

基于复数 ICA 的无线直放站反馈干扰抵消算法

袁江南^{1,2}, 石江宏¹, 陈辉煌¹

(1. 厦门大学 信息科学与技术学院, 福建 厦门 361005; 2. 厦门理工学院, 福建 厦门 361024)

摘要: 为了利用自适应滤波器抵消转发与接收天线间的反馈干扰, 根据卷积型混合与独立分量分析 ICA 解混的原理, 将反馈干扰抵消问题纳入了 ICA 方法的框架中。针对亚高斯复值信号的特点, 依据极小化互信息的准则, 提出了一种基于复数 ICA 的自适应算法, 简要分析了算法收敛的平衡点并据此给出了新的干扰抵消器的结构。计算机仿真结果表明, 相比于 LMS 算法, 所提的算法在反馈信道辨识误差以及输出信号的误差矢量幅度方面有明显的改善。

关键词: 无线直放站; 反馈干扰抵消; 独立分量分析; 自适应滤波器

中图分类号: TN959.6 **文献标识码:** A **文章编号:** 1009-3443(2011)03-0214-06

Complex ICA based adaptive feedback interference cancelling algorithm for wireless repeaters

YUAN Jiang-nan^{1,2}, SHI Jiang-hong¹, CHEN Hui-huang¹

(1. School of Information Science and Technology, Xiamen University, Xiamen 361005, China;
2. Xiamen University of Technology, Xiamen 361024, China)

Abstract: Feedback interference cancelling by using adaptive filters is one of the core technologies of wireless repeaters. The problem was summed up into the framework of ICA in terms of the ICA demixing principle of convolutive mixtures. Aiming at complex signals' subgaussian feature, an adaptive algorithm based on complex ICA was proposed according to minimization of mutual information criterion. The convergence equilibrium point of the proposed algorithm was briefly analyzed and a new structure of interference canceller presented accordingly. Computer simulation demonstrated that the proposed algorithm had obvious performance improvement over conventional LMS in the identification error of feedback path and of the error vector magnitude the output signals.

Key words: independent component analysis; adaptive filters; wireless repeaters; feedback interference cancelling.

作为一种信号中继设备, 无线直放站能够有效地扩大信号的覆盖范围、消除盲区, 并且具备投资少、见效快的特点。无线直放站有 2 根天线, 其中, 一根用于接收信号, 另外一根用于转发。转发天线

的信号会不可避免地泄露至接收天线^[1], 形成反馈环路。为了防止系统自激, 收发天线之间的隔离度必须大于直放站的正向增益。这对天线的安装提出了较高的要求, 同时也限制了直放站的正向增益。自适应干扰抵消技术是解决这一问题比较可行的技术方案。目前, 无线直放站正在经历着从模拟到数字技术的转变, 这也为数字自适应滤波技术的应用提供了条件。带有自适应干扰抵消模块的数字直放站结构如图 1 所示, 干扰抵消模块处于数字下变频和数字上变频模块之间。各射频模块的主要完成频

收稿日期: 2010-08-06.

基金项目: 国家 863 计划资助项目(2007AA01Z267); 福建省重大专项基金资助项目(2009HZ0003-1); 福建省教育厅科技项目(JA10251).

作者简介: 袁江南(1971-), 男, 博士生, 副教授.

联系人: 石江宏, 教授, 博士生导师; 研究方向: 宽带无线通信技术等; E-mail: shjih@xmu.edu.cn.

率变换、滤波、增益控制等。从干扰抵消器设计的角度看,可以将系统抽象为图2所示的结构。转发信号 $x(n)$ 经过滤波器以后生成反馈信号的估计,送至接收端,抵消反馈信号。LMS 算法是自适应滤波器抽头更新常用算法,具有简单、易实现的特点,但是只能利用信号的二阶统计信息,收敛速度较慢,且和收敛精度之间存在矛盾。干扰抵消的问题也可以认为是反馈信道参数的辨识问题。本文从另外一个角度出发,即视接收信号 $d(n)$ 为干扰 $y(n)$ 和有用接收信号 $r(n)$ 的混合,将反馈干扰抵消归结为卷积型混合和 ICA 分离问题。ICA 方法的前提是混合的源信号必须是非高斯信号。通信信号通常是亚高斯的,只有在众多信号相互叠加时才趋于高斯分布^[2],这为 ICA 方法的引入创造了条件。在 ICA 自适应估计过程中,作为信号高斯性的一种度量,峭度和负熵都可以作为代价函数。但是,峭度和负熵计算比较复杂,对于数据的野值比较敏感。互信息是混合信号相互依赖性的一种通用度量,对于各种 ICA 的估计方法提供了一个统一的框架^[3]。采用互信息的方法,可以在不对数据做任何假设的前提下使用 ICA。因此,本文选择互信息作为代价函数,采用极小化互信息的方法得到源信号的估计。

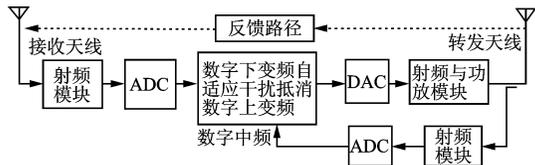


图1 直放站结构示意图

Fig.1 Structure of repeaters

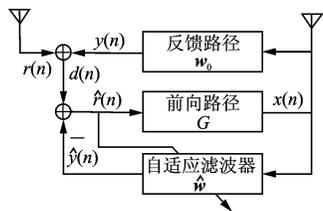


图2 反馈干扰抵消器的结构

Fig.2 Structure of feedback interference canceller

1 卷积型混合的 ICA 分离

独立分量分析技术是近年来国际信号处理领域的研究热点之一,广泛应用于语音处理、生物医学工程、图像处理、通信工程等领域。文献报道上一般将法国学者 Herault 和 Jutten 等人于 1986 年和 1991 年首次提出的基于神经网络模型和 Hebb 学习算法

的时空自适应信号处理,以及混合信号盲分离作为 ICA 方法的起始。此后,各国科学家提出了一系列基于信息论准则的迭代估计方法和基于统计学的代数方法,将 ICA 技术推向深入。有代表性的批处理算法包括 Cardoso 提出的 JADE 算法、Hyvärinen 提出的实用化的固定点快速算法 FastICA。在 ICA 自适应算法中, Bell 和 Sejnowski 等人提出了基于随机梯度下降的最大熵算法, Amari 提出了自然梯度学习算法,对随机梯度法进行了改进。

独立分量分析可以在不知接收信号混叠参数的情况下,仅仅根据输入源信号的一些基本统计特征(统计独立和非高斯分布),由观测信号恢复出源信号。假设有 n 个观测值,标记为 $x_i(t)$, ($i = 1, \dots, n$),是 n 个统计独立的源信号 $s_i(t)$, ($i = 1, \dots, n$) 的线性混合。令 $x(t) = (x_1(t) \dots x_n(t))^T$, $s(t) = (s_1(t) \dots s_n(t))^T$, 矩阵 A 为未知的混合矩阵。假设没有加性噪声的影响,混合模型可以描述为:

$$x(t) = As(t). \tag{1}$$

按照某种准则构建一个函数来度量 $\hat{s}(t)$ 的各分量 $\hat{s}_i(t)$ 之间的统计独立性,并使之最大化。可以在混合矩阵 A 和独立源变量 $s(t)$ 都未知的情况下,寻找一个解混矩阵 B ,并且得到 $s(t)$ 的估计 $\hat{s}(t)$,即 $\hat{s}(t) = Bx(t) = BAs(t)$ 。这就是 ICA 算法的基本原理。

一般的 ICA 问题其源信号的分量和混合矩阵的元素均为标量,这样的混合称为瞬时型混合。而现实中的很多问题是信号首先经过一个冲激响应未知的线性系统,然后再与另外一个信号混合,又称为卷积型混合。二通道卷积混合示意图,如图3(a)所示。

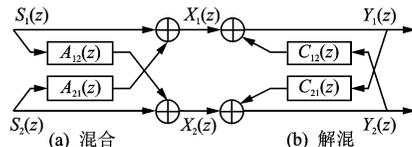


图3 卷积型混合与解混

Fig.3 Convolutional mixing and demixing

卷积型混合的域模型如下:

$$x_j(z) = \sum_{i=1}^N A_{ij}(z) s_i(z), \tag{2}$$

$$A_{ij}(z) = a_{ij}(p)z^{-p} + a_{ij}(p-1)z^{-p+1} + \dots + a_{ij}(1)z^{-1} + a_{ij}(0) = \sum_{k=0}^p a_{ij}(k)z^{-k}. \tag{3}$$

也可以用矩阵表示为:

$$\left. \begin{aligned} X(z) &= A(z)S(z), \\ X(z) &= (X_1(z) \ X_2(z))^T. \end{aligned} \right\} \quad (4)$$

式中:

$$\begin{aligned} S(z) &= (S_1(z) \ S_2(z))^T, \\ A(z) &= \begin{bmatrix} 1 & A_{21}(z) \\ A_{12}(z) & 1 \end{bmatrix}. \end{aligned}$$

在反馈干扰问题中, 设 S_2 为接收天线信号, S_1 为转发天线信号。 $A_{21} = 0, A_{12}$ 为待辨识的信道响应, S_1 与 A_{12} 卷积以后形成反馈干扰与 S_2 混合后一起被接收, 恰好与卷积型混合模型相吻合。

卷积型混合的解混结构具有前馈和图 3(b) 所示的反馈结构两种。设在图 3 中, 以 $B(z)$ 代表解混矩阵, 解混部分可以表示为:

$$\begin{cases} Y_1(z) = X_1(z) - C_{21}(z)Y_2(z), \\ Y_2(z) = X_2(z) - C_{12}(z)Y_1(z). \end{cases}$$

即

$$Y(z) = B(z)X(z) = [I + C(z)]^{-1}X(z), \quad (5)$$

将式(4)代入式(5), 易知当 $\begin{cases} C_{12}(z) = A_{21}(z) \\ C_{21}(z) = A_{12}(z) \end{cases}$ 时, $Y(z) = S(z)$, 实现了良好的分离。可见, 自适应干扰抵消过程可以用卷积混合 ICA 分离模型来描述。其中, 转发信号在模型中同时作为信号源变量和观测变量。在 ICA 中, 源信号 $S(z)$ 和混合矩阵 $A(z)$ 都是未知的, 对 $S(z)$ 乘以任意一个非零标量都可以通过对 $A(z)$ 按列除以该标量得到相同的混合结果。因此, 解混结果通常会得到一个与源信号相差一个比例因子的信号, 最终的解混矩阵中的 1, 通常用一个常数因子 b 表示。

2 自适应算法的导出

2.1 系统模型

在直放站反馈干扰抵消系统中, 设 $x(n), w_0^T, y(n)$ 分别表示转发信号、反馈信道冲激响应, 反馈干扰信号。假设信号均值都为 0, 则有:

$$y(n) = w_0^T x(n), \quad (6)$$

式中: $w_0, x(n)$ 定义如下:

$$w_0 = (w_0 \ w_1 \ \dots \ w_{m-1})^T,$$

$$x(n) = (x(n) \ x(n-1) \ \dots \ x(n-m+1))^T.$$

设 $r(n)$ 为接收的有用信号, 接收端的观察信号 $d(n)$ 为:

$$d(n) = y(n) + r(n). \quad (7)$$

综合式(6)(7), 视 $x(n)$ 同时为源信号和混合信号, 得到:

$$\begin{pmatrix} x(n) \\ d(n) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} I & 0 \\ w_0^T & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x(n) \\ r(n) \end{pmatrix}, \quad (8)$$

式(8)是式(4)的时域表示。

设解混矩阵为 $W, W = \begin{pmatrix} I & 0 \\ w^T & b \end{pmatrix}$, 解混模型为:

$$\begin{pmatrix} x(n) \\ \hat{r}(n) \end{pmatrix} = W \begin{pmatrix} x(n) \\ d(n) \end{pmatrix}, \quad (9)$$

式中: $\hat{w} = (\hat{w}_0 \ \hat{w}_1 \ \dots \ \hat{w}_{m-1})^T$ 是信道响应 w_0 的估计; $\hat{r}(n) = \hat{w}^T x(n) + b d(n)$ 是接收信号 $r(n)$ 的估计。

2.2 自适应规则

ICA 通常和自适应算法相结合以逐步迭代得到源信号和混合矩阵的估计。自适应算法要求首先确定一个代价函数并求得其相对于目标变量的梯度, 随后采用梯度下降等优化算法去调节目标变量, 逐步迭代寻找代价函数的极值点和目标变量的估计值。

在 ICA 方法中, 可以使用描述信号的非高斯性的量, 例如峭度、负熵等作为代价函数。另一种方法是从极大化输出信号各分量之间的统计独立性的角度出发导出代价函数。起源于信息论的互信息是混合信号相互依赖性的一种通用度量。互信息对于各种 ICA 的估计方法提供了一个统一的框架。采用互信息的方法, 可以在不对数据做任何假设的前提下使用 ICA 方法。极小化解混输出信号之间的互信息可以解释为给出独立性最大的成分^[4]。

随机变量的互信息定义为随机变量的联合概率密度函数与其边缘概率密度函数之间的 Kullback Leibler 距离,

$$I(X, Y) = E_{p(x,y)} \lg \frac{p(X, Y)}{P(X)P(Y)}. \quad (10)$$

互信息和随机变量的熵之间存在着联系。为简洁起见, 省略变量的序号 n , 互信息和熵的关系可以表示为:

$$I(x, \hat{r}) = H(x) + H(\hat{r}) - H(x, \hat{r}), \quad (11)$$

式中: $H(x), H(\hat{r}), H(x, \hat{r})$ 分别表示各变量的熵、联合熵。

$|b|$ 即是解混矩阵 W 的行列式的绝对值, 因此有^[5]

$$H(x, \hat{r}) = H(x, d) + \lg |b|, \quad (12)$$

代入式(11), 得到

$$H(x, \hat{r}) = H(x) + H(\hat{r}) - H(x, d) - \lg |b|, \quad (13)$$

式中 x, r, d 已经确定。在解混的过程中, 因子 b 是不

断变化的,只有 $H(\hat{r})$ 和 $\lg|b|$ 是变量,因此将代价函数设为:

$$J(\hat{\mathbf{w}}, b) = H(\hat{r}) - \lg|b| \quad (14)$$

代价函数对 \mathbf{W} 的梯度为:

$$\frac{\partial J}{\partial \mathbf{W}} = \begin{pmatrix} \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \frac{\partial J}{\partial \hat{\mathbf{w}}^T} & \frac{\partial J}{\partial b} \end{pmatrix}, \quad (15)$$

式中:

$$\frac{\partial J}{\partial \hat{\mathbf{w}}^T} = \frac{\partial H(\hat{r})}{\partial \hat{\mathbf{w}}^T} = \frac{\partial E[-\lg p_{\hat{r}}(\hat{r})]}{\partial \hat{\mathbf{w}}^T} = E[\mathbf{x}^T(n) \varphi(\hat{r}(n))], \quad (16)$$

$$\frac{\partial J}{\partial b} = E[d(n) \varphi(\hat{r}(n))] - \frac{1}{b}, \quad (17)$$

$$\varphi(z) = -\frac{d \lg p_{\hat{r}}(z)}{dz} = -\frac{p'_{\hat{r}}(z)}{p_{\hat{r}}(z)}. \quad (18)$$

A mari 指出,如果参数空间具有黎曼结构,则最速下降方向并非通常意义下的梯度,而是自然梯度^[6]. Cardoso 从相对梯度的观点出发,也得到了类似的结论.因此,将梯度算法改为自然梯度算法:

$$\frac{\partial J}{\partial \mathbf{W}} \mathbf{W}^T \mathbf{W} = \begin{pmatrix} \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \phi(\mathbf{x}, \hat{r}) & E[\hat{r} \varphi(\hat{r})] b - b \end{pmatrix}, \quad (19)$$

式中, $\phi(\mathbf{x}, \hat{r})$ 的推导过程如下:

$$\begin{aligned} \phi(\mathbf{x}, \hat{r}) &= \frac{\partial J}{\partial \hat{\mathbf{w}}^T} + \frac{\partial J}{\partial \hat{\mathbf{w}}^T} \hat{\mathbf{w}}^T + \frac{\partial J}{\partial b} b \hat{\mathbf{w}}^T = E[\mathbf{x}^T \varphi(\hat{r})] + \\ &E[\mathbf{x}^T \hat{\mathbf{w}} \varphi(\hat{r})] \hat{\mathbf{w}}^T + (E[d \varphi(\hat{r})] - \frac{1}{b}) b \hat{\mathbf{w}}^T = \\ &E[\mathbf{x}^T \varphi(\hat{r})] + E[\mathbf{x}^T \hat{\mathbf{w}} \varphi(\hat{r})] \hat{\mathbf{w}}^T + E[bd \varphi(\hat{r})] \hat{\mathbf{w}}^T - \\ &\hat{\mathbf{w}}^T = E[\mathbf{x}^T \varphi(\hat{r})] + E[\hat{r} \varphi(\hat{r})] \hat{\mathbf{w}}^T - \hat{\mathbf{w}}^T. \end{aligned}$$

将期望值用瞬时值代替,得到自适应算法:

$$\hat{\mathbf{w}}(n+1) = \hat{\mathbf{w}}(n) + \mu_1 [1 - \varphi(\hat{r}(n)) \hat{r}(n)] \hat{\mathbf{w}} - \varphi(\hat{r}(n)) \mathbf{x}(n), \quad (20)$$

$$b(n+1) = b(n) + \mu_2 [1 - \varphi(\hat{r}(n)) \hat{r}(n)] b(n), \quad (21)$$

式中, μ_1, μ_2 为自适应调节系数.

在平衡点上,对式(20)(21)取期望,设 $\bar{\hat{\mathbf{w}}}(n), \bar{b}(n)$ 分别为平衡点,可得^[7]

$$\bar{\hat{\mathbf{w}}}(n+1) = \bar{\hat{\mathbf{w}}}(n) + \mu_1 (E[1 - \varphi(\hat{r}(n)) \hat{r}(n)] \bar{\hat{\mathbf{w}}} - E[\varphi(\hat{r}(n)) \mathbf{x}(n)]), \quad (22)$$

$$\bar{b}(n+1) = \bar{b}(n) + \mu_2 E[1 - \varphi(\hat{r}(n)) \hat{r}(n)] \bar{b}(n). \quad (23)$$

令 $\bar{b}(n) = b_0$, 则 $\bar{\hat{\mathbf{w}}}(n) = -b_0 \mathbf{w}_0$, 得到 $r(n)$ 的估计,

$$\hat{r}(n) = b_0 (d(n) + \mathbf{w}_0^T \mathbf{x}(n)) = b_0 r(n). \quad (24)$$

与真实值 $r(n)$ 差了一个比例常数.由式(22)(23)知 $E[1 - \varphi(\hat{r}(n)) \hat{r}(n)] = 0$ 是算法到达平衡的条件,平衡点 b_0 的由式(25)确定.

$$E[\varphi(b_0 r(n)) r(n)] = 1/b_0. \quad (25)$$

在 $b(n)$ 达到平衡点后,式(22)的右边自适应调节部分第一项也将趋于0,由 $r(n)$ 与 $\mathbf{x}(n)$ 的独立性假设,可以得到

$$\begin{aligned} E[\varphi(\hat{r}(n)) \mathbf{x}(n)] &= E[\varphi(b_0 r(n)) \mathbf{x}(n)] = \\ &E[\varphi(b_0 r(n))] E[\mathbf{x}(n)] = 0. \end{aligned} \quad (26)$$

根据算法的要求,得到新的自适应干扰抵消的结构如图4所示.式(20)(21)同时要要进行自适应调节,算法主要以乘法为主,复杂性为 $O(M)$,所需乘法器为 LMS 算法的 2 倍以上.直接计算非线性函数 $\varphi(z)$ 较为困难,可以采用查表的方式实现.

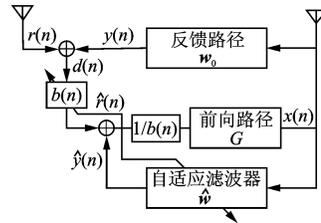


图4 新的干扰抵消器结构

Fig. 4 New structure of interference canceller

2.3 复非线性函数的构造

严格地说,式(18)的非线性函数 $\varphi(z)$ 应该使用 \hat{r} 的概率密度函数 $p_{\hat{r}}(\hat{r})$ 求得. \hat{r} 的概率密度函数属于非参数估计值,通常不容易得到.实践证明,在 ICA 算法中,并不严格要求得到变量的概率密度函数,而是只要根据变量是超高斯还是亚高斯的,选一种非线性函数作为概率密度函数的近似即可.例如,对于超高斯信号,可以选择双曲正切函数 \tanh 作为非线性函数,而对于亚高斯信号,可以选择指数函数 $z - \tanh z$, 或者作为非线性函数. T. W. Lee 提出了一种双曲柯西概率密度函数^[8], 其中的参数改变时,可以适用于超高斯和亚高斯 2 种信号. 双曲柯西概率密度函数定义为:

$$p(z) \propto [\operatorname{sech}^2(z-b) + \operatorname{sech}^2(z+b)]. \quad (27)$$

当 b 在 $0 \sim 2$ 变化时,概率密度函数在超高斯和亚高斯之间变化,由此可得非线性函数为:

$$\begin{aligned} \varphi(z) &= \frac{\partial}{\partial z} [\lg z] = -2 \tanh z + \\ &\tanh(z-b) + \tanh(z+b). \end{aligned} \quad (28)$$

通信信号通常是亚高斯信号,可以取 $b = 2$. 正交调制信号一般采用复数表示,式(20)(21)中的变量都是复数,非线性函数 $\varphi(z)$ 也是复数的.一种自然的想法是将式(28)推广到复数域.但是,当 $z = (k \pm \frac{\pi}{2})i$ 时, $\tanh z$ 没有定义,将出现数值问题无法收敛.为了解决这一问题,本文采用实部和

虚部分离的做法, 分别求实部和虚部的非线性函数, 然后组合成为复非线性函数^[9], 设复变量 x_0 的实部和虚部分别为 z_r, z_i , 则复非线性函数可以写为:

$$\varphi(z) = (-2 \tanh z_r + \tanh(z_r - b) + \tanh(z_{ri} + b)) + jg(-2 \tanh z_i + \tanh(z_i - b) + \tanh(z_i + b)). \quad (29)$$

3 仿真与结果分析

3.1 仿真条件

为了验证算法的性能, 在 MATLAB 环境下进行了仿真。仿真以 LMS 算法为参照, 主要比较了信道冲激响应估计的相对误差 (IRER) 和输出信号星座图的误差矢量幅度 (EVM) 等指标。IRER 的定义如下:

$$IRER = 10 \lg \left(\frac{|\mathbf{w}_0 - \hat{\mathbf{w}}|^2}{|\mathbf{w}_0|^2} \right), \quad (30)$$

式中: \mathbf{w}_0 是信道的冲激响应, 而 $\hat{\mathbf{w}}$ 是其估计。算法收敛以后, \mathbf{w}_0 与 $\hat{\mathbf{w}}$ 的接近程度表明了收敛的精度。

现场测试表明, 反馈信号强度大致以指数规律衰减^[1], 峰值延时约为 0.2 μs , 衰减 20 dB 的时延在 5 μs 左右。普通安装的收发天线的隔离度在 80~90 dB。根据这些参数, 参照 Cost-207 模型, 确定了 6 径信道为反馈信道模型。信道多径时延为 0.2、1.2、2、3、4、5 μs , 多径强度为 0、-1、-9、-10、-15、-20 dB, 考虑到收发天线都是固定的, 中间的反射物体可能会导致反馈信道慢速的 Doppler 扩展, 取 Doppler 频率为 20 Hz。收发天线的隔离度取 80 dB。正向增益取 85 dB。根据以上参数建立了反馈信道 Clarke 模型。

3.2 结果分析

根据 3GPP TS25.141 的说明^[10], 用 MATLAB 生成了符合 Model 4 和 Model 2 标准的 WCDMA 信号。Model 4 的信号由主公共控制物理信道 (PG-CPCH) 和同步信道 (SCH) 组成。Model 2 模型有较多的控制信道和 3 个用户专用信道 (DPCH)。仿真结果如图 5、6 所示。仿真过程中分别使用 Model 2 和 Model 4 信号作为 LMS 算法的激励, 获得相同的 IRER。ICA 算法采用 Model 4 与 Model 2 信号时 IRER 指标差别较大, 且分别优于 LMS 算法 5、20 dB。采用 Model 2 信号激励, ICA 自适应算法反馈抵消输出信号的 EVM 指标优于 LMS 算法 3%。

信号的峭度表明了信号的概率密度函数偏离高斯分布的程度。Model 4 和 Model 2 信号的峭度分别为 -1、-0.64 属亚高斯信号, 而 Model 4 信号的非高斯性强于 Model 2 信号。仿真结果表明, 基于 ICA 的算法充分利用了信号的高阶统计信息, 因而能够根据信号统计特性的不同, 得到不同的结果。仿真中使用的双曲柯西概率密度函数的分布基本是双峰型的。而 Model 4 信号基本上服从二项分布, 与双曲柯西概率密度函数有较好的吻合。仿真结果也验证了非线性函数的选择方法, 即根据信号的特点, 选则一种非线性函数作为概率密度函数的近似即可。

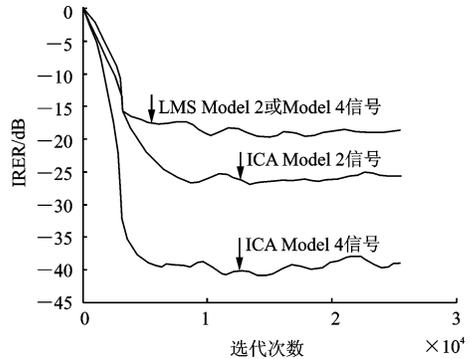


图 5 冲激响应估计误差比较

Fig. 5 Comparison of IRER

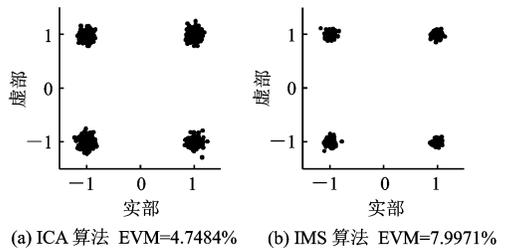


图 6 星座图比较

Fig. 6 Comparison of constellation diagram

但同时也表明, 信号的统计特性与所选择的概率分布函数越接近, 干扰抵消 (信号分离) 的效果越好。在 LMS 算法仿真中, 分别使用了 Model 4 和 Model 2 两种信号, 结果 IRER 指标基本相同。因为两种信号的二阶统计有相同的特性, 而 LMS 算法仅仅使用了信号的二阶统计量。

如果信号的统计特性接近高斯分布, 则 ICA 算法将失去其优势。但是, 信号接近高斯分布时, 会有较大的峰均比 (PAPR)。大 PAPR 信号容易导致射频功放进入饱和区从而造成非线性失真。因此, 通常将大 PAPR 信号首先经过峰值因子抑制 (CFR) 处理, 然后再送至射频功放放大。经过 CFR 处理的

信号是亚高斯的,本文提出的算法仍然适用。

4 结 语

本文从卷积型混合信号的ICA分离出发,针对信号的亚高斯统计特性以及正交调制复信号的特点,提出了一种复数ICA自适应算法,并且根据算法的要求,得到了一种新的自适应反馈干扰抵消器的结构。仿真结果表明,本文算法在反馈信道冲激响应辨识误差以及输出信号的EVM方面相对于LMS算法有明显的改善,而且,信号概率分布偏离高斯性愈远,效果愈明显。这为反馈抵消直放站的设计、ICA算法在通信信号处理方面,以及其他回波抵消问题中的应用提供了参考。但是,算法的稳定性和收敛性能还有待进一步分析,非线性函数的选择以及算法复杂度的降低方面可以展开进一步的研究,以使得算法能够得到更广阔的应用。

参考文献:

- [1] ANDERSON C R, KRISHNAMOORTHY S, RANSON C G, et al. Antenna isolation, wideband multipath propagation measurements, and interference mitigation for on-frequency repeaters [C]. Proceedings of IEEE SoutheastCon, Greensboro, NC: IEEE Press, 2004.
- [2] APARIN V. Analysis of CDMA signal spectral regrowth and waveform quality [J]. IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques, 2001, 49(12): 2306-2314.
- [3] HYVARINEN A, KARHUNEN J, OJA E. 独立分量分析[M].周宗潭,董国华,徐昕,等,译.北京:电子工业出版社,2007.
- [4] JI Y S, JUNG S Y, KWON S Y, et al. An efficient adaptive feedback cancellation using by independent component analysis for hearing aids [C]. Shanghai: IEEE 27th Annual International Conference of the Engineering in Medicine and Biology Society (EMBS), 2006.
- [5] COVER T M, THOMAS J A. 信息论基础[M].阮吉寿,张华,译.北京:机械工业出版社,2005.
- [6] AMARI S. Natural gradient works efficiently in learning [J]. Neural Computation, 1998, 10(2): 251-276.
- [7] YANG J M, SAKAI H. A robust ICA-based adaptive filter algorithm for system identification [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs, 2008, 55(2): 1259-1263.
- [8] LEE T W, GIROLAMI M, SEJNOWSK T J. Independent component analysis using an extended infomax algorithm for mixed subgaussian and supergaussian sources [J]. Neural Computation, 1999, 11(2): 409-433.
- [9] CALHOUN V, ADALI T. Complex ICA for fMRI analysis: performance of several approaches [C]. Hongkong: Proceedings of IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing (ICASSP), 2003.
- [10] 3GPP TSG. Base station conformance testing (FDD) (Release 7) [EB/OL]. (2005-06-29) [2010-08-06] ftp://ftp.3gpp.org/specs/2005-06/Rel-7/25_series/25141-700.zip.

(责任编辑:徐金龙)