

# 一种新颖的异步多径 CDMA 信号的 贝叶斯多用户检测方法

吴莉莉<sup>1</sup>, 尚 勇<sup>2</sup>, 廖桂生<sup>1</sup>

(1. 西安电子科技大学雷达信号处理重点实验室, 陕西西安 710071; 2. 北京大学电子学系, 北京 100871)

**摘 要:** 马尔可夫链蒙特卡罗 (MCMC) 方法有效地解决了贝叶斯计算的问题, 但是不容易将它应用于有未知干扰用户的异步多径 CDMA 系统. 为了克服这一困难, 本文提出一种新颖的贝叶斯多用户检测方法, 它首先用线性群盲解相关器对接收信号做预处理, 然后再用 Gibbs 采样 (一种典型的 MCMC 算法) 做贝叶斯多用户检测. 仿真结果表明, 该方法的检测性能明显地优于线性群盲多用户检测, 其计算复杂度的增加与小区内用户数目呈线性关系. 为了进一步提高本文方法的性能, 我们使用两级 Gibbs 采样, 根据第一级 Gibbs 采样的输出得到更精确的参数估计, 并把它用于第二级 Gibbs 采样中. 仿真结果证明, 与只使用一级 Gibbs 采样的方法相比, 两级 Gibbs 采样的检测性能明显地改善了.

**关键词:** 马尔可夫链蒙特卡罗方法; 异步多径 CDMA; 贝叶斯多用户检测; Gibbs 采样; 两级 Gibbs 采样

**中图分类号:** TN914.53

**文献标识码:** A

**文章编号:** 0372-2112 (2004) 06-0895-04

## A Novel Bayesian Multiuser Detection Method for Asynchronous CDMA Signals in Multipath Channels

WU Li-li<sup>1</sup>, SHANG Yong<sup>2</sup>, LIAO Gui-sheng<sup>1</sup>

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

2. Department of Electronics, Peking University, Beijing 100871, China)

**Abstract:** Markov chain Monte Carlo (MCMC) methods are considered as the powerful techniques for Bayesian computation. However, it is difficult to apply them to the asynchronous CDMA systems in the presence of unknown interferences and multipath fading. In this paper, a novel Bayesian multiuser detection method is proposed to overcome the difficulty. In the proposed method, the received signal is preprocessed at first by the linear group-blind decorrelator, and then, the Gibbs sampler (a typical MCMC procedure) is employed to perform the Bayesian multiuser detection. Simulation results show that this method significantly outperforms the linear group-blind multiuser detection with a low additional complexity linear with the number of intra-cell users. To improve the performance of the proposed method, two stage Gibbs samplers are used. In the first stage, the parameter estimation with high accuracy is achieved based on the output of the Gibbs sampler and the estimated parameters are used in the Gibbs sampler of the second stage. It is seen that the detection performance is improved in comparison with that of the method using one stage Gibbs sampler.

**Key words:** markov chain monte carlo methods; asynchronous CDMA; multipath fading; bayesian multiuser detection; gibbs sampler; two stage gibbs samplers

### 1 引言

近年来, 多用户检测技术已经成为通信信号处理领域的一个研究热点. 1986 年, S. Verdú 给出了以误码率最小为准则的最佳多用户检测器<sup>[1]</sup>, 即贝叶斯检测器 (最大后验概率检测器), 其计算复杂度与用户数呈指数关系, 难以在工程应用中实现. 于是, 人们开始寻找低复杂度的次最优多用户检测方法. 线性解相关器<sup>[2]</sup>和线性最小均方误差 (MMSE) 多用户检测是线性多用户检测方法的代表. 它们具有简单且易实现的优

点, 但检测性能往往不够理想. 随后, 许多研究者将非线性的方法引入到多用户检测技术中: 连续干扰抵消器、判决反馈检测器、部分干扰抵消器、基于神经网络的多用户检测器、EM 方法<sup>[3]</sup>及基于最慢速下降法的群盲多用户检测<sup>[4]</sup>等构成了非线性的多用户检测方法. 其中, 后两种方法能够给出问题的最大似然解.

最近, 一种新的信号处理方法——马尔可夫链蒙特卡罗方法 (MCMC)<sup>[5]</sup>已在众多研究领域获得了成功的应用. 它突破传统的思维, 在一种全新的框架下, 采用较简单的数值方法近

收稿日期: 2002-12-28; 修回日期: 2003-06-26

基金项目: 国家自然科学基金 (No. 60172028); 高等学校博士学科点专项基金 (No. 20010701008)

似求解贝叶斯 (Bayes) 问题, 使实现 Bayes 检测成为可能. Gibbs 采样<sup>[5]</sup>是一种典型的 MCMC 方法, 文献[6,7]已成功地将它应用于同步单径 DS-CDMA 系统的 Bayes 多用户检测.

本文研究有未知干扰用户的异步多径 DS-CDMA 系统的多用户检测问题. 我们提出一种新颖的 Bayes 多用户检测方法, 它把 Gibbs 采样与线性群盲解相关技术<sup>[8]</sup>相结合, 使在异步多径及有未知干扰用户的情况下, 仍然能够应用 Gibbs 采样进行 Bayes 检测. 并且, 我们注意到其性能受参数估计精度的影响, 进而提出使用两级 Gibbs 采样的方法, 它能够给出更精确的参数估计以提高检测性能.

## 2 蒙特卡罗方法及 Gibbs 采样

用  $\mathbf{b} = [b_1, b_2, \dots, b_K]^T$  表示由未知参量构成的向量,  $y$  表示观测值. 假设我们关心的是未知参量  $b_k$  的最优估计  $\hat{b}_k$ , 它使边缘后验概率  $p(b_k | y)$  最大. MCMC 方法的基本思想可以概括如下: 假设产生  $T$  个各态历经的随机样本  $\{b^{(t)}\}_{t=1}^T$ , 它们服从联合后验概率分布  $p(\mathbf{b} | y)$ . 那么, 我们可以根据产生的样本中相应分量  $\{b_k^{(t)}\}_{t=1}^T$  的实验分布 (直方图) 估计边缘后验概率  $p(b_k | y)$ , 进而得到  $b_k$  的最优估计. 可以这样直观地理解, 如果产生的样本具有各态历经性, 那么, 我们可以近似地认为:  $b_k$  的某种取值在样本集合  $\{b_k^{(t)}\}_{t=1}^T$  中出现的频率就是它的概率.

MCMC 方法的关键在于产生服从目标分布的随机样本. 一般情况下, 很难直接从目标分布  $p(\mathbf{b} | y)$  中抽取样本. Gibbs 采样根据全条件分布 (Full condition distributions), 采用反复迭代的方法产生服从分布  $p(\mathbf{b} | y)$  的样本.

任意设定初始值  $\mathbf{b}^{(0)} = [b_1^{(0)}, b_2^{(0)}, \dots, b_K^{(0)}]$ . Gibbs 采样通过下面的迭代过程产生随机样本  $\{b^{(t)}\}_t$ . 在第  $t$  次迭代中:

产生  $b_1^{(t)} \sim p(b_1 | b_2^{(t-1)}, b_3^{(t-1)}, \dots, b_K^{(t-1)}, y)$

产生  $b_2^{(t)} \sim p(b_2 | b_1^{(t-1)}, b_3^{(t-1)}, \dots, b_K^{(t-1)}, y)$

...

产生  $b_K^{(t)} \sim p(b_K | b_1^{(t-1)}, b_2^{(t-1)}, \dots, b_{K-1}^{(t-1)}, y)$

已有研究表明: 在大多数条件下, 当  $t \rightarrow \infty$ ,  $\mathbf{b}^{(t)}$  的概率分布几何地收敛到  $p(\mathbf{b} | y)$ <sup>[5]</sup> (converges geometrically to). 由于 Gibbs 采样需要经过一段初始状态才能达到收敛, 我们用收敛后的样本进行估计.

## 3 系统的数学模型

我们考虑高斯噪声背景下, 异步多径的 DS-CDMA 系统. 假设共有  $K$  个用户, 其中前  $\tilde{K}$  ( $\tilde{K} < K$ ) 个小区内用户的扩频序列已知, 称为已知用户, 其余的来自邻近小区的用户是未知用户. 数字基带接收信号的矩阵表示如下<sup>[4]</sup>:

$$\mathbf{r}[i] = \mathbf{H}\mathbf{b}[i] + \mathbf{n}[i] \quad (1)$$

其中,  $\mathbf{r}[i]$  是接收信号向量,  $\mathbf{H}$  是信道响应矩阵,  $\mathbf{b}[i]$  是由  $K$  个用户所发射的符号构成的矩阵,  $\mathbf{n}[i]$  为噪声向量. 采用文献[8]给出的线性群盲解相关算法, 对接收数据  $\mathbf{r}[i]$  进行解相关预处理. 用  $\tilde{\mathbf{D}}$  表示线性群盲解相关权, 可以推出<sup>[4]</sup>:

$$\tilde{\mathbf{r}}[i] = \tilde{\mathbf{D}}^H \mathbf{r}[i] = \tilde{\mathbf{A}} \tilde{\mathbf{b}}[i] + \tilde{\mathbf{D}}^H \mathbf{n}[i] \quad (2)$$

这里,  $\tilde{\mathbf{b}}[i] \triangleq [b_1[i], b_2[i], \dots, b_{\tilde{K}}[i]]^T$  是由  $\tilde{K}$  个已知用户的第  $i$  个符号构成的向量.  $\tilde{\mathbf{A}} \triangleq \text{diag}(\tilde{\alpha}_1, \dots, \tilde{\alpha}_{\tilde{K}})$  是盲信道估计所引起的模糊, 可以粗略地估计<sup>[4]</sup>. 至于加性高斯噪声方差  $\sigma^2$  的估计, 则可以通过对接收信号  $\mathbf{r}[i]$  的自相关矩阵的特征分解得到, 这里不再赘述. 根据式 (2), 可以得到线性群盲解相关器输出的实信号表示形式:

$$\mathbf{y}[i] = \tilde{\mathbf{b}}[i] + \mathbf{v}[i] \quad (3)$$

其中

$$\mathbf{y}[i] = \begin{bmatrix} \text{real}(\tilde{\mathbf{r}}[i]) \\ \text{imag}(\tilde{\mathbf{r}}[i]) \end{bmatrix}, \mathbf{v}[i] = \begin{bmatrix} \text{real}(\tilde{\mathbf{D}}^H \mathbf{n}[i]) \\ \text{imag}(\tilde{\mathbf{D}}^H \mathbf{n}[i]) \end{bmatrix}, \tilde{\mathbf{A}} = \begin{bmatrix} \text{real}(\tilde{\mathbf{A}}) \\ \text{imag}(\tilde{\mathbf{A}}) \end{bmatrix}$$

$\mathbf{v}[i]$  的协方差矩阵由式 (4) 给出

$$\text{cov}(\mathbf{v}[i]) = \frac{\sigma^2}{2} \begin{bmatrix} \mathbf{Q} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{Q} \end{bmatrix} \quad (4)$$

其中,

$$\mathbf{Q} = \text{real}(\tilde{\mathbf{D}})^T \text{real}(\tilde{\mathbf{D}}) + \text{imag}(\tilde{\mathbf{D}})^T \text{imag}(\tilde{\mathbf{D}})$$

$\text{real}(\cdot)$ ,  $\text{imag}(\cdot)$  分别表示取实部、虚部运算.

## 4 基于 Gibbs 采样的 Bayes 多用户检测

在这一节中, 我们提出一种新颖的 Bayes 多用户检测方法. 根据式 (2), 可以看到, 在解相关预处理之后, 未知用户及码间串扰已经被抑制了, 可以根据解相关器的输出  $\mathbf{y}[i]$ , 对期望用户进行最优检测. 式 (5) 给出了第  $k$  个用户第  $i$  个符号的最优估计, 即 Bayes 估计.

$$\hat{b}_k[i] = \arg \max_{b_k[i] \in \{-1, +1\}} p(b_k[i] | \mathbf{y}[i]), \quad k=1, 2, \dots, \tilde{K} \quad (5)$$

为了讨论方便, 假设无信道编码, 信源发射符号相互独立, 且服从均匀分布, 采用 BPSK 调制, 第  $k$  ( $1 \leq k \leq \tilde{K}$ ) 个用户为期望用户. 我们有

$$p(b_k[i] = +1) = p(b_k[i] = -1) = 0.5, \quad k=1, 2, \dots, \tilde{K} \quad (6)$$

$$p(\tilde{\mathbf{b}}[i] | \mathbf{y}[i]) = \frac{p(\mathbf{y}[i] | \tilde{\mathbf{b}}[i]) p(\tilde{\mathbf{b}}[i])}{(1/(2^{\tilde{K}})) \cdot (1/V^2)}$$

$$\exp \left[ -\frac{1}{2} (\mathbf{y}[i] - \tilde{\mathbf{b}}[i])^T \mathbf{Q}^{-1} (\mathbf{y}[i] - \tilde{\mathbf{b}}[i]) \right] \quad (7)$$

为了得到式 (5) 的解, 首先, 用第二节介绍的 Gibbs 采样产生一批服从概率分布  $p(\tilde{\mathbf{b}}[i] | \mathbf{y}[i])$  的样本, 然后再根据这些样本计算  $p(b_k[i] | \mathbf{y}[i])$ . 实现 Gibbs 采样需要计算全条件分布  $p(b_k[i] = +1 | \tilde{\mathbf{b}}_{-k}[i], \mathbf{y}[i])$ , 其中  $\tilde{\mathbf{b}}_{-k}[i]$  表示从向量  $\tilde{\mathbf{b}}[i]$  中剔除第  $k$  个元素所得到的向量. 根据概率公式有:

$$p(b_k[i] = +1 | \tilde{\mathbf{b}}_{-k}[i], \mathbf{y}[i]) = \frac{p(b_k[i] = +1, \tilde{\mathbf{b}}_{-k}[i] | \mathbf{y}[i])}{p(\tilde{\mathbf{b}}_{-k}[i] | \mathbf{y}[i])}$$

$$= \frac{p(b_k[i] = +1, \tilde{\mathbf{b}}_{-k}[i], \mathbf{y}[i])}{p(b_k[i] = +1, \tilde{\mathbf{b}}_{-k}[i], \mathbf{y}[i]) + p(b_k[i] = -1, \tilde{\mathbf{b}}_{-k}[i], \mathbf{y}[i])}$$

$$= \frac{p(b_k[i] = +1, \tilde{\mathbf{b}}_{-k}[i] | \mathbf{y}[i])}{p(b_k[i] = +1, \tilde{\mathbf{b}}_{-k}[i] | \mathbf{y}[i]) + p(b_k[i] = -1, \tilde{\mathbf{b}}_{-k}[i] | \mathbf{y}[i])}$$

$$= \left[ 1 + \frac{p(b_k[i] = -1, \tilde{\mathbf{b}}_{-k}[i] | \mathbf{y}[i])}{p(b_k[i] = +1, \tilde{\mathbf{b}}_{-k}[i] | \mathbf{y}[i])} \right]^{-1} \quad (8)$$

将式 (7) 代入上式, 得到全条件分布如式 (9) 所示,

$$p(b_k[i] = +1 | \tilde{\mathbf{b}}_{-k}[i], \mathbf{y}[i]) = \left\{ 1 + \exp \left[ -\frac{1}{2} (\mathbf{y}[i] - \tilde{\mathbf{b}}[i]^{-k})^T \mathbf{Q}^{-1} (\mathbf{y}[i] - \tilde{\mathbf{b}}[i]^{-k}) \right] + \frac{1}{2} (\mathbf{y}[i] - \tilde{\mathbf{b}}[i]^{+k})^T \mathbf{Q}^{-1} (\mathbf{y}[i] - \tilde{\mathbf{b}}[i]^{+k}) \right\}^{-1} \quad (9)$$

上式中,  $\tilde{b}[i]^{-k}$  和  $\tilde{b}[i]^{+k}$  对应令向量  $\tilde{b}[i]$  的第  $k$  个元素分别取 -1 和 +1 所得到的结果。

Gibbs 采样进行  $T$  次迭代后得到  $T$  个服从概率分布  $p(\tilde{b}[i] | y[i])$  的样本  $\{\tilde{b}[i]\}_{i=1}^T$ 。前  $T_0$  个样本丢弃不用, 于是有:

$$\hat{p}(b_k[i] = +1 | y[i]) \cong \frac{1}{T - T_0} \sum_{t=T_0+1}^T b_k^{(t)}[i] \quad (10)$$

上式中,

$$b_k^{(t)}[i] = \begin{cases} 1, & b_k^{(t)}[i] = +1 \\ 0, & b_k^{(t)}[i] = -1 \end{cases}$$

这里, 由于只使用了一次 Gibbs 采样算法, 我们称之为单 Gibbs 采样检测。Gibbs 采样的计算复杂度是  $O(\tilde{K}T)$ , 而直接计算式 (5) 的复杂度是  $O(2^{\tilde{K}})$ , 与已知用户数呈指数关系。

本文的方法能够根据符号的先验概率计算符号的后验概率, 即具有软输入软输出的特点, 在有信道编码的系统中, 即使符号先验概率未知, 它也可以通过多级迭代 (Turbo) 处理<sup>[9]</sup>估计出符号的后验概率, 进行 Bayes 检测。

另外, 我们注意到式 (9) 中的全条件分布与参数  $\hat{A}$  有关, 不精确的参数估计  $\hat{A}$  会影响上述方法的性能。为了提高参数估计的精度, 我们提出使用两级 Gibbs 采样的方法, 这里称之为双 Gibbs 采样检测。图 1 给出了它的原理, 其中虚线框内的部分表示单 Gibbs 采样检测。

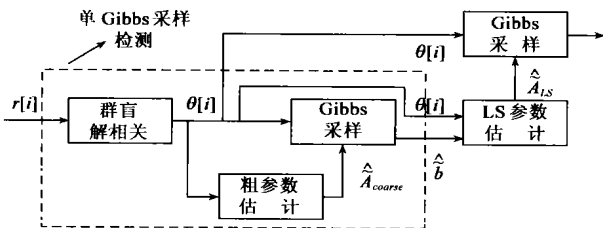


图 1 双 Gibbs 采样检测

根据群盲解相关器的输出  $\theta[i]$ , 对  $\tilde{A}$  进行粗略估计<sup>[4]</sup>, 其结果用  $\hat{A}_{coarse}$  表示。第一级 Gibbs 采样使用粗估计参数  $\hat{A}_{coarse}$ , 给出所有已知用户符号的 Bayes 估计  $\hat{b}[i] (i=1, 2, \dots, L)$ ; 然后根据式 (2), 我们可以得到  $\tilde{A}$  的最小二乘 (LS) 估计  $\hat{A}_{LS}$ 。

$$\hat{A}_{LS} = \text{diag} \left( \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L B[i] \theta[i] \right) \quad (11)$$

其中,  $B[i] = \text{diag}(\hat{b}[i])$ ,  $\text{diag}(\cdot)$  表示对角化运算。把  $\hat{A}_{LS}$  代入式 (9) 中, 可以得到更准确的全条件分布, 第二级 Gibbs 采样使用这个精确度更高的全条件分布, 能够给出更准确的检测结果。

从图 1 中可以看到, 根据单 Gibbs 采样检测的输出进行一次简单的 LS 参数估计, 然后再进行 Gibbs 采样处理 (图 1 中的第二级 Gibbs 采样), 就得到了双 Gibbs 采样检测的输出。所以, 与单 Gibbs 采样检测相比, 双 Gibbs 采样检测的复杂度增加了, 增加量大约等于第二级 Gibbs 采样的复杂度。

同样地, 在有信道编码的系统中, 双 Gibbs 采样检测也可以做 Turbo 最大后验概率检测。

## 5 仿真结果

仿真实验中, 我们用 BPSK 调制的 DS-SS-CDMA 信号, 无信道编码。共有 20 个异步用户, 其中 15 个用户已知, 所有用户以等功率发射。从每个移动台到基站的无线信道具有 3 条多径, 且假设各多径间的相对延迟大于一个码片长度, 多径的时延扩展小于一个符号长度。随机产生每条多径信道的冲激响应序列及各个用户的发射延迟。采用长度为 31 的 Gold 序列扩频。定义期望用户发射功率与加性噪声功率之比为 SNR。Gibbs 采样得到 200 个样本, 用后 100 个做估计。图 2 分别给出了线性群盲解相关检测器<sup>[8]</sup>、基于最慢速下降法的检测器<sup>[4]</sup>、单 Gibbs 采样检测器的误码率曲线。可以看到, 单 Gibbs 采样检测器的性能远好于线性群盲解相关检测器, 与最慢速下降法性能差别不大。这是因为

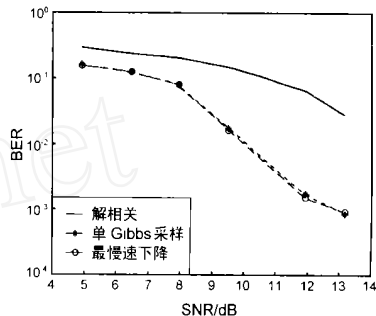


图 2 三种检测器的误码率曲线  
( $K=20, \tilde{K}=15$ )

用户符号服从均匀分布时, 最大后验概率解与最大似然解等价。文献[7]的实验结果又表明, 最大后验概率检测的性能非常接近最大边缘后验概率检测。所以无信道编码时, 最大似然检测与最大边缘后验概率检测的性能差不多, 实验结果也证实了这一点。

但是, 这里必须指出: 文献[3]给出的 EM 算法, 即期望最大化算法, 不仅受到初始值选取的影响, 还往往陷入局部极小点, 而 Gibbs 采样却不存在这些问题。此外, 我们知道, 当用户符号服从均匀分布时, 文献[4]得到的极大似然解是最优的, 但是在有信道编码的系统中, 用户符号不服从均匀分布, 这时只有最大后验概率解 (Bayes 解) 才是最优解, 虽然通过迭代 (Turbo) 处理可以得到 Bayes 解, 但它只适于具有软输入软输出特点的方法。我们提出的检测方法具有这样的特点, 所以能够给出最优解。而文献[4]的方法实质上是一种对离散型似然函数寻优的方法, 它无法给出后验概率的信息, 不具有软输入软输出的特征, 显然不能做 Turbo 检测, 也就不能给出最优解。

图 3 比较了单 Gibbs 采样和双 Gibbs 采样检测的误码率性能, 可以看到, 后者的误码率明显地比前者减小了。可见, 参数估计确实影响到检测器的性能, 由于双 Gibbs 采样使用了更精确的参数估计, 它的检测性能得到明显的提高。

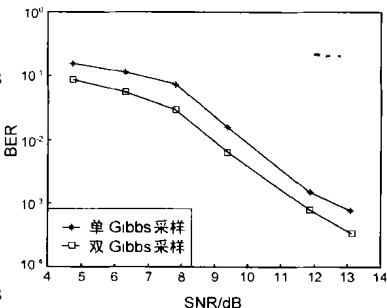


图 3 单 Gibbs 和双 Gibbs 采样检测的性能比较  
( $K=20, \tilde{K}=15$ )

## 6 结论

本文研究了存在邻近小区干扰的异步多径 DS-CDMA 系统的多用户检测问题,提出了一种新颖的贝叶斯多用户检测方法,它根据线性群盲解相关器的输出,利用 Gibbs 采样进行贝叶斯多用户检测.在无信道编码的系统中,仿真结果表明,该检测方法和最慢速下降法的性能几乎一样,并且远好于线性解相关的方法.在有信道编码的系统中,本文的方法很适合做 Turbo 多用户检测,而最慢速下降法却不适合.我们还注意到参数估计对检测性能的影响,提出了使用两级 Gibbs 采样的结构,仿真实验证明了在这种结构中,由于使用了更精确的参数估计,与单 Gibbs 采样相比,性能有明显提高.本文提出的贝叶斯检测方法的复杂度(不包括解相关预处理的复杂度)与小区内用户数目呈线性关系,它具有复杂度低、检测性能好、应用场合广泛的优点,是一个应用前景广阔的新方法.

### 参考文献:

- [ 1 ] S Verdu. Minimum probability of error for asynchronous gaussian multi-access channels[J]. IEEE Trans Inform Theory, 1986, 32(1): 85 - 96.
- [ 2 ] R Lupas, et al. Linear multi-user detectors in asynchronous channels [J]. IEEE Trans Inform Theory, 1989, 35(1): 123 - 136.
- [ 3 ] M J Borran, et al. An efficient detection technique for synchronous CDMA communication systems based on the expectation maximization algorithm[J]. IEEE Trans Veh Technol, 2000, 49(9): 1663 - 1668.
- [ 4 ] P Spasojevic, et al. Nonlinear group-blind multiuser detection[J]. IEEE

Trans Commun, 2001, 49(9): 1631 - 1641.

- [ 5 ] A E Gelfand, et al. Sampling-based approaches to calculating marginal densities[J]. J Amer Stat Assoc, 1990, 85(1): 398 - 409.
- [ 6 ] X Wang, et al. Adaptive Bayesian multiuser detection for synchronous CDMA with Gaussian and impulsive noise[J]. IEEE Trans S P, 2000, 47(7): 2013 - 2027.
- [ 7 ] Y Huang, et al. Multiuser detection of synchronous code-division multiple-access signals by perfect sampling[J]. IEEE Trans S P, 2002, 50(7): 1724 - 1734.
- [ 8 ] X Wang, et al. Group-blind multiuser detection for uplink CDMA[J]. IEEE J Select Areas Commun, 1999, 17(11): 1971 - 1984.
- [ 9 ] X Wang, et al. Iterative (Turbo) soft interference cancellation and decoding for coded CDMA[J]. IEEE Trans Commun, 1999, 47(7): 1046 - 1061.

### 作者简介:

吴莉莉 女, 1976 年 11 月生于陕西省宝鸡市, 1998 年 7 月毕业于西安电子科技大学, 获电子工程专业学士学位, 1998 年 8 月至今在西安电子科技大学雷达信号处理重点实验室学习, 为直接攻博研究生, 主要研究方向为信号处理技术在无线通信中的应用. Email: xdwll @ 963. net; xdwll @ 163. com

尚勇 男, 1970 年 12 月生于陕西西安, 分别于 1997 年 4 月和 2000 年 10 月在西安电子科技大学获硕士、博士学位, 现为北京大学电子系副教授, 主要从事并行信号处理、通信信号处理技术的研究.