

基于 Fast-ICA 同、异步系统短码 CDMA 信号 扩频序列与信息序列盲估计

任啸天, 徐 晖, 黄知涛, 陆风波

(国防科技大学电子科学与工程学院, 湖南长沙 410073)

摘 要: 本文通过分析短码 CDMA 信号特性, 将接收信号以间隔 2 倍扩频周期、重叠 1 倍扩频周期的时间窗进行分割, 建模 CDMA 系统与线性混合的盲源分离模型一致, 使建立的 CDMA 模型同时适用于同、异步系统. 利用盲源分离方法, 实现了同步系统、异步系统失步时间未知和已知条件下, 各用户等功率或非等功率时, 扩频序列与信息序列的盲估计. 理论分析和仿真结果验证了本文方法的有效性.

关键词: 短码扩频码分多址; 扩频序列盲估计; 信息序列盲估计; 盲源分量; 独立分量分析

中图分类号: TN911 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2011) 12-2726-07

Fast-ICA Based Blind Estimation of Spreading and Information Sequences of Short-Code CDMA Signals in Synchronous and Asynchronous Systems

REN Xiao-tian, XU Hui, HUANG Zhi-tao, LU Feng-bo

(School of Electronic Science and Engineering, National University of Defense Technology, Changsha, Hunan 410073, China)

Abstract: The characteristic of the Code Division Multiple Access (CDMA) signal is analyzed in this paper. And the CDMA system is modeled as the blind source separation pattern, with the received signal is divided into two-spreading-period-length temporal vectors overlapped by one spreading period. The model is applicable for both the synchronous and asynchronous systems. In the new method, the blind source separation algorithm is used to estimate the spreading sequences and information sequences blindly in synchronous and asynchronous systems, no matter the desynchronization time is known or not, and with the users' power are equally or not. At last, mathematical analysis and simulation results demonstrate the validity of the new method.

Key words: short-code CDMA; blind estimation of the spreading sequence; blind estimation of the information sequence; blind source separation(BSS); independent component analysis(ICA)

1 引言

在实际应用中, 直接序列扩频(DS-SS, Direct Sequence Spread Spectrum signal)信号经常采用码分多址方式传输, 即直扩码分多址(DS-CDMA, Direct-Sequence Code Division Multiple Access), 所以 DS-CDMA 信号是信号侦察处理所面临的更一般的情况. 因此, 在非合作通信中, 对 DS-CDMA 信号进行盲解扩具有重要的意义.

目前, 对短码直扩码分多址(SC-DS-CDMA, Short-Code Direct-Sequence Code Division Multiple Access)信号扩频序列盲估计的相关研究主要有: 基于特征结构方法^[1~3]、基于盲源分离方法^[4,5]、基于期望最大化方法^[6]、基于并行因子方法^[7~9]以及基于子空间方法^[10~12]等. 其中, 文献[3]中每次提取一个功率较大用

户的扩频序列, 然后消除协方差矩阵中该用户信号的分量, 再估计下一个功率较大用户的扩频序列, 从而实现多用户扩频序列的估计, 该方法在一定程度上解决了用户时延较为接近时文献[1]中方法失效的问题. 但是该方法对用户数的适应能力不强. 付卫红等人利用 CDMA 信号信息序列和扩频序列是相互独立的特性, 把观测信号表示成盲源分离的表达形式, 提出了基于盲源分离的同步 SC-DS-CDMA 信号扩频序列盲估计算法^[4](本文简称 F-Y 算法), 但是, 该方法不能适用于异步系统, 文献[5](本文简称 S-L 算法)提出了基于独立分量方法、可适用于同/异步 SC-DS-CDMA 信号扩频序列盲估计算法, 但是, 其计算量较大, 仅适用于线性扩频序列, 在同步系统内, 性能不够完善. 文献[11, 12]提出了一种基于 MUSIC 的同步 SC-DS-CDMA 信号扩频序列盲估计方法,

通过枚举所有可能的有效用户扩频序列,并将其投影到子空间中,从而恢复出所有用户的扩频序列,该方法的计算量难以容忍。

本文提出一种基于 Fast-ICA 的 SC-DS-CDMA 信号扩频、信息序列盲估计算法,将接收信号以 2 倍扩频周期为长度、以 1 倍扩频周期为间隔的时间窗进行分割,利用 Fast-ICA 算法估计出每个用户 2 倍扩频序列的组合序列,结合扩频序列性质及各用户的失步时间,分别截取组合序列中的一部分得到各用户的实际扩频序列,避免传统方法分段估计时存在的相位模糊问题。同时,在信息序列估计中,无论在同步还是异步系统内,本文提出的方法均能有效地实现各用户信息序列盲估计,计算量适中,且能适用各用户非等功率环境。

2 CDMA 信号模型

本章中采用如下符号描述 SC-DS-CDMA 信号: $\{c_{i,n} = \pm 1, n = 0, 1, \dots, P-1\}$ 为第 i 个用户的扩频序列; $h_i(t)$ 表示第 i 个用户一个完整周期的扩频序列基带信号与传输链路所有滤波器的卷积(包括发射机滤波器、信道响应、接收机滤波器):

$$h_i(t) = \sum_{n=0}^{N-1} \sqrt{2\gamma_i} c_{i,n} p(t - kT_c) \quad (1)$$

γ_i 表示第 i 个用户信号幅度;第 i 个用户的信息序列表示 $\{a_{i,k} = \pm 1, k \in \mathbf{Z}\}$,服从等概率随机分布;定义 $N = T_s/T_c$ 为扩频增益。

基于以上定义,第 i 个用户的基带信号可表示为:

$$s_i(t) = \sqrt{\gamma_i} a_i(t - mT_s) c_i(t - kT_p) \quad (2)$$

则 D 个用户 DS-CDMA 的基带信号模型为:

$$s(t) = \sum_{i=1}^D s_i(t - \tau_i) = \sum_{i=1}^D \sqrt{\gamma_i} a_i(t - mT_s - \tau_i) c_i(t - kT_p) \quad (3)$$

其中, τ_i 为第 i 个用户符号起始时刻相对于第一个用户的延迟,当且仅当 $\tau_1 = \tau_2 = \dots = \tau_D = 0$ 时,为同步 CDMA 信号,反之,则为异步 CDMA 信号。

接收机输出信号为:

$$y(t) = s(t) + n(t) \quad (4)$$

其中, $n(t)$ 为功率谱密度为 σ_n^2 的高斯白噪声。

不失一般性,本文做如下假设:

- (1) 各用户信息序列为等概率分布且互不相关,即 $E\{a_i(k) a_j(k)\} = 0, (i \neq j)$;
- (2) 各用户间扩频序列互不相关,即 $E\{c_i(k) c_j(k)\} = 0, (i \neq j)$;
- (3) 噪声为零均值高斯白噪声,且与信号不相关;
- (4) 接收信号的周期数 M 不小于用户数 D 。实际中,易于实现。

3 基于 Fast-ICA 的 DS-CDMA 信号盲解扩

3.1 基于 Fast-ICA 的 DS-CDMA 信号模型

将接收信号以间隔 2 个信息符号周期、重叠 1 个信息符号周期的时间窗进行分割,并以扩频序列码片周期进行采样,如图 1 所示,不失一般性,假设时间窗的起始与各用户延迟分别为 $\tau_1 < \tau_2 < \dots < \tau_D$ 。

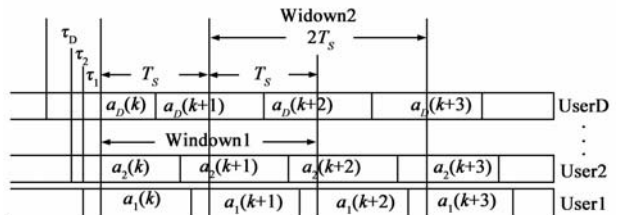


图1 SC-DS-CDMA信号分割示意图

对应于第 k 个分段的接收信号为:

$$y(k) = a_0 \tilde{c}_0(k) + a_1 \tilde{c}_1(k) + a_2 \tilde{c}_2(k) + n(k) \quad (5)$$

其中:

$$a_0 = [\sqrt{\gamma_1} a_1(k) \quad \sqrt{\gamma_2} a_2(k) \quad \dots \quad \sqrt{\gamma_D} a_D(k)] \in R^{1 \times D}$$

$$a_1 = [\sqrt{\gamma_1} a_1(k+1) \quad \sqrt{\gamma_2} a_2(k+1) \quad \dots \quad \sqrt{\gamma_D} a_D(k+1)] \in R^{1 \times D}$$

$$a_2 = [\sqrt{\gamma_1} a_1(k+2) \quad \sqrt{\gamma_2} a_2(k+2) \quad \dots \quad \sqrt{\gamma_D} a_D(k+2)] \in R^{1 \times D} \quad (6)$$

对于异步系统:

$$\tilde{c}_0(k) = [\tilde{c}_1^0(k), \dots, \tilde{c}_D^0(k)]^H \in R^{D \times 2N} \quad (7a)$$

$$\tilde{c}_i^0(k) = [\underbrace{c_i(\tau_i + 1:N)}_{N-\tau_i}, \underbrace{0 \cdots 0}_{N+\tau_i}]^H, 1 \leq i \leq D$$

$$\tilde{c}_1(k) = [\tilde{c}_1^1(k), \dots, \tilde{c}_D^1(k)]^H \in R^{D \times 2N} \quad (8a)$$

$$\tilde{c}_i^1(k) = [0 \cdots 0, \underbrace{c_i(1:N)}_N, \underbrace{0 \cdots 0}_{\tau_i}]^H$$

$$\tilde{c}_2(k) = [\tilde{c}_1^2(k), \dots, \tilde{c}_D^2(k)]^H \in R^{D \times 2N} \quad (9)$$

$$\tilde{c}_i^2(k) = [0 \cdots 0, \underbrace{c_i(1:\tau_i)}_{\tau_i}]^H$$

假设有 M 个观察窗,则得:

$$\tilde{y}(k) = \frac{1}{\sqrt{M}} (A_0 \tilde{c}_0(k) + A_1 \tilde{c}_1(k) + A_2 \tilde{c}_2(k) + \tilde{n}(k)) \quad (10)$$

其中:

$$A_0 = \begin{bmatrix} \sqrt{\gamma_1} a_1(0) & \cdots & \sqrt{\gamma_D} a_D(0) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \sqrt{\gamma_1} a_1(M-1) & \cdots & \sqrt{\gamma_D} a_D(M-1) \end{bmatrix} \in R^{M \times D} \quad (11)$$

$$A_1 = \begin{bmatrix} \sqrt{\gamma_1} a_1(1) & \cdots & \sqrt{\gamma_D} a_D(1) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \sqrt{\gamma_1} a_1(M) & \cdots & \sqrt{\gamma_D} a_D(M) \end{bmatrix} \in R^{M \times D} \quad (12)$$

$$\mathbf{A}_2 = \begin{bmatrix} \sqrt{\gamma_1} a_1(2) & \cdots & \sqrt{\gamma_D} a_D(2) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \sqrt{\gamma_1} a_1(M+1) & \cdots & \sqrt{\gamma_D} a_D(M+1) \end{bmatrix} \in R^{M \times D} \quad (13)$$

最终可得:

$$\tilde{\mathbf{y}}(k) = \tilde{\mathbf{A}}\tilde{\mathbf{c}}(k) + \tilde{\mathbf{n}}(k) \quad (14)$$

其中: $\tilde{\mathbf{A}} = [\mathbf{A}_0 \ \mathbf{A}_1 \ \mathbf{A}_2]$, $\tilde{\mathbf{c}}(k) = [\tilde{\mathbf{c}}_0(k) \ \tilde{\mathbf{c}}_1(k) \ \tilde{\mathbf{c}}_2(k)]^H$.

对于同步系统而言, $\tilde{\mathbf{A}} = [\mathbf{A}_0 \ \mathbf{A}_1]$, $\tilde{\mathbf{c}}(k) =$

$[\tilde{\mathbf{c}}_0(k) \ \tilde{\mathbf{c}}_1(k)]^H$, 其中:

$$\tilde{\mathbf{c}}_0(k) = [\tilde{\mathbf{c}}_1^0(k), \dots, \tilde{\mathbf{c}}_D^0(k)]^H \in R^{D \times 2N} \quad (7b)$$

$$\tilde{\mathbf{c}}_i^0(k) = [\underbrace{\tilde{\mathbf{c}}_i(1:N)}_N, \underbrace{0 \cdots 0}_N], 1 \leq i \leq D$$

$$\tilde{\mathbf{c}}_1(k) = [\tilde{\mathbf{c}}_1^1(k), \dots, \tilde{\mathbf{c}}_D^1(k)]^H \in R^{D \times 2N} \quad (8b)$$

$$\tilde{\mathbf{c}}_i^1(k) = [\underbrace{0 \cdots 0}_N, \underbrace{\tilde{\mathbf{c}}_i(1:N)}_N]$$

其他参数定义如上.

3.2 失步时间未知时,基于 Fast-ICA 的各用户盲解扩

3.2.1 扩频序列的盲估计算法

由假设条件 2 知,式(14)满足盲分离问题的基本假设,是一个典型的超定盲分离问题,可以利用盲分离算法来完成同、异步短码 DS-CDMA 信号的扩频序列估计,具体推导如下:

步骤 1 白化观测信号

结合式(14),得接收信号的协方差矩阵 \mathbf{R} :

$$\begin{aligned} \mathbf{R} &= E\{\tilde{\mathbf{y}}(k)\tilde{\mathbf{y}}^H(k)\} \\ &= \tilde{\mathbf{A}} E\{\tilde{\mathbf{c}}(k)\tilde{\mathbf{c}}^H(k)\}\tilde{\mathbf{A}}^H + \sigma_n^2 \mathbf{I}_{2N \times 2N} \end{aligned} \quad (15)$$

对特征分解 \mathbf{R} , 可得:

$$\begin{aligned} \mathbf{R} &= [\mathbf{U}_S \ \mathbf{U}_N] \begin{bmatrix} \mathbf{\Lambda}_S & \\ & \mathbf{\Lambda}_N \end{bmatrix} [\mathbf{U}_S \ \mathbf{U}_N]^H \\ &= \mathbf{U}_S \mathbf{\Lambda}_S \mathbf{U}_S^H + \mathbf{U}_N \mathbf{\Lambda}_N \mathbf{U}_N^H \end{aligned} \quad (16)$$

其中, \mathbf{U}_S 和 \mathbf{U}_N 分别为信号和噪声子空间. 同步情况下, \mathbf{U}_S 为 $2N \times 2D$ 维空间, 异步则为 $2N \times 3D$ 维空间.

$\mathbf{\Lambda}_S =$

$$\begin{cases} \text{diag} \left(\begin{array}{l} \|\mathbf{c}_1(1:N)\|^2 + \sigma_n^2, \|\mathbf{c}_1(1:N)\|^2 + \sigma_n^2, \\ \|\mathbf{c}_2(1:N)\|^2 + \sigma_n^2, \|\mathbf{c}_2(1:N)\|^2 + \sigma_n^2, \\ \cdots, \|\mathbf{c}_D(1:N)\|^2 + \sigma_n^2, \|\mathbf{c}_D(1:N)\|^2 \\ + \sigma_n^2, \|\mathbf{c}_D(1:N)\|^2 + \sigma_n^2 \end{array} \right), \text{同步} \\ \text{diag} \left(\begin{array}{l} \|\mathbf{c}_1(1:N)\|^2 + \sigma_n^2, \cdots, \|\mathbf{c}_D(1:N)\|^2 + \sigma_n^2, \\ \|\mathbf{c}_1(\tau_1:N)\|^2 + \sigma_n^2, \cdots, \|\mathbf{c}_D(\tau_D:N)\|^2 + \sigma_n^2, \\ \|\mathbf{c}_D(1:\tau_D)\|^2 + \sigma_n^2, \cdots, \|\mathbf{c}_1(1:\tau_1)\|^2 + \sigma_n^2 \end{array} \right), \text{异步} \end{cases} \quad (17)$$

则观测信号白化后的信号 \mathbf{Z} 为:

$$\mathbf{z} = \mathbf{\Lambda}_S^{-1/2} \mathbf{U}_S^H \mathbf{y} \quad (18)$$

其中,接收信号 \mathbf{y} 为 $M \times 2N$ 维,对于同步信号,则白化后的信号 \mathbf{Z} 为 $2D \times 2N$ 维,异步则为 $3D \times 2N$ 维.

步骤 2 利用 Fast-ICA 进行盲分离

同步下,通过迭代估计出分离矩阵 $\mathbf{W} = [\mathbf{w}_1, \mathbf{w}_2, \dots, \mathbf{w}_{2D}] \in R^{2D \times 2D}$, 异步则为 $3D$ 维矩阵. 首先设置 \mathbf{w}_i 初始值,然后利用下式进行迭代,直至信号收敛. 详细步骤见文献[13,14].

$$\begin{aligned} \mathbf{w}_i &= \mathbf{w}_i - \mu [E\{\mathbf{y}\mathbf{g}(\mathbf{w}_i^T \mathbf{y})\} - \beta \mathbf{w}_i] / [E\{\mathbf{y}\mathbf{g}'(\mathbf{w}_i^T \mathbf{y})\} - \beta] \\ \mathbf{w}_i &= \mathbf{w}_i / \|\mathbf{w}_i\| \end{aligned} \quad (19)$$

其中, $\beta = E\{\mathbf{w}_i^T \mathbf{y}\mathbf{g}(\mathbf{w}_i^T \mathbf{y})\}$. 则第 i 个源信号的估计 $\hat{\mathbf{c}}_i^h(k)$ 为:

$$\hat{\mathbf{c}}_i^h(k) = \mathbf{w}_i^T \mathbf{z}(k) \quad (20)$$

通过式(19)和(20)可以完成第 i 个源信号的提取,为了完成 $2D$ 个源信号的提取,设置 $2D$ 个不同的初始值 $\{\mathbf{w}_i | 1 \leq i \leq 2D\}$, 逐次提取出 $2D$ 个用户的扩频序列. 为保证每次提取出来的都是尚未提取过的信源,必须在重复下一次提取之前把已提取过的分量去掉,利用 Schmidt 正交化来达到这一目的. 如果已经提取出第 i 个源信号,则在第 $i+1$ 个源信号提取之前,将第 i 个分离矢量 \mathbf{w}_{i+1} 正交化:

$$\mathbf{w}_{i+1} = \mathbf{w}_{i+1} - \sum_{j=1}^i [\mathbf{w}_{i+1}, \mathbf{w}_j] \mathbf{w}_j \quad (21)$$

$$\mathbf{w}_{i+1} = \mathbf{w}_{i+1} / \|\mathbf{w}_{i+1}\|$$

分离 $2D$ 次就可以得到 $2D$ 个包含整周期或部分周期扩频序列估计,最终可得:

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{C}} &= \underset{2D \times 2N}{\mathbf{Q}} \underset{2D \times 2D}{\mathbf{C}}^H, \text{同步} \\ \hat{\mathbf{C}} &= \underset{3D \times 2N}{\mathbf{Q}} \underset{3D \times 3D}{\mathbf{C}}^H, \text{非同步} \end{aligned} \quad (22)$$

其中 \mathbf{Q} 为位置和相位模糊矩阵,且 $\mathbf{C}^H = \tilde{\mathbf{c}}(k) = [\tilde{\mathbf{c}}_0(k) \ \tilde{\mathbf{c}}_1(k) \ \tilde{\mathbf{c}}_2(k)]^H$, 最终得到包含各用户的扩频序列估计.

步骤 3 截取对应的扩频序列

结合矢量空间 2 范数,定义如下函数:

$$\hat{t}_0 = \max\{f(t) = \|\vec{\mathbf{h}}(t+1:t+N)\|^2, 0 \leq t < N\} \quad (23)$$

其中, $\vec{\mathbf{h}}(t+1:t+N)$ 表示从 $t+1$ 到 $t+N$ 的 $1 \times N$ 维矢量. 由式(7a-9)定义可知,对于包含一个整周期扩频序列的矢量空间,当 $t < t_0$ 时,函数 $f(t)$ 为单调增函数,当 $t > t_0$ 时,为单调减函数,且仅当 $t = t_0$ 时,达到最大;而对于包含部分扩频序列的矢量空间,由函数 $f(t)$ 仅为单调函数. 因此,对于异步系统,利用函数(23)的特性从式(22)结果中分离出 D 个包含一个整周期扩频序列的矢量空间.

然后,对于每个矢量空间,结合对应的极值点

$\hat{t}_0 = \max\{f(t) | t = t_0\}$, 延后截取 N 个比特, 即为扩频序列估计:

$$C(i, 1:N) = \hat{C}(i, \hat{t}_0 + 1: \hat{t}_0 + N), 1 \leq i \leq D \quad (24)$$

3.2.2 信息序列的盲估计算法

令 $a_{i,m}$ 表示第 i 个用户的第 m 个信息符号, 根据假设条件 1 可知, $E\{a_{i,n} a_{j,m}\} = 0, (i \neq j)$ 且 $E\{a_{i,n} a_{i,m}\} = 0, (n \neq m)$, 依此可得 $E\{A_i A_j\} \approx 0, (i \neq j)$. 同样, 可利用 Fast-ICA 算法盲分离各用户的信息序列. 步骤同 3.2.1.

步骤 1 白化接收信号

同理, 根据公式(14), 定义协方差矩阵 R'' 为:

$$\begin{aligned} R'' &= E\{\tilde{y}^H(k) \tilde{y}(k)\} \\ &= \tilde{c}^H(k) E\{\tilde{A}^H \tilde{A}\} \tilde{c}(k) + \sigma_n^2 I_{M \times M} \end{aligned} \quad (25)$$

假设 U''_S 和 U''_N 分别为 EVD 分解 R'' 后的信号和噪声子空间, Λ''_S 为对应信号子空间的特征值矩阵. 同步系统内, U''_S 为 $M \times 2D$ 维空间; 异步系统内, 则为 $M \times 3D$ 维空间, 且 Λ''_S 为:

$$\Lambda''_S = \begin{cases} \text{diag}((N/M) \times (\gamma_1 + \sigma_n^2), \gamma_1 + \sigma_n^2, \dots, \gamma_D + \sigma_n^2, \gamma_D + \sigma_n^2), & \text{同步} \\ \text{diag} \left(\begin{array}{l} (N/M) \times (\gamma_1 + \sigma_n^2), \gamma_2 + \sigma_n^2, \dots, \gamma_D + \sigma_n^2, \\ ((N - \tau_1)/M) \times (\gamma_1 + \sigma_n^2), ((N - \tau_2)/M) \\ \times (\gamma_2 + \sigma_n^2), \dots, ((N - \tau_D)/M) \times (\gamma_D + \sigma_n^2) \\ , ((N - \tau_D)/M) \times (\gamma_D + \sigma_n^2), \\ (\tau_2/M) \times (\gamma_2 + \sigma_n^2), \dots, (\tau_1/M) \times (\gamma_1 + \sigma_n^2) \end{array} \right), & \text{异步} \end{cases} \quad (26)$$

步骤 2 利用 3.2.1 方法最终可得到如下信息序列的估计:

$$\begin{aligned} \tilde{A}'' &= \underbrace{Q''}_{3D \times M} \underbrace{\tilde{A}^H}_{3D \times 3D} \underbrace{\tilde{c}^H}_{3D \times M}, & \text{异步} \\ \tilde{A}'' &= \underbrace{Q''}_{2D \times M} \underbrace{\tilde{A}^H}_{2D \times 2D} \underbrace{\tilde{c}^H}_{2D \times M}, & \text{同步} \end{aligned} \quad (27)$$

其中, Q'' 为位置和信息模糊矩阵.

步骤 3 利用序列的拟和程度进行分离, 最终得到各用户的信息序列.

3.3 失步时间已知时, 基于 Fast-ICA 的改进盲解扩算法

3.3.1 改进扩频序列盲估计算法

假设各用户的失步时间已知, 或根据文[3]已求得, 为进一步降低计算量, 提高算法性能, 进行如下改进:

(1) 以 2 倍扩频周期长度为窗, 对接收信号进行分割, 形成接收信号的矩阵 $\tilde{y}(k)$, 为 $M \times 2N$ 维矩阵;

(2) 根据各用户的失步时间, 在接收信号的矩阵 $\tilde{y}(k)$ 中截取 $M \times (T_s + \tau_D - \tau_1)$ 维的矩阵 $\tilde{y}'(k)$, 如图 2 所示, 则在截取矩阵内也包含所有用户一个整周期的

扩频序列, 同时, 降低了矩阵维数, 在降低计算量的同时, 因时间宽度变小, 使得信号的相关性降低, 从而进一步提高了盲估计的性能.

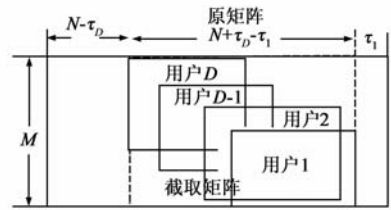


图 2 截取矩阵示意图

(3) 根据 3.2.1 给出的方法进行盲分离截取信号表达式:

$$\tilde{y}'(k) = \frac{1}{\sqrt{M}} \tilde{A}'(k) \tilde{c}' + \tilde{n}'(k) \quad (28)$$

其中, $\tilde{c}' = [c_1, c_2, \dots, c_D]$, 且:

$$\begin{cases} c_1 = [c_1(1:N)] \\ c_2 = [c_2(1:N)] \\ \vdots \\ c_D = [c_D(1:N)] \end{cases} \quad \text{同步} \\ \begin{cases} c_{1,1} = [\text{zeros}(1, \tau_D - \tau_1) c_1(1:N)] \\ c_{1,2} = [c_1(N - (\tau_D - \tau_1):N) \text{zeros}(1, N + \tau_D - \tau_1)] \\ c_{2,1} = [\text{zeros}(1, \tau_D - \tau_2) c_2(1:N) \text{zeros}(1, \tau_2 - \tau_1)] \\ c_{2,2} = [c_2(N - (\tau_D - \tau_2):N) \text{zeros}(1, N + \tau_2 - \tau_1)] \\ c_{2,3} = [\text{zeros}(1, 1, N + \tau_2 - \tau_1) c_2(1:\tau_2 - \tau_1)] \\ \vdots \\ c_{D,1} = [c_D(1:N) \text{zeros}(1, \tau_D - \tau_1)] \\ c_{D,2} = [\text{zeros}(1, 1, N + \tau_D - \tau_1) c_D(1:\tau_D - \tau_1)] \end{cases} \quad \text{异步} \end{cases} \quad (29)$$

形成相关矩阵:

$$R' = E[\mathbf{y}'(k) \mathbf{y}'^H(k)] \quad (30)$$

假设 U'_S 和 U'_N 分别为 EVD 分解 R' 后的信号和噪声子空间, Λ'_S 为对应信号子空间的特征值矩阵 (为便于描述, 不以数值大小为排序):

$$\Lambda'_S = \begin{cases} \text{diag}(|c_1|^2 + \sigma_w^2, |c_2|^2 + \sigma_w^2, \dots, |c_D|^2 + \sigma_w^2), & \text{同步} \\ \text{diag} \left(\begin{array}{l} |c_1(1:N)|^2 + \sigma_w^2, \\ |c_1(N - (\tau_D - \tau_1):N)|^2 + \sigma_w^2 \\ |c_2(1:N)|^2 + \sigma_w^2, \\ |c_2(1:\tau_2 + \tau_1)|^2 + \sigma_w^2, \dots, \\ |c_2(N - (\tau_D - \tau_2):N)|^2 + \sigma_w^2 \\ \vdots \\ |c_{D-1}(1:N)|^2 + \sigma_w^2, \\ |c_{D-1}(N - (\tau_D - \tau_{D-1}):N)|^2 + \sigma_w^2 \\ |c_{D-1}(1:N)|^2 + \sigma_w^2, \\ |c_D(1:N)|^2 + \sigma_w^2, \\ |c_D(1:\tau_D - \tau_1)|^2 + \sigma_w^2 \end{array} \right), & \text{异步} \end{cases} \quad (31)$$

最终, 得到各用户的扩频序列组合估计.

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{C}}'' &= \mathbf{Q}'' \mathbf{c}''^H, \text{异步} \\ &\underset{(3D-2) \times (N+(\tau_D-\tau_1))}{\hat{\mathbf{C}}''} = \underset{(3D-2) \times (3D-2)}{\mathbf{Q}''} \underset{(3D-2) \times (N+(\tau_D-\tau_1))}{\mathbf{c}''^H}, \text{同步} \end{aligned} \quad (32)$$

其中, \mathbf{Q}'' 为模糊矩阵.

(4) 根据各用户失步时间从 \mathbf{C}''^H 中截取对应的扩频序列, 如图 3 所示. 从而最终实现所有用户的扩频序列盲估计.

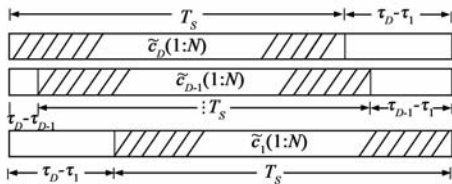


图3 截取各用户扩频序列示意图

3.3.2 改进信息序列盲估计算法

按照 3.3.1 方法截取矩阵, 同时形成相关矩阵:

$$\mathbf{R}'' = E[\mathbf{y}^H(k)\mathbf{y}'(k)] \quad (33)$$

最终得到的信息序列估计:

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{A}}'' &= \mathbf{Q}'' \hat{\mathbf{A}}''^H, \text{同步} \\ &\underset{D \times M}{\hat{\mathbf{A}}''} = \underset{D \times D}{\mathbf{Q}''} \underset{D \times M}{\hat{\mathbf{A}}''^H}, \text{异步} \\ &\underset{(3D-2) \times M}{\hat{\mathbf{A}}''} = \underset{(3D-2) \times (3D-2)}{\mathbf{Q}''} \underset{(3D-2) \times M}{\hat{\mathbf{A}}''^H}, \text{异步} \end{aligned} \quad (34)$$

其中, \mathbf{Q}'' 为位置和信息模糊矩阵. 同样, 可利用序列的拟和程度进行分离, 最终得到各用户的信息序列.

4 仿真结果

为阐明算法的性能, 定义估计矢量与真实矢量间的“误极性率”比值为:

误极性率 = 极性错误码元个数/序列长度(同相);
误极性率 = 极性相同码元个数/序列长度(反相).

4.1 扩频序列盲估计性能仿真

图 4 为 2 个等功率用户, 同、异步时扩频序列盲估计的结果示意图. 采用 63 位 Gold 序列作为各用户的扩频序列, 用户 1 失步时间为 0, 用户 2 失步时间为 $[0, 63]$ 内的随机整数, 码片速率 10MHz, 符号速率为 $10\text{MHz}/63 = 158.7\text{KHz}$, 信号为 BPSK 调制, 信噪比为 -3dB , 仿真信号长度为 200 个扩频周期. 采样频率为 10MHz. 图 4 (a) 为 3.2.1 的方法结果, 图 4 (b) 为 3.3.1 的方法结果. 由图 4 可知, 在失步时间未知和已知条件下, 本文提出的算法均可正确的盲估计出各用户的扩频序列.

同、异步时, 4 用户扩频序列盲估计. SNR 由 $-10\text{dB} \sim 4\text{dB}$, 采用 127 为 Gold 码为扩频序列, 且失步时间为 $[0, 127]$ 内的随机整数, 非等功率情况下, 各用户的信号幅度比为: $1:0.9:0.85:0.8$. 每 SNR 值 200 次蒙特卡罗仿真, 其

他参数如上所述, 误极性率仿真结果如图 5 所示. 图 5 (a) 为各用户功率相等时的仿真结果, 图 5 (b) 为各用户功率不等时的仿真结果. 由图 5 可知, 本文算法在同、异步, 等、非等功率下, 可适用于低信噪比, 异步时的估计性能劣于同步, 异步情况下, 改进的扩频序列盲估计方法性能得到改善; 在非等功率情况下, 各用户的扩频序列盲估计性能受信号功率的影响, 功率越大, 性能越好.

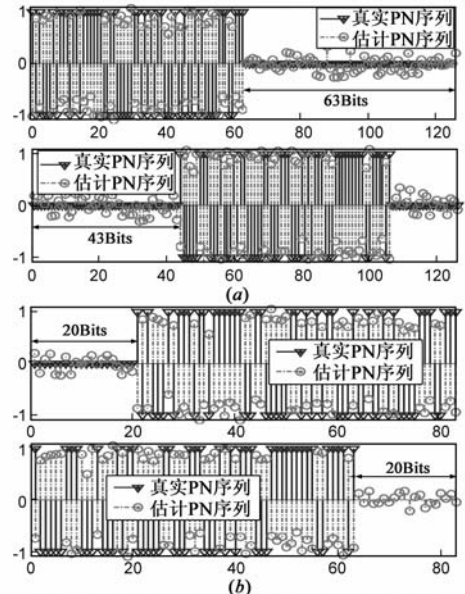


图4 扩频估计序列与真实序列比较示意图

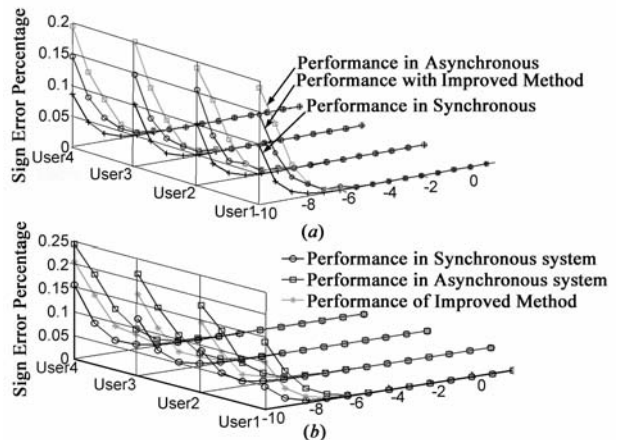


图5 同/异步系统、等/非等功率时误极性率仿真图

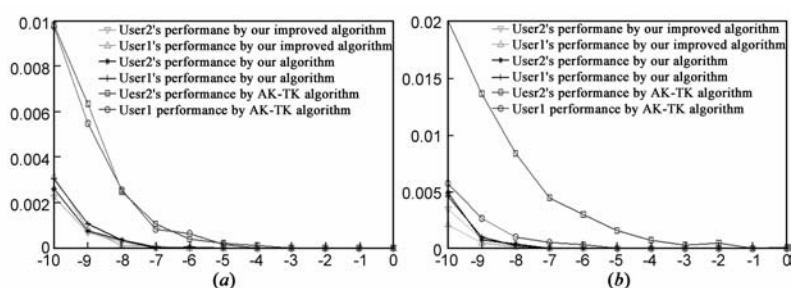


图6 等/非等功率时误极性率比较仿真图

2 用户的异步 CDMA 系统,采用 127 为 Gold-序列为扩频序列,用户 1 失步时间置 0,用户 2 置 40 个码片, SNR 由 $-10\text{dB} \sim 0\text{dB}$,各用户等功率(a 图)和非等功率(信号幅度 $1:0.95$)(b 图)情况下,每 SNR 值 200 次蒙特卡罗仿真,本文算法与文献[3](简称 TK-AK algorithm)算法的盲估计性能比较示意如图 6 所示.由图可知,本文算法优于 TK-AK 算法.

4.2 信息序列盲估计性能仿真

4 用户等功率同/异步 CDMA 系统,采用 127 为 Gold-序列为扩频序列.异步系统下,各用户失步时间为 $[1, 127]$ 的任意一整数, SNR 为 -5dB , M 为 100 时的仿真结果图 7 所示.图 7(a)为同步系统内用户 1 结果,图 7(b)为异步系统内用户 1 结果.由图 7 可知,在同步系统内,用户 1 的信息序列估计包含 2 个: $\hat{a}(1:M)$ 和 $\hat{a}(2:M+1)$,两者相差一个符号;在异步系统内,用户 1 的信息序列估计包含 3 个: $\hat{a}(1:M)$ 、 $\hat{a}(2:M+1)$ 和 $\hat{a}(3:M+2)$,两两相差一个符号,与公式推导相符,且本文算法能够适应低信噪比下.

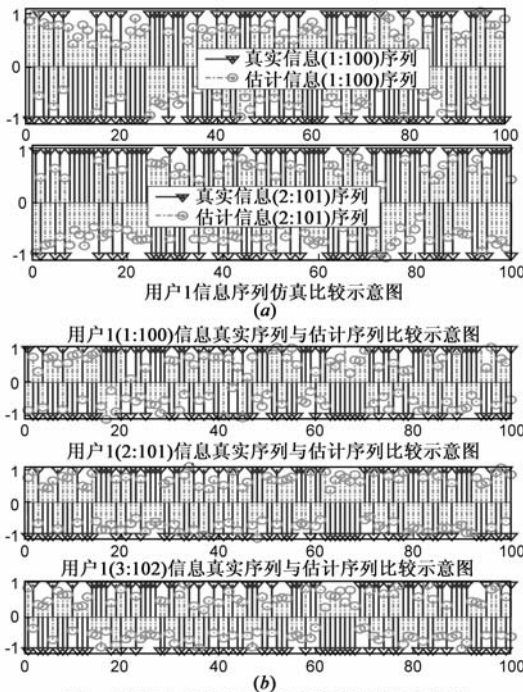


图7 信息估计序列与真实序列比较示意图

仿真参数如上所述, SNR 由 $-10\text{dB} \sim -4\text{dB}$,对每个 SNR 值,蒙特卡罗仿真 200 次,以各用户的 $\hat{a}(2:M+1)$ 序列估计与实际序列之间的误极性率为参考标准,本文算法与文献[4](简称 F-Y 算法)算法、文献[5](简称 S-L 算法)的性能比较.由图 8 可知,在同步系统内,本文算法与 F-Y 算法性能相似,优于 S-L 算法;由图 9 可知,在异步系统内,本文算法也优于 S-L 算法,且计算量小.而在实际应用中,异步系统更加常见,所以,本文算法更具实用性.

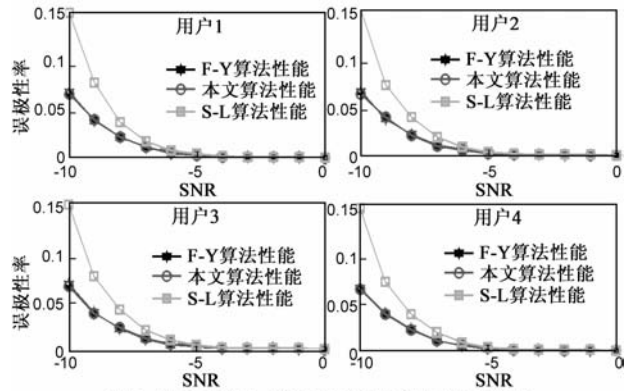


图8 同步系统中信息序列盲估计比较示意图

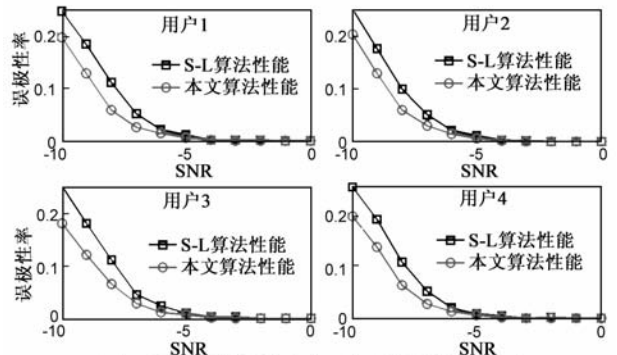


图9 异步系统中信息序列盲估计比较示意图

5 总结

本文通过分析短码 CDMA 信号模型,建模 CDMA 系统与线性混合的盲源分离模型一致,使建立的 CDMA 模型同时适用于同、异步系统.同时,利用盲源分离方法,实现了同、异步系统内,各用户等功率或非等功率时,扩频序列与信息序列的盲估计.本文提出的方法应用前景广阔,实用性强,仿真结果验证了本文方法的有效性.

参考文献

- [1] Nzéza C N, Gautier R, Burel G. Blind synchronization and sequences identification in CDMA transmissions[A]. 2004 IEEE Military Communications Conference [C]. California, USA, 2004. 3:1384 - 1390.
- [2] Nzéza C N, Gautier R, Burel G. Blind multiuser identification in multirate CDMA transmissions; A new approach[A]. Proc The Fortieth Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers[C]. Pacific Grove, CA, 2006. 2162 - 2166.
- [3] Koivisto T, Koivunen V. Blind despreading of short-code DS-CDMA signals in asynchronous multi-user systems[J]. Signal Processing, 2007, 11(87): 2560 - 2568.
- [4] 付卫红,杨小牛,刘乃安.基于盲源分离的 CDMA 多用户检测与伪码估计[J].电子学报,2008, 36(7): 1319 - 1323.
- [5] FU W H, Yang X N, Liu N A. The multi-user detection and chip sequence estimation for CDMA system based on the blind

- source separation [J]. Acta Electronica Sinica, 2008, 36(7): 1319 – 1323. (in Chinese)
- [5] Shen Lei, Zhao Zhijing. Blind estimation of the pseudo-random sequences of direct sequence spread spectrum signals in multipath using fast ICA [A]. Pacific-Asia Conference on Circuits, Communications and System [C]. Chengdu, China, 2009. 531 – 535.
- [6] Yingwei Y, Poor H V. Eavesdropping in the synchronous CDMA channel: An EM-based approach [J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2001, 49(8): 1748 – 1756.
- [7] Sidiropoulos N D, Giannakis G B, Bro R. Deterministic waveform-preserving blind separation of DS-CDMA signals using an antenna array [A]. IEEE Signal Processing Workshop Stat. Signal Array Process [C]. Portland, 1998. 9: 304 – 307.
- [8] Sidiropoulos N D, Giannakis G B, Bro R. Blind PARAFAC receivers for DS-CDMA systems [J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2000, 48(3): 810 – 823.
- [9] Sidiropoulos N D, Bro R. User separation in DS-CDMA systems with unknown Long PN spreading codes [A]. The 2nd IEEE Workshop on Signal Processing Advances in Wireless Communications [C]. Annapolis, MD, 1999. 194 – 197.
- [10] Joutsensalo J. Semi-blind CDMA code estimation in the downlink [A]. Proc The 48th IEEE Vehicular Technology Conference [C]. Ottawa, Canada, 1998. 2: 1356 – 1360.
- [11] P-Y Qiu, Z-T Huang, W-L Jiang, C Zhang. Blind multiuser spreading sequences estimation algorithm for the direct-sequence code division multiple access signals [J]. IET Signal Processing, 2010, 4(5): 465 – 478.
- [12] Haghghat A, Soleymani M R. A MUSIC-based algorithm for spreading sequence discovery in multiuser DS-CDMA [A]. IEEE 58th Vehicular Technology Conference [C]. Que, Canada, 2003. 2: 978 – 981.
- [13] Aapo Hyvärinen. Fast and robust fixed-point algorithms for independent component analysis [J]. IEEE Trans Neural Networks, 1999, 10(3): 626 – 634. 1319 – 1323.
- [14] Xiaoni Yang, Junliang Yao, Jiangdong, Zhao Li. Performance analysis of the FastICA algorithm in ICA-based co-channel communication system [A]. Proc The 5th International Conference on Wireless Communication, Network and Mobile Computing [C]. Beijing, China, 2009. 2055 – 2058.

作者简介



任 曛 天 男, 1980 年生于山东临沂, 国防科大电子科学与工程学院博士生. 研究方向为综合电子战信息战技术.
E-mail: renkiller_wudi@126.com



徐 晖 男, 1963 年生于湖南常德, 国防科大电子科学与工程学院教授、博士生导师. 主要研究方向: 空间信息处理、综合电子战信息战技术等

黄知涛 男, 1976 年生于湖北荆州, 国防科大电子科学与工程学院教授、硕士生导师. 入选教育部新世纪优秀人才支持计划, 博士论文获全国优秀博士论文提名. 出版专著 2 部, 在 IEEE、IEE 等国内外期刊发表论文 80 余篇. 主要研究方向: 航天侦察信息处理、雷达/通信信号处理、综合电子战技术等.

陆凤波 男, 1982 年生于江苏盐城, 国防科大电子科学与工程学院博士生, 研究方向为综合电子战技术、通信信号侦察处理等.