

采用 Rao-Blackwellised 粒子滤波的时变多用户检测

赵知劲^{1,2} 胡 波¹ 杨小牛²

(1. 杭州电子科技大学通信工程学院, 浙江 杭州 310018;

2. 中国电子科技集团第 36 研究所通信信息控制和安全技术国家级重点实验室, 浙江 嘉兴 314001)

摘 要: 传统多用户检测方法通常假定接收方已知活跃用户数, 其一般为这个系统所能容纳的最大用户个数。在此前提下, 传统多用户检测方法能够获得较好的性能。然而在实际多址移动通信系统中活跃用户个数及其参数往往都是时变的, 因此传统多用户检测方法性能恶化。针对这个问题, 本文首先采用随机集理论(Random Set Theory, RST)建立多用户动态模型, 基于此模型将信道分解为离散部分和连续部分, 并通过分析两者的关系得到它们的状态转移概率; 然后提出了采用 Rao-Blackwellised 粒子滤波(RBPF)算法的时变多用户检测器, 实现了活跃用户数目变化和信道幅度变化的跟踪及用户发送数据估计; 最后给出了算法在抗噪声能力、抗远近效应和系统容量等方面的仿真结果。仿真结果表明本文算法性能明显优于传统多用户检测方法。

关键词: 多用户检测; 时变; 随机集; 粒子滤波

中图分类号: TN911.72 **文献标识码:** A **文章编号:** 1003-0530(2011)09-1365-05

Time-varying Multi-user Detection Based on Rao-Blackwellised Particle Filtering

ZHAO Zhi-jin^{1,2} HU Bo¹ YANG Xiao-niu²

(1. School of Telecommunication Engineering, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou 310018, China;

2. State key lab of information control and security technology in communication of NO.36 Research Institute, China Electronic Technology, Jiaxing 314001, china)

Abstract: Conventional multi-user detection methods generally assume that the number of active users is known at the receiver, which is usually considered to be the maximum number of users that the system can contain. Under this assumption, conventional methods for multi-user detection can achieve good performance. However, the number of active users as well as their parameters is usually unknown and time-varying in practical multi-access communication systems. As a result, the performance of conventional methods is deteriorated. In accordance with this problem, in this paper, a dynamic model of multi-user is established by using random set theory (RST), after that the channel is decomposed into two parts, one is the discrete part and the other is the continuous part. Through analyzing the relationship between the two parts, the state transition probability is obtained. And then a time-varying multi-user detector based on Rao-Blackwellised particle filtering (RBPF) algorithm is proposed. So that the number of active users and the amplitude of channel can be sufficiently traced and the users' transmitted data are estimated. The performance in anti-noise, near-far resistance and system capacity of this algorithm is presented. Simulation results show that the performance of the proposed method is better than that of conventional methods.

Key words: multiuser detection; time-varying; random set theory; particle filtering

1 引言

在许多通信系统中需要估计动态环境下的活跃用户的个数、属性以及参数。如: 无线通信中的用户定位, ad hoc 网络中的邻居发现, 最优功率控制策略等。文献[1-2]主要研究单个用户接入和离开系统的检测问题, 文献[3]利用贝叶斯理论和蒙特卡罗方法联合检

测多个用户, 获得了较好的性能, 但是上述方法都是假设通信过程中活跃用户个数固定不变。实际通信系统中的活跃用户个数和信道参数都是随机变化的, 传统方法不能准确估计用户数。对此文献[4]利用随机集理论以最大后验概率(MAP)准则来联合检测用户个数及其数据, 取得了较好的性能; 但是当用户发送信号的幅度未知时, MAP 多用户检测器失效。本文研究活跃

用户个数和信道参数都是随机变化的多用户检测方法,用随机集模型拟合实际系统中活跃用户数目时变情况,以 Rao-Blackwellised^[5] 粒子滤波(RBPF)跟踪用户数目变化和信道幅度变化,同时估计用户数据。仿真结果表明,本文方法的抗噪声能力、抗远近效应能力以及系统容量均占优。

2 基于随机集理论的多用户检测模型

2.1 多用户系统的信道模型

在普通的多址系统中,假定有 K 个用户传输数据。 $s(x_i^{(i)})$ 表示活跃用户 i 在 t 时刻发送的信号, $t=1,2,\dots$, $x_i^{(i)}$ 表示随机参数矢量, $i=1,\dots,K$ 表示用户的序号。 t 时刻的观测信号是由该时刻活跃用户所发送信号和随机噪声组成,可以表示为:

$$y_t = \sum_{x_i^{(i)} \in \mathbf{X}_t} s(x_i^{(i)}) + z_t \quad (1)$$

其中 \mathbf{X}_t 是活跃用户的随机集。 $\mathbf{X}_t = \{x_t^{(1)}, \dots, x_t^{(k)}\}$, 此集合中的 k 个元素都是随机矢量; k 本身也是一个随机整数,表示 t 时刻的活跃用户数。

令 U 为有限离散集,本文 $U = \mathbb{k} \times \{+1, -1\}$, 其中 $\mathbb{k} \triangleq \{1, \dots, K\}$, $\{+1, -1\}$ 是用户发送的比特数据; \mathbb{R} 为连续实数空间。随机集是样本空间与混合空间 $U \times \mathbb{R}$ 的子集之间的映射^[6-7]。给定时间 t , $\mathbf{X}_t = \bigcup_{k \in \mathbb{k}} \mathbf{X}_t^{(k)}$, 其中

$$\mathbf{X}_t^{(k)} = \begin{cases} \{x_t^{(k)}\}, t \text{ 时刻用户 } k \text{ 活跃} \\ \emptyset, \text{ 其他} \end{cases}, x_t^{(k)} = [k, d_t^{(k)}, a_t^{(k)}],$$

其中 $d_t^{(k)}$ 是传输的数据, $(k, d_t^{(k)}) \in U$, $a_t^{(k)} \in \mathbb{R}$, 是待估计的幅度参数。

为了便于叙述,引入符号 $\pi(\mathbf{X}_t)$ 表示集合 \mathbf{X}_t 的离散取值部分, $\pi^c(\mathbf{X}_t)$ 表示集合 \mathbf{X}_t 的连续取值部分,且满足 $\pi(\mathbf{X}_t) \in U$, $\pi^c(\mathbf{X}_t) \in \mathbb{R}$ 。

2.2 基于随机集理论的多用户动态模型

在动态环境下,假定从时刻 $t-1$ 至 t , 若干新用户变为活跃状态,一些老用户仍处活跃状态,而另一些老用户变为休眠状态,那么 \mathbf{X}_t 可用如下形式表示:

$$\mathbf{X}_t = \mathbf{S}_t \cup \mathbf{N}_t \quad (2)$$

其中 \mathbf{S}_t 是指 $t-1$ 时刻和 t 时刻都活跃的用户随机集, \mathbf{N}_t 是指在 t 时刻新产生的活跃用户随机集,且有如下图所示关系:

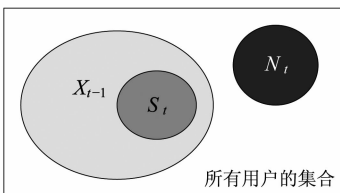


图1 用户动态关系

Fig. 1 dynamic relationship for users

$$\mathbf{X}_{t-1} \cap \mathbf{N}_t = \emptyset, \mathbf{S}_t \subseteq \mathbf{X}_{t-1} \quad (3)$$

$$\mathbf{S}_t = \mathbf{X}_{t-1} \cap \mathbf{X}_t, \mathbf{N}_t = \mathbf{X}_t \setminus (\mathbf{X}_{t-1} \cap \mathbf{X}_t) \quad (4)$$

假定 $\{\mathbf{X}_t\}_{t=1}^{\infty}$ 服从一阶马尔科夫过程,即 \mathbf{X}_t 只和前一时刻 \mathbf{X}_{t-1} 有关。定义 μ 为持续概率,即一个用户从时刻 $t-1$ 至 t 保持活跃的概率;相似地定义接入概率 α ,表示用户在 $t-1$ 时刻不活跃而 t 时刻活跃的概率;则在 $\mathbf{X}_{t-1} = \mathbf{B}$ 条件下,由概率广义卷积定理可得离散部分转移概率为:

$$\begin{aligned} & f_{\pi(\mathbf{X}_t) | \pi(\mathbf{X}_{t-1})} \left(\pi(\mathbf{C}) | \pi(\mathbf{B}) \right) \\ &= f_{\pi(\mathbf{S}_t) | \pi(\mathbf{X}_{t-1})} \left(\pi(\mathbf{S}_t) | \pi(\mathbf{B}) \right) \times f_{\pi(\mathbf{N}_t) | \pi(\mathbf{X}_{t-1})} \left(\pi(\mathbf{N}_t) | \pi(\mathbf{B}) \right) \end{aligned} \quad (5)$$

在离散部分变化情况已知条件下,连续部分的转移概率为:

$$\begin{aligned} & f_{\pi^c(\mathbf{X}_t) | \pi(\mathbf{X}_{t-1}), \pi^c(\mathbf{X}_{t-1})} \left(\pi^c(\mathbf{C}) | \pi(\mathbf{B}), \pi^c(\mathbf{B}) \right) \\ &= \prod_{k \in \pi(\mathbf{C}) \cap \pi(\mathbf{B})} f_{a_t^{(k)} | a_{t-1}^{(k)}} (a_t^{(k)} | b^{(k)}) \times \prod_{k \in \pi(\mathbf{C}) \setminus \pi(\mathbf{C}) \cap \pi(\mathbf{B})} f_{a_t^{(k)}} (a_t^{(k)}) \end{aligned} \quad (6)$$

从而得到 X_t 的转移概率的表达式如下:

$$\begin{aligned} & f_{\mathbf{X}_t | \mathbf{X}_{t-1}} (\mathbf{C} | \mathbf{B}) \\ &= f_{\pi(\mathbf{X}_t) | \pi(\mathbf{X}_{t-1})} \left(\pi(\mathbf{C}) | \pi(\mathbf{B}) \right) \times f_{\pi^c(\mathbf{X}_t) | \pi(\mathbf{X}_{t-1}), \pi^c(\mathbf{X}_{t-1})} \left(\pi^c(\mathbf{C}) | \pi(\mathbf{B}), \pi^c(\mathbf{B}) \right) \\ &= \mu^{|\pi(\mathbf{C}) \cap \pi(\mathbf{B})|} (1-\mu)^{|\mathbf{B}| - |\pi(\mathbf{C}) \cap \pi(\mathbf{B})|} \prod_{k \in \pi(\mathbf{C}) \cap \pi(\mathbf{B})} f_{d_t^{(k)} | d_{t-1}^{(k)}} (d_t^{(k)} | d_{t-1}^{(k)}) \\ & \quad \times \alpha^{|\pi(\mathbf{C}) \setminus \pi(\mathbf{C}) \cap \pi(\mathbf{B})|} (1-\alpha)^{K - |\mathbf{B}| - |\pi(\mathbf{C}) \setminus \pi(\mathbf{C}) \cap \pi(\mathbf{B})|} \prod_{k \in \pi(\mathbf{C}) \setminus \pi(\mathbf{C}) \cap \pi(\mathbf{B})} f_{a_t^{(k)}} (a_t^{(k)}) \\ & \quad \times \prod_{k \in \pi(\mathbf{C}) \cap \pi(\mathbf{B})} f_{d_t^{(k)}} (d_t^{(k)}) \times \prod_{k \in \pi(\mathbf{C}) \setminus \pi(\mathbf{C}) \cap \pi(\mathbf{B})} f_{a_t^{(k)} | a_{t-1}^{(k)}} (a_t^{(k)} | b^{(k)}) \times \prod_{k \in \pi(\mathbf{C}) \setminus \pi(\mathbf{C}) \cap \pi(\mathbf{B})} f_{a_t^{(k)}} (a_t^{(k)}) \end{aligned} \quad (7)$$

其中 $|\mathbf{X}|$ 表示集合 \mathbf{X} 的势。

2.3 最佳集合估计器

以 $\pi(\hat{X}_t)$ 表示对集合 X_t 离散部分的估计,可得最佳估计表达式^[8]如下:

$$\pi(\hat{X}_t) = \arg \max_{\rho} f(\pi(\mathbf{X}_t) = \rho | y_{1:t}) \quad (8)$$

3 基于 Rao-Blackwellised 粒子滤波的多用户检测

考虑一个可容纳 K 个用户的同步 CDMA 系统,处理增益为 L ,加性高斯白噪声信道,经过码片匹配滤波器,式(1)的观测信号可表示为:

$$y_t = \mathbf{S} \mathbf{v}(\mathbf{X}_t) + z_t, \quad t = 1, 2, \dots, T \quad (9)$$

其中 \mathbf{S} 是 $L \times K$ 的矩阵,它的列向量包含用户的扩频码序列; $\mathbf{v}(\mathbf{X}_t)$ 是 K 维列向量, $v_k(\mathbf{X}_t)$ 表示 $\mathbf{v}(\mathbf{X}_t)$ 中的第 k

个元素,且 $\mathbf{v}_k(\mathbf{X}_t)$ 满足下式:

$$\mathbf{v}_k(\mathbf{X}_t) = \begin{cases} d_t^{(k)} a_t^{(k)}, & k \in \pi(\mathbf{X}_t) \\ \mathbf{0}, & k \notin \pi(\mathbf{X}_t) \end{cases} \quad (10)$$

$d_t^{(k)}$ 表示第 k 个用户在 t 时刻的传输数据, $a_t^{(k)}$ 表示相应的幅度; \mathbf{z}_t 是接收端噪声矢量, T 为观测时间长度。

由式(9)可得 \mathbf{y}_t 的条件概率密度为

$$f(\mathbf{y}_t | \mathbf{X}_t) = f_z(\mathbf{y}_t - \mathbf{Sv}(\mathbf{X}_t)) \quad (11)$$

假设传输数据无记忆且服从二元等概率分布,即

$$f(d_t^{(k)} | d_{t-1}^{(k)}) = f(d_t^{(k)}) = \frac{1}{2}.$$

DS-CDMA 系统基于随机集模型的状态方程和观测方程如下:

$$\pi(\mathbf{X}_t) \sim f_{\pi(\mathbf{X}_t) | \pi(\mathbf{X}_{t-1})}(\pi(\mathbf{C}) | \pi(\mathbf{B})) \quad (12)$$

$$\pi^c(\mathbf{X}_t) = \Phi(\pi(\mathbf{X}_{t-1:t})) \pi^c(\mathbf{X}_{t-1}) + \Gamma(\pi(\mathbf{X}_{t-1:t})) \mathbf{n}_t \quad (13)$$

$$\mathbf{y}_t = \mathbf{Sv}(\mathbf{X}_t) + \mathbf{z}_t, \quad (14)$$

式(12)表明 t 时刻的离散状态 $\pi(\mathbf{X}_t)$ 是由 $t-1$ 时刻离散状态 $\pi(\mathbf{X}_{t-1})$ 转移而来; \mathbf{n}_t 为状态噪声。式(13)与传统状态方程不同之处在于状态控制矩阵 $\Phi(\pi(\mathbf{X}_{t-1:t}))$ 和 $\Gamma(\pi(\mathbf{X}_{t-1:t}))$ 并非常数矩阵,需要根据前后时刻离散部分取值对应关系得到,由于离散部分以随机集矢量形式描述,根据其矢量各元素的对应关系,存在如下映射:

$$\Phi(\pi(\mathbf{X}_{t-1:t})) = \begin{cases} \lambda, & k \in \pi(\mathbf{X}_{t-1}) \text{ 且 } k \in \pi(\mathbf{X}_t) \\ \mathbf{0}, & \text{其他} \end{cases} \quad (15)$$

$$\Gamma(\pi(\mathbf{X}_{t-1:t})) = \begin{cases} \sqrt{1-\lambda^2}, & k \in \pi(\mathbf{X}_{t-1}) \text{ 且 } k \in \pi(\mathbf{X}_t) \\ 1, & k \notin \pi(\mathbf{X}_{t-1}) \text{ 且 } k \in \pi(\mathbf{X}_t) \\ \mathbf{0}, & \text{其他} \end{cases} \quad (16)$$

其中 k 为用户属性, λ 为衰减因子。以上两式表明对于前一时刻已经活跃的用户,其下一时刻的幅度变量满足 $f(a_t^{(k)} | a_{t-1}^{(k)}) = \mathcal{N}(\lambda a_{t-1}^{(k)}, (1-\lambda^2)\sigma_n^2)$, 对于前一时刻尚不活跃而下一时刻活跃的用户,其幅度变量满足 $f(a_t^{(k)}) = \mathcal{N}(0, \sigma_n^2)$, 其中 σ_n^2 为状态噪声的方差。至此,式(7)中的概率密度可计算得到。在此模型下通过抽样过程分步逼近离散部分与连续部分后验概率密度函数,得到基于 RBPF 的多用户检测算法流程如下:

- 1) 确定 $t-1$ 时刻粒子 $\{\pi(\mathbf{X}_{t-1})^{(i)}\}_{i=1}^N$ 及其权重 $\{\omega_{t-1}^{(i)}\}_{i=1}^N$;
- 2) 根据持续概率 μ 和接入概率 α 以及式(12)产生 t 时刻的粒子 $\{\pi(\mathbf{X}_t)^{(i)}\}_{i=1}^N$;
- 3) 根据步骤 2) 得到的用户状态转移对应关系 $\{\pi(\mathbf{X}_{t-1:t})^{(i)}\}_{i=1}^N$, 并且更新控制矩阵 $\Phi(\pi(\mathbf{X}_{t-1:t}))$ 和 $\Gamma(\pi(\mathbf{X}_{t-1:t}))$; 再由步骤 2) 的 $\{\pi(\mathbf{X}_t)^{(i)}\}_{i=1}^N$ 和式(13)、(14)

计算得到观测值 $\mathbf{y}_t^{(i)}$, 更新权重 $\{\hat{\omega}_t^{(i)}\}_{i=1}^N$ 如下:

$$\begin{aligned} \hat{\omega}_t^{(i)} &= \omega_{t-1}^{(i)} \times f\left(\mathbf{y}_t | \pi(\mathbf{X}_{1:t})^{(i)}, \mathbf{y}_{1:t-1}\right) \times f\left(\pi(\mathbf{X}_t)^{(i)} \middle| \right. \\ &\quad \left. \pi(\mathbf{X}_{t-1})^{(i)}\right) / q\left(\pi(\mathbf{X}_t)^{(i)} \middle| \pi(\mathbf{X}_{1:t-1})^{(i)}, \mathbf{y}_{1:t-1}\right) \\ &= \hat{\omega}_{t-1}^{(i)} \times f\left(\mathbf{y}_t \middle| \pi(\mathbf{X}_{1:t-1})^{(i)}, \mathbf{y}_{1:t-1}\right) \end{aligned} \quad (17)$$

由于仅对离散部分进行采样,式(17)由 $q\left(\pi(\mathbf{X}_t)^{(i)} \middle| \pi(\mathbf{X}_{1:t-1})^{(i)}, \mathbf{y}_{1:t-1}\right)$ 取最优重要性采样函数如式(18)所示得到;

$$\begin{aligned} & q\left(\pi(\mathbf{X}_t)^{(i)} \middle| \pi(\mathbf{X}_{1:t-1})^{(i)}, \mathbf{y}_{1:t-1}\right) \\ &= f\left(\pi(\mathbf{X}_t)^{(i)} \middle| \pi(\mathbf{X}_{1:t-1})^{(i)}, \mathbf{y}_{1:t-1}\right) \\ &= \frac{f\left(\mathbf{y}_t \middle| \pi(\mathbf{X}_{1:t-1})^{(i)}, \pi(\mathbf{X}_t)^{(i)}, \mathbf{y}_{1:t-1}\right)}{f\left(\mathbf{y}_t \middle| \pi(\mathbf{X}_{1:t-1})^{(i)}, \mathbf{y}_{1:t-1}\right)} \times \\ & \quad f\left(\pi(\mathbf{X}_t)^{(i)} \middle| \pi(\mathbf{X}_{t-1})^{(i)}\right) \end{aligned} \quad (18)$$

4) 权重归一化:

$$\omega_t^{(i)} = \hat{\omega}_t^{(i)} / \sum_{i=1}^N \hat{\omega}_t^{(i)} \quad (19)$$

5) 重采样之后输出各粒子的权重值 $\{\omega_t^{(i)}, \pi(\mathbf{X}_t)^{(i)}\}_{i=1}^N$;

步骤 5) 是粒子滤波算法中非常重要的一步,随着迭代次数增加,权重的分布变得越来越倾斜。经几次迭代后,除少数粒子外,其他粒子只具有微小的权值。为了避免上述的退化现象,引入一步重采样,其主要思想是去除那些权值小的粒子,保留那些较大权值的粒子。该算法先产生 N 个服从 $[0, 1]$ 均匀分布的随机数 u_i , 并通过搜索找到符合如下条件的整数 m , 使得:

$$\sum_{j=1}^{m-1} \omega_t^{(j)} \leq u_i \leq \sum_{j=1}^m \omega_t^{(j)} \quad (20)$$

记第 m 个粒子作为重采样后的样本点,即将区间 $[0, 1]$ 按 $\sum_{j=1}^i \omega_t^{(j)}$ 划分成 N 个小小区间,当随机数 u_i 落在第 m 个区间时,对第 m 个粒子进行复制。

对于 t 时刻各类离散部分不同粒子可通过下式计算其后验概率密度近似值:

$$f\left(\pi(\mathbf{X}_t) = \rho \middle| \mathbf{y}_{1:t}\right) \approx \omega_t^{(i)} m_{\pi(\mathbf{X}_t)^{(i)}}(\rho) \quad (21)$$

其中归属函数定义为: $\int_{\partial} m_{\eta}(\ell) \delta \ell = \begin{cases} 1, & \eta \in \partial \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$, 将所有 $\pi(\mathbf{X}_t)^{(i)} = \rho$ (ρ 各不相同) 的粒子分类并计算概率,再根据式(8)得出 t 时刻离散部分 $\pi(\mathbf{X}_t)$ 的最佳估计 $\hat{\pi}(\hat{\mathbf{X}}_t)$ 。

4 性能仿真与分析

仿真条件为:一个同步未加密 DS-CDMA 系统,处理增益 $L=15$,系统的最大用户数 $K=4$;扩频码是长度为 15 的 Kasami 序列;持续概率 $\mu=0.8$,接入概率 $\alpha=0.2$;衰减因子 $\lambda=0.999$ 。噪声功率固定,根据干扰用户方差和期望用户方差随机产生用户幅度,从而模拟信道的动态变化。

(1) 活跃用户数跟踪估计

图 2 和图 3 分别给出了粒子滤波(PF)算法和 RBPF 算法对系统活跃用户数目的估计结果。用户信噪比都为 10dB,粒子数目 $N=200$ 。由图可见,PF 算法在粒子数目 $N=200$ 情况下明显不足以准确估计活跃用户的个数,而 RBPF 算法的性能明显优于 PF 算法。这是因为 RBPF 综合考虑离散部分与连续部分皆时变的情况,采用分步逼近策略充分利用已有信息,以后验概率方式逼近真实情况,获得了比基本粒子滤波算法更优的性能。

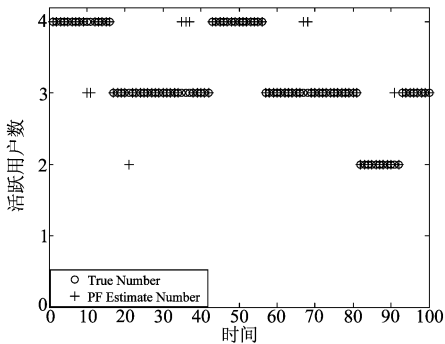


图 2 PF 估计器的活跃用户数

Fig. 2 active numbers estimated by PF

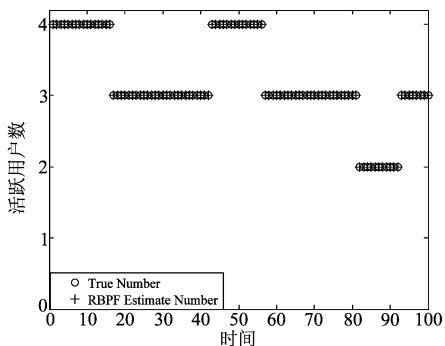


图 3 RBPF 估计器的活跃用户数

Fig. 3 active numbers estimated by RBPF

(2) 多用户检测性能

下面比较本文提出的采用 RBPF 的时变多用户检测方法(RBPF)、传统的最佳多用户检测算法(OMD)^[9]和采用 PF 的多用户检测方法的抗噪声能力、系统容量和抗远近效应,并给出了 CCSI(complete

channel-state information)曲线。

图 4 给出了不同信噪比下的 BER 曲线;图 5 给出了不同用户个数下的 BER 曲线。图 6 给出了不同远近比下期望用户的 BER 曲线,图中横坐标表示期望用户与干扰用户信噪比之差,期望用户的信噪比为 10dB,干扰用户信噪比由 8dB 变化到 18dB。由图可见,本文提出的 RBPF 算法的抗噪声能力,抗远近效应和系统容量方面均明显优于传统的 OMD 算法和 PF 算法,且逼近 CCSI(complete channel-state information)曲线。OMD 算法由于始终视活跃用户数为常数因而性能很差,PF 算法由于活跃用户跟踪不如 RBPF 准确,因而误码率高于 RBPF 算法。

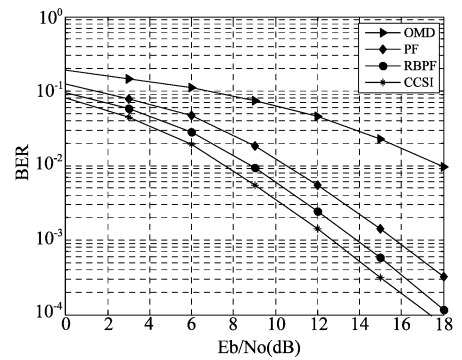


图 4 误码率

Fig. 4 bit error rate

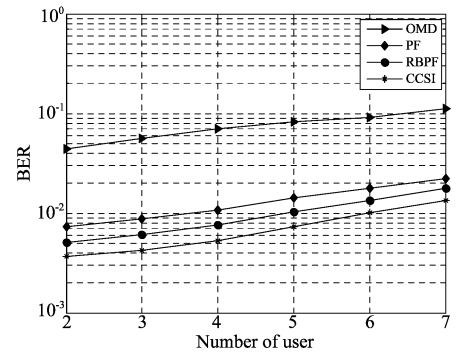


图 5 系统容量

Fig. 5 system capacity

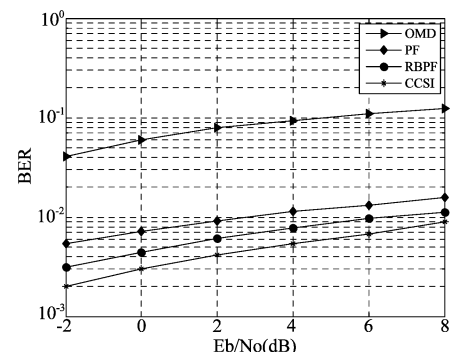


图 6 远近效应

Fig. 6 near-far resistance

OMD 算法的复杂度为 $O(2^K)$, PF^[10] 算法的复杂度为 $O(NK)$, 通过分析可得本文所提出算法的复杂度与文献[10]的 PF 算法在同一数量级, 低于 OMD 算法。

5 结束语

传统的多用户检测方法假设活跃用户数为常数, 因而在动态环境下检测性能不佳。本文用随机集理论建立 DS-CDMA 系统活跃用户数和幅度均时变的模型, 提出了应用 Rao-Blackwellised 粒子滤波算法跟踪用户数目变化情况、同时估计用户的数据的多用户检测算法。仿真结果表明, 本文算法的检测性能优于传统的 OMD 算法和 PF 算法。

参考文献

- [1] WU W. C., CHEN K. C. Identification of active users in synchronous CDMA multiuser detection[J]. IEEE J Select Areas Commu 1998, 16(9):1732-1735.
- [2] Halford, K. W., Brandt-earc M. New-user identification in a CDMA system[J]. IEEE Trans. Commun, 1998, 46(1):144-155.
- [3] Chen R., Wang X. D., Liu J. S. Adaptive joint detection and decoding in flat-fading channels via mixture Kalman filtering[J]. IEEE Trans. Inf. Theory, 2000, 46(6):2079-2094.
- [4] 赵知劲, 汪百川, 尚俊娜. 基于随机集理论和多进制粒子群算法的多用户检测[J]. 压电与声光, 2009, 31(03):899-903.
Zhao Z. J., Wang B. C., Shang J. N. Multiuser detection based on random set theory and Multi valued PSO[J]. Piezoelectrics & Acoustooptics, 2009, 31(03):899-903. (in Chinese)
- [5] M Vihola. Rao-Blackwellised particle filtering in random set multitarget tracking[J]. IEEE Transactions on Aer.

El. Syst, 2007, 43(2):689-705.

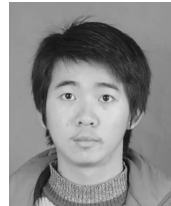
- [6] I. R. Goodman, R. P. S. Mahler, and H. T. Nguyen, Mathematics of Data Fusion[M]. Dordrecht, The Netherlands: Kluwer, 1997.
- [7] R. P. S. Mahler, Statistical Multi-source-Multi-target Information Fusion [M]. Boston, MA: Artech House, 2007.
- [8] 马淑芬著. 离散信号检测与估计[M]. 北京: 电子工业出版社. 2010. 45-56.
- [9] S. Verdu. Multiuser Detection[M]. England: Cambridge University Press, 1998.
- [10] 侯睿. 粒子滤波及 U-粒子滤波在 CDMA 多用户检测中的应用研究. 北京交通大学硕士学位论文, 2007.

作者简介



赵知劲(1959-), 女(汉族), 杭州电子科技大学教授, 博士生导师。发表学术论文八十多篇, 获省部级科技进步二、三等奖各二项。研究方向为自适应信号处理、通信与语音信号处理等。

E-mail: zhaozj03@hdu.edu.cn



胡波(1986-), 男(汉族), 杭州电子科技大学硕士研究生, 研究方向为粒子滤波算法的应用与研究。

E-mail: huboway@126.com



杨小牛(1961-), 男(汉族), 中国电子科技集团公司第三十六研究所副所长、博士生导师。主要研究方向为软件无线电理论及关键技术、通信对抗中的信号处理、统计信号处理。

E-mail: yangxn@jec.com.cn