

基于辅助粒子滤波的盲多用户检测快速算法

田红波^{1,2}, 殷勤业¹, 张红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: 针对粒子滤波在盲多用户检测中计算复杂的问题, 构建了一种低复杂度的辅助粒子滤波盲多用户检测快速算法. 在同步快变平衰落信道下, 该算法对超过门限数目的粒子进行分类, 并以匹配滤波检测器的检测值作为相应类别粒子权系数的加速依据, 以不同类别粒子的概率差阈值及匹配滤波检测器的检测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, 通过降低粒子数目来降低粒子滤波盲多用户检测算法的计算复杂度. 仿真结果表明, 辅助粒子滤波快速算法在盲多用户检测性能上可与原粒子滤波算法相比拟, 且计算量可降低30%~40%.

关键词: 辅助粒子滤波; 盲多用户检测; 快速算法; 计算复杂度

中图分类号: TN911.7 **文献标识码:** A **文章编号:** 0253-987X(2007)06-0636-04

Fast Blind Multi-User Detection Algorithm Based on Auxiliary Particle Filtering

Tian Hongbo^{1,2}, Yin Qinye¹, Zhang Hong¹, Deng Ke¹

(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: Aiming at the computational complexity of particle filtering in blind multi-user detection, a new fast algorithm for blind multi-user detection based on auxiliary particle filtering is developed. In synchronous fast flat and fading channels, the particles are classified by the fast algorithm when their number exceeds the threshold. The detection value of a matched filter detector is employed as the accelerated criterion of the weight coefficients of corresponding particles, and the probability difference of different particles and the detection value of the matched filter detector are employed as the judgment criterion for determining whether the particles are enough. The required number of the particles in different cases is adaptively adjusted, and the computational complexity of the blind multi-user detection algorithm is reduced through decreasing the number of particles. Simulation results confirm that the proposed algorithm can decrease the computational complexity by about 30%-40% while maintaining blind multiuser detection performance compared to the conventional particle filtering algorithm.

Keywords: auxiliary particle filtering; blind multiuser detection; fast algorithm; computational complexity

多用户检测自 K. S. Schneider^[1] 提出以来, 已被列为第三代移动通信系统中的关键技术之一, 很

多学者提出了不同的多用户检测器技术, 如解相关、MMSE 检测器^[2] 等. 粒子滤波算法将卡尔曼滤波与

收稿日期: 2006-09-19. 作者简介: 田红波(1973~), 女, 博士生; 殷勤业(联系人), 男, 教授, 博士生导师. 基金项目: 国家高技术研究发展计划资助项目(2006AA01Z220); 国家自然科学基金资助项目(60572046, 60502022); 教育部高等学校博士学科点专项科研基金资助项目(20030698027).

序列重要采样相结合,具有简单易行、适用于非线性及非高斯噪声环境的优点,而且可应用于快变信道,已被广泛应用于卷积码盲检测^[3]、平衰落时变信道的盲多用户检测^[4]等,但计算量过大是粒子滤波的主要缺点.针对计算量大的问题,Huang构造了时间观察状态空间模型^[5],将粒子滤波运算复杂度从用户数的指数次幂降低为线性,使粒子滤波多用户检测的实际应用变为可能,但粒子滤波的运算复杂度仍然较大,有进一步降低的必要性.由于粒子滤波的运算复杂度与使用的粒子数目成正比^[6],因此降低粒子数目就能有效降低粒子滤波算法的运算复杂度.然而,粒子数目的多少又直接与系统的检测性能相关,粒子数目越多,检测性能就越好,因此如何在保证检测性能的前提下有效降低检测过程中使用的粒子数目是本文讨论的中心内容.

为降低粒子滤波算法的运算复杂度,本文构建了辅助粒子滤波快速检测算法,该算法在时间观察状态空间模型基础上,利用传统匹配滤波检测器的检测值和分类粒子的概率差阈值来自动调节粒子滤波检测过程中所需的粒子数目,降低所需粒子数目,从而在保证粒子滤波盲多用户检测准确性性能的基础上降低其运算复杂度.

1 时间观察状态空间模型

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扩频码序列扩频增益为 31.对于上行链路,在时刻 n 用户 k 到基站的瑞利平衰落信道可以用 ARMA 模型^[7]模拟它的时间关联,即

$$a_{n,k} + \phi_{k,1}a_{n-1,k} + \cdots + \phi_{k,r_1}a_{n-r_1,k} = \rho_{k,0}v_{n,k} + \cdots + \rho_{k,r_2}v_{n-r_2,k} \quad (1)$$

式中: $a_{n,k}$ 是第 k 个用户在时刻 n 的信道状态信息; $v_{n,k}$ 是均值为 0、方差为 σ_v^2 的独立同分布的复加性高斯白噪声; $\{\phi_{k,1}, \cdots, \phi_{k,r_1}\}$ 和 $\{\rho_{k,1}, \cdots, \rho_{k,r_2}\}$ 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^[5],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 , $l = (n-1)K + k$,则时间观测索引 l 下的时间观察状态空间模型可表示为

$$\left. \begin{aligned} h_l &= \begin{cases} \mathbf{Q}h_{l-1} + \mathbf{G}v_l, & k = 1 \\ h_{l-1}, & k \neq 1 \end{cases} \\ y_l &= \mathbf{f}_k^T \mathbf{B}_l \mathbf{P} h_l + u_l \end{aligned} \right\} \quad (2)$$

式中: $\mathbf{h}_l = [\mathbf{h}_{n,1}, \cdots, \mathbf{h}_{n,K}]^T$; $\mathbf{h}_{n,k} = [h_{n,k}, \cdots, h_{n-r,k}]^T$ 是 $(r+1) \times 1$ 维信道状态向量; $\mathbf{G} = \text{diag}(\mathbf{g}, \cdots, \mathbf{g})$ 是 $K(r+1) \times K$ 阶矩阵,且 $\mathbf{g} = [1 \ 0 \ \cdots \ 0]^T$; y_l 是时间观测索引 l 下的观测值; $\mathbf{f}_k$ 是 $1 \times K$ 维向量,可通过如下过程获得,设 $\mathbf{R}$ 是主对角占优的对称矩阵,其元素 $r_{i,j}$ 是用户 i 与用户 j 之间特征波形的互相关,对 $\mathbf{R}$ 进行 Cholesky 分解,即 $\mathbf{R} = \mathbf{F}^T \mathbf{F}$, $\mathbf{F}$ 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; $\mathbf{B}_l = \text{diag}\{b_{n,1}, \cdots, b_{n,K}, 0, \cdots, 0\}$,其中 $b_{n,k}$ 是用户 k 在时刻 n 发送的符号; $\mathbf{P} = \text{diag}(\rho_1, \cdots, \rho_K)$; u_l 是向量 $\mathbf{u}_n$ 的第 k 个元素, $\mathbf{u}_n$ 是均值为 0、方差为 $\sigma^2 \mathbf{I}$ 的复高斯加性白噪声; $\mathbf{I}$ 是单位矩阵; $\mathbf{Q} = \text{diag}(\mathbf{Q}_1, \cdots, \mathbf{Q}_K)$ 是 $K(r+1) \times K(r+1)$ 维矩阵,且

$$\mathbf{Q}_k = \begin{bmatrix} -\phi_{k,1} & -\phi_{k,2} & \cdots & -\phi_{k,r-1} & -\phi_{k,r} & 0 \\ 1 & 0 & \cdots & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & \ddots & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \ddots & 0 & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & \ddots & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \cdots & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

2 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 $\mathbf{y}_n$,将后验概率 $p(\mathbf{b}_{1:n} | \mathbf{y}_{1:nK})$ 用 J 个随机的采样粒子来代替,即 $\{\mathbf{b}_{1:n}^{(j)}, \omega_{nK}^{(j)}\}_{j=1}^J$,其中 $\mathbf{b}_{1:n} = [\mathbf{b}_1, \cdots, \mathbf{b}_n]^T$, $\mathbf{b}_i = [b_{i,1}, \cdots, b_{i,K}]^T$, $i = 1, \cdots, n$, $\mathbf{y}_{1:nK} = [y_1, \cdots, y_K, y_{K+1}, \cdots, y_{nK}]^T$ 是将观测向量 $\mathbf{y}_n$ 顺序排列而获得的, $\mathbf{b}_{1:n}^{(j)}$ 表示对 $\mathbf{b}_{1:n}$ 第 j 次采样得到的随机样本, $\omega_{nK}^{(j)}$ 是与采样 $\mathbf{y}_n$ 相应的权系数, $\sum_j \omega_{nK}^{(j)} = 1$, 则后验概率 $p(\mathbf{b}_{1:n} | \mathbf{y}_{1:nK})$ 可以近似表示为

$$p(\mathbf{b}_{1:n} | \mathbf{y}_{1:nK}) \triangleq \sum_{j=1}^J \omega_{nK}^{(j)} \prod_{l=1}^{nK} \delta(b_l - b_l^{(j)}) \quad (3)$$

显然,应该从后验概率密度 $p(\mathbf{b}_{1:n} | \mathbf{y}_{1:nK})$ 中直接采样来得到 $\mathbf{b}_{1:n}^{(j)}$ 和 $\omega_{nK}^{(j)}$,但通常难以求得.粒子滤波引入重要密度函数,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,相应权系数计算公式为

$$\omega_{nK}^{(j)} = \frac{p(\mathbf{b}_{1:nK}^{(j)} | \mathbf{y}_{1:nK})}{\pi(\mathbf{b}_{1:nK}^{(j)} | \mathbf{y}_{1:nK})}, \quad \forall j \quad (4)$$

式中:重要密度函数

$$\pi(\mathbf{b}_{1:nK}^{(j)} | \mathbf{y}_{1:nK}) = p(\mathbf{b}_{n,K}^{(j)} | \mathbf{b}_{1:nK-1}^{(j)}, \mathbf{y}_{1:nK}) \pi(\mathbf{b}_{1:nK}^{(j)} | \mathbf{y}_{1:nK-1}) \quad (5)$$

根据贝叶斯准则有

$$\omega_{nK}^{(j)} \propto p(y_{nK} | \mathbf{b}_{1:nK-1}^{(j)}, \mathbf{y}_{1:nK-1}) \omega_{nK-1}^{(j)} = \mu_{nK-1}^{(j)} \omega_{nK-1}^{(j)} \quad (6)$$

式中: $\mu_{nK-1}^{(j)}$ 为权系数增量. 式(6)中的 $p(y_{nK} | \mathbf{b}_{1:nK-1}^{(j)}, \mathbf{y}_{1:nK-1})$ 可以利用卡尔曼滤波的预测过程^[5]来得到.

最后, $b_{n,k}$ 的估计 $\hat{b}_{n,k}$ 可通过加权求和获得

$$\hat{b}_{n,k} \approx \text{sgn}(\sum_{j=1}^J \omega_{nK}^{(j)} b_{n,k}), \quad k = 1, \dots, K \quad (7)$$

3 辅助粒子滤波快速算法构造

利用传统匹配滤波检测器的检测结果作为粒子滤波中粒子权值加速的依据,并结合不同类别粒子的概率差以控制粒子数目来构造辅助粒子滤波快速算法,快速算法构造如下.

在时刻 n , 利用粒子滤波估计出的信道信息计算传统匹配滤波检测器估计值 $\tilde{\mathbf{b}}_n = \{\tilde{b}_{n,1}, \dots, \tilde{b}_{n,K}\}$, 并以此作为粒子滤波检测判决的参考值. 为避免退化现象, 在采样过程中引入重采样方法, 去除那些权值小的粒子, 保留并复制那些权值较大的粒子. 在索引 l 下, 利用传统匹配滤波检测器的估计值 $\tilde{b}_l = \tilde{b}_{n,k}$, 以 J 为采样粒子数目的上限, 当粒子数目 j 超过给定的最小门限 M 时, 对获得的 j 组权值 $\hat{\omega}_l^{(i)}$ ($i=1, \dots, j$) 进行归一化.

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

$$\bar{\omega}_l(i) = \sum_{p \in A} \hat{\omega}_l^{(p)} \quad (8)$$

式中: $A = \{p | b_l^{(p)} = i, p = 1, \dots, j\}$. 对相应权系数进行加速处理, 即

$$\tilde{\omega}_l(q) = \begin{cases} \frac{\bar{\omega}_l(q) + \alpha}{\alpha + \sum_{q \in \{1, -1\}} \bar{\omega}_l(q)}, & \text{若 } b_l(i) = \tilde{b}_l \\ \frac{\bar{\omega}_l(q)}{\alpha + \sum_{q \in \{1, -1\}} \bar{\omega}_l(q)}, & \text{若 } b_l(i) \neq \tilde{b}_l \end{cases} \quad (9)$$

其中 α 为加速系数. 令 $Z = \sum_{q \in \{1, -1\}} \tilde{\omega}_l(q) b_l(q)$, 并判断下式

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

式中: $\text{abs}(\cdot)$ 为对数据取绝对值; 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 $M \leq j \leq J$, 对应的权值为 $\hat{\omega}_l^{(i)}, i=1, \dots, j$, 由于在索引 $l+1$ 下计算 $\hat{\omega}_{l+1}^{(i)}$ 需要 $\hat{\omega}_l^{(i)}$, 在 $\hat{b}_l$ 检测完成后还需要对 $\hat{\omega}_l^{(i)}$ 进行延拓, 为尽量利用已有信息, 采用周期延拓的方法获得 $\hat{\omega}_l^{(i)}, i=j+1, \dots, J$, 即

$$\omega_l^{(i)} = \hat{\omega}_l^{(s)} \quad (11)$$

式中

$$s = \begin{cases} \text{rem}(i, j), & \text{rem}(i, j) \neq 0, 1 \leq i \leq J \\ j, & \text{rem}(i, j) = 0, 1 \leq i \leq J \end{cases}$$

其中 $\text{rem}(i, j)$ 为 i 除以 j 的余数. 对延拓后的 $\omega_l^{(i)}$ 再进行归一化处理, 得

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

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.

4 算法仿真

仿真实验考虑一个同步 DS-CDMA 系统, 平衰落快变信道的衰落过程以一个二阶 AR 模型来描述, 此 AR 模型系数分别为: $-\phi_{k,1} = -1.989\ 710$, $-\phi_{k,2} = 0.989\ 745$. 数据采用 DBPSK 调制且每字节平均功率为 1, 信噪比定义为 $10\lg(1/\sigma_u^2)$. 系统用户数为 12. 在辅助粒子滤波快速算法参数的选取上, 概率差阈值 β 、加速系数 α 及粒子数目最小门限 M 均与系统中的用户数及信噪比有关, 且用户数越少, 信噪比越大, α, β 的值就越大, M 的值越小. 原则上, β 越接近 1, 系统的检测性能就越好, 相应的计算复杂度也越高, 而 α 的选取既要体现出加速效果, 又不能对检测效果起决定性作用, 一般 $\beta \in [0.8, 0.95]$, $\alpha \in [0.2, 0.3]$, 这里取 $\beta = 0.85, \alpha = 0.23$. M 值选取过大会导致快速算法失去降低运算复杂度的效果, 过小会导致系统检测效果不稳定, 这里取 $M = 50$.

辅助粒子滤波算法在不同信噪比下使用的粒子数目如表 1 所示, 它所采用的粒子数目最小门限 $M = 50$, 实际使用的平均粒子数目为 80. 图 1 为粒子滤波算法与辅助粒子滤波算法在不同信噪比下误码率性能的比较, 由图 1 可以看出, 与 $J = 80$ 的粒子滤波算法相比, 在相同计算复杂度的情况下, $M = 50$ 时辅助粒子滤波快速算法在误码率为 10^{-2} 处可获

得 2~3 dB 的性能增益. 由于粒子滤波算法的运算量与粒子数目成正比, 考虑快速算法的额外运算量, 快速算法的计算量与原来相比可降低 30%~40% 左右. 图 2 给出了信噪比为 0 时, 辅助粒子滤波快速算法在检测某用户某时刻发送数据包(数据长度为 512 bit)所使用粒子数目的变化情况, 说明检测达到快速检测算法条件时不同信息所需的粒子数目并不相同.

表 1 不同信噪比下使用的粒子数($M=50$)

信噪比/dB	0	5	10	15	20	25	30
粒子数	89	87	83	79	76	72	69

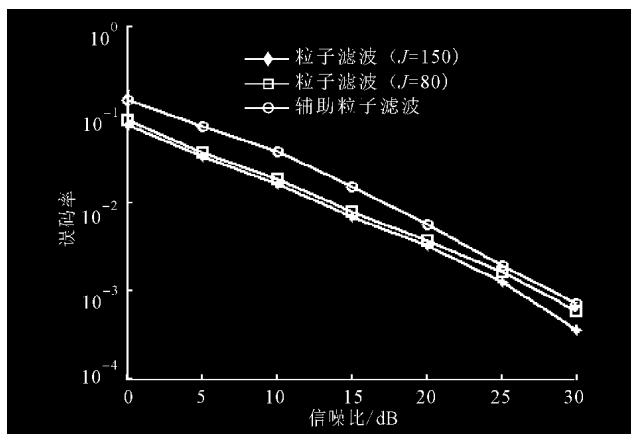


图 1 两种算法的误码率随信噪比的变化情况

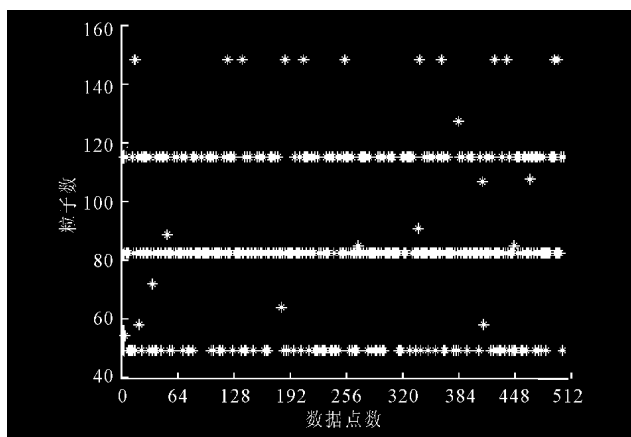


图 2 辅助粒子滤波中粒子数目的变化

5 结 论

(1) 在时间观察状态空间模型基础上, 构造了辅

助粒子滤波盲多用户检测快速算法. 对超过门限数目的粒子进行分类, 并以传统匹配滤波检测器的检测值作为相应类别粒子权系数的加速依据, 以不同类别粒子的概率差阈值及匹配滤波检测器的检测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, 辅助粒子滤波快速算法在多用户检测性能上与原粒子滤波算法可比拟, 其计算量与检测性能相近的原粒子滤波算法相比可降低 30%~40%.

参考文献:

- [1] Schneider K S. Optimum detection of code division multiplexed signals [J]. IEEE Trans Aerospace Elect Sys, 1979, 15(1): 181-185.
- [2] Verd'u S. Multiuser detection [M]. New York: Cambridge University Press, 1998.
- [3] Chen Rong, Wang Xiaodong, Liu J S. Adaptive joint detection and decoding in flat-fading channels via mixture Kalman filtering [J]. IEEE Trans on Information Theory, 2000, 46 (6): 2079-2094.
- [4] Punsakaya E, Andrieu C, Doucet A, et al. Particle filtering for multiuser detection in fading CDMA channels [C]//IEEE Signal Processing Workshop on Statistical Signal Processing. Piscataway, USA: IEEE, 2001: 38-41.
- [5] Huang Yufei, Zhang Jiangqiu, Djuri'c P M. Adaptive blind multiuser detection over flat fast fading channels using particle filtering [C]//IEEE Global Telecommunications Conference. Piscataway, USA: IEEE, 2004: 2419-2423.
- [6] Huang Yufei, Zhang Jiangqiu, Djuri'c P M. Bayesian detection for BLAST[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2005, 53(3): 1086-1096.
- [7] Huang Yufei, Djuri'c P M. A blind particle filtering detector of signals transmitted over flat fading channels [J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2004, 52(7): 1891-1900.

(编辑 刘杨)