



研究与开发

一种基于黏性隐马尔可夫模型的多频带频谱感知方法

贾忠杰, 金明, 宋晓群

(宁波大学信息科学与工程学院, 浙江 宁波 315211)

摘要: 现有多频带频谱感知方法经常利用宽带频谱的稀疏性来实现检测, 当频谱占用率较高时具有较差的性能。针对这一问题, 提出了一种基于相邻频带状态的多频带频谱感知方法。首先, 通过引入黏性因子, 建立了多频带状态和观测值的黏性隐马尔可夫模型。接着, 详细分析了黏性隐马尔可夫模型中参数的迭代更新方式。最后, 通过估计各频段观测值的后验均值实现了多频带频谱感知。仿真结果表明, 不管宽带频谱是否具有稀疏性, 所提方法的检测性能都优于传统方法, 且在虚警概率为 0.1、频带平均占用率为 50%、平均信噪比为 -12 dB 时能达到接近 0.99 的检测概率, 比其他方法的检测概率提升了约 30%。另外, 所提方法的收敛速度快于已有方法, 因此具有更低的计算复杂度。

关键词: 认知无线电; 多频带频谱感知; 黏性隐马尔可夫模型

中图分类号: TP929.5

文献标识码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.2021018

A multi-band spectrum sensing method based on sticky hidden Markov model

JIA Zhongjie, JIN Ming, SONG Xiaoqun

Faculty of Electrical Engineering and Computer Science, Ningbo University, Ningbo 315211, China

Abstract: Existing multi-band spectrum sensing methods often use the sparsity of broadband spectrum. However, high spectrum occupancy rate of primary users degrades their performance severely. To address this issue, a novel multi-band spectrum sensing method was proposed by exploiting the state correlation among adjacent frequency bands. Firstly, a sticky hidden Markov model (SHMM) was established by regarding the multi-band states and measured energies as hidden and observed variables. In the SHMM, a sticky factor was introduced to represent the state correlation among adjacent frequency bands. Secondly, iterative expressions for the parameters of SHMM were derived. Finally, multi-band spectrum sensing was implemented by obtaining the posterior mean of observations from every frequency bands. Simulation results show that the proposed method outperforms existing methods, and when the false alarm probability is 0.1, the average frequency band occupancy rate is 50%, and the average signal-to-noise ratio is -12 dB, the detection probability can reach close to 0.99, which is about 30% higher than the detection probability of other methods. In addition, the proposed method had a faster convergence rate than existing methods and therefore has lower computational complexity.

Key words: cognitive radio, multi-band spectrum sensing, sticky hidden Markov model

收稿日期: 2020-07-09; 修回日期: 2020-11-30

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No.61871246); 浙江省自然科学基金资助项目 (No.LY18F010008)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (No.61871246), Zhejiang Natural Science Foundation of China (No.LY18F010008)

1 引言

与 4G 移动通信技术相比, 5G 移动通信技术可将数据速率提高到 10 Gbit/s, 将时延降低到 1 ms, 将连接设备数量增加 100 倍^[1-2]。实现这些需求依赖大量的频谱资源, 但是可用的频谱资源, 特别是具有良好传播特性的 Sub 6 GHz 频谱是有限的, 且基本上已经被分配完。大量实测研究结果表明, 被分配的频谱资源未得到充分利用^[3]。为了给 5G 移动通信系统提供充足的频谱资源, 提高现有频谱资源的利用率是有效方式之一^[4]。认知无线电 (cognitive radio, CR) 通过机会式接入空闲频段, 是目前 5G 移动通信系统的研究热点^[5-6]。认知无线电利用频谱感知技术检测各频段中的授权用户 (primary user, PU) 状态。当 PU 没有占用频段资源时, 次级用户 (secondary user, SU) 可以利用该空闲频段实现数据传输, 从而有效提高频谱资源利用率。同时, 为了避免对 PU 造成干扰, SU 必须检测到 PU 信号的出现并退出相应频段。因此, 频谱感知是实现认知无线电的关键功能。

根据感知频带的个数, 频谱感知方法可分为单频带频谱感知和多频带频谱感知。单频带频谱感知方法是对单个频带观测值做出感知决策, 常见的方法有能量检测和匹配滤波检测法等^[7-8]。单频带频谱感知仅检测一个频带, 无法利用其他频段的频谱资源。为了充分提高所有频段的频谱利用率, 参考文献[9-14]研究了多频带频谱感知方法。多频带频谱感知方法对多个频带进行频谱感知, 当 PU 信号再次出现时, SU 能快速切换到其他空闲频带。

多频带频谱感知方法可分为串行频谱感知、并行频谱感知和宽带频谱感知 3 类^[9]。串行频谱感知在每个时隙检测一个频带, 通过轮询方式检测所有频段。参考文献[11]利用 PU 在相邻时隙间的马尔可夫状态转移性质, 设计了一种自适应转

换感知频带机制。但是, 这种感知方法耗时随着频带数量的增多而增大。并行频谱感知在一个时隙内对所有频段进行频谱感知。参考文献[12]引入授权用户的活跃性约束, 自适应地优化检测周期、感知时间及判决门限, 在保护 PU 和提高认知网络吞吐量之间进行了权衡。这种方案能有效提升感知速度, 但是检测阈值优化较复杂^[9]。宽带频谱感知主要利用多频带内授权用户信号的特有性质 (如稀疏性) 进行检测。参考文献[13]用压缩感知及频谱占用先验信息实现频谱感知, 提高了感知性能。参考文献[14]考虑授权用户接入的动态随机性, 提出一种动态压缩感知方法来重构时变稀疏信号。然而并不是所有情况都存在频带稀疏性, 比如在频谱资源使用频繁的时间段内, 压缩感知并不适用。

实际中, 某些授权用户极有可能会占据着几个相邻的频带以满足其高速率需求, 这样相邻频带很有可能会具有相同的授权用户状态, 即相邻频带上的频谱状态具有相关性。为利用多频带中相邻频带相关性, 本文通过在相邻频带之间增加黏性因子来增加相邻频带的相关性权重, 提出一种基于黏性隐马尔可夫模型^[15]的多频带频谱感知方法。仿真结果表明, 所提方法具有较快的收敛速度, 且接收信号功率估计精度高于其他方法。另外, 所提方法在虚警概率为 0.1, 频带平均占用率为 50%, 平均信噪比为 -12 dB 时能达到接近 0.99 的检测概率, 并且对比其他方法, 检测概率提升了约 30%, 实现了更高的频谱感知性能。

2 信号模型

假设认知无线电系统对 L 个频带进行频谱感知。通常, 不同频带的授权用户属于不同类型的通信系统 (如 4G LTE、Wi-Fi 系统等), 认知无线电根据自身需求以及授权用户的特点来划分频带, 各频带宽度不一定相等。为若干个频带及相应授权用户状态的示意图如图 1 所示, 其中 $\mathcal{H}_0^{(l)}$ 和

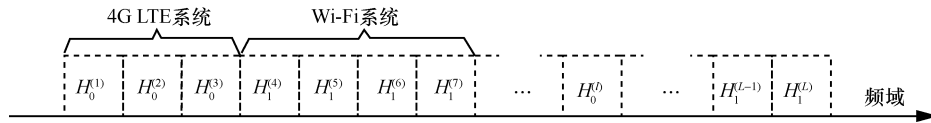


图1 若干个频带及相应授权用户状态的示意图

$\mathcal{H}_l^{(l)}$ 分别表示第 l ($l=1,2,\dots,L$) 个频带内授权用户是静默和活跃的。利用滤波器 (如多带滤波器) 分别得到各频带的信号, 假设第 l 个频带信号的第 n 个样本为 $r_l(n)$, $n=0,1,\dots,N-1$ 。根据二元假设检验理论:

$$r_l(n) = \begin{cases} w_l(n), & \mathcal{H}_0^{(l)} \\ s_l(n) + w_l(n), & \mathcal{H}_1^{(l)} \end{cases} \quad (1)$$

其中, $w_l(n)$ 表示均值为 0、方差为 σ_w^2 的加性复高斯白噪声, 即 $w_l(n) \sim \mathcal{CN}(0, \sigma_w^2)$; $s_l(n)$ 表示第 l 个频带信号的授权用户信号, 假设其均值为 0、方差为 $\sigma_{s_l}^2$ 。

第 l 个频带上的接收信号测量功率为:

$$x^l = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} |r_l(n)|^2 \quad (2)$$

当样本数 N 充分大时, 根据中心极限定理, x^l 服从高斯分布, 即:

$$x^l \sim \begin{cases} \mathcal{N}\left(\sigma_w^2, \frac{1}{N}\sigma_w^4\right), & \mathcal{H}_0^{(l)} \\ \mathcal{N}\left(\sigma_{s_l}^2 + \sigma_w^2, \frac{1}{N}(\sigma_{s_l}^2 + \sigma_w^2)^2\right), & \mathcal{H}_1^{(l)} \end{cases} \quad (3)$$

把 L 个频带上的接收信号测量功率表示成向量形式, 为:

$$\mathbf{x} = [x^1, x^2, \dots, x^L] \quad (4)$$

3 基于 SHMM 的多频带频谱感知

3.1 频带划分及特性

不同信道的授权用户信号中心频率虽然不同, 但是都占据一定的频率范围, 所以会有一些相互重叠的情况。以图 2 所示 Wi-Fi 系统信道为例, 每个信道在其中心频率两侧有较宽的延展, 很容易看到各信道之间频谱重叠。当某授权用户在其授权频段进行信号传输时, 周围频段会因此而停止传输数据, 从而降低频谱利用率, 因此认知无线电在划分频段时要对带宽进行限制。在实际中, 大部分认知无线电在划分频段时的带宽不会太大。这样, 由于所划分的每个频段带宽较小, 相邻频段一般会有相同的频谱状态。为利用相邻频段的频谱状态相关性, 本文利用黏性隐马尔可夫模型来进行建模。

3.2 黏性隐马尔可夫模型

黏性隐马尔可夫模型包含 3 种分布: 初始概率分布 π 、状态转移概率矩阵 Q 和观测概率分布 $p(\mathbf{x}|\mathbf{z})$, 其中 $\mathbf{z} = [z^1, z^2, \dots, z^L]$, $z^l \in \{1, 2, \dots, K\}$ 表示第 l 个频带的隐藏状态, K 为隐藏状态总数。

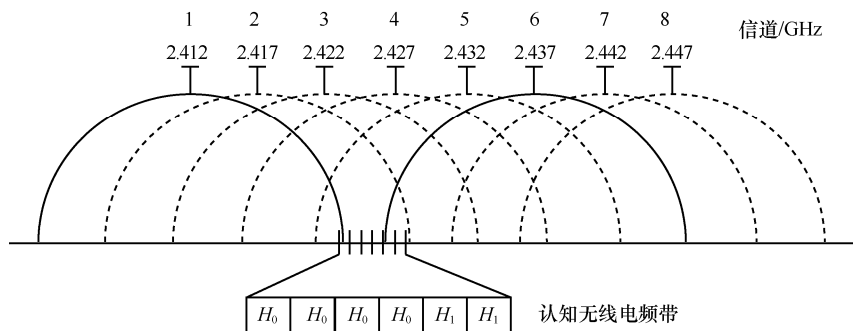


图2 针对 Wi-Fi 系统的多带频谱感知频带划分示意图

隐马尔可夫模型中观测变量 x^l 取决于不可观测状态 z^l ，即 z^l 表示隐藏变量。

针对相邻频带的隐藏变量，状态转移概率为：

$$p(z^l = k' | z^{l-1} = k) = Q_{k,k'} \quad (5)$$

其中， $Q_{k,k'}$ 表示从第 k 个状态转移到第 k' 个状态的概率，是状态转移概率矩阵 Q 中第 k 行第 k' 列的元素，满足：

$$\sum_{k'=1}^K Q_{k,k'} = \sum_{k'=1}^K p(z^l = k' | z^{l-1} = k) = 1 \quad (6)$$

初始状态转移概率矩阵 Q 的各行均服从狄利克雷分布，其第 k 行的分布为：

$$Q_{k,\cdot} \sim \text{Dir}(\gamma + \kappa\delta(k,1), \dots, \gamma + \kappa\delta(k,k'), \dots, \gamma + \kappa\delta(k,K)) \quad (7)$$

其中， κ 表示黏性因子， γ 为狄利克雷分布参数，且：

$$\delta(k,k') = \begin{cases} 1, & k' = k \\ 0, & k' \neq k \end{cases} \quad (8)$$

因此：

$$p(Q_{k,\cdot}) \propto \prod_{k'=1}^K Q_{k,k'}^{\gamma + \kappa\delta(k,k') - 1} \quad (9)$$

由式 (3) 可知观测变量 x^l 服从高斯分布。令 μ_k 和 τ_k 分别为在隐藏变量 $z^l = k$ 条件下 x^l 的均值和精度，则：

$$p(x^l | z^l = k) = \mathcal{N}(x^l; \mu_k, \tau_k^{-1}) \quad (10)$$

其中， $\mathcal{N}(x^l; \mu_k, \tau_k^{-1})$ 表示随机变量 x^l 的概率密度函数， x^l 服从均值为 μ_k 、精度为 τ_k 的高斯分布。由于预设的隐藏状态数量为 K ，因此共有 K 对均值和精度 (μ_k, τ_k) 。为了简化后续表述，把均值和精度分别写成向量形式：

$$\mu = [\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_K] \quad (11)$$

$$\tau = [\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_K] \quad (12)$$

3.3 基于黏性隐马尔可夫模型的频谱感知

基于黏性隐马尔可夫模型的频谱感知过程为如下迭代过程。

步骤 1 根据贝叶斯定理，可以得到隐藏变量 z^l 的后验分布^[16]：

$$\begin{aligned} p(z^l | \mathbf{x}, Q, \mu, \tau) &\propto p(z^l, \mathbf{x} | Q, \mu, \tau) = \\ &p(z^l, \mathbf{x}^{1:l} | Q, \mu, \tau) p(\mathbf{x}^{l+1:L} | z^l, Q, \mu, \tau) \end{aligned} \quad (13)$$

其中， $\mathbf{x}^{1:l}$ 表示观测向量 $\mathbf{x}$ 中第 1 到 l 个元素所构成的向量， $\mathbf{x}^{l+1:L}$ 表示 $\mathbf{x}$ 中第 $l+1$ 到 L 个元素所构成的向量。下面使用“前向后向算法”分析隐藏变量 z^l 的后验分布^[17]。定义 $\alpha^l(z^l) = p(z^l, \mathbf{x}^{1:l} | Q, \mu, \tau)$ 为前向信息， $\beta^l(z^l) = p(\mathbf{x}^{l+1:L} | z^l, Q, \mu, \tau)$ 为后向信息，则式 (13) 可以写成：

$$p(z^l | \mathbf{x}, Q, \mu, \tau) \propto \alpha^l(z^l) \beta^l(z^l) \quad (14)$$

前向信息 $\alpha^l(z^l)$ 满足递归关系：

$$\begin{aligned} \alpha^l(z^l) &= \sum_{z^{l-1}} p(x^l | z^l, \mu_{z^l}, \tau_{z^l}) p(z^l | z^{l-1}, Q) \cdot \\ &p(z^{l-1}, \mathbf{x}^{1:l-1} | Q, \mu, \tau) = \\ &\sum_{z^{l-1}} \mathcal{N}(x^{l-1}; \mu_{z^{l-1}}, \tau_{z^{l-1}}^{-1}) Q_{z^{l-1}, z^l} \alpha^{l-1}(z^{l-1}) \end{aligned} \quad (15)$$

其中，初始化信息 $\alpha^1(z^1)$ 为：

$$\begin{aligned} \alpha^1(z^1) &= p(z^1, x^1 | \mu_{z^1}, \tau_{z^1}) = \\ &p(x^1 | z^1, \mu_{z^1}, \tau_{z^1}) p(z^1) = \\ &\mathcal{N}(x^1; \mu_{z^1}, \tau_{z^1}^{-1}) \pi(z^1) \end{aligned} \quad (16)$$

同样，后向信息 $\beta^l(z^l)$ 满足递归关系：

$$\begin{aligned} \beta^l(z^l) &= \sum_{z^{l+1}} p(\mathbf{x}^{l+2:L} | z^{l+1}, Q, \mu, \tau) \cdot \\ &p(x^{l+1} | z^{l+1}, \mu_{z^{l+1}}, \tau_{z^{l+1}}) p(z^{l+1} | z^l, Q) = \\ &\sum_{z^{l+1}} \beta^{l+1}(z^{l+1}) \mathcal{N}(x^{l+1}; \mu_{z^{l+1}}, \tau_{z^{l+1}}^{-1}) Q_{z^l, z^{l+1}} \end{aligned} \quad (17)$$

其中，最后一个隐藏状态后向信息初始化为



$\beta^L(z^L)=1$ 。通过前向后向算法得到 $p(z^l | \mathbf{x}, Q, \boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\tau})$ 后, 利用最大后验概率估计隐藏状态 z^l , 即:

$$z^l = \operatorname{argmax}_{z^l} p(z^l | \mathbf{x}, Q, \boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\tau}) \quad (18)$$

步骤 2 由观测向量 $\mathbf{x}$ 和隐藏向量 $\mathbf{z}$ 计算黏性隐马尔可夫模型的状态转移概率矩阵 Q 、后验均值 μ_k 和后验精度 τ_k , $k=1, 2, \dots, K$ 。

首先, 估计状态转移概率矩阵 Q 的后验分布。根据贝叶斯定理, 状态转移概率矩阵 Q 的后验分布为:

$$\begin{aligned} p(Q | \mathbf{z}) &\propto p(Q) p(\mathbf{z} | Q) = \\ &\prod_{k=1}^K p(Q_{k,\cdot}) \prod_{l=1}^{L-1} p(z^{l+1} | z^l, Q) \pi(z^1) \propto \\ &\prod_{k=1}^K \prod_{k'=1}^K Q_{k,k'}^{\gamma + \kappa \delta(k,k') - 1} \prod_{l=1}^{L-1} Q_{z^l, z^{l+1}} = \prod_{k=1}^K \prod_{k'=1}^K Q_{k,k'}^{\gamma + \kappa \delta(k,k') + n_{k,k'} - 1} \end{aligned} \quad (19)$$

其中:

$$n_{k,k'} = \sum_{l=1}^{L-1} \delta(z^l, k) \delta(z^{l+1}, k') \quad (20)$$

表示所有频带中从状态 k 转移到状态 k' 的个数。由式 (19) 可得, $Q_{k,\cdot}$ 的后验分布为:

$$Q_{k,\cdot} \sim \operatorname{Dir}(\gamma + \kappa \delta(k, 1) + n_{k,1}, \dots, \gamma + \kappa \delta(k, K) + n_{k,K}) \quad (21)$$

所以可以通过式 (21) 生成后验状态转移概率矩阵 Q 的各行元素。

然后, 估计后验均值 μ_k 和后验精度 τ_k 。在隐藏变量 $\mathbf{z}$ 条件下, 观测向量 $\mathbf{x}$ 中元素相互独立, 因此:

$$\begin{aligned} p(\mathbf{x} | \mathbf{z}, \boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\tau}) &= \prod_{l=1}^L p(x^l | z^l, \mu_{z^l}, \tau_{z^l}) = \\ &\prod_{l=1}^L \mathcal{N}(x^l; \mu_{z^l}, \tau_{z^l}^{-1}) \end{aligned} \quad (22)$$

考虑到观测向量 $\mathbf{x}$ 的元素相互独立, 因此其

均值向量和精度向量的共轭先验服从高斯 Gamma 分布, 即:

$$p(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\tau}) = \prod_{k=1}^K \mathcal{N}(\mu_k; m_0, (\eta_0 \tau_k)^{-1}) \operatorname{Gam}(\tau_k; a_0, b_0) \quad (23)$$

其中, $\operatorname{Gam}(\tau_k; a_0, b_0)$ 表示随机变量 τ_k 的概率密度函数, τ_k 服从形状参数为 a_0 、速率参数为 b_0 的 Gamma 分布。 (m_0, η_0) 和 (a_0, b_0) 分别表示均值和精度的先验超参数。均值向量 $\boldsymbol{\mu}$ 和精度向量 $\boldsymbol{\tau}$ 的后验分布为:

$$\begin{aligned} p(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\tau} | \mathbf{x}, \mathbf{z}) &\propto p(\mathbf{x} | \mathbf{z}, \boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\tau}) p(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\tau}) = \\ &\prod_{l=1}^L p(x^l | z^l, \mu_{z^l}, \tau_{z^l}) \prod_{k=1}^K \mathcal{N}(\mu_k; m_0, (\eta_0 \tau_k)^{-1}) \cdot \\ &\operatorname{Gam}(\tau_k; a_0, b_0) = \prod_{l=1}^L \mathcal{N}(x^l; \mu_{z^l}, \tau_{z^l}^{-1}) \cdot \\ &\prod_{k=1}^K \mathcal{N}(\mu_k; m_0, (\eta_0 \tau_k)^{-1}) \operatorname{Gam}(\tau_k; a_0, b_0) \end{aligned} \quad (24)$$

对式 (24) 进行归一化可以得到:

$$p(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\tau} | \mathbf{x}, \mathbf{z}) = \prod_{k=1}^K \mathcal{N}(\mu_k; m_k, (\eta_k \tau_k)^{-1}) \operatorname{Gam}(\tau_k; a_k, b_k) \quad (25)$$

其中:

$$\eta_k = \eta_0 + L_k \quad (26)$$

$$m_k = \frac{1}{\eta_k} (\eta_0 m_0 + L_k \bar{x}_k) \quad (27)$$

$$a_k = a_0 + \frac{L_k}{2} \quad (28)$$

$$b_k = b_0 + \frac{1}{2} \left(\sum_{l=1}^{L_k} (x^l - \bar{x}_k)^2 + \frac{\eta_0 L_k}{\eta_0 + L_k} (\bar{x}_k - m_0)^2 \right) \quad (29)$$

其中, L_k 表示属于第 k 类的观测变量数量, $\bar{x}_k$ 是所有 $z^l = k$ 的观测变量 x^l 的平均, 即:

$$\bar{x}_k = \frac{\sum_{l=1}^{L_k} \delta(z^l, k) x^l}{\sum_{l=1}^{L_k} \delta(z^l, k)} \quad (30)$$

因此, 后验均值 μ_k 和后验精度 τ_k 分别为:

$$\mu_k = \iint p(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\tau} | \mathbf{x}, \mathbf{z}) d\boldsymbol{\mu} d\boldsymbol{\tau} \mu_k = m_k \quad (31)$$

$$\tau_k = \iint p(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\tau} | \mathbf{x}, \mathbf{z}) d\boldsymbol{\mu} d\boldsymbol{\tau} \tau_k = \frac{a_k}{b_k} \quad (32)$$

其中, $\boldsymbol{\mu}_{\setminus k}$ 表示 $\boldsymbol{\mu}$ 中除去 μ_k 后的向量, $\boldsymbol{\tau}_{\setminus k}$ 表示 $\boldsymbol{\tau}$ 中除去 τ_k 后的向量。

通过多次迭代更新参数, 可以得到每个类别估计均值 μ_k 和每个频带的最终隐藏状态 z^l 。将每个频带对应的估计均值 μ_{z^l} 与判决门限 λ 进行比较, 如果 μ_{z^l} 大于 λ , 则判定第 l 个频带被授权用户占用; 否则第 l 个频带处于空闲状态。算法 1 给出了具体的算法流程。

算法 1 基于黏性隐马尔可夫模型的频谱感知

输入 观测向量 $\mathbf{x}$; 初始概率分布 π ; 初始狄利克雷分布参数 γ 、黏性因子 κ ; 初始化均值和精度的先验超参数 (m_0, η_0) 和 (a_0, b_0) ; 最大迭代次数 T 。

输出 每个频带的频谱状态。

设置初始均值 $\mu_k = m_0$ 和精度 $\tau_k = a_0 / b_0$, $k = 1, 2, \dots, K$;

for $t \leftarrow 1$ to T

根据式 (7) 或式 (21) 生成状态转移概率矩阵 $\mathbf{Q}$;

根据式 (16) 计算 $\alpha^l(z^l)$;

根据式 (15) 和式 (17) 分别计算 $\alpha^l(z^l)$ 和 $\beta^l(z^l)$;

根据式 (14) 计算 $p(z^l | \mathbf{x}, \mathbf{Q}, \boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\tau})$;

根据式 (18) 估计隐藏状态 z^l ;

根据式 (31) 和式 (32) 生成均值 μ_k 和精度 τ_k , $k = 1, 2, \dots, K$;

end for

根据 z^l 和 μ_k 得到每个频带对应的估计均值 μ_{z^l} , $l = 1, 2, \dots, L$ 。

如果 $\mu_{z^l} < \lambda$, 则判定第 l 个频带被授权用户占用; 否则判定第 l 个频带处于空闲状态。

4 仿真分析

本节通过数值模拟评估所提频谱感知方法的性能。仿真中噪声功率为 $\sigma_w^2 = 1 \text{ mW}$ 。频带中授权用户状态由两个服从不同参数的指数分布随机取整产生: 频带状态为 $\mathcal{H}_0$ 的连续频带个数由参数为 θ_1 的指数分布随机取整产生, 频带状态为 $\mathcal{H}_1$ 的连续频带个数由参数为 θ_2 的指数分布随机取整产生, 如此重复产生若干次。频带的授权用户平均占用率为:

$$D = \frac{\theta_2}{\theta_1 + \theta_2} \times 100\% \quad (33)$$

图 3 为不同频带上授权用户功率一个例子。其中指数分布参数为 $\theta_1 = 10$, $\theta_2 = 10$; 各个频带的授权用户功率 $\sigma_{s_i}^2$ 在 $(0.01, 10) \text{ mW}$ 服从均匀分布。

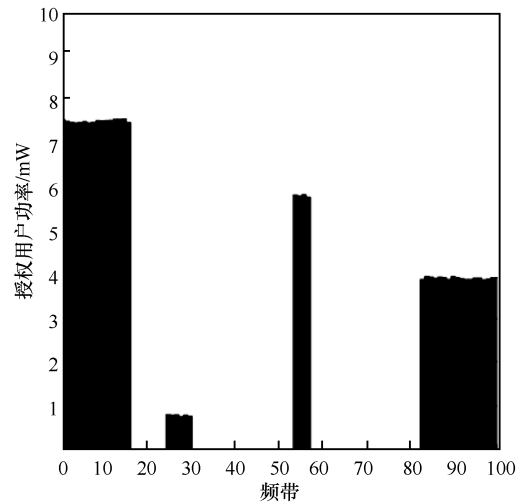


图 3 不同频带上的授权用户功率

黏性隐马尔可夫模型的仿真参数见表 1。

分别比较本文提出的基于黏性隐马尔可夫模型、高斯混合模型 (Gaussian mixture model, GMM) [18]、K-均值 (K-means) 聚类 [19]、能量检测 (energy detection, ED) 法 [7] 和无黏性的隐马尔可夫模型 (hidden Markov model, HMM) 的频谱感知方法的性能。



表 1 黏性隐马尔可夫模型的仿真参数

参数	取值
最大迭代次数 T	100
隐藏状态总数 K	4
初始概率分布 π	[0.25,0.25,0.25,0.25]
均值的先验超参数 m_0	1
均值的先验超参数 η_0	1
精度的先验超参数 a_0	1
精度的先验超参数 b_0	1
狄利克雷分布参数 γ	1
黏性因子 κ	50
样本数 N	1 000
蒙特卡洛次数	1 000

实验 1 迭代收敛速度。图 4(a)为平均信噪比为-10 dB, 频带平均占用率为 20%时的平均功率估计误差随迭代次数的变化曲线, 其中平均功率估计误差为 $\sum_{l=1}^L \left\| \mu_{z_l} - (\sigma_{s_l}^2 + \sigma_w^2) \right\|^2$ 。平均信噪比表示为信号的平均功率和噪声功率之比。从图 4 中可以看出, 本文所提方法的平均功率估计误差总是低于其他对比方法。HMM 方法由于未考虑相邻频带相关性, 收敛后平均功率估计误差比较高。GMM 方法在 100 次迭代后才收敛, 而本文所提算法和 K -means 方法均在不到 3 次迭代时就能达到最终的收敛情况。 K -means 方法虽然和本文所提方法收敛速度相近, 但本文所提方法的性能优于 K -means 方法。

实验 2 不同迭代次数下的检测概率随平均信噪比的变化曲线如图 5 所示。从图 5 可见, 迭代次数为 3 时, GMM 方法和 HMM 方法的检测概率性能较差。由图 4 可以得知, 这些算法并未达到收敛, 以致于平均功率估计误差较大, 检测性能低。而本文所提方法、能量检测法和 K -means 方法在迭代 3 次时便能实现较好的检测性能。另外, 本文所提方法在平均信噪比为-12 dB 时能达

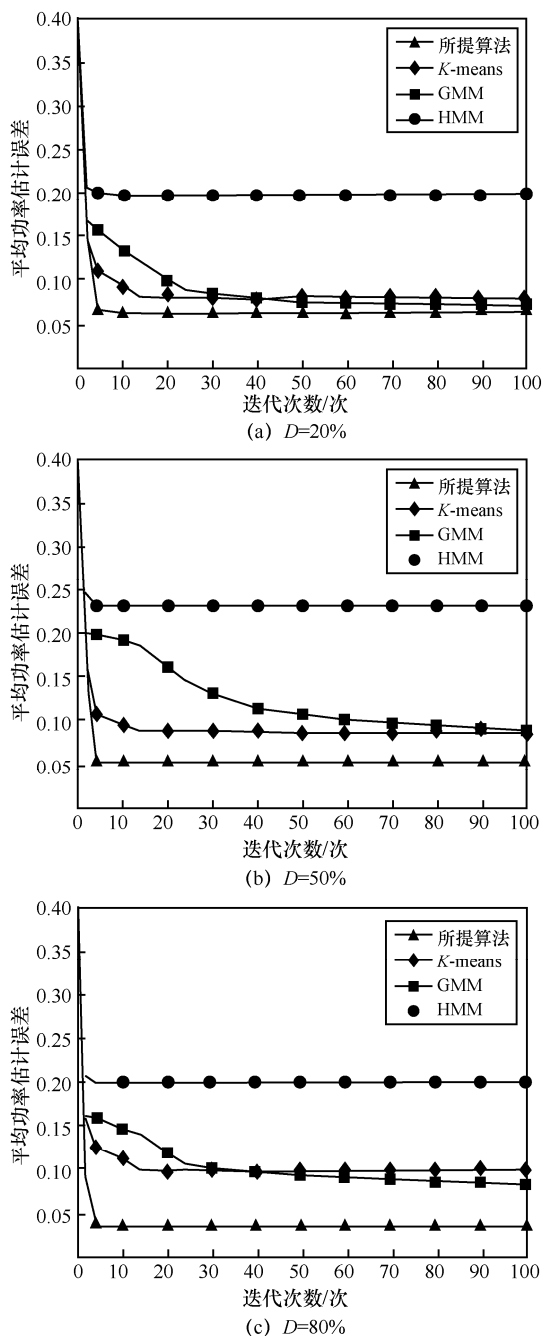


图 4 平均功率估计误差随迭代次数的变化曲线

到约 0.93 的检测概率, 且比能量检测法的检测概率高了约 0.18。由于达到了迭代收敛, GMM 方法性能均实现了大幅度提升, 但仍不如本文所提方法迭代 3 次时的性能。而所提方法在多次迭代后, 检测性能甚至仍有部分性能的提升。另外, 可以看出, 在不同的频带平均占用率条件下, 所提方法性能一直优于其他对比方法。

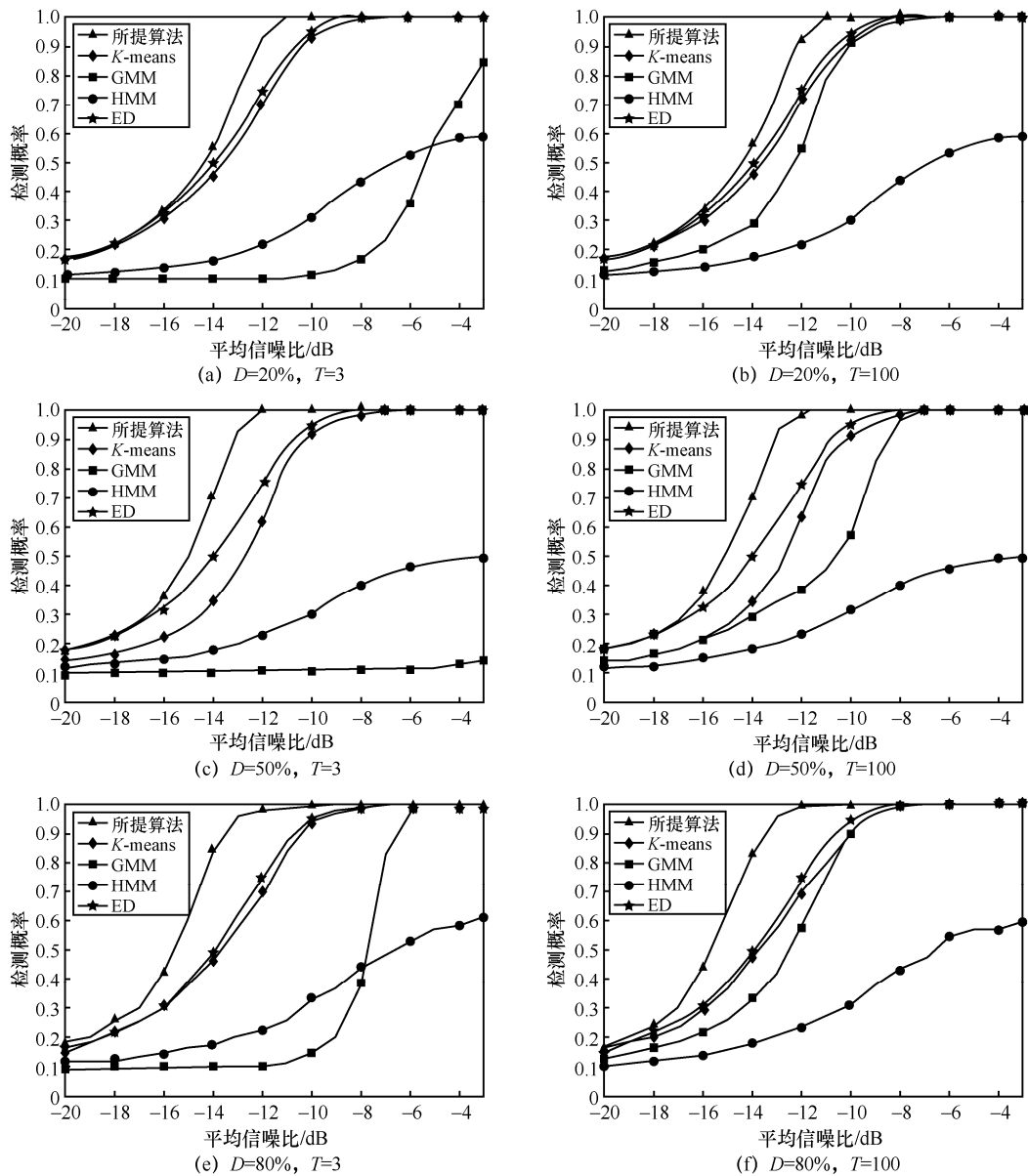


图5 检测概率随平均信噪比(单位: dB)的变化曲线

实验 3 不同迭代次数下的接收机操作特性(receiver operating characteristic, ROC)曲线如图 6 所示。从图 6 中可以看出, 所提方法 3 次迭代便能实现较好的检测性能, 这同样可以由图 4 得到解释。并且在不同频带平均占用率条件下, 所提方法检测概率均高于对比方法。

5 结束语

本文提出了一种基于黏性隐马尔可夫模型的

多频带频谱感知方法, 该方法通过利用相邻频谱状态相关性来提高多频带频谱感知的检测性能; 推导了状态转移概率矩阵、隐藏变量、观测向量后验均值后验精度的迭代计算式。与传统的方法相比, 所提方法具有更快的收敛速度、更高的估计精度, 从而实现了更高的频谱感知性能。

参考文献:

- [1] BERA R, CHETTRI L. A comprehensive survey on internet of things (IoT) toward 5G wireless systems[J]. IEEE Internet of

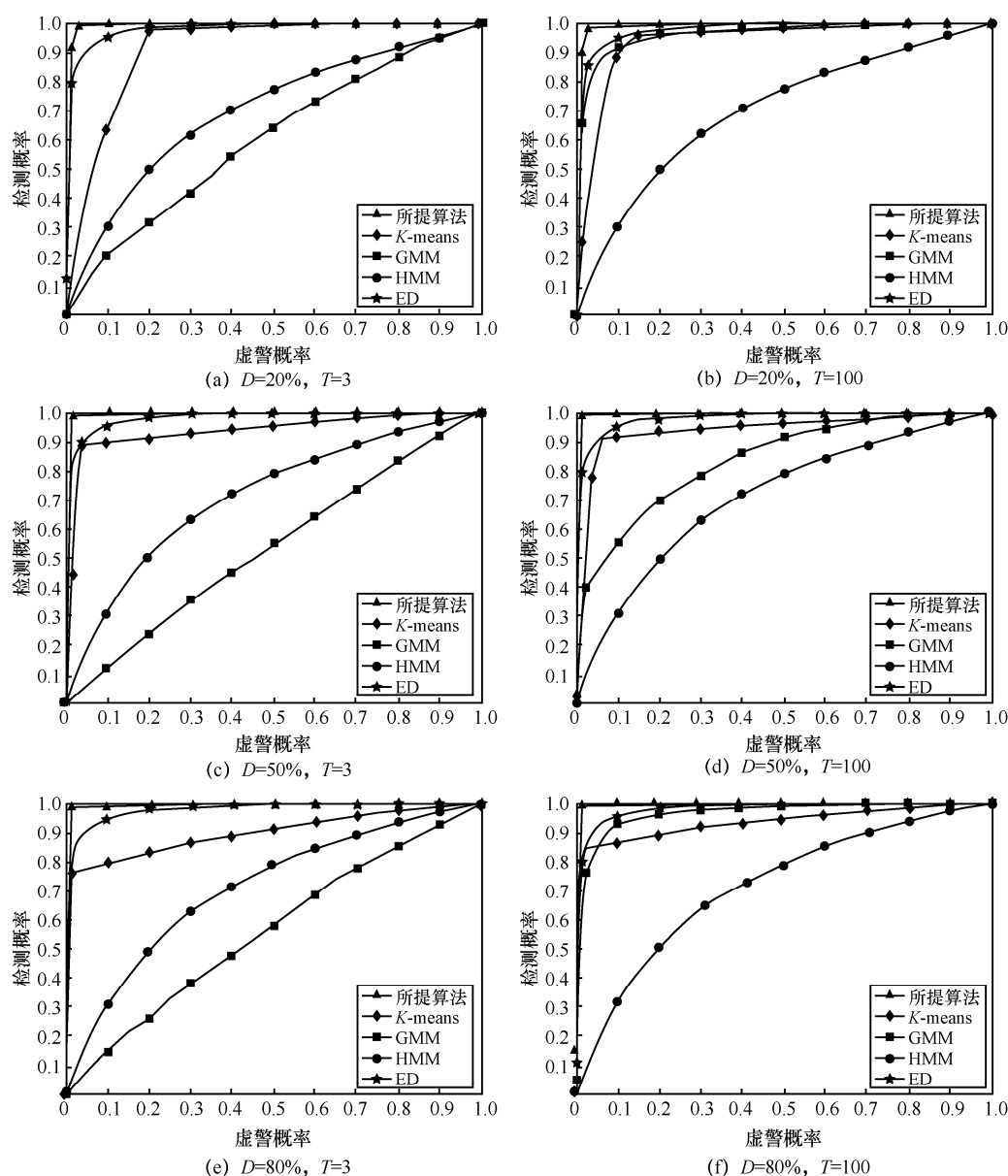


图6 ROC 曲线

- Things Journal, 2020, 7(1): 16-32.
- [2] SHAIKH A, KAUR M J. Comprehensive survey of massive MIMO for 5G communications[C]//Proceedings of Advances in Science and Engineering Technology International Conferences (ASET). [S.l.:s.n.], 2019: 1-6.
 - [3] HU F, CHEN B, ZHU K. Full spectrum sharing in cognitive radio networks toward 5G: a survey[J]. IEEE Access, 2018: 1.
 - [4] AWIN F, ABDEL-RAHEEM E, TEPE K. Blind spectrum sensing approaches for interweaved cognitive radio system: a tutorial and short course[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2019, 21(1): 238-259.
 - [5] YANG C, LI J, GUIZANI M, et al. Advanced spectrum sharing in 5G cognitive heterogeneous networks[J]. IEEE Wireless Communications, 2016, 23(2): 94-101.
 - [6] PIRAN M J, TRAN N H, SUH D Y, et al. QoE-driven channel allocation and handoff management for seamless multimedia in cognitive 5G cellular networks[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2017, 66(7): 6569-6585.
 - [7] YOO S K, COTTON S L, SOFOTASIOS P C, et al. Entropy and energy detection-based spectrum sensing over f-composite fading channels[J]. IEEE Transactions on Communications, 2019, 67(7): 4641-4653.
 - [8] MA L, LI Y, DEMIR A. Matched filtering assisted energy detection for sensing weak primary user signals[C]//Proceedings of 2012 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). Piscataway: IEEE Press,

- 2012: 1-4.
- [9] HATTAB G, IBNKAHLA M. Multiband spectrum access: great promises for future cognitive radio networks[J]. *Proceedings of the IEEE*, 2014, 102(99): 282-306.
- [10] 付明娃. 认知无线电中频谱感知与频谱共享技术研究[D]. 南京: 南京邮电大学, 2019.
- FU M W. Research on spectrum sensing and spectrum sharing technology in cognitive radio[D]. Nanjing: Nanjing University of Posts and Telecommunications, 2019.
- [11] XIONG T, YAO Y D, REN Y, et al. Multiband spectrum sensing in cognitive radio networks with secondary user hardware limitation: random and adaptive spectrum sensing strategies[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2018: 3018-3029.
- [12] 郭新, 赵海峰, 穆晓敏. 基于主用户活跃性的多带联合频谱感知模型[J]. *计算机工程与应用*, 2014, 50(7): 99-103.
- GUO X, ZHAO H F, MU X M. Multiband joint detection framework based on activity of primary[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2014, 50(7): 99-103.
- [13] QI H, YU J, CAVALLARO A, et al. Robust compressive sensing of multiband spectrum with partial and incorrect priors[C]//*Proceedings of IEEE International Conference on Communications (ICC)*. Piscataway: IEEE Press, 2019: 1-6.
- [14] GAO Y, XU K, CHEN Y. A novel method of multi-band spectrum sensing exploiting dynamic compressive sensing[C]//*Proceedings of International Conference on Signal Processing Proceedings*. [S.l.:s.n.], 2016: 1-6.
- [15] HU W, TIAN G, KANG Y, et al. Dual sticky hierarchical Dirichlet process hidden Markov model and its application to natural language description of motions[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 2018, 40(10): 2355-2373.
- [16] XU Y, CHENG P, CHEN Z, et al. Mobile collaborative spectrum sensing for heterogeneous networks: a Bayesian machine learning approach[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2018, 66(21): 5634-5647.
- [17] INIBHUNU C, AM C M. State based hidden Markov models for temporal pattern discovery in critical care[C]//*Proceedings*

of IEEE Life Sciences Conference (LSC). Piscataway: IEEE Press, 2018:77-80.

- [18] THILINA K M, CHOI K W, SAQUIB N, et al. Machine learning techniques for cooperative spectrum sensing in cognitive radio networks[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2013, 31(11): 2209-2221.
- [19] SHU L, MCISAAC K, OSINSKI G R. Learning spatial-spectral features for hyperspectral image classification[J]. *IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing*, 2018, 56(9): 5138-5147.

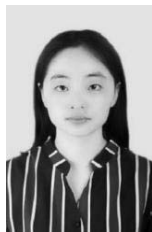
[作者简介]



贾忠杰(1996-), 男, 宁波大学信息科学与工程学院硕士生, 主要研究方向为认知无线电中的频谱感知技术等。



金明(1981-), 男, 博士, 宁波大学信息科学与工程学院教授, 主要研究方向为认知无线电技术、优化算法、机器学习等, 在 *IEEE Transactions on Signal Processing* 等期刊发表论文 40 余篇。



宋晓群(1995-), 女, 宁波大学信息科学与工程学院硕士生, 主要研究方向为认知无线电、机器学习等。