文章编号:1001-2486(2010)06-0147-06

# 基于快速独立分量分析的异步多用户检测方法。

董 志, 黄芝平, 唐贵林, 刘纯武, 张羿猛 (国防科技大学机电工程与自动化学院, 湖南长沙 410073)

摘 要: 深入分析了非理想功率控制下异步 CDMA 多用户接收机的信号特点, 推导出了多小区接收信号 模型。提出了基于快速独立分量分析(Fast Independent Component Analysis, FastICA)的异步多用户检测方法, 该 方法具有抗远近效应, 抗多址干扰的能力。仿真结果表明: 该算法具有迭代次数少、计算量小、多用户分离效 果好的优点, 非常适合于非理想功率控制下的多用户检测, 该方法大大提高了非理想功率控制下多用户接收 机的性能。

关键词: 非理想功率控制; 异步多用户检测; CDMA; 快速独立分量分析 中图分类号:TN911 文献标识码: A

## The Asynchronous Multi-user Detector Based on Fast Independent Component Analysis

DONG Zhi, HUANG Zhi ping, TANG Gui lin, LIU Chun wu, ZHANG Yi meng

(College of Mechatronitics Engineering and Automation, National Univ. of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract: With a deep analysis of the signal characteristics of CDMA receiver on unideal power control instance, the current research deduced the receiving signal model of multi-cell. Furthermore, the research presented the asynchronous multi-user detection method based on FastICA, which is naturally near-far and multiple-access interference resistant. The simulation results show that: this method has less iterative time, small computational complexity and good performance of multi-user detection, which can enhance the capability of multi-user receiver and is very suitable for asynchronous multi-user detection on unideal power control.

Key words: unideal power control; asynchronous MUD; CDMA; FastICA(Fast Independent Component Analysis)

目前抑制多用户干扰及抗远近效应的主要措施有如下三种: 功率控制技术、空间滤波技术和多用户 检测技术<sup>[1]</sup>。其中,多用户检测已成为抑制多用户干扰的主要措施之一。传统的多用户检测技术完全 按照经典直接序列扩频理论对每个用户的信号分别进行扩频码匹配处理,因而抗多址干扰能力较差。 多用户检测(MUD)技术在传统检测技术的基础上,充分利用造成多址干扰的所有用户信号信息对单个 用户的信号进行检测,从而有优良的抗干扰性能,消除或减弱了远近效应,降低了功率控制精度,因此能 更有效利用频谱资源,提高系统容量。由于传统的最优化多用户检测<sup>[2]</sup>的复杂度随用户数目的增加呈 指数增长,难于付诸于实时应用,因此,研究各种具有良好性能和较低复杂度的次优 MUD 方案具有重要 意义。

目前常用的多用户检测方法包括: 恒模算法(Constant Modulus Algorithm, CMA)、最小输出能量算法 (Minor Output Energy, MOE)、Kalman 滤波方法。CMA 算法具有计算量小的优点, 但是由于收敛特性差, 在环境复杂的分离环境下很难保证算法具有较好的收敛特性, 甚至不能够进行多用户分离。MOE 方法 算法复杂度适中, 收敛特性也较好, 但是具有误码率较高的缺点。而 Kalman 滤波方法虽然收敛特性较 好, 误码率相对较低, 但是其最大的缺点就是算法的复杂度很高, 难于实现。本文提出了一种基于快速 独立分量分析(FastICA, Fast Independent Component Analysis) 的多用户检测算法来克服多址干扰以及远 近效应。快速 ICA 算法又称为定点迭代算法, 最早是由芬兰赫尔辛基大学的 Hyv<sup>3</sup>/rinen<sup>[3]</sup>等提出的, 最初 的应用目的是为了分离一组线性独立的变量而提出的, 近些年国内一些学者也将该方法应用到了许多 盲信号分离的领域<sup>[4-7]</sup>。

## 1 多小区异步 CDMA 接收机信号与系统模型

假设每个用户发送的信号均经历独立的频率选择性衰落信道,可以用系数是时变且统计独立的抽 头延迟线模型来等效。多小区异步 CDMA 接收机接收信号的等效低通复包络可表示为

$$r(t) = \sum_{v=1}^{R} \sum_{k=1}^{k_v} \sum_{l=1}^{l_v} \sum_{i=-M}^{M} A_{k,l,v} b_{k,l,v} [i] s_{k,l,v} (t - iT - \mathcal{T}_{l,v}) + z(t)$$
(1)

其中, *T* 表示码片间隔,  $T_{l,v} \in [0, T)$  是第  $v(1 \le v \le V)$  个小区第  $l(1 \le l \le l_v)$  径的时间延时, 在第 l 径一 共接收到 2*M* + 1 个符号, *k* = 1, ..., *kv* 表示接收到的位序号, *A*<sub>k,l,v</sub>, *s*<sub>k,l,v</sub>, *l*<sub>k,l,v</sub>[*i*] 分别表示第 v 个小区, 第 l 径信号, 第 k 个用户的幅度、扩频码序列以及第 i 位符号, z(t) 为零均值加性复高斯白噪声, 功率为  $\sigma^2$ 。

在接收端, 对式(1) 以码速率采样, 用 *C* 代表扩频增益, 接收机采样得到的第 *n* 个变量 $r_n$  为一个  $D(D = C \sum_{k=1}^{R} k_k) \times 1$  维的向量:

$$\overline{r_n} = \sum_{v=1}^{R} \sum_{l=1}^{l_v} \sum_{k=1}^{k_v} A_{k, l, v, n} b_{k, l, v, n} s_{k, l, v} + Z(n)$$
(2)

可以假设,信道为慢衰落信道,因此同一个小区的用户信号经过不同路径的幅度在采样期间没有发 生变化,因此, *A*<sub>k, l, v, n</sub>= *A*<sub>k, v</sub>, 式(2)可以改写为

$$\overline{r_n} = \sum_{v=1}^{R} \sum_{l=1}^{l_v} \sum_{k=1}^{k_v} A_{k,v} b_{k,l,v,nS\,k,l,v} + Z(n)$$
(3)

接收信号的矩阵形式为:

$$\overline{r_{n}} = A_{1,1} b_{1,1,1,n} \left[ \begin{array}{c} s_{1,1,1} \\ s_{2,1,1} \\ \vdots \\ s_{G,1} \end{array} \right] + \cdots + A_{k_{1},1} b_{k_{1},1,n} \left[ \begin{array}{c} s_{1,1,1} \\ s_{2,1,1} \\ \vdots \\ s_{G,1} \end{array} \right] \\ + A_{1,1} b_{1,2,1,n} \left[ \begin{array}{c} s_{1,2,1} \\ s_{2,2,1} \\ \vdots \\ s_{G,2,1} \end{array} \right] + \cdots + A_{k_{1},1} b_{k_{1},2,1,n} \left[ \begin{array}{c} s_{1,2,1} \\ s_{2,2,1} \\ \vdots \\ s_{G,2,1} \end{array} \right] \\ + \\ \vdots \\ + A_{1,1} b_{1,l_{1},1,n} \left[ \begin{array}{c} s_{1,l_{1},1} \\ s_{2,l_{1},1} \\ \vdots \\ s_{G,1,1} \end{array} \right] + \cdots + A_{k_{1},1} b_{k_{1},l_{1},n} \left[ \begin{array}{c} s_{1,l_{1},1} \\ s_{2,1,1} \\ \vdots \\ s_{G,2,1} \end{array} \right] \\ + \\ \vdots \\ + A_{1,1} b_{1,l_{1},1,n} \left[ \begin{array}{c} s_{1,l_{1},1} \\ s_{2,l_{1},1} \\ \vdots \\ s_{G,l_{1},1} \end{array} \right] + \cdots + A_{k_{1},1} b_{k_{1},l_{1},n} \left[ \begin{array}{c} s_{1,l_{1},1} \\ s_{2,l_{1},1} \\ \vdots \\ s_{G,l_{1},V} \end{array} \right] \\ + \\ \vdots \\ + \\ A_{1,V} b_{1,l_{V},V_{n}} \left[ \begin{array}{c} s_{1,l_{V},V} \\ s_{2,l_{V},V} \\ \vdots \\ s_{G,l_{V},V} \end{array} \right] + \cdots + A_{k_{V},V} b_{k_{V},l_{V},V_{N}} \left[ \begin{array}{c} s_{1,l_{V},V} \\ s_{2,l_{V},V} \\ \vdots \\ s_{G,l_{V},V} \end{array} \right] + \left[ \begin{array}{c} z \left( n \right)_{1} \\ z \left( n \right)_{2} \\ \vdots \\ z \left( n \right)_{C} \end{array} \right] \end{array} \right]$$

• diag 
$$\begin{bmatrix} A_{1,1} \cdots A_{k_1,1}, A_{1,2} \cdots A_{k_2,2}, A_{1,v} \cdots A_{k_v}, v \end{bmatrix}_{D \times D}$$
  
•  $\begin{bmatrix} b_{1,1} \cdots b_{k_1,1}, b_{1,2} \cdots b_{k_2,2} \cdots b_{1,v} \cdots b_{k_v}, v \end{bmatrix}_{D \times 1}^{\mathrm{T}} + \begin{bmatrix} z(n)_1 \\ z(n)_2 \\ \vdots \\ z(n)_c \end{bmatrix}_{C \times 1}$ 
(5)

式(5)可以进一步简化为

$$\boldsymbol{r}_n = \boldsymbol{G}\boldsymbol{b}_n + \boldsymbol{z} \tag{6}$$

由此,得到多小区异步 CDMA 接收机接收信号的线性模型。大量实测数据和理论分析表明,在多径 传播条件下,假如不存在视距路径,接收信号的包络服从瑞利分布<sup>[8]</sup>,相位服从均匀分布。而当存在视 距传播路径时,接收信号的包络就不再服从瑞利分布,而是服从赖斯分布<sup>[9]</sup>。赖斯分布的概率密度函数 为

$$P(r) = \begin{cases} \frac{r}{\sigma^2} \exp\left[-\frac{(r^2 + A^2)}{2\sigma^2}\right] I_0(\frac{Ar}{\sigma^2}) & A \ge 0, r \ge 0\\ 0 & r < 0 \end{cases}$$
(7)

其中, r 表示非视距接收信号幅度, A 表示直射接收信号幅度,  $I_0$  为第一类 0 阶修正贝塞尔 (Bessel) 函数。

## 2 ICA 算法

#### 2.1 ICA 算法的噪声模型

ICA 是在只知道观察信号向量和假设源信号统计独立的前提下,设法分离出所有的源信号的一种 技术,通常主要研究的是线性 ICA,即假设观察信号向量是源信号的线性组合。ICA 的关键问题是建立 一个能够度量分离结果独立性的目标函数及其相应的分离算法,不同的目标函数得到不同的算法。含 有噪声的线性 ICA 数据模型:

$$r = As + n \tag{8}$$

其中, x 是观测的信号向量, s 是要分离的非高斯源信号向量, 并且信号间是独立的。A 是未知的满秩 矩阵, 称为混合矩阵, 假设 n 为高斯白噪声。

独立分量分析所分离的信号在排序、幅值以及符号上存在不确定性,然而,结合其他方法一起使用, 考虑观察信号已经过中心化和白化处理,该性质使得独立分量分析方法具有抗远近效应的能力。结合 CDMA 链路的特点,ICA 有一些特点非常适合在 CDMA 接收系统中应用:

(1) 由于 ICA 算法本身的不确定性, 使其具有天然的抑制远近效应能力。

(2) 可以减轻由于延时估计和通道估计误差带来的解调性能的下降。

(3) 快速 ICA 算法(Fast ICA) 收敛速度快, 迭代次数少, 计算量小。

#### 2.2 ICA 算法的基本原理

ICA 算法模型如图 1<sup>[8]</sup>, 一组独立的源信号

$$S(t) = \left[ S_1(t), S_2(t), ..., S_M(t) \right]^{\mathrm{T}}$$
(9)

经过线性系统 A 混合在一起,得到观测信号:

$$R(t) = \left[X_{1}(t), X_{2}(t), ..., X_{N}(t)\right]^{T}$$
(10)

观测信号与源信号之间的关系为

$$X(t) = AS(t) \tag{11}$$

对观测信号进行白化处理,得到白化后的观测信号:

$$X'(t) = \left[X'_{1}(t), X'_{2}(t), ..., X'_{N}(t)\right]^{\mathrm{T}}$$
  
=  $UX(t)$  (12)



图 1 基于 ICA 的信号分离多层神经网络结构 Fig. 1 The neural network of ICA signal separation

其中, *U* 是白化阵, 白化的目的是使白化信号 X'(t) 的各个分量二阶不相关, 并且都具有单位方差。这 样X'(t) 的协方差矩阵就变成单位矩阵, 即  $E \left\{ X'(t) X'(t)^{T} \right\} = I$ 。如果 M > N, 矩阵 *U* 将同时把数据矢 量 X(t) 的维数从 *M* 降到*N*, 独立分量数变为 *N*, 噪声的影响也会相应减弱。一般白化的方法是对观测 信号的协方差进行特征分解, 使

$$R_x = V \Lambda V^{\mathrm{T}} \tag{13}$$

솏

$$U = \Lambda^{-\frac{1}{2}} V^{\mathrm{T}}$$

则得白化信号:

$$K'(t) = UX(t) = \Lambda^{-\frac{1}{2}} V^{T} X(t)$$
(14)

ICA 的目标就是要估计一个分离矩阵 W,使得 Y(t) = WX'(t)为源信号的一个估计,其各个分量尽可能独立,且逼近于 S(t)。把其中的分离矩阵 W 称为混合矩阵 A 的伪逆,因为,所估计的分离矩阵并 不是  $A^{-1}$ ,而是满足 WA = PI = C, P 是一个置换阵,I 是单位阵,而这就带来了 ICA 解的不确定性,体现 在原始信号与分离信号的顺序以及幅度不完全相同,而在实际应用中通过简单的调整就可以恢复出原 来的信号。经过上面的描述,可以发现式(11)与式(6)形式相同,只是相差一个噪声项,在实际使用中, 噪声附加项通常予以忽略,而采用无噪声的 ICA 模型,因为要将噪声从源信号中完全分离几乎是不可能 的。如果考虑噪声的影响,可以参考文献[11]。

#### 3 快速 ICA(FastICA 算法描述

峰度可以作为非高斯度(独立程度)的目标函数,使峰度最大(或最小)化的w,就确定了一个独立分量,即 $w^{^{T}}X'_{i} = S_{i}$ ,这种方法又称为四阶累积量,它的定义为

$$kurt(S_i) = \mathbb{E}\left[S_i^4\right] - 3\left(\mathbb{E}\left[S_i^2\right]\right)^2$$
(15)

因此,目标函数定义为

$$kwrt(w^{\mathsf{T}}X'_{i}) = \mathbb{E}\left[\left(w^{\mathsf{T}}X'_{i}\right)^{4}\right] - 3\left(\mathbb{E}\left[\left(w^{\mathsf{T}}X'_{i}\right)^{2}\right]\right)^{2}$$
$$= \mathbb{E}\left[\left(w^{\mathsf{T}}X'_{i}\right)^{4}\right] - 3 ||w||^{4}$$
(16)

在上式中加上一个罚项 F, 就构成了最终的目标函数:

$$J(w) = E\left[\left(w^{T}X'_{i}\right)^{4}\right] - 3\|w\|^{4} + F\left(\|w\|^{2}\right)$$
(17)

目标函数可以使用下面的在线学习算法:

 $w(t+1) = w(t) \pm \mu(t) \{X'(t) [w(t)^T X'(t)^3] - 3 \|w(t)\|^2 w(t) + f(\|w(t)\|^2) w(t)\}$  (18) 式中: X'(t)为观测序列;  $\mu(t)$ 为学习序列; f为 F/2的导数, 这种学习规则的优点是算法中同时使用输入X'(t), 确保非稳态环境下的快速自适应。然而, 这种优点的负作用是收敛速度慢, 而且依赖于选择 合适的学习率序列  $\mu(t)$ 。实际上, 学习率选择不当, 可能破坏收敛性。为此, 可以使用一种学习更快, 并更可靠的算法, 即 FastICA 方法。上式中, 通过取期望值来获得固定点 w, 并得到权方程 E{X'  $(w^{T}X')^{3}$  - 3  $\|w\|^{2}w + f(\|w\|^{2})w = 0$ ,该方程可以使用标准数值算法求解,将上式稍加修改,就得到 *w* 的快速迭代算法:

$$v = scalar \times \{ E[X'(w^{T}X')^{3}] - 3 ||w||^{2} w \}$$
(19)

这就是 ICA 算法的关键。由此得到 FastICA 算法的整个流程如下:

(1) 对匹配滤波后的数据进行降维及白化处理, 以减小计算量和噪声的影响, 同时获得正交的列向 量。计算出经过降维和白化的数据  $X'(t) = \Lambda^{-\frac{1}{2}} V^{\mathrm{T}} X(t)$ 。

- $(2) \diamondsuit t = 1_{\circ}$
- (3) 随机选取范数为1的初始矢量 w(0), 并令 k= 1。

$$[4) \diamondsuit w_i(k) = \mathbf{E} \lfloor (X_i(k-1)^T X_i)^T \rfloor - 3w_i(k-1),$$

(5)令 $w_i(k) = \frac{w_i(k)}{\|w_i(k)\|}$ ,归一化的目的是确保分离的结果具有单位能量。

(6) 若 $|w_i(k)^T w_i(k-1)|$ 收敛于 1,则停止迭代,输出  $w_i(k)$ ,否则令 k=k+1,返回第(4)步继续迭代。

(7) 若 *i* 小于源信号个数,则返回第 3 步,直至把所有的源信号分离出来。 信号源的数目估计可以采用主分量分析(PCA)方法。

4 仿真结果与分析

4.1 误码率分析

误码率是一个衡量多用户检测算法优劣的重要指标。图 2 中, SUD 代表单用户接收机的误码率曲 线, 假设在非理想功率控制下, 期望用户 1 的幅度  $A_1$ = 1, 其余干扰用户幅度为  $A_k$ = 5, k= 2, 3, …, 12, 分 别给出了用户数为 6 和 12 时, 各算法误码率性能比较, 可以看到用户数增加到 12 个以后系统的误码率 整体有所增加。在非理想功率控制下, CMA 算法误码性能最差, 由于在此条件下 CMA 算法没有达到收 敛, 其算法性能急剧下降甚至发散。MOE 和 Kalman 滤波算法的误码性能在 SNR 超过 10dB 以后对系统 性能改善不明显, 而基于 FastICA 的多用户检测算法的误码率性能曲线对于改善 BER 方面具有较突出 的优势, 表明其抗远近效应能力较强。CMA、MOE 和 Kalman 滤波算法的误码性能较差, 不适于直接应 用, 需要进行算法改进研究。



图 2 误码率随信噪比变化曲线 Fig. 2 The relationship of SNR and BER

#### 4.2 计算复杂度分析

计算复杂度也是一个极为关键的因素,它直接关系到算法的可实现性,计算复杂度过高将增加算法 的实现成本,甚至无法实现。表 1 列出了 CMA、MOE、FastICA 和 Kalman 滤波算法的复杂度。其中, *M* 为 接收数据码元长度,取为 1024 位; *K* 为信道内的用户数,取为 12 个; *N* 为扩频增益,实际为 128 倍; *t* 为 FastICA 算法在实验中的迭代次数,一般小于 10 次,文中取为 10。

表1 各种算法的计算复杂度比较

Tab. 1	The	computational	complexity	of the	algorithms
--------	-----	---------------	------------	--------	------------

算法名称	计算复杂度公式	实际计算复杂度
Kalman	$M \times (8N^2 - 6N)$	1. $3 \times 10^8$
CMA	4 <i>NM</i>	5. $2 \times 10^5$
MOE	1 0 <i>NM</i>	1. $3 \times 10^{6}$
FastICA	$M \times (2N^2 + 2KN + 4Kt + 2t) + 3N^3 - 3N^2 + (K+1)N + 2K + 3Kt$	4. $3 \times 10^7$

由表 1 可见 CMA 运算的复杂度最低, MOE 次之, Kalman 滤波算法的复杂度最高, 实现也最为困难。

#### 5 结论

本文将 FasICA 方法应用到非理想功率控制下的异步多用户检测,提高了异步多小区多用户接收机 的性能。该方法具有误码率低、迭代次数少、计算复杂度较低的优点,并且具有天然的抗远近效应性能, 利用该方法,使得多用户接收机接近于单用户接收机的性能。

#### 参考文献:

- [1] 任燕,何培宇,段文峰. DS-CDMA 盲多用户检测算法性能试验研究[J]. 四川大学学报(自然科学版), 2008,45(1):59-64.
- [2] Verdu S. Minimum Probability of Error for Asynchronous Gaussian Multiple Access Channels [R]. IEEE Trans. Inform. Theory, 1986, IT- 32: 85-96.
- [3] Hyv<sup>3</sup>/4rinen A. Fast and Robust Fixed-point Algorithms for Independent Component Analysis [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1999, 10
   (3): 626-634.
- [4] 游荣义, 陈忠. 一种基于 ICA 的盲信号分离快速算法[J]. 电子学报, 2004, 32(4): 669-672.
- [5] 李鸿燕,马建芬,李灯熬,等. 一种基于 ICA 的盲源分离定点迭代算法[J]. 太原理工大学学报, 2007, 38(1):35-41.
- [6] 史英春, 钟子发, 张硕. 基于独立分量分析的 CDMA 抗干扰时延估计算法[J]. 系统工程与电子技术, 2008, 30(7): 1256-1259.
- [7] 丁志刚,朱孝龙, 焦李成. 基于独立分量分析的 D&-CDMA 系统接收机[J]. 电子学报, 2000 (11A): 97-100.
- [8] Lee W C Y. Mobile Communications Engineering[M], McGraw-Hill, 1982.
- [9] Rappaport T S. Wireless Communications[M]. 3rd. ed. New York: McGraw-Hill. 1995.
- [10] 张贤达,保铮.通信信号处理[M].北京:国防工业出版社,2000.
- [11] Ekici O, Yongacoglu A. Application of Noisy-independent Component Analysis for CDMA Signal Separation [C]//2004 IEEE60<sup>th</sup> Vehicular Technology Conference, 2004(5): 3812-3816.