

# SIMO 含公零点信道的直接盲序列检测

张志涌<sup>1</sup>, BAI Er-wei<sup>2</sup>

(1. 南京邮电学院电子系, 江苏南京 210003; 2. Iowa 大学电气及计算机系, Iowa, IA 52242, 美国)

**摘 要:** 本文首先在 BPSK 字符集下提出了与经典迫零均衡有本质不同的  $\epsilon$ -均衡概念, 给出了  $\epsilon$ -均衡器存在的充分必要条件. 然后, 本文借助接收数据阵补投影算子对待测发送序列向量的零化作用, 把 BPSK 信号盲检测问题转化为带二值约束的二次规划问题. 最后, 通过复数量重新定义成实数量, 本文把上述的  $\epsilon$ -均衡概念和盲检测算法成功地推广应用于 QPSK 复信道情况. 仿真试验表明: 不管 SIMO 信道是否包含公零点, 也不管零点是否在单位圆内, 本文算法都表现出超越于子空间法和线性预报法的优良性能.

**关键词:** 盲检测; 可均衡条件; 单输入多输出信道; BPSK; QPSK

**中图分类号:** TN911.23 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2005) 04-0671-05

## Direct Blind Sequence Detection of SIMO Channels with Common Zeros

ZHANG Zhi-yong<sup>1</sup>, BAI Er-wei<sup>2</sup>

(1. Department of Electronic Engineering, Nanjing University of Posts & Telecommunication, Nanjing, Jiangsu 210003, China;

2. Department of Electrical and Computer Engineering, University of Iowa, Iowa City, IA 52242, USA)

**Abstract:** For the BPSK alphabet, this paper presents a novel concept of an  $\epsilon$ -equalization qualitatively different from the classical zero-forcing equalization, deduces a necessary and sufficient condition for existence of the  $\epsilon$ -equalizer. The paper takes the complementary projection operator of a received data matrix as the annihilator of a transmitted sequence vector to be detected, and then formulates the blind detection problem of BPSK signals into a quadratic programming with binary constraints. Finally, the paper extends and applies the above  $\epsilon$ -equalization concept and blind detection algorithm successfully in the QPSK case with complex channels, by re-defining a complex argument as a real one. Simulations demonstrate its superior performance to the subspace method and linear prediction method whether SIMO channels have common zeros or not and the zeros lie within the unit circle or not.

**Key words:** blind detection; equalizability condition; SIMO channel; BPSK; QPSK

### 1 引言

单输入多输出 (SIMO) 信道盲均衡对于诸如声纳、地震、通信数据处理的逆问题具有重要的应用价值. 近年来, 无线通信的迅猛发展, 使盲信道均衡受到愈来愈多的关注, 原因是无线通信中多径信道引起的符号干扰 (ISI) 会严重恶化通信系统的性能. 在盲均衡中, 信道的辨识及均衡不依赖训练序列, 而仅仅使用接收信号和关于发送信号的某些属性.

利用接收信号高阶统计量 (HOS) 实现的盲均衡方法发展得较早. 这种方法的缺点是获得足够精度的高阶统计量所需的数据量很大, 且加性噪声必须高斯. 此后, 出于对循环平稳信号二阶统计量包含完整信道信息 (幅值和相位) 的认识, 基于过采样二阶统计量 (SOS) 的均衡算法<sup>[1~8]</sup>纷纷出现. 这类算法所需数据少于高阶统计量算法, 噪声也不限于高斯. 但现有各种 SOS 均衡算法<sup>[1~8]</sup>都遵循迫零 (Zero Forcing) 准则, 因此“信道互质 (Coprime), 即信道无公零点”成了现有 SOS 均衡算

法必须忍受的限制条件.

本文求解盲问题, 不依赖统计量, 而利用“有限字符集”信息. 首先, 第 3 节提出了 BPSK 约束下的  $\epsilon$ -均衡准则, 并进行了存在性条件证明. 第 4 节证明了, 正确盲检测的充要条件是补投影算子的带约束零化方程成立, 并据此把 BPSK 问题转化为带约束二次规划问题. 第 5 节给出了 QPSK 复信道  $\epsilon$ -均衡准则及相应的规划算法. 第 6 节给出了 BPSK 实信道和 QPSK 复信道情况下就  $\epsilon$ -均衡器存在性、盲检测有效性进行 Monte Carlo 试验的结果.

### 2 问题的提出

对于 SIMO 信道, 信道输出端的基带离散信号模型为

$$x(k) = \sum_{j=0}^M h(j) \cdot s(k-j) + v(k) \\ = [h(0), \dots, h(M)] \cdot s_{M+1}(k) + v(k) \quad (1)$$

式中:  $x(k) = [x_1(k), \dots, x_q(k)]^T$ ,  $v(k) = [v_1(k), \dots,$

$v_q(k) \mathbf{J}^T$ . 发送信号  $s(k) \in \{\pm 1\}$ ,  $s_{M+1}(k) = [s(k), \dots, s(k-M)]^T$ ,  $E\{s(k) \cdot s(l)\} = \delta(k-l)$ . 噪声  $E\{s \cdot v_i | i=1, \dots, q\} = 0$ ,  $E\{v(k) \cdot v(l)^T\} = \frac{2}{v} \cdot \delta(k-l) \cdot I$ .  $q$  是输出子信道数目;  $M = \max\{M_i | i=1, \dots, q\}$ ,  $M_i$  是子信道  $h_i (\forall i)$  的阶数.

当采用  $L$  阶滤波器对接收信号均衡时, 长度为  $(L+1)q$  接收信号向量可表述为

$$x_{L+1}(k) = H \cdot s_{M+L+1}(k) + v_{L+1}(k) \quad (2)$$

在此:  $x_{L+1}(k) = [x^T(k), \dots, x^T(k-L)]^T$ ,  $s_{M+L+1}(k) = [s(k), \dots, s(k-M-L)]^T$ ,  $v_{L+1}(k)$  是  $[(L+1)q \times 1]$  噪声向量. 式中信道卷积矩阵  $H$  是 Toeplitz 矩阵, 具体形式为

$$H = \begin{bmatrix} h(0) & h(1) & \dots & h(M) & 0 & \dots & 0 \\ 0 & h(0) & \dots & \dots & h(M) & \ddots & \dots \\ \dots & \ddots & \ddots & \ddots & \ddots & \ddots & 0 \\ 0 & \dots & 0 & h(0) & \dots & \dots & h(M) \end{bmatrix}_{(L+1)q \times (M+L+1)} \quad (3)$$

现有经典均衡算法 TXK 法<sup>[1]</sup>、子空间 (Subspace) 法<sup>[2]</sup>、线性预报 (Linear Prediction) 法<sup>[3,6]</sup>、外积分解 (Outer-Product Decomposition) 法<sup>[4,7,8]</sup>等的共同特点是: (1) 依赖过采样二阶统计量; (2) 可迫零均衡的限制性条件是  $H$  满列秩; (3) 遵循“盲辨识信道—构造均衡器—恢复发送信道”的模式. 本文特点在于: 充分利用“发送信号字符集已知”的信息, 提出冲破  $H$  满列秩限制的  $\beta$ -均衡概念, 并在此基础上导出直接恢复信号的盲检测算法.

### 3 $\beta$ -均衡

为叙述简明, 本节讨论在无噪声、实信道下进行. 设存在某  $L$  阶均衡器  $g_d$  使

$$H^T g_d = \beta_{d+1}, \quad d \in [0, M+L] \quad (4)$$

式中  $g_d \in R^{(L+1)q}$ ,  $H \in R^{(L+1)q \times (M+L+1)}$ ,  $\beta_{d+1} \in R^{(M+L+1)}$ . 该均衡器作用于接收信号得

$$\begin{aligned} x_{L+1}(k)^T g_d &= s_{M+L+1}(k)^T \cdot H^T g_d \\ &= \beta_{d+1} s(k-d) + \sum_{j=d+1}^{M+L+1} \beta_j s(k-j) \end{aligned} \quad (5)$$

**定义 1** 若接收信号在均衡器作用下获得恢复信号  $\hat{s}(k) = c s(k-d)$ , 则称发送信号被正确盲检测. 这里  $c \in R$ ,  $d \in Z^+$  分别是幅度因子和延时因子, 它们对盲问题是“固有模糊”的.

**命题 1** 在发送字符  $s(k) \in \{\pm 1\}$  的假设下, 当且仅当均衡器  $g_d$  使  $|\beta_j| < |\beta_{d+1}|$  满足时, 该均衡器能正确盲检测原始发送信号  $s(k)$ , 使

$$\hat{s}(k) = \text{sign}\{x_{L+1}(k)^T g_d\} = \text{sign}(\beta_{d+1}) \cdot s(k-d) \quad (6)$$

**证明 (1) 充分性**

$$\begin{aligned} \hat{s}(k) &= \text{sign}\{x_{L+1}(k)^T g_d\} \\ &= \text{sign}\left\{s(k-d) \left[ \beta_{d+1} + \sum_{j=d+1}^{M+L+1} \beta_j \frac{s(k-j+1)}{s(k-d)} \right]\right\} \\ &= \text{sign}\left\{s(k-d) \left[ \beta_{d+1} - \sum_{j=d+1}^{M+L+1} |\beta_j| \right]\right\} \end{aligned}$$

$$= \text{sign}\{\beta_{d+1} s(k-d)\} = \text{sign}(\beta_{d+1}) \cdot s(k-d)$$

(2) 必要性

$$\text{要 } \text{sign}\left\{ \beta_{d+1} s(k-d) + \sum_{j=d+1}^{M+L+1} \beta_j s(k-j+1) \right\} = \text{sign}\{\beta_{d+1} s(k-d)\}$$

对独立同分布随机信号  $s(\cdot)$  成立, 就必须有

$$\left| \sum_{j=d+1}^{M+L+1} \beta_j s(k-j+1) \right| < |\beta_{d+1} s(k-d)| \text{ 成立. 由于 } s(k) \in \{\pm 1\}, \forall s(\cdot) \in \{\pm 1\} \left| \sum_{j=d+1}^{M+L+1} \beta_j s(k-j+1) \right| = \sum_{j=d+1}^{M+L+1} |\beta_j|. \text{ 因此,}$$

条件  $|\beta_j| < |\beta_{d+1}|$  也是必要的. 证毕.

本文把命题 1 称为  $\beta$ -均衡准则. 显然对  $s(k) \in \{\pm 1\}$  而言, 传统的“迫零”均衡准则仅是  $\beta$ -均衡准则的特例; “迫零”均衡器是  $\beta$ -均衡器的子集. 为证明  $\beta$ -均衡器的存在, 下面将引出命题 2 和命题 3. 为此, 先构造如下  $[(L+1)q+1] \times (M+L+1)$  的增广矩阵  $\tilde{H}^T = [H^T, -e_{d+1}]$ . 在此,  $e_{d+1} \in R^{M+L+1}$  是第  $(d+1)$  个元素为 1, 其余元素全零的坐标向量. 为表述方便, 又记  $l = (L+1)q$ .

**命题 2** 当  $[(L+1)q+1] \leq (M+L+1)$  时, 有  $\tilde{H} = [u_1, \dots, u_{l+1}] \cdot [l+1, 0] \cdot [v_1, \dots, v_{M+L+1}]^T$ , 式中  $l+1 = \text{diag}(1, \dots, l+1)$ ,  $1 \geq \dots \geq l+1 \geq 0$ . 又记奇异值  $\lambda_i$  相应的左、右奇异向量  $u_i = [u_{i1}, \dots, u_{il}, u_{i(l+1)}]^T = [\bar{u}_i^T \quad u_{i(l+1)}]^T$ ,  $v_i = [v_{i1}, \dots, v_{i(M+L+1)}]^T$ , 那么当且仅当式 (7) 成立时,  $g_d = \bar{u}_i = [u_{i1}, \dots, u_{il}]^T$  是正确恢复发送信号的  $\beta$ -均衡器.

$$|u_{i(l+1)} + \beta v_{i(d+1)}| > \sum_{j=d+1}^{M+L+1} |\beta_j v_{ij}| \quad \exists i \in [1, l+1] \quad (7)$$

**证明** 据  $\tilde{H}, u_i$  定义, 可写出  $\tilde{H}^T u_i = [H^T \quad -e_{d+1}] \cdot \begin{bmatrix} \bar{u}_i \\ u_{i(l+1)} \end{bmatrix} = \beta v_i$ . 若再令  $g_d = H^T g_d = u_{i(l+1)} e_{d+1} + \beta v_i$ , 定有  $|d+1| - \sum_{j=d+1}^{M+L+1} |\beta_j| = |u_{i(l+1)} + \beta v_{i(d+1)}| - \sum_{j=d+1}^{M+L+1} |\beta_j v_{ij}|$ . 证毕.

**命题 3** 当  $[(L+1)q+1] > (M+L+1)$  时, 有  $\tilde{H} = [u_1, \dots, u_{l+1}] \cdot \begin{bmatrix} l+1 \\ 0 \end{bmatrix} \cdot [v_1, \dots, v_{M+L+1}]^T$ . 式中  $l+1 = \text{diag}(1, \dots, r, 0, \dots, 0)$ ,  $1 \geq \dots \geq r > 0, r \leq M+L+1$ . 又记奇异值  $\lambda_i$  相应的左、右奇异向量  $u_i = [u_{i1}, \dots, u_{il}, u_{i(l+1)}]^T = [\bar{u}_i^T \quad u_{i(l+1)}]^T$ ,  $v_i = [v_{i1}, \dots, v_{i(M+L+1)}]^T$ , 那么对于  $i \in [1, r]$ , 只要  $|u_{i(l+1)} + \beta v_{i(d+1)}| > \sum_{j=d+1}^{M+L+1} |\beta_j v_{ij}|$  成立,  $g_d = \bar{u}_i = [u_{i1}, \dots, u_{il}]^T$  就一定是正确检测发送信号的  $\beta$ -均衡器; 而对于  $i \in [r+1, l+1]$ , 任何  $u_{i(l+1)} = 0$  的左奇异向量都可用来构造正确恢复发送信号的迫零均衡器  $g_d = \frac{1}{u_{i(l+1)}} [u_{i1}, \dots, u_{il}]^T$ .

**证明** 本命题前半部分的证明过程与命题二相同, 不再重复. 后半部分的证明也是直接的. 由  $\tilde{H}$  的定义、奇异值分解可知, 对于  $\{u_i | i \in [r+1, l+1]\}$  中的任何一根向量, 都可以写出

$$\tilde{H}^T u_i = [H^T \quad -e_{d+1}] \begin{bmatrix} \bar{u}_i \\ u_{i(l+1)} \end{bmatrix} = H^T \bar{u}_i - u_{i(l+1)} e_{d+1} = 0$$

于是,当  $u_{i(l+1)} = 0$  时,则  $\tilde{H}^T u_i = H^T \bar{u}_i = e_{d+1} \cdot g_d$  就是迫零均衡器. 证毕.

值得指出:(1)命题 2 表明,作为可迫零均衡必要条件的“信道卷积矩阵  $H$  的行数大于等于列数”,对本文  $\tilde{H}$ -均衡器不起作用.(2)命题 3 表明,当  $H$  行数不小于列数时,既存在经典意义上的迫零均衡器,又存在广义的  $\tilde{H}$ -均衡器.

### 4 发送序列的直接盲检测

接收数据阵  $X_N$  经  $g$  均衡获得发送序列的估计  $\hat{s}_N = [\hat{s}(k), \dots, \hat{s}(k+N-1)]^T$ , 即  $\hat{s}_N = X_N g = S_N H^T g = S_N$   
 $= [s_N(k), \dots, s_N(k-M-L)]$ .

式中  $X_N = \{[x_{L+1}(k), \dots, x_{L+1}(k+N-1)]^T\}_{N \times (L+1)q}$ ,  $S_N(k) = [s(k), \dots, s(k+N-1)]^T$ . 一般地说,估计  $\hat{s}_N$  可以是  $\text{span}\{s_N(k), \dots, s_N(k-M-L)\}$  空间中的任意向量. 然而,当  $s(k) \in \{\pm 1\}$  约束存在时,由于向量集  $s^{(M+L+1)} = \{s_N(k), \dots, s_N(k-M-L)\}$  中任何向量间的任何线性组合都使  $s(k) \in \{\pm 1\}$ , 因此  $\hat{s}_N$  就只能是向量集中的某个向量. 于是可写出以下命题.

**命题 4** 在发送信号字符集  $s(k) \in \{\pm 1\}$  的约束下, 当且仅当  $\hat{s}_N \in s^{(M+L+1)}$  时,  $X_N$  值空间补投影算子  $Q$  使  $\hat{s}_N$  零化, 即

$$Q \hat{s}_N = 0 \quad \text{s.t.} \quad \hat{s}_N \in \{\pm 1\}^N \quad (8)$$

从零化方程(8)难以直接求解  $\hat{s}_N$ . 为此, 构造任意向量  $\tilde{s}_N = [\tilde{s}(k), \dots, \tilde{s}(k+N-1)]^T$  的零化残差  $\tilde{s}_N = Q [X_N g - \tilde{s}_N] = Q \tilde{s}_N$  和相应的最小二乘性能函数  $J(\tilde{s}_N) = \frac{1}{N} \tilde{s}_N^T Q \tilde{s}_N$ , 并进而形成直接实现盲检测的二次规划问题

$$\tilde{s}_N = \arg \min_{\tilde{s}_N \in \{\pm 1\}^N} J(\tilde{s}_N) = \arg \min_{\tilde{s}_N \in \{\pm 1\}^N} \tilde{s}_N^T Q \tilde{s}_N \quad (9)$$

值得强调:  $\{\pm 1\}$  约束规划问题(9), 与常见的普通二次优化本质不同, 与经典文献中的 MMSE 准则本质不同. 该规划问题(9)是建立在  $\tilde{H}$ -均衡概念上的直接盲检测算法. 这是组合优化 NP 难问题. 求解时, 本文采用了近年组合优化的最新研究成果<sup>[9]</sup>, 能以多项式计算复杂度有效求解问题(9). 关于二次规划运行机理, 请参见文献[9~12].

与子空间、线性预报等经典算法相比, 本文的直接盲检测算法有以下特点:

(1) 不管信道  $h(z)$  是否包含公零点, 也不管公零点是否在单位圆内, 本文算法均有效. 然而, 由于公零点使信道卷积矩阵  $H$  一定列不满秩, 因而 TXK 法、子空间法、线性预报法等经典算法都不能应用.

(2) 经典文献算法对均衡器阶数  $L$  敏感, 所以它们的推导和应用都假定信道阶已知. 然而, 信道阶是实际未知的. 本算法适于信道阶未知情况, 其根据在于命题 2、3.

(3) 本算法利用有限字符集信息, 所以盲检测所需接受数据长度很短(约 100 以下). 而经典算法依赖统计量, 所需接受数据必须较长(约 500 以上). 这意味着, 本算法向时变信道推

广的潜力更强.

## 5 QPSK 复信道的 $\tilde{H}$ -均衡和盲检测

### 5.1 QPSK 复信道的 $\tilde{H}$ -均衡

对于 QPSK 复信道情况, 分别记信道、均衡器及它们的合成响应为  $H_C = H_R + iH_I$ ,  $g_C = g_R + ig_I$ ,  $c = c_R + ic_I$ .  $s_C(k) = s_R(k) + is_I(k)$  QPSK 信号的  $[(M+L+1) \times 1]$  序列向量记为  $s_{C(M+L+1)}(k) = s_R + is_I$ . 比照式(4)、式(5)可写出

$$H_Q^T g_Q = c \quad (10)$$

$$x_{L+1}(k)^T g_C = [s_R^T \quad s_I^T] \left\{ \begin{bmatrix} c_R \\ c_I \end{bmatrix} + i \begin{bmatrix} c_I \\ -c_R \end{bmatrix} \right\} \quad (11)$$

式中  $H_Q^T = \begin{bmatrix} H_R^T & -H_I^T \\ H_I^T & H_R^T \end{bmatrix}$ ,  $g_Q = \begin{bmatrix} g_R \\ g_I \end{bmatrix}$ ,  $c_Q = \begin{bmatrix} c_R \\ c_I \end{bmatrix}$ . 于是, 可写出如下命题.

**命题 5** 在发送字符  $s_C(k) \in \{\pm 1 \pm ij\}$  假设下, 当且仅当均衡器  $g_Q$  使  $|g_Q| < |g_{Q(d+1)}|$  满足时, 有  $\hat{s}_C(k) =$

$$(i) \frac{1}{M+L+1} \sum_{j=d+1}^{j=d+1} \text{sign}[g_{Q(d+1)}] \cdot s_C[k - \text{mod}(d, M+L+1)].$$

其中,  $g_Q$  和  $g_{Q(d+1)}$  分别是  $g_Q \in R^{2(M+L+1)}$  的第  $j$  个和第  $(d+1)$  个元素;  $d \in [0, 1, \dots, (2M+2N+1)]$ .

这就是适用于 QPSK 复信道的  $\tilde{H}$ -均衡准则. 不难证明: 第 3 节的命题 2、3 也可推广到 QPSK 复信道情况. 应用时, 所需要注意的仅是  $H_Q, g_Q, c_Q$  的构造、维数和长度.

### 5.2 复信道 QPSK 的直接盲检测

在复信道 QPSK 情况下, 据式(9), 可写出  $s_C(k) \in \{\pm 1 \pm ij\}$  约束下的规划问题

$$\hat{s}_{CN} = \arg \min_{\tilde{s}_{CN} \in \{\pm 1 \pm ij\}^N} J(\tilde{s}_{CN}) = \arg \min_{\tilde{s}_{CN} \in \{\pm 1 \pm ij\}^N} \tilde{s}_{CN}^H Q_C \tilde{s}_{CN} \quad (12)$$

式中  $Q_C$  是接收数据复矩阵  $X_N$  的补投影算子, 上标  $H$  表示 Hermitian 转置. 若记  $Q_C = Q_R + iQ_I$ ,  $s_{CN} = s_{NR} + is_{NI}$ , 则有

$$J(\tilde{s}_{CN}) = \tilde{s}_{CN}^H Q_C \tilde{s}_{CN} = [\tilde{s}_{NR}^T \quad \tilde{s}_{NI}^T] \begin{bmatrix} Q_R & -Q_I \\ Q_I & Q_R \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \tilde{s}_{NR} \\ \tilde{s}_{NI} \end{bmatrix} = \tilde{s}_{2N}^T Q_2 \tilde{s}_{2N} \quad (13)$$

于是, 复信道 QPSK 盲检测问题, 可等价地表达为  $\{\tilde{s}_{NR}, \tilde{s}_{NI} \in \{\pm 1\}^N\}$  约束下的二次规划问题

$$\hat{s}_{2N} = \arg \min_{\tilde{s}_{2N} \in \{\pm 1\}^{2N}} J(\tilde{s}_{2N}) = \arg \min_{\tilde{s}_{2N} \in \{\pm 1\}^{2N}} \tilde{s}_{2N}^T Q_2 \tilde{s}_{2N} \quad (14)$$

## 6 仿真实验

本节图表数据都由 Monte Carlo 仿真试验获得. 在每个样

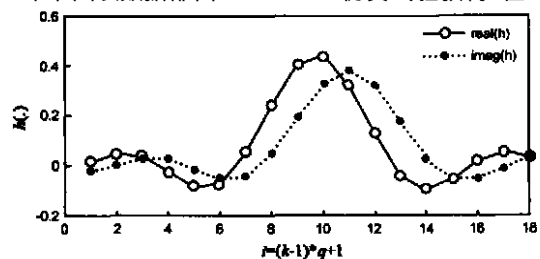


图 1 随机复信道实部和虚部的典型样本

本试验中,发送信号、噪声、多径信道的加权因子  $w_j$  和延时因子  $j$  都随机生成. 仿真所用实信道和复信道的虚实部都采用文献多径信道模型  $h(t) = \left[ \sum_{j=1}^{N_L} w_j h_{RC}(t - \tau_j) \right] \cdot W(L_h T_s)$  构成. 式中:  $h_{RC}$  是升余弦函数;  $\alpha$  是滚降因子,本文取  $\alpha = 0.1$ ;  $w_j$  是幅度衰减因子;  $\tau_j$  是延时因子;  $N_L$  是传播路径数;  $W(L_h T_s)$  是窗口函数,  $L_h$  是子信道长度. 复信道典型样本如图 1.

6.1 BPSK 实信道情况下的仿真研究

在 BPSK 实信道试验中,取路径数  $N_L = 3$ ,子信道长度  $L_h = 6$ ,过采样因子  $q = 4$ .

试验 1  $\epsilon$ -均衡器存在性和  $\epsilon$ -算法有效性验证

试验条件: Monte Carlo 随机样本 10000 个;均衡器阶数  $L = 0$ ; 无噪声;构造式(9)  $Q$  使用 50 个接收数据. 表 1 试验结果表明:

- (1) 即便信道包含公零点,即便信道卷积矩阵  $H$  的行数小于列数,  $\epsilon$ -均衡器也总存在.
- (2) 即便接收数据很短,  $\epsilon$ -算法也能十分准确地盲检测信号.

表 1 随机实信道-均衡器存在性和  $\epsilon$ -算法有效性试验的结果

	满足式(7)的信道数	误码率
不含公零点情况	10000	0.000043
含公零点(-0.5)的情况	10000	0.000002

试验 2  $\epsilon$ -算法的抗噪性能和均衡器阶数稳健性

试验分不含公零点情况(图 2)和含(-0.5)公零点情况(图 3). 图中每个数据点经 100 次 Monte Carlo 试验后统计获得.(注意:图 2、图 3 纵坐标下限制度是 0.) 仿真结果表明:

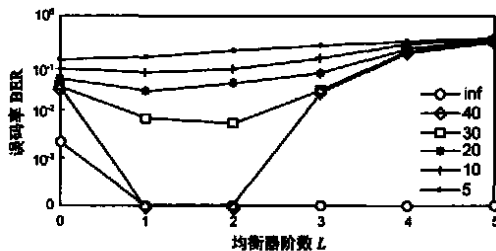


图 2 无公零点信道时  $\epsilon$ -算法的均衡器阶数对抗噪性能的影响

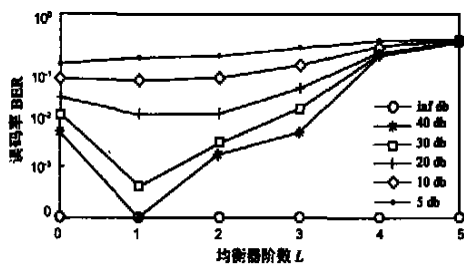


图 3 (-0.5)公零点信道时  $\epsilon$ -算法的均衡器阶数对抗噪性能的影响

- (1) 无噪时,不管信道是否包含公零点,在相当宽的均衡器阶数取值范围内,  $\epsilon$ -算法具有十分稳健的盲检测性能.
- (2) 有噪时,公零点的存在使算法对信道阶数的稳健性有所削弱,但盲检测性能仍相当好.

试验 3  $\epsilon$ -算法与经典算法的性能比较

为进行比较,对经典算法采取两条放宽措施:(1)子空间

法和线性预报法的均衡器阶数  $L$  取得足够大,以保证信道卷积矩阵  $H$  满列秩. 而  $\epsilon$ -算法仍取  $L = 0$ . (2)子空间法、线性预报法使用的接收数据长度分别是 500 和 3000. 而  $\epsilon$ -算法仅用 50 个数据.

比较曲线由图 4 所示. 图中“ $\epsilon$ -算法 1”是无公零点信道试验结果,“ $\epsilon$ -算法 2”是含(-0.5)公零点信道试验结果,图中误码率坐标下限制度是零. 图 4 清楚表明:

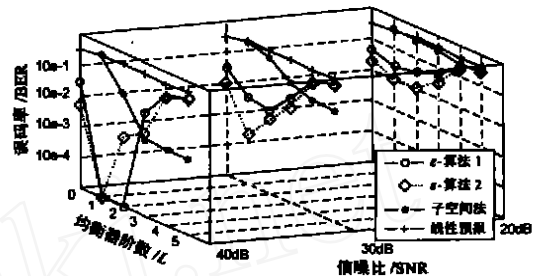


图 4 不同算法检测发送序列的能力比较

- (1) 不管信道是否包含公零点,  $\epsilon$ -算法的对信道阶稳健性和抗噪能力,明显优于其它算法.
- (2) 子空间法之所以在高均衡器阶数时有良好表现,原因是:分离信号子空间时使用了真实信道阶数;假如使用估计信道阶,那么该算法性能将严重恶化.

6.2 QPSK 复信道情况下的仿真研究

复信道的实部和虚部独立随机产生,除传播路径数  $N_L = 2$  和公零点取为  $(+5)$  外,其余参数与前相同. 在  $\epsilon$ -均衡器存在性、 $\epsilon$ -算法有效性、以及与经典算法比较试验中,各试验参数的设置与 BPSK 实信道完全相同. 表 2 数据和图 5 曲线表明:  $\epsilon$ -均衡概念和算法可有效地应用于复信道 QPSK 信号盲检测,其性能明显优于子空间法和线性预报法.

表 2 随机复信道  $\epsilon$ -均衡器存在性和  $\epsilon$ -均衡算法有效性试验的结果

	满足式(7)的信道数	误码率
不含公零点情况	10000	0.000045
含公零点 5 的情况	10000	0.000011

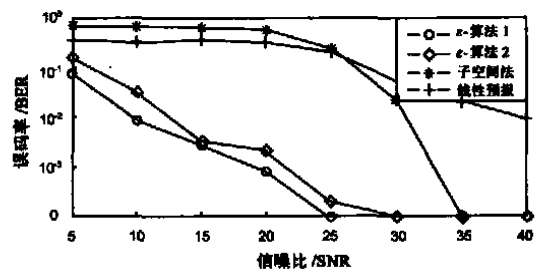


图 5 在 QPSK 复信道情况下不同算法盲检测误码率比较

7 结束语

本文在约束下,提出了  $\epsilon$ -均衡概念、 $\epsilon$ -均衡器存在条件、零化方程,及运用带约束二次规划直接盲检测发送序列的算法. 然后,运用复数虚实部合成向量法,把上述概念和算法推广应用于复信道. 理论分析和仿真试验都表明:由于充分利用发送信号属于有限字符集的先验信息,本文算法具有四个显

著特点:适用于含公零点信道、对未知信道阶稳健性好、所需接收数据少、盲检测信号的准确度高。

最后还值得指出:对于“实多值信号”,如 4PAM 信号,由于  $s(k) \in \{\pm 1, \pm 3\}$  可表示为二个独立“二值信号” $\{s^{(1)}(k), s^{(2)}(k)\} \in \{\pm 1\}$  的组合  $s(k) = s^{(1)}(k) + 2s^{(2)}(k)$ 。所以,通过综合运用复数信号的虚实部合成向量法和多值信号的线性组合法,本文所提概念和算法似乎具有应用于更一般星座信号盲检测和复信道盲均衡的潜力。

#### 参考文献:

- [ 1 ] L Tong, G Xu, T Kailath. Blind channel identification and equalization using second-order statistics: a time-domain approach[J]. IEEE Trans Inform. Theory, 1994, 40(3): 340 - 349.
- [ 2 ] E Moulines, P Duhamel, J F Cardoso, S Mayrargue. Subspace methods for the blind identification of multichannel FIR filters[J]. IEEE Trans Signal Processing, 1995, 43(2): 516 - 525.
- [ 3 ] D Slock. Blind fractionally-spaced equalization, perfect-reconstruction filter banks and multichannel linear prediction[A]. Proc. 1994 IEEE ICASSP[C]. 1994. 4. 585 - 588.
- [ 4 ] Z Ding. Matrix outer-product decomposition method for blind multiple channel identification[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 1997, 45(12): 3054 - 3061.
- [ 5 ] G B Gannakis, C Tepedelenlioglu. Direct blind equalizers of multiple FIR channel: a deterministic approach[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 1999, 47(1): 62 - 74.
- [ 6 ] X H Li, H Fan. Linear prediction methods for blind fractionally spaced equalization[J]. IEEE Trans Signal Processing, 2000, 48(6): 1667 - 1675.
- [ 7 ] Z Ding, Y Li. Blind Equalization and Identification[M]. New York: Marcel Dekker, 2000. 175 - 202.
- [ 8 ] Z Ding, Li Qiu. Blind MIMO channel identification from second order statistics using rank deficient channel convolution matrix[J]. IEEE Trans Signal Processing, 2003, 51(2): 535 - 544.
- [ 9 ] Y Y Ye. Approximating quadratic programming with bound and quadratic constraints[J]. Math Program, 1999. 219 - 226.
- [ 10 ] Q Y Li, E W Bai, Y Y Ye. Channel equalization and  $\epsilon$ -approximation algorithms[J]. IEEE Trans Signal Processing, 2001, 49(11): 2823 - 2831.
- [ 11 ] Q Y Li, E W Bai, Z Ding. Blind source separation of signals with known alphabets using  $\epsilon$ -approximation algorithms[J]. IEEE Trans Signal Processing, 2003, 51(1): 1 - 10.

#### 作者简介:

**张志涌** 男, 1944 年 1 月出生于无锡, IEEE Senior Member, 先后受教育于清华大学自控系、上海交通大学电工及计算机科学系、荷兰王国 Eindhoven 技术大学电气系, 现以教授、博导在南京邮电学院电子系从事通信信号处理及仿真研究和教学. Email: zyzh@njupt.edu.cn

**BAI Er-wei** IEEE Fellow, Associate Editor for IEEE Trans. AC. 1999 年起以终身教授在 University of Iowa 大学电气与计算机工程系从事系统辨识和信号处理的研究和教学.