

异步移动通信系统中激活用户及其定时的联合估计¹

方洋旺 焦李成 潘进 孙绍刚

(西安电子科技大学雷达信号处理重点实验室 西安 710071)

摘 要 该文讨论了异步 CDMA 系统的激活用户数、激活用户及其定时的联合估计问题。在仅知道小区内所有注册用户特征序列的情况下, 针对过采样接收信号模型, 应用子空间方法来辨识激活用户数、激活用户并同时捕捉它们的定时。然后, 分析了所提算法的特性。此方法不需要训练序列。理论分析与大量的仿真结果表明, 此算法简单, 性能优越, 能抗远近效应。最后, 它还表明当对接收信号进行过采样时, 上述算法性能有明显的改善。

关键词 异步 CDMA 系统, 激活用户, 定时捕捉, 子空间方法, 过采样
中图分类号 TN929.5

1 引言

CDMA 系统有容量大, 能实现高质量服务等特点。与传统的 DS/CDMA 系统接收器相比, 多用户检测不但能抑制多址干扰 (MAI), 而且能减小远近效应的影响, 因而受到人们的广泛关注^[1], 特别是盲多用户检测方法, 目前已取得重要进展^[2-6]。但不管是一般的多用户检测方法, 还是各种盲多用户检测方法, 通常都假定激活用户数及被检测用户的扩频码已知, 并已知该用户在传输过程中的定时。而在移动通信中激活用户数及定时都是动态变化的, 如何辨识某个时刻激活用户及定时对多用户检测技术来说非常重要, 目前已有一些这方面的结果, 如文献 [7,8] 利用 MOE 及 MMSE 方法研究了定时估计问题。而文献 [9,10] 是针对衰落信道环境下讨论了异步 CDMA 系统的时延估计及接收问题。这些都是在假设激活用户已知且不发生变化的情况下讨论的。当激活用户发生变化时, 如何辨识激活用户数及定时问题已成为非常关键的, 且实际中需要解决的课题, 而文献 [11] 中仅讨论了同步 CDMA 系统的激活用户的辨识及多用户检测方法, 而此方法不能直接应用到实际中通常遇到的异步 CDMA 系统中。

本文讨论了异步 CDMA 系统的激活用户数、激活用户及定时的联合估计问题, 在仅知道小区内注册用户特征序列的情况下, 应用子空间方法来辨识激活用户数、激活用户以及它们的定时, 并分析了所提算法的特性。此方法不需要训练序列。理论分析与大量的仿真结果表明, 此算法简单, 性能优越, 能抗远近效应, 而且可进行动态估计。

2 异步 CDMA 系统模型

考虑如下的带有 K 个激活用户的异步直接扩频 CDMA 系统, 假设信道为加性白高斯噪声基带信道 (AWGN), 则第 $k(1 \leq k \leq K)$ 个用户的接收信号为

$$r^{(k)}(t) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} b_{k,n} A_k s_k(t - nT - \tau_k) \quad (1)$$

其中 T 是符号区间, $b_{k,n} \in \{-1, 1\}$ 为第 k 个用户的第 n 个符号, τ_k 为第 k 个用户关于接收机的相应的定时, $s_k(t) = \sum_{j=0}^{N-1} a_k[j] \Psi(t - jT_c)$ 为扩谱特征波形, $a_k[j]$ 为第 k 个用户的扩谱

¹ 2000-10-08 收到, 2001-03-27 定稿
国家“863”高新技术计划资助项目

序列的第 j 个元素, $\psi(t)$ 为码片波形, T_c 为码片周期, $N = T/T_c$ 为处理增益. 则总的接收信号为

$$r(t) = \sum_{k=1}^K r^{(k)}(t) + n(t) \quad (2)$$

其中 $n(t)$ 为 AWGN, 接收信号通过一个脉码形成滤波器, 并以 D 倍码片速率采样, 取观测区间的长度为 $2T$, 则第 n 个观测区间所对应的接收信号为

$$r[l] = \int_{lT_c}^{(l+1)T_c} r(t) dt \quad (3)$$

其中 $l = nDN, nDN + 1, \dots, nDN + 2DN - 1$. 从而, 第 n 个观测区间所对应的接收信号向量为 $\mathbf{r}_n = (r[nDN], r[nDN + 1], \dots, r[nDN + 2DN - 1])^T$, 具体表示如下:

$$\mathbf{r}_n = \sum_{k=1}^K \mathbf{r}_n^{(k)} + \mathbf{w}_n \quad (4)$$

其中

$$\mathbf{r}_n^{(k)} = b_{k,n-1} \mathbf{a}_k^{-1} + b_{k,n} \mathbf{a}_k^0 + b_{k,n+1} \mathbf{a}_k^1 \quad (5)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{a}_k^{-1} = & A_k T_c' [(D - \delta_k) T_L^{DN-nk}(\mathbf{a}_k) + (D - 1 - \delta_k) T_L^{(DN-nk+1)}(\mathbf{a}_k) \\ & + (D - 1 + \delta_k) T_L^{(DN-nk-1)}(\mathbf{a}_k)] \end{aligned} \quad (6)$$

$$\mathbf{a}_k^0 = A_k T_c' [(D - \delta_k) T_R^{nk}(\mathbf{a}_k) + (D - 1 - \delta_k) T_R^{(nk-1)}(\mathbf{a}_k) + (D - 1 + \delta_k) T_R^{(nk+1)}(\mathbf{a}_k)] \quad (7)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{a}_k^1 = & A_k T_c' [(D - \delta_k) T_R^{(DN+nk)}(\mathbf{a}_k) + (D - 1 - \delta_k) T_R^{(DN+nk-1)}(\mathbf{a}_k) \\ & + (D - 1 + \delta_k) T_R^{(DN+nk+1)}(\mathbf{a}_k)] \end{aligned} \quad (8)$$

式中 $T_c' = (1/D)T_c$, 延时 $\tau_k = (n_k + \delta_k)T_c'$, n_k 为 0 到 $DN-1$ 之间的正整数, 而 $\delta_k \in [0, 1)$. T_L 与 T_R 分别为左、右循环移位, 即给定向量 $\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_{2N})^T$, 我们有 $T_L(\mathbf{x}) = (x_2, \dots, x_{2N}, 0)^T$, $T_R(\mathbf{x}) = (0, x_1, \dots, x_{2N-1})^T$, 而 T_L^m, T_R^m 分别表示 m 次左、右循环移位. 本文黑体小写字母表示向量, 如 \mathbf{r}, \mathbf{w} 等. 黑体大写字母表示矩阵, 如 \mathbf{S}, \mathbf{H} 等

当 $D = 1$, 即以码片速率采样时, $\mathbf{a}_k^{-1}, \mathbf{a}_k^0, \mathbf{a}_k^1$ 的中间项为零. 由于经过上述过采样后, 噪声向量 \mathbf{w}_n 均为值为零的有色噪声, 假设 $\mathbf{R}_n = E\{\mathbf{w}_n \mathbf{w}_n^T\} = \sigma^2 \mathbf{Q}$, 其中 \mathbf{Q} 为对称正定矩阵. 若是以码片速率采样, 则 $\mathbf{Q} = \mathbf{I}$.

利用 (5)-(8) 式, 接收信号向量 \mathbf{r}_n 可表示为

$$\begin{aligned} \mathbf{r}_n = & b_{1,n} \mathbf{a}_1^0 + \sum_{k=1}^K (b_{k,n-1} \mathbf{a}_k^{-1} + b_{k,n+1} \mathbf{a}_k^1) + \sum_{k=2}^K b_{k,n} \mathbf{a}_k^0 + \mathbf{w}_n \\ := & \sum_{j=1}^J b_j[n] \mathbf{u}_j + \mathbf{w}_n \end{aligned} \quad (9)$$

这里 $J = 3K$, $b_0[n] = b_{1,n}$, $\{\mathbf{u}_0, \dots, \mathbf{u}_J\} = \{\mathbf{a}_k^{-1}, \mathbf{a}_k^0, \mathbf{a}_k^1, k = 1, 2, \dots, K\}$, $b_j[n]$ 为产生码间干扰与多址干扰的信息符号, \mathbf{u}_j 为调制此信息符号的干扰向量.

3 基于子空间的盲辨识

为了确保向量集 $\{\mathbf{u}_j, j = 1, \dots, J\}$ 线性无关, 我们作如下假设:

假设 1 小区内所有用户的扩谱序列 $\{\mathbf{a}_k[0], \dots, \mathbf{a}_k[N-1]\}$ 的前半部分 $\{\mathbf{a}_k[0], \dots, \mathbf{a}_k[\lceil(N-1)/2\rceil]\}$ 是线性无关的, 它的后半部分 $\{\mathbf{a}_k[\lceil(N+1)/2\rceil], \dots, \mathbf{a}_k[N-1]\}$ 也是线性无关的, 其中 $k = 1, 2, \dots, Q$, Q 为小区内所有注册用户数量。这是很容易做到的。这里, $\lceil \cdot \rceil$ 表示向上取整。

假设 2 小区内所有激活用户的到达信号的延时不超过符号长度的一半, 即 $\tau_k \in [0, T/2)$, $k = 1, \dots, Q$, 因此, 它可表示为 $\tau_k = (n_k + \delta_k)T_c$, 式中 n_k 为 0 到 $(DN-1)/2$ 之间的正整数, 而 $\delta \in [0, 1)$ 。

假设噪声信号向量 \mathbf{w}_n 与接收信号向量 \mathbf{r}_n 不相关, 即 $E\{\mathbf{w}_n \mathbf{r}_n^T\} = 0$, 则接收信号 \mathbf{r}_n 的自相关矩阵为

$$\mathbf{R} = E\{\mathbf{r}_n \mathbf{r}_n^T\} = \sum_{j=1}^J \mathbf{u}_j \mathbf{u}_j^T + \sigma^2 \mathbf{Q} \quad (10)$$

记 $\tilde{\mathbf{R}} = \mathbf{Q}^{-1/2} \mathbf{R} \mathbf{Q}^{-1/2} = \sum_{j=1}^J \mathbf{Q}^{-1/2} \mathbf{u}_j (\mathbf{Q}^{-1/2} \mathbf{u}_j)^T + \sigma^2 \mathbf{I}$ 根据假设 1 和 2, 我们知道向量集 $\{\mathbf{u}_j, j = 1, \dots, J\}$ 是线性无关的, 故向量集 $\{\mathbf{Q}^{-1/2} \mathbf{u}_j, j = 1, \dots, J\}$ 也是线性无关的。对矩阵 $\tilde{\mathbf{R}}$ 进行特征值分解, 我们有

$$\tilde{\mathbf{R}} = \mathbf{U} \mathbf{\Lambda} \mathbf{U}^T = [\mathbf{U}_s \mathbf{U}_n] \begin{bmatrix} \Lambda_s & 0 \\ 0 & \Lambda_n \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{U}_s^T \\ \mathbf{U}_n^T \end{bmatrix} \quad (11)$$

其中 $\mathbf{U} = [\mathbf{U}_s \mathbf{U}_n]$, $\mathbf{\Lambda} = \text{diag}(\Lambda_s, \Lambda_n)$, $\Lambda_s = \text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_J)$ 按递减方向包含了 $\tilde{\mathbf{R}}$ 的 J 个最大特征值, 也称为关于矩阵对 (\mathbf{R}, \mathbf{Q}) 的广义奇异值, $\mathbf{U}_s = [\mathbf{u}_1, \dots, \mathbf{u}_J]$ 包含相应的正规正交广义特征向量, $\Lambda_n = \sigma^2 \mathbf{I}_{2DN-J}$, 且 $\mathbf{U}_n = [\mathbf{v}_{J+1}, \dots, \mathbf{v}_{2DN}]$ 包含 $2DN - J$ 个相应于特征根 σ^2 的正规正交广义特征向量。定义 $E_s = \text{span}\{\mathbf{v}_1, \dots, \mathbf{v}_J\}$ 为关于矩阵对 (\mathbf{R}, \mathbf{Q}) 的广义信号子空间, $E_n = \text{span}\{\mathbf{v}_{J+1}, \dots, \mathbf{v}_{2DN}\}$ 为关于矩阵对 (\mathbf{R}, \mathbf{Q}) 的广义噪声子空间。由于

$$\text{span} \left\{ \sum_{j=1}^J \mathbf{u}_j \mathbf{u}_j^T \right\} = \text{span} \left\{ \sum_{j=1}^J (\mathbf{Q}^{-1/2} \mathbf{u}_j) (\mathbf{Q}^{-1/2} \mathbf{u}_j)^T \right\} = \text{span} \{\mathbf{v}_1, \dots, \mathbf{v}_J\} = E_s$$

且 $E_s = E_n^\perp$, 即 $\mathbf{v}_j^T \mathbf{v}_i = 0$, $i = 1, \dots, J, j = J+1, \dots, 2DN$ 。

3.1 激活用户数的确定

根据假设 1,2 我们知道向量集 $\{\mathbf{u}_j, j = 1, \dots, J\}$ 是线性无关的, 故由 (9) 式可以看出, 被激活的用户数 $K = \lceil \frac{J}{3} \rceil$, 很容易从矩阵 \mathbf{R} 的大于 σ^2 的广义特征根的个数中辨识出来。在实际应用中, 为了确定激活用户数 K , 使用多重假设检验, 使得 $\sum_{j=1}^J \lambda_j / \sum_{j=1}^{2DN} \lambda_j$ 超过一个事先设定的接近于 1 的门限。特别地, 当没有激活用户时, 即 $K = 0$, 则比率 $\lambda_1 / \sum_{j=1}^{2DN} \lambda_j \rightarrow 1/2DN$, 因为所有特征根都接近于 σ^2 。一旦 J 被确定, 搜索即停止。在以下讨论中, 我们总假设 K 能够被精确的估计。

3.2 激活用户及其定时的联合估计

由于接收机已知小区内所有用户的扩谱序列, 并且延时 τ_k 可表示为 $\tau_k = (n_k + \delta_k)T_c'$, 其中 $n_k \in \{0, 1, \dots, \lceil (DN - 1)/2 \rceil\}$ 及 $\delta_k \in [0, 1)$ 。我们可构造向量集 $\{\mathbf{a}_k^0(n_k, \delta_k)\}$, 式中, $\mathbf{a}_k^0(n_k, \delta_k) = [1/(A_c T_c')] \mathbf{a}_k^0, k = 1, \dots, Q$ 。将每个向量投影到广义噪声子空间, 得到

$$f_k(n_k, \delta_k) = (\mathbf{a}_k^0(n_k, \delta_k))^T \mathbf{U}_n (\mathbf{a}_k^0(n_k, \delta_k))^T \mathbf{U}_n = \|\mathbf{a}_k^0(n_k, \delta_k)^T \mathbf{U}_n\|^2, k = 1, \dots, Q \quad (12)$$

其中 Q 为整个小区的注册的用户数。定义

$$f_{k \min} = \min_{n_k, \delta_k} f_k(n_k, \delta_k) \quad (13)$$

一方面, 如果第 k 个用户为激活用户, 则存在某个延时 $\bar{\tau}_k = (\bar{n}_k + \bar{\delta}_k)T_c'$, 使得 $\mathbf{a}_k^0(\bar{n}_k, \bar{\delta}_k)$ 属于广义信号子空间, 即 $\mathbf{a}_k^0(\bar{n}_k, \bar{\delta}_k) \in E_s$, 也就是说, $\mathbf{a}_k^0(\bar{n}_k, \bar{\delta}_k) \perp E_n$ 。因此,

$$f_{k \min} = \min_{n_k, \delta_k} f_k(n_k, \delta_k) = f_k(\bar{n}_k, \bar{\delta}_k) \approx 0 \quad (14)$$

从而, 只要第 k 个用户为激活用户, (14) 式就一定成立, 并且 $\bar{\tau}_k = (\bar{n}_k + \bar{\delta}_k)T_c'$ 就是第 k 个用户的定时估计值。

另一方面, 对于任一非激活用户 l , 构造向量集合 $\{\mathbf{a}_l^0(n_l, \delta_l)\}$, 其中 $n_l \in \{0, 1, \dots, \lceil (DN - 1)/2 \rceil\}$, 及 $\delta_l \in [0, 1)$ 。根据假设 1 与 2, 我们知道任一 $\mathbf{a}_l^0(n_l, \delta_l)$ 与向量集 $\{\mathbf{u}_j, j = 1, \dots, J\}$ 线性无关, 从而, $\mathbf{a}_l^0(n_l, \delta_l) \notin E_s$ 对于 $n_l \in \{0, 1, \dots, \lceil (DN - 1)/2 \rceil\}$ 和 $\delta_l \in [0, 1)$, 所以

$$f_l \min = \min_{n_l, \delta_l} f_l(n_l, \delta_l) > 0 \quad (15)$$

这意味着任一向量 $\mathbf{a}_l^0(n_l, \delta_l)$, $n_l \in \{0, 1, \dots, \lceil (DN - 1)/2 \rceil\}$ 和 $\delta_l \in [0, 1)$, 到广义信号子空间的距离都不为零。

这样, 我们就得到第 k 个用户为激活用户, 当且仅当 $f_{k \min} = 0$ 。换句话说, 第 k 个用户为非激活用户, 当且仅当 $f_{k \min} > 0$ 。

如果我们将每个向量 $\mathbf{a}_k^0(n_k, \delta_k) = [1/(A_c T_c')] \mathbf{a}_k^0, k = 1, \dots, Q$ 投影到广义信号子空间上, 则有

$$g_k(n_k, \delta_k) = (\mathbf{a}_k^0(n_k, \delta_k))^T \mathbf{U}_s (\mathbf{a}_k^0(n_k, \delta_k))^T \mathbf{U}_s = \|\mathbf{a}_k^0(n_k, \delta_k)^T \mathbf{U}_s\|^2, k = 1, \dots, Q \quad (16)$$

及

$$g_{k \min} = \min_{n_k, \delta_k} g_k(n_k, \delta_k) \quad (17)$$

从而, 只要第 k 个用户为激活用户, $g_{k \min}$ 就一定等于 1。否则, $g_{k \min} < 1$ 。

下面我们讨论如何计算 $f_{k \min} = \min_{n_k, \delta_k} f_k(n_k, \delta_k)$ 和 $g_{k \min} = \min_{n_k, \delta_k} g_k(n_k, \delta_k)$ 。

由于 n 必须为正整数, 则 $f_k(n_k, \delta_k)$ 是一个分段连续函数, 而对于每个 $n_k \in \{0, 1, \dots, \lceil (DN - 1)/2 \rceil\}$, $f_k(n_k, \delta_k)$ 关于 δ_k 为连续可微函数。因此, 对于每个固定的 n_k , 首先计算 $f_k(n_k) = \min_{\delta_k} f_k(n_k, \delta_k)$, 也就是说, 找一个 δ_k 使得

$$\partial f_k(n_k, \delta_k) / \partial \delta_k = 0 \quad (18)$$

利用 (12) 式, 我们得到 $G\mathbf{a}_k^0(n_k, \delta_k) = 0$, 其中 $G := (-T_R^{(n_k-1)}\mathbf{a}_k - T_R^{n_k}\mathbf{a}_k + T_R^{(n_k+1)}\mathbf{a}_k)^T \mathbf{U}_n \mathbf{U}_n^T$. 这是一个线性方程, 容易计算出 δ_k . 进一步, 我们在有限集 $\{f_k(n_k), n_k = 0, 1, 2, \dots, [(DN-1)/2]\}$ 中找出极小值, 即

$$f_{k \min} = \min_{n_k, \delta_k} f_k(n_k, \delta_k) = \min_{n_k} f_k(n_k) \quad (19)$$

同理, 可计算

$$g_{k \min} = \min_{n_k, \delta_k} g_k(n_k, \delta_k) = \min_{n_k} g_k(n_k) \quad (20)$$

其中 $g_k(n_k) = \min_{\delta_k} g_k(n_k, \delta_k)$, δ_k 为线性方程 $H\mathbf{a}_k^0(n_k, \delta_k) = 0$ 的根. 这里 $H := (-T_R^{(n_k-1)}\mathbf{a}_k - T_R^{n_k}\mathbf{a}_k + T_R^{(n_k+1)}\mathbf{a}_k)^T \mathbf{U}_s \mathbf{U}_s^T$

我们对以上算法进行总结, 得到下述子空间盲辨识算法步骤:

- (1) 计算接收信号 r_n 的互相关矩阵 \mathbf{R} . 在实际应用中, 常用 $\hat{\mathbf{R}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathbf{r}_i \mathbf{r}_i^T$ 来逼近 \mathbf{R} .
- (2) 对矩阵对 (\mathbf{R}, \mathbf{Q}) 进行广义特征值分解 (EVD), 将广义特征根 λ_i 按降序排列, 并根据激活用户数的估计方法确定激活用户数 K , 然后将其分解为广义信号子空间 E_s 与广义噪声子空间 E_n .
- (3) 对于 $\tau_k = (n_k + \delta_k)T_c$, $n_k \in \{0, 1, \dots, [(DN-1)/2]\}$ 和 $\delta_k \in [0, 1)$, 构造向量集合 $\{\mathbf{a}_k^0(n, \delta)\}$, $k = 1, 2, \dots, Q$.
- (4) 根据 (12) 式, 计算函数 $f_{k \min} = \min_{n_k, \delta_k} f_k(n_k, \delta_k)$, $k = 1, 2, \dots, Q$.
- (5) 事先给定一接近于零的正整数 M 作为门限, 并将 $f_{k \min}$ 与 M 作比较, 若 $f_{k \min} < M$, 则说明第 k 个用户为激活用户, 同时满足 $f_{k \min} = \min_{n, \delta} f_k(n_k, \delta_k) = f_k(\bar{n}_k, \bar{\delta}_k)$ 的 $(\bar{n}_k, \bar{\delta}_k)$ 所对应的 $\hat{\tau}_k = (\bar{n}_k + \bar{\delta}_k)T_c$ 即为此激活用户的定时估计值; 否则, 第 k 个用户为非激活用户.

4 特性分析

由于噪声信号与干扰信号不总是互不相关的, 特别当存在远近效应时, 更不能保证它们间的互不相关性, 因此, 当接收信号的自相关矩阵 \mathbf{R} 被时间均值 $\hat{\mathbf{R}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathbf{r}_i \mathbf{r}_i^T$ 代替时, 讨论上述所提算法的特性是非常有意义的. 首先对矩阵对 $(\hat{\mathbf{R}}, \mathbf{Q})$ 进行广义奇异值分解, 得广义信号子空间为 $\hat{\mathbf{U}}_s = [\hat{v}_1, \dots, \hat{v}_J]$, 由文献 [11] 知, \hat{v}_i 是渐近联合高斯分布, 带有均值为 \mathbf{v}_i , 且协方差矩阵为

$$E\{(\hat{v}_i - \mathbf{v}_i)(\hat{v}_j - \mathbf{v}_j)^T\} = \frac{\lambda_i}{n} \left[\sum_{k \neq i, k=1}^J \frac{\lambda_k}{(\lambda_k - \lambda_j)} \mathbf{v}_k \mathbf{v}_k^T + \sum_{k=J+1}^{DN} \frac{\sigma^2}{(\sigma^2 - \lambda_i)^2} \mathbf{v}_k \mathbf{v}_k^T \right] \delta_{i,j} := \mathbf{W}_i \delta_{i,j} \quad (21)$$

此式说明 \hat{v}_i 与 \hat{v}_j 为渐近互不相关的.

为简化分析, 假设 $\mathbf{W}_i = \frac{1}{n} \mathbf{I}_{DN}$, $\forall i$, 则

$$\begin{aligned} \hat{g}_{k \min} &= \min_{n_k, \delta_k} \hat{g}_k(n_k, \delta_k) = \hat{g}_k(\bar{n}_k, \bar{\delta}_k) = \|\mathbf{a}_k^0(\bar{n}_k, \bar{\delta}_k)^T \hat{\mathbf{U}}_s\|^2 \\ &= \sum_{j=1}^J (\mathbf{a}_k^0(\bar{n}_k, \bar{\delta}_k)^T \hat{v}_j)^2 = \sum_{j=1}^J \hat{y}_{j,k}^2, \quad k = 1, \dots, Q \end{aligned} \quad (22)$$

由于 $\hat{y}_{j,k} = \mathbf{a}_k^0(\bar{n}_k, \bar{\delta}_k)^T \hat{\mathbf{v}}_j$ 是一高斯随机变量的线性变换, 因此, $\hat{y}_{j,k}$ 是一均值为 $\mathbf{a}_k^0(\bar{n}_k, \bar{\delta}_k)^T \mathbf{v}_j$ 及方差为 $1/n$ 的高斯随机变量, $\hat{g}_{k \min}$ 为 $\{\hat{y}_{j,k}\}_{k=1}^J$ 的独立高斯随机变量集的平方和. 因此, $\hat{g}_{k \min}$ 的概率密度函数为

$$P(\hat{g}_{k \min}; \varphi_k) = \frac{(n/2) \left(\frac{\hat{g}_{k \min}}{\varphi_k}\right)^{\frac{J-2}{2}} \exp\left(-\frac{n(\hat{g}_{k \min} + \varphi_k)}{2}\right) \mathbf{I}_{(J/2)-1}(\sqrt{\hat{g}_{k \min} \varphi_k})}{1 - Q_{J/2}(\sqrt{n\varphi_k}, \sqrt{n})} \quad (23)$$

其中 $\mathbf{I}_\alpha(x)$ 为 α 阶修正 Bessel 函数, $Q_m(a, b)$ 为 m 阶广义 Marcum Q 函数^[11]. 非中心参数 φ_k 为

$$\varphi_k = \sum_{j=1}^J E\{\hat{y}_{j,k}\}^2 = \|\mathbf{a}_k^0(\bar{n}_k, \bar{\delta}_k)^T \mathbf{U}_s\|^2, \quad k = 1, 2, \dots, Q \quad (24)$$

利用类似于文献 [11] 中的方法, 辨识 K 个激活用户就是从 $\{\hat{g}_{1 \min}, \dots, \hat{g}_{Q \min}\}$ 中选出 K 个最大的数值. 因此, 激活用户的误判概率为

$$\begin{aligned} P_{\text{fa}} &= \Pr\{\hat{g}_{i \min} < \hat{g}_{j \min}\} = E\{P(\hat{g}_{i \min} < \hat{g}_{j \min}; 1|\hat{g}_{j \min})\} \\ &= \int_0^1 P(\hat{g}_{j \min}; \varphi_j) \int_0^{\hat{g}_{j \min}} P(\hat{g}_{i \min}; 1) d\hat{g}_{i \min} d\hat{g}_{j \min} \\ &= \frac{1}{1 - Q_{J/2}(\sqrt{n}, \sqrt{n})} \int_0^1 (1 - Q_{J/2}(\sqrt{n}, \sqrt{\hat{g}_{j \min} n})) P(\hat{g}_{j \min}; \varphi_j) d\hat{g}_{j \min} \end{aligned} \quad (25)$$

$i = 1, \dots, K, j = K + 1, \dots, Q$. $\hat{g}_{i \min}$ 和 $\hat{g}_{j \min}$ 分别对应激活用户与非激活用户.

下面讨论第 k 个用户的定时 $\tau_k = (\bar{n}_k + \bar{\delta}_k)T_c$ (即 $(\bar{n}_k, \bar{\delta}_k)$) 的误判率.

假设 $(\bar{n}_k, \bar{\delta}_k)$ 为第 k 个用户的实际定时值, 而 $(\hat{n}_k, \hat{\delta}_k)$ 为它的定时估计值, 即 $(\hat{n}_k, \hat{\delta}_k)$ 满足 $f_{k \min}(\hat{n}_k, \hat{\delta}_k) = \min_{n_k, \delta_k} f_k(n_k, \delta_k)$.

我们用联合高斯分布来逼近随机变量 $\{f_k(n_k, \delta_k)\}$ 的分布, 在此假设下, 随机变量 $f_k(\bar{n}_k, \bar{\delta}_k) - f_k(n_k, \delta_k)$, $(n_k, \delta_k) \neq (\bar{n}_k + \bar{\delta}_k)$ 是高斯的, 记它的均值及方差分别为 $\mu_k(n_k, \delta_k)$ 及 $\eta_k^2(n_k, \delta_k)$. 这样, 我们获得选择 (n_k, δ_k) 的逼近概率为

$$q(n_k, \delta_k) = P\{f_k(\bar{n}_k, \bar{\delta}_k) > f_k(n_k, \delta_k)\} \approx Q\left(\frac{\mu(n_k, \delta_k)}{\eta(n_k, \delta_k)}\right) \quad (26)$$

式中 $Q(x) = (1/2\pi) \int_{-\infty}^x \exp(-t^2/2) dt$, 由于 $n_k \in \{0, 1, \dots, [(DN-1)/2]\}$, $\delta_k \in [0, 1)$, 因此, 第 k 个激活用户定时捕捉发生错误的概率为 $q_{k,e} \leq \sum_{(n_k, \delta_k) \neq (\bar{n}_k, \bar{\delta}_k)} q(n_k, \delta_k)$. 由于 $\mu_k(n_k, \delta_k)$ 及 $\eta_k^2(n_k, \delta_k)$ 很难给出表达式, 故只能通过多次重复仿真来给出估计误判率.

5 数值仿真

仿真实验 1

我们考虑信息符号与码片异步 CDMA 系统, 它的处理增益 $N = 31$, 小区内注册的用户数为 $Q = 30$, 激活用户数 $K = 10$, 扩频序列随机选择. 假设第一个用户的定时分别取定时 $\tau_1 = 3.5T_c$ 与 $\tau_1 = 10.3T_c$, 其它 $K-1$ 个激活用户的延时在 $[0, T]$ 内可随机选择, 然后固定. 假设 $A_1 = 10$, 定义远近比 $P_f := A_M^2/A_1^2$, $A_M := \max\{A_2, \dots, A_K\}$, \mathbf{R} 用 $n \geq 2000$ 次接收信号的时间平均

$\hat{R}_n = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n r_i r_i^T$ 来代替。下面我们主要验证在不同的 P_I 及不同的 E_b/N_0 下, 激活用户数 K 、激活用户的定时 $\hat{\tau}_1$ 及估计偏差 Bias, 以及激活用户数的误判率 $P_{k,e}$, 激活用户的误判率 $P_{I,c}$, 激活用户定时的误判率 $P_{d1,e}$ 与非激活用户的误判率 $P_{i,e}$ 。表格 1 及图 1- 图 6 的结果是 10 次运行结果的平均值。

仿真实验 2

异步 CDMA 系统系统及参数同实验 1, 但此时以两倍于码片的速率采样, 即过采样。下面我们主要验证在不同的 P_I 及不同的 E_b/N_0 下, 激活用户数 K , 激活用户的定时 $\hat{\tau}_1$ 及估计偏差 Bias, 以及激活用户数的误判率 $P_{k,e}$, 激活用户的误判率 $P_{I,c}$, 激活用户时延的误判率 $P_{d1,c}$ 与非激活用户的误判率 $P_{i,e}$ 。表格 1 及图 1- 图 6 的结果是 10 次运行结果的平均值。

从表格 1 及图 1- 图 6 的测试结果可以看出:

- (1) 当 P_I 不变, 而 E_b/N_0 变大时, 估计偏差 Bias 以及各种误判率都随之变小。
- (2) 当 E_b/N_0 不变, 而 P_I 由大变小时, 激活用户数的误判率 $P_{k,e}$, 将由小变大。
- (3) 利用过采样技术, 可提高信噪比, 从而在相同的 E_b/N_0 或 P_I 时, 各种误判率都有改善, 特别是激活用户数的判别率有明显的提高。

表 1 激活用户的相对延时平均估计及偏差

$P_I/E_b/N_0$	$\hat{\tau}_1/T_c$	Bias1(采样)	Bias1(过采样)	$\hat{\tau}_2/T_c$	Bias2(采样)	Bias2(过采样)
20/0	3.52	0.02	0.008	10.32	0.02	0.006
20/10	3.51	0.01	0.005	10.31	0.01	0.005
20/20	3.51	0.01	0.005	10.31	0.01	0.005
0/0	3.52	0.02	0.008	10.32	0.02	0.006
0/10	3.51	0.01	0.005	10.31	0.01	0.005
0/20	3.51	0.01	0.005	10.31	0.01	0.005
-20/0	3.52	0.02	0.008	10.32	0.02	0.007
-20/10	3.51	0.01	0.005	10.31	0.01	0.005
-20/20	3.51	0.01	0.005	10.31	0.01	0.005

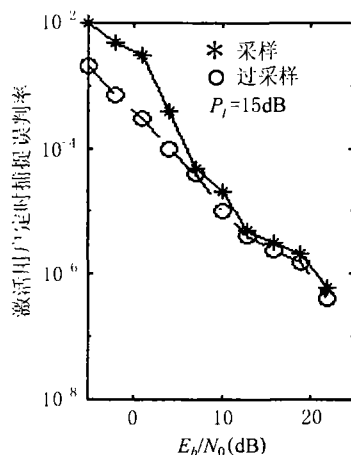


图 1 激活用户定时捕捉误判率

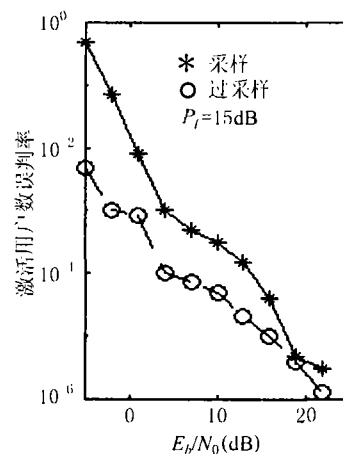


图 2 激活用户数误判率

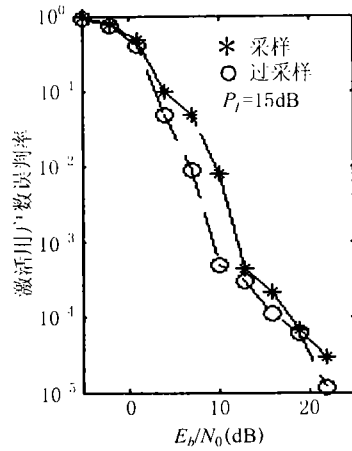


图3 激活用户数误判率

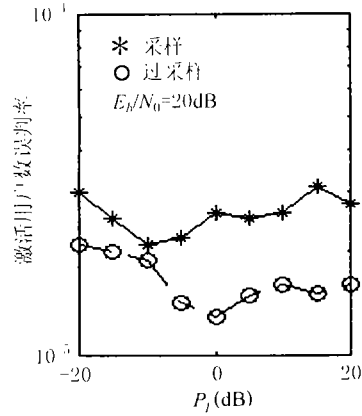


图4 激活用户数误判率

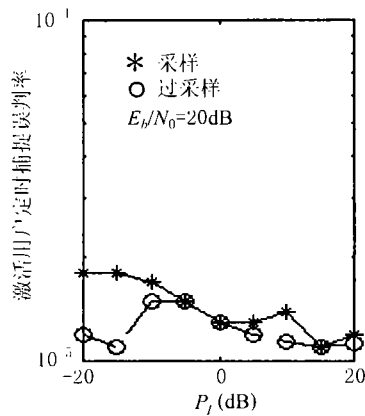


图5 激活用户定时捕捉误判率

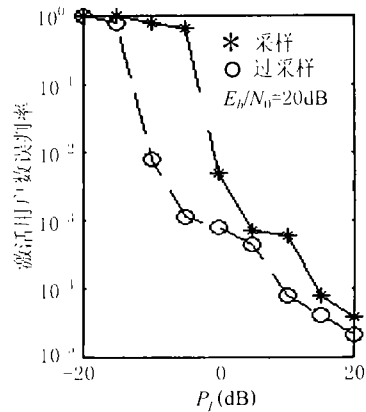


图6 激活用户数误判率

6 结论

本文提出了一种能同时辨识激活用户及定时的有效方法。它利用子空间分解,当接收信号的互相关矩阵被分解成相互正交的广义信号子空间与广义噪声子空间,而激活用户数总是属于信号子空间,从而达到辨识激活用户及时延的目的。

参 考 文 献

- [1] S. Verdu, Minimum probability of error for asynchronous Gaussian multiple-access channels, IEEE Trans. on IT, 1986, IT-32(1), 85-96.
- [2] M. Honig, U. Madhow, Blind adaptive multiuser detection, IEEE Trans. on IT, 1995, 41(4), 944-960.
- [3] Xiaodong Wang, H. V. Poor, Space-time multiuser detection in multipath CDMA channels, IEEE Trans. on SP, 1999, 47(9), 2356-2374.
- [4] Xiaodong Wang, H. V. Poor, Blind multiuser detection: a subspace approach, IEEE Trans. on IT, 1998, 44(2), 677-690.

- [5] S. Ulakus, R. D. Yates, A blind adaptive decorrelating detector for CDMA systems, IEEE J. on Selected Areas in Comm., 1998, 16(8), 1530–1541.
- [6] Huiping Liu, Z. Siveski, Differentially coherent decorrelating detector for CDMA single-path time-varying Rayleigh fading channels, IEEE Trans. on Comm. 1999, 47(4), 590–597.
- [7] U. Madhow, Blind adaptive interference suppression for the near-far resistant acquisition and demodulation of direct-sequence CDMA signals, IEEE Trans. on SP, 1997, 45(1), 124–136.
- [8] U. Madhow, MMSE interference suppression for timing acquisition and demodulation in direct-sequence CDMA systems, IEEE Trans. on Comm., 1998, 46(8), 1065–1075.
- [9] R. F. Smith, S. L. Miller, Acquisition performance of an adaptive receiver for DS-SS-SS-SS, IEEE Trans. on Comm., 1999, 47(9), 1416–1424.
- [10] A. N. Barbosa, S. L. Miller, Adaptive detection of DS/SS-SS-SS signals in fading channels, IEEE Trans. on Comm., 1998, 46(1), 115–124.
- [11] Weichiang Wu, Kwangcheng Chen, Identification of active users in synchronous CDMA multiuser detection, IEEE J. on Select. Areas Comm., 1998, 16(9), 1723–1735.
- [12] Kemlin Li, Hui Liu, Joint channel and carrier offset estimation in CDMA communications, IEEE Trans. on SP, 1999, 47(7), 1811–1822.

JOINT ESTIMATION OF ACTIVE USERS AND THEIR TIMING IN ASYNCHRONOUS CDMA SYSTEMS

Fang Yangwang Jiao Licheng Pan Jin Sun Shaogang

(Key Lab. for Radar Signal Processing, Xidian University, Xi'an 710071, China)

Abstract In this paper, joint estimation of the number of active users, active users and their timing in asynchronous CDMA systems are discussed. The subspace based method to oversampling received signal model is applied to identify the number of active users, and at the same time, to estimate active users and their timing while requiring only *a priori* knowledge of all the registered users' signature sequences in its cell. The performances of the proposed algorithm are analyzed. This method does not require training sequence. Theoretical analysis and simulation show that this algorithm is simple in computation, has good performance in joint estimation of active users and their timing, and is asymptotically near far resistant. Finally, simulation also shows that the performances are obviously improved when the received signal is sampled at multiple of the chip rate (oversampling).

Key words Asynchronous CDMA system, Active user, Timing acquisition, Subspace based method, Oversampling

- 方洋旺: 男, 1966年生, 博士, 副教授, 目前在西安电子科技大学雷达信号处理重点实验室从事博士后工作, 主要从事非线性科学和智能信号处理方面的研究.
- 焦李成: 男, 1959年生, 博士, 教授, 博士生导师, 主要从事非线性科学和智能信号处理以及神经网络与大规模并行处理等领域的研究.
- 潘进: 男, 1959年生, 博士生, 副教授, 主要从事智能信号处理方面的研究.
- 孙绍刚: 男, 1977年生, 硕士生, 主要从事通信信号处理方面的研究.