

MIMO 系统的改进序贯蒙特卡罗迭代检测算法

丁 睿 高西奇 尤肖虎

(东南大学移动通信国家重点实验室 南京 210096)

摘 要: 为了得到最优的 MIMO 迭代接收机, 需要精确计算软输入软输出检测器输出的外信息, 但精确计算的复杂度随调制阶数和天线数指数增长, 不适合多天线高阶调制的情况。该文首先将外信息的估计归结为一个目标集合的选取, 并提出通过序贯蒙特卡罗抽样方法获取目标集合。但是研究表明传统抽样方法不能有效获得合适的集合; 因此一种改进的序贯蒙特卡罗抽样方法被提出, 用于解决有限元离散概率空间的样本近似。最终, 基于改进序贯蒙特卡罗抽样的外信息近似计算应用于迭代检测算法中。分析表明, 该文提出的迭代检测算法的复杂度和抽取的样本数量呈线性比例; 而仿真结果证明, 较少的样本就可以取得逼近最优的误码率性能。

关键词: MIMO 系统; 软输入软输出; 序贯蒙特卡罗; 迭代检测

中图分类号: TN92

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2010)02-0307-06

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2008.01801

A Revised Sequential Monte Carlo Iterative Detection for MIMO System

Ding Rui Gao Xi-qi You Xiao-hu

(National Mobile Communications Research Lab, Southeast University, Nanjing 210096, China)

Abstract: An optimal iterative receiver for MIMO system need exact calculation of extrinsic information in Soft-Input-Soft-Output (SISO) detector. This optimal receiver does not fit the system with large numbers of antennas and high modulation order, because its complexity increases exponentially with modulation order and antenna number. So in this paper, the estimation of extrinsic information is proved to be equal to a choice issue of a target collection, which will be obtained by Sequential Monte Carlo (SMC) sampling. But the research also indicates that the traditional sampling method can not draw a suited target collection, so a Revised SMC (R-SMC) method is proposed to approximate a finite element discrete probability space by drawn samples. Finally, an approximate computation of extrinsic information based on R-SMC sampling is applied in this new detection algorithm. By analyses, the proposed algorithm's complexity is linearly proportional to the number of drawn samples. And simulation results prove that the near-optimal Bit-Error-Ratio (BER) performance can be obtained by a small number of samples.

Key words: MIMO system; Soft-Input-Soft-Output (SISO); Sequential Monte Carlo (SMC); Iterative detector

1 引言

MIMO 技术是未来无线通信系统的主导技术之一; 它提高了通信信道容量, 但也对接收机的设计提出了挑战。近年来, 研究者们对 MIMO 接收机提出了各种精巧的设计, 例如 BLAST(Bell Labs layered space-time, BLAST)结构^[1]、Turbo 迭代技术^[2]、球形译码(Sphere Decoding, SD)技术^[3]等等。其中, Turbo 迭代接收机被证明是一种可以在低复杂度下逼近信道容量的接收系统^[4]; 其中, 软输入软输出(Soft-Input-Soft-Output, SISO)检测器的外信息(extrinsic information)估计是检测算法设计的焦点。蒙特卡罗(Monte Carlo, MC)方法是统计学中一类基于抽样样本解决贝耶斯问题的方法; 在九十年代后期逐步引入通信领域。序贯蒙特卡罗

(Sequential Monte Carlo, SMC)方法是 MC 抽样技术的一个重要分支^[5], 因其结构简单及序贯实时处理的特点, 受到学者们的广泛关注。近年来, 研究者们提出一系列基于 SMC 的检测算法^[6-12]。这些检测算法重点针对非编码系统进行研究, 利用抽取样本的加权分布近似计算符号的后验概率, 并最终估计发送符号序列; 即使是编码系统的性能仿真, 也是在完成后验概率的计算后, 要么通过后验概率再计算外信息, 要么直接输出硬判决结果给解码器。本文的研究针对编码多天线系统的迭代接收技术, 如何在低复杂度的条件下利用 SMC 样本完成外信息的准确估计是研究的焦点。本文将外信息的近似计算归结为一个目标集合的选取, 并设计了一种改进的序贯蒙特卡罗(Revised SMC, RSMC)抽样方法来获取目标集合, 从而提出一种新的低复杂度高性能迭代检测算法。仿真结果表明在相同的系统条件下,

算法具有比利用球形译码的传统迭代接收机更接近最优的误码率性能。

2 系统模型及迭代接收机

2.1 MIMO 系统模型

如图 1 所示, 编码后的比特序列 \mathbf{d} 通过 MPSK 或 MQAM 调制得到符号向量 \mathbf{s} , 调制符号从一个有限集合 $\mathcal{A} = \{a_1, \dots, a_{2^{M_c}}\}$ 中取值。无线通信信道满足平坦衰落; 发送天线和接收天线数目分别为 M_{tr} 和 M_{rv} 。接收信号 \mathbf{y} 通过一个简单模型描述:

$$\mathbf{y} = \sqrt{E_s/M_{\text{tr}}}\mathbf{H}\mathbf{s} + \mathbf{v} \quad (1)$$

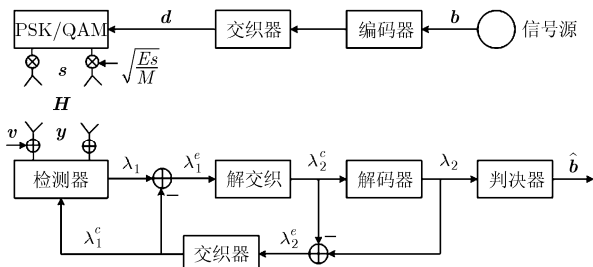


图 1 MIMO 系统示意图

其中 $\mathbf{H} \in \mathbb{C}^{M_{\text{rv}} \times M_{\text{tr}}}$ 是信道参数矩阵, 其元素满足复高斯分布; \mathbf{v} 表示接收端的等效加性复高斯白噪声, 其变量的单边功率谱密度为 σ_v^2 , 多天线的实时参数和加性噪声的统计特性在接收端假设确切已知。 $\mathbf{s} \in \mathcal{A}^{M_{\text{tr}}}$ 表示发送的调制符号向量, 每根天线的发送符号功率已归一化。因子 $\sqrt{E_s/M_{\text{tr}}}$ 将每根接收天线的接收符号功率加权为 E_s , 从而保证每根接收天线的等效信噪比为 $E_s/2\sigma_v^2$ 。

2.2 迭代接收机及外信息的近似计算

图 1 中的接收机部分是一个经典的 Turbo 迭代接收机。其中对数似然比(Log-Likelihood Ratio, LLR)序列 $\lambda_1(d_k)$ 和 $\lambda_2(d_k)$ 通过如下计算公式得到

$$\lambda_1(d_k) = \ln \frac{P(d_k = +1 | \mathbf{y}, \lambda_2^e)}{P(d_k = -1 | \mathbf{y}, \lambda_2^e)}, \quad k = 1, \dots, M_{\text{tr}} \cdot M_c \quad (2)$$

$$\lambda_2(d_k) = \ln \frac{P(d_k = +1 | \lambda_1^e, \text{decoding})}{P(d_k = -1 | \lambda_1^e, \text{decoding})}, \quad k = 1, \dots, M_{\text{tr}} \cdot M_c \quad (3)$$

$\lambda_2(d_k)$ 的计算在经典的软解码算法中都有研究; 本文侧重探讨 $\lambda_1(d_k)$ 的估计算法。将联合后验概率边缘化可以得到对应目标比特的后验概率, 推导如下:

$$P(d_k = +1 | \mathbf{y}, \lambda_2^e) = \sum_{\mathbf{d}_{-k}} P(d_k = +1, \mathbf{d}_{-k} | \mathbf{y}, \lambda_2^e)$$

$$= \frac{1}{P(\mathbf{y} | \lambda_2^e)} \sum_{\mathbf{d}_{-k}} P(\mathbf{y} | \mathbf{d}_{-k}, d_k = +1, \lambda_2^e) \cdot P(\mathbf{d}_{-k}, d_k = +1 | \lambda_2^e) \quad (4)$$

其中向量 \mathbf{d}_{-k} 表示从发送比特向量 \mathbf{d} 中扣除 d_k 。因

此, 将式(4)代入式(2)得到

$$\lambda_1(d_k) = \ln \frac{P(d_k = +1 | \lambda_2^e)}{P(d_k = -1 | \lambda_2^e)} = \underbrace{\ln \frac{P(d_k = +1 | \lambda_2^e)}{P(d_k = -1 | \lambda_2^e)}}_{\lambda_1^c(d_k)} + \ln \frac{\sum_{\mathbf{d}_{-k}} P(\mathbf{y} | \mathbf{d}_{-k}, d_k = +1) \prod_{j \neq k} P(d_j | \lambda_2^e)}{\sum_{\mathbf{d}_{-k}} P(\mathbf{y} | \mathbf{d}_{-k}, d_k = -1) \prod_{j \neq k} P(d_j | \lambda_2^e)} \quad (5)$$

式(5)成立的条件是发送比特之间具有不相关性。外信息 $\lambda_1^c(d_k)$ 的精确计算需要代入 \mathbf{d}_{-k} 的所有备选值, 但是计算复杂度随发送天线数量 M_{tr} 和调制阶数 M_c 指数增长, 共需要完成 $2^{M_{\text{tr}} M_c - 1}$ 次累加。因此, 精确计算仅在 $M_{\text{tr}} \cdot M_c$ 较小的情况下才能实现, 得到的检测性能在最大后验概率(MAP)的准则下是最优的。对于 $M \cdot M_c$ 较大的情况, 必须缩小 \mathbf{d}_{-k} 取值的集合进行近似估计。假设用 $\mathbf{D}_{-k} \triangleq \{\mathbf{d}_{-k}^{(i)}\}_i$ 表示缩小后的目标集合, $\mathbf{d}_{-k}^{(i)}$ 表示 \mathbf{d}_{-k} 的第 i 个取值, 那么可以得到式(4)的近似结果:

$$P(d_k = +1 | \mathbf{y}, \lambda_2^e) \approx K_k \cdot \sum_{\mathbf{d}_{-k}} P(d_k = +1 | \mathbf{d}_{-k}^{(i)}, \mathbf{y}, \lambda_2^e) P(\mathbf{d}_{-k}^{(i)} | \mathbf{y}, \lambda_2^e) \quad (6)$$

累加在缩小后的集合 \mathbf{D}_{-k} 上完成; K_k 是加权因子保证近似的合理性。近似计算式(6)的复杂度和目标集合的大小成正比, 而误差则成反比。既然外信息的近似计算可以归结为参与累加的目标集合的选取, 那么选取合适的目标集合的目的就是要在复杂度和精确度之间取得平衡。

2.3 目标集合 \mathbf{D}_{-k} 的选取

在 MC 方法被引入之前, 文献[4]的方案被广泛应用, 其基本思路是采用 SD 方法逐级缩小目标集合。 $\lambda_1^c(d_k)$ 的计算可以近似为两个函数集合最大值的差, 近似表示如式(7)。其中, $\mathbf{s}_{k,+/-}$ 分别表示比特序列 $[d_k, d_k = +1/-1]$ 对应的符号向量。目标集合只要包括两个最大值就满足近似条件, SD 方法被用来筛选满足条件的目标集合。

$$\lambda_1^c(d_k) = \ln \left\{ \frac{\sum_{\mathbf{d}_{-k}} \exp \left[-(1/2\sigma_v^2) \cdot \left\| \mathbf{y} - \sqrt{E_s/M} \mathbf{H} \mathbf{s}_{k,+} \right\|^2 \right]}{\sum_{\mathbf{d}_{-k}} \exp \left[-(1/2\sigma_v^2) \cdot \left\| \mathbf{y} - \sqrt{E_s/M} \mathbf{H} \mathbf{s}_{k,-} \right\|^2 \right]} \cdot \exp \left[(1/2) \cdot \sum_{j \neq k} d_j \cdot \lambda_2^e(d_j) \right]}{\sum_{\mathbf{d}_{-k}} \exp \left[-(1/2\sigma_v^2) \cdot \left\| \mathbf{y} - \sqrt{E_s/M} \mathbf{H} \mathbf{s}_{k,+} \right\|^2 \right]} \cdot \exp \left[(1/2) \cdot \sum_{j \neq k} d_j \cdot \lambda_2^e(d_j) \right]} \right\}$$

$$\approx (1/2) \cdot \max_{\mathbf{d}_{-k}} \left[-(1/\sigma_v^2) \cdot \left\| \mathbf{y} - \sqrt{E_s/M} \mathbf{H} \mathbf{s}_{k,+} \right\|^2 + \sum_{j \neq k} d_j \cdot \lambda_2^e(d_j) \right] - (1/2) \cdot \max_{\mathbf{d}_{-k}} \left[-(1/\sigma_v^2) \cdot \left\| \mathbf{y} - \sqrt{E_s/M} \mathbf{H} \mathbf{s}_{k,-} \right\|^2 + \sum_{j \neq k} d_j \cdot \lambda_2^e(d_j) \right] \quad (7)$$

基于 MC 样本的信号处理方法本质上是基于概

率的计算, 因此比传统方法更加适用于 $\lambda_1(d_k)$ 的推导^[6]。自从 SMC 方法被引入通信检测, 就和 Turbo 迭代接收技术密不可分。但在已经发表的研究结果^[6-12]中, 基于后验概率迭代抽取样本 $\{d_k^{(i)}, w^{(i)}\} \sim P(d_k | \mathbf{y}, \lambda_2^e)$, 并通过样本分布直接计算 $\lambda_1(d_k)$ 的值为

$$\begin{aligned} \lambda_1(d_k) &= \ln \frac{P(d_k = +1 | \mathbf{y}, \lambda_2^e)}{P(d_k = -1 | \mathbf{y}, \lambda_2^e)} \\ &\approx \ln \frac{\sum_i \delta(d_k^{(i)} = +1) \cdot w^{(i)}}{\sum_i \delta(d_k^{(i)} = -1) \cdot w^{(i)}} \end{aligned} \quad (8)$$

这种近似方法仅仅利用了样本序列中单个样本获取的信息, 误差较大。本文从选取目标集合 \mathbf{D}_{-k} 的角度重新审视 SMC 方法, 可以得到一类更加有效的检测算法。这类方法可以归结为通过抽取样本获取合适的目标集合, 抽取样本的方法不仅限于 SMC, 可以扩展到各种 MC 抽样技术, 具体采用何种技术应该根据技术特点和应用环境。针对本文提供的 MIMO 简化系统, SMC 方法实时处理数据、流程简单的特点使其在复杂度方面更具有优势。而且, 在下文分析中, 我们在传统 SMC 方法的基础上提出了一种更加简便有效的改进方案 RSMC; RSMC 的计算复杂度更低, 更有利于目标集合的选取和式(6)的近似计算。

3 序贯蒙特卡罗迭代检测

3.1 SMC 样本选取目标集合

在模型式(1)的基础上, 定义 $\boldsymbol{\Omega} = \mathbf{H}^H \mathbf{H}$; 对 $\boldsymbol{\Omega}^{1/2}$ 进行 QR 分解 $\boldsymbol{\Omega}^{1/2} = \mathbf{Q}\mathbf{R}$, 其中 \mathbf{Q} 为单位酉矩阵, \mathbf{R} 是上三角阵。代入模型式(1), 得到变换后的模型为

$$\mathbf{z} = \mathbf{Q}^H \boldsymbol{\Omega}^{-1/2} \mathbf{H}^H \mathbf{y} = \sqrt{E_s / M_{\text{tr}}} \cdot \mathbf{R}\mathbf{s} + \tilde{\mathbf{v}} \quad (9)$$

变换后的等效噪声 $\tilde{\mathbf{v}} \triangleq \mathbf{Q}^H \mathbf{v}$ 仍保持原始噪声的统计特性。模型式(9)展开为矩阵形式, 并定义两个新的向量,

$$\begin{bmatrix} z_1 \\ z_2 \\ \vdots \\ z_M \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} r_{1,1} & r_{1,2} & \cdots & r_{1,M} \\ & r_{2,2} & \cdots & r_{2,M} \\ & & \ddots & \vdots \\ & & & r_{M,M} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} s_1 \\ s_2 \\ \vdots \\ s_M \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \tilde{v}_1 \\ \tilde{v}_2 \\ \vdots \\ \tilde{v}_M \end{bmatrix} \quad (10)$$

$$\bar{\mathbf{z}}_m \triangleq [z_m, \dots, z_M], \quad \bar{\mathbf{s}}_m \triangleq [s_m, \dots, s_M] \quad (11)$$

第 m 根天线上的联合后验概率为 $p(\bar{\mathbf{s}}_m | \bar{\mathbf{z}}_m)$, 可以表示成如下迭代形式:

$$\begin{aligned} p(\bar{\mathbf{s}}_m | \bar{\mathbf{z}}_m) &= \frac{p(s_m | \bar{\mathbf{s}}_{m+1}, \bar{\mathbf{z}}_m) p(z_m | \bar{\mathbf{s}}_{m+1}, \bar{\mathbf{z}}_{m+1})}{p(z_m | \bar{\mathbf{z}}_{m+1})} \\ &\quad \cdot p(\bar{\mathbf{s}}_{m+1} | \bar{\mathbf{z}}_{m+1}) \end{aligned} \quad (12)$$

SMC 方法从天线 M 开始, 利用迭代表达式(12)在每根天线上抽取样本, 并计算权值, 得到加权样本

$\{\bar{\mathbf{s}}_m^{(i)}, w_m^{(i)}\}$ 。传统 SMC 检测在获取所有天线的样本后, 通过计算式(8)估计 $\lambda_1(d_k)$ 的值, 此方法虽然直观明了, 但是仅仅利用了单个样本的信息, 估计误差较大, 这在仿真结果图 3 中也得到了验证。从选取目标集合的角度重新展开后验概率式(4),

$$\begin{aligned} P(d_k = +1 | \mathbf{y}, \lambda_2^e) &= \sum_{\mathbf{d}_{-k}} \left(\frac{P(d_k = +1 | \lambda_2^e) \cdot P(\mathbf{y} | \mathbf{d}_{-k}, d_k = +1, \lambda_2^e)}{P(\mathbf{y} | \mathbf{d}_{-k}, \lambda_2^e)} \right. \\ &\quad \left. \cdot P(\mathbf{d}_{-k} | \mathbf{y}, \lambda_2^e) \right) \end{aligned} \quad (13)$$

对比式(13)和式(6), 如果从概率分布 $P(\mathbf{d}_{-k} | \mathbf{y}, \lambda_2^e)$ 中抽取加权样本 $\{\mathbf{d}_{-k}^{(i)}, w_{-k}^{(i)}\}$, 那么样本集合 $\{\mathbf{d}_{-k}^{(i)}\}$ 可以作为目标集合 \mathbf{D}_{-k} 。将加权样本代入式(13)得到,

$$P(d_k = +1 | \mathbf{y}, \lambda_2^e) \approx \sum_{\mathbf{d}_{-k}^{(i)}} \left(\frac{P(d_k = +1 | \lambda_2^e) P(\mathbf{y} | \mathbf{d}_{-k}^{(i)}, d_k = +1, \lambda_2^e)}{P(\mathbf{y} | \mathbf{d}_{-k}^{(i)}, \lambda_2^e)} w_{-k}^{(i)} \right) \quad (14)$$

$$P(\mathbf{y} | \mathbf{d}_{-k}^{(i)}, \lambda_2^e) = \sum_{d_k = +1/-1} P(\mathbf{y} | \mathbf{d}_{-k}^{(i)}, d_k, \lambda_2^e) P(d_k | \lambda_2^e) \quad (15)$$

式(14)中, 不仅将样本集合 $\{\mathbf{d}_{-k}^{(i)}\}$ 作为目标集合 \mathbf{D}_{-k} , 而且用加权样本分布 $\{\mathbf{d}_{-k}^{(i)}, w_{-k}^{(i)}\}$ 替代了概率分布 $P(\mathbf{d}_{-k}^{(i)} | \mathbf{y}, \lambda_2^e)$ 。这同样可以从蒙特卡罗近似积分^[5]的角度来看待。将式(13)看作概率加权积分 $f(x) = \int_x h(x)p(x)dx$ 的离散累加形式, 如果样本分布近似积分中的概率分布 $\{x^{(i)}, w^{(i)}\}_{i=1, \dots, I} \sim p(x)$, 那么 $f(x) \approx \sum_{i=1}^I h(x^{(i)}) \cdot w^{(i)}$ 。通过这种近似, 将无法得到精确结果的积分近似转换为可以求取的累加形式。

3.2 基于 RSMC 样本估计外信息

SMC 是一种通用性的抽样方法, 可以应用于不同的系统模型。但是数字调制中的待检测符号空间是一个有限元的离散概率空间, 针对这种特殊的概率空间形式, 本文提出一种更加简单的抽样方法。这种抽样方法在 SMC 的基础上进行改进, 因此我们称之为改进的 SMC 抽样方法, 简称为 RSMC。

SMC 方法独立处理每个样本序列。对于模型式(9), 第 m 根天线的第 i 个样本序列的抽样概率为 $P(s_m = a | \bar{\mathbf{s}}_{m+1}^{(i)}, \bar{\mathbf{z}}_m, \lambda_2^e) \sim \kappa_{m,i}^{(a)}$, 其中 $\kappa_{m,i}^{(a)} \triangleq P(z_m | s_m = a, \bar{\mathbf{s}}_{m+1}^{(i)}) P(s_m = a | \lambda_2^e)$; 抽样空间是一个有限的变量集合 $a \in \mathcal{A}$ 。因此, 抽样分布是一个归一化的有限元离散概率集合, 表示为 $\{\tilde{\kappa}_{m,i}^{(a)} \triangleq \kappa_{m,i}^{(a)} / \sum_a \kappa_{m,i}^{(a)}\}$, 集合中分量的数量为 2^{M_c} 。从抽样空间 \mathcal{A} 中根据概率分布 $\{\tilde{\kappa}_{m,i}^{(a)}\}$ 抽取样本 $s_m^{(i)}$, 和第 $m+1$ 根天线获取的

样本序列合并 $\bar{s}_m^{(i)} = [s_m^{(i)}, \bar{s}_{m+1}^{(i)}]$ 。依次对 I 个样本进行抽样, 得到第 m 根天线的样本序列。

RSMC 方法在 SMC 的基础上进行了改进。对于第 m 根天线, 首先将所有 I 个样本的抽样概率集合加权合并, 得到 $\{\phi_m^{(j)} \triangleq u_{m+1}^{(i)} \cdot \kappa_{m,i}^{(a)}\}_{j=i \cdot 2^{Mc+a}}$, 其中 $u_{m+1}^{(i)}$ 表示第 $m+1$ 根天线样本的权值(其定义和 SMC 中的样本加权不同, 获取方法在下文的抽样方法中有具体说明), $\kappa_{m,i}^{(a)}$ 和 SMC 时的定义相同。然后归一化得到一个扩展的有限元离散概率集合作为抽样分布, 表示为 $\{\tilde{\phi}_m^{(j)} \triangleq \phi_m^{(j)} / \sum_j \phi_m^{(j)}\}$, 其分量的数量为 $2^{Mc} \cdot I$ 。抽样空间扩展为一个有限的向量集合 $\{\theta_m^{(j)} \triangleq [a \in \mathcal{A}, \bar{s}_{m+1}^{(i)}]\}$ 。从空间 $\{\theta_m^{(j)}\}$ 中根据概率分布 $\{\tilde{\phi}_m^{(j)}\}$ 抽取 I 个样本 $\{\bar{s}_m^{(i)}\}_{i=1 \dots I}$, 得到第 m 根天线的样本序列。

对两种方法的抽样分布进行比较可以发现, SMC 的独立抽样分布 $\{\tilde{\kappa}_{m,i}^{(a)}\}$ 仅使用了单个样本序列获取的信息; 而 RSMC 合并后的抽样分布 $\{\tilde{\phi}_m^{(j)}\}$ 从所有的样本序列中利用了样本空间的完整信息。对合并后的分布进一步分析得到, 抽样分布可以近似联合后验概率如式(16)。因此, 不需要再额外计算样本的加权重。

$$\begin{aligned} P(s_m = a, \bar{s}_{m+1}^{(i)} | \bar{z}_m, \lambda_2^e) &= \frac{P(z_m, s_m = a, \bar{s}_{m+1}^{(i)} | \bar{z}_{m+1}, \lambda_2^e)}{P(z_m | \bar{z}_{m+1}, \lambda_2^e)} \\ &= \left[P(z_m | s_m = a, \bar{s}_{m+1}^{(i)}) P(s_m = a | \lambda_2^e) P(\bar{s}_{m+1}^{(i)} | \bar{z}_{m+1}, \lambda_2^e) \right] \\ &\quad \left/ \left[\sum_{i,a} P(z_m | s_m = a, \bar{s}_{m+1}^{(i)}) P(s_m = a | \lambda_2^e) P(\bar{s}_{m+1}^{(i)} | \bar{z}_{m+1}, \lambda_2^e) \right] \right. \\ &\approx (\kappa_{m,i}^{(a)} \cdot u_{m+1}^{(i)}) / \sum_{i,a} (\kappa_{m,i}^{(a)} \cdot u_{m+1}^{(i)}) \triangleq \tilde{\phi}_m^{(j)} \quad (16) \end{aligned}$$

RSMC 的抽样方法同样可以针对离散概率空间进一步改进。对于一个有限的离散概率空间, SMC 中的随机抽样方法依靠样本在不同位置抽取的数量近似抽样分布, 这种随机方法需要足够多的样本数量和较复杂的抽样算法, 如图 2 (b) 中的示意。对于

抽样空间较大的情况, 这种随机方法需要的样本数量成倍增加, 而且针对每个样本序列独立抽样的复杂度高。在有限元离散概率空间中抽样具有选择的有限性和确定性, 不论采用何种随机算法, 都会从概率较高的位置上抽取样本。从这个思路出发, RSMC 采用了确定性的抽样方法。选取 $\{\phi_m^{(j)}\}$ 中概率值最大的 I 个样本作为保留样本; 并保留其对应的概率值 $u_m^{(i)} = \tilde{\phi}_m^{(j_{\text{selected}})}$, 如图 2 (c) 中所示。比较图 2 中的样本数目可见, 通过权值 $u_m^{(i)}$ 保留概率信息, RSMC 不需要通过样本数量来近似分布, 因此所需要的样本数目大大减少。最终得到发送符号向量的样本 $\{s^{(i)}, u^{(i)}\}$, 权值 $u^{(i)}$ 为

$$u^{(i)} \approx P(s^{(i)} | z, \lambda_2^e) = P(s^{(i)} | y, \lambda_2^e) \quad (17)$$

符号转化为对应的比特, 可以得到比特样本序列 $\{d^{(i)}, w^{(i)}\} \sim P(d | y, \lambda_2^e)$ 。因为比特之间的不相关性, 从序列中删除需要处理的第 k 个比特 $d_k^{(i)}$, 可以得到样本 $\{d_{-k}^{(i)}, w_{-k}^{(i)}\}$ 满足分布 $P(d_{-k} | y, \lambda_2^e)$ 。因为权值保留了所有概率信息, 因此 $w_{-k}^{(i)} \approx P(d_{-k}^{(i)} | y, \lambda_2^e) = P(y | d_{-k}^{(i)}, \lambda_2^e) P(d_{-k}^{(i)} | \lambda_2^e) / P(y | \lambda_2^e)$, 代入式(14)得到:

$$\begin{aligned} P(d_k = +1 | y, \lambda_2^e) &\approx \frac{P(d_k = +1 | \lambda_2^e)}{P(y | \lambda_2^e)} \\ &\quad \cdot \sum_i \left(P(y | d_{-k}^{(i)}, d_k = +1) P(d_{-k}^{(i)} | \lambda_2^e) \right) \quad (18) \end{aligned}$$

因此, 输出的外信息可以近似估计:

$$\lambda_1^e(d_k) \approx \frac{\sum_i \left(P(y | d_{-k}^{(i)}, d_k = +1) P(d_{-k}^{(i)} | \lambda_2^e) \right)}{\sum_i \left(P(y | d_{-k}^{(i)}, d_k = -1) P(d_{-k}^{(i)} | \lambda_2^e) \right)} \quad (19)$$

3.3 复杂度分析

本文提出的迭代检测算法直接针对外信息进行估计, 从最终的结论式(19)来看, 计算量和样本总数呈线性正比。而且对于 SMC 方法而言, 抽样概率的计算和抽取样本的处理过程同样和样本总数成线性正比。和 SMC 方法比较, RSMC 方法可以利用尽可能少的样本近似一个离散的抽样概率空间, 因此总的样本数量少, 复杂度也更低。而和 SD 方法比较, SD 方法的复杂度和每次保留的分支数量成线性正比, 而保留的分支和 RSMC 中保留的样本概念

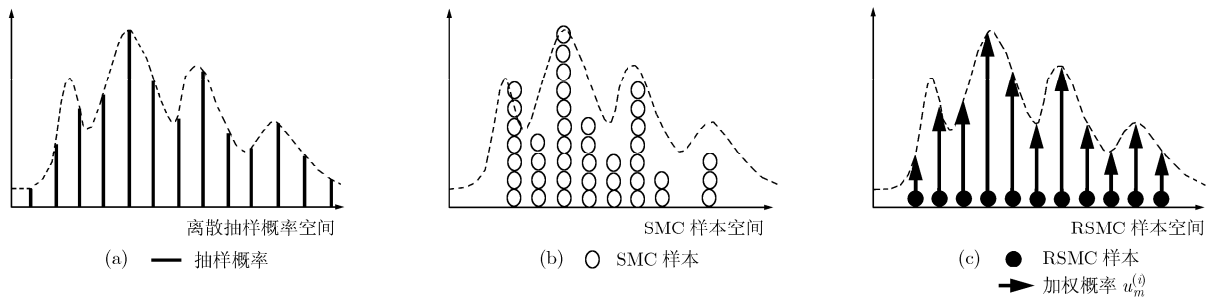


图 2 SMC 抽样和 RSMC 抽样方法对比示意图

是类似的,只是获取的手段和最终的处理方法不同,因此这两种方法的复杂度是可以相比较的。而更详尽的复杂度分析有待进一步的研究。在研究中,本文还参考了文献[13,14]中的 MCMC 方案。同样的,在文献[13]的后继研究中也指出 MCMC 和 SD 方法具有可以比较的复杂度。但从抽样方法的角度分析,MCMC 需要一个收敛(burn-in)阶段,并且需要并行处理多个马尔卡夫链样本,因此实际的处理流程比 SMC 方法要复杂。如何量化比较这几种方法的复杂度是今后的研究内容之一。

4 仿真实验

仿真中采用 LDPC 作为信道编码,编码效率设定为 1/2。仿真为了达到以下目的:其一,比较基于 RSMC、SMC 抽样样本,和 SD 方法对外信息的估计精度;其二,比较 RSMC 检测和传统 SD 检测在不同天线数和不同调制阶数条件下的误码率性能。

图 3 比较了 3 种检测算法对外信息的估计误差。图例的横坐标表示检测算法需要的样本数量(对于 SD 算法则是分支数量);纵坐标则是估计值的均方误差,作为衡量标准。外信息的精确值通过式(5)计算;为便于实现,选取 QPSK 调制 $M_{tr} = M_{rv} = 4$ 的 MIMO 系统依次对 SMC, RSMC 和 SD 算法进行仿真。仿真考察了没有迭代反馈的结果,所以计算中不存在先验概率信息;SD 和 SMC 检测分别通过式(7)和式(8)进行估计;而 RSMC 通过式(19)近似计算。仿真结果直观地反映了估计误差随样本数量(或分支数量)变化的情况,可以说明不同估计方法的样本效率。从结果中发现,RSMC 的曲线下降最快,SD 次之而 SMC 最慢。因此 RSMC 方法可以在最少的样本数量条件下得到最优的估计结果。SD 方法虽然较 RSMC 下降慢,但是最终得到了同样的估计精度。而传统 SMC 通过简单的加权样本分布来近似概率计算的方法则是效率最低的,需要大量的样

本才能得到有效的估计精度。

图 4 和图 5 分别比较了 $M_{tr} = M_{rv} = 4$ 和 $M_{tr} = M_{rv} = 8$ 的 MIMO 系统中,SD 和 RSMC 检测的误码率性能。图例的横坐标参照文献[4]对信噪比的定义,纵坐标则是接收机系统的误码率。其检测的结果可以和文献[4]和文献[13]的结果相比较,这两篇文章使用了同样是 1/2 码率的 Turbo 码作为信道编码。在 4 天线 QPSK 调制的情况下,SD 检测搜索了所有可能的调制符号序列,也就是 256 个分支,其结果可以看作 MAP 标准下的最优误码率性能;而 RSMC 在样本数量为 32 的条件下就得到了相同的结果。4 天线 16 QAM 调制和 8 天线 QPSK 调制的情况下,SD 检测每次保留了 512 个分支,这个结果和 RSMC 检测分别采用 128 个样本和 64 个样本的结果相比较,仍然有 0.5 dB 的差距。而 8 天线 16 QAM 调制的情况下,SD 检测保留 1024 个分支的结果和 RSMC 检测采用 256 个样本的结果相比较,则有 1 dB 的差距。从仿真结果中可以看出,RSMC 检测得到了优于 SD 的误码率性能,而每次迭代计算需要处理的样本数量大大少于 SD 方法需要的分支数量。

5 结束语

本文的研究归结为 3 点。其一,针对通信检测问题中的离散概率空间,提出一种新的 RSMC 抽样方法;和 SMC 方法相比较,RSMC 通过合并抽样空间并保留抽样概率,减少了近似概率空间需要的样本数量。其二,将外信息的近似估计归结为选取合适的目标集合 D_{-k} ,并以此为目标提出新的一类 SMC 检测算法;这类算法对外信息的估计精度高于传统 SMC 检测和 SD 检测。其三,采用 RSMC 抽样获取的样本组成目标集合,并利用式(19)估计外信息的值;通过仿真比较,新的 RSMC 检测方法在较低的复杂度下获取接近最优的误码率性能。需要注意的是,RSMC 并不是一类通用的抽样方法,而是特别针对数字调制中的有限元离散概率空间;基

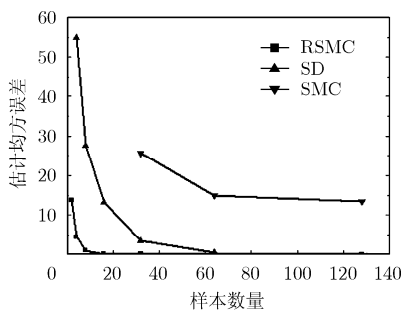


图 3 QPSK 调制 4×4 的 MIMO 系统, SMC、RSMC 和 SD 检测算法对外信息估计的均方误差比较

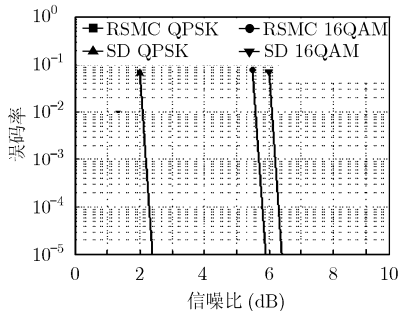


图 4 4×4 的 MIMO 系统, RSMC 和 SD 检测算法的误码率比较

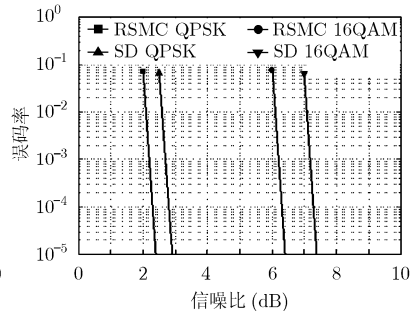


图 5 8×8 MIMO 的系统, RSMC 和 SD 检测算法的误码率比较

于 RSMC 的检测算法还可以得到简化, 其复杂度分析还需要进一步的研究。

参 考 文 献

- [1] Foschini G J. Layered Space-time architecture for wireless communication in a fading environment when using multi-element antennas [J]. *Bell Labs Technical Journal*, 1996, 1(2): 41-59.
 - [2] Wang X and Poor H V. Iterative (Turbo) soft interference cancellation and decoding for coded CDMA [J]. *IEEE Transactions on Communications*, 1999, 47(7): 1046-1061.
 - [3] Damen M O, Chkeif A, and Belfiore J C. Lattice code decoder for space-time codes [J]. *IEEE Communications Letter*, 2000, 4(5): 161-163.
 - [4] Hochwald B M and Brink S T. Achieving near-capacity on a multiple-antenna channel [J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2003, 51(3): 389-399.
 - [5] Doucet A, Godsill S J, and Andrieu C. On sequential Monte Carlo sampling methods for Bayesian filtering [J]. *Statistics and Computing*, 2001, 10(3): 197-208.
 - [6] Dong B, Wang X, and Doucet A. A new class of MIMO demodulation algorithms [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2003, 51(11): 2752-2763.
 - [7] Su Y T, Zhang X D, and Zhu X L. A low-complexity sequential Monte Carlo algorithm for blind detection in MIMO systems [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2006, 54(7): 2485-2496.
 - [8] Aggarwal P and Wang X. Multilevel sequential Monte Carlo algorithms for MIMO demodulation [J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2007, 6(2): 750-758.
 - [9] Aggarwal P, Prasad N, and Wang X. An enhanced deterministic sequential Monte Carlo method for near-optimal MIMO demodulation with QAM constellations [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2007, 55(6): 2395-2406.
 - [10] Yang Y, Hu J, and Zhang H. Bit-level deterministic sequential Monte Carlo method for MIMO wireless systems [C]. ICC 2008, Beijing, China, May 2008: 3622-3626.
 - [11] Ding R, Gao X Q, and You X H. A low-complexity implementation of sampling-based MIMO detection [C]. ICNNSP 2008, Wuxi, China, June 2008: 705-710.
 - [12] Yee D, Reilly J P, and Kirubarajan T. A blind sequential Monte Carlo detector for OFDM systems in the presence of phase noise, multipath fading, and channel order uncertainty [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2007, 55(9): 4581-4598.
 - [13] Farhang-Boroujeny B, Zhu H, and Shi Z. Markov chain Monte Carlo algorithms for CDMA and MIMO communication systems [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2006, 54(5): 1896-1909.
 - [14] Mao X, Amini P, and Farhang-Boroujeny B. Markov chain Monte Carlo MIMO detection methods for high signal-to-noise ratio regimes [C]. GLOBECOM 2007, Washington, DC, USA, Nov. 2007: 3979-3983.
- 丁 睿: 男, 1979 年生, 博士生, 研究方向为序贯蒙特卡罗技术在无线通信系统中的应用。
- 高西奇: 男, 1967 年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为空时无线通信理论与技术、宽带多载波传输与多址技术、现代信号处理及其在移动通信中的应用研究。
- 尤肖虎: 男, 1962 年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为未来宽带移动通信理论与技术、智能信号处理与通信。