

FSO MIMO 系统中迭代译码算法的研究

柯熙政, 谌娟, 张楠

(西安理工大学 自动化与信息工程学院, 陕西 西安 710048)

摘要: 自由空间光通信(FSO)系统是一种新型的宽带接入系统, 结合了光纤通信与微波通信的优点。但是 FSO 系统容易受到环境和天气状态的影响, 把多输入多输出(MIMO)技术应用于 FSO 系统中可以有效改善大气对激光波束的影响, 提高系统性能。文中主要研究了 FSO-MIMO 系统的空时译码问题, 结合传统的一些译码算法, 把 Turbo 码的迭代译码思想应用于 FSO MIMO 的空时译码中, 分析了一种基于马尔科夫链蒙特卡洛(MCMC)算法的迭代译码方法。

关键词: 自由空间光通信; MIMO; MCMC

中图分类号: TN929.12 **文献标志码:** A **文章编号:** 1007-2276(2014)08-2631-06

Iterative decoding algorithm in FSO MIMO communication system

Ke Xizheng, Chen Juan, Zhang Nan

(School of Automation and Information Engineering, Xi'an University of Technology, Xi'an 710048, China)

Abstract: Free-space optical communication (FSO) system is a new type of broadband access systems, optical fiber communication can solve the bottleneck problem with the microwave communications, combines the advantages of optical communications and microwave communications, the FSO systems are vulnerable to the impact of environmental and weather conditions, the Multiple Input Multiple Output (MIMO) technology in FSO systems can effectively improve the atmospheric effects of the laser beam to improve the system performance. In this paper, space-time decoding problem of FSO-MIMO system was mainly studied. Combined with some of the traditional decoding algorithms, the iterative decoding Turbo codes were used in FSO MIMO idea of space-time decoding, the analysis based on Markov chain Monte Carlo (MCMC) algorithm for iterative decoding methods was also made.

Key words: free-space optical communication; MIMO; MCMC

收稿日期: 2013-12-12; 修订日期: 2014-01-07

基金项目: 国家自然科学基金(61377080, 60977054); 陕西省“13115”科技统筹计划(2011KTCQ01-31);

陕西省教育厅产业化培育基金(2010JC17); 西安市科技成果转化基金(CX12165); 陕西省自然科学基金基础研究计划(2013JQ8011);

陕西省教育厅科研计划(2013JK1104); 陕西省工业攻关科技计划(2013K06-08); 2013 年陕西省省级前瞻性专项资金(BE2013088)

作者简介: 柯熙政(1962-), 男, 教授, 主要从事无线激光通信方面的研究。Email: xzke@263.net

0 引言

自由空间光通信(FSO)是指通过在自由空间中用激光信号进行点到点的数据、语音以及图像信号的传输的新型的宽带接入通信技术^[1]。MIMO 技术通过在发送端和接收端采用多根天线,可以突破单输入单输出系统信道容量的受限的瓶颈问题,具有巨大的容量潜力。把 MIMO 应用于 FSO 系统中,可以改善大气对激光波束的影响,提高系统容量与可靠性。MIMO 技术中空时译码仍是需要解决的问题^[2-3]。最大似然检测算法在误码率最小的标准下是最优的检测算法,但是复杂度太高,与天线个数以及调制阶数成指数增长的,在现实中很难实现。后出现了一些次优的检测算法,例如基于迫零(ZF)准则和基于最小均方误差(MMSE)准则的线性检测算法以及非线性检测算法包括串行干扰抵消算法、QR 分解检测算法、球形译码检测算法^[4],当 Turbo 码的代译码出现后,空时译码的研究主要是基于 Turbo 码迭代思想的检测算法,例如最大后验概率(MAP)检测算法、蒙特卡洛检测算法^[1]等。

1 FSO MIMO 的系统模型

FSO MIMO 的系统模型如图 1 所示,信号在发送端经过信道编码、空时处理后调制到 M 个天线发射出去,经过大气信道,大气会对激光波束的幅度、相位都产生影响,大气湍流的强度用闪烁因子 SI 表示,范围为 0.6~0.8,SI=0.6 为弱湍流,SI=0.8 为强湍流,通过 N 个探测器检测到信号,然后对信号进行检测、解调、空时译码处理、信道译码后恢复出原发射信号。

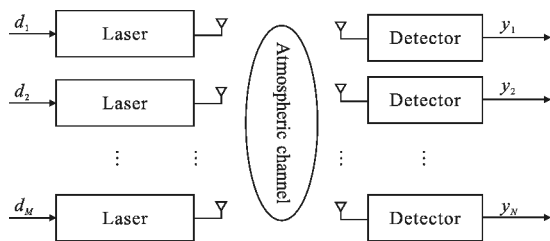


图 1 FSO MIMO 的系统模型
Fig.1 System model of FSO-MIMO

设输入信号为 $\mathbf{d}=[d_1, d_2, \dots, d_M]$, d_i 表示第 i 个天线发送的信号,接收天线接收到的信号矩阵为 $\mathbf{y}=[y_1, y_2, \dots, y_N]$, y_j 表示的是第 j 个接收天线上的信号,所以该系统模型可以表示为:

$$\mathbf{y}=\boldsymbol{\eta}\mathbf{H}\mathbf{d}+\mathbf{n} \quad (1)$$

式中: $\boldsymbol{\eta}$ 代表的是光电转换效率; \mathbf{n} 为 $M \times 1$ 维噪声矩阵,各分量之间相互统计独立,是均值为 0,方差为 N_0 的高斯白噪声; \mathbf{H} 为信道特性矩阵,即

$$\mathbf{H}=\begin{bmatrix} a_{11}^2 & a_{12}^2 & \dots & a_{1M}^2 \\ a_{21}^2 & a_{22}^2 & \dots & a_{2M}^2 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ a_{N1}^2 & a_{N2}^2 & \dots & a_{NM}^2 \end{bmatrix}$$

式中: a_{ij}^2 代表的是从第 i 根发射天线到第 j 个接收天线的光强衰减系数,在大气强湍流与弱湍流中,衰减系数近似服从对数分布,根据冻结场理论,在同一帧内,可假设衰减系数保持不变。

2 MIMO 技术的迭代检测算法

MIMO 检测器利用信道输出的数据信息和信道译码器上次迭代输出的比特软信息,计算出新的比特软信息,新的比特软信息解交织后作为外信道译码器的输入。同样地译码器输出的新的比特软信息,经交织后作为 MIMO 检测器下一次的输入。迭代检测系统的框图如图 2 所示。

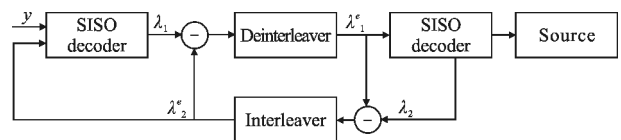


图 2 MIMO 系统的迭代检测算法结构图
Fig.2 Structure of iterative detection algorithm for MIMO system

MIMO 迭代检测算法中最重要的是估计接收信号的外信息以及经过译码后得到的外信息。假设接收端接收到的符号信号为 $\mathbf{y}=[y_1, y_2, \dots, y_N]$,发射端发送的符号信息为 $\mathbf{d}=[d_1, d_2, \dots, d_M]$,发送的比特信息为 $\mathbf{b}=[b_1, b_2, \dots, b_{KM}]$,其中 $K=2^{M_c}$, M_c 代表的是调制阶数,软输入软输出检测器输出的先验信息 λ_1 :

$$\lambda_1(b_k)=\ln \frac{P(b_k=1|\mathbf{y}, \lambda_2^e)}{P(b_k=0|\mathbf{y}, \lambda_2^e)} \quad (2)$$

式中: λ_2^e 是软输入软输出译码器输出的外信息; \mathbf{y} 是接收信号; \mathbf{b}_k 是接收信号为 \mathbf{y} 时发射端发送向量中

第 k 个比特信息,

2.1 MCMC 检测算法

MCMC 算法是指在一个以 $\pi(\mathbf{x})$ 为平稳分布的马尔科夫链上得到所需的样本值, 然后通过这些样本值估计随机变量的加权平均值。但是马尔科夫链里的状态的数量随采样点的大小按指数增长, 复杂度太高, 能够解决 MCMC 算法复杂度的采样算法 Gibbs 吉布斯采样算法^[5]。

马尔科夫链是随机变量序列 $\{\mathbf{X}^{(0)}, \mathbf{X}^{(1)}, \dots\}$, 在任意一个时刻 $t(t \geq 0)$, 下一个时刻 $t+1$ 处的序列 $\mathbf{X}^{(t+1)}$ 是由条件分布 $F(\mathbf{x}|\mathbf{X}^{(t)})$ 产生, 仅仅与 t 时刻的状态 $\mathbf{X}^{(t)}$ 有关, 与 t 时刻之前的状态 $\{\mathbf{X}^{(0)}, \mathbf{X}^{(1)}, \dots, \mathbf{X}^{(t-1)}\}$ 无关。假设马尔科夫链满足不可约遍历条件, 不管初始状态 $\mathbf{X}^{(0)}$ 取什么值, 状态 $\mathbf{X}^{(t)}$ 都收敛于同一分布, 这个就是所谓的平稳分布。假设一个马尔科夫链的状态为 $\mathbf{X}_{t \geq 0}^{(t)}$ 、状态空间为 \mathbf{D} , 则其一步转移概率函数为:

$$p(\mathbf{x}, \mathbf{x}') = p(\mathbf{x} \rightarrow \mathbf{x}') = p(\mathbf{X}^{(t+1)} = \mathbf{x}' | \mathbf{X}^{(t)} = \mathbf{x}) \text{ (离散)} \quad (3)$$

$$p(\mathbf{x} \rightarrow \mathbf{B}) = \int_{\mathbf{B}} p(\mathbf{x}, \mathbf{x}') d\mathbf{x} \text{ (连续)} \quad (4)$$

转移概率 $p(\mathbf{x}, \mathbf{x}')$ 满足条件

$$\sum p(\mathbf{x}, \mathbf{x}') = 1 \text{ (离散)} \quad (5)$$

$$\int p(\mathbf{x}, \mathbf{x}') = 1 \text{ (连续)} \quad (6)$$

假设 $\pi(\mathbf{x})$ 满足

$$\sum p(\mathbf{x}, \mathbf{x}') \pi(\mathbf{x}) = \pi(\mathbf{x}') \text{ (离散)} \quad (7)$$

$$\int p(\mathbf{x}, \mathbf{x}') \pi(\mathbf{x}) d\mathbf{x} = \pi(\mathbf{x}'), \forall \mathbf{x} \in \mathbf{D} \text{ (连续)} \quad (8)$$

则可以认为 $\pi(\mathbf{x})$ 是转移概率 $p(\cdot, \cdot)$ 的平稳分布。

吉布斯采样算法是 MCMC 算法中常用的一种的采样方法, 可以完成基于条件分布的迭代采样。吉布斯采样已经是统计计算中的标准工具了, 它最大的特点是可以通过分解一系列的条件分布建立一条马尔科夫链, 特别是满条件分布。满条件分布指的是形如 $\pi(\mathbf{x}_T | \mathbf{x}_{-T})$ 的条件分布, 其中 $\mathbf{x}_T = \{\mathbf{x}_i, i \in T\}, \mathbf{x}_{-T} = \{\mathbf{x}_i, i \notin T\}, T \subset N = \{1, 2, \dots, n\}$, 由此可知, 在满条件分布中, 所有变量都会出现, 不是出现在条件中就是出现在变元中。在一个满足 $\mathbf{X}_i | \mathbf{X}_{-i}, i = 1, 2, \dots, n$ 的条件分布中, 转移概率 $\mathbf{q} = (\mathbf{x}_i \rightarrow \mathbf{x}'_i)$ 能够使 $\mathbf{X}'_i = \mathbf{X}_{-i} = \mathbf{x}_{-i}$ 保持固定不变, 所以能够以转移概率 $\mathbf{q} = (\mathbf{x}_i \rightarrow \mathbf{x}'_i)$ 产生采样点 \mathbf{x}'_i , 然后以概率

$$a_i(\mathbf{x}_i \rightarrow \mathbf{x}'_i | \mathbf{x}_{-i}) = \min \left(1, \frac{\pi(\mathbf{x}') q_i(\mathbf{x}'_i \rightarrow \mathbf{x}_i | \mathbf{x}_{-i})}{\pi(\mathbf{x}) q_i(\mathbf{x}_i \rightarrow \mathbf{x}'_i | \mathbf{x}_{-i})} \right) \quad (9)$$

决定是否接受 \mathbf{x}' 作为马尔科夫链的下一个状态。

若将上述满条件分布中的转移概率 $\mathbf{q} = (\mathbf{x}_i \rightarrow \mathbf{x}'_i)$ 取满条件分布 $\pi(\mathbf{x}_i | \mathbf{x}_{-i})$, 可以得到 $a(\mathbf{x} \rightarrow \mathbf{x}') = 1$, 这个就叫做吉布斯采样。吉布斯采样算法能够将条件分布分解, 抽样时只涉及到单变量的抽样。假设一个 M 维联合条件分布 $\pi(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_M)$, 在吉布斯采样中转移概率可以构造为:

$$p_{\mathbf{x}, \mathbf{y}} = p(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \prod_{k=1}^M \pi(\mathbf{y}_k | \mathbf{y}_1, \dots, \mathbf{y}_{k-1}, \mathbf{x}_{k+1}, \dots, \mathbf{x}_M) \quad (10)$$

式中: $\mathbf{x} = (\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_M), \mathbf{y} = (\mathbf{y}_1, \dots, \mathbf{y}_M), \mathbf{x}_i \in \mathbf{D}, \mathbf{y}_i \in \mathbf{D}; \pi(\mathbf{y}_k | \mathbf{y}_1, \dots, \mathbf{y}_{k-1}, \mathbf{x}_{k+1}, \dots, \mathbf{x}_M)$ 指的是 $1 \sim k-1$ 个分量为 $\mathbf{y}_1, \dots, \mathbf{y}_{k-1}, k \sim M$ 个分量为 $\mathbf{x}_{k+1}, \dots, \mathbf{x}_M$ 的条件下, 第 k 个分量为 \mathbf{y}_k 时的条件分布。

因为

$$\sum_{\mathbf{y}_1} \pi(\mathbf{y}_1 | \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_M) = \sum_{\mathbf{y}_1} \frac{\pi(\mathbf{y}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_M)}{\pi(\mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_M)} = \frac{\pi(\mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_M)}{\pi(\mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_M)} = 1 \quad (11)$$

所以可以得到

$$\sum_{\mathbf{y}} p_{\mathbf{x}, \mathbf{y}} = \sum_{\mathbf{y}_m} \dots \sum_{\mathbf{y}_1} \pi(\mathbf{y}_1 | \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_M) \pi(\mathbf{y}_2 | \mathbf{y}_1, \mathbf{x}_3, \dots, \mathbf{x}_M) \dots \pi(\mathbf{y}_M | \mathbf{y}_1, \dots, \mathbf{y}_{M-1}) \quad (12)$$

由公式(11)、公式(12)可以看出 $p(\mathbf{x}, \mathbf{y})$ 满足马尔科夫链转移概率的要求。

同样可以验证 $\pi(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_M)$ 是以 $p(\mathbf{x}, \mathbf{y})$ 为转移概率的马尔科夫链平稳分布^[6]。

$$\begin{aligned} \sum_{(\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_M)} \pi(\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_M) p((\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_M), (\mathbf{y}_1, \dots, \mathbf{y}_M)) &= \\ \sum_{\mathbf{x}_M} \sum_{\mathbf{x}_{M-1}} \dots \sum_{\mathbf{x}_1} \pi(\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_M) \pi(\mathbf{y}_1 | \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_M) &= \\ \pi(\mathbf{y}_2 | \mathbf{y}_1, \mathbf{x}_3, \dots, \mathbf{x}_M) \dots \pi(\mathbf{y}_M | \mathbf{y}_1, \dots, \mathbf{y}_{M-1}) &= \\ \sum_{\mathbf{x}_M} \sum_{\mathbf{x}_{M-1}} \dots \sum_{\mathbf{x}_1} \pi(\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_M) \frac{\pi(\mathbf{y}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_M)}{\sum_{\mathbf{x}_1} \pi(\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_M)} &= \\ \pi(\mathbf{y}_2 | \mathbf{y}_1, \mathbf{x}_3, \dots, \mathbf{x}_M) \dots \pi(\mathbf{y}_M | \mathbf{y}_1, \dots, \mathbf{y}_{M-1}) &= \\ \sum_{\mathbf{x}_M} \sum_{\mathbf{x}_{M-1}} \dots \sum_{\mathbf{x}_2} \pi(\mathbf{y}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_M) &= \\ \pi(\mathbf{y}_2 | \mathbf{y}_1, \mathbf{x}_3, \dots, \mathbf{x}_M) \dots \pi(\mathbf{y}_M | \mathbf{y}_1, \dots, \mathbf{y}_{M-1}) &= \\ \sum_{\mathbf{y}_M} \pi(\mathbf{y}_1, \dots, \mathbf{y}_{M-1}, \mathbf{x}_M) \frac{\pi(\mathbf{y}_1, \dots, \mathbf{y}_M)}{\sum_{\mathbf{x}_M} \pi(\mathbf{y}_1, \dots, \mathbf{y}_{M-1}, \mathbf{x}_M)} &= \\ \pi(\mathbf{y}_1, \dots, \mathbf{y}_M) & \quad (13) \end{aligned}$$

根据蒙特卡罗统计方法以及 MIMO 迭代检测算法中检测器输出后验概率的计算公式(6)、公式(7)可知, 要计算比特的后验概率, 首先需要通过 MCMC 算法产生分布为 $p(\mathbf{b} | \mathbf{y}, \lambda_2^e)$ 的随机变量, 这些随机变量是通过马尔科夫链特性迭代产生的; 然后通过这些采样值估计比特后验概率的加权平均值。MCMC

检测算法分为两步：第一步为采用吉布斯采样得到满足目标分布的样本值；第二步，根据这些样本值计算接收信号的后验给率。下面介绍两种不同估计的 MCMC 检测算法，一种是基于蒙特卡罗积分的 MCRB-MCMC 检测算法；一种是基于蒙特卡罗重要性采样的 MCRB-U-MCMC 检测算法。

2.2 MCRB-MCMC 检测算法

吉布斯采样的步骤为^[7]：

设 $\mathbf{b}_{-k}^{(n)} = [\mathbf{b}_1^{(n)}, \mathbf{b}_2^{(n)}, \dots, \mathbf{b}_{k-1}^{(n)}, \mathbf{b}_{k+1}^{(n)}, \dots, \mathbf{b}_{K+M}^{(n)}]^T$

(1) 随机的初始化矢量 $\mathbf{b}^{(-N_b)}$ ；

(2) 设定吉布斯采样次数 n 的范围为 $-N_b \sim -N_s$ ；

(3) 根据 $p(\mathbf{b}_1 | \mathbf{b}_2^{(n-1)}, \mathbf{b}_3^{(n-1)}, \dots, \mathbf{b}_{KM}^{(n-1)}, \mathbf{y}, \lambda_2^e)$ 得到 $\mathbf{b}_1^{(n)}$ 的值；

(4) 将 $\mathbf{b}_1^{(n)}$ 代入原矢量，根据 $p(\mathbf{b}_2 | \mathbf{b}_1^{(n)}, \mathbf{b}_3^{(n-1)}, \dots, \mathbf{b}_{KM}^{(n-1)}, \mathbf{y}, \lambda_2^e)$ 得到 $\mathbf{b}_2^{(n)}$ 的值；

(5) 以此类推，根据 $p(\mathbf{b}_{KM} | \mathbf{b}_1^{(n)}, \mathbf{b}_2^{(n)}, \dots, \mathbf{b}_{KM-1}^{(n)}, \mathbf{y}, \lambda_2^e)$ 得到 $\mathbf{b}_{KM}^{(n)}$ ，这样就可以完成一次采样，矢量 \mathbf{b} 里面的数据被更新了一遍；

(6) 直到迭代次数满足条件，则结束循环。

在吉布斯采样算法中，初始化矢量 $\mathbf{b}^{(-N_b)}$ 是一个与译码器输出外信息有关的随机变量，在第一次迭代时，译码器提供的外信息为零^[8]。根据 $P(\mathbf{b}_k=1 | \mathbf{y}, \mathbf{b}_{-k}^{(n-1)}, \lambda_2^e)$ 选取 $\mathbf{b}_k^{(n)}$ 的方法是随机抽取一个在 $[0, 1]$ 上均匀分布的数，如果 $P(\mathbf{b}_k=1 | \mathbf{y}, \mathbf{b}_{-k}^{(n-1)}, \lambda_2^e)$ 大于这个随机数， $\mathbf{b}_k^{(n)}$ 取 1，否则， $\mathbf{b}_k^{(n)}$ 取 0^[9]。经过 $N_b + N_s$ 次迭代后产生 $N_b + N_s$ 组采样序列，前 N_b 次循环为调试部分，为了使采样的数据更满足目标分布，用后面的 $0 \sim N_s$ 组序列计算检测器输出的外信息即对数似然比，这样可以达到估计可靠以及降低计算量的作用。

根据蒙特卡罗积分，设先验信息 $p(\mathbf{b}_{-k} | \mathbf{y}, \lambda_2^e)$ 为 $f(\mathbf{x})$ ，转移概率 $p(\mathbf{b}_k=1 | \mathbf{y}, \mathbf{b}_{-k}, \lambda_2^e)$ 为 $h(\mathbf{x})$ ，根据公式(9)可以得到^[10]：

$$p(\mathbf{b}_k=1 | \mathbf{y}, \lambda_2^e) \approx \frac{1}{N_s} \sum_{n=1}^{N_s} p(\mathbf{b}_k=1 | \mathbf{y}, \mathbf{b}_{-k}^{(n)}, \lambda_2^e) \quad (14)$$

$$p(\mathbf{b}_k=0 | \mathbf{y}, \lambda_2^e) \approx \frac{1}{N_s} \sum_{n=1}^{N_s} p(\mathbf{b}_k=0 | \mathbf{y}, \mathbf{b}_{-k}^{(n)}, \lambda_2^e) \quad (15)$$

式中： $\mathbf{b}_{-k}^{(n)}$ 是概率密度分布为 $p(\mathbf{b}_{-k} | \mathbf{y}, \lambda_2^e)$ 的采样值，这种估计方法称为 MCRB 估计方法。吉布斯采样的中的转移概率和检测器外信息 $\lambda_2^e(\mathbf{b}_k)$ 的计算需要计

算 $P(\mathbf{b}_k=1 | \mathbf{y}, \mathbf{b}_{-k}^{(n)}, \lambda_2^e)$ 、 $P(\mathbf{b}_k=0 | \mathbf{y}, \mathbf{b}_{-k}^{(n)}, \lambda_2^e)$ 的值^[11]：

$$p(\mathbf{b}_k=1 | \mathbf{y}, \lambda_2^e) \approx \frac{1}{N_s} \sum_{n=1}^{N_s} \frac{1}{1 + \exp(-\lambda_1^{(n)}(\mathbf{b}_k))} \quad (16)$$

$$p(\mathbf{b}_k=0 | \mathbf{y}, \lambda_2^e) \approx \frac{1}{N_s} \sum_{n=1}^{N_s} \frac{\exp(-\lambda_1^{(n)}(\mathbf{b}_k))}{1 + \exp(-\lambda_1^{(n)}(\mathbf{b}_k))} \quad (17)$$

则可以得到：

$$\lambda_1^e(\mathbf{b}_k) = \lambda_1(\mathbf{b}_k) - \lambda_2^e(\mathbf{b}_k) \approx \max_n [\lambda_1^{(n)}(\mathbf{b}_k)] - \lambda_2^e(\mathbf{b}_k) \quad (18)$$

2.3 MCRB-U-MCMC 检测算法

根据重要性采样原理，设先验信息 $p(\mathbf{b}_{-k} | \mathbf{y}, \lambda_2^e)$ 为 $f(\mathbf{x})$ ，转移概率 $p(\mathbf{b}_k=1 | \mathbf{y}, \mathbf{b}_{-k}, \lambda_2^e)$ 为 $h(\mathbf{x})$ ，由公式(13)可以得到^[10]：

$$p(\mathbf{b}_k=1 | \mathbf{y}, \lambda_2^e) \approx \frac{\sum_{n=1}^{N_s} p(\mathbf{b}_k=1 | \mathbf{y}, \mathbf{b}_{-k}^{(n)}, \lambda_2^e) p(\mathbf{b}_{-k}^{(n)} | \mathbf{y}, \lambda_2^e)}{\sum_{n=1}^{N_s} p(\mathbf{b}_{-k}^{(n)} | \mathbf{y}, \lambda_2^e)} \quad (19)$$

$$p(\mathbf{b}_k=0 | \mathbf{y}, \lambda_2^e) \approx \frac{\sum_{n=1}^{N_s} p(\mathbf{b}_k=0 | \mathbf{y}, \mathbf{b}_{-k}^{(n)}, \lambda_2^e) p(\mathbf{b}_{-k}^{(n)} | \mathbf{y}, \lambda_2^e)}{\sum_{n=1}^{N_s} p(\mathbf{b}_{-k}^{(n)} | \mathbf{y}, \lambda_2^e)} \quad (20)$$

式中： $\mathbf{b}_{-k}^{(n)}$ 是一个均匀分布 $f_a(\mathbf{x})$ 的抽样值，这种估计方法称为 MCRB-U 估计方法也叫做 MCRB-U-MCMC 检测算法。

吉布斯采样过程^[12]：MCRB-U-MCMC 检测算法中的吉布斯采样与 MCRB-MCMC 检测算法中的吉布斯采样过程类似，只需要将前两步改为：

(1) 随机的初始化矢量 $\mathbf{b}^{(0)}$ ；

(2) 设定采样次数 n 的范围为 $0 \sim N_s$ ；

MCRB-U-MCMC 估计算法是基于重要性采样的，要求抽样值 $\mathbf{b}_{-k}^{(n)}$ 满足在函数 $p(\mathbf{b}_{-k} | \mathbf{y}, \lambda_2^e)$ 的取值范围内为均匀分布，参考文献[10]中提出了解决这个问题的方法，即在吉布斯采样中，循环次数设为 $0 \sim N_s$ ，而不是 $-N_b \sim -N_s$ ，也就是去掉前文所述吉布斯采样中的调试阶段，用吉布斯采样产生的所有样本值来计算软输入软输出检测器输出的后验概率。

MCRB-U-MCMC 检测算法中，需要计算吉布斯采样中的转移概率 $p(\mathbf{b}_k=1 | \mathbf{y}, \mathbf{b}_{-k}, \lambda_2^e)$ 以及比特软信息的值 $\lambda_1^e(\mathbf{b}_k)$ ：

$$p(\mathbf{b}_k=1 | \mathbf{y}, \mathbf{b}_{-k}, \lambda_2^e) = \frac{p(\mathbf{b}_k=1 | \mathbf{y}, \mathbf{b}_{-k}, \lambda_2^e)}{p(\mathbf{y}, \mathbf{b}_{-k}, \lambda_2^e)}$$

$$\frac{p(y|b_{-k}^{(n)}, b_k=1)p^e(b_k=1)}{p(y, b_{-k}^{(n)}, \lambda_2^e)} \quad (21)$$

$$\lambda_1^e(b_k) \approx \max_n \eta_k^{(n)} - \max_n \eta_k^{(n)} \quad (22)$$

3 仿真结果

信道编码采用的是低密度奇偶校验码(LDPC), 码长 $L=2048$, 编码速率 $R=1/2$, 调制方式采用的是脉冲位置调制(PPM)。大气湍流为弱湍流时, 信道衰减系数模拟为对数正态分布; 大气湍流为强湍流时, 信道衰减系数模拟为 Gamma-Gamma 分布。当天线个数为 4×4 、 4×6 时, 讨论不同大气湍流强度条件下两种 MCMC 检测算法的性能。结果图 3~图 7 所示。

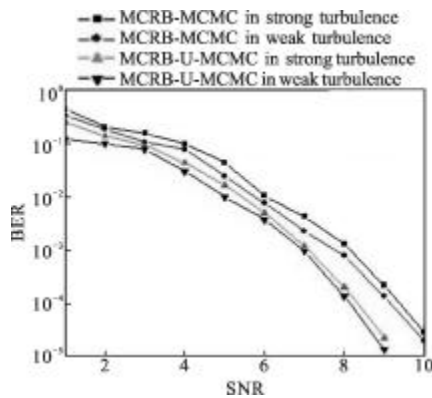


图 3 天线个数为 4×4 时, MCRB 检测算法与 MCRB-U 检测算法的性能比较

Fig.3 Performance comparison of MCRB and MCRB-U detection algorithm for the number of antennas is 4×4

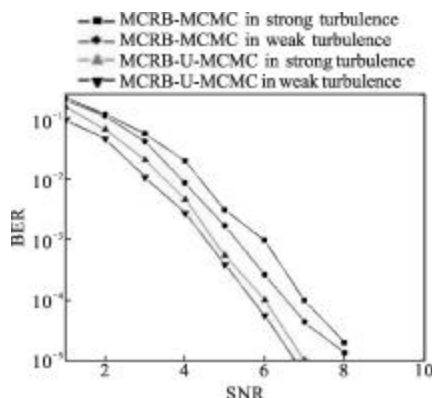


图 4 天线个数为 4×6 时, MCRB 检测算法与 MCRB-U 检测算法的性能比较

Fig.4 Performance comparison of MCRB and MCRB-U detection algorithm for the number of antennas is 4×6

图 3 与图 4 分别为 MCRB-MCMC 检测算法与 MCRB-U-MCMC 检测算法在不同天线个数下的检测性能。可以看出: 天线个数为 4×6 系统的性能比天线个数为 4×4 的系统性能高约 3 dB; MCRB-U 估计算法的检测性能比 MCRB 估计算法的性能高约 2 dB; 不同大气湍流强度对 MIMO 技术的整个系统的性能有不同的影响, 强湍流对信号的影响更大, 系统的性能相对较差一些。

图 5、图 6 分别为 MCRB 检测算法以及 MCRB-U-MCMC 检测算法与检测器与译码器之间迭代次数的关系。由仿真图中可以看出, 检测器与译码器之间的迭代次数对整体系统的检测性能有着至关重要的作用,

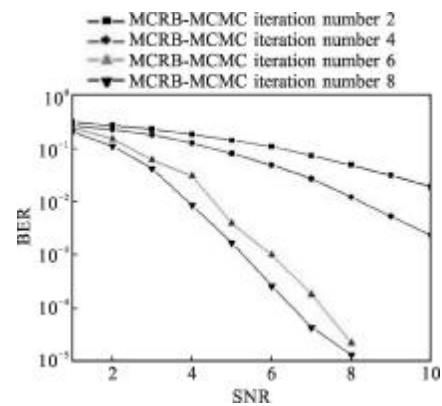


图 5 迭代次数对 MCRB 算法性能的影响

Fig.5 Detection performance of MCRB algorithm in different iteration

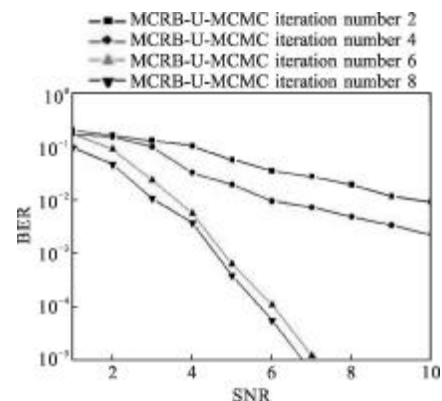


图 6 迭代次数对 MCRB-U-MCMC 算法性能的影响

Fig.6 Detection performance of MCRB-U-MCMC algorithm in different iteration

迭代次数越大, 判决信号时的可靠性就越高, 系统的检测性能越好。但是当迭代次数达到一定值时, 判决信号的相关性达到最大, 迭代次数再增大时, 系统的检测性能就不会有大幅度的改善了, 而且迭代次数

是影响系统复杂度的一个重要的因素,应该选择合适的迭代次数,迭代次数一般为 10 左右。

图 7 为吉布斯采样次数对 MCMC 检测算法的影响,理论上,吉布斯采样的次数越大,采样的数据越满足目标分布,由公式(14)可以看出,吉布斯采样的次数越大,检测器输出外信息 λ_2^0 的计算更准确,整个系统的性能就会越高,由公式(14)、(15)、(19)、(20)可以看出,吉布斯采样的参数也会影响到的计算复杂度,在一般的仿真中,吉布斯采样次数取 10~20。

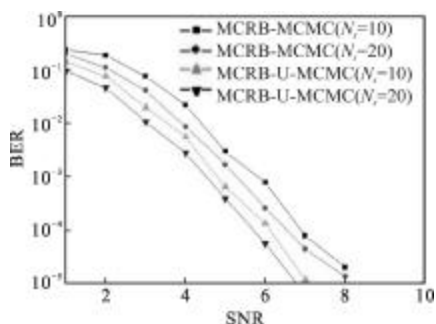


图 7 吉布斯采样次数对 MCRB 算法和 MCRB-U 算法性能的影响

Fig.7 Influence of Gibbs sampling number on MCRB and MCRB-U algorithm

4 总 结

文中讨论了 FSO MIMO 系统的马尔科夫链蒙特卡洛检测算法,分析了译码器的迭代次数与大气的湍流强度对译码性能的影响。当检测器与译码器之间的迭代次数增加时,检测性能会得到提高,这是因为 SISO 软输入软输出检测器与 SISO 软输入软输出译码器之间的迭代次数会影响最后需要判决的信号的相关性,从而影响判决发送信号时的可靠性,检测器与译码器之间的迭代次数增加时,判决信号的相关性越好,判决可靠性就会越高,则可以提高检测性能,大气湍流强度也会对整个系统的性能造成影响,由仿真图可以看出,强湍流中对信号的影响要强于弱湍流,基于 MCMC 算法的迭代检测算法具有确定的复杂度,只有迭代次数成线性关系,可以获得较好的检测性能,是一种很有很好的检测算法。

参考文献:

[1] Liu Yu. Research and implementation on detection algorithms

- for MIMO based on MCMC method [D]. Wuhan: Wuhan University of Technology, 2008. (in Chinese)
- [2] Chen Dan, Ke Xizheng, Li Tie. FSO MIMO system in layered detection algorithm of space-time code[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2012, 41(6): 1550 - 1555. (in Chinese)
- [3] Ke Xizheng, Yang Lihong, Ge Ziye. Vertical Bell Labs layered space-time for FSO MIMO system and hardware simulation[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2010, 39(3): 473 - 476+536. (in Chinese)
- [4] Jun Wang, Oliver Yu Wen. An improved soft-output MMSE BLAST detector [D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2006. (in Chinese)
- [5] Yang Zigang, Lu B, Wang Xiaodong, et al. Blind Bayesian multiuser receiver for space-time coded MC-CDMA system over frequency-selective fading channel [C]//Global Telecommunications Conference, 2001, 2: 781 - 785.
- [6] Xing Meng, Zhu Lianxiang, Yang Zonglin. The summary of MIMO system technology [J]. *Network Communication and Security*, 2007, 23(7): 713 - 714. (in Chinese)
- [7] Xiao Ke, Su Mingchao, Guo Shujun, et al. An improved MCMC detection algorithm for MIMO systems [J]. *J North China Univ of Tech*, 2009, 21(3): 4 - 8. (in Chinese)
- [8] Zhu Haidong, Boroujeny B F, Chen Rongrong. On performance of sphere decoding and markov chain monte carlo detection methods[J]. *Signal Processing Letters, IEEE*, 2005, 12(10): 669 - 672.
- [9] Chen Rongrong, Peng Ronghui, Ashikhmin. Approaching MIMO capacity using bitwise Markov Chain Monte Carlo detection[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2010, 58(2): 423 - 428.
- [10] Stephen Andrew Laraway, Behrouz Farhang-boroujeny. Implementation of a Markov chain Monte Carlo based multiuser/MIMO detector [J]. *IEEE Transactions on Circuit and Systems*, 2009, 56(1): 3088 - 3093.
- [11] Xiao Ke, Su Mingchao, Guo Shujun, et al. A low-complexity MCMC detection algorithm for MIMO system[J]. *Communication and Network*, 2010, 36(1): 107 - 110. (in Chinese)
- [12] Liu Jiani. Design and implementation of FSO video transmission system based on ethernet [D]. Xi'an: Xi'an University of Technology, 2009. (in Chinese)