

一种粒子滤波的盲多用户检测快速算法

田红波^{①②} 殷勤业^① 丁乐^① 邓科^①

^①(西安交通大学电子与信息工程学院 710049 西安)

^②(第二炮兵工程学院网络中心 710025 西安)

摘要: 该文在时间观察状态空间模型基础上, 针对粒子滤波计算复杂的问题, 构造了一种在同步快变平衰落信道下计算复杂度低的粒子滤波的 DS-CDMA 盲多用户检测快速算法。该算法通过对超过门限数目的粒子分类, 以不同类别粒子的概率差值作为粒子滤波所需粒子数目是否足够的判断准则, 自动调节不同情况下所需的粒子数目, 并对不同类别粒子概率差值下盲多用户检测性能进行分析。仿真结果表明, 该文算法可以在保证盲多用户检测性能的前提下有效地降低运算复杂度, 且检测性能与概率差值成正比。

关键词: 盲多用户检测; 计算复杂度; 粒子滤波; 快速算法

中图分类号: TN911.7

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2008)06-1300-04

A Fast Algorithm of Blind Multiuser Detection Using Particle Filtering

Tian Hong-bo^{①②} Yin Qin-ye^① Ding Le^① Deng Ke^①

^①(School of Electronics and Information Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

^②(Network Center, Second Artillery Engineering College, Xi'an 710025, China)

Abstract: Considering the computational complexity of particle filtering, based on the time-observation state space model, a new fast algorithm with low computational complexity is developed for DS-CDMA blind multiuser detection using particle filtering in synchronous systems over flat and fast fading channels. This algorithm classifies the particles when its number exceeds the threshold, and the probability difference of different particles is taken as the criterion whether the particles number is enough, and then the particles number under different circumstance is adjusted adaptively; meanwhile the performance of blind multiuser detection under distinct probability difference of different particles is discussed. Simulation results confirm that this algorithm effectively decreases computational complexity and well remains the performance of blind multiuser detection, meanwhile the performance in proportion to the probability difference.

Key words: Blind multiuser detection; Computational complexity; Particle filtering; Fast algorithm

1 引言

Hammersley等在20世纪50年代末就提出了基于贝叶斯采样估计的顺序重要采样方法(SIS)^[1], 并在60年代使其得到了进一步发展, 但始终未能解决粒子数匮乏现象和计算量制约等问题, 故未引起人们的重视。直到1993年由Gordon等^[2]提出了一种新的基于SIS的Bootstrap非线性滤波方法, 从而奠定了粒子滤波算法的基础。

粒子滤波的理论依据是大数定律和中心极限定律, 核心思想是每个粒子代表一种对状态的假设, 利用一系列假设的加权和, 表示状态的后验概率密度, 得到状态估计值。它具有简单易行、适用于非线性及非高斯噪声环境的优点, 已被广泛应用于卷积码盲检测^[3]、空时格形码盲检测^[4], 以及平

衰落时变信道的盲多用户检测^[5]。

多用户检测是第三代移动通信系统中的关键技术之一, 其中的盲多用户检测不需要训练序列, 只需要目标用户的特征波形和目标用户的定时信息, 因此成为当前多用户检测研究热点。但多数盲多用户检测方法, 如子空间法^[6]、EM算法^[7]、恒模算法^[8]等, 是基于慢变或准静态衰落信道的假设。粒子滤波虽然可应用于快变信道, 但计算量过大仍是其主要缺点。针对计算量大的问题, Huang构造了时间观察状态空间模型^[9], 由于该模型在同一时刻只对一个用户采样, 使得粒子滤波运算复杂度从用户数的指数次幂降低为线性。

随着粒子数目增加, 粒子的概率密度函数逐渐逼近目标的概率密度函数, 当粒子数目足够大时, 粒子滤波估计就达到了最优贝叶斯估计效果。而粒子滤波计算复杂度与粒子数目成正比, 降低粒子数目就能达到降低粒子滤波计算复杂度

2006-11-23 收到, 2007-07-30 改回

国家自然科学基金(60572046, 60502022)和教育部博士点基金(20030698027)资助课题

的目的。文献[9–11]中,对粒子数目的选取方法没有讨论,只是选取一个较大数值来保证算法中有足够多的粒子数目,以保证粒子滤波估计的有效性。事实上,不是所有目标的概率密度函数都需要用相同数目的粒子来逼近。由此,本文在时间观察状态空间模型基础上,以分类粒子的概率差阈值作为粒子滤波所需粒子数目是否足够的标准,自动调节不同情况下所需的粒子数目,并对数据在不同概率差下的检测性能进行分析,不仅可以在保证粒子滤波盲多用户检测准确性能的基础上降低它运算复杂度,进而降低粒子数匮乏现象对算法性能的影响;而且能够依据分类粒子的概率差值对检测数据的准确程度提供判断依据。

2 时间观察状态空间模型

在一个同步DS-CDMA系统中,基站接收到 K 个用户传输的数据比特,每个用户分配不同的特征序列, C 表示扩频处理增益。在时刻 n ,接收端的匹配滤波输出可以用向量的形式表示为

$$\mathbf{y}_n = \mathbf{R}\mathbf{A}\mathbf{b}_n + \mathbf{u}_n \quad (1)$$

式中 $\mathbf{y}_n = [y_{n,1}, \dots, y_{n,K}]^T$, $(\cdot)^T$ 表示矩阵转置, \mathbf{R} 是一个互相关矩阵,其元素 $r_{i,j}$ 是用户 i 与用户 j 之间特征波形的互相关, $\mathbf{A}_n = \text{diag}\{a_{n,1}, \dots, a_{n,K}\}^T$ 是信道状态信息矩阵, $\mathbf{b}_n = [b_{n,1}, \dots, b_{n,K}]^T$ 是 n 时刻的发送符号向量。对于上行链路,每个用户到基站间的信道为瑞利平衰落信道,时刻 n 用户 k 到基站的瑞利平衰落信道可以用ARMA模型^[11]描述为

$$\begin{aligned} a_{n,k} + \phi_{k,1}a_{n-1,k} + \dots + \phi_{k,r_1}a_{n-r_1,k} \\ = \rho_{k,0}v_{n,k} + \dots + \rho_{k,r_2}v_{n-r_2,k} \end{aligned} \quad (2)$$

其中 $a_{n,k}$ 是第 k 个用户在时刻 n 的信道状态信息, $v_{n,k}$ 为均值为零,方差为 σ_v^2 独立同分布的复加性高斯白噪声, $\{\phi_{k,1}, \dots, \phi_{k,r_1}\}$ 和 $\{\rho_{k,1}, \dots, \rho_{k,r_2}\}$ 分别是AR和MA模型的系数。当 $r_1 \neq r_2$ 时可通过补0使两者阶次相等,为方便讨论,这里设 $r_1 = r_2 = r$ 。

根据文献[9],在DS-CDMA系统平衰落快变信道中,将时间索引 n 与观测索引 k 合并为时间观测索引 l ,其中 $l = (n-1)K + k$,下面的 n 和 k 都是从对应的 l 中获取。则时间观测索引 l 下时间观察状态空间模型可表示为

$$\begin{cases} \mathbf{h}_l = \begin{cases} \mathbf{Q}\mathbf{h}_{l-1} + \mathbf{G}\mathbf{v}_l, & k=1 \\ \mathbf{h}_{l-1}, & k \neq 1 \end{cases} \\ \mathbf{y}_l = \mathbf{f}_k^T \mathbf{B}_l \mathbf{P} \mathbf{h}_l + u_l \end{cases} \quad (3)$$

其中 $\mathbf{h}_l = [h_{l,1}, \dots, h_{l,K}]^T$, $\mathbf{h}_{n,k}^T = [h_{n,k}, \dots, h_{n-r,k}]$ 是 $(r+1) \times 1$ 维信道状态向量, $\mathbf{Q} = \text{diag}\{\mathbf{Q}_1, \dots, \mathbf{Q}_K\}$ 是 $K(r+1) \times K \cdot (r+1)$ 维矩阵,且

$$\mathbf{Q}_k = \begin{bmatrix} -\phi_{k,1} & \dots & -\phi_{k,r} & 0 \\ 1 & \dots & 0 & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 0 & \dots & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

$\mathbf{G} = \text{diag}\{\mathbf{g}, \dots, \mathbf{g}\}$ 是 $K(r+1) \times K$ 阶矩阵,且 $\mathbf{g} = [1 \ 0 \ \dots \ 0]^T$ 。 y_l 是观测值, \mathbf{f}_k 是 $1 \times K$ 维向量,可通过对 \mathbf{R} 进行Cholesky分解,即 $\mathbf{R} = \mathbf{F}^T \mathbf{F}$ 来获得, \mathbf{F} 是一个 $K \times K$ 维的下三角矩阵,而 \mathbf{f}_k^T 是 \mathbf{F} 的第 k 行元素。 $\mathbf{B}_l = \text{diag}\{b_{n,1}, \dots, b_{n,k}, 0, \dots, 0\}$, $b_{n,k}$ 是用户 k 在时刻 n 时发送的符号, $\mathbf{P} = \text{diag}\{\rho_1, \dots, \rho_K\}$,且 $\rho_k^T = [\rho_{k,0} \ \dots \ \rho_{k,r}]$, u_l 是向量 \mathbf{u}_n 的第 k 个元素, \mathbf{u}_n 是均值为零,方差为 $\sigma^2 \mathbf{I}$ 的复高斯加性白噪声, \mathbf{I} 是单位矩阵。

3 粒子滤波

粒子滤波的任务是对未知连续分布进行离散随机估计。对于给定的时间观察状态空间模型,在观测时刻 n 获得观测向量 \mathbf{y}_n 时,将后验概率 $p(\mathbf{b}_{1:n} | y_{1:nK})$ 用 J 个随机的采样值来代替: $\{\mathbf{b}_{1:n}^{(j)}, \omega_{nK}^{(j)}\}_{j=1}^J$,其中, $\mathbf{b}_{1:n}^{(j)}$ 表示对 $\mathbf{b}_{1:n}$ 第 j 采样得到的随机样本, $\omega_{nK}^{(j)}$ 是采样 $\mathbf{b}_{1:n}^{(j)}$ 相应的权系数,且 $\sum_j \omega_{nK}^{(j)} = 1$ 。那么,后验概率 $p(\mathbf{b}_{1:n} | y_{1:nK})$ 可以近似地表示:

$$p(\mathbf{b}_{1:n} | y_{1:nK}) \triangleq \sum_{j=1}^J \omega_{nK}^{(j)} \prod_{l=1}^{nK} \delta(b_l - b_l^{(j)}) \quad (4)$$

显然,应该从后验概率密度 $p(\mathbf{b}_{1:n} | y_{1:nK})$ 中直接采样来得到 $\mathbf{b}_{1:n}^{(j)}$ 和 $\omega_{nK}^{(j)}$ 。但是在实际系统中,这个概率通常难以求得。于是粒子滤波采用一个较容易得到的概率密度 $q(\cdot)$ 来代替 $p(\cdot)$ 进行采样, $q(\cdot)$ 被称为重要密度,利用它来得到 $\mathbf{b}_{1:n}^{(j)}$ 和 $\omega_{nK}^{(j)}$ 的过程被称为重要采样。引入重要密度后,相应权系数计算公式为

$$\omega_{nK}^{(j)} = \frac{p(\mathbf{b}_{1:nK}^{(j)} | y_{1:nK})}{\pi(\mathbf{b}_{1:nK}^{(j)} | y_{1:nK})}, \quad \forall j \quad (5)$$

为简化计算,选择重要密度函数为

$$\pi(\mathbf{b}_{1:nK}^{(j)} | y_{1:nK}) = p(\mathbf{b}_{n,K}^{(j)} | \mathbf{b}_{1:nK-1}^{(j)}, y_{1:nK}) \pi(\mathbf{b}_{1:nK-1}^{(j)} | y_{1:nK-1}) \quad (6)$$

根据贝叶斯准则有

$$\begin{aligned} \omega_{nK}^{(j)} &\propto \frac{p(y_{n,K} | \mathbf{b}_{1:nK}^{(j)}, y_{1:nK-1}) p(\mathbf{b}_{n,K}^{(j)})}{p(\mathbf{b}_{n,K}^{(j)} | \mathbf{b}_{1:nK-1}^{(j)}, y_{1:nK})} \times \frac{p(\mathbf{b}_{1:nK-1}^{(j)} | y_{1:nK-1})}{\pi(\mathbf{b}_{1:nK-1}^{(j)} | y_{1:nK-1})} \\ &\propto p(y_{n,K} | \mathbf{b}_{1:nK}^{(j)}, y_{1:nK-1}) \omega_{nK-1}^{(j)} \\ &= \sum_{b_{n,K}} p(y_{n,K} | \mathbf{b}_{1:nK}^{(j)}, y_{1:nK-1}) \omega_{nK-1}^{(j)} \\ &= \mu_{nK-1}^{(j)} \omega_{nK-1}^{(j)} \end{aligned} \quad (7)$$

其中 $\mu_{nK-1}^{(j)}$ 为权系数增量。式(7)中的 $p(y_{n,K} | \mathbf{b}_{1:nK}^{(j)}, y_{1:nK-1})$ 可以利用卡尔曼滤波的预测过程^[9]来得到。

最后, \mathbf{b}_n 的估计值可通过加权求和获得

$$\hat{b}_{n,k} \approx \text{sgn} \left(\sum_{j=1}^J \omega_{nK}^{(j)} b_{n,k}^{(j)} \right), \quad k = 1, \dots, K \quad (8)$$

4 粒子滤波快速算法构造

粒子滤波是利用给定数目的粒子对未知连续分布进行离散随机估计, 得到一组采样粒子及对应的权值, 再根据式(8)得到粒子滤波对 \mathbf{b}_n 的估计值。本文利用不同类别粒子的概率差以控制粒子数目, 来构造了粒子滤波快速算法。算法构造过程如下:

在索引 l 下, 当粒子数目 j 超过给定的最小门限 M 且不大于最大门限 J 时, 对粒子滤波的 j 组权值进行归一化得到 $\hat{\omega}_l^{(i)} (i=1, \dots, j)$ 。

当采样值为 $b_l(i) = i, i = \{-1, 1\}$ 时, 对应的权值和为

$$\bar{\omega}_l(i) = \sum_{p \in A} \hat{\omega}_l^{(p)} \quad (9)$$

式中 $A = \{p | b_l^{(s)} = i, s = 1, \dots, j\}$ 。令 $Z = \sum_{i \in \{1, -1\}} \bar{\omega}_l(i) b_l(i)$,

并判断下式

$$\hat{b}_l = \begin{cases} \text{sgn}(Z), & \text{abs}(Z) > \beta \\ \text{不能判定}, & \text{abs}(Z) \leq \beta \text{ 且 } j < J \\ \text{sgn}(Z), & \text{abs}(Z) \leq \beta \text{ 且 } j = J \end{cases} \quad (10)$$

β 为概率差阈值。当 \hat{b}_l 不能判定时, 继续采样增加粒子数, 再进行判断, 直到满足另两个条件中的一个。否则, \hat{b}_l 就是索引 l 下的最终估计值。

此时 $M < j \leq J$, 对应的权值为 $\hat{\omega}_l^{(i)}, i = 1, \dots, j$, 由于索引 $l+1$ 时计算 $\hat{\omega}_{l+1}^{(i)}$ 需要 $\hat{\omega}_l^{(i)}$, 为防止 $l+1$ 时的粒子数目超过 l 时的粒子数目而导致无对应的 $\hat{\omega}_l^{(i)}$ 可用, 在 \hat{b}_l 检测完成后还需要对 $\hat{\omega}_l^{(i)}$ 进行延拓, 即

$$\omega_l^{(s)} = \hat{\omega}_l^{(s)}, \quad s = \begin{cases} \text{rem}(i, j), & \text{rem}(i, j) \neq 0, 1 \leq i \leq J \\ j, & \text{rem}(i, j) = 0, 1 \leq i \leq J \end{cases} \quad (11)$$

对延拓后的 $\omega_l^{(i)}$ 再进行归一化处理:

$$\omega_l^{(i)} = \omega_l^{(i)} / \sum_{i=1}^J \omega_l^{(i)} \quad (12)$$

与 $\omega_l^{(i)}$ 类似, 对卡尔曼滤波中估计的信道矩阵及信道矩阵方差也需要延拓, 方法与 $\omega_l^{(i)}$ 相同, 但无须归一化处理。

通常情况下, 当信噪比逐渐增大时, 粒子滤波检测的误码率将逐渐下降, 检测中实际所需的粒子数目也随着减少, 故快速算法中最小门限 M 的值将随着误码率的增大而逐渐减小。

5 算法仿真

在仿真实验中, 针对一个同步DS-CDMA系统, 信道为加性高斯白噪声的快变平坦衰落信道模型, 信道的衰落过程用一个二阶AR模型来描述, 此AR模型系数分别为:

$-\phi_{k,1} = -1.989710, -\phi_{k,2} = 0.989745$ 。每个用户发送的数据包长度为512, 发送的数据采用DBPSK调制且每字节平均功率为1, 信噪比定义为 $10 \lg(1/\sigma_u^2)$ 。系统中的用户数目为10, 所采用的粒子数目上限 J 为100, 概率差阈值 β 为0.5。

通过仿真, 将本文构造的粒子滤波快速算法与一般粒子滤波的检测性能进行分析。图1给出了信噪比从5到30时不同算法的盲多用户检测误码率变化情况。图1中, 以粒子滤波1($J=100$)为性能下限, 粒子滤波快速算法的阈值随着信噪比的变化从最大粒子数目 J 的49%降到32%, 快速算法的误码率与粒子数目为100的粒子滤波误码率可以比拟, 其不同信噪比下平均所使用的实际粒子数目如表1所示, 它所需的粒子数目均随着信噪比的增加而逐渐减少, 且对应的平均粒子数目为40, 考虑快速算法的计算量, 粒子滤波快速算法的计算量与粒子滤波算法相比可降低50%左右。将粒子滤波快速算法所使用粒子数目40作为粒子滤波2中的粒子数目, 则粒子滤波2($J=40$)所使用的粒子数目总数与粒子滤波快速算法相同。与粒子滤波2相比, 在相同计算复杂度的情况下, 粒子滤波快速算法在误码率为 10^{-2} 处可获得2dB的性能增益, 且性能增益随着信噪比的增加而逐渐减小。图2给出了用户数为10、信噪比为10、粒子数目最小门限为40时, 粒子滤波快速算法在检测某个用户发送某个数据包时的粒子数目变化情况。大部分粒子数目集中在40, 其次是100, 其余的分布在40~100之间, 表明了检测不同数据所需的粒子数目并不相同。

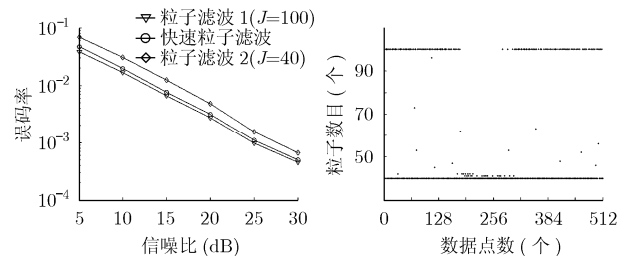


图1 误码率随信噪比的变化

图2 快速粒子滤波中粒子数目的变化

表1 粒子滤波快速算法中不同信噪比时所使用的粒子数目

信噪比(dB)	5	10	15	20	25	30
门限(个)	42	40	38	36	34	32
粒子数目(个)	49	44	41	39	35	32

图3、图4给出对于不同类别粒子概率差与数据检测正确程度的对应关系。图3中, 检测时所使用的粒子数目是100, 其所对应的不同类别粒子的概率差小于给定的概率差阈值, 从数据错误解码与正确解码比在不同概率差下的变化情况

可以看出,不同类别粒子的概率差越大,数据检测的准确程度就越高,即检测性能与不同类别粒子概率的差值成正比。图4中反映的情况与图3基本类似,但检测时所使用的粒子数目小于100,其所对应的不同类别粒子的概率差要大于给定的概率差阈值。

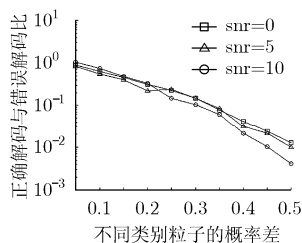


图3 使用粒子数目为100的数据检测情况

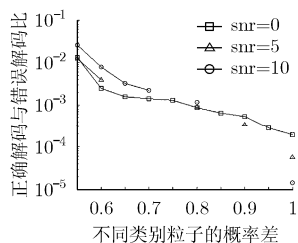


图4 使用粒子数目小于100的数据检测情况

6 结束语

(1)本文在时间观察状态空间模型基础上,构造了粒子滤波盲多用户检测快速算法。对超过门限数目的粒子分类,以不同类别粒子的概率差阈值作为粒子滤波所需粒子数目是否足够的判断标准,自动调节不同情况下所需的粒子数目,从而降低了粒子滤波的计算复杂度。

(2)仿真结果表明,本文构造的粒子滤波盲多用户检测快速算法可以在保证盲多用户检测性能的前提下有效地降低运算复杂度,或在粒子数目较少的前提下提高盲多用户检测性能。

(3)仿真结果表明,数据检测的准确程度与不同类别粒子的概率差成正比。

参考文献

- [1] Hammersley J M and Morton K W. Poor man's Monte Carlo. *J of the Royal Statistical Society B*, 1954, 16(1): 23-38.
- [2] Gordon N and Salmond D. Novel approach to non-linear and non-Gaussian Bayesian state estimation. *Proc. of Institute Electric Engineering*, 1993, 140(2): 107-113.
- [3] Chen R, Wang X, and Liu J S. Adaptive joint detection and decoding in flat-fading channels via mixture Kalman filtering. *IEEE Trans. on Information Theory*, 2000, 46(6): 2079-2094.

- [4] Zhang J and Djurić P M. Joint estimation and decoding of spacetime trellis codes. *EURASIP Journal on Applied Signal Processing*, 2002, 2002(3): 305-315.
- [5] Punsakaya E, Andrieu C, and Doucet A, et al. Particle filtering for multiuser detection in fading CDMA channels. Proc. 11th IEEE Signal Processing Workshop, Piscataway, USA, 2001: 38-41.
- [6] Wang X and Poor V. Blind multiuser detection: A subspace approach. *IEEE Trans. on Information Theory*, 1998, 44(2): 677-690.
- [7] Fawer U and Aazhang B. A multiuser receiver for code division multiple access communications over multipath channels. *IEEE Trans. on Communications*, 1995, 43(2/3/4): 1556-1565.
- [8] Tugnait J K and Li Tongtong. Blind asynchronous multiuser CDMA receivers for ISI channels using code-aided CMA. *IEEE Trans. on Communications*, 2001, 19(8):1520-1530.
- [9] Huang Y, Zhang J, and Djurić P M. Adaptive Blind Multiuser Detection over Flat Fast Fading Channels using Particle Filtering. IEEE Global Telecommunications Conference, Piscataway, USA, 2004: 2419-2423.
- [10] Huang, Zhang Y J, and Djurić P M. Bayesian detection for BLAST. *IEEE Trans. on Signal Processing*. 2005, 53(3): 1086-1096.
- [11] Huang Y and Djurić P M. A blind particle filtering detector of signals transmitted over flat fading channels. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 2004, 52(7): 1891-1900.

田红波: 女, 1973年生, 博士生, 从事无线通信中多用户检测技术等方面的研究。

殷勤业: 男, 1950年生, 教授, 从事空间谱估计、智能天线、神经网络理论及应用和时频分析等方面的研究工作。

丁乐: 男, 1974年生, 博士生, 从事通信信号处理等方面的研究。

邓科: 男, 1978年生, 博士, 从事空时编码、MIMO系统和Turbo接收机等方面的研究。