

# 基于序贯蒙特卡罗的非同步长码DS-CDMA信号扩频码及 信息序列联合估计

钟兆根\* 于柯远 孙雪丽

(海军航空大学航空基础学院 烟台 264001)

**摘要:** 针对多径信道环境下非同步长码DS-CDMA信号扩频码及信息序列等参数的联合估计问题, 该文提出了基于序贯蒙特卡罗(SMC)的盲估计算法。该算法采用混合重要密度函数对联合后验分布模型进行抽样, 并迭代计算重要性权值, 以完成所需状态参量的估计。同时为了减少算法的计算量, 在算法的实现过程中, 先估计出各用户的扩频码, 再对观测数据进行处理, 从而修正原有的迭代步骤, 提出一种修正的SMC算法。仿真结果验证了算法对多种情况的适应性, 且在时变的多径信道环境下也能获得较好的估计性能。

**关键词:** 扩频通信; 码分多址; 序贯蒙特卡罗; 扩频码; 信息序列

中图分类号: TN911.7

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2019)06-1365-09

DOI: [10.11999/JEIT180157](https://doi.org/10.11999/JEIT180157)

## Joint Estimation of Spreading Codes and Information Sequences for Asynchronous Long Code DS-CDMA Signals Based on Sequential Monte Carlo

ZHONG Zhaogen YU Keyuan SUN Xueli

(School of Basis of Aviation, Naval Aviation University, Yantai 264001, China)

**Abstract:** To deal with the problem of joint estimation of spreading codes and information sequences for asynchronous long code DS-CDMA signals in multipath channels, an algorithm is introduced based on Sequential Monte Carlo(SMC) for blind estimation. The proposed algorithm employs hybrid important sampling density to draw the samples from joint posterior distribution iteratively, and computes the importance weight to complete the estimation of the state variable. During the realization of the algorithm, in order to reduce the computational complexity, the modified algorithm estimates the spreading code of each user firstly, then processes the observation data, thereby modifies the original iteration step. Simulation results verify the adaptability of the proposed algorithms for multiple conditions. Moreover, it can obtain good estimation performance in time varying multipath channels.

**Key words:** Spread spectrum communication; Code Division Multiple Access(CDMA); Sequential Monte Carlo(SMC); Spreading code; Information sequence

### 1 引言

在非合作DS-CDMA通信系统中, 由于上行链路是非同步的, 如果接收方未知目标用户的扩频码, 就无法对接收信号进行解调并获取传输的信息, 因此对信号的扩频码等参数进行估计具有十分

重要的意义<sup>[1]</sup>。

目前, 对非同步DS-CDMA信号扩频码及信息序列盲估计的相关研究较少。文献[2]提出了一种特征结构分析方法的扩展方式, 利用信号协方差矩阵的F范数估计各用户的失步时间, 实现扩频信号的同步。但当两个用户功率相近时难以估计失步时间和提取扩频波形, 且在用户数较多时性能明显下降。针对这一弱点, 文献[3]修正了循环提取扩频波形的方法及后续处理方案, 其性能和计算复杂度都得到了明显的改善, 但这两种方法都不能适用于长码信号, 且对多径信道环境的适应性较差。针对非同步长码信号, 文献[4,5]将扩频序列估计转换成多

收稿日期: 2018-02-06; 改回日期: 2019-03-12; 网络出版: 2019-04-01

\*通信作者: 钟兆根 zhongzhaogen@163.com

基金项目: 国家自然科学基金重大研究计划(91538201), 泰山学者工程专项(201511020)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (91538201), The Taishan Scholar Special Foundation (201511020)

用户信号子空间的离散优化搜索,有效地减少了用户间的相互干扰;文献[6]将重叠分段的思想与复数ICA(Independent Component Analysis)方法相结合,估计出每个用户的扩频波形,然后进行载波和码片同步得到每个用户的扩频码,但该两种方法都不能适用于多径信道环境。文献[7-9]在合作通信条件下提出了一种粒子滤波的方法对多用户信号进行检测,然而在非合作条件下,仅有文献[10]采用此方法对具有空时分组码的多载波CDMA信号进行处理。

针对上述方法存在的不足,本文假设在已经估计出扩频周期、码片周期和用户数 $K$ 的基础上[11-15],同时考虑多径信道环境等非线性因素的影响,采用SMC方法对非同步长码信号展开扩频码及信息序列等参数估计的研究。该算法首先建立信号参数的联合后验分布模型,并对各参量的状态空间模型进行分析;其次根据序贯重要抽样的思想[8],选择混合重要密度函数对联合后验分布模型进行抽样[9],同时迭代计算重要性权值;然后在满足设定的条件下进行重抽样;最后完成对各状态参量的估计。仿真结果验证了算法对低信噪比、不同用户数、不同调制样式、 $M$ 为整数和非整数时的适应情况,同时该算法在时变的多径信道环境下也能获得较好的估计性能。

## 2 信号模型的构建

假设上行链路系统用户总数为 $K$ ,则持续时间为 $N$ 个扩频周期的第 $k$ 个用户发射信号模型为

$$r_k(t) = \sum_{i=0}^{N_0-1} A_k b_k(i) q(t - iT_s - \tau_k) \cdot \sum_{m=0}^{N-1} s_k(t - mT - \tau_k) e^{j2\pi f_k t + \varphi_k} \quad (1)$$

式中, $A_k$ 为第 $k$ 个用户信号的幅度; $b_k(i)$ 为第 $k$ 个用户发送的信息序列; $T_s$ 为信息符号周期; $T$ 为扩频码周期; $\tau_k$ , $f_k$ 和 $\varphi_k$ 分别为第 $k$ 个用户的失步时间、载频和初相; $q(t)$ 为持续时间为 $T_s$ 的矩形脉冲, $N_0$ 为 $N$ 个扩频周期内所对应的信息符号数目; $s_k(t)$ 为第 $k$ 个用户的扩频波形,可以表示为

$$s_k(t) = \sum_{j=0}^{R-1} c_k(j) g(t - jT_c), \quad 0 \leq t < T \quad (2)$$

式中, $T_c$ 为用户扩频码码片周期; $R=T/T_c$ 为扩频序列位数; $P=T_s/T_c$ 为扩频增益;定义扩频比 $M=R/P$ ; $\{c_k(j), 0 \leq j < R\}$ 为第 $k$ 个用户的扩频码; $g(t)$ 表示持续时间为 $T_c$ 且具有单位能量的码片

波形。假设第 $k$ 个用户经过多径信道传播,记为

$$g_k(t) = \sum_{l=1}^L \beta_{k,l} \delta(t - \tau_{k,l}) \quad (3)$$

式中, $\delta(\cdot)$ 为狄拉克函数, $L$ 为传播的路径数, $\beta_{k,l}$ 和 $\tau_{k,l}$ 分别为第 $k$ 个用户第 $l$ 条路径的复衰落幅度和时延,不失一般性,假设 $\tau_{k,1} < \tau_{k,2} < \dots < \tau_{k,L}$ 。于是接收端持续时间为 $N$ 个扩频周期的信号为

$$r(t) = \sum_{k=1}^K \{r_k(t) * g_k(t)\} + w(t) \\ = \sum_{k=1}^K \sum_{i=0}^{N_0-1} b_k(i) \sum_{l=1}^L \tilde{\beta}_{k,l} q(t - iT_s - \tilde{\tau}_{k,l}) \cdot \sum_{m=0}^{N-1} s_k(t - mT - \tilde{\tau}_{k,l}) e^{j2\pi f_k t + \varphi_{k,l}} + w(t) \quad (4)$$

式中,\*表示线性卷积运算符, $\tilde{\beta}_{k,l} = A_k \beta_{k,l}$ ,总时延 $\tilde{\tau}_{k,l} \triangleq \tau_k + \tau_{k,l}$ , $\varphi_{k,l} = \varphi_k - 2\pi f_k \tilde{\tau}_{k,l}$ 。针对非同步DS-SS-CDMA信号,各用户的载频和初始相位都不相同,在接收端先粗略估计出信号载频 $f_0$ 和初相 $\varphi_0$ ,并对式(4)进行下变频处理和滤波处理,可得近似的零中频信号为

$$r(t) = \sum_{k=1}^K \sum_{i=0}^{N_0-1} b_k(i) \sum_{l=1}^L \tilde{\beta}_{k,l} q(t - iT_s - \tilde{\tau}_{k,l}) \cdot \sum_{m=0}^{N-1} s_k(t - mT - \tilde{\tau}_{k,l}) e^{j2\pi \Delta f_k t + \tilde{\varphi}_{k,l}} + \tilde{w}(t) \quad (5)$$

式中, $\Delta f_k = f_k - f_0$ , $\tilde{\varphi}_{k,l} = \Delta \varphi_k - 2\pi \Delta f_k \tilde{\tau}_{k,l}$ , $\Delta \varphi_k = \varphi_k - \varphi_0$ , $\tilde{w}(t) = w(t) e^{-j2\pi f_0 t - \varphi_0}$ 为零均值、方差为 $\sigma^2$ 的加性复高斯白噪声。然后以码片速率对接收信号进行采样,定义 $r(n) \triangleq r(nT_c)$ ,则可得接收信号的离散形式为

$$r(n) = \sum_{k=1}^K \sum_{i=0}^{N_0-1} b_k(i) \sum_{l=1}^L \tilde{\beta}_{k,l} q\left(n - iP - \frac{\tilde{\tau}_{k,l}}{T_c}\right) \cdot \sum_{m=0}^{N-1} s_k\left(n - mR - \frac{\tilde{\tau}_{k,l}}{T_c}\right) e^{j2\pi \Delta f_k n + \tilde{\varphi}_{k,l}} + \tilde{w}(n), \quad 1 \leq n \leq NR \quad (6)$$

为表述方便,将式(6)的 $NR$ 个数据进行分段,每个扩频周期内的信号分为 $R$ 个窗,且不同扩频周期内对应的窗排成一组观测向量,写成向量矩阵的形式为

$$\mathbf{r}(n) = \mathbf{A}(\mathbf{h}, \mathbf{B}(n), \mathbf{D}) \mathbf{s}(\mathbf{c}(n), \boldsymbol{\tau}, \Delta \mathbf{f}) + \mathbf{w}(n), \quad 1 \leq n \leq R \quad (7)$$

式中，观测向量  $\mathbf{r}(n)=[r_1(n), r_2(n), \dots, r_N(n)]^T$  和噪声向量  $\mathbf{w}(n)=[w_1(n), w_2(n), \dots, w_N(n)]^T \in \mathbb{C}^{N \times 1}$  是  $N$  维列向量，元素  $r_m(n)=r[(m-1)R+n]$ ， $w_m(n)=\tilde{w}[(m-1)R+n]$ ， $1 \leq m \leq N$ ；扩频向量  $\mathbf{s}(\mathbf{c}(n), \boldsymbol{\tau}, \Delta \mathbf{f})=[s_1(n-\tilde{\tau}_{1,1})e^{j2\pi\Delta f_1 n}, \dots, s_1(n-\tilde{\tau}_{1,L})e^{j2\pi\Delta f_{1L} n}, \dots, s_K(n-\tilde{\tau}_{K,1})e^{j2\pi\Delta f_{K1} n}, \dots, s_K(n-\tilde{\tau}_{K,L})e^{j2\pi\Delta f_{KL} n}]^T \in \mathbb{C}^{KL \times 1}$  是  $KL$  维列向量，其中各用户总的时延向量  $\boldsymbol{\tau} \triangleq [\tilde{\tau}_{1,1}, \dots, \tilde{\tau}_{1,L}, \dots, \tilde{\tau}_{K,1}, \dots, \tilde{\tau}_{K,L}]$ ，各用户载波频偏向量  $\Delta \mathbf{f}=[\Delta f_1, \Delta f_2, \dots, \Delta f_K]$ ，扩频码向量  $\mathbf{c}(n)=[c_1(n), c_2(n), \dots, c_K(n)]$ ，元素  $s_k(n-\tilde{\tau}_{k,l})e^{j2\pi\Delta f_{kl} n}$  为第  $k$  个用户第  $l$  条路径上的扩频波形值， $1 \leq k \leq K$ ， $1 \leq l \leq L$ ；混合矩阵  $\mathbf{A}(\mathbf{h}, \mathbf{B}(n), \mathbf{D}) \in \mathbb{C}^{N \times KL}$  表示为

$$\mathbf{A}(\mathbf{h}, \mathbf{B}(n), \mathbf{D}) = \begin{bmatrix} \tilde{\beta}_{1,1} b_1(i_1(n)) e^{j\theta_1^{(1,1)}} & \dots & \tilde{\beta}_{1,L} b_1(i_1(n)) e^{j\theta_1^{(1,L)}} & \dots & \tilde{\beta}_{K,1} b_K(i_1(n)) e^{j\theta_1^{(K,1)}} & \dots & \tilde{\beta}_{K,L} b_K(i_1(n)) e^{j\theta_1^{(K,L)}} \\ \vdots & & \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \tilde{\beta}_{1,1} b_1(i_N(n)) e^{j\theta_N^{(1,1)}} & \dots & \tilde{\beta}_{1,L} b_1(i_N(n)) e^{j\theta_N^{(1,L)}} & \dots & \tilde{\beta}_{K,1} b_K(i_N(n)) e^{j\theta_N^{(K,1)}} & \dots & \tilde{\beta}_{K,L} b_K(i_N(n)) e^{j\theta_N^{(K,L)}} \end{bmatrix} \quad (8)$$

式中，信道复衰落幅度  $\mathbf{h} \triangleq [\tilde{\beta}_{1,1}, \dots, \tilde{\beta}_{1,L}, \dots, \tilde{\beta}_{K,1}, \dots, \tilde{\beta}_{K,L}]$ ；信息矩阵  $\mathbf{B}(n) = \begin{bmatrix} b_1(i_1(n)) & \dots & b_K(i_1(n)) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ b_1(i_N(n)) & \dots & b_K(i_N(n)) \end{bmatrix}$ ， $i_m(n) = \lfloor ((m-1)R+n)/P \rfloor$ ， $(1 \leq m \leq N)$ ，符号  $\lfloor \cdot \rfloor$  表示向下取整；相位偏移矩阵  $\mathbf{D} = \left\{ e^{j\theta_m^{(k,l)}} \right\}_{m=1:N, k=1:K, l=1:L} \in \mathbb{C}^{N \times KL}$ ， $\theta_m^{(k,l)} = 2\pi(m-1)\Delta f_k T + \tilde{\varphi}_{k,l}$ 。为了下面算法的表述方便，作如下定义： $\mathbf{b}_m(n)=[b_1(i_m(n)), b_2(i_m(n)), \dots, b_K(i_m(n))]$ ， $\mathbf{B}_m(n)=[\mathbf{b}_1(n), \mathbf{b}_2(n), \dots, \mathbf{b}_m(n)]^T$ ， $\boldsymbol{\theta}_m = [\theta_m^{(1,1)}, \dots, \theta_m^{(1,L)}, \dots, \theta_m^{(K,1)}, \dots, \theta_m^{(K,L)}]$ ， $\boldsymbol{\theta}_m = [\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_m]^T$ ， $\mathbf{r}_m(n)=[r_1(n), r_2(n), \dots, r_m(n)]^T$ 。

本文的研究目标就是根据SMC方法<sup>[8]</sup>，从联合后验概率分布  $p(\mathbf{B}_m(n), \mathbf{c}(n), \mathbf{h}, \boldsymbol{\tau}, \Delta \mathbf{f}, \boldsymbol{\theta}_m | \mathbf{r}_m(n))$  中序贯抽样得到粒子  $\left\{ \mathbf{B}_m^{(j)}(n), \mathbf{c}^{(j)}(n), \mathbf{h}^{(j)}, \boldsymbol{\tau}^{(j)}, \Delta \mathbf{f}^{(j)}, \boldsymbol{\theta}_m^{(j)} \right\}_{j=1}^J$ ， $1 \leq m \leq N$ ，于是就可以估计出各状态变量参数。

### 3 基于SMC的用户扩频码及信息序列盲估计算法

由于长码信号在一个扩频周期内包含多个信息符号，从而任意起始时刻的接收信号所恢复出的扩频码是原始扩频码的循环移位，因此时延的估计精度对扩频码的估计没有影响。当  $1 \leq n \leq R$  时，混合矩阵  $\mathbf{A}(\mathbf{h}, \mathbf{B}(n), \mathbf{D})$  是时变的，因此本文采用分段建模的思想和SMC方法进行迭代处理。对于时变的多径衰落信道，只需对本文方法进行扩展，将信道衰落幅度建模为1阶自回归模型，从而采用最佳的卡尔曼滤波方法对其参数进行提取<sup>[16]</sup>，文中不做详细推导，只给出该信道环境下的仿真结果。

$\mathbb{C}^{KL \times 1}$  是  $KL$  维列向量，其中各用户总的时延向量  $\boldsymbol{\tau} \triangleq [\tilde{\tau}_{1,1}, \dots, \tilde{\tau}_{1,L}, \dots, \tilde{\tau}_{K,1}, \dots, \tilde{\tau}_{K,L}]$ ，各用户载波频偏向量  $\Delta \mathbf{f}=[\Delta f_1, \Delta f_2, \dots, \Delta f_K]$ ，扩频码向量  $\mathbf{c}(n)=[c_1(n), c_2(n), \dots, c_K(n)]$ ，元素  $s_k(n-\tilde{\tau}_{k,l})e^{j2\pi\Delta f_{kl} n}$  为第  $k$  个用户第  $l$  条路径上的扩频波形值， $1 \leq k \leq K$ ， $1 \leq l \leq L$ ；混合矩阵  $\mathbf{A}(\mathbf{h}, \mathbf{B}(n), \mathbf{D}) \in \mathbb{C}^{N \times KL}$  表示为

#### 3.1 算法原理推导

由上节信号模型可知，相位偏移等参数的状态空间模型和观测方程分别为： $\boldsymbol{\theta}_m = \boldsymbol{\theta}_{m-1} + 2\pi\Delta \mathbf{f}_k T$ ， $\mathbf{c}_m(n) = \mathbf{c}_{m-1}(n)$ ， $\boldsymbol{\tau}_m = \boldsymbol{\tau}_{m-1}$ ， $\Delta \mathbf{f}_m = \Delta \mathbf{f}_{m-1}$ ， $\mathbf{r}_m(n) = \mathbf{A}(\mathbf{h}, \mathbf{B}_m(n), \boldsymbol{\theta}_m) \mathbf{s}(\mathbf{c}_m(n), \boldsymbol{\tau}_m, \Delta \mathbf{f}_m) + \mathbf{w}_m(n)$ ， $(1 \leq n \leq R)$ 。

假设多径信道衰落幅度  $\mathbf{h}$  服从  $N_c(\bar{\mathbf{h}}, \bar{\boldsymbol{\Sigma}})$  的复高斯先验分布，多径信道延迟  $\boldsymbol{\tau}$  服从  $[0, 2T_s]$  内的均匀先验分布，载波频偏  $\Delta \mathbf{f}$  服从  $N(\bar{\Delta \mathbf{f}}, \bar{\boldsymbol{\Sigma}}_0)$  的高斯先验分布<sup>[10]</sup>。为减少计算复杂度，将后验分布函数分解如式(9)

$$p(\mathbf{B}_m(n), \mathbf{c}_m(n), \mathbf{h}, \boldsymbol{\tau}_m, \Delta \mathbf{f}_m, \boldsymbol{\theta}_m | \mathbf{r}_m(n)) = p(\mathbf{h} | \mathbf{B}_m(n), \mathbf{c}_m(n), \boldsymbol{\tau}_m, \Delta \mathbf{f}_m, \boldsymbol{\theta}_m, \mathbf{r}_m(n)) \cdot p(\mathbf{B}_m(n), \mathbf{c}_m(n), \boldsymbol{\tau}_m, \Delta \mathbf{f}_m, \boldsymbol{\theta}_m | \mathbf{r}_m(n)) \quad (9)$$

由文献<sup>[10]</sup>可知，当  $(\mathbf{B}_m(n), \mathbf{c}_m(n), \boldsymbol{\tau}_m, \Delta \mathbf{f}_m, \boldsymbol{\theta}_m)$  都已知时，式(9)等号右边第1项为  $\mathbf{h}$  的全条件后验分布，也为复高斯分布，此时可以用MCMC方法对其进行估计，以减少序贯抽样的维数。同时采用文献<sup>[16]</sup>的方法对其均值和方差进行迭代更新，以提高性能。所以，下面的推导只需采用SMC抽样低维的后验分布概率  $p(\mathbf{B}_m(n), \mathbf{c}_m(n), \boldsymbol{\tau}_m, \Delta \mathbf{f}_m, \boldsymbol{\theta}_m | \mathbf{r}_m(n))$ 。为方便，令  $\mathbf{Z}_m(n) = (\mathbf{B}_m(n), \mathbf{c}_m(n), \boldsymbol{\tau}_m, \Delta \mathbf{f}_m, \boldsymbol{\theta}_m)$ ， $\mathbf{z}_m(n) = (\mathbf{b}_m(n), \mathbf{c}_m(n), \boldsymbol{\tau}_m, \Delta \mathbf{f}_m, \boldsymbol{\theta}_m)$ 。

假设重要密度函数为  $q(\mathbf{Z}_m(n) | \mathbf{r}_m(n))$ ，从中抽样的粒子为  $\left\{ \mathbf{Z}_m^{(j)}(n) \right\}_{j=1}^J$ ，则联合后验分布概率的估计为

$$\hat{p}(\mathbf{Z}_m(n) | \mathbf{r}_m(n)) = \frac{1}{W_m(n)} \cdot \sum_{j=1}^J w_m^{(j)}(n) \cdot \delta\left(\left(\mathbf{Z}_m(n)\right) - \left(\mathbf{Z}_m^{(j)}(n)\right)\right) \quad (10)$$

其中,  $W_m(n) = \sum_{j=1}^J w_m^{(j)}(n)$ ,  $J$ 为粒子数, 且重要性权值  $w_m^{(j)}(n)$  为

$$w_m^{(j)}(n) = \frac{p(\mathbf{Z}_m^{(j)}(n) | \mathbf{r}_m(n))}{q(\mathbf{z}_m^{(j)}(n) | \mathbf{r}_m(n))} \quad (11)$$

将重要密度函数分解为

$$q(\mathbf{Z}_m(n) | \mathbf{r}_m(n)) = q(\mathbf{z}_m(n) | \mathbf{Z}_{m-1}(n), \mathbf{r}_m(n)) \cdot q(\mathbf{Z}_{m-1}(n) | \mathbf{r}_{m-1}(n)) \quad (12)$$

于是在序贯重要性抽样时, 重要性权值就可迭代地进行更新

$$w_m^{(j)}(n) = w_{m-1}^{(j)}(n) \cdot \frac{p(\mathbf{Z}_m^{(j)}(n) | \mathbf{r}_m(n))}{p(\mathbf{Z}_{m-1}^{(j)}(n) | \mathbf{r}_{m-1}(n)) q(\mathbf{z}_m^{(j)}(n) | \mathbf{Z}_{m-1}^{(j)}(n), \mathbf{r}_m(n))} \quad (13)$$

在算法执行过程中, 重要密度函数的选择至关重要, 它不仅影响到算法效率, 还关系到权值系数的退化速度。其选取一般基于2个原则: 第1是使得权值系数的方差最小; 第2是简化计算, 容易抽样。观察5个未知状态变量  $(\mathbf{B}_m(n), \mathbf{c}_m(n), \boldsymbol{\tau}_m, \Delta \mathbf{f}_m, \boldsymbol{\theta}_m)$  可以看出,  $\mathbf{B}_m(n)$  和  $\mathbf{c}_m(n)$  都是离散的有限状态变量, 而  $\boldsymbol{\tau}_m, \Delta \mathbf{f}_m, \boldsymbol{\theta}_m$  均为连续变量。于是采用混合重要密度函数的选取方法, 其基本思路是: 将状态变量分成两部分, 其中  $\mathbf{B}_m(n)$  和  $\mathbf{c}_m(n)$  用后验分布函数来抽样,  $\boldsymbol{\tau}_m, \Delta \mathbf{f}_m, \boldsymbol{\theta}_m$  用先验分布函数来抽样, 这样就可以结合两者的优点。

将重要密度函数写成混合重要密度函数的形式

$$\begin{aligned} & q(\mathbf{z}_m(n) | \mathbf{Z}_{m-1}^{(j)}(n), \mathbf{r}_m(n)) \\ &= p(\mathbf{b}_m(n), \mathbf{c}_m(n) | \mathbf{Z}_{m-1}^{(j)}(n), \\ & \quad \cdot \boldsymbol{\tau}_m^{(j)}, \Delta \mathbf{f}_m^{(j)}, \boldsymbol{\theta}_m^{(j)}, \mathbf{r}_m(n)) \\ & \cdot \delta(\boldsymbol{\theta}_m - \boldsymbol{\theta}_{m-1}^{(j)} - 2\pi \Delta \mathbf{f}_k T) \delta(\boldsymbol{\tau}_m - \boldsymbol{\tau}_{m-1}^{(j)}) \\ & \cdot \delta(\Delta \mathbf{f}_m - \Delta \mathbf{f}_{m-1}^{(j)}) \end{aligned} \quad (14)$$

式(14)中最后一行等式由状态模型决定, 并将其代入式(13), 可得重要性权值为

$$\begin{aligned} w_m^{(j)}(n) &= w_{m-1}^{(j)}(n) \cdot \frac{p(\mathbf{Z}_{m-1}^{(j)}(n), \boldsymbol{\tau}_m^{(j)}, \Delta \mathbf{f}_m^{(j)}, \boldsymbol{\theta}_m^{(j)} | \mathbf{r}_m(n))}{p(\mathbf{Z}_{m-1}^{(j)}(n) | \mathbf{r}_{m-1}(n))} \\ & \propto w_{m-1}^{(j)}(n) \cdot p(\mathbf{r}_m(n) | \mathbf{Z}_{m-1}^{(j)}(n), \boldsymbol{\tau}_m^{(j)}, \\ & \quad \Delta \mathbf{f}_m^{(j)}, \boldsymbol{\theta}_m^{(j)}, \mathbf{r}_{m-1}(n)) \end{aligned} \quad (15)$$

式(15)中第1个等式成立是因为将  $p(\mathbf{Z}_m^{(j)}(n) | \mathbf{r}_m(n))$  分解为

$$\begin{aligned} & p(\mathbf{Z}_m^{(j)}(n) | \mathbf{r}_m(n)) \\ &= p(\mathbf{b}_m^{(j)}(n), \mathbf{c}_m^{(j)}(n) | \mathbf{Z}_{m-1}^{(j)}(n), \boldsymbol{\tau}_m^{(j)}, \Delta \mathbf{f}_m^{(j)}, \boldsymbol{\theta}_m^{(j)}, \mathbf{r}_m(n)) \\ & \quad \cdot p(\mathbf{Z}_{m-1}^{(j)}(n), \boldsymbol{\tau}_m^{(j)}, \Delta \mathbf{f}_m^{(j)}, \boldsymbol{\theta}_m^{(j)} | \mathbf{r}_m(n)) \end{aligned} \quad (16)$$

于是SMC算法就是通过计算式(14)和式(15), 从中抽取粒子和对应的重要性权值。具体抽取方案如下:

由于多径信道衰落幅度  $\mathbf{h}$  服从  $N_c(\bar{\mathbf{h}}, \bar{\boldsymbol{\Sigma}})$  的复高斯先验分布, 于是其全条件后验分布为

$$\begin{aligned} & p(\mathbf{h} | \mathbf{Z}_m^{(j)}, \mathbf{r}_m(n)) \\ &= p(\mathbf{h}, \mathbf{Z}_m^{(j)} | \mathbf{r}_m(n)) / p(\mathbf{Z}_m^{(j)} | \mathbf{r}_m(n)) \\ & \propto p(\mathbf{h}, \mathbf{Z}_m^{(j)} | \mathbf{r}_m(n)) \propto p(\mathbf{r}_m(n) | \mathbf{h}, \mathbf{Z}_m^{(j)}) p(\mathbf{h}) \\ & \propto \exp \left\{ -\frac{1}{2} (\mathbf{h} - \mathbf{h}_m^{(j)})^H (\boldsymbol{\Sigma}_m^{(j)})^{-1} (\mathbf{h} - \mathbf{h}_m^{(j)}) \right\} \\ & \sim N_c(\mathbf{h}_m^{(j)}, \boldsymbol{\Sigma}_m^{(j)}) \end{aligned} \quad (17)$$

将式(17)中表达式展开并经过简化计算可得

$$\begin{aligned} \mathbf{h}_m^{(j)} &\triangleq \boldsymbol{\Sigma}_m^{(j)} \left[ \bar{\boldsymbol{\Sigma}}^{-1} \bar{\mathbf{h}} + \frac{1}{\sigma^2} \right. \\ & \quad \left. \cdot (\Delta \cdot \mathbf{A}(\mathbf{B}_m(n), \boldsymbol{\theta}_m)^H \cdot \mathbf{r}_m(n)) \right] \end{aligned} \quad (18)$$

$$\begin{aligned} \boldsymbol{\Sigma}_m^{(j)} &\triangleq \left[ \bar{\boldsymbol{\Sigma}}^{-1} + \frac{1}{\sigma^2} (\Delta \cdot \mathbf{A}(\mathbf{B}_m(n), \boldsymbol{\theta}_m)^H \right. \\ & \quad \left. \cdot \mathbf{A}(\mathbf{B}_m(n), \boldsymbol{\theta}_m) \cdot \Delta) \right]^{-1} \end{aligned} \quad (19)$$

式(19)中,  $\Delta = \text{diag}\{\mathbf{s}(\mathbf{c}_m(n), \boldsymbol{\tau}_m, \Delta \mathbf{f}_m)\} \in \mathbb{C}^{KL \times KL}$ ;  $\mathbf{A}(\mathbf{B}_m(n), \boldsymbol{\theta}_m)$  为去除  $\mathbf{h}$  后剩余的矩阵。因此式(15)预测分布为

$$\begin{aligned} & p(\mathbf{r}_m(n) | \mathbf{Z}_{m-1}^{(j)}(n), \boldsymbol{\tau}_m^{(j)}, \Delta \mathbf{f}_m^{(j)}, \boldsymbol{\theta}_m^{(j)}, \mathbf{r}_{m-1}(n)) \\ & \propto \sum_{\boldsymbol{\beta}_i \in \mathbb{C}^K} \sum_{\boldsymbol{\alpha}_p \in \mathbb{S}^K} p(\mathbf{r}_m(n) | \mathbf{Z}_{m-1}^{(j)}(n), \boldsymbol{\tau}_m^{(j)}, \Delta \mathbf{f}_m^{(j)}, \\ & \quad \mathbb{S} \triangleq \{-1, +1\} \\ & \quad \boldsymbol{\theta}_m^{(j)}, \mathbf{r}_{m-1}(n), \mathbf{b}_m(n) = \boldsymbol{\beta}_i, \mathbf{c}_m(n) = \boldsymbol{\alpha}_p) \\ & \quad \cdot (\mathbf{b}_m(n) = \boldsymbol{\beta}_i) \cdot p(\mathbf{c}_m(n) = \boldsymbol{\alpha}_p) \end{aligned} \quad (20)$$

式中,  $\mathbb{C}$  为信息序列的离散有限字符集, 假设调制样式已知, 数目为  $V$ ;  $\mathbb{S} \triangleq \{-1, +1\}$  为扩频码的有限字符集;  $p(\mathbf{b}_m(n) = \boldsymbol{\beta}_i)$  和  $p(\mathbf{c}_m(n) = \boldsymbol{\alpha}_p)$  分别为信息序列和扩频码的先验分布。为表述方便, 令

$$\alpha_{m,i,p}^{(j)} = p\left(r_m(n) \mid \mathbf{Z}_{m-1}^{(j)}(n), \boldsymbol{\tau}_m^{(j)}, \Delta \mathbf{f}_m^{(j)}, \boldsymbol{\theta}_m^{(j)}, \mathbf{r}_{m-1}(n), \mathbf{b}_m(n)=\boldsymbol{\beta}_i, \mathbf{c}_m(n)=\boldsymbol{\alpha}_p\right) \cdot p(\mathbf{b}_m(n)=\boldsymbol{\beta}_i) \cdot p(\mathbf{c}_m(n)=\boldsymbol{\alpha}_p) \quad (21)$$

将式(21)第1项写成

$$\begin{aligned} & p\left(r_m(n) \mid \mathbf{Z}_{m-1}^{(j)}(n), \boldsymbol{\tau}_m^{(j)}, \Delta \mathbf{f}_m^{(j)}, \boldsymbol{\theta}_m^{(j)}, \mathbf{r}_{m-1}(n), \mathbf{b}_m(n)=\boldsymbol{\beta}_i, \mathbf{c}_m(n)=\boldsymbol{\alpha}_p\right) \\ &= \int p\left(r_m(n) \mid \mathbf{Z}_{m-1}^{(j)}(n), \boldsymbol{\tau}_m^{(j)}, \Delta \mathbf{f}_m^{(j)}, \boldsymbol{\theta}_m^{(j)}, \mathbf{r}_{m-1}(n), \mathbf{b}_m(n)=\boldsymbol{\beta}_i, \mathbf{c}_m(n)=\boldsymbol{\alpha}_p, \mathbf{h}\right) \\ & \cdot p\left(\mathbf{h} \mid \mathbf{Z}_{m-1}^{(j)}(n), \mathbf{r}_{m-1}(n)\right) d\mathbf{h} \quad (22) \end{aligned}$$

从式(22)可见，积分中的两个表达式均为高斯分布，从而关于其中一个变量的积分结果仍为高斯分布，即

$$p\left(r_m(n) \mid \mathbf{Z}_{m-1}^{(j)}(n), \boldsymbol{\tau}_m^{(j)}, \Delta \mathbf{f}_m^{(j)}, \boldsymbol{\theta}_m^{(j)}, \mathbf{r}_{m-1}(n), \mathbf{b}_m(n)=\boldsymbol{\beta}_i, \mathbf{c}_m(n)=\boldsymbol{\alpha}_p\right) \sim N_c\left(\mu_{m,i,p}^{(j)}, \sigma_{m,i,p}^{2(j)}\right) \quad (23)$$

其均值和方差分别为

$$\begin{aligned} \mu_{m,i,p}^{(j)} &\triangleq \mathbf{A}\left(\mathbf{h}_{m-1}^{(j)}, \mathbf{b}_m(n)=\boldsymbol{\beta}_i, \boldsymbol{\theta}_m^{(j)}\right)_{m,1:KL} \\ & \cdot \mathbf{s}\left(\mathbf{c}_m(n)=\boldsymbol{\alpha}_p, \boldsymbol{\tau}_m^{(j)}, \Delta \mathbf{f}_m^{(j)}\right) \quad (24) \end{aligned}$$

$$\sigma_{m,i,p}^{2(j)} \triangleq \sigma^2 + \boldsymbol{\Psi}_{i,p} \boldsymbol{\Sigma}_{m-1}^{(j)} \boldsymbol{\Psi}_{i,p}^H \quad (25)$$

式(25)中， $\boldsymbol{\Psi}_{i,p} = \mathbf{A}\left(\mathbf{b}_m(n)=\boldsymbol{\alpha}_i, \boldsymbol{\theta}_m^{(j)}\right)_{m,1:KL} \cdot \text{diag}\{\mathbf{s}(\mathbf{c}_m(n)=\boldsymbol{\beta}_p, \boldsymbol{\tau}_m^{(j)}, \Delta \mathbf{f}_m^{(j)})\}$ ，下标 $(\cdot)_{m,1:KL}$ 表示矩阵的第 $m$ 行。于是 $\alpha_{m,i,p}^{(j)}$ 可以表示为

$$\begin{aligned} \alpha_{m,i,p}^{(j)} &= \frac{1}{\pi \sigma_{m,i,p}^{2(j)}} \exp\left\{-\frac{\left\|r_m(n) - \mu_{m,i,p}^{(j)}\right\|^2}{\sigma_{m,i,p}^{2(j)}}\right\} \\ & \cdot p(\mathbf{b}_m(n)=\boldsymbol{\beta}_i) \times p(\mathbf{c}_m(n)=\boldsymbol{\alpha}_p) \quad (26) \end{aligned}$$

通过进一步计算和比较可知，式(14)中的 $p(\mathbf{b}_m(n), \mathbf{c}_m(n) \mid \mathbf{Z}_{m-1}^{(j)}(n), \boldsymbol{\tau}_m^{(j)}, \Delta \mathbf{f}_m^{(j)}, \boldsymbol{\theta}_m^{(j)}, \mathbf{r}_m(n))$ 有

$$\begin{aligned} & p\left(\mathbf{b}_m(n)=\boldsymbol{\beta}_i, \mathbf{c}_m(n)=\boldsymbol{\alpha}_p \mid \mathbf{Z}_{m-1}^{(j)}(n), \boldsymbol{\tau}_m^{(j)}, \Delta \mathbf{f}_m^{(j)}, \boldsymbol{\theta}_m^{(j)}, \mathbf{r}_m(n)\right) \propto \alpha_{m,i,p}^{(j)} \quad (27) \end{aligned}$$

由此可知，对 $\mathbf{b}_m(n)$ 和 $\mathbf{c}_m(n)$ 的粒子抽样可以由 $\alpha_{m,i,p}^{(j)}$ 获得。如果 $\mu_m^{(j)}$ 和 $\sigma_m^{2(j)}$ 是由式(24)和式(25)计算得到的对 $\mathbf{b}_m(n)$ 和 $\mathbf{c}_m(n)$ 的估算，则根据卡尔曼滤波理论，参考文献[10]，式(18)和式(19)的均值和协方差可由式(28)，式(29)进行迭代更新。

$$\mathbf{h}_m^{(j)} = \mathbf{h}_{m-1}^{(j)} + \boldsymbol{\xi}_m^{(j)} \left(r_m(n) - \mu_m^{(j)}\right) \quad (28)$$

$$\begin{aligned} \boldsymbol{\Sigma}_m^{(j)} &= \boldsymbol{\Sigma}_{m-1}^{(j)} - \boldsymbol{\xi}_m^{(j)} \cdot \mathbf{A}\left(\mathbf{B}_m^{(j)}(n), \boldsymbol{\theta}_m^{(j)}\right) \\ & \cdot \Delta_m^{(j)} \cdot \boldsymbol{\Sigma}_{m-1}^{(j)} \quad (29) \end{aligned}$$

其中， $\boldsymbol{\xi}_m^{(j)} \triangleq \boldsymbol{\Sigma}_{m-1}^{(j)} \left(\mathbf{A}\left(\mathbf{B}_m^{(j)}(n), \boldsymbol{\theta}_m^{(j)}\right) \cdot \Delta_m^{(j)}\right)^H \cdot \left(\sigma_m^{2(j)}\right)^{-1}$ 。

### 3.2 序列拼接

考虑到SMC方法是在 $n$ 为不同值( $1 \leq n \leq R$ )时，对接收信号进行分段处理之后分别估计出的扩频向量 $\mathbf{c}(n)$ 和信息序列矩阵 $\mathbf{B}(n)$ ，为了获得各用户完整的扩频码和信息序列，就必须对这些估计结果进行拼接和重构。针对不同的 $n$ 值，首先利用估计到的载波频偏 $\Delta \mathbf{f}$ 对扩频波形进行载波同步，得到基带扩频波形；然后根据估计到的时延 $\boldsymbol{\tau}$ 对基带信号进行匹配滤波和码片同步，得到每个用户的扩频向量 $\{\hat{c}_k(n) \mid 1 \leq k \leq K\}$ 。

对于扩频向量 $\mathbf{c}(n)$ ，当 $1 \leq n \leq R$ 时，由于不存在序列的模糊问题，可以直接链接得到每个用户的扩频序列，同时受多径信道环境的影响，算法可以估计出各用户在每条路径上的延迟扩频序列，于是就可以对多条路径下的延迟扩频序列求平均得到各用户的准确扩频码。而对于信息序列矩阵 $\mathbf{B}(n)$ ，在 $n$ 为不同值时，由于在一个完整的扩频周期内包含多个信息序列，致使每个矩阵对应的信息符号不是完整的信息序列。下面对扩频比 $M=R/P$ 为整数和非整数两种情况分别进行讨论，给出完整信息序列的重构方法。

当 $M$ 为整数时，每个扩频周期包含 $M$ 个信息符号， $N$ 个扩频周期内总的信息符号数目 $N_0=MN$ 。为了减少算法的计算量，可以首先采用文献[2]给出的方法对接收信号进行盲同步处理，这样就避免了SMC算法对时延的估计，减少了算法的计算维数。同时由 $i_m(n) = \lfloor ((m-1)R+n)/P \rfloor$ ，( $1 \leq m \leq N$ )可知， $\mathbf{B}(n)$ 的连续 $P$ 个矩阵是相等的，即 $\mathbf{B}(1)=\mathbf{B}(2)=\dots=\mathbf{B}(P)$ ，依次类推还可得到 $\mathbf{B}((M-1)P+1)=\mathbf{B}((M-1)P+2)=\dots=\mathbf{B}(R)$ ，因此可以对 $P$ 个相等的矩阵分别求平均，通过链接得到每个用户完整的信息序列，但是由于多径信道环境的存在，致使各用户存在多个估计结果，所以还需对估计的结果再做均值处理，得到最终的信息序列。

当 $M$ 为非整数时，针对信息符号的规律性完全被破坏，并且信息符号在多个扩频周期之后会出现个别突变的情况，可以充分利用信息序列中包含的相位偏移信息来解决信息序列的次序问题。由

信号模型可知,  $\theta_m^{(k,l)}=2\pi(m-1)\Delta f_k T + \Delta\varphi_k - 2\pi\Delta f_k \tilde{\tau}_{k,l}$ , 利用算法估计出的时延信息 $\tilde{\tau}_{k,l}$ 就可构建各用户相互重叠的信息序列矩阵, 并对该矩阵相互重叠的部分作相关处理, 就可得出完整的信息序列, 其性能会比 $M$ 为整数时有所下降。

### 3.3 算法描述及计算量分析

本节针对研究内容, 对算法进行修正, 以减少算法的计算复杂度, 具体实现步骤如下:

步骤1 初始化数据。对 $j=1, 2, \dots, J$ , 根据 $\mathbf{h}$ 服从的分布 $N_c(0, 1000\mathbf{I}_{KL})$ 初始化 $\mathbf{h}_0^{(j)}$ ;  $\Delta\mathbf{f}$ 服从的 $N(0, 1000\mathbf{I}_K)$ 分布初始化 $\Delta\mathbf{f}_0^{(j)}$ ; 在 $[0, 2T_s]$ 和 $[0, 2\pi]$ 内随机抽取 $KL$ 个值初始化 $\tau_0^{(j)}$ 和 $\theta_0^{(j)}$ ; 令 $n=1, w_0^{(j)}=1$ ;

步骤2 对于固定的 $\beta_{i,k} \in \mathbb{C}$ , 首先采用文中的方法对所有的 $\alpha_p \in 2^K$ 进行迭代处理, 得到 $\mathbf{c}_m(n)$ 的估计, 根据式(24)–式(26)分别计算 $\mu_{m,i,p}^{(j)}$ ,  $\sigma_{m,i,p}^{2(j)}$ 和 $\alpha_{m,i,p}^{(j)}$ ; 然后采用文献[8]的方法对观测数据进行处理, 分别得到各用户的观测处理数据; 最后用式(27)抽样得到具有最大后验概率的 $\mathbf{b}_m(n)$ ;

步骤3 结合式(15)和式(20)计算重要性权值 $w_m^{(j)}(n)$ ;

步骤4 采用MCMC方法抽样 $\mathbf{h}$ 。首先采用式(18)和式(19)对 $\mathbf{h}$ 的全条件后验分布均值和协方差进行迭代更新, 然后采用Gibbs方法对式(17)抽样[9];

步骤5 重抽样。首先由文献[10]的方法计算有效抽样尺度 $J_t$ , 当 $J_t$ 小于预先设定的门限值 $J_{th}=J/10$ 时, 进行重抽样, 得到新粒子 $\{\hat{\mathbf{B}}_m^{(j)}(n), \hat{\mathbf{c}}_m^{(j)}(n), \hat{\mathbf{h}}^{(j)}, \hat{\tau}_m^{(j)}, \hat{\Delta f}_m^{(j)}, \hat{\theta}_m^{(j)}\}_{j=1}^J$ , 其重要性权值均为 $\{\hat{w}_m^{(j)}=1\}_{j=1}^J$ ;

步骤6 重复步骤2–步骤5进行多次迭代, 得到各状态参量估计结果, 最后进行拼接和重构。

下面分析比较文中SMC算法、修正SMC算法和文献[6]中算法的计算复杂度。本文算法的计算量主要集中在3部分: (1)对扩频码和信息序列有限字符集的搜索, 其中扩频码的有限字符集为2, 信息序列的有限字符集为 $V$ , 于是对于分段的 $R$ 个数据在 $N$ 个扩频周期内抽取 $J$ 个粒子总共需要 $RJN(2V)^K$ 的计算量, 分段处理大大减少了算法的计算量; (2)对 $\mathbf{h}$ 均值和协方差的迭代更新, 需要的计算量为 $2NK^2L^2$ ; (3)对 $\tau, \Delta f, \theta_m$ 的先验分布抽样计算量为 $3NKL$ , 因此该算法的总计算量为 $RJN(2V)^K+2NK^2L^2+3NKL$ 。修正之后的SMC算法由于采用上述步骤2进行了处理, 计算量也由3部分组成, 只是对扩频

码和信息序列有限字符集进行搜索时, 计算量降为 $RJNKV2^K$ , 其它两部分计算量相同。文献[6]算法不能适应多径信道环境, 其主要包括5个部分的计算量: (1)计算 $H$ 个协方差矩阵 $\mathbf{R}_l$ , 计算量 $N_1=HH_1N^2$ ; (2)对 $H$ 个 $\mathbf{R}_l$ 特征值分解, 计算量 $N_2=HH_1^3$ ; (3)对观测信号进行白化处理, 计算量 $N_3=H(K^2N+KNH_1)$ ; (4)采用Complex-ICA算法进行迭代处理, 计算量 $N_4=2H(3KH_1+K^3)$ ; (5)去模糊处理, 计算量 $N_5=H(H_1-1)K^2$ 。由分析可知, 随着扩频序列位数 $R$ 的增加, 本文算法的计算量变化不大, 且相对文献[6]算法具有明显优势, 但是本文算法受用户个数 $K$ 和信息序列有限字符集个数 $V$ 的影响较为严重, 当 $K$ 和 $V$ 增加时, 计算量成2倍的速度增长。

## 4 仿真实验与分析

平均输入信噪比定义为

$$\text{SNR} = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K 10 \lg \left( \sum_{l=1}^L \tilde{\beta}_{k,l}^2 / \sigma^2 \right)$$

采用输出信噪比来衡量扩频序列的估计性能, 即第 $k$ 个用户序列输出信噪比 $\text{SNR}_o^k = 10 \lg \left( \frac{\mathbb{E} \left[ (c_k(n))^2 \right]}{\mathbb{E} \left[ (c_k(n) - \hat{c}_k(n))^2 \right]} \right)$ , 而信息序列则采用误码率进行衡量。

### 仿真1: 不同用户数时的估计性能

仿真条件: 用户数 $K$ 分别为2, 4, 6, 8, 每个用户的扩频码为 $R=127$ 的随机序列, 码片速率为10 MHz, 符号速率为10 MHz/50=200 kHz, 扩频增益 $P=50$ , 调制样式为BPSK, 各用户的多径路数均为 $L=3$ , 信道衰落幅度 $\beta_{k,l}$ 从零均值的复高斯分布中随机选取, 每个用户信号的载频偏差 $\Delta f_k$ 分别为 $\{0.1f_c, 0.2f_c, 0.3f_c, 0.4f_c, 0.5f_c, 0.6f_c, 0.7f_c, 0.8f_c\}$ , 多径时延 $\tilde{\tau}_{k,l}$ 从 $[0, 2T_s]$ 上随机选取, 相位偏差 $\Delta\varphi_k$ 在 $[0, \pi]$ 内等概率的随机选取, 且每个用户的发射功率相等。仿真数据为 $N=200$ 个扩频周期, 以码片速率进行采样, 每个扩频周期采样点数为127, 输入信噪比变化范围为 $-15 \sim 15$  dB, 算法迭代过程中取粒子数 $J=100$ 。

图1为 $K=4$ ,  $\Delta f_k$ 真值为 $\{0.1f_c, 0.2f_c, 0.3f_c, 0.4f_c\}$ , 信噪比为 $-6$  dB, 当迭代进行到 $m=N=200$ 时, 对 $J=100$ 个粒子作统计处理, 得到的 $\Delta f_k$ 的后验分布估计, 并以直方图的形式表示, 该图表明具有最大后验概率值的载波频偏非常接近真实值。图2为 $K$ 取2, 4, 6, 8时, 本文算法对扩频序列的估计性能。在多用户情况下, 输出信噪比的计算为对

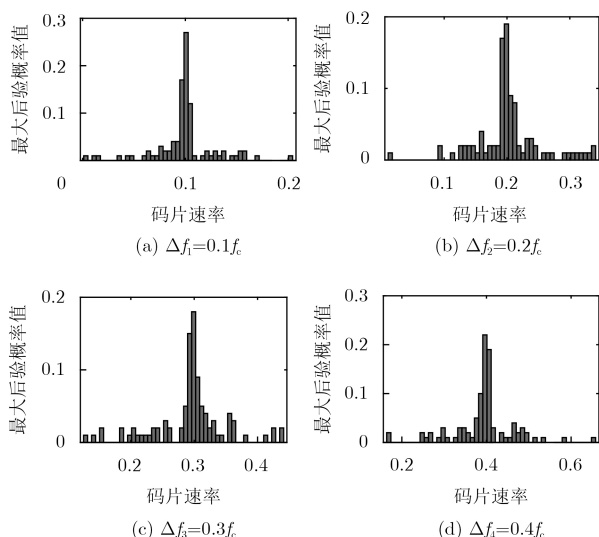


图1 载波频偏估计后验分布直方图

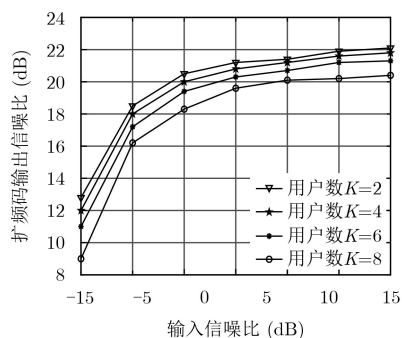


图2 不同用户数K时扩频序列输出信噪比

所有用户的扩频码和信息序列粒子抽样值求平均得到。从图可以看出，本文算法能在较低信噪比条件下有效估计扩频码。当信噪比大于 $-10$  dB、用户数不超过8时，恢复出的扩频码平均输出信噪比大于 $16$  dB，所有用户的信息序列估计误码率均低于 $10^{-2}$ 。但由于长码信号的每个用户并不是严格正交的，随着用户数目的增多，扩频码和信息序列的估计性能会有所下降。

### 仿真2：不同周期数目时的估计性能

仿真条件：用户数目 $K=4$ ，周期数目 $N$ 分别为100, 200, 300, 400，每个用户信号的载波频偏 $\Delta f_k$ 为 $\{0.1f_c, 0.2f_c, 0.3f_c, 0.4f_c\}$ ，其它参数与仿真1相同。

从图3和图4可以看出，随着周期数目 $N$ 的增加，序列的粒子抽样值越来越接近真实值，估计性能越好，这是因为在序列的拼接过程中，可用的序列和相互重叠的部分就增多，在求均值和做相关处理时得到的值就更接近于真实值。当周期数目增加1倍，其估计性能平均提高大约3 dB。同样，随着 $N$ 的增加，算法的计算量也成倍增加，因此在选择参数时，应折中考虑这两个因素，并且文中建立的

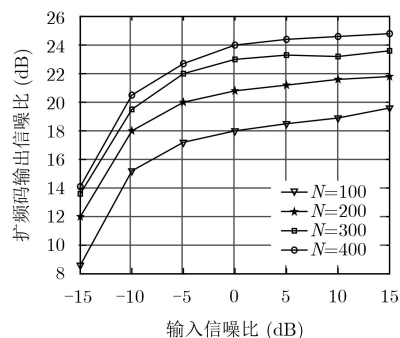


图3 不同周期数目N时扩频序列输出信噪比

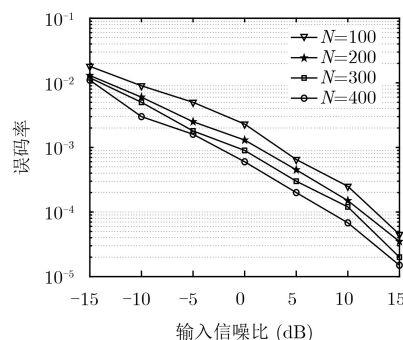


图4 不同周期数目N时信息序列误码率

信道模型是分组非时变的，随着 $N$ 的增加，也应该适当地修正信道模型，以满足实际的应用需求。

### 仿真3：不同调制样式时的估计性能

仿真条件：与仿真1基本相同，区别是用户数 $K=4$ ，调制样式分别为BPSK, QPSK和16QAM。

图5给出了当信噪比SNR= $-6$  dB时，本文算法在QPSK和16QAM调制时估计信息序列星座图与真实序列星座图的对比结果。限于篇幅的原因，图5中只给出其中一个用户的结果。图6为在不同的调制样式下，信息序列估计的误码率随输入信噪比的变化曲线。从图5和图6中可以看出，本文算法能够在较低的信噪比条件下很好的估计出不同调制样式的信息序列。

### 仿真4：扩频比M为整数和非整数时的估计性能

仿真条件：用户数目 $K=4$ ，每个用户的扩频码为 $R=255$ 的随机序列，扩频增益分别为 $P=50, 85, 125$ ，仿真数据为 $N=200$ 个扩频周期，每个扩频周期采样点数为255，其它参数与仿真1相同。

图7和图8分别给出当迭代进行到 $m=N=200$ 时，不同条件下扩频码和信息序列的估计性能。同时给出了在 $M$ 为整数时，采用文献[2]的方法先进行简化处理后获得的估计结果。由仿真结果可知，经过处理之后的估计性能得到了有效的改善，处理时间大大缩减。从图中可以看出，本文算法对 $M$ 为整数和非整数都能适应。当 $M$ 为整数时，在一个完整

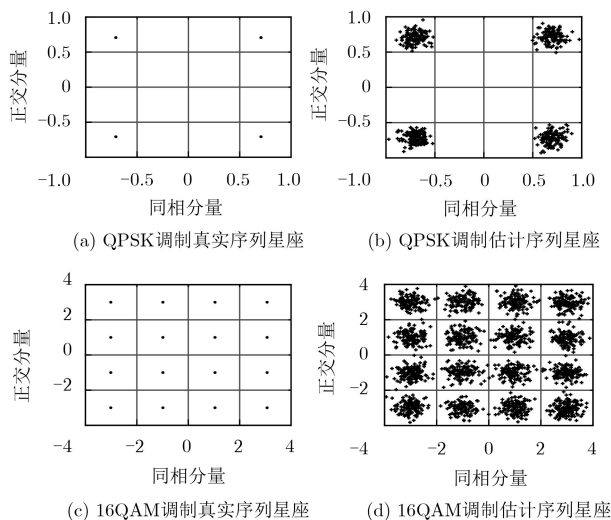


图5 不同调制样式时信息序列星座图

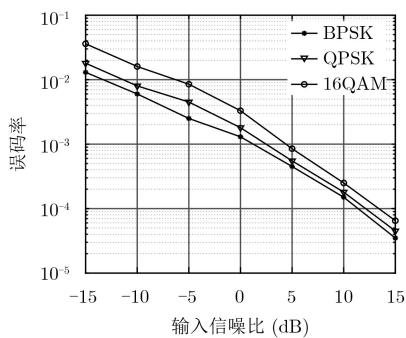


图6 不同调制样式时信息序列误码率

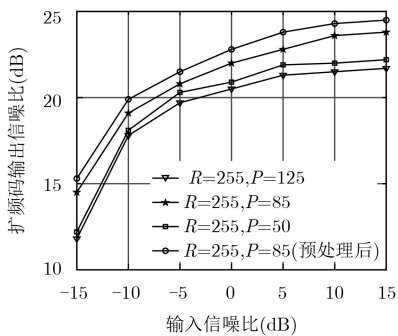


图7 不同扩频比M时扩频序列输出信噪比

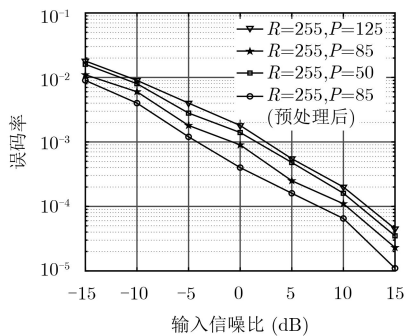


图8 不同扩频比M时信息序列误码率

扩频周期内, 不存在信息跳变问题, 从而使得算法性能相比于M为非整数时有较大提高, 同时扩频增益越大, 在序列拼接时可用的序列减少, 算法性能越低。而M为非整数时, M值越小(扩频增益越大), 算法性能越低, 这是因为在每段符号周期内发生信息跳变的概率增加, 并且序列在拼接过程中可利用的重叠部分信息减少, 做相关处理时得到的估计值误差增大。

**仿真5: 时变多径衰落信道环境时的估计性能**

仿真条件: 用户数 $K=4$ , 扩频码为 $R=127$ 的随机序列, 扩频增益 $P=50$ , 多径路数均为 $L=3$ , 将信道衰落幅度 $h_m$ 建模成1阶AR模型, 即 $h_m = Fh_{m-1} + w_m$ , 取模型系数 $F=0.999 \cdot \text{ones}(1, KL)$ ,  $w_m$ 为零均值, 协方差矩阵 $\Sigma_w=0.01\text{eye}(KL)$ 的复高斯分布,  $\tilde{\tau}_{k,l}$ 从 $[0, 2T_s]$ 上随机选取, 各用户信号载频偏差 $\Delta f_k$ 分别为 $\{0.1f_c, 0.2f_c, 0.3f_c, 0.4f_c\}$ , 相位偏差 $\Delta\phi_k$ 在 $[0, \pi]$ 内等概率的随机选取, 其它条件与仿真1相同。

图9给出了当迭代进行到 $m=N=200$ 时, 采用文献[16]中的改进卡尔曼滤波方法对 $h_m$ 进行迭代更新, 从而得到粒子抽样信息序列的估计性能。由图9可知, 本文算法对时变的多径信道衰落环境同样适应, 但相对于分组非时变的信道环境, 性能有所降低。图10为 $\text{SNR} = -6 \text{ dB}$ 时, 衰落幅度 $\tilde{\beta}_{1,1}^{(m)}$ 的跟踪抽样均值。

**5 结束语**

本文以多径信道环境下的非同步长码DS-CDMA信号为研究对象, 在分析各参数的状态空间模型和观测信号模型的基础上, 结合分段建模的思想, 提出了基于SMC的扩频码及信息序列盲估计算法, 该算法不仅考虑了不同用户在多径环境下的时间延迟不同, 还考虑了实际应用中每个用户存在的载波频偏和相位偏差。仿真结果验证了本文算法的估计性能。从文中算法的计算量分析可知, 该算法受用户个数K和信息序列有限字符集个数V的影响较为严重, 当K和V增加时, 计算量成2倍的速度增长。

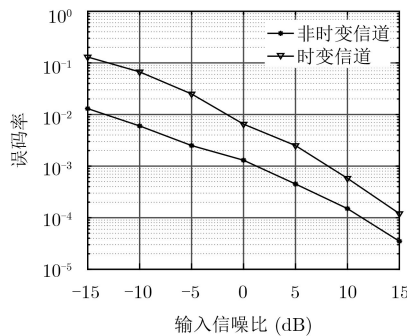


图9 时变信道条件下信息序列误码率

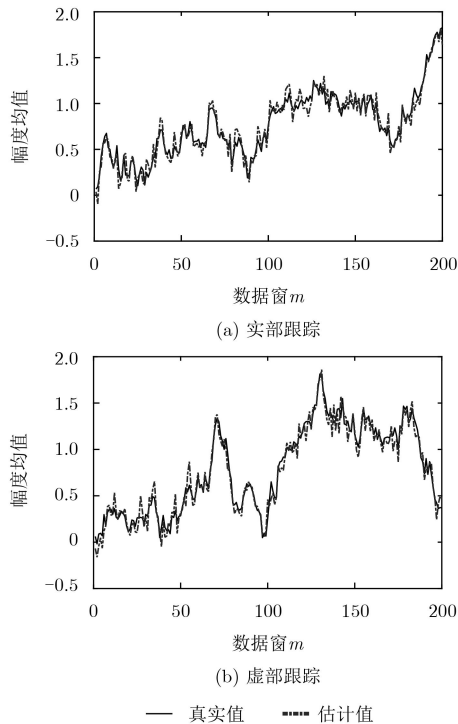


图 10 衰落幅度 $\tilde{\beta}_{1,1}^{(m)}$ 的跟踪抽样均值

因此，在接下来的研究中，还应侧重于减少算法的计算量为目的，以便更好地满足工程的实际需求。

### 参考文献

- [1] WANG Shuai, AN Sining, MIAO Xiaqing, *et al.* Compressed sensing assisted joint channel estimation and detection for DS-CDMA uplink[J]. *IEEE Communications Letters*, 2015, 19(10): 1730–1733. doi: [10.1109/LCOMM.2015.2439036](https://doi.org/10.1109/LCOMM.2015.2439036).
- [2] KOIVISTO T and KOIVUNEN V. Blind despreading of short-code DS-CDMA signals in asynchronous multi-user systems[J]. *Signal Processing*, 2007, 87(11): 2560–2568. doi: [10.1016/j.sigpro.2007.04.012](https://doi.org/10.1016/j.sigpro.2007.04.012).
- [3] BUI D M and LEE S. Fast Gaussian process regression for multiuser detection in DS-CDMA[J]. *IEEE Communications Letters*, 2017, 21(2): 406–409. doi: [10.1109/LCOMM.2016.2620430](https://doi.org/10.1109/LCOMM.2016.2620430).
- [4] LIANG Jianghai, WANG Xiang, WANG Fenghua, *et al.* Blind spreading sequence estimation algorithm for long-code DS-CDMA signals in asynchronous multi-user systems[J]. *IET Signal Processing*, 2017, 11(6): 704–710. doi: [10.1049/iet-spr.2016.0506](https://doi.org/10.1049/iet-spr.2016.0506).
- [5] MASMOUDI A, BELLILI F, AFFES S, *et al.* Maximum likelihood time delay estimation from single- and multi-carrier DSSS multipath MIMO transmissions for future 5G networks[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2017, 16(8): 4851–4865. doi: [10.1109/TWC.2017.2701796](https://doi.org/10.1109/TWC.2017.2701796).
- [6] 陆凤波. 复杂电磁环境下的欠定盲源分离技术研究[D]. [博士学位论文], 国防科学技术大学, 2011.  
LU Fengbo. Research on underdetermined blind source separation in complex electromagnetic environment[D]. [Ph.D. dissertation], National University of Defense Technology, 2011.
- [7] SHOREH M H, BEYRANVAND H, and SALEHI J A. Performance evaluation of asynchronous multi-carrier code division multiple access for next-generation long-reach fibre optic access networks[J]. *IET Optoelectronics*, 2015, 9(6): 325–332. doi: [10.1049/iet-opt.2014.0092](https://doi.org/10.1049/iet-opt.2014.0092).
- [8] YU Qian, BI Guoan, and ZHANG Liren. Blind multiuser detection for long code multipath DS-CDMA systems with Bayesian MC techniques[J]. *Wireless Personal Communications*, 2006, 39(3): 265–278. doi: [10.1007/s11277-006-9018-9](https://doi.org/10.1007/s11277-006-9018-9).
- [9] YU Qian, BI Guoan, and ZHANG Liren. Modified SMC method of blind multiuser detection for DS-CDMA systems over fading channels[J]. *Wireless Personal Communications*, 2007, 43(4): 1339–1349. doi: [10.1007/s11277-007-9306-z](https://doi.org/10.1007/s11277-007-9306-z).
- [10] 钟兆根, 张立民, 林洪文. 基于SMC的STBC-MC-CDMA信号扩频码及信息序列盲估计[J]. *电子学报*, 2016, 44(5): 1025–1031. doi: [10.3969/j.issn.0372-2112.2016.05.003](https://doi.org/10.3969/j.issn.0372-2112.2016.05.003).  
ZHONG Zhaogen, ZHANG Limin, and LIN Hongwen. Blind estimation of spreading codes and information sequences for STBC-MC-CDMA signals based on SMC[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2016, 44(5): 1025–1031. doi: [10.3969/j.issn.0372-2112.2016.05.003](https://doi.org/10.3969/j.issn.0372-2112.2016.05.003).
- [11] SHEN Bin and WANG Jianxin. Chip rate and pseudo-noise sequence estimation for direct sequence spread spectrum signals[J]. *IET Signal Processing*, 2017, 11(6): 727–733. doi: [10.1049/iet-spr.2016.0687](https://doi.org/10.1049/iet-spr.2016.0687).
- [12] GU Xiaowei, ZHAO Zhijin, and SHEN Lei. Blind estimation of pseudo-random codes in periodic long code direct sequence spread spectrum signals[J]. *IET Communications*, 2016, 10(11): 1273–1281. doi: [10.1049/iet-com.2015.0374](https://doi.org/10.1049/iet-com.2015.0374).
- [13] GUAN Mingxiang and WANG Le. A novel recognition method for low SNR DSSS signals based on four-order cumulant and eigenvalue analysis[J]. *Chinese Journal of Electronics*, 2015, 24(3): 650–653. doi: [10.1049/cje.2015.07.036](https://doi.org/10.1049/cje.2015.07.036).
- [14] 赵知劲, 李淼, 尚俊娜. 基于矩阵填充和三阶相关的长短码DS-CDMA信号多伪码盲估计[J]. *电子与信息学报*, 2016, 38(7): 1788–1793. doi: [10.11999/JEIT151087](https://doi.org/10.11999/JEIT151087).  
ZHAO Zhijin, LI Miao, and SHANG Junna. Blind estimation of LSC-DS-CDMA signal based on matrix completion and triple correlation[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2016, 38(7): 1788–1793. doi: [10.11999/JEIT151087](https://doi.org/10.11999/JEIT151087).
- [15] 张天骐, 杨凯, 赵亮, 等. 多径衰落信道下MC-CDMA信号扩频序列周期盲估计[J]. *系统工程与电子技术*, 2017, 39(12): 2803–2809. doi: [10.3969/j.issn.1001-506X.2017.12.25](https://doi.org/10.3969/j.issn.1001-506X.2017.12.25).  
ZHANG Tianqi, YANG Kai, ZHAO Liang, *et al.* Blind estimation of spread spectrum sequence period for MC-CDMA signals in multipath fading channels[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2017, 39(12): 2803–2809. doi: [10.3969/j.issn.1001-506X.2017.12.25](https://doi.org/10.3969/j.issn.1001-506X.2017.12.25).
- [16] BALASINGAM B. Computationally efficient blind-adaptive algorithms for multi-antenna systems[D]. [Ph.D. dissertation], McMaster University, 2007.

钟兆根：男，1984年生，讲师，研究方向为扩频信号处理及信道编码识别技术。

于致远：男，1992年生，博士生，研究方向为信道编码识别技术。

孙雪丽：女，1988年生，讲师，研究方向为扰码重建及电子系统仿真。