

# 信道盲辨识的新方法

张志涌, 王 俊

(南京邮电学院电子工程系, 江苏南京 210003)

摘 要: 只要单输入多输出(SIMO)信道的公因式满足本文提出的充分必要条件,那么本文方法就可以有效地辨识这些带公零点的信道.本文算法由以下步骤组成:先借助整数约束二次优化盲检测属于给定字符集的发送信号,然后根据这些估得的发送信号辨识传输信道.仿真结果表明:本文新算法明显优于现有的文献算法.

关键词: 盲辨识; 二次优化; 公零点; 单输入多输出信道

中图分类号: TN911. 23 文献标识码: A 文章编号: 0372-2112 (2003) 12A-2119-04

## A New Approach to Blind Identification of Channels

ZHANG Zhi-yong, WANG Jun

(Department of Electronic Engineering Nanjing University of Posts & Telecommunications, Nanjing, Jiangsu 210003, China)

Abstract: The new approach is applicable to identify various SIMO transmission channels with common zeros if only the common factor of those channels satisfies a sufficient and necessary condition presented by our paper. The new approach consists of the following stages: firstly, transmitted signals in given alphabets are blindly detected by using a quadratic optimization with integer constraints; then, the SIMO transmission channels are identified on the basis of the estimated signals. Simulation results show that the new approach delivers better performance compared with the existing approaches.

Key words: blind identification; quadratic optimization; common zeros; SIMO channel

### 1 引言

为提高通信容量,改善通信质量,信号盲分离、盲解卷和信道盲辨识、盲均衡受到愈来愈多的关注<sup>[1~6,8,9]</sup>,并陆续提出多种算法.其中,以利用过采样二阶统计量(SOS)的盲辨识/均衡算法<sup>[1~6]</sup>是近年来的主流算法.这类算法所需数据远少于高阶统计量算法且不限于高斯加性噪声,但缺点是被辨识的SIMO信道不能包含公零点.利用高阶统计量(HOS)实现盲辨识/均衡方法发展得较早,它需要的数据量远远多于二阶统计法,但它可处理含有单位圆内公零点的SIMO信道.

本文的贡献在于:(1)理论上证明了:适用于任意输入信号的经典迫零均衡准则过于宽泛,对发送信号属于有限字符集的数字通信的信号盲恢复而言,它过于严格;(2)从理论突破了统计均衡法对信道公零点所加的限制,提出了能对含公零点信道上发送信号进行准确盲恢复的算法;(3)在信道必须辨识的情况下,由本文辨识程式(先盲恢复信号—后辨识信道)所导出的算法比经典的信道直接盲辨识算法适应性更广、估计精度更高.

### 2 问题的提出

SIMO信道输出端的基带离散信号模型常用如下向量模型表示

$$\begin{aligned} \mathbf{x}(k) &= \mathbf{h}(z) s(k) + \mathbf{v}(k) \\ &= \sum_{j=0}^M \mathbf{h}(j) \cdot s(k-j) + \mathbf{v}(k) \\ &= \mathbf{H}_q \cdot \mathbf{s}_{M+1}(k) + \mathbf{v}(k) \end{aligned} \quad (1)$$

式中:接收序列  $\mathbf{x}(k) = [x_1(k), \dots, x_q(k)]^T$ ;

信道冲激响应

$$\mathbf{h}(z) = \sum_{j=0}^{M_i} \mathbf{h}(j) \cdot z^{-j}$$

相应的  $(q \times M)$  时域矩阵

$$\mathbf{H}_q = [\mathbf{h}(0), \dots, \mathbf{h}(M)]$$

其中  $M = \max\{M_i | i = 1, \dots, q\}$ ,  $M_i$  是第  $i$  子信道的阶数;

发送序列  $\mathbf{s}_{M+1}(k) = [s(k), \dots, s(k-M)]^T$ , 且  $E\{s(k) \cdot s(l)\} = \delta(k-l)$ ;

发送符号  $s(k) \in A = \{+1, -1\}$ ;

接收端加性噪声  $\mathbf{v}(k) = [v_1(k), \dots, v_q(k)]^T$ , 且  $E\{\mathbf{v}(k) \cdot \mathbf{v}(l)^T\} = \sigma_v^2 \cdot \delta(k-l) \cdot \mathbf{I}$ ,  $E\{s \cdot v_i | i = 1, \dots, q\} = 0$ .

如果接收序列和发送序列都已知,那么信道冲激响应矩阵就可以通过经典的辨识方法估得.本文讨论的是所谓的盲辨识问题,即要在只有接收序列已知的情况下,估计出信道冲激响应.

### 3 信道盲辨识和信号盲检测的文献结论

关于 SIMO 发送信号盲检测的已有文献都是借助高阶统计量或借助分集、二阶统计量进行的。这类算法的思维程式是:先盲辨识信道;再求均衡器;最后盲恢复发送信号。其系统理论基础是:要且只要  $h(z)$  没有公零点,下列 Bezout 恒等式成立

$$g(z)h(z) = 1 \quad (2)$$

发送序列就可以借助“迫零”均衡器  $g(z)$  得以恢复,即

$$\hat{s}(k) = g(z) \cdot x(k) = g(z) \cdot h(z) s(k) = s(k) \quad (3)$$

在通信中,恢复信号相对发送信号存在某种延迟是允许的。因此,式(2)(3)被一般化为

$$g(z)h(z) = z^{-d}, d \in [0, M+L] \quad (4)$$

$$\hat{s}(k) = g(z) \cdot x(k) = g(z) \cdot h(z) s(k) = z^{-d} s(k) = s(k-d) \quad (5)$$

在此,  $M, L$  分别是  $h(z), g(z)$  的阶数。

问题是:发送信号的盲检测必须依赖于信道盲辨识吗? $h(z)$  没有公零点的条件是发送信号可盲恢复的先决条件吗?

在 SIMO 文献中,虽然迄今还没见异于以上思维程式的另类算法,但是关于 SISO 的文献表明:在发送信号属于有限字符集的情况下,发送信号盲恢复完全可通过对有限字符的穷举组合直接进行;信号盲恢复性完全取决于信道冲激响应系数与字符集间的某种线性组合关系,而与  $h(z)$  公零点没有直接关系。

基于 SISO 信号可直接盲恢复的启示,本文将采用如下思维程式:先利用发送信号属于有限字符集的条件实现对发送序列的盲检测,然后(假如需要的话)再完成对信道的盲辨识。值得指出:在新思维程式下导出的算法可以处理更一般的(不管  $h(z)$  是否包含公零点的)SIMO 信道的信号盲恢复问题。详细论述将在以下几节展开。

### 4 发送信号的 $\varepsilon$ 盲检测

为研究公零点的影响和处理,对 SIMO 信道作如下分解

$$h(z) = h_c(z)c(z) \quad (6)$$

$$c(z) = c_0 + c_1 z^{-1} + \dots + c_M z^{-M} \quad (7)$$

在此,  $h_c(z)$  是不可简约的(Irreducible),即各子信道不包含任何公零点;而  $c(z)$  是各子信道的最大公因式;  $M_h, M_c$  分别是  $h_c(z), c(z)$  的阶数,且  $M = M_h + M_c$ 。

据 Bezout 恒等式可知:一定存在某  $g(z)$ , 使

$$g(z)h(z) = z^{-d} c(z), d_c \in [0, M_h + L] \quad (8)$$

$$\begin{aligned} \hat{s} &= g(z) \cdot x(k) \\ &= g(z) \cdot h(z) s(k) \\ &= z^{-d} c(z) s(k) \\ &= z^{-d} \{c_0 + c_1 z^{-1} + \dots + c_M z^{-M}\} \cdot s(k) \\ &= c_0 s(k-d) + c_1 s(k-d-1) + \dots \\ &\quad + c_M s(k-d-M) \end{aligned} \quad (9)$$

定理 假如  $s(k) \in A = \{\pm 1\}$ , 那么要且只要

$$|c_i| - \sum_{j \neq i} |c_j| > \varepsilon \quad (10)$$

(在此  $\varepsilon$  是某大于 0 的小数),就一定可以从接收信号  $x(k)$  中盲恢复(至多存在  $d$  步延迟并异号的)发送信号  $s(k)$ , 即一定成立

$$\begin{aligned} \hat{s}(k) &= \text{sign}\{\tilde{s}(k)\} \\ &= \text{sign}\{c_i s(k-d_c - i)\} \\ &= \text{sign}\{c_i s(k-d)\} \\ &= \text{sign}\{c_i\} \cdot s(k-d) \end{aligned} \quad (11)$$

推论 当各子信道最大公因式  $c(z)$  为一阶时,那么要且只要  $c(z)$  的零点不在单位圆上,则式(11)一定成立。

由于篇幅的限制,关于定理和推论的证明将另文给出。

### 5 $\varepsilon$ 盲检测的算法实现

当采用  $L$  阶 FIR 滤波器  $g(z)$  进行均衡时,长度为  $(L+1)q$  的接收信号向量可表述为

$$x_{L+1}(k) = \mathbf{H} \cdot s_{M+L+1}(k) + v_{L+1}(k) \quad (12)$$

$$\begin{aligned} \text{在此: } x_{L+1}(k) &= [\mathbf{x}^T(k), \dots, \mathbf{x}^T(k-L)]^T, s_{M+L+1}(k) \\ &= [s(k), \dots, s(k-M-L)]^T, \end{aligned}$$

$v_{L+1}(k)$  是  $[(L+1)q \times 1]$  噪声向量。式中信道卷积矩阵  $\mathbf{H}$  是广义 Selvester 矩阵,  $\mathbf{H} \in R^{(L+1)q \times (M+L+1)}$ 。于是,  $g(z)$  对  $N$  个接续的  $x_{L+1}(k)$  所构成的  $[N \times (L+1)q]$  接收数据阵  $X_N$  的作用可表述成

$$\begin{aligned} X_N \cdot \mathbf{g} &= S_N \cdot \mathbf{H}^T \cdot \mathbf{g} \\ &= S_N \cdot \mathbf{C}^T \cdot \mathbf{H}_c^T \cdot \mathbf{g} \\ &= \hat{s}_N(k) \\ &= c_0 s_N(k-d_c) + c_1 s_N(k-d_c-1) + \dots \\ &\quad + c_M s_N(k-d_c-M_c) \end{aligned} \quad (13)$$

在此,  $X_N^T = [x_{L+1}(k), x_{L+1}(k+1), \dots, x_{L+1}(k+N-1)]$ ,  $\mathbf{H}_c, \mathbf{C}^T$  分别是  $h_c(z), c(z)$  系数矩阵(行)向量构成的广义 Selvester 矩阵。当信道公零点满足条件(10)时,就一定有

$$\hat{s}_N(k) = \text{sign}\{X_N \cdot \mathbf{g}\} = \text{sign}\{c_i \cdot s_N(k-d-i)\} \quad (14)$$

为恢复发送序列  $\hat{s}_N(k)$ , 构造如下残差函数和优化准则

$$\varepsilon_N = X_N \mathbf{g} - s_N \quad (15)$$

$$\begin{aligned} \hat{s}_N(k) &= \arg \min_{\substack{\forall \mathbf{g} \in R^{(L+1)q} \\ \forall s_N \in \{\pm 1\}^N}} J(\mathbf{g}, s_N) \\ &= \arg \min_{\substack{\forall \mathbf{g} \in R^{(L+1)q} \\ \forall s_N \in \{\pm 1\}^N}} \|\varepsilon_N(\mathbf{g}, s_N)\|^2 \\ &= \arg \min_{\substack{\forall \mathbf{g} \in R^{(L+1)q} \\ \forall s_N \in \{\pm 1\}^N}} \|X_N \mathbf{g} - s_N\|^2 \end{aligned} \quad (16)$$

显然,由于该优化准则取决于两个变量  $\mathbf{g}$  和  $s_N$ , 而难以求解。但进一步观察式(13)(14),可以看出,  $\hat{s}_N(k) \in \text{Span}\{X_N\}$ 。利用这个性质,可以把上述考虑最小二乘残差的优化问题,转变为考虑残差在补空间中取最短投影长度的优化问题,即令

$$\zeta_N = \mathcal{Q} \varepsilon_N = \mathcal{Q}[X_N \mathbf{g} - s_N] = \mathcal{Q} s_N \quad (17)$$

$$\begin{aligned} \hat{s}_N &= \arg \min_{\forall s_N \in \{\pm 1\}^N} J(s_N) \\ &= \arg \min_{\forall s_N \in \{\pm 1\}^N} \|\zeta_N\|^2 \end{aligned}$$

$$= \arg \min_{\substack{s_N \in \mathbb{R}^N \\ \forall s_N \in \mathbb{R}^{\pm jN}}} s_N^T Q s_N \quad (18)$$

式中  $X_N$  的补投影算子  $Q = I - X_N (X_N^T X_N)^+ X_N^T = U_c U_c^T$ ,  $(X_N^T X_N)^+$  是  $(X_N^T X_N)$  的伪逆,  $U_c$  是构成  $X_N$  补空间的左奇异向量阵. 值得指出: 问题(18) 是带整数约束的二次规划问题, 求解中利用了发送信号属于有限字符集的信息. 一般说来, 带整数约束二次规划是 NP 难的组合优化问题. 但本文采用近年提出的  $\varepsilon$  近似算法<sup>[10]</sup>, 其计算复杂度是多项式的. 关于  $\varepsilon$  算法机理, 文献[7, 8] 有详细描述.

### 6 信道辨识

值得指出: 据式(18) 所得估计序列  $\hat{s}_N(k-d)$  的延迟  $d$  是未知的, 但一定在  $[0, L+M]$  之中. 为利用估计序列  $\hat{s}_N(k-d)$  进行信道辨识, 可由式(1) 写出:

$$x(k+\tau+i)^T = \hat{s}_{M+1}(k+i)^T \cdot H_q^T + v(k+i)^T, \quad i = 0, 1, \dots, N_c, \tau = 0, 1, \dots, L+M \quad (19)$$

式中  $N_c$  是  $[M+1, N]$  区间内的适当大整数, 它保证充分利用获得的盲检测序列  $\hat{s}_N(k-d)$ ;  $\tau$  是延迟  $d$  的匹配因子. 写出式(19) 的矩阵形式

$$X_\tau = S H_q^T + V, \quad \tau = 0, 1, \dots, L+M \quad (20)$$

其中接收数据矩阵  $X_\tau \in R^{N_c \times q}$ , 信号矩阵  $S \in R^{N_c \times (M+1)}$ , 噪声矩阵  $V \in R^{N_c \times q}$ .

构造误差函数  $E_\tau = X_\tau - S H_q^T$ , 和相应的性能指标  $J(H_q, \tau) = \|E_\tau\|_F^2$ , 其中  $\tau = 0, 1, \dots, L+M$ . 对于每个设定的  $\tau$ , 式(11) 的最小二乘解为  $H_{q\tau} = (S^T S)^{-1} S^T X_\tau$ , 而相应的

$$J(H_{q\tau}) = \text{trace}\{E_\tau^T E_\tau\} = \text{trace}\{X_\tau^T Q_\tau X_\tau\} \quad (21)$$

式中  $Q_\tau = I - S(S^T S)^{-1} S^T$  是由估计序列构成的补投影算子. 显然, 在无噪声的情况下, 当且仅当  $\tau$  与  $d$  相匹配时, 上述性能指标值为 0. 于是, 在噪声情况下, 可一般地写出

$$H_q = \arg \min_{\tau \in [0, L+M+1]} J(H_{q\tau}) \quad (22)$$

### 7 仿真实验

仿真采用 BPSK 作为发送序列, 过采样因子为  $q=3$ . 所有仿真结果都是经 100 次 Monte Carlo 试验而得. 各种算法实现信道盲辨识性能采用两种比较方式: (1) 固定信噪比情况下, 盲辨识得到的信道曲线图; (2) 不同信噪比情况下, 辨识信道的归一化均方误差 NMSE(Normalized mean square error) 曲线图. NMSE 的定义<sup>[1, 5, 9]</sup> 为

$$NMSE = 10 \log_{10} E \left\{ \frac{\sum_k | \hat{h}(k) - h(k) |^2}{\sum_k | h(k) |^2} \right\}$$

试验 1 在不含公零点的经典文献信道上进行, 且假定信道的阶数已知, 功率信噪比为 20dB 情况下, 各种信道盲辨识算法比较, 目的是为了在公正基础上进行比较.

试验采用无公零点经典文献信道<sup>[5, 6]</sup>, 具体参数为: 二径, 窗口宽  $6T$  (即各子信道长度  $M+1=6$ ), 升余弦脉冲  $P(t)$  的滚降因子  $\alpha=0.10$ , 且  $h(t) = P(t) - 0.7P(t-T/3)$ .

各种算法所用均衡器阶数  $L$ : 本文  $\varepsilon$  算法为 2; TXK, SSA, LPA, OPDA 为 5. 所用接收数据长度:  $\varepsilon$  算法为 50; TXK, SSA, LPA, OPDA 为 400. 试验 2 中参数与此相同.

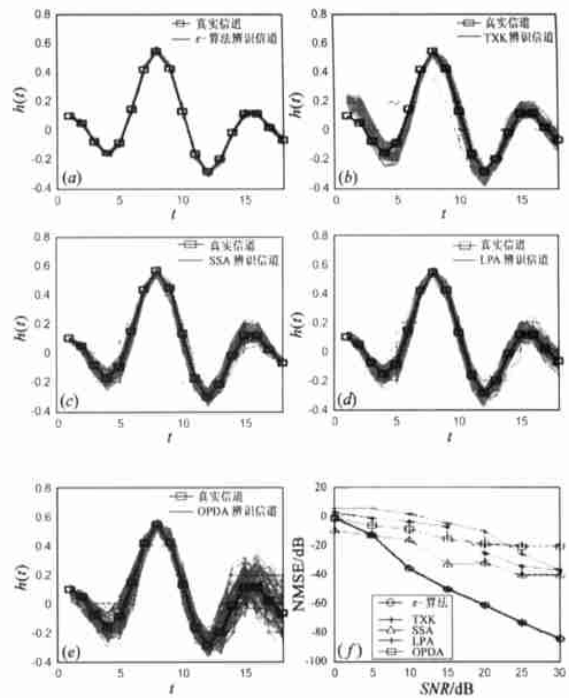


图 1 本文  $\varepsilon$  算法、TXK、SSA、LPA、OPDA 盲辨识信道曲线与相应的 NMSE 性能曲线比较

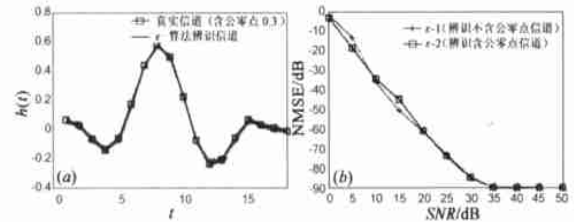


图 2  $\varepsilon$  算法盲辨识含公零点信道曲线与该算法对两种信道辨识的 NMSE 性能曲线比较

图 1(a-e) 为  $SNR=20\text{dB}$  时, 本文  $\varepsilon$  算法和其他四种经典算法 TXK<sup>[1, 5]</sup>, SSA<sup>[2, 5, 6]</sup>, LPA<sup>[3, 5, 6]</sup>, OPDA<sup>[4, 6]</sup> 的盲辨识信道曲线. 图 1(f) 显示上述五种算法在不同信噪比下的 NMSE 性能曲线.

图形曲线表明: 本文  $\varepsilon$  算法盲辨识所得信道曲线密聚在原信道两侧, 而其它算法辨识所得曲线都相当发散;  $\varepsilon$  算法的 NMSE 值远小于其他算法.

试验 2 在不同功率信噪比下, 本文  $\varepsilon$  算法对含公零点信道盲辨识的性能, 用于验证本文算法的有效性.

本试验所用信道由前述无零点信道修改而成, 公零点位于 0.3 处. 图 2(a) 为  $SNR=20\text{dB}$  时  $\varepsilon$  算法盲辨识得信道曲线. 图 2(b) 显示  $\varepsilon$  算法在不同信噪比下盲辨识上述两种信道的 NMSE 性能曲线. 其中“ $\varepsilon-1$ ”是  $\varepsilon$  算法用于辨识无公零点信道, “ $\varepsilon-2$ ”是  $\varepsilon$  算法用于辨识含公零点(0.3)信道. 此外, 为绘图方便, 把小于  $(-90\text{dB})$  的 NMSE 都处理成  $(-90\text{dB})$ .

试验结果表明: 不管信道是否包含公零点,  $\varepsilon$  算法的盲辨识性能是有效、稳定、可靠的, 而且其性能与不含公零点信道辨识性能接近.

## 8 结束语

本文的理论分析和仿真结果表明:当发送符号属于有限字符集时,只要 SIMO 公因式满足本文给出的充要条件,那么发送信号可以在十分宽松的条件下被准确有效地盲恢复,而不管传输信道是否包含公零点.

### 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 Sock. Blind fractionally-spaced equalization, perfect-reconstruction filter banks and multichannel linear prediction [ A ]. Proc. 1994 IEEE ICASSP [ C ]. Adelaide: Australia, 1994. IV: 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 ] Z Ding, Y Li. Blind Equalization and Identification [ M ]. New York:

Marcel Dekker, 2000.

- [ 6 ] G B Gannakis, Y B Hua, P Stoica, L Tong. Signal Processing Advances in Wireless and Mobile Communications, Volume 1: Trends in Channel Estimation and Equalization [ M ]. 北京: 人民邮电出版社, 2002.
- [ 7 ] Y Y Ye. Approximating quadratic programming with bound and quadratic constraints [ J ]. Math Program, 1999: 219– 226.
- [ 8 ] Q Y Li, E W Bai, Z Ding. Blind source separation of signals with known alphabets using approximation algorithms [ J ]. IEEE Trans Signal Processing, 2003, 51( 1 ): 1– 10.
- [ 9 ] 刘璐, 何振亚. 盲源分离和盲反卷积 [ J ]. 电子学报, 2002, 30 ( 4 ): 570– 576.

### 作者简介:

张志涌 男, 1944 出生于江苏无锡, 南京邮电学院电子系教授, IEEE 高级会员, 先后受教育于清华大学自动控制系、上海交通大学电工及计算机科学系、荷兰王国 Eindhoven 技术大学 EE 系, 长期从事系统辨识、故障诊断、计算机仿真等研究, 现特别感兴趣于通信信道的盲辨识、信号盲检测和盲分离、和软件定义无线电.

王 俊 男, 1977 出生于江苏金坛, 南京邮电学院研究生, 现从事盲均衡研究.