

# 基于信道相关性的半盲信道辨识算法

白曜铭 蒋建中 刘世刚 孙有铭

(解放军信息工程大学信息工程学院, 郑州, 450002)

**摘要:** 针对全盲信道辨识算法无法辨识含公零点信道且对信道阶数误差敏感的问题, 本文基于信道的 CR 相关性提出一种简单有效的半盲信道辨识算法。算法通过输出数据构造相关矩阵  $\mathbf{W}$ , 根据相关矩阵  $\mathbf{W}$  与信道向量的正交性构造约束方程, 并利用少量已知符号和改进的最小二乘 (Modified least square, MLS) 准则建立额外的约束, 通过最小二乘法求得信道响应的闭式解。该算法有效地克服了全盲信道辨识算法的诸多局限性, 避免了传统半盲方法面临的最优加权选择问题, 算法复杂度较低且性能稳定, 对信道噪声及信道阶数具有较强的鲁棒性。仿真实验验证了所提算法的有效性与优越性。

**关键词:** 半盲信道辨识; 单输入多输出; 已知符号; 二阶统计量; 公零点

中图分类号: TN911.7 文献标志码: A

## Cross-Relation-Based Semi-blind Channel Identification Method

Bai Yaoming, Jiang Jianzhong, Liu Shigang, Sun Youming

(Institute of Information System Engineering, PLA Information Engineering University, Zhengzhou, 450002, China)

**Abstract:** Most of blind channel identification algorithms cannot estimate the channel with common zeros and they are sensitive to the channel order error. Here, this paper proposes a new cross-relation-based semi-blind channel identification method. The algorithm uses the output data structure correlation matrix  $\mathbf{W}$  and builds a linear system of equations based on the orthogonal relationship between matrix  $\mathbf{W}$  and channel vector. Some known symbols are utilized based on MLS criterion to build other equations. The closed form solution of channel response is derived by the least-square method. The proposed algorithm effectively overcomes many limitations of blind channel identification algorithms, avoids the selection of optimal weighted parameter that commonly appears in the traditional semi-blind methods with strong robustness to channel noise and channel order. Simulation results verify the effectiveness and superiority of the proposed algorithm.

**Key words:** semi-blind channel identification; single-input multiple-output (SIMO); known symbols; second-order statistics; common zeros

## 引 言

在无线通信中, 由于传输信道的非理想特性而引起的码间串扰和信道间干扰容易使发射信号产生

畸变,对传输信道进行准确的估计能有效解决这一问题。传统的估计方法是依靠周期性地发送大量的训练序列来获得信道响应的估计值,这大大增加了系统的开销、降低了带宽利用率,严重影响了数据传输速率。出于对高容量、高可靠性传输的追求,无需发送训练序列的全盲信道辨识算法成为信号处理领域的研究热点。其中以子空间算法<sup>[1]</sup>和 CR 算法(Cross relation, CR)<sup>[2]</sup>为代表的基于二阶统计量<sup>[3]</sup>(Second-order statistics, SOS)全盲信道辨识算法以其复杂度低、收敛速度快等特性得到了广泛关注和深入研究。然而 SOS 全盲算法要求信道必须满足互质条件(子信道间无公零点),且信道阶数估计不准确时算法性能恶化甚至失效,另外辨识结果存在幅度和相位上的不确定性。考虑到现有的通信系统大多会发送一些长度较短的已知符号用作信道估计和同步,或作为分隔突发数据的保护间隔。将这些先验已知的符号与全盲算法相结合,就构成了半盲信道辨识算法。半盲方法可以有效地克服全盲方法存在的缺陷,仅需少量的已知符号便可对未知信道进行准确的估计,具有广阔的应用前景<sup>[4]</sup>。

近年来出现了多种半盲信道辨识算法,文献[5]将子空间准则与基于训练序列的最小二乘(Least square, LS)准则通过加权的形式线性地联合在一起,并提出基于子空间的半盲方法(Semi-blind subspace, SBSS),同时分两种情况对加权因子的选取进行了详细的讨论;文献[6]提出利用规划矩阵代替加权因子的半盲子空间改进算法,但规划矩阵的构造过程过于复杂难以应用于实际;文献[7]提出基于信道 CR 相关特性的半盲方法(Semi-blind cross relation, SBCR),但由于该算法采用所有子信道的 CR 关系建立维数庞大的输出对矩阵,计算较为复杂且对信噪比要求较高;文献[8]在 SBCR 算法的基础上通过对估计信道残留误差应用均方误差(Mean square error, MSE)准则提高了原算法对信道噪声的鲁棒性,但仍具有较高的复杂度。本文基于信道的 CR 相关特性,通过子信道的输出数据构造相关矩阵  $\mathbf{W}$ ,利用相关矩阵  $\mathbf{W}$  与信道向量的正交关系构造约束方程,并利用少量已知符号和改进的最小二乘准则(Modified LS, MLS)建立额外的约束,最终通过最小二乘法得到信道响应的闭式解。该算法不仅克服了全盲算法的诸多局限性,避免了传统半盲方法面临的最优权值选择问题,而且与传统基于训练序列的辨识方法相比,大大降低了所需已知符号个数,算法简单且性能稳定。

## 1 信道模型

在无线通信系统中,通过对接收信号  $M$  倍波特率过采样或以  $M$  根天线接收建立单输入多输出(Single input multiple output, SIMO)信道模型,如图 1 所示。各子信道可等效为  $L$  阶 FIR 滤波器,信道的输入输出关系可表示为

$$\mathbf{x}_i(n) = \sum_{k=0}^L s(k) \mathbf{h}_i(n-k) \quad i=1, \dots, M \quad (1)$$

$$\mathbf{y}_i(n) = \mathbf{x}_i(n) + \mathbf{v}_i(n) \quad i=1, \dots, M \quad (2)$$

式中:  $L$  为各子信道中最大阶数;  $M$  为子信道个数;  $\mathbf{x}_i(n)$  和  $\mathbf{y}_i(n)$  分别为第  $i$  个子信道在  $n$  时刻的无噪和有噪观测向量;  $s(k)$  为独立同分布的发送信号;  $\mathbf{h}_i = [h_i(0), h_i(1), \dots, h_i(L)]^T$  为第  $i$  个子信道的信道系数向量;  $\mathbf{v}_i(n)$  表示第  $i$  个子信道在  $n$  时刻的加性高斯白噪声;  $\sigma_n^2$  为信道的噪声方差。

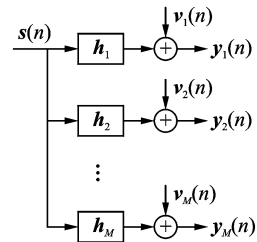


图 1 SIMO 信道模型

Fig. 1 SIMO FIR system

## 2 算法原理

### 2.1 基于信道 CR 相关性的辨识算法

文献[2]所提 CR 算法虽具有有限样本收敛特性且有较好的信道辨识性能,但其重复利用所有子信道接收数据构造输出对矩阵  $\mathbf{X}$  的方式会随着信道采样因子或接收天线数的增长而变得过于繁琐,从而导致算法的计算复杂度增加且对噪声的鲁棒性降低。本文通过构造与信道向量正交的输出数据相关矩阵  $\mathbf{W}$  代替输出对矩阵  $\mathbf{X}$  求解未知信道,在保留 CR 算法特性的同时有效地降低了原算法的计算复杂度(构造输出对矩阵  $\mathbf{X}$  需  $\frac{M(M-1)}{2}$  个线性方程,而构造数据相关矩阵  $\mathbf{W}$  仅需  $M$  个线性方程)。为方便说明,

假设信道处于无噪情况下,对于任意两个不同子信道的输出  $x_i(n)$  和  $x_j(n)$  存在如下 CR 关系,即

$$\mathbf{h}_j(n) * \mathbf{x}_i(n) = \mathbf{h}_j(n) * \mathbf{h}_i(n) * s(k) = \mathbf{h}_i(n) * \mathbf{h}_j(n) * s(k) = \mathbf{h}_i(n) * \mathbf{x}_j(n) \quad (3)$$

由式(3)可以得到,即

$$\mathbf{x}_i^T(n) \mathbf{h}_j = \mathbf{x}_j^T(n) \mathbf{h}_i \quad (4)$$

式(4)两边同时乘以  $\mathbf{x}_i(n)$ ,则有

$$\mathbf{W}_{x_i x_i} \mathbf{h}_j = \mathbf{W}_{x_i x_j} \mathbf{h}_i \quad (5)$$

式中:  $\mathbf{W}_{x_i x_j} = E\{\mathbf{x}_i(n) \mathbf{x}_j^T(n)\}$  表示  $\mathbf{x}_i(n)$  与  $\mathbf{x}_j(n)$  之间的相关矩阵。

在有噪声干扰的情况下,式(4)并非完全相等,而是存有残留误差,即

$$\mathbf{e}_{ij}(n) = \mathbf{y}_i^T(n) \mathbf{h}_j - \mathbf{y}_j^T(n) \mathbf{h}_i \quad (6)$$

构造代价函数

$$J = \sum_{i=1}^{M-1} \sum_{j=i+1}^M E\{\mathbf{e}_{i,j}^2(n)\} \quad (7)$$

式中:  $E\{\mathbf{e}_{i,j}^2(n)\} = \mathbf{h}_i^T \mathbf{W}_{y_i y_i} \mathbf{h}_i + \mathbf{h}_j^T \mathbf{W}_{y_j y_j} \mathbf{h}_j - 2 \mathbf{h}_i^T \mathbf{W}_{y_i y_j} \mathbf{h}_j$ 。将式(7)中构造的代价函数对  $\mathbf{h}_w$  求偏导数,则有

$$\frac{\partial J}{\partial \mathbf{h}_w} = \sum_{i=1}^{w-1} \frac{\partial E\{\mathbf{e}_{iw}^2(k)\}}{\partial \mathbf{h}_w} + \sum_{j=w+1}^M \frac{\partial E\{\mathbf{e}_{wj}^2(k)\}}{\partial \mathbf{h}_w} = 2 \sum_{i=1, i \neq w}^M (\mathbf{W}_{y_i y_i} \mathbf{h}_w - \mathbf{W}_{y_i y_w} \mathbf{h}_i) \quad (8)$$

令式(8)为 0,则可由各子信道的接收数据组成  $M$  个等式构造与信道向量正交的接收数据相关矩阵  $\mathbf{W}$ ,表达式如下

$$\mathbf{W}^T \mathbf{h} = \mathbf{0}_{[M(L+1) \times 1]} \quad (9)$$

$$\text{式中: } \mathbf{W} = \begin{bmatrix} \sum_{w \neq 1} \mathbf{W}_{y_w y_w} & -\mathbf{W}_{y_1 y_1} & \cdots & -\mathbf{W}_{y_w y_1} \\ -\mathbf{W}_{y_1 y_2} & \sum_{w \neq 2} \mathbf{W}_{y_w y_w} & \cdots & -\mathbf{W}_{y_w y_2} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ -\mathbf{W}_{y_1 y_M} & -\mathbf{W}_{y_2 y_M} & \cdots & \sum_{w \neq M} \mathbf{W}_{y_w y_w} \end{bmatrix}; \mathbf{h} = [\mathbf{h}_1^T \quad \mathbf{h}_2^T \quad \cdots \quad \mathbf{h}_M^T]^T \in \mathbf{C}^{M(L+1) \times 1}; \mathbf{0}_{[M(L+1) \times 1]} \text{ 为}$$

$M(L+1) \times 1$  的零矩阵。

### 2.2 基于已知符号的辨识算法及其改进算法

在现今的通信系统中,往往在发送端会发送若干已知符号(训练序列、同步码及保卫间隔等接收端先验已知的符号),传统的辨识方法是利用这些可获取的已知符号直接通过 LS 准则求解信道响应,然而仅通过 LS 算法进行信道估计仍有较大的估计误差<sup>[9]</sup>。因此,本文在 LS 算法的基础上对其进行了优化,提出采用 MLS 准则,有效地降低了原算法的估计误差。假设信号以突发形式进行传输,每组接收数据的前端包含连续的  $m$  个已知符号对应的观察值,则有

$$\underline{\mathbf{Y}} = \underline{\mathbf{S}}\mathbf{h} + \underline{\mathbf{V}} \quad (10)$$

式中:  $\underline{\mathbf{S}} = [\underline{\mathbf{S}}_1, \underline{\mathbf{S}}_2, \dots, \underline{\mathbf{S}}_m]^T$  表示由已知符号构成的 Hankel 矩阵, 其中  $\underline{\mathbf{S}}_k^T = [\underline{s}_k, \dots, \underline{s}_{k-L}]^T \otimes \mathbf{I}_M$  ( $\otimes$  为 Kronecker 积);  $\underline{\mathbf{Y}}$  为对应的接收数据, 则基于 LS 准则的信道估计值为

$$\mathbf{h}_{LS} = (\underline{\mathbf{S}}^H \underline{\mathbf{S}})^{-1} \underline{\mathbf{S}}^H \underline{\mathbf{Y}} \quad (11)$$

由式(10,11)可以得到  $\mathbf{h} - \mathbf{h}_{LS} = (\underline{\mathbf{S}}^H \underline{\mathbf{S}})^{-1} \underline{\mathbf{S}}^H \underline{\mathbf{V}}$ , 则基于 LS 准则的估计误差函数表达式为

$$J_{LS} = E\{\|\mathbf{h} - \mathbf{h}_{LS}\|_F^2\} = E\{\|(\underline{\mathbf{S}}^H \underline{\mathbf{S}})^{-1} \underline{\mathbf{S}}^H \underline{\mathbf{V}}\|_F^2\} = \sigma_n^2 M \text{tr}\{(\underline{\mathbf{S}}^H \underline{\mathbf{S}})^{-1}\} \quad (12)$$

式中:  $\|\cdot\|_F$  为取 F 范数。对式(11)进行加权处理, 再代入信道的估计误差函数, 可得

$$E\{\|\mathbf{h} - \beta \mathbf{h}_{LS}\|_F^2\} = \text{tr}\{E\{(\mathbf{h} - \beta \mathbf{h}_{LS})(\mathbf{h} - \beta \mathbf{h}_{LS})^H\}\} = \beta^2 \sigma_n^2 M \text{tr}\{(\underline{\mathbf{S}}^H \underline{\mathbf{S}})^{-1}\} + (1 - \beta)^2 \text{tr}\{E(\mathbf{h}^H \mathbf{h})\} = \left(\beta - \frac{\text{tr}\{E(\mathbf{h}^H \mathbf{h})\}}{J_{LS} + \text{tr}\{E(\mathbf{h}^H \mathbf{h})\}}\right)^2 (J_{LS} + \text{tr}\{E(\mathbf{h}^H \mathbf{h})\}) + \frac{J_{LS} \text{tr}\{E(\mathbf{h}^H \mathbf{h})\}}{J_{LS} + \text{tr}\{E(\mathbf{h}^H \mathbf{h})\}} \quad (13)$$

显而易见, 只有当  $\beta = \beta_0$  时, 式(13)具有最小值, 则

$$\beta_0 = \frac{\text{tr}\{E(\mathbf{h}^H \mathbf{h})\}}{J_{LS} + \text{tr}\{E(\mathbf{h}^H \mathbf{h})\}} \quad (14)$$

将式(14)代入式(13)中, 可得基于 MLS 准则的估计误差函数表达式和信道向量估计值

$$J_{MLS} = E\{\|\mathbf{h} - \beta_0 \mathbf{h}_{LS}\|_F^2\} = \frac{J_{LS} \text{tr}\{E(\mathbf{h}^H \mathbf{h})\}}{J_{LS} + \text{tr}\{E(\mathbf{h}^H \mathbf{h})\}} < J_{LS} \quad (15)$$

$$\mathbf{h}_{MLS} = \beta_0 \mathbf{h}_{LS} = \frac{\text{tr}\{E(\mathbf{h}^H \mathbf{h})\}}{\sigma_n^2 M \text{tr}\{(\underline{\mathbf{S}}^H \underline{\mathbf{S}})^{-1}\} + \text{tr}\{E(\mathbf{h}^H \mathbf{h})\}} (\underline{\mathbf{S}}^H \underline{\mathbf{S}})^{-1} \underline{\mathbf{S}}^H \underline{\mathbf{Y}} \quad (16)$$

由式(15)可知, MLS 准则所对应的信道估计误差函数要小于传统的 LS 准则, 并且当信道条件较差或发射功率较小时, MLS 准则可以更加有效地辨识信道。在实际应用中, 可用  $E(\mathbf{h}_{LS}^H \mathbf{h}_{LS})$  代替  $E(\mathbf{h}^H \mathbf{h})$  进行信道估计。即

$$\tilde{\mathbf{h}}_{MLS} = \frac{\text{tr}\{E(\mathbf{h}_{LS}^H \mathbf{h}_{LS})\}}{\sigma_n^2 M \text{tr}\{(\underline{\mathbf{S}}^H \underline{\mathbf{S}})^{-1}\} + \text{tr}\{E(\mathbf{h}_{LS}^H \mathbf{h}_{LS})\}} (\underline{\mathbf{S}}^H \underline{\mathbf{S}})^{-1} \underline{\mathbf{S}}^H \underline{\mathbf{Y}} \quad (17)$$

### 2.3 基于信道相关性的半盲辨识算法

文献[10]指出 SOS 全盲辨识算法必须满足子信道互质的辨识条件, 即各子信道间不存在公零点。对于含有公零点的信道, 通过 SOS 全盲辨识算法仅可以辨识出满足互质条件的信道部分, 存有未知的公共因子无法辨识, 从而导致算法失效; 另外, 信道的阶数误差对于 SOS 全盲辨识算法的性能也具有较大的影响。本节所提半盲辨识算法通过联立约束方程的形式有效地将盲信息与已知符号信息联合起来, 不仅克服了 SOS 全盲算法面临的诸多局限性, 而且大大降低了传统的基于已知符号辨识信道方法所需的已知符号个数, 信道的辨识性能得以有效的提升, 同时也避免了传统半盲方法中对加权因子的讨论。由式(11,20), 得

$$\underbrace{\begin{bmatrix} \mathbf{W}^T \\ \underline{\mathbf{S}} \end{bmatrix}}_{\Phi} \mathbf{h} = \underbrace{\begin{bmatrix} \mathbf{0} \\ \beta_0 \underline{\mathbf{Y}} \end{bmatrix}}_{\Omega} \quad (18)$$

在实际通信中考虑到诸如信道噪声、接收信号数据量有限等多种干扰因素, 式(18)修正为

$$\Phi \mathbf{h} = \Omega + \Delta \Omega \quad (19)$$

式中:  $\Delta \Omega$  为由于干扰因素引入的扰动, 求解信道的未知向量可转化为使扰动最小化的最小二乘问题, 即可得信道响应的估计值

$$\hat{\mathbf{h}} = (\Phi^H \Phi)^{-1} \Phi^H \Omega \quad (20)$$

综上所述, 本文所提基于信道 CR 相关性的半盲辨识算法 (Modified semi-blind cross relation, MSB-

CR)步骤为:(1)根据信道的CR相关性构造接收数据相关矩阵 $\mathbf{W}$ ,并利用少量的已知符号通过式(14)求解信道响应初始值 $\mathbf{h}_{LS}$ ;(2)利用相关矩阵 $\mathbf{W}$ 与信道矢量的正交性构造如式(9)的约束方程,再联合MLS准则构造满足式(17)的额外约束方程,最终构造如式(18)方程组通过最小二乘法求解未知信道冲激响应。

### 3 仿真实验及分析

为了验证算法的性能,现对本文提出算法进行仿真实验。实验采用16QAM信号作为输入信号,叠加与信号源独立的高斯白噪声。信道1来自文献[1],见图2,该信道阶数 $L=4$ ,过采样因子 $M=4$ ,信道质量较好无拖尾现象且信道系数幅值较大;信道2来自文献[3],如图3所示,该信道实际阶数为20,有效阶数 $L=5$ ,过采样因子 $M=4$ ,信道质量较差,首项和尾项幅值较小,存在拖尾现象。接收数据 $T=200$ ,平滑因子 $N=10$ ,基于已知符号LS准则的信道辨识算法中已知符号个数 $m=100$ ,SBCR算法与本文所提MSBCR算法中已知符号个数 $m=10$ ,未知符号个数 $n=190$ 。辨识结果采用归一化均方根投影偏差(Normalized root mean square projection misalignment, NRMSPM)进行评价,其定义为

$$\text{NRMSPM} \triangleq \frac{1}{\text{Mon}} \sum_{j=1}^{\text{Mon}} \log_{10} \left( 1 - \left\| \frac{\mathbf{h}^T \hat{\mathbf{h}}^{(j)}}{\|\mathbf{h}^T\| \|\hat{\mathbf{h}}^{(j)}\|} \right\|^2 \right) \quad (21)$$

式中 $\mathbf{h} = [\mathbf{h}_1^T, \dots, \mathbf{h}_M^T]^T$ 为真实信道系数; $\hat{\mathbf{h}}^{(j)}$ 为第 $j$ 次蒙特卡罗试验辨识结果,本试验中蒙特卡罗实验的次数为 $\text{Mon}=100$ 。

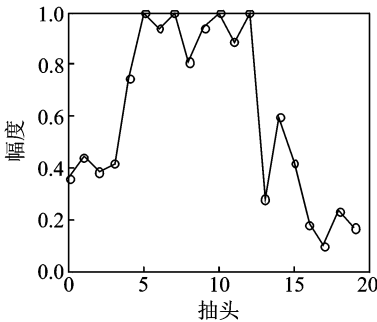


图2 信道1幅度响应图

Fig. 2 Amplitude response of channel 1

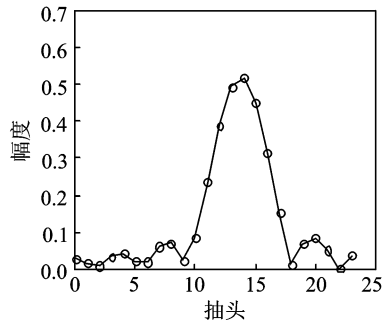


图3 信道2幅度响应图

Fig. 3 Amplitude response of channel 2

#### 3.1 互质条件下的信道辨识仿真实验

采用CR算法(阶数假设已知),基于已知符号的LS算法,SBCR算法以及本文所提MSBCR算法分别对不同信道条件下的互质信道进行辨识性能对比仿真实验。图4,5分别为信道1,2的不同算法辨识性能图,从图4,5中可以看出,在较好的信道条件下,CR算法在较高信噪比时可以有效地辨识信道,而在较差的信道条件下CR算法辨识效果很差,而且在本仿真实验中,假设CR算法已知信道阶数,这在实际通信中很难达到,若先进行阶数估计再辨识信道无疑会增加算法的运算量和复杂度,且现今的阶数估计算法在较低信噪比条件下很难达到较高的准确率;本文所提的MSBCR算法由于结合了盲信息以及由少量已知符号基于MLS准则提供的非盲信息,其辨识性能不论在何种信道条件下都具有明显的优势,而且所需的已知符号个数远少于传统利用已知符号基于LS准则的辨识算法,同时在计算复杂度上也要低于SBCR算法。

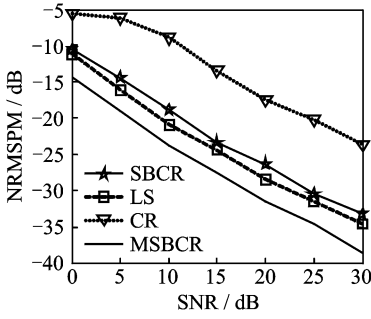


图4 信道1算法辨识性能对比图

Fig. 4 Comparison of performance in channel 1

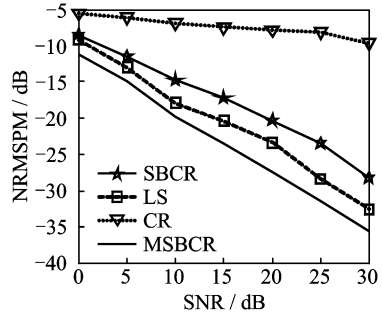


图5 信道2算法辨识性能对比图

Fig. 5 Comparison of performance in channel 2

### 3.2 非互质条件下的信道辨识仿真实验

本实验采用不同算法对不满足互质条件的信道进行辨识性能比较,本节实验所用信道由文献[1]中给出的信道修改而成,信道零点的分布如图6所示,即分别在(0.3,0.5)和(-0.4,0.3)处增加两个公零点,此时实际信道的阶数 $L=6$ ,其他信道条件信息不变。

图7给出了由CR算法估计出的信道零点分布图,从图7中可以看出,CR算法可以将满足互质条件的信道部分有效地辨识出来,而两个公零点无法确定,算法还额外引入了两个随机出现的幻影零点<sup>[11]</sup>造成信道辨识性能恶化甚至失效。图8所示为利用本文所提MSBCR算法估计出的信道零点分布图,从图8中可以看出,信道的互质部分和公零点部分全部被辨识出来且无额外的幻影零点的引入,达到了完整辨识非互质信道的效果,从而验证了算法对于辨识非互质信道的有效性。图9给出了各辨识算法对本节所用非互质信道的辨识性能比较图,从图9中可以看出,CR算法在信道不满足互质条件的情况下已基本失效,传统的SBCR算法虽具有较好的辨识效果但仍不及本文所提MSBCR算法和基于已知符号的LS辨识算法,而基于已知符号的LS辨识算法所用已知符号个数10倍于MSBCR算法的情况下,仍不及其辨识效果,从而验证了本文所提算法的性能优越性。图10给出了 $SNR=10$  dB时MSBCR算法估计的信道系数与实际信道幅度响应、实部、虚部的对比,从图10中可以看出,估计的信道系数基本与实际信道系数拟合,不存在幅度及相位上的不确定性,辨识效果良好,MSBSS算法辨识结果尾部的2个系数由加入的公零点造成,这部分表现为幅度接近于零的扰动。图11是利用所估计的信道系数对接收信号进行均衡所得到的星座图,从图11中可以看出均衡效果明显,星座图清晰紧凑,达到了恢复出发射信号的要求。

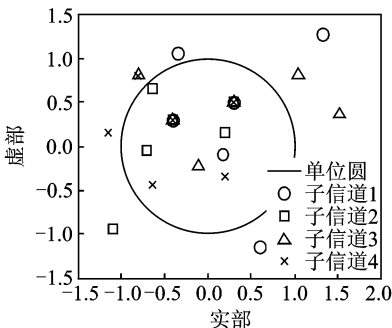


图6 信道零点分布图

Fig. 6 Channel zero distribution

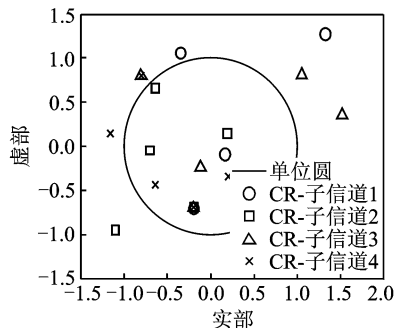


图7 CR算法估计信道零点分布图

Fig. 7 Channel zeros by CR algorithm

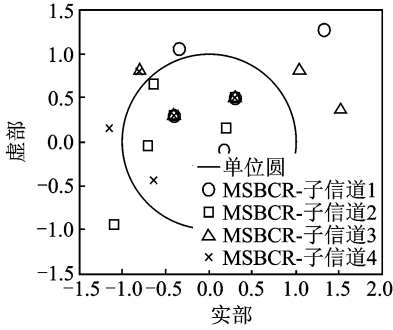


图 8 MSBCR 算法估计信道零点分布图

Fig. 8 Channel zeros by MSBCR algorithm

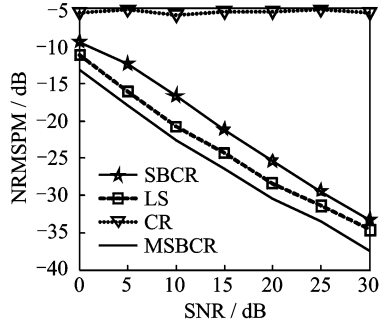


图 9 算法性能对比图

Fig. 9 Comparison of performance

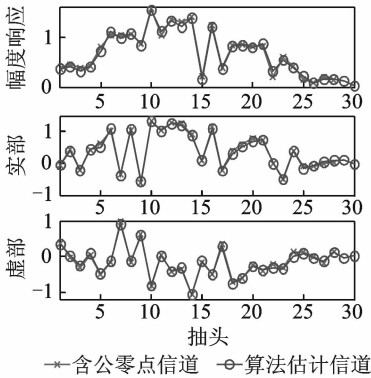


图 10 估计信道拟合图

Fig. 10 Fitting of estimated channel

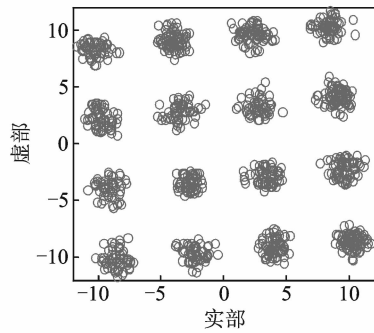


图 11 均衡得到的星座图

Fig. 11 Constellation of equalizer

### 4 结束语

本文针对全盲辨识算法存在的诸多限制条件以及传统半盲方法面临的最优加权选择问题,提出一种低复杂度的基于信道 CR 相关性的半盲辨识算法。算法通过输出数据构造相关矩阵  $\mathbf{W}$ , 根据相关矩阵  $\mathbf{W}$  与信道向量的正交性构造约束方程, 并利用少量已知符号和改进的最小二乘准则建立额外的约束, 通过最小二乘法求得信道响应的闭式解。通过理论分析与仿真实验, 验证了本文算法的有效性与优越性, 可以有效克服全盲信道辨识算法无法辨识含公共零点信道且对信道阶数误差敏感等诸多局限性, 避免传统半盲方法面临的对加权因子的讨论。同时算法复杂度较低且性能稳定, 与传统基于训练序列的辨识算法相比, 大大降低了所需已知符号个数, 对信道噪声及信道阶数具有较强的鲁棒性。但是算法假设已知符号连续分布且位于突发的前端, 对于已知符号分散且位于突发任意位置的情况有待进一步研究。

### 参考文献:

[1] Moulines E, Duhamel P, Cardoso J F, et al. Subspace-methods for the blind identification of multi-channel FIR filters [J]. IEEE Trans on Signal Processing, 1995, 43(2): 516-525.  
 [2] Xu G, Liu H, Tong L, et al. A least squares approach to blind channel identification[J]. IEEE Trans on Signal Processing,

1995, 43(12):2982-2993.

- [3] Tong L, Xu G H, Kailath T. Blind identification and equalization based on second-order statistics: A time-domain approach [J]. *IEEE Trans on Inform Theory*, 1994, 40(2): 340-349.
- [4] 丁颖婷, 仰枫帆. 新型卫星导航系统在半盲信道中的抗干扰分析[J]. *数据采集与处理*, 2012, 27(5):295-601.  
Ding Yingting, Yang Fengfan. Anti-interference performance of novel satellite navigation system in half-blind channel[J]. *Journal of Data Acquisition and Processing*, 2012, 27(5):295-601.
- [5] Vincent B, Olivier C, Moulines E. On the performance of semi-blind subspace-based channel estimation[J]. *IEEE Trans on Signal Processing*, 2000, 48(6):1750-1759.
- [6] Abla K, Karim A, Sofiene A. An efficient regularized semi-blind estimator[J]. *IEEE Trans on Signal Processing*, 2009, 31(22): 423-428.
- [7] Jyotsna L B. Channel identification using a combination of blind and nonblind methods[C]//*PROC SPIE*. Philadelphia, USA: [s. n.], 2008: 202-211.
- [8] Christos M, Kostas B. Improving the performance of the semi-blind cross-relation-based channel estimation method[J]. *IEEE Trans on Signal Processing*, 2010, 21(6): 1130-1134.
- [9] Biguesh M, Gershman A B. Training-based MIMO channel estimation: A study of estimator tradeoffs and optimal training signals [J]. *IEEE Trans on Signal Processing*, 2009, 54(3): 884-893.
- [10] Karakutuk S, Tuncer T E. Channel matrix recursion for blind effective channel order estimation[J]. *IEEE Trans on Signal Processing*, 2011, 59(4):516-525.
- [11] Schmid D, Enzner G. Cross-relation-based blind SIMO identifiability in the presence of near-common zeros and noise[J]. *IEEE Trans on Signal Processing*, 2012, 60(1):60-72.

#### 作者简介:



**白曜铭** (1988-), 男, 硕士研究生, 研究方向: 信道盲辨识与盲均衡, E-mail: baiyaoming@163.com。

**蒋建中** (1964-), 男, 教授, 研究方向: 通信信号处理。

**刘世刚** (1972-), 男, 副教授, 研究方向: 盲信号处理。



**孙有铭** (1988-), 男, 硕士研究生, 研究方向: 信道盲辨识与盲均衡。