间干扰^[1-4].

一般地, 人们用高斯分布作为加性噪声模型. 因为高斯假设常常使得信号模型是线性的, 并且模型的解存在封闭的解析表达式. 但是近年来的研究发现^[5,6], 无线通信中的噪声常常表现出非高斯性, 并伴有显著的短时大幅度脉冲. 比如, 多用户干扰, 大气噪声 (雷暴、闪电等), 汽车发动机的放电, 以及其它自然的或人为的电磁噪声. 研究表明几何拖尾的概率密度函数比高斯概率密度函数能更准确地模拟这些噪声. 由此开发的各种信号检测和估计算法也将具有更高的韧性. 以美国南加州大

学 Nikiass 教授为代表的研究者在充分研究各种随机过程模型后, 发现 alpha 稳定分布过程是模拟这些噪声最具潜力的模型之一^[7,8].

2 Alpha 稳定分布相关性质

Alpha 稳定分布具有广泛的代表性, 而且具有一些良好的甚至唯一的性质. 比如: (1) 满足广义中心极限定理, 如果独立同分布随机变量和的极限存在, 那么这个和的极限是一个稳定分布; (2) 服从稳定性, 独立同分布的 alpha 稳定分布变量的线性组合仍然是 alpha 稳定分布的, 且分布参数保持一致. Alpha 稳定分布的特征函数请看参考文献 [8]. Alpha 稳定分布与高斯分布的一个重要区别在于前者不具有 α 阶及以上各阶统计量.

定理 1 位置参数为 0 的 alpha 稳定随机变量 X 的分数低阶矩 (fractional lower order moments, FLOMs) 可以表示为

$$E|X|^p = C(p, \alpha) \nu^{p/\alpha}, \quad 0 < p < \alpha \quad (1)$$

其中, $C(p, \alpha) = 2^{p+1} \times \Gamma((p+1)/2) \times \Gamma(1-p/\alpha) \times 1/$

$(\alpha\sqrt{\pi}\Gamma(-p/2))$, $\Gamma(\cdot)$ 表示伽马函数. 定理 1 的证明参见文献[8]. 如果 X_1, \dots, X_n 是独立的对称 alpha 稳定分布随机变量, 当 $0 < p_1 + \dots + p_n < \alpha$ 时, 有

$$E(|X_1|^{p_1} \dots |X_n|^{p_n}) < \infty \quad (2)$$

3 算法提出

设 d 个独立的恒模信号被具有 m 个阵元的天线阵列接收, 接收信号表示为

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

其中 $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_m]^T$ 是 $m \times 1$ 的接收信号向量, \mathbf{A} 是 $m \times d$ 的阵列响应矩阵, $\mathbf{s} = [s_1, s_2, \dots, s_d]^T$ 是 $d \times 1$ 的信号向量, 每个信号源 s_i ($i = 1, \dots, d$) 具有恒模特性, $\mathbf{v} = [v_1, v_2, \dots, v_m]^T$ 是噪声向量, v_i ($i = 1, \dots, m$) 是具有相同特征指数的对称复 alpha 稳定过程. 为了方便分析, 假设接收天线阵列为均匀线性阵列, 则 $\mathbf{A} = [\mathbf{a}(\omega_1), \mathbf{a}(\omega_2), \dots, \mathbf{a}(\omega_d)]$, 其中, $\mathbf{a}(\omega_i) = [1, e^{-j\phi_i}, \dots, e^{-j(m-1)\phi_i}]^T$, $\phi_i = 2\pi(\Delta l/\lambda) \times \sin(\theta_i)$ ($i = 1, \dots, d$). θ_i 为各用户信号的波达方向, Δl 为阵元间隔, λ 是载波波长. 阵列输出为

$$y = \mathbf{w}^H \mathbf{x} = \sum_{i=1}^d \mathbf{w}^H \mathbf{a}(\omega_i) s_i + \mathbf{w}^H \mathbf{v} \quad (4)$$

其中, $\mathbf{w} = [w_1, w_2, \dots, w_m]^T$ 是复数权向量. 恒模阵列的最终目的就是找到恰当的 \mathbf{w} 使主波束指向某个具有恒模特性的入射信号.

观察式(4), 阵列输出 y 是信号源的线性组合与一个复 alpha 稳定过程的和. 可见 y 的 α 阶及以上各阶统计量是不存在的, 但是它的 p ($p < \alpha$) 阶统计量是存在的[8], 结合式(2)定义广义恒模算法的代价函数

$$J(\mathbf{w}) = E\{\|\mathbf{w}^H \mathbf{x}\|^q - \delta\}^p, \quad q \cdot p < \alpha \quad (5)$$

这里 δ 为阵列输出端期望信号的幅值. 在高斯噪声情况下可选取 $q = 2$ 和 $p = 2$, 称为(2, 2)型算法, 利用了阵列输出的 4 阶矩. 根据式(2), 在稳定分布噪声下必须使 $q \cdot p < \alpha$, 式(5)才有意义. 采用随机梯度下降法求解式(5)中的 \mathbf{w} , 得到

$$\mathbf{w}(k+1) = \mathbf{w}(k) - \mu \nabla J(\mathbf{w}(k)) \quad (6)$$

在式(5)中相对于 \mathbf{w} 求导, 得到代价函数在 k 时刻的梯度 $\nabla J(\mathbf{w}(k))$, 并以瞬时梯度代替梯度期望

$$\nabla J(\mathbf{w}(k)) = \frac{\partial J(\mathbf{w}(k))}{\partial \mathbf{w}^*(k)} = \|y(k)\|^{q-1} \frac{y(k)}{\|y(k)\|} \mathbf{x}(k) \quad (7)$$

为了简化分析, 本文特别地取 $p = 2, q < \alpha/2$.

$\nabla J(\mathbf{w}(k)) = (\|y(k)\|^{q-2} - \delta) \|y(k)\|^{q-2} y(k) \mathbf{x}(k)$ (8)
于是得到权向量的迭代求解方程

$$e(k) = (\|y(k)\|^{q-2} - \delta) \|y(k)\|^{q-2} y(k) \quad (9a)$$

$$\mathbf{w}(k+1) = \mathbf{w}(k) - \mu \mathbf{x}(k) e^*(k) \quad (9b)$$

μ 是步长. 若取 $q = 2$, 则式(9a)退化为

$$e(k) = (\|y(k)\|^2 - \delta) y(k) \quad (10)$$

显然, 当 $p = 2$ 且 $q = 2$ 时, 式(8)为(2, 2)型算法. 这表明, (p, q) 型算法为(2, 2)型算法的广义化, 而(2, 2)型算法为 (p, q) 型算法的一个特例.

式(9)与我们熟悉的 IMS 自适应算法比较, 发现权向量更新公式完全一样. 唯一不同在于期望信号. 在恒模算法中, 期望信号是信号的恒包络 δ ; 在 IMS 算法中, 期望信号是收发双方已知的训练序列.

4 广义恒模算法增益过程的分析

4.1 模型的建立

高斯噪声下恒模算法的收敛性能在文献[2]中得到了充分研究. 本节采用一个由正弦信号组成的简单模型来研究广义恒模算法的收敛特性.

假定信号源 s_i ($i = 1, \dots, d$) 具有零均值, 并且互不相关. 噪声 v_i 与信号源 s_i 也不相关. 假定只有两个信号源, 第一个阵元的接收信号表示为

$$x_1(k) = A_1 e^{j(\omega_1 k + \varphi_1)} + A_2 e^{j(\omega_2 k + \varphi_2)} \quad (11)$$

这里 A_i ($i = 1, 2$) 表示信号的幅度, 初始相位 φ_i 服从区间 $(-\pi, \pi]$ 上的均匀分布. 于是阵列的输出可以表达为

$$y(k) = u_1 A_1 e^{j(k\omega_1 + \varphi_1)} + u_2 A_2 e^{j(k\omega_2 + \varphi_2)} \quad (12)$$

这里 u_i ($i = 1, 2$) 表示阵列对第 i 个信号的增益. 根据线性阵列的假设, u_i 可以表达为

$$u_i = \mathbf{a}^H(\omega_i) \mathbf{w} \quad (13)$$

若第 1 个信号是目标信号, 那么阵列在达到稳定时, 有 $|u_1 A_1| = 1$ 和 $|u_2 A_2| = 0$. 对式(9b)取数学期望

$$E(\mathbf{w}(k+1)) = \{\mathbf{I} - \mu \mathbf{H}(k)\} E(\mathbf{w}(k)) \quad (14a)$$

其中

$$\mathbf{H}(k) = (\|y(k)\|^{q-1} - \delta) \|y(k)\|^{q-2} \mathbf{x}^H(k) \mathbf{x}(k) \quad (14b)$$

这里 \mathbf{I} 是 2×2 的单位矩阵. $\mathbf{H}(k)$ 是一个 2×2 的矩阵, 考虑到迭代步长 μ 是一个小的数, 可以认为 $\mathbf{H}(k)$ 与 μ 不相关. 这里假定了 $\delta = 1$. $\mathbf{H}(k)$ 的第 (l, r) 个元素可以表达为: $H_{l,r} = (P^{q-1} - P^{(q-2)/2}) x_l^H(k) x_r(k)$ (15)
进一步地表示为

$$H_{l,r} = P^{q/2} (1 - P^{-1}) \left[A_1^2 e^{j(l-r)\omega_1} + A_2^2 e^{j(l-r)\omega_2} \right] + P^{(q/2)-2} \left[\frac{q}{2} P - \frac{q}{2} + 1 \right] \cdot A_1^2 A_2^2 \left[u_1 u_2^* e^{j(l\omega_1 - r\omega_2)} + u_1^* u_2 e^{j(l\omega_2 - r\omega_1)} \right] \quad (16)$$

其中, $P = A_1^2 |u_1|^2 + A_2^2 |u_2|^2$. 从式(14b)到式(16)的推导利用了广义二项式定理. 当 $q = 2$ 时, 式(16)恰好与文献[2]中的一致. $\mathbf{H}(k)$ 可以重写为

$$\mathbf{H} = [\mathbf{a}(\omega_1) \quad \mathbf{a}(\omega_2)] \mathbf{Q}(k) \begin{bmatrix} \mathbf{a}^H(\omega_1) \\ \mathbf{a}^H(\omega_2) \end{bmatrix} \quad (17)$$

其中: $\mathbf{Q} = \begin{bmatrix} q_{11} & q_{12} \\ q_{21} & q_{22} \end{bmatrix}$

$$q_{11} = P^{q/2} (1 - P^{-1}) A_1^2 \quad (18a)$$

$$q_{12} = P^{(q/2)-2} \left[\frac{q}{2} P - \frac{q}{2} + 1 \right] A_1^2 A_2^2 u_1 u_2^* \quad (18b)$$

$$q_{21} = P^{(q/2)-2} \left[\frac{q}{2} P - \frac{q}{2} + 1 \right] A_1^2 A_2^2 u_1^* u_2 \quad (18c)$$

$$q_{22} = P^{q/2} (1 - P^{-1}) A_2^2 \quad (18d)$$

于是, 式(14a)可以整理为

$$E(\mathbf{w}(k+1)) = \left\{ \mathbf{I} - \mu \begin{bmatrix} \mathbf{a}^H(\omega_1) & \mathbf{a}^H(\omega_2) \end{bmatrix} \mathbf{Q} \begin{bmatrix} \mathbf{a}^H(\omega_1) \\ \mathbf{a}^H(\omega_2) \end{bmatrix} \right\} E(\mathbf{w}(k)) \quad (19)$$

结合式(13), 式(19)可以表示为

$$E(\mathbf{w}(k+1)) = E(\mathbf{w}(k)) - \mu \begin{bmatrix} \mathbf{a}^H(\omega_1) & \mathbf{a}^H(\omega_2) \end{bmatrix} \mathbf{Q} \begin{bmatrix} u_1(k) \\ u_2(k) \end{bmatrix} \quad (20)$$

在式(20)左乘 $\mathbf{a}^H(\omega_i)$, 定义 $u_i(k+1) = \mathbf{a}^H(\omega_i) E(\mathbf{w}(k+1))$, 得到

$$u_i(k+1) = u_i(k) - \mu \mathbf{a}^H(\omega_i) \begin{bmatrix} \mathbf{a}^H(\omega_1) & \mathbf{a}^H(\omega_2) \end{bmatrix} \mathbf{Q} \begin{bmatrix} u_1(k) \\ u_2(k) \end{bmatrix} \quad (21)$$

假设 $\mathbf{a}(\omega_i)$ 和 $\mathbf{a}(\omega_j)$ ($i \neq j$) 是正交的, 存在

$$\mathbf{a}^H(\omega_i) \mathbf{a}(\omega_i) = m, \quad \mathbf{a}^H(\omega_i) \mathbf{a}(\omega_j) = 0 \quad (22)$$

于是, 式(21)表示为

$$u_1(k+1) = u_1(k) - \mu \begin{bmatrix} m & 0 \end{bmatrix} \mathbf{Q} \begin{bmatrix} u_1(k) \\ u_2(k) \end{bmatrix} \quad (23)$$

$$\text{同理, } u_2(k+1) = u_2(k) - \mu \begin{bmatrix} 0 & m \end{bmatrix} \mathbf{Q} \begin{bmatrix} u_1(k) \\ u_2(k) \end{bmatrix} \quad (24)$$

结合式(23)和式(24)得到,

$$\begin{bmatrix} u_1(k+1) \\ u_2(k+1) \end{bmatrix} = \left\{ \mathbf{I} - \mu m \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \mathbf{Q} \right\} \begin{bmatrix} u_1(k) \\ u_2(k) \end{bmatrix} \quad (25)$$

从式(25)可以看出, 算法的增益是一个非线性过程, $u_1(k)$ 和 $u_2(k)$ 之间互有耦合作用。下面通过矩阵转换解开耦合。注意到如下的转换关系,

$$\begin{bmatrix} 1 - \mu m q_{11} & -\mu m q_{12} \\ -\mu m q_{21} & 1 - \mu m q_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_1(k) \\ u_2(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} z_1 & 0 \\ 0 & z_2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_1(k) \\ u_2(k) \end{bmatrix} \quad (26)$$

其中: $z_1 = 1 - \mu m A_1^2$

$$\cdot \left[P^{q/2} (1 - P^{-1}) + P^{(q/2)-2} \left[\frac{q}{2} P - \frac{q}{2} + 1 \right] A_2^2 |u_2|^2 \right]$$

$$z_2 = 1 - \mu m A_2^2$$

$$\cdot \left[P^{q/2} (1 - P^{-1}) + P^{(q/2)-2} \left[\frac{q}{2} P - \frac{q}{2} + 1 \right] A_1^2 |u_1|^2 \right]$$

在式(26)中 $u_1(k)$ 和 $u_2(k)$ 之间的耦合解开了。定义

$$v_1(k) = u_1(k) A_1, \quad v_2(k) = u_2(k) A_2 \quad (27)$$

表示信号在输出端幅度的增益过程。定义 $G = |v_1(k)|^2 + |v_2(k)|^2$ 。于是式(25)转换为

$$v_1(k+1) = \left\{ 1 - \mu m A_1^2 \left[g_1 + g_2 |v_2(k)|^2 \right] \right\} v_1(k) \quad (28a)$$

$$v_2(k+1) = \left\{ 1 - \mu m A_2^2 \left[g_1 + g_2 |v_1(k)|^2 \right] \right\} v_2(k) \quad (28b)$$

其中: $g_1 = G^{q/2} (1 - G^{-1})$, $g_2 = G^{(q/2)-2} \left[\frac{q}{2} G - \frac{q}{2} + 1 \right]$

式(28)刻画了恒模算法增益的平均行为。当 $q = 2$ 时, 式(28)恰好与文献[2]中幅度增益过程一致, 即

$$v_1(k+1) = \left\{ 1 - \mu m A_1^2 \left[|v_1(k)|^2 + 2|v_2(k)|^2 - 1 \right] \right\} v_1(k) \quad (29a)$$

$$v_2(k+1) = \left\{ 1 - \mu m A_2^2 \left[2|v_1(k)|^2 + |v_2(k)|^2 - 1 \right] \right\} v_2(k) \quad (29b)$$

所以式(29)只是式(28)的一个特例, 而式(28)则为式(29)的推广。文献[2]对式(29)的增益特性做了详细描述, 本文将按照相同的方式来阐述广义恒模算法在 α -稳定分布噪声下的平均增益过程。

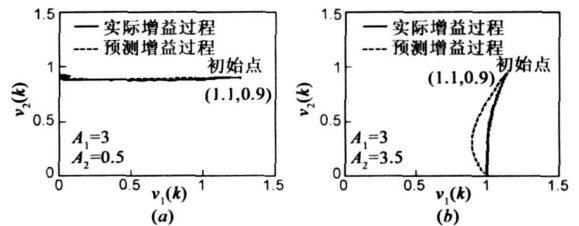


图1 预测增益过程与实际增益过程

4.2 模型验证

为了验证模型的有效性, 假设阵元数 $m = 10$, $\mu m = 0.003$, $\alpha = 1.8$ (α -稳定分布的特征参数), $\gamma = 0.1$ (分散系数), $q = 0.8$, $\theta_1 = 10^\circ$, $\theta_2 = 20^\circ$, 权向量初始化为

$$\mathbf{w}(0) = v_1(0) \mathbf{a}(\omega_1) + v_2(0) \mathbf{a}(\omega_2)$$

$$= \frac{u_1(0)}{A_1 m} \mathbf{a}(\omega_1) + \frac{u_2(0)}{A_2 m} \mathbf{a}(\omega_2) \quad (30)$$

式(30)表示在信号1和信号2上的初始增益分别为 $v_1(0)$ 和 $v_2(0)$ 。以 $v_1(0) = 1.1$ 和 $v_2(0) = 0.9$ 为例, 图1表示了两种不同情况下 $(v_1(k), v_2(k))$ 在 (v_1, v_2) 平面上的实际增益过程(实线)和式(28)的变化过程(划线)。图1(a)中 $A_1 = 3$ 且 $A_2 = 0.5$, 算法收敛到信号2抑制了信号1。图1(b)中 $A_1 = 3$ 且 $A_2 = 3.5$, 算法收敛到信号1, 抑制了信号2。从图1可以看出, 式(28)的变化过程与实际增益过程是非常一致的, 即式(28)能预测出算法最终收敛到哪一个信号。

4.3 广义恒模算法的收敛边界

观察式(28)可发现, 恒模算法的收敛行为只与初始增益 $v_i(0)$ 和信号功率 $|A_i|^2$ 有关。因此, 当两个功率相同的信号即 $|A_1| = |A_2|$ 时, 初始增益 $v_i(0)$ 在 (v_1, v_2) 平面上确定了恒模算法收敛特性的区域。只要 $v_i(k)$ 满足

$$g_1 + g_2 |v_2(k)|^2 > 0 \quad (31)$$

$v_1(k)$ 将减小; 相反, 如果 $v_1(k)$ 使式(31)小于 0, $v_1(k)$ 将增加。所以, 确定 $v_1(k)$ 增加还是减小的边界表示为

$$f(v_1(k), v_2(k)) = g_1 + g_2 |v_2(k)|^2 \quad (32)$$

比如当 $q = 0.8$ 时, 式(32)确定的边界如图 2 的点线所示。初始点在边界内时, $v_1(k)$ 增加; 初始点在边界外时, $v_1(k)$ 减小。同理 $v_2(k)$ 也有这样一个边界(另一条点线)。这两个边界把 (v_1, v_2) 平面划分成不同的区域, 如图 2 所示。在不同的区域里, 恒模算法有不同的收敛行为。比如, 若初始点 $(v_1(0), v_2(0))$ 在 A 区, 随着式(11)的迭代进行, 点 $(v_1(k), v_2(k))$ 的轨迹会穿过 A 区到 B 区, 并收敛到 $(1, 0)$ 点; 如果初始点在 B 区, $v_1(k)$ 会增加, $v_2(k)$ 会减小, 点 $(v_1(k), v_2(k))$ 的轨迹会收敛到 $(1, 0)$ 点; 如果初始点在 C 区, $v_1(k)$ 和 $v_2(k)$ 先减小, 到达 B 区后, $v_1(k)$ 增加, $v_2(k)$ 减小, $(v_1(k), v_2(k))$ 会收敛到 $(1, 0)$ 点。以 A 区内一个初始点 $(0.4, 0.2)$ 为例, 信号 1 和信号 2 的增益随着快拍数的变化如图 3 所示。可见, 信号 1 的增益逐渐增加到 1, 信号 2 的增益逐渐减小到 0, 最终信号 2 被完全抑制。对于两个功率相同的信号, 对角直线下方的初始点会收敛到 $(1, 0)$ 点, 如图 2 中 A 区、B 区、C 区内的点; 对角线上方的初始点会收敛到 $(0, 1)$ 点, 比如图 2 中 D 区、E 区、F 区内的点。这样, 我们可以通过预设初始增益来控制恒模算法收敛到期望信号而抑制干扰, 或者根据接收信号的信干比和初始条件来预测恒模算法的输出。可见, 式(28)对分析恒模算法的收敛行为是非常有意义的。

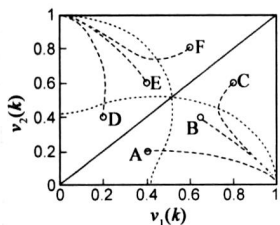


图2 信号 s_1 和信号 s_2 的收敛区域划分

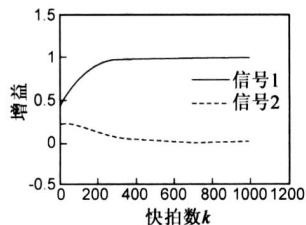


图3 初始点位于A区内的 $(0.4, 0.2)$ 时, 广义恒模算法的增益过程

5 总结

本文针对无线通信信道中存在脉冲噪声的现象, 引入 alpha 稳定分布为噪声模型, 结合分数低级统计量理论, 推广了现有的恒模代价函数, 得到了广义恒模算法。分析了广义恒模算法的收敛行为, 把恒模算法的增益过程统一在新模型当中。从分析中得到结论: 广义恒模算法的收敛行为与接收信号的信干比和初始增益有关。既可以利用这种特性来预测恒模算法的输出, 也可以利用这种特性来控制恒模算法输出期望的信号。

参考文献:

[1] Shynk J J, Cooch R P. The constant modulus array for cochar

nel signal copy and direction finding[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1996, 44(3): 652-660.

- [2] Treichler J R, Larimore M G. The tone capture properties of CMA based interference suppressors[J]. IEEE Transactions on Acoustic, Speech and Signal Processing, 1985, 33(4): 946-958.
- [3] Lee W, Pichholtz R L. Characteristics and performance of constant modulus adaptive array for wireless digital communications systems[A]. Proceedings of IEEE International Conference on Communications[C]. Seattle, USA: IEEE ICC, 1995. 3: 1510-1514.
- [4] Gooch R, Lundell J. The CM array: an adaptive beamformer for constant modulus signals[A]. Proceedings of IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing[C]. Tokyo, Japan: IEEE ICASSP, 1986. 11: 2523-2526.
- [5] Sanchez M G, Haro L D, Ramon M C, Mansilla A, et al. Impulsive noise measurements and characterization in a UHF digital TV channel[J]. IEEE Transactions on Electromagnetic Compatibility, 1999, 41(2): 124-136.
- [6] Button M D, Gardiner J G, Glover I A. Measurement of the impulsive noise environment for satellite mobile radio systems at 1.5 GHz[J]. IEEE Transaction on Vehicular Technology, 2002, 51(3): 551-560.
- [7] Tsakalides P, Nikiak C L. Robust adaptive beamforming in alpha stable noise environments[A]. Proceedings of IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing[C]. Atlanta, USA: IEEE ICASSP, 1996. 5: 2884-2887.
- [8] Nikiak C L, Shao M. Signal Processing with Alpha Stable Distribution and Application[M]. New York: John Wiley & Sons, Inc, 1995

作者简介:



唐 洪 男, 1977 年生于四川绵阳, 博士, 大连理工大学电子与信息工程学院讲师, 研究兴趣为无线定位、生物医学信号处理等。

E-mail: tanghong@dlut.edu.cn



邱天爽 男, 1954 年生于江苏海门, 博士, 大连理工大学电子与信息工程学院教授、博士生导师。主要研究方向为数字信号处理理论与应用等。

E-mail: qutsh@dlut.edu.cn