

联合利用两种不同性质循环平稳的盲辨识盲均衡

曹士珂 张力军

(南京邮电大学通信工程系 南京 210003)

摘要: 针对 SISO FIR 信道, 该文提出了一种盲辨识和盲均衡的方案, 它可以联合利用调制引入循环平稳和过抽样引入循环平稳这两种不同性质的循环平稳。该方法的好处是发射端和接收端只需要一个天线, 并且可以抑制较强的干扰。仿真结果验证了算法的有效性。

关键词: 盲辨识; 盲均衡; 抗干扰

中图分类号: TN911.5

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2007)12-2919-04

Joint Utilization of Modulation-Induced Cyclostationarity and Oversampling-Induced Cyclostationarity for Blind Channel Identification and Equalization

Cao Shi-ke Zhang Li-jun

(Dept. of Comm. Eng., Nanjing Univ. of Posts and Telecom., Nanjing 210003, China)

Abstract: A scheme is put forward in this article for the joint utilization of both Modulation-Induced Cyclostationarity (MIC) and oversampling-induced cyclostationarity so that blind identification and equalization of SISO FIR channels can be performed. The advantage of the proposed method is that only one antenna is required at both the transmit and the receive ends and that heavy interferences can be rejected. The effectiveness of the algorithms are confirmed by the simulation results.

Key words: Blind identification; Blind equalization; Interference rejection

1 引言

在通信信号处理中人们利用谱冗余来进行信道的盲均衡盲辨识和干扰抑制。如PSK信号在一个奈奎斯特带宽内就有50%的镜像对称冗余带宽, 可以用来抗干扰和盲辨识。除了PSK之外, 其它的实信号也适合本文的算法。通过过抽样(分数抽样)可以利用信道冗余带宽(EBW: Excess Bandwidth), 但是过抽样引入的循环平稳度(degree of cyclostationarity)要小于调制引入循环平稳度^[1]。这主要是由于一般信道的冗余带宽较小并且有滚降的缘故。

本文提出一种新颖的均衡器, 做到发射信号功率恒定, 解决了功率均峰比的问题; 接收机拥有足够的谱冗余, 可用以修复被干扰破坏的信号谱。接收机首次把调制引入循环平稳与信道冗余带宽相结合, 获取含信道状态信息的二阶统计量, 为信道的盲辨识提供条件。联合使用两种不同性质的谱冗余带来了一个额外的好处: 单天线抗干扰盲辨识和盲均衡得以实现。论文中上标 T 表示矩阵或矢量的转置, 上标 H 表示矩阵或矢量的复共轭转置, 上标*表示复共轭, 算子*表示离散卷积。

2 关于调制引入循环平稳

假设信息序列 $s(n)$ 以等概率取 ± 1 , 且为白色的, 即 $E[s(n)s(n+\tau)] = \delta(\tau)$ 和 $E[s^2(n)] = 1$, 其中 $\delta(\tau)$ 为离散冲激。本文中的调制实际上是一种序列的变换, 发射序列表示为 $x(n) = s(n)e^{j2\pi\alpha n}$, 式中 n 是码元时间, 码元间隔为 T ; τ 是时间差, 也是离散时间。归一化调制频率(数字频率)为 $0 < \alpha < 0.5$, 这种频率偏移为频偏滤波和盲信道辨识创造条件。序列 $x(n)$ 所含共轭循环自相关为 $R_{xx}^{\beta*}(\tau) = \langle R_{xx}^{\beta*}(n; \tau) \exp(-j2\pi\beta n) \rangle_n$, 式中 $\langle \cdot \rangle_n$ 表示对时间 n 求平均。循环自相关为 $R_{xx}^{\beta}(\tau) = \langle R_{xx}(n; \tau) \exp(-j2\pi\beta n) \rangle_n$, 其中 $R_{xx}^{\beta*}(n; \tau) = E[x(n)x(n+\tau)] = \delta(\tau) \exp(j2\pi\alpha n)$, $R_{xx}(n; \tau) = E[x(n)x^*(n+\tau)] = \delta(\tau)$ 。可以证明引入了一个非零共轭循环频率 2α : $R_{xx}^{2\alpha}(\tau) = \delta(\tau)$ 。循环平稳在发射机引入, 在接收机仍然存在, 既可以为信道盲辨识提供信息, 也可以提供循环频率域的分集^[2]。

3 可用于信道盲辨识的循环统计量

单天线系统需要两个循环二阶统计量, 才能构成一个虚拟的多道系统(Multichannel)。通过调制已经引入了一个共轭循环频率, 为了产生第 2 个循环频率, 可以进行过抽样。这样, 两个循环统计量中一个来自于调制的, 程度较强; 另一个来自过抽样, 程度较弱。这种组合可以克服算法对于信

道零点分布的敏感性^[3]。设合成信道为 $h_c(t)$ ，连续时间接收信号(下标 c 表示连续时间)为

$$y_c(t) = \sum_{m=-\infty}^{\infty} h_c(t-mT)s(m)\exp(j2\pi\alpha m) + w_c(t) + i_c(t) \quad (1)$$

进行两倍速率的过抽样，即 $T_s = 0.5T$ ，可以得到离散信号的形式

$$y(n) = \sum_{m=-\infty}^{\infty} h(n-2m)s(m)\exp(j2\pi\alpha m) + w(n) + i(n) \quad (2)$$

这里定义 $h(n) = h_c(nT_s)$ ， $y(n) = y_c(nT_s)$ ， $w(n) = w_c(nT_s)$ ， $i(n) = i_c(nT_s)$ 。假设噪声是加性、零均值、平稳的、环形的(circular)^[4]和复的，但不一定是白的和高斯的。

假设 1 噪声和干扰中不含共轭循环频率 α 上的共轭循环统计量。噪声和干扰中不含循环频率 0.5 上的循环统计量。(注： 0.5 表示按照抽样率归一化了的波特率)

$y(n)$ 在 α 上的共轭循环自相关为 $R_{yy^*}^\alpha(\tau) = \langle R_{yy^*}(n;\tau) \cdot \exp(-j2\pi\alpha n) \rangle_n = \sum_{l=0}^L h(l)h(l+\tau)\exp(-j2\pi\alpha l)$ 对上式两边取 Z 变换可得相应的共轭循环谱 $S_{yy^*}^\alpha(z) = H(z)H(z^{-1}) \cdot \exp(j2\pi\alpha)$ 。 $y(n)$ 中还含有波特率有关的谱冗余，即在 0.5 上的循环自相关为 $R_{yy}^{0.5}(\tau) = \langle R_{yy}(n;\tau)\exp(-j2\pi 0.5n) \rangle_n = 0.5 \sum_{l=-\infty}^{\infty} h(2l)h^*(2l+\tau) - h(2l+1)h^*(2l+1+\tau)$ ，式中用到了假设 1。对上式两边取 Z 变换得 $S_{yy}^{0.5}(z) = 0.5[H_e^*((z^*)^2) + z^{-1}H_o^*((z^*)^2)][H_e(z^{-2}) - zH_o((z)^{-2})]$ ，其中定义 $H_e(z) = \sum_l h(2l)z^{-l}$ ， $H_o(z) = \sum_l h(2l+1)z^{-l}$ 。又 $S_{yy}^{0.5*}(z^*) = [S_{yy}^{0.5}(z^*)]^* = 0.5H(z)H^*(-1/z^*)$ 。令离散信道的阶数为 L ，即长度为 $L+1$ 。定义

$$\mathbf{S}(z) = \begin{bmatrix} S_1(z) \\ S_2(z) \end{bmatrix} = z^{-L} \begin{bmatrix} S_{yy^*}^\alpha(z) \\ 2S_{yy}^{0.5*}(z^*) \end{bmatrix} = H(z) \begin{bmatrix} z^{-L}H(z^{-1}e^{j2\pi\alpha}) \\ z^{-L}H^*(-1/z^*) \end{bmatrix} = \sum_l \mathbf{s}(l)z^{-l} \quad (3)$$

这是 z^{-1} 的 $2L$ 次 (2×1) 多项式矢量。

定义不可约(irreducible)列既约(column-reduced)的 L 次多项式矢量 (2×1)

$$\mathbf{H}_e(z) = \begin{bmatrix} H_{e1}(z) \\ H_{e2}(z) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} z^{-L}H(z^{-1}\exp(j2\pi\alpha)) \\ z^{-L}H_e^*((z^*)^{-2}) - z^{-L+1}H_o^*((z^*)^{-2}) \end{bmatrix} \quad (4)$$

则有 $\mathbf{S}(z) = H(z)\mathbf{H}_e(z)$ 。如果信道的阶数是未知的，就需要首先确定信道的阶数^[5]。

4 子空间盲信道辨识算法

以 $\mathbf{H}_e(z)$ 为最小多项式基形成的一维有理空间^[6, 7]记为 $\mathcal{S} = Sp\{\mathbf{H}_e(z)\}$ ，其唯一的Kronecker指数为 L 。定义不可约行既约的 L 次多项式矢量 $\mathbf{b}(z) = [H_{e2}(z) - H_{e1}(z)]$ ，显然有 $\mathbf{b}(z)\mathbf{H}_e(z) = \mathbf{0}$ 。如果存在 L 次 (1×2) 多项式矢量 $\mathbf{f}(z)$ 使得 $\mathbf{f}(z)\mathbf{S}(z) = \mathbf{0}$ ，则等价于以下矩阵方程成立

$$\mathbf{f} \begin{bmatrix} \mathbf{s}(0) & \mathbf{s}(1) & \cdots & \mathbf{s}(2L) & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \ddots & \ddots & \ddots & \ddots & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & \ddots & \ddots & \ddots & 0 \\ 0 & \cdots & 0 & \mathbf{s}(0) & \mathbf{s}(1) & \cdots & \mathbf{s}(2L) \end{bmatrix} = \mathbf{0} \quad (5)$$

上式可以简记作 $\mathbf{f}\mathbf{T}_L(\mathbf{S}) = \mathbf{0}$ ，其中 $\mathbf{0}$ 是零行矢量， $\mathbf{T}_L(\mathbf{S})$ 是 $\mathbf{S}(z)$ 所对应的 $2(L+1) \times (3L+1)$ Sylvester 滤波阵， \mathbf{f} 是 $\mathbf{f}(z)$ 的 $1 \times 2(L+1)$ 的系数行矢量。可证明 $\mathbf{T}_L(\mathbf{S})$ 的左核空间 $\text{Ker}^l(\mathbf{T}_L(\mathbf{S}))$ 是一维的^[5]，即 \mathbf{f} 就是左核空间的非零矢量，就是基。不同基可以相差一个常数因子。这就是辨识的唯一性。

盲辨识算法总结：对 $\mathbf{T}_L(\mathbf{S})$ 进行奇异值分解： $\mathbf{T}_L(\mathbf{S}) = \mathbf{U}\mathbf{D}\mathbf{V}^H$ ，即 $\mathbf{U}^H\mathbf{T}_L(\mathbf{S})\mathbf{V} = \mathbf{D}$ ，设奇异值已经从小到大排列，则最小奇异值对应的左特征矢量为 $\mathbf{f} = \mathbf{U}_{:,2L+2}^H$ (这里用了 MatLab 的记法， $\mathbf{U}_{:,2L+2}$ 表示 \mathbf{U} 的最后一列)即 $\mathbf{a}\mathbf{b}$ ，从 \mathbf{f} 中可提取出信道 $ah(n)$ ， $n = 0 \cdots L$ ，其中 a 是不可辨识的常数因子。

5 循环维纳均衡器(又称频偏均衡器: FRESH 均衡器)

5.1 批处理式的盲均衡器

二倍抽样形成两个信道，可以进行独立的均衡。定义 $y_e(n) = y(2n)$ ， $w_e(n) = w(2n)$ ， $i_e(n) = i(2n)$ ， $y_o(n) = y(2n+1)$ ， $w_o(n) = w(2n+1)$ ， $i_o(n) = i(2n+1)$ ， $h_e(n) = h(2n)$ ， $h_o(n) = h(2n+1)$ 。即得

$$y_e(n) = \sum_{m=-\infty}^{\infty} h_e(n-m)s(m)\exp(j2\pi\alpha m) + w_e(n) + i_e(n) \quad (6)$$

$$y_o(n) = \sum_{m=-\infty}^{\infty} h_o(n-m)s(m)\exp(j2\pi\alpha m) + w_o(n) + i_o(n) \quad (7)$$

这样是两个并行的相对独立的系统，这里 n 表示符号间隔时间。

图 1 是循环维纳滤波均衡器^[8]。这是一种时变滤波均衡器，含有两个分支。不失一般性，本文采用偶信道 $H_e(z)$ 及偶数据样本 $y_e(n)$ 。每个 FIR 均衡器的长度为 $N+1$ (阶数为 N)， N 越大均衡的效果越好，但是计算量会越大，在仿真中取 $N = 3L$ 。均衡输出为 $\hat{x}(n) = \sum_{k=0}^N \{a(k)y_e(n-k) + b(k) \cdot y_e^*(n-k)e^{j2\pi 2\alpha(n-k)}\}$ ，上式中 n 已经是符号时间。另外，共轭分支的频偏现在为 2α ，因为现在的样本间隔为码元周期 T 了。写为矢量形式 $\hat{x}(n) = \mathbf{w}^T \mathbf{y}_e(n)$ ，其中矢量

$$\mathbf{w}^T = [a(0), \cdots, a(N), b(0), \cdots, b(N)], \quad \mathbf{y}_e(n) = \begin{bmatrix} \mathbf{y}_{1e}(n) \\ \mathbf{y}_{2e}(n) \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{y}_{1e}(n) = \begin{bmatrix} y_e(n) \\ y_e(n-1) \\ \vdots \\ y_e(n-N) \end{bmatrix}, \quad \mathbf{y}_{2e}(n) = \begin{bmatrix} y_e^*(n)e^{j2\pi 2\alpha n} \\ y_e^*(n-1)e^{j2\pi 2\alpha(n-1)} \\ \vdots \\ y_e^*(n-N)e^{j2\pi 2\alpha(n-N)} \end{bmatrix}$$

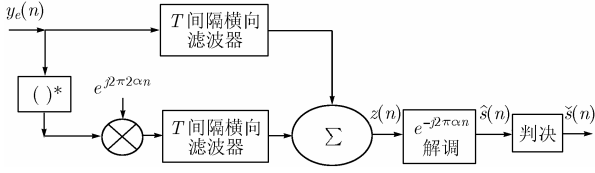


图 1 FRESH 均衡器(又称循环维纳均衡器): 共两分支, 符号间隔

对 $\hat{x}(n) = \mathbf{w}^T \mathbf{y}_e(n)$ 进行解调得到估计值 $\hat{s}(n) = \mathbf{w}^T \cdot \mathbf{y}_e(n) e^{-j2\pi\alpha n}$, 这是 $s(n-d)$ 的估计值, d 是均衡时延。这种均衡器属于时变均衡器, 有的文献称之为频偏滤波器。代价函数是时间平均均方误差 $J = \langle E \|\mathbf{s}(n-d) - \hat{s}(n)\|^2 \rangle_n$ 。由正交原理推出 $\mathbf{R}_{y_e} \mathbf{w} = \mathbf{h}_d$, 式中 $\mathbf{R}_{y_e} = \langle E [\mathbf{y}_e^*(n) \mathbf{y}_e^T(n)] \rangle_n$, $\mathbf{h}_d = \langle E [s(n-d) \mathbf{y}_e^*(n)] e^{j2\pi\alpha n} \rangle_n$, 大小是 $2(N+1) \times 1$ 的含信道信息的矢量。可以推得 $\mathbf{h}_d = [h_c^*(d) e^{j2\pi\alpha d}, \dots, h_c^*(d-N) e^{j2\pi\alpha d}, h_c(d) e^{-j2\pi\alpha(d-2 \times 0)}, h_c(d-1) e^{-j2\pi\alpha(d-2)}, \dots, h_c(d-N) e^{-j2\pi\alpha(d-2N)}]^T$ 。

已知 $h(n)$ 的支撑在 0 到 L , 则 $h_c(n)$ 的支撑在 0 到 $[L/2] = L_c$ 。解方程得到 $\mathbf{w} = \mathbf{R}_{y_e}^{-1} \mathbf{h}_d$, 因为有宽带噪声的存在相关阵 \mathbf{R}_{y_e} 是可逆的。最后解调得信息符号的估计值 $\hat{s}(n) = \mathbf{w}^T \mathbf{y}_e(n) e^{-j2\pi\alpha n}$ 。这是 $s(n-d)$ 的估计值。经判决后得到二进制的信息序列 $\check{s}(n-d) = \text{sgn}(\text{Re}(\hat{s}(n)))$, 其中 $\text{sgn}(x)$ 是符号函数, 取正 1 或负 1。下面的盲自适应均衡算法具有优越的跟踪性能, 适应信道的缓变, 容忍估计较低的精度。

5.2 盲自适应均衡器之一——循环盲 FROST 算法

定义受限最优化问题 $\min_g J = \mathbf{g}^H \mathbf{R}_{y_e} \mathbf{g} \text{ s.t. } \mathbf{g}^H \mathbf{h}_d = 1$, 该问题的解正是上一节中的均衡器。实际上, 根据拉哥朗日数乘法知它等同于以下非受限最优化问题 $\min_g J = \mathbf{g}^H \mathbf{R}_{y_e} \mathbf{g} - \text{Re}\{\beta(\mathbf{g}^H \mathbf{h}_d - 1)\}$ 。求导置零得 $\mathbf{R}_{y_e} \mathbf{g} - \beta \mathbf{h}_d = \mathbf{0}$, 得解为 $\mathbf{g} = \beta \mathbf{R}_{y_e}^{-1} \mathbf{h}_d$ 。带入限制条件得 $\beta = 1/(\mathbf{h}_d^H \mathbf{R}_{y_e}^{-1} \mathbf{h}_d)$, 这是一个实常数。比较上一节中的均衡器, 只相差一个常数因子, 所以它们实际上是相同的。而受限最优化问题可以用 Frost 算法来迭代求解, 故均衡器的自适应更新式是^[9]

$$\mathbf{g}(n+1) = \mathbf{h}_d (\mathbf{h}_d^H \mathbf{h}_d)^{-1} + [\mathbf{I} - \mathbf{h}_d (\mathbf{h}_d^H \mathbf{h}_d)^{-1} \mathbf{h}_d^H] \cdot [\mathbf{g}(n) - \mu \mathbf{y}_e^*(n) \mathbf{y}_e^T(n) \mathbf{g}(n)] \quad (8)$$

其中 μ 是步长, 可以取很小的正小数。上式没有用到训练信号, 该算法是盲自适应算法。

5.3 盲自适应均衡器之二——循环盲 RLS 算法

文献[10]中定义的加权时间平均输出能量为 $\text{MOE} = \sum_{i=1}^n \lambda^{n-i} |\mathbf{g}^T(n) \mathbf{y}_e(n)|^2$, 受限最优化问题为

$$\min \sum_{i=1}^n \lambda^{n-i} |\mathbf{g}^T(n) \mathbf{y}_e(n)|^2 = \min \sum_{i=1}^n \lambda^{n-i} |\mathbf{g}^H(n) \mathbf{y}_e^*(n)|^2 \quad (9)$$

$$\text{s.t. } \mathbf{g}^H(n) \mathbf{h}_d \cdot e^{j2\pi\alpha d} = 1,$$

其中 λ 是略小于 1 的遗忘因子, 例如可以取 $\lambda = 0.999$ 。对以上优化问题求解可得:

$$\mathbf{g}(n) = \frac{\mathbf{R}_y^{-1}(n) \mathbf{h}_d \cdot e^{j2\pi\alpha d}}{\mathbf{h}_d^H \mathbf{R}_y^{-1}(n) \mathbf{h}_d} = \frac{\mathbf{R}_y^{-1}(n) \mathbf{h}_d e^{j2\pi\alpha d}}{\text{tr}[\mathbf{R}_y^{-1}(n) \mathbf{h}_d \mathbf{h}_d^H]} \quad (10)$$

其中 $\mathbf{R}_y(n) = \sum_{i=1}^n \lambda^{n-i} \mathbf{y}^*(n) \mathbf{y}^T(n)$ 。循环盲 RLS 算法可以总结为以下几个更新式:

$$\mathbf{R}_y^{-1}(n) = \frac{1}{\lambda} \left\{ \mathbf{R}_y^{-1}(n-1) - \frac{\mathbf{R}_y^{-1}(n-1) \mathbf{y}^*(n) \mathbf{y}^T(n) \mathbf{R}_y^{-1}(n-1)}{\lambda + \mathbf{y}^T(n) \mathbf{R}_y^{-1}(n-1) \mathbf{y}^*(n)} \right\} \quad (11)$$

注意 $\mathbf{R}_y^{-1}(n)$ 并不要求逆, 只要迭代求解就可以了。

$$\mathbf{k}(n) = \frac{\mathbf{R}_y^{-1}(n-1) \mathbf{y}^*(n)}{\lambda + \mathbf{y}^T(n) \mathbf{R}_y^{-1}(n-1) \mathbf{y}^*(n)} \quad (12)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{Q}(n) &= \mathbf{R}_y^{-1}(n) \mathbf{h}_d \cdot e^{j2\pi\alpha d} \\ &= \frac{1}{\lambda} \{ \mathbf{Q}(n-1) - \mathbf{k}(n) \mathbf{y}^T(n) \mathbf{Q}(n-1) \} \end{aligned} \quad (13)$$

$$\mathbf{g}(n) = \frac{\mathbf{Q}(n)}{\mathbf{h}_d^H e^{-j2\pi\alpha d} \mathbf{Q}(n)} \quad (14)$$

初始化 $\mathbf{R}_y^{-1}(0) = \delta \mathbf{I}$, $\mathbf{Q}(0) = \delta \mathbf{h}_d \cdot e^{j2\pi\alpha d}$, 式中 δ 是某个很小的数, 在仿真中取 $\delta = 0.01$ 。以上迭代算法没有用到参考(训练)信号, 故也是盲自适应算法。

6 仿真实验

仿真试验的环境如下: (1)噪声为平稳的环形的复高斯的, (2)干扰为单音频为 $i_c(t) = A_I \cos \omega_I t$, (3)频域矩形干扰在频域为 $J_c(f) = A_I \text{rect}((f - f_j)/B_j)$, 其中定义 $\text{rect}(f)$ 是矩形函数。

在仿真实验中有 7 个重要的参数是 (1)归一化调制频率 α , (2)归一化单音频率 $f'_I = f_I T$, (3)归一化矩形干扰带宽 $B'_j = B_j T$, (4)矩形干扰中心归一化频率 $f'_j = f_j T$, (5)信号噪声功率比(信噪比 SNR), (6)信号单音干扰功率比(信干比 SIR)和(7)信号矩形干扰功率比(信干比 SIR1)。这里频率是用传码率归一化的, 信噪比和信干比以分贝(dB)为单位。例如情况 1 中 $\alpha = 0.2$, $f'_I = -0.013$, $B'_j = 0.05$, $f'_j = -0.1$, $\text{SNR} = 30$, $\text{SIR} = 10$ 和 $\text{SIR1} = 30$ 。再例如情况 2 中 $\alpha = 0.2$, $f'_I = -0.013$, $B'_j = 0.1$, $f'_j = -0.07$, $\text{SNR} = 30$, $\text{SIR} = 10$ 和 $\text{SIR1} = 30$ 。仿真实验中的 FIR 信道任意选择为 $h(0) = 0.25$, $h(1) = 0.5 + 0.25j$, $h(2) = 0.5 + 0.2i$, $h(3) = 0.5$, $h(4) = 0.25$, $h(5) = -0.15i$, 信道阶数 $L = 5$, $L_c = 2$ 。该模型用于产生数据样本并评价信道辨识的效果。

评价指标为归一化估计偏差 $\varepsilon = 1/\|\hat{\mathbf{h}}\| \cdot \sqrt{\sum_{i=1}^I \|\hat{\mathbf{h}} - \mathbf{h}\|^2 / I}$, 其中 I 是模拟运行的次数, 一般要运行百次, 目的是为了克服模拟中的偏差。 $\|\hat{\mathbf{h}}\|$ 是信道矢量的 2 范数, $\|\mathbf{h}\|$ 是估计信道矢量的 2 范数。

设信道条件如情况 1, 图 2 所示为信道盲估计的结果, 100 次估计偏差经计算为 0.024468。图 3 为 FROST 自适应盲均衡的结果, 分为 3 个部分: 左上为发送的二元符号; 右上为受到信道失真和干扰噪声污染的收符号; 下为均衡后的

输出符号估计, 信号被恢复为两部分。100 次仿真平均误码率为 1.6779×10^{-5} 。图 4 为 FROST 算法的收敛情况, 即 $\|g(n) - g_o\|$ 的图像, 其中 g_o 是仿真中最后达到的均衡矢量。设信道条件如情况 2, 图 5 是 RLS 算法盲均衡的结果, 左上为发符号, 右上为收符号, 下为均衡输出, 可见信号又被恢复为两部分。100 次仿真平均误码率为 1.6443×10^{-5} 。

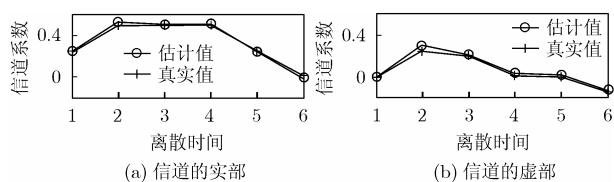


图 2 信道盲估计的结果, 参数设置如情况 1: 0.2, -0.013, 0.05, -0.1, 30, 10, 30。100 次估计偏差为 0.024468

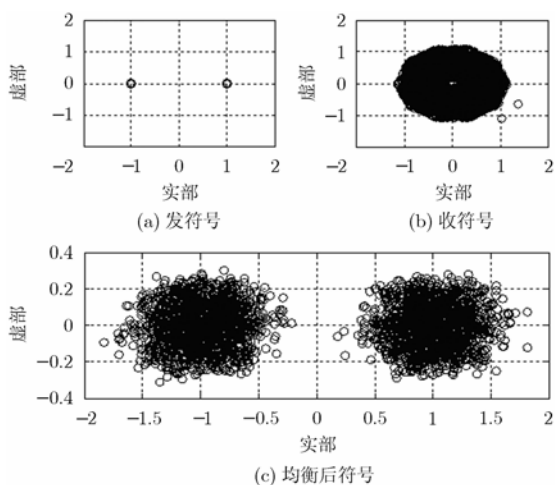


图 3 FROST 算法盲均衡的结果, 参数设置如情况 1: 0.2, -0.013, 0.05, -0.1, 30, 10, 30。共 3000 个点, 100 次仿真平均误码率为 1.6779×10^{-5}

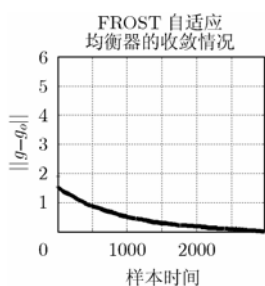


图 4 FROST 算法的收敛情况

7 结束语

本文介绍了一种新颖的接收机, 它集抗干扰、单天线、盲辨识和盲均衡等多种功能为一体。它使用单个发射和接收天线, 在 SISO-FIR 信道上能够盲自适应均衡, 在干扰环境下工作。它联合利用两种不同的谱相关, 利用频偏滤波进行抗干扰。特别适合于点一点小型通信系统及军事通信系统, 便于接收机微型化。可以进一步推广到多用户环境、民用移

动通信、WLAN、WPAN 等。

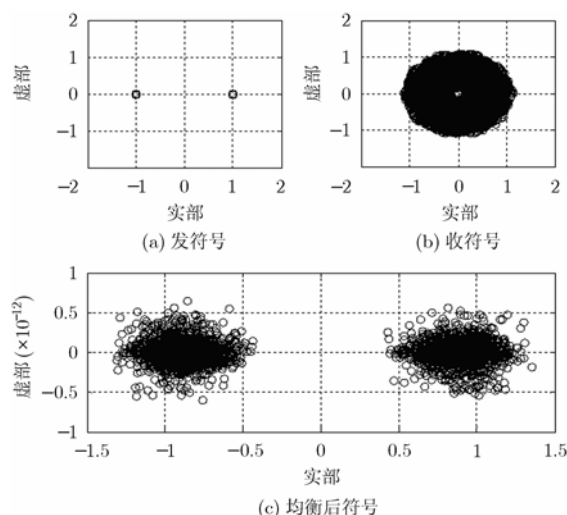


图 5 RLS 算法盲均衡的结果, 参数设置如情况 2: 0.2, -0.013, 0.1, -0.07, 30, 10, 30。共 3000 个点, 100 次仿真平均误码率为 1.6443×10^{-5}

参考文献

- [1] Zivanovic G D and Gardner W A. Degrees of cyclostationarity and their application to signal detection and estimation[J]. *Signal Processing*, 1991, 22(3): 287-297.
- [2] 曹士珂, 张力军. 双循环相关复倒谱的多用户盲信道辨识方法[J]. *电子与信息学报*, 2004, 26(6): 928-934.
- [3] Serpedin E and Giannakis G B. Blind channel identification and equalization with modulation-induced cyclostationarity [J]. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 1998, 46(7): 1930-1944.
- [4] Picinbono B and Bondon P. Second-order statistics of complex signals [J]. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 1997, 45(2): 411-419.
- [5] 曹士珂, 张力军. 基于调制引入循环平稳的单信道盲辨识和盲抗干扰均衡[J]. *电子与信息学报*. 2005, 27(2): 210-213.
- [6] Kailath T. *Linear Systems* [M]. Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall, 1980: chapter 6.
- [7] Loubaton P. On blind multiuser forward link channel estimation by the subspace method: identifiability results [J]. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 2000, 48(8): 2366-2376.
- [8] Gardner W A. Cyclic wiener filtering: theory and method [J]. *IEEE Trans. on communications*, 1993, 41(1): 151-163.
- [9] Frost L O. An algorithm for linearly constrained adaptive array processing [J]. *Proc. IEEE*, 1972, 60(8): 926-935.
- [10] Poor H V and Wang X. Code-aided interference suppression for DS/CDMA communications—part II: parallel blind adaptive implementations[J]. *IEEE Trans. on Communications*, 1997, 45(9): 1112-1122.

曹士珂: 男, 1964 年生, 博士, 副教授, 硕士生导师, 主要感兴趣的领域是通信信号处理、包括循环平稳信号、信道盲辨识和盲均衡。

张力军: 男, 1942 年生, 教授, 博士生导师, 研究领域为无线数据、无线 IP 接入技术与系统、移动计算网络及其应用等。