

低复杂度的 MIMO 系统粒子滤波检测

郑贱平 白宝明 王新梅

(西安电子科技大学综合业务网理论及关键技术国家重点实验室 西安 710071)

摘 要: 该文通过降低采样大小和信号检测搜索空间给出了两种低复杂度的多输入多输出(MIMO)系统粒子滤波(PF)检测方法:球形约束 PF 和多层映射 PF。在球形约束 PF 中,首先基于迫零原则求得所需的球形约束,然后利用该球形约束减少粒子滤波过程中每一级重要性采样生成的粒子数。多层映射 PF 则采用多层映射将大小为 4^L 的正交幅度调制(QAM)星座划分为 L 个 4-QAM 星座的级联以降低信号检测的搜索范围。计算机仿真结果表明,第 1 种方法能够在发送天线数的情况下保持系统性能且有效地降低粒子滤波的计算复杂度;而第 2 种方法能够以较低的错误性能损失为代价获得计算复杂度的极大降低。

关键词: 多输入多输出; 粒子滤波; 球形约束; 多层映射; 计算复杂度

中图分类号: TN911.22

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2009)01-0087-04

Low-Complexity Particle Filtering Detection for MIMO Systems

Zheng Jian-ping Bai Bao-ming Wang Xin-mei

(State Key Lab. of Integrated Services Networks, Xidian University, Xi'an 710071, China)

Abstract: Two low-complexity Particle Filtering (PF) detections for Multi-Input Multi-Output (MIMO) systems, namely sphere-constrained PF and multi-level mapping PF, are proposed by reducing the sample size and the search space of signal detection, respectively. In the proposed sphere-constrained PF, a sphere bound is first obtained based on zero-forcing principle, then the sphere bound is utilized to decrease the number of particles resulted by the importance sampling of each stage in the PF procedure. While the proposed multi-level mapping PF partitions the high-order Quadrature Amplitude Modulation (QAM) constellation of size 4^L into L 4-QAM constellations with the aid of multi-level mapping, which reduces the search space of signal detection. Simulation results show that the first method can reduce the computational complexity of PF detection effectively without performance degradation especially when the number of transmit antennas is large; and the second method can significantly reduce the computational complexity at the cost of little performance degradation.

Key words: Multi-Input Multi-Output (MIMO); Particle Filtering (PF); Sphere bound; Multi-level mapping; Computational complexity

1 引言

最近的研究表明,粒子滤波(PF)是一种新兴的强有力的信号处理方法^[1-4]。PF 的基本思想是用采样点即粒子和其相应的权值构成的随机测度来近似感兴趣的分布。基于序列重要性采样的概念和贝叶斯理论,PF 特别适合处理非线性和非高斯问题,因此能够应用于信号估计、目标识别及跟踪、贝叶斯网络、机器人定位等领域^[1]。然而,高计算复杂度成为制约 PF 更加广泛而实际的应用的一个主要因素。

作为 PF 在通信系统中的典型应用,利用序列重要性采样和重采样这两个基本组成部分,PF 被用于多输入多输出(MIMO)系统的检测方法,它能够极大地降低各级之间的错误传播从而逼近最佳的检测性能^[5,6]。MIMO 系统 PF 检测的

复杂度正比于每级采样的粒子数和信号星座大小。然而当发送天线数和信号星座都比较大的时候,为了保证 PF 检测的性能通常要求采样大小必须足够大。

针对这一问题,本文提出了两种分别降低采样点数和信号检测搜索空间的实现方案:球形约束 PF 和多层映射 PF,以达到降低 MIMO 系统 PF 检测复杂度的目的。在第 1 种方法中,首先利用迫零(ZF)原则估计出一个可能的符号序列并计算该序列和接收序列的欧氏距离作为球形约束的大小,然后对每级重要性采样得到的粒子应用该约束删除不符合约束条件的粒子数以达到降低采样大小的目的。该方法能够在发送天线数的情况下保持系统性能且有效地降低 PF 检测的复杂度。而在第 2 种方法中,利用星座点的多层映射将大小为 4^L 的 QAM 星座等效为 L 个 4-QAM 星座的级联从而降低信号检测的搜索范围。因此能够以较低的错误性能损失为代价获得复杂度的极大降低。

2007-06-29 收到,2007-10-29 改回

国家自然科学基金(60472098, 60502046)资助课题

2 系统模型

考虑一个具有 N_t 根发送天线和 N_r 根接收天线的 MIMO 系统, 其离散时间输入输出模型为

$$\mathbf{y} = \mathbf{H}\mathbf{s} + \mathbf{n} \quad (1)$$

其中 \mathbf{y} 是 N_r 维复接收矢量, \mathbf{s} 是 N_t 维复发送符号矢量, \mathbf{H} 是 $N_r \times N_t$ 维信道矩阵, \mathbf{n} 是 N_r 维复噪声矢量。假定 \mathbf{s} 的第 i ($1 \leq i \leq N_t$) 个分量 $s_i \in \mathcal{A}$, \mathcal{A} 是大小为 K 的 QAM 信号星座。 \mathbf{H} 的每一个元素 H_{ji} ($1 \leq j \leq N_r, 1 \leq i \leq N_t$) 表示从第 i 根发送天线到第 j 根接收天线的信道衰落因子, 并假定为独立同分布的均值为 0、每实维方差为 0.5 的复高斯随机变量。进一步假定信道是平坦快衰落的且 \mathbf{H} 在接收端完全已知。 \mathbf{n} 为均值为 0 的复加性高斯白噪声矢量且 $E[\mathbf{n}\mathbf{n}^H] = \sigma_n^2 \mathbf{I}_{N_r}$, \mathbf{I}_{N_r} 表示 N_r 维的单位矩阵, \mathbf{n}^H 表示 \mathbf{n} 的共轭转置, σ_n^2 表示噪声方差。

令矩阵 \mathbf{H} 的 QR 分解^[7] $\mathbf{H} = \mathbf{Q}\mathbf{F}$, 其中 \mathbf{Q} 是 $N_r \times N_t$ 维酉阵, \mathbf{F} 是对角线元素为正实数的 $N_t \times N_t$ 维下三角矩阵且有 $\mathbf{F}^H \mathbf{F} = \mathbf{H}^H \mathbf{H}$ 。在等式(1)两边同左乘 $\mathbf{F}^{-H} \mathbf{H}^H$ 并令 $\mathbf{z} = \mathbf{F}^{-H} \mathbf{H}^H \mathbf{y}$, $\mathbf{w} = \mathbf{F}^{-H} \mathbf{H}^H \mathbf{n} = \mathbf{Q}^H \mathbf{n}$, 则有

$$\mathbf{z} = \mathbf{F}\mathbf{s} + \mathbf{w} \quad (2)$$

且 \mathbf{w} 与 \mathbf{n} 服从相同的分布。这样, MIMO 系统的检测问题就归结为求后验概率 $p(\mathbf{s} | \mathbf{z})$ 。由于式(2)可以等效为一个动态状态空间模型^[5], 这使得 PF 能够应用于 MIMO 系统的检测。

3 PF 检测

为了实现 PF, 首先按照重要性分布 $\pi(\mathbf{s} | \mathbf{z})$ 得到一系列的采样点(即粒子) $\{\mathbf{s}^{(j)}\}_{j=1}^J$, J 称为采样大小。然后各个粒子相应的重要性权值由下面的等式给出

$$w^{(j)} = p(\mathbf{s}^{(j)} | \mathbf{z}) / \pi(\mathbf{s}^{(j)} | \mathbf{z}), \quad j = 1, \dots, J \quad (3)$$

并归一化 $\bar{w}^{(j)} = w^{(j)} / \sum_{j=1}^J w^{(j)}$, 为标记方便在下面的推导中仍用 $w^{(j)}$ 表示 $\bar{w}^{(j)}$ 。最后边缘后验概率 $p(s_m | \mathbf{z})$ 可通过已经获得的粒子及其相应的重要性权值按照下式计算

$$p(s_m | \mathbf{z}) \approx \sum_{j=1}^J w^{(j)} \delta(s_m - s_m^{(j)}) \quad (4)$$

其中 $\delta(x)$ 为 Kronecker 函数即 $\delta(0) = 1$ 且 $\delta(x \neq 0) = 0$ 。

利用式(2)的马尔可夫特性, 后验概率 $p(\mathbf{s} | \mathbf{z})$ 可以按照下式从 1 到 N_t 递归计算

$$p(\mathbf{s}_{1:m} | \mathbf{z}_{1:m}) = \frac{p(z_m | \mathbf{s}_{1:m}, \mathbf{z}_{1:m-1}) p(\mathbf{s}_{1:m} | \mathbf{z}_{1:m-1})}{p(z_m | \mathbf{z}_{1:m-1})} \propto p(z_m | \mathbf{s}_{1:m}) p(s_m | \mathbf{s}_{1:m-1}, \mathbf{z}_{1:m-1}) \quad (5)$$

其中 $1 \leq m \leq N_t$, 下标 $i:k$ 表示下标从 i 到 k 的变量集合。考虑到后验概率的递归特性, 选择下式作为第 m 级的重要性分布

$$\pi(\mathbf{s}_{1:m} | \mathbf{z}_{1:m}) = p(s_m | \mathbf{s}_{1:m-1}, \mathbf{z}_{1:m}) p(s_{m-1} | \mathbf{s}_{1:m-2}, \mathbf{z}_{1:m-1}) \cdots p(s_1 | \mathbf{z}_1) = p(s_m | \mathbf{s}_{1:m-1}, \mathbf{z}_{1:m}) \pi(\mathbf{s}_{1:m-1} | \mathbf{z}_{1:m-1}) \quad (6)$$

因此, 第 j 个粒子的相应的重要性权值为

$$w_m^{(j)} = \frac{p(\mathbf{s}_{1:m}^{(j)} | \mathbf{z}_{1:m})}{\pi(\mathbf{s}_{1:m}^{(j)} | \mathbf{z}_{1:m})} \propto p(z_m | \mathbf{s}_{1:m-1}^{(j)}, \mathbf{z}_{1:m}) w_{m-1}^{(j)} = u_m^{(j)} w_{m-1}^{(j)} \quad (7)$$

由于后验分布和重要性分布之间存在偏差, 在经过几步 PF 过程后, 将出现某一粒子的重要性权值接近 1 而其他粒子的重要性权值逼近 0 的情况, 这将大大降低 PF 的有效性。通常引入重采样过程来克服这个缺点, 比较常用的重采样方法包括残差重采样^[8,9]和系统重采样算法^[10]。事实上, 重采样过程只是 PF 的一个可选的步骤, 判断是否需要进行重采样的一个有效的方法是计算有效采样大小(ESS)^[6,11]。因此, MIMO 系统 PF 检测可归纳为

(1) 获得采样点 $s_m^{(j)} \sim p(s_m | \mathbf{s}_{1:m-1}^{(j)}, \mathbf{z}_{1:m})$, $j = 1, \dots, J$ 。

(2) 计算重要性权值 $w_m^{(j)} \propto w_{m-1}^{(j)} u_m^{(j)}$, $j = 1, \dots, J$ 。

(3) 归一化重要性权值 $\bar{w}_m^{(j)} = w_m^{(j)} / \sum_{j=1}^J w_m^{(j)}$ 。

(4) 若 ESS 小于某一预先确定的阈值 T , 对 $\{\mathbf{s}_{1:m}^{(j)}, w_m^{(j)}\}$ 重采样得到权值均为 J^{-1} 的粒子集 $\{\mathbf{s}_{1:m}^{(j)}, J^{-1}\}$ 。

实现上面的 PF 过程需要得到服从重要性分布 $p(s_m | \mathbf{s}_{1:m-1}^{(j)}, \mathbf{z}_{1:m})$ 的随机采样点和计算权值增量 $u_m^{(j)}$, 这可以通过对所有的 $a_k \in \mathcal{A}$ 计算以下两式得到

$$p(s_m = a_k | \mathbf{s}_{1:m-1}^{(j)}, \mathbf{z}_{1:m}) \propto \mathcal{CN} \left(z_m - F_{m,m} a_k - \sum_{i=1}^{m-1} F_{m,i} s_i^{(j)}, \sigma_n^2 \right) \stackrel{\Delta}{=} \lambda_k^{(j)} \quad (8)$$

$$u_m^{(j)} = \sum_{s_k \in \mathcal{A}} p(z_m | s_m, \mathbf{s}_{1:m-1}^{(j)}) p(s_m) = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \lambda_k^{(j)} \quad (9)$$

其中 $\mathcal{CN}(u, v)$ 表示均值为 u 、方差为 v 的复高斯分布。

4 低复杂度的 PF 检测

从前一节的介绍可知, MIMO 系统 PF 检测的复杂度是和采样大小 J 和调制星座大小 K 成正比的。在实际系统中, 当发送天线数 N_t 和 K 都比较大时, 为了保证 PF 检测的有效性要求 J 很大。本节给出两种降低 MIMO 系统 PF 检测计算复杂度的实现方法。

4.1 球形约束粒子滤波

在 PF 过程中每一级都需要保存 J 个采样点, 而不考虑其相应的重要性权值的大小。然而重要性权值小于某一阈值的粒子对系统的最佳检测没有任何贡献, 因此可以在每一级中都删去这些粒子, 同时用那些幸存的粒子初始化下一级的 PF 过程, 从而降低 PF 检测的计算复杂度。这里如何确定该阈值就成为该方法能否有效实现的关键。

借鉴球形译码^[12]的思想, 本文在 PF 检测过程中引入球形约束, 即在 PF 的每一级中删去那些位于约束球形之外的粒子。由于 PF 检测是一种基于树形结构的宽度优先搜索算法, 因此不能像基于深度优先搜索的球形译码那样自适应地调整约束球形的半径。这就决定了约束球形半径 ρ 的选择将是影响该方法复杂度的主要因素。这里定义

$$\rho = \|\mathbf{z} - \mathbf{F}\hat{\mathbf{s}}\|_2 \quad (10)$$

其中 $\|\cdot\|_2$ 表示矢量的 2-范数^[7], $\hat{\mathbf{s}} = \mathbf{Q}(\mathbf{F}^{-1}\mathbf{z})$ 是如下的 ZF 判

决矢量

$$\hat{s}_1 = Q(z_1/F_{11}), \hat{s}_m = Q\left(\left[z_m - \sum_{i=1}^{m-1} F_{mi}\hat{s}_i\right]/F_{mm}\right), \quad 2 \leq m \leq N_t \quad (11)$$

其中量化函数 $Q(x)$ 将 x 映射为离其最近的信号星座 \mathcal{A} 上的点。由于标准 PF 方法得到的最佳判决矢量与接收矢量的距离不大于 ZF 判决矢量与接收矢量的距离, 因此该球形约束 PF 方法和标准 PF 方法有相同的检测性能。得到半径 ρ 后, 球形约束 PF 算法可描述如下:

初始化欧氏距离约束集

$$\mathcal{B}[j] = \rho^2, \quad 1 \leq j \leq J \quad (12)$$

并记第 m ($1 \leq m \leq N_t$) 级上符合球形约束的粒子数目为 J_m , 同时考虑到标记的一致性记 $J_0 = J$ 。则在第 m 级, 球形约束可以通过以下步骤实现。首先在计算式(9)时, 对所有的 $a_k \in \mathcal{A}$, $1 \leq k \leq K$, 保存中间值

$$\mathcal{D}_m^{(k)} \triangleq \left\| z_m - F_{m,m}a_k - \sum_{i=1}^{m-1} F_{m,i}s_i^{(j)} \right\|_2^2 \quad (13)$$

然后在得到服从概率 $p(s_m | \mathbf{s}_{1:m-1}^{(j)}, \mathbf{z}_{1:m})$ 分布的随机采样点 $s_m^{(j)}$ 后, 如果 $s_m^{(j)} = a_i$ 则令

$$\mathcal{B}[j] = \mathcal{B}[j] - \mathcal{D}_m^{(i)} \quad (14)$$

对所有的 $1 \leq j \leq J_{m-1}$ 分别执行式(13)和式(14), 得到的 $\mathcal{B}[j]$ 就是为了保证第 j 个粒子位于约束球形内, 其后续的 $N_t - m$ 个分量和接收矢量的后 $N_t - m$ 个分量之间的最大允许距离。如果 $\mathcal{B}[j] < 0$, 说明该粒子 ($s_1^{(j)}, \dots, s_m^{(j)}$) 已经位于约束球形的外部, 因此删除该粒子及其相应的重要性权值。最后得到满足球形约束的 J_m 个粒子及其重要性权值 ($\mathbf{s}_{1:m}^{(j)}, w_m^{(j)}\big|_{j=1}^{J_m}$), 进行下一级的滤波过程。

和上一节介绍的标准 PF 检测过程相比, 本文提出的球形约束 PF 增加的计算量主要是由式(14)和对 $\mathcal{B}[j]$ 的符号判决决定。在整个 PF 过程中这大约需要 $\sum_{m=0}^{N_t-1} J_m$ 次实数减法和正负符号判决运算。而球形约束 PF 检测复杂度的降低体现在每级采样大小的减小, 在整个 PF 过程中节约了 $N_t J - \sum_{m=1}^{N_t} J_m$ 次重要性采样过程。注意到在第 m 级上每一次重要性采样的复杂度取决于式(8)和式(9), 包括 $\mathcal{O}(K_m)$ 次实数乘法、加法和比较运算。因此, 我们忽略增加的计算量并定义球形约束 PF 检测相对于标准 PF 检测的运算节约因子为

$$\eta = \frac{N_t J - \sum_{m=1}^{N_t} J_m}{N_t J} \quad (15)$$

注意到当信噪比(SNR)较高时, PF 过程得到的粒子将以很大的概率位于发送矢量(最佳判决矢量)附近从而使得位于约束球形之外的粒子个数变少, 导致此时球形约束方法对 PF 的运算量降低效果并不显著, 即 η 较小。而当 SNR 较低时, PF 过程得到的粒子的空间分布趋于均匀, 因此位于约束球形之外的粒子个数明显增多。此时球形约束方法能够显著降

低 PF 的运算量进而 η 变大。

4.2 多层映射粒子滤波

利用信号星座的多层比特映射可以将大信号星座等效为几个不同幅度的小信号星座的级联^[13]。假定 $L = \log_4 K$ 为一整数, 则多层映射可以将大小为 K 的 QAM 星座 \mathcal{A} 划分为 L 层且每层幅度为 2^{L-l} 的 4-QAM 星座, $l = 1, \dots, L$ 。星座上的每一点 a 能够由符号演化序列 (a_1, \dots, a_L) 获得, 其中 a_l ($1 \leq l \leq L$) 由符号 a 的前 $2l$ 个比特决定, 因此 $a_L = a$ 。

以图 1 所示的 16-QAM 信号星座的多层格雷比特映射为例说明多层比特映射的基本原理, 更详细的解释可参见文献[13]。以比特序列(label)为 1001 的星座点 $a = 3 + i$ 为例, $i = \sqrt{-1}$ 表示虚数单位。星座点 $a = 3 + i$ 也可以看作是由一个幅度为 2 的 QPSK 信号星座和单位幅度的 QPSK 信号星座级联而成。这里, 幅度为 2 的 QPSK 信号星座由图 1 中 4 个空心点构成, 而单位幅度 QPSK 信号星座则是由图 1 右上方 4 个实心点构成。 $a_1 = 2 + i2$ 即为 a 的前两个比特 10 对应的点, a 的后两个比特 01 对应的点为 $1 - i$, 因此 $a_2 = a_1 + 1 - i = 3 + i$ 。

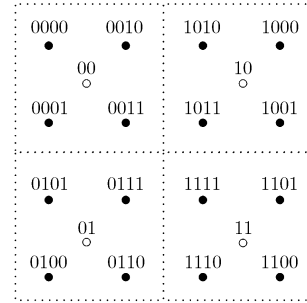


图 1 16-QAM 信号星座的多层格雷比特映射

利用多层映射, 式(8)可由下式取代

$$p(s_{ml} = a_l^t | \mathbf{s}_{1:m-1}^{(j)}, s_{m(l-1)}^{(j)}, \mathbf{z}_{1:m}) \propto \mathcal{CN}\left(z_m - F_{m,m}a_l^t - \sum_{i=1}^{m-1} F_{m,i}s_i^{(j)}, \sigma^2\right) \triangleq \lambda_{lt}^{(j)}, \quad l=1, \dots, L \quad (16)$$

其中 $a_l^t = s_{m(l-1)}^{(j)} + 2^{L-l}q_t$, $q_t \in \mathcal{Q} = (1+i, 1-i, -1+i, -1-i)$, (s_{m1}, \dots, s_{mL}) 是 s_m 的进化序列且令 $s_{m0} = 0$ 。进一步式(9)可改写为

$$u_m^{(j)} = \sum_{q_t \in \mathcal{Q}} p\left(z_m | s_m, \mathbf{s}_{1:m-1}^{(j)}\right) p(s_m) = \frac{1}{4} \sum_{l=1}^4 \lambda_{lt}^{(j)} \quad (17)$$

将多层映射应用到 MIMO 系统 PF 检测中, 则信号星座上每一点的搜索空间将从 K 下降为 $4 \log_4 K$ 。因此利用多层映射的 PF 检测的计算量仅仅是标准 PF 检测的 $(4 \log_4 K) / K$ 。当 K 较大时, 这是非常有效的, 如当 $K=16$ 时, 计算量仅为原来的 1/2。不过考虑到多层映射相当于将大信号星座上的点的搜索空间等效为几个小信号星座上点的搜索空间的联合, 而在 PF 过程中对每个小信号星座的点相当于做一定程度的硬判决(式(16)、式(17)), 因此利用多层映射的

PF 检测其比特错误性能将有一定的损失。

5 计算机仿真结果及分析

定义每接收天线上收到的每信息比特的平均 SNR 为

$$\text{SNR} = 10 \lg \frac{N_t E_s}{\sigma_n^2 \log_2 K} \quad (18)$$

其中 E_s 表示每发送天线的平均符号能量。

在计算机仿真中, 信道衰落假定为平坦瑞利快衰落, 判决是否进行系统重采样的阈值设为 $T = J/2$, 采用 16-QAM 调制星座。考虑 3 种检测方法: 标准 PF, 球形约束 PF 和多层映射 PF 在不同配置 MIMO 系统中的检测性能。主要讨论采用各种检测方法时比特错误率(BER)随 SNR 变化的曲线图以及采用球形约束 PF 检测时运算节约因子的统计量。定义 η_1 为 $N_t = N_r = 4$, $J = 150$ 时的运算节约因子; η_2 为 $N_t = N_r = 8$, $J = 200$ 时的运算节约因子。

首先考虑 $N_t = N_r = 4$, $J = 150$ 的情况。图 2 给出了此时 3 种检测方法的 BER 随 SNR 变化的曲线图。可以看出球形约束 PF 有着和标准 PF 相同的 BER 性能, 而多层映射 PF 的 BER 性能和标准 PF 相比有一定的降低。当 $\text{BER} = 2 \times 10^{-4}$ 时, 多层映射 PF 大约有 0.5dB 的性能损失。考虑到此时多层映射 PF 的计算量仅是标准 PF 的 1/2, 我们认为这些性能损失是可以接受的。同时, 表 1 列出了该情况下球形约束的运算节约因子。可以看出, 当 SNR 较低时运算量降低比较显著(SNR=10dB 时, 运算量节约了 20%), 而在高 SNR 区复杂度降低不明显(SNR=18dB 时, 运算量仅节约了 6%)。

接下来考虑 $N_t = N_r = 8$, $J = 200$ 的情况。图 3 给出了此时 3 种检测方法的 BER 随 SNR 变化的曲线图。同样地, 球形约束 PF 和标准 PF 有相同的错误性能, 多层映射 PF 相对于标准 PF 在 $\text{BER} = 10^{-4}$ 时有大约 1dB 的性能损失。表 1 列出了该情况下球形约束的运算节约率, 和前一种情况相比此时的运算节约率有较大的提高, 当 SNR = 18dB 时仍节约了 14%的运算量。该情况下运算量降低效果比较明显主要是由于此时的发送天线数 N_t 和采样大小 J 增大导致此时的 PF 检测过程中有较多的粒子位于约束球形之外。

6 结束语

本文针对 MIMO 系统中标准 PF 检测的复杂度正比于采

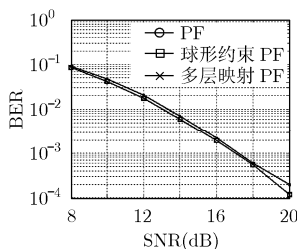


图 2 $N_t = N_r = 4$, $J = 150$, 采用 16QAM 调制星座情况下 BER 随 SNR 变化曲线

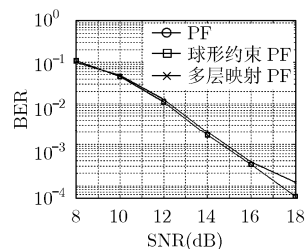


图 3 $N_t = N_r = 8$, $J = 200$, 采用 16QAM 调制星座情况下 BER 随 SNR 变化曲线

表 1 不同情况下球形约束 PF 检测的运算节约因子

SNR(dB)	8	10	12	14	16	18
η_1	0.25	0.20	0.16	0.14	0.09	0.06
η_2	0.30	0.27	0.25	0.23	0.19	0.14

样点数和信号星座大小的现象, 提出了两种低复杂度的 PF 检测方法。第 1 种方法引入球形约束以达到减小每级上采样大小的目的; 第 2 种方法利用多层映射结构达到降低信号搜索空间大小的目的。计算机仿真结果表明采用球形约束的 PF 检测能够在保证和标准 PF 检测相同的错误性能情况下降低计算复杂度, 特别适合发送天线数较多的情况; 而采用多层映射的 PF 检测能以一定的错误性能损失为代价获得计算复杂度的极大降低。

参考文献

- [1] Doucet A, de Freitas J F G, and Gordon N. Sequential Monte Carlo Methods in Practice. New York, Springer-Verlag, 2001.
- [2] Doucet A, Godsill S, and Andrieu C. On sequential Monte Carlo sampling methods for Bayesian filtering. *Statist. Comput.*, 2000, 10(3): 197-208.
- [3] Djuric P M, Kotecha J H, and Zhang J, et al. Particle filtering. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2003, 20(5): 19-38.
- [4] Doucet A and Wang X. Monte Carlo methods for signal processing. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2005, 22(6): 152-170.
- [5] Huang Y, Zhang J, and Djuric P M. Bayesian detection for BLAST. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 2005, 53(3): 1086-1096.
- [6] Dong B, Wang X, and Doucet A. A new class of soft MIMO demodulation algorithms. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 2003, 51(11): 2752-2763.
- [7] Golub G H and Van L C F. Matrix Computations (3rd edition). Baltimore, MD, USA, Johns Hopkins University Press, 1996, Chapters 2 and 5.
- [8] Liu J and Chen R. Sequential Monte Carlo methods for dynamic systems. *J. Amer. Statist. Assoc.*, 1998, 93(5): 1032-1044.
- [9] Chen R and Liu J. Mixture Kalman filter. *J. Amer. Statist. Assoc. (B)*, 2000, 62(3): 493-509.
- [10] Kitagawa G. Monte Carlo filter and non-Gaussian nonlinear state space models. *J. Comput. Graph. Statist.*, 1996, 5(1): 1-25.
- [11] Liu J S. Monte Carlo Strategies in Scientific Computing. New York, Springer-Verlag, 2001, Chapter 5.
- [12] Hochwald B M and ten Brink S. Achieving near-capacity on a multiple-antenna channel. *IEEE Trans. on Commun.*, 2003, 51(3): 389-399.
- [13] De Jong Y vo L C and Willink T J. Iterative tree search detection for MIMO wireless systems. *IEEE Trans. on Commun.*, 2005, 53(6): 930-935.

郑贱平: 男, 1981 年生, 博士生, 研究方向为无线通信信号处理。
白宝明: 男, 1966 年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为信道编码、无线通信和量子通信。
王新梅: 男, 1937 年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为信息论、信道编码与密码。