

频率选择性衰落中基于MCMC的调制分类

鲍丹, 王玉军, 杨绍全

(西安电子科技大学 电子工程学院, 陕西 西安 710071)

摘要: 为解决在频率选择性衰落信道中, 频偏、相偏和噪声功率等多参数未知的幅相调制信号的调制分类问题, 提出一种新颖的基于马尔可夫链蒙特卡罗(MCMC)方法的调制分类算法. 给出最大后验概率分类器框架, 利用MCMC方法产生未知参数和发送符号的各态历经随机样本, 用蒙特卡罗积分近似估计分类器框架中无法得到封闭表达式的后验概率, MCMC方法所用到的未知参数和发送符号的后验条件概率密度函数(pdf)由接收信号先验pdf推导得出. 数值仿真证明了该算法的收敛性及分类器良好的分类性能.

关键词: 调制分类; 贝叶斯方法; 马尔可夫链蒙特卡罗; Gibbs采样

中图分类号: TN911.72 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-2400(2007)04-0526-06

MCMC methods based modulation classification over the frequency-selective fading channel

BAO Dan, WANG Yu-jun, YANG Shao-quan

(School of Electronic Engineering, Xidian Univ., Xi'an 710071, China)

Abstract: We propose a novel modulation classifier based on the Markov chain Monte Carlo (MCMC) methods for amplitude-phase modulated signals over the frequency-selective fading channel with multiple unknown parameters such as noise power, carrier frequency and phase offset. The framework for an optimal maximum posterior (MAP) classifier is developed. MCMC methods are employed to generate ergodic random samples from the posterior conditional distributions of the unknown parameters and transmitted symbols, which are derived from the prior distributions of the received signals. Since a close-form expression of the integration of high-dimensional function in the posterior distribution of the modulation can rarely be obtained in the proposed classifier, the Monte Carlo integration is then used to approximate it with these samples. The convergence property and the robust performance of the proposed classifier are then verified via extensive simulations and comparisons with existing approaches.

Key Words: modulation classification; Bayesian methods; MCMC; Gibbs sampler

调制类型分类是智能接收机的一个重要任务, 是接收和解调之间的关键步骤. 在已有的文献中, Swami^[1]及CHEN^[2]提出了基于高阶累积量(HOS)的分类器. Wei^[3]和YANG^[4]提出了最大似然(ML)分类器, 这是一种最优化方法, 它使得分类正确率最大, 但是ML中使用的多重积分往往使它只能在少数情况下得到封闭的表达式. 于是, Abdi^[5]提出基于伪似然率检验(HLRT)方法的分类器. 但是, 以往文献讨论的都是高斯白噪声信道(AWGN)和平坦信道中的调制分类问题, 由于似然方法受到高维积分的局限, 频率选择性衰落信道中的调制分类问题变得非常困难.

近几年, 马尔可夫链蒙特卡罗方法(MCMC)方法已在信号处理中获得了成功的应用^[6~9], 它采用较简单的数值方法近似求解贝叶斯问题, 避免了为求解后验分布所进行的高维数积分, 但它在调制分类领域中尚未有成熟的应用.

收稿日期: 2006-09-14

基金项目: 国家部委预研项目资助(41101030103)

作者简介: 鲍丹(1975-), 男, 西安电子科技大学博士研究生.

笔者针对频率选择性衰落信道中接收到的幅度相位调制信号,将 MCMC 方法引入到调制分类中,提出一种新颖的基于 MCMC 的分类器,主要用于解决在多个参数未知的情况下对接收信号的调制类型分类的问题,其中这些未知参数包括非合作通信引起的载波频偏、相偏,信号幅度,噪声功率和频率选择性衰落引起的码间干扰等。

1 信号模型和分类器框架

对于给定的接收信号 $r(t)$, $0 \leq t \leq T$, 调制分类器是指能从 c 个可能的调制类型构成的集合 $\{\omega_1, \dots, \omega_c\}$ 中辨识出 $r(t)$ 的调制类型的系统。

其中 $r(t)$ 是从通信信道中接收到的被加性噪声污染的信号,经过预处理后,基带信号可表示为^[1]

$$r_n = A \exp[j(2\pi f_0 T n + \phi)] \sum_{q=0}^{Q-1} s_{n-q} h_q^* + g_n, \quad 0 \leq n \leq N-1, \quad (1)$$

其中 s_n 是符号序列, $s_n \in \{S_{i,1}, S_{i,2}, \dots, S_{i,M_i}\}$, $i = 1, 2, \dots, c$ 是星座 ω_i 中的一个符号, M_i 是 ω_i 符号集的大小。 g_n 是加性复高斯噪声序列, 噪声功率为 σ^2 。 A 是未知幅度因子, h_q , $q = 0, 1, \dots, Q-1$ 表示由于频率选择性衰落引起的码间干扰信道, Q 是信道的阶数。 N 是符号个数, T 是符号周期。 f_0 和 ϕ 分别表示非合作引起的频偏和相偏。

由于所研究的非合作通信无接收信号的先验知识,因此上面提到的参数集合 $\theta := [\sigma^2, a, \mathbf{h}, f_0, \phi, \mathbf{S}]^T$ 通常是未知的,其中符号 $:=$ 表示定义为,而 $\mathbf{h} := [h_0, h_1, \dots, h_{Q-1}]^T$, $\mathbf{S} := [s_0, s_1, \dots, s_{N-1}]^T$ 。从 \mathbf{S} 中抽取子向量 $\mathbf{S}_n := [s_n, s_{n-1}, \dots, s_{n-Q+1}]^T$ 。对于接收序列 $\mathbf{R} := [r_0, \dots, r_{N-1}]^T$, 先验概率密度函数(pdf) $p(\mathbf{R} | \omega_i, \theta)$ 可表示为^[3]

$$p(\mathbf{R} | \theta, \omega_i) = \frac{1}{\sigma^{2N}} \exp\left\{-\frac{1}{\sigma^2} \sum_{n=0}^{N-1} |r_n - A \exp[j(2\pi f_0 T n + \phi)] \mathbf{h}^H \mathbf{S}_n|^2\right\}, \quad (2)$$

其中 H 表示复共轭转置, \mathbf{h}^H 为 $1 \times Q$ 阶矩阵, \mathbf{S}_n 为 \mathbf{S} 向量的子向量, 为 $Q \times 1$ 阶矩阵, r_n 是向量 \mathbf{R} 中的单个元素。

调制类型进行分类的贝叶斯准则可以描述为最大后验准则(MAP)^[2]

$$\hat{\omega} = \arg \max_{\omega_i} P(\omega_i | \mathbf{R}), \quad i = 1, \dots, c, \quad (3)$$

其中 $\hat{\omega}$ 是对接收信号调制类型的估计, $P(\omega_i | \mathbf{R})$ 是调制类型的后验概率。这里把未知参数集 θ 当成具有某种先验分布的一组随机变量,而对于某一次实现(对于一次接收 \mathbf{R} 而言)是常量,于是接收信号 \mathbf{R} 的调制类型的后验概率 $P(\omega_i | \mathbf{R})$ 可以表示为

$$P(\omega_i | \mathbf{R}) = \int P(\omega_i | \theta, \mathbf{R}) p(\theta | \mathbf{R}) d\theta. \quad (4)$$

根据全概率公式,后验概率变为

$$P(\omega_i | \mathbf{R}) = \int \frac{P(\omega_i, \theta, \mathbf{R})}{p(\theta, \mathbf{R})} \sum_{l=1}^c p(\theta | \mathbf{R}, H_l) P(H_l) d\theta \propto \sum_{l=1}^c \int \frac{P(\mathbf{R} | \theta, \omega_l) P(\omega_l | \theta)}{p(\mathbf{R} | \theta)} p(\theta | \mathbf{R}, H_l) d\theta, \quad (5)$$

其中 H_l , $l = 1, 2, \dots, c$ 表示假设接收信号 \mathbf{R} 的类别为 ω_l , 参数集 θ 中只有 \mathbf{S} 与调制类型 ω_l 有关,所以 $P(\omega_l | \theta) = P(\omega_l | \mathbf{S})$; 而 $p(\mathbf{R} | \theta)$ 中由于不含 ω_l 条件,可以认为接收信号 \mathbf{R} 与参数集 θ 独立,于是假设 $p(\mathbf{R} | \theta) = p(\mathbf{R})$ 。并且每种调制类型有相同的先验概率 $P(\omega_i)$, 于是其中调制 ω_i 的条件概率 $P(\omega_i | \mathbf{S})$ 为

$$P(\omega_i | \mathbf{S}) \propto P(\mathbf{S} | \omega_i) = \prod_{n=0}^{N-1} P(s_n | \omega_i). \quad (6)$$

而其中发送信号 s_n 的先验概率是 $P(s_n | \omega_i) = \begin{cases} 1/M_i, & s_n \in \{S_{i,1}, \dots, S_{i,M_i}\}, \\ 0, & \text{其他}, \end{cases} \quad (7)$

于是把式(6)和(7)代入式(5),接收信号 \mathbf{R} 的调制类型后验概率 $P(\omega_i | \mathbf{R})$ 表示为

$$P(\omega_i | \mathbf{R}) \propto \sum_{l=1}^c \int p(\mathbf{R} | \theta, \omega_l) \prod_{n=0}^{N-1} P(s_n | \omega_l) p(\theta | \mathbf{R}, H_l) d\theta, \quad (8)$$

当上式中的各类星座 ω_i 中的符号没有重合时,后验概率简化为一个特例

$$P(\omega_i | \mathbf{R}) \propto \frac{1}{M_i^N} \int p(\mathbf{R} | \boldsymbol{\theta}, \omega_i) p(\boldsymbol{\theta} | \mathbf{R}, \omega_i) d\boldsymbol{\theta} \quad (9)$$

式(3),(8),(9)构成了文中 MAP 准则调制分类的框架.而从式(8)和(9)可见,由于存在高维积分它们不可能有封闭的表达式,于是下节借助 MCMC 方法近似估计后验概率 $P(\omega_i | \mathbf{R})$.

2 调制分类的 MCMC 方法

在 MCMC 方法框架下解决式(8)的积分无法计算封闭表达式的问题,首先假设未知参数集 $\boldsymbol{\theta}$ 的先验分布,然后推导 Gibbs 采样所需要用到的未知参数集 $\boldsymbol{\theta}$ 的条件后验分布,最后给出分类器的 MCMC 步骤,以及替代式(8)的蒙特卡罗积分表达式.

2.1 先验分布

假设未知参数 $\sigma^2, A, \mathbf{h}, f_0, \phi, \mathbf{S}$ 相互独立,并且服从各自特点的先验分布,它们各自的 pdf 分别表示为 $p(\sigma^2), p(A), p(\mathbf{h}), p(f_0), p(\phi)$ 和 $p(\mathbf{S})$. 为了满足 MCMC 方法中先验分布的无信息性,假设 A 和 \mathbf{h} 有均匀分布的先验分布, f_0 服从 $[-f_a, f_a]$ 上的均匀分布 $I_{[-f_a, f_a]}(f_0)$, ϕ 服从 $[-\pi/4, \pi/4]$ 上的均匀分布 $I_{[-\pi/4, \pi/4]}(\phi)$, \mathbf{S} 是 $\{S_{i,1}, S_{i,2}, \dots, S_{i,M_i}\}^N$ 上的均匀分布, σ^2 服从逆伽玛分布 $G(\nu_0/2, \lambda_0/2)$ ^[6], 其 pdf 表示为^[6]

$$p(\sigma^2) = \frac{(\lambda_0/2)^{\nu_0/2}}{\Gamma(\nu_0/2)} (\sigma^2)^{-\nu_0/2-1} \exp\left(-\frac{\lambda_0}{2\sigma^2}\right) \quad (10)$$

如果 $\nu_0 = 0, \lambda_0 = 0$, 则逆伽玛分布变成 Jeffrey 无信息分布 $p(\sigma^2) \propto 1/\sigma^2$.

2.2 条件后验分布

在应用 MCMC 方法的调制分类方法过程中要用到下面的条件后验分布,这里主要推导未知参数所服从的后验条件分布.

1) 在 $A, \mathbf{h}, f_0, \phi, \mathbf{S}$ 已知的条件下,噪声方差 σ^2 的条件 pdf 为

$$p(\sigma^2 | A, \mathbf{h}, f_0, \phi, \mathbf{S}, \mathbf{R}, H_i) \propto p(\mathbf{R} | \boldsymbol{\theta}, \omega_i) p(\sigma^2) \sim G(\nu/2, \lambda/2) \quad (11)$$

其中 $\nu = 2N + \nu_0, \lambda = \lambda_0 + 2 \sum_{n=0}^{N-1} |r_n - A \exp[j2\pi f_0 Tn + \phi]|^2 \mathbf{h}^H \mathbf{S}_n$. 可知在 $A, \mathbf{h}, f_0, \phi, \mathbf{S}$ 已知的条件下, σ^2 仍然服从逆伽玛分布,只是参数改变了.

2) 在 $\sigma^2, \mathbf{h}, f_0, \phi, \mathbf{S}$ 已知的条件下,未知信号幅度 A 的条件 pdf 为

$$P(A | \sigma^2, \mathbf{h}, f_0, \phi, \mathbf{S}, \mathbf{R}, H_i) \propto p(\mathbf{R} | \boldsymbol{\theta}, \omega_i) \exp\left\{-A^2 \frac{1}{\sigma^2} \mathbf{h}^H \left(\sum_{n=0}^{N-1} \mathbf{S}_n \mathbf{S}_n^H\right) \mathbf{h} + 2A \frac{1}{\sigma^2} \xi\right\} \sim N(m_A, \sigma_A^2) \quad (12)$$

其中 $N(\cdot)$ 是 Gaussian 分布,其方差和均值分别为

$$\sigma_A^2 = \sigma^2 / \left(2\mathbf{h}^H \left(\sum_{n=0}^{N-1} \mathbf{S}_n \mathbf{S}_n^H\right) \mathbf{h}\right) \quad (13)$$

$$m_A = \xi / \left(\mathbf{h}^H \left(\sum_{n=0}^{N-1} \mathbf{S}_n \mathbf{S}_n^H\right) \mathbf{h}\right) \quad (14)$$

其中 $\xi = \text{Re}\left[\mathbf{h}^H \sum_{n=0}^{N-1} \exp[j2\pi f_0 Tn + \phi] r_n^* \mathbf{S}_n\right]$. 可见在 $\sigma^2, \mathbf{h}, f_0, \phi, \mathbf{S}$ 已知时,未知信号幅度 A 服从 Gaussian 分布.

3) 在 $\sigma^2, A, \mathbf{h}_{-q}, f_0, \phi, \mathbf{S}$ 已知的条件下,信道参数 h_q 的条件 pdf 为

$$p(h_q | \sigma^2, A, \mathbf{h}_{-q}, f_0, \phi, \mathbf{S}, \mathbf{R}, H_i) \propto p(\mathbf{R} | \boldsymbol{\theta}, \omega_i) p(h_q) \propto$$

$$\exp\left\{-\frac{1}{\sigma^2} \sum_{n=0}^{N-1} [A^2 \mathbf{h}^H \mathbf{S}_n \mathbf{S}_n^H \mathbf{h} - 2\text{Re}(A \exp(j(2\pi f_0 Tn + \phi)) \mathbf{h}^H \mathbf{S}_n r_n^*)]\right\} \propto$$

$$\exp\left\{-|h_q|^2 \frac{1}{\sigma^2} \sum_{n=0}^{N-1} |s_{n-q}|^2 + 2 \text{Re}\left[h_q^* \frac{1}{\sigma^2} \sum_{n=0}^{N-1} s_{n-q} [A \exp(j(2\pi f_0 Tn + \phi)) r_n^* - \sum_{m \neq q} h_m s_{n-m}^*]\right]\right\} \sim$$

$$N_c(m_q, \sigma_q^2) \quad , \quad q = 0, \dots, Q-1 \quad , \quad (15)$$

其中 $\mathbf{h}_{-q} = [h_0, \dots, h_{q-1}, h_{q+1}, \dots, h_{Q-1}]^T$, 而 $N_c(\cdot)$ 表示复高斯分布^[9]. 其中 h_q 的方差和均值分别为

$$\sigma_q^2 = \sigma^2 / \sum_{n=0}^{N-1} |s_{n-q}|^2 \quad , \quad (16)$$

$$m_q = \sum_{n=0}^{N-1} s_{n-q} \left[A \exp(j(2\pi f_0 Tn + \phi)) r_n^* - \sum_{m \neq q} h_m s_{n-m}^* \right] / \sum_{n=0}^{N-1} |s_{n-q}|^2 \quad . \quad (17)$$

可见在 $\sigma^2, A, \mathbf{h}_{-q}, f_0, \phi, \mathbf{S}$ 已知时, 信道参数 h_q 服从高斯分布.

4) 在 $\sigma^2, A, \mathbf{h}, \phi, \mathbf{S}$ 已知的条件下, 不完全均衡引起的载频偏差 f_0 的条件 pdf 为

$$p(f_0 | \sigma^2, A, \mathbf{h}, \phi, \mathbf{S}, \mathbf{R}, H_i) \propto p(\mathbf{R} | \boldsymbol{\theta}, \omega_i) p(f_0) \propto \exp\{2A\xi/\sigma^2\} I_{[-f_0, f_0]}(f_0) \quad . \quad (18)$$

5) 在 $\sigma^2, A, \mathbf{h}, f_0, \mathbf{S}$ 已知的条件下, 相位偏差 ϕ 的条件 pdf 为

$$p(\phi | \sigma^2, A, \mathbf{h}, f_0, \mathbf{S}, \mathbf{R}, H_i) \propto p(\mathbf{R} | \boldsymbol{\theta}, \omega_i) p(\phi) \propto \exp\{2A\xi/\sigma^2\} I_{[-\pi/4, \pi/4]}(\phi) \quad . \quad (19)$$

6) 在 $\mathbf{R}, A, f_0, \phi, \mathbf{h}, \mathbf{S}_{-n}, \sigma^2, \omega_i$ 已知的条件下, 符号 \mathbf{S}_n 的条件 pdf 为

$$\frac{P(\mathbf{S}_n = S_{i,u} | \mathbf{R}, A, f_0, \phi, \mathbf{h}, \mathbf{S}_{-n}, \sigma^2, H_i)}{P(\mathbf{S}_n = S_{i,v} | \mathbf{R}, A, f_0, \phi, \mathbf{h}, \mathbf{S}_{-n}, \sigma^2, H_i)} \propto \exp\left\{-\frac{1}{\sigma^2} \sum_{k=n}^{n'} [|r_k - A \exp[j(2\pi f_0 T k + \phi)] \mathbf{h}^H \mathbf{S}_{k,u}|^2 - |r_k - A \exp[j(2\pi f_0 T k + \phi)] \mathbf{h}^H \mathbf{S}_{k,v}|^2]\right\} \exp\left\{-\frac{1}{\sigma^2} \sum_{k=n}^{n'} [A^2 |h_{k-n}|^2 (|S_{i,u}|^2 - |S_{i,v}|^2) - 2 \operatorname{Re}[(A \exp[-j(2\pi f_0 T k + \phi)] r_k - A^2 \sum_{l \neq k-n} h_l^* s_{k-l}) h_{k-n} (S_{i,u}^* - S_{i,v}^*)]]\right\} \quad , \quad (20)$$

其中 $n' = \min[n + Q - 1, N - 1], \mathbf{S}_{-n} = [s_0, \dots, s_{n-1}, s_{n+1}, \dots, s_{N-1}]^T, \mathbf{S}_{k,u} = [s_k, \dots, s_{k-n+1}, S_{i,u}, s_{k-n+1}, \dots, s_{k-Q+1}]^T$, 而 $\mathbf{S}_{k,v}$ 定义类似 $\mathbf{S}_{k,u}$.

2.3 基于 MCMC 方法的调制分类

Metropolis-Hasting(MH)算法和 Gibbs 采样都是典型的 MCMC 方法, 它们采用反复迭代的方法产生服从分布的各态历经样本, 然后用简单的数值方法估计高维积分.

在基于 MCMC 的调制分类方法中, 首先利用上一节导出的参数条件 pdf, 应用 Gibbs 采样器产生未知参数的 pdf 为 $p(\boldsymbol{\theta} | \mathbf{R}, H_l)$ 的各态历经样本, 然后利用这些样本, 应用蒙特卡罗积分近似估计调制类型的后验概率 $P(\omega_i | \mathbf{R})$, 其中 Gibbs 采样步骤不再赘述, 文献^[6~9]中均有叙述.

Gibbs 采样一共进行 K 次循环, 其中要经过一个初始的瞬态时期后才能收敛到平衡分布, 这个瞬态时期的长度为 K_0 , 通常要抛弃这前 K_0 个样本, 得到了 $K - K_0$ 个未知参数的样本. 在得到了符合后验分布的未知参数的样本后, 就可以用蒙特卡罗积分代替式(8)中的积分, 从而得到近似的接收信号 \mathbf{R} 调制类型的后验概率为

$$\hat{P}(\omega_i | \mathbf{R}) \propto \sum_{l=1}^c \left[\frac{1}{K - K_0} \sum_{k=K_0}^K p(\mathbf{R} | \boldsymbol{\theta}^{(k,l)}, \omega_i) \prod_{n=0}^{N-1} P(s_n^{(k,l)} | \omega_i) \right] \quad , \quad (21)$$

其中 $\hat{\cdot}$ 表示对后验概率的估计, $\boldsymbol{\theta}^{(k,l)}, s_n^{(k,l)}$ 为未知参数在假设 H_l 下第 k 个 Gibbs 采样样本. 如果调制类型集合中各个星座之间没有一个相点是重合的, 那么式(22)可以简化成一个特例

$$\hat{P}(\omega_i | \mathbf{R}) \propto \frac{1}{K - K_0} \sum_{k=K_0}^K \frac{1}{M_i^N} p(\mathbf{R} | \boldsymbol{\theta}^{(k,l)}, \omega_i) \quad . \quad (22)$$

由式(21)和(22)得到调制类型的后验分布后, 就可利用式(3)的 MAP 分类器得到接收信号的调制类型

$$\hat{\omega} = \arg \max_{\omega_i} \hat{P}(\omega_i | \mathbf{R}) \quad , \quad i = 1, \dots, c \quad . \quad (23)$$

3 仿真结果

通过仿真实验来分析所提出算法的性能. 这里定义一个 4 类别的分类问题^[1]: Ω_i 为 {BPSK, PAM(4),

QAM(4,4),PSK(8)}. 平均正确分类率定义为^[1]

$$P_c = \frac{1}{c} \sum_{i=1}^c P(\omega_i | \omega_i) \quad (24)$$

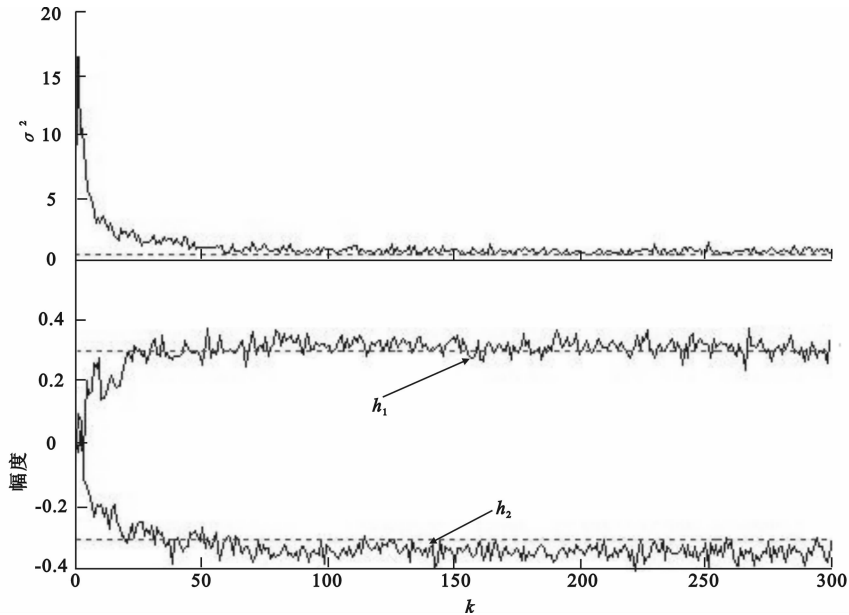


图 1 典型 Gibbs 采样样本

实验 1 符号序列 s_n 通过一个 3 阶的有限冲击响应信道,其参数为 $[1, h_1, h_2]$, h_1 和 h_2 是零均值高斯随机变量,方差为 σ_h^2 ,假定没有频偏和相偏,接收序列长度 $N = 100$. MCMC 算法在给出未知参数先验和条件后验分布情况下的收敛情况,图 1 是 SNR 为 9 dB 时 QAM(4,4) 的 σ^2 和 h_1, h_2 的典型 Gibbs 采样,虚线是各自的真实值,可以看出 Gibbs 采样器经过约 50 次的瞬态时期后很快收敛,证明了参数先验和条件后验分布的正确性.图 2 中的实线是基于 MCMC 方法的调制分类性能,可看出 σ_h^2 为 0.1, 0.2, 0.3 时曲线几乎是重合的,证明 MCMC 方法对于残余信道效应的鲁棒性,在信噪比达到 8 dB 时分类正确率均达到 95%.文献[1]对这种情况也进行了讨论,图中虚线是其基于高阶累积量(HOS)的调制分类算法性能,可以看出当 σ_h^2 增大至 0.2 和 0.3 时性能下降很快.

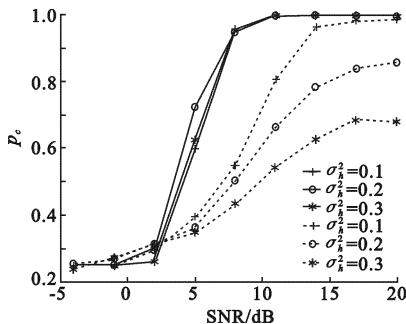


图 2 有限冲击响应的信道分类性能

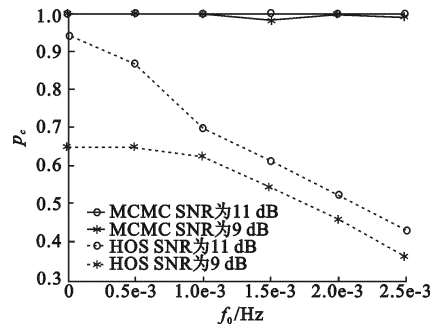


图 3 存在频偏时分类性能

实验 2 对存在频偏和相偏的文中方法的性能验证, $N = 100$, $T = 1$ s, SNR 为 9 dB 和 11 dB,图 3 中 f_0 从 0~0.0025 Hz(对应于 45° 旋转)变化,实线是 MCMC 方法的性能,虚线是 HOS 的性能,可见文中方法可以正确地消除固定频偏给接收信号造成的影响,鲁棒性较好.图 4 中 ϕ 是存在固定相偏的情况,实线是 MCMC 方法的性能,虚线是 HOS 的性能,由于 $|C_{40}|$ 对相位旋转不敏感,可以看到两种方法性能都没有随着频偏增大而增大.图 5 是存在相位抖动情况,这里每符号相位都在变化,抖动服从 $[-\Phi, \Phi]$ 上的均匀分布,文中方法的性能随着 Φ 的增大而降低,但抖动小于 15° 时仍有 100% 的分类正确率.由于计算的复杂度,当 $\Phi > 0.15\pi$ 时算法收敛时间变长,导致性能下降过快,使得图中出现了比 HOS 方法差的个别情况.但总体

说来,上面的实验显示出文中算法对于存在未知参数时的鲁棒性明显好于 HOS.

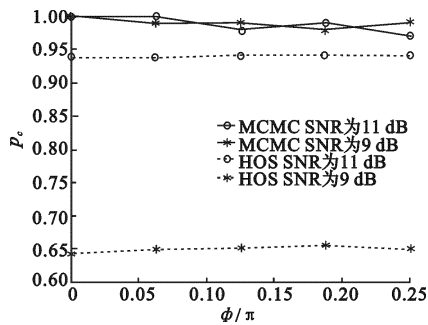


图 4 存在相偏分类性能

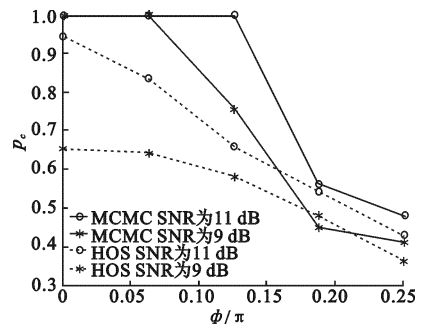


图 5 存在相位抖动分类性能

4 结束语

针对频率选择性衰落信道中接收到的幅度相位调制信号,存在载波频偏、相偏、信号幅度和噪声功率等未知参数的情况下,幅度相位调制信号的分类问题,提出了一种基于 MCMC 方法的调制 MAP 分类器,首先给出了 MAP 分类器的框架,再利用 MCMC 方法的数值方法估计了调制类型的后验概率,最后进行分类.实验结果表明 MCMC 步骤可以很快地收敛,证明了提出的未知参数先验分布和条件后验分布的正确性;同时对存在未知参数时的分类性能进行了仿真实验,结果显示文中方法有较好的鲁棒性,明显优于 HOS 方法,从而证明了文中基于 MCMC 方法调制分类器的有效性,但是数值仿真也暴露出分类器计算复杂度较大的问题.

参考文献:

- [1] Swami A, Sadler B M. Hierarchical Digital Modulation Classification Using Cumulants [J]. IEEE Trans on Communications, 2000, 48(3): 416-429.
- [2] Chen Weidong, Yang Shaoquan. Classification of MPSK Signals Using Cumulants Invariants [J]. Journal of Xidian University, 2002, 29(2): 229-232.
- [3] Wei Wen, Mendel J M. Maximum-likelihood Classification for Digital Amplitude-phase Modulations [J]. IEEE Trans on Communications, 2000, 48(2): 189-193.
- [4] Yang Y, Chang J N, Liu J H, et al. Maximum Log-likelihood Function-based QAM Signal Classification over Fading Channels [J]. Wireless Personal Communications, 2004, 28(1): 77-94.
- [5] Abdi A, Dobre O A, Choudhry R, et al. Modulation Classification in Fading Channels Using Antenna Arrays [C]// MILCOM 2004. New York: IEEE Press, 2004: 211-217.
- [6] Davy M, Doncarli C, Tourneret J Y. Classification of Chirp Signals Using Hierarchical Bayesian Learning and MCMC Methods [J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2002, 50(2): 377-388.
- [7] Andrieu C, Doucet A. Joint Bayesian Model Selection and Estimation of Noisy Sinusoids Via Reversible Jump MCMC [J]. IEEE Trans on Signal Processing, 1999, 47(10): 2667-2676.
- [8] Chen R, Liu J S, Wang Xiaodong. Convergence Analyses and Comparisons of Markov Chain Monte Carlo Algorithms in Digital Communications [J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2002, 50(2): 255-270.
- [9] Wang Xiaodong, Chen Rong. Blind Turbo Equalization in Gaussian and Impulsive Noise [J]. IEEE Trans on Vehicular Technology, 2001, 50(4): 1092-1105.

(编辑: 齐淑娟)