

动态时变衰落信道下的频谱感知算法

孙梦巍¹, 赵龙¹, 许巧春², 李斌¹, 赵成林¹

(1. 北京邮电大学 信息与通信工程学院, 北京 100876; 2. 国家无线电监测中心 检测中心, 北京 100037)

摘 要: 针对时变衰落信道中频谱感知问题, 提出一种新颖的动态状态空间系统模型, 将授权用户状态与时变衰落信道状态看作 2 个隐藏系统状态; 在此基础上, 提出一种联合估计时变信道增益与授权用户状态的新型频谱感知方法。仿真结果表明, 提出的新方案能够显著提高动态时变衰落信道中的频谱感知性能。

关键词: 时变衰落信道; 频谱感知; 动态状态空间系统模型; 联合估计

中图分类号: TN911.7

文献标识码: A

文章编号: 1000-436X(2014)07-0063-07

New spectrum sensing method under time-variant flat fading channels

SUN Meng-wei¹, ZHAO Long¹, XU Qiao-chun², LI Bin¹, ZHAO Cheng-lin¹

(1. School of Information and Communication Engineering, Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876, China;

2. Inspection Center, The State Radio_Monitoring_Center Testing Center, Beijing 100037, China)

Abstract: A dynamic state-space model (DSM) was presented for the problem of spectrum sensing under time-variant flat fading channels (TVFF). The primary user (PU) state and the fading channel were characterized as hidden states. On this basis, a novel method was proposed to estimate the PU state and the fading channel gain jointly and in real time. The simulation results show that the approach proposed could improve the performance of spectrum sensing apparently in time-variant flat fading channels.

Key words: time-variant flat fading channels; spectrum sensing; dynamic state-space model; joint estimation

1 引言

频谱资源紧缺局势日益凸显致使新兴无线通信业务的发展受到严重制约。另一方面, 在专用频谱分配政策下, 授权频谱长期处于一种未被有效利用的状态^[1]。在此背景推动下, 认知无线电技术(CR, cognitive radio)应运而生, 成为目前有望缓解频谱资源枯竭与其利用率偏低这一主要矛盾的最具应用前景的新技术之一^[2]。CR 设备利用频谱感知(spectrum sensing)技术对无线频谱的使用状况进行实时检测, 当授权频段不被授权用户(也称为主用户)占用时, 非授权用户(也称为次用户或认知用户)将机会性地动态接入并使用该空闲频段。因此,

频谱感知是认知无线电技术中的关键部分^[3]。

目前, 频谱感知技术可分为 3 种检测方式: 能量检测(ED, energy detection)^[4]、匹配滤波检测(MFD, matched filter detection)^[5]和循环平稳特征检测(cyclostationary detection)^[6]。相比于其他 2 种检测方式, 能量检测因其计算复杂度较低、无需信号先验信息且检测时间较短等优势, 成为目前应用最广泛的频谱感知方案之一。遗憾的是, 传统 ED 方案性能容易受信道状态影响。具体来讲, ED 中判决门限与接收信号能量密切相关, 因而在时变衰落信道中, 信道增益随时间变化的特性无疑将极大增加检测难度, 并显著降低频谱检测性能。近年来, 许多研究人员开展了在衰落信道中频谱检测方法

收稿日期: 2013-03-21; 修回日期: 2013-08-25

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61271180, 61379016); 国家重大科技专项基金资助项目(2013ZX03001015-003); 教育部博士点基金资助项目(20130005110016)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (61271180, 61379016); Major National Science and Technology Projects (2013ZX03001015-003); Research Fund for the Doctoral Program of Higher Education of China (20130005110016)

的研究, 例如 Digham F、Altrad O 等人利用数学模型提出了在衰落信道中基于能量检测方法的平均检测概率^[4,7], 尽管现有研究已考虑了时变衰落信道统计概率分布密度特性, 但该统计概率分布仅能反映衰落信道瞬时随机特性, 并不能描述其随时间迁移变化的性质, 因而也难以对时变信道进行描述与追踪, 从而导致 ED 检测性能欠佳。

为了应对上述问题, 本文首先针对动态时变信道的频谱检测问题, 提出一种动态状态空间模型(DSM, dynamic state-space model), 用以深入描述授权用户状态与时变衰落信道增益 2 个隐藏状态(hidden states)的时变迁移特性, 考虑到能量检测的简单易实现性, 进一步将采样信号累计能量作为 DSM 的观测信号; 在此基础上, 设计出一种全新频谱感知方法, 充分利用授权用户工作状态的先验概率以及时变衰落信道增益的状态转移特性, 对授权用户状态和时变信道增益实施联合估计(joint estimation), 极大提高了实际时变衰落信道中的频谱检测性能, 即便在无需实施复杂多节点协作感知的情况下, 亦能获得良好的检测性能。由于该方案以累计能量作为观测量, 在提升性能的同时, 亦保留了传统 ED 方式无需授权用户信号先验信息以及检测时间短的优势。

2 频谱感知系统模型

本节首先提出一种时变衰落信道中的新颖频谱检测模型, 将授权用户工作状态和衰落信道增益看作 2 个隐马尔科夫过程, 并引入一阶有限状态马尔科夫信道(FSMC, finite-state Markov channel)模型对时变慢衰落信道增益随时间迁移的特性进行有效地描述, 同时将接收到的信号在特定时间窗内进行能量累积, 其和作为系统的观测量。

2.1 授权用户工作状态

授权用户状态包括空闲和工作 2 种状态, 记为 s_0 状态和 s_1 状态。实际中, 该授权用户状态按照一阶两状态马尔科夫链进行状态转移。相应地, 马尔科夫转移概率可表示为

$$p(s_{x_n} = j | S_{x_{n-1}} = i) = \Pi_{ij}, i, j = s_0, s_1 \quad (1)$$

转移状态概率可进一步用概率状态转移矩阵 (PTM, probability transition matrix) 形式表示

$$\mathbf{\Pi} = \begin{bmatrix} p_{s_0 \rightarrow s_0} & p_{s_0 \rightarrow s_1} \\ p_{s_1 \rightarrow s_0} & p_{s_1 \rightarrow s_1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mu & 1 - \mu \\ 1 - \lambda & \lambda \end{bmatrix}$$

其中, 参数 μ 和 λ 由实际应用业务所决定。

2.2 时变慢衰落信道

不失一般性, 本文分析中假设时变衰落信道服从瑞利时变慢衰落特性, 即随机信道增益的概率分布为瑞利分布

$$f_A(a) = \frac{a}{\sigma_R^2} \exp\left(-\frac{a^2}{2\sigma_R^2}\right), a \in [0, \infty) \quad (2)$$

其中, a 表示信道增益, σ_R^2 表示瑞利分布方差。将信道增益划分为 K 个离散状态 ($K \geq 3$)。若使用 $[v_k, v_{k+1})$ 表示第 k 个离散状态信道增益的边界值, 则该状态对应的信道增益可定义为

$$a_k = \frac{\int_{v_k}^{v_{k+1}} a f_A(a) da}{\int_{v_k}^{v_{k+1}} f_A(a) da}, k = 0, \dots, K-1 \quad (3)$$

为方便分析起见, 引入一阶 FSMC 模型表征该信道^[8,9], 即信道状态只能向自身或者相邻状态进行跳变, 如图 1 所示。则信道状态转移概率可表示为

$$p(a_n = j | a_{n-1} = i) = \begin{cases} p_{i \rightarrow j} & |i - j| \leq 1 \\ 0 & |i - j| > 1 \end{cases} \quad i, j = 0, \dots, K-1 \quad (4)$$

实际中, 转移概率 $p_{i \rightarrow j}$ 由离散等效信道状态的个数、时变信道衰落速度和信道增益概率分布所联合决定。

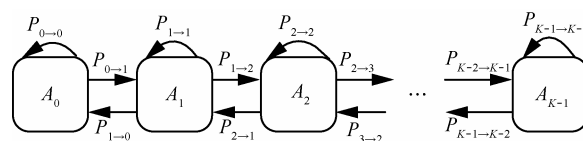


图 1 时变慢衰落信道一阶 FSMC 模型

2.3 认知用户观测信号

对于认知用户而言, 其观测信号 y_n 为特定观测时间窗内采样信号的能量和

$$y_n = \begin{cases} \sum_{i=1}^M z_{i,n}^2, H_0 \\ \sum_{i=1}^M (a_{i,n} x_{i,n} + z_{i,n})^2, H_1 \end{cases} \quad (5)$$

其中, M 表示感知周期 T_s 内采样点数, $M = T_s f_{sp}$, f_{sp} 为采样频率。信道噪声 z 为均值是 0 方差是 σ^2 的加性高斯白噪声(AWGN), 即 $z \sim N(0, \sigma^2)$ 。 H_0 和 H_1 表示 2 个假设检验^[10], 分别对应于检测频段中存在授权用户信号和不存在授权用户信号。频谱感知的主

要目标是通过接收信号对假设检验进行判断, 并最终确定当前检测周期内是否存在授权用户信号。

传统 ED 频谱检测方式是根据一定准则设置门限 T , 将接收信号能量与门限值进行比较, 从而得到判决结果, 其检测判决如下

$$D(y_n) = y_n \begin{cases} \geq T \\ < T \end{cases} \quad (6)$$

由上式可明显看出, ED 性能取决于门限值的设定。在时变衰落信道中, 信道增益随时间变化的特性无疑将极大地增加门限确定难度, 从而显著降低实际应用中的频谱检测性能。

2.4 瑞利时变慢衰落系统 DSM 模型

根据上述授权用户工作状态模型及时变慢衰落信道模型, 得出本文提出的 DSM 可表示为

$$\begin{cases} S_{x_n} = f(S_{x_{n-1}}) \\ a_n = h(a_{n-1}) \\ y_n = g(a_n, x_n, w_n) \end{cases}, n=0, \dots, N-1 \quad (7)$$

其中, S_{x_n} 表示 n 时刻的授权用户状态, 按照特定的状态转移函数 $f(\cdot)$ 进行迁移。 x_n 表示 n 时刻的授权用户发射信号, 当授权用户信号不存在即授权频段空闲时, $x_n=0$; 当存在授权用户信号时, 对授权用户信号能量进行归一化, 既得 $x_n=1$ 。 a_n 表示 n 时刻衰落信道幅度增益, 按照特定状态转移函数 $h(\cdot)$ 进行更新。本文设计频谱感知算法将授权用户状态 x_n 和信道增益 a_n 作为 2 个隐藏状态。对于认知用户而言, 其观测信号 y_n 为特定观测时间窗内的采样信号能量和, 如式(5)所示。当不存在授权用户信号, 观测信号 y_n 服从自由度为 M 的中心卡方分布, $y_n \sim \chi_M^2$; 当存在授权用户信号, 观测信号 y_n 服从自由度为 M 的非中心卡方分布, $y_n \sim \chi_M^2(\kappa)$, 其非中心参数 $\kappa = M(a_n x_n)^2$ 。

3 联合估计

基于上述 DSM 模型, 本文进一步对 2 个隐藏系统状态 (即授权用户状态和信道增益) 进行联合估计。估计检测算法主要依赖于最大后验概率准则 (MAP, maximum a posterior probability) 和序贯检测思想, 包含以下 3 个步骤: 1) 预判决; 2) 基于 MAP 准则的信道增益估计与更新; 3) 基于序贯粒子滤波 (PF, particle filtering) 的授权用户状态估计。相应方案实现流程如图 2 所示。下面针对上述 3 个

部分进行详细介绍。

3.1 预判决

预判决主要目的是粗略估计该频段是否有授权用户信号, 以便针对不同情况设计后续的估计算法, 实现对信道增益和授权用户状态的联合估计。区别于传统频谱感知中的预判决, 本方案所采用预判决的主要目的是为后续信道估计算法的设计选择提供一个条件判断机制。尽管预判决结果的错误概率较高, 但后续算法会对此结果进行进一步修正, 从而最终提升频谱感知的整体性能。

具体来讲, 预判决通过对比预设门限值 γ 和观测信号 y_n 的大小, 确定关于授权用户状态的预判决输出结果。若 $y_n < \gamma$, 则预判决结果 $x_n^\dagger = 0$, 即经预判决得到该时刻频段空闲; 若 $y_n \geq \gamma$, 则预判决结果 $x_n^\dagger = 1$, 表示经预判决得到该时刻频段被授权用户占用。实际中, 预设门限值与采样点数和衰落信道最小增益相关。

3.2 信道增益的估计

该步骤主要目的是借助动态状态空间模型和预判决结果 x_n^\dagger 对信道增益进行实时更新。考虑到时变信道具有慢衰落特性, 即 $f_d T_s \ll 1$, f_d 表示信道最大多普勒频移, 又根据信道相干时间 $T_a \approx 1/f_d$, 可得 T_a 远大于频谱检测周期 T_s 。为方便分析, 进一步简化, 假设 $T_a = L T_s$, 其中 L 为大于 1 的整数。信道增益更新具体算法如下。

1) 当预判决结果 $x_n^\dagger = 1$ 时, 在同一个信道幅值周期 T_a 内, 可将到当前时刻为止所有预判决结果相同 (即 $x_n^\dagger = 1$) 的 L_n 个观测值及自由度分别进行累积 ($L_n \leq L$), 累积观测量及其自由度分别为

$$Y_n = \begin{cases} Y_{n-1} + y_n, & x_n^\dagger = 1, \text{非信道周期首时刻} \\ y_n, & x_n^\dagger = 1, \text{信道周期首时刻} \end{cases} \quad (8a)$$

$$M_n = L_n M \quad (8b)$$

在此基础上, 基于 MAP 准则即可估计出当前时刻的衰落信道幅值, 即有

$$\begin{aligned} \hat{a}_n &= \arg \max_{a_n \in A} p(a_n | \hat{a}_{pre}, x_n^\dagger = 1, Y_n) \\ &\propto \arg \max_{a_n \in A} p(Y_n | a_n, x_n^\dagger = 1) p(a_n | \hat{a}_{pre}) \end{aligned} \quad (9)$$

其中, $x_n^\dagger = 1$ 表示预判决结果为“1”, $p(a_n | \hat{a}_{pre})$ 表示上一信道幅值周期衰落信道幅值到当前周期衰落信道幅值的转移概率, 其值由 FSMC 信道性质和状态转移矩阵决定。 $p(Y_n | x_n^\dagger = 1, a_n)$ 表示似然函数, 在预判决结果为“1”的条件下, 累积观测值 Y_n 服从

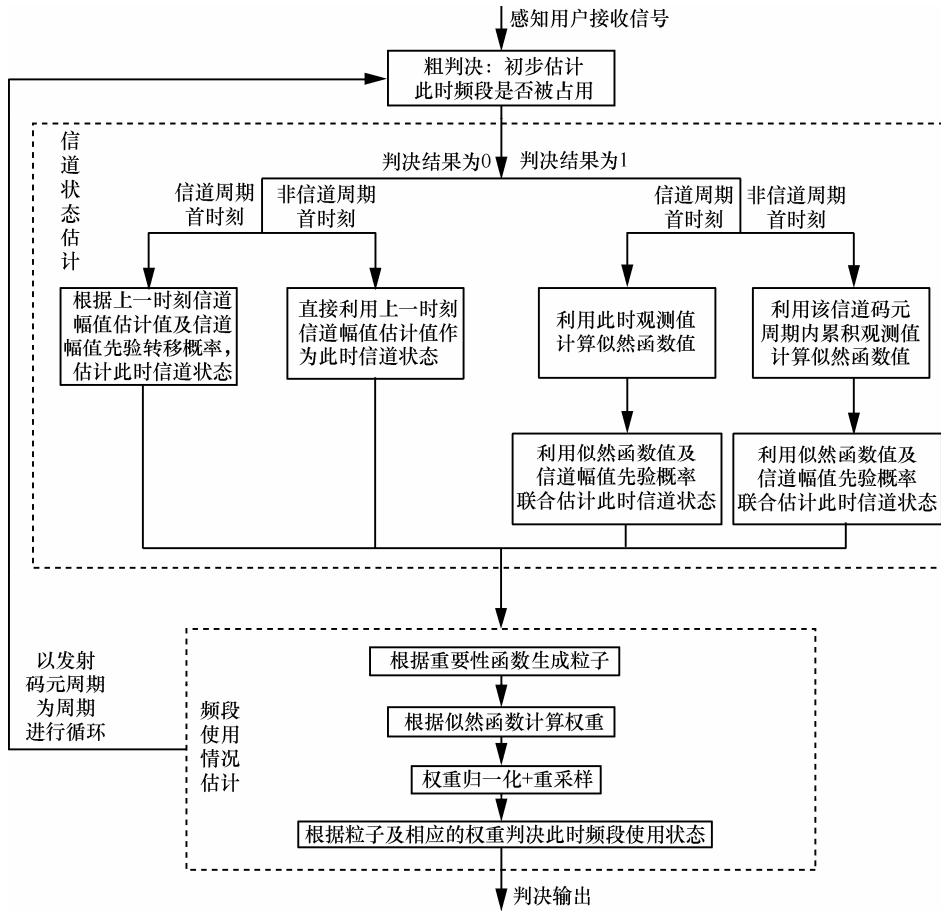


图 2 瑞利时变慢衰落中联合估计频谱感知算法流程

非中心卡方分布, 即有

$$p(Y_n | a_n, x_n^\dagger = 1) = \frac{1}{2\sigma^2} \left(\frac{Y_n}{\lambda}\right)^{\frac{M_n-2}{4}} e^{-\frac{Y_n+\lambda}{2\sigma^2}} I_{M_n/2-1} \left(\frac{\sqrt{\lambda Y_n}}{\sigma^2}\right) \quad (10)$$

其中, σ^2 为高斯白噪声方差, $\lambda = M_n \times a_n^2$ 。 $I_{M_n/2-1}(\cdot)$ 表示第一类 $M_n/2-1$ 阶修正贝塞尔函数。

由此, 随着累积度 L_n 不断增加, 估计算法可在同一信道幅值周期内不断对信道幅值估计值进行修正, 从而提高估计准确度。在一个信道增益周期结束时刻, L_n 及相应的累积观测值 Y_n 和自由度 M_n 需重新置为 0, 然后在下一信道幅值周期 T_a 内随着检测周期 T_s 的增加而不断更新, 即有

$$L_n = \begin{cases} L_{n-1} + 1, & x_n^\dagger = 1 \\ L_{n-1}, & x_n^\dagger = 0 \end{cases} \quad (11)$$

2) 当预判判决结果为“0”时, 需要进一步分 2 类情况进行讨论。若当前时刻为信道周期首时刻,

信道幅值可能发生跳变, 则利用信道增益先验概率 $p(a_n|a_{n-1})$ 更新此刻的信道增益估计值, 即有

$$\hat{a}_n = \arg \max_{a_n \in A} p(a_n | \hat{a}_{n-1}) \quad (12)$$

若当前时刻为非信道幅值周期首时刻, 信道幅值不会发生跳变, 则直接利用前一时刻的信道幅值估计值作为此刻信道幅值, 即有 $\hat{a}_n = \hat{a}_{n-1}$ 。

3.3 授权用户状态序贯估计

鉴于动态状态空间模型中的信道增益状态转移并未与授权用户工作状态的迁移保持同步, 因而从本质上看, 动态状态空间模型在认知用户端呈现出非平稳特性; 与此同时, 由能量累积和得到的观测值呈现非线性非高斯的特性; 这种非平稳、非高斯估计问题无疑将为授权用户状态的序贯检测带来严重挑战。基于序贯重要性采样 (SIS, sequential importance sampling) 的粒子滤波技术能应对此类难题, 继而对授权用户工作状态进行序贯估计^[11]。

PF 是卡尔曼滤波器(Kalman filtering)的扩展,

基于蒙特卡洛(MC, Monte-Carlo)离散数字逼近思想, 能够有效地处理非线性非高斯信号检测问题。具体地说, PF 通过一组带有权重 $w^{(i)}$ 的离散粒子 $x^{(i)}$ 来逼近复杂的后验分布 $p(x)$, 即有 $p(x) \approx \sum_i w^{(i)} \delta(x - x^{(i)})$ 。其中, 离散粒子 $x^{(i)}$ 及其权重 $w^{(i)}$ 将根据新到达的观测值进行序贯更新^[12]。在此基础上, 基于 MAP 准则实现 n 时刻授权用户状态实时估计^[13], 即有

$$\hat{x}_n^{(MAP)} = \arg \max_{x_n \in X} \left\{ \sum_{i=1}^P \delta(x_n - x_n^{(i)}) w_n^{(i)} \right\} \quad (13)$$

其中, P 表示单位时刻生成粒子总数。当 $x_n = x_n^{(i)}$, $\delta = 1$, 反之, $\delta = 0$ 。

在具体实现中, 粒子滤波主要包括以下 4 个步骤: 1) 根据重要性函数生成粒子; 2) 依据似然函数更新粒子权重; 3) 重采样; 4) 依据粒子和对应权重估计授权用户状态。具体算法如下。

1) 生成粒子本质是针对一个特定概率分布进行采样的过程, 也即 $x_n^{(i)} \sim \pi(x_n | x_{0:n-1}, y_{0:n})$, 该分布区别于后验分布概率, 亦称为重要性函数。本文采用最优重要性函数

$$\begin{aligned} & \pi(x_n | x_{0:n-1}, \hat{a}_n, y_{0:n}) \\ & \propto p(y_n | x_n, x_{0:n-1}, \hat{a}_n, y_{0:n-1}) p(x_n | x_{0:n-1}) \end{aligned} \quad (14)$$

其中, $x_{0:n-1}^{(i)}$ 为从初始时刻到 $n-1$ 时刻粒子所构成的向量。根据授权用户状态迁移过程中的无记忆特性, 进一步有 $p(x_n | x_{0:n-1}^{(i)}) = p(x_n | x_{n-1}^{(i)})$ 。

2) 根据似然函数, 更新产生的新粒子的权重

$$\begin{aligned} w_n^{(i)} &= w_{n-1}^{(i)} \times \frac{p(y_n | x_n^{(i)}, \hat{a}_n, y_{0:n-1})}{\pi(x_n^{(i)} | x_{0:n-1}, y_{0:n})} \\ &= w_{n-1}^{(i)} \times p(y_n | x_{n-1}^{(i)}, \hat{a}_n) \\ &= w_{n-1}^{(i)} \times \sum_{x_n^{(i)} \in \{0,1\}} p(y_n | x_{n-1}^{(i)}, \hat{a}_n, x_n^{(i)}) p(x_n^{(i)} | x_{n-1}^{(i)}) \end{aligned} \quad (15)$$

当粒子为“0”时, 式(15)中似然函数满足中心卡方分布, 其概率分布如下

$$\begin{aligned} & p(y_n | x_{n-1}^{(i)}, \hat{a}_n, x_n^{(i)} = 0) \\ &= \frac{1}{(2\sigma^2)^{M/2} \Gamma(M/2)} y_n^{\frac{M}{2}-1} e^{-\frac{y_n}{2\sigma^2}} \end{aligned} \quad (16)$$

当粒子为“1”时, 该似然函数满足非中心卡方分布

$$\begin{aligned} & p(y_n | x_{n-1}^{(i)}, \hat{a}_n, x_n^{(i)} = 1) \\ &= \frac{1}{2\sigma^2} \left(\frac{y_n}{\kappa} \right)^{\frac{M-2}{4}} e^{-\frac{y_n + \kappa}{2\sigma^2}} I_{M/2-1} \left(\frac{\sqrt{\kappa y_n}}{\sigma^2} \right) \end{aligned} \quad (17)$$

其中, M 表示单位检测周期采样个数, κ 为非中心分布参量, $\kappa = M \times \hat{a}_n^2$ 。

3) 尽管权重更新为未知状态的估计提供了一种极具应用潜力的递推算法, 但该过程中存在粒子退化问题。具体地说, 经过若干次递推迭代之后, 大部分粒子权重将趋于 0, 从而导致估计性能下降。克服粒子退化的一个有效方法是重采样。

重采样主要思想在于, 一旦生成粒子发生明显的退化现象, 则在重要性采样基础上进一步淘汰权重值较低的粒子, 复制保留权重值较高的粒子, 以此达到抑制粒子退化的目的。通过重采样, 将会产生一个新粒子集合, 且每个粒子权重值均为 $1/P$, 其中 P 为粒子总数。

4) 由粒子及其权重可近似复杂的后验概率分布如下

$$\begin{aligned} p(\hat{x}_n = 0) &= \frac{1}{P} \sum_{i=1}^P w_n^{(i)} \delta(x_n^{(i)} - \tilde{x}_n^{(i)}) \\ \tilde{x}_n^{(i)} &= \left\{ x_n^{(i)} \mid x_n^{(i)} = 0 \right\} \end{aligned} \quad (18)$$

同理, 有

$$\begin{aligned} p(\hat{x}_n = 1) &= \frac{1}{P} \sum_{i=1}^P w_n^{(i)} \delta(x_n^{(i)} - \tilde{x}_n^{(i)}) \\ \tilde{x}_n^{(i)} &= \left\{ x_n^{(i)} \mid x_n^{(i)} = 1 \right\} \end{aligned} \quad (19)$$

根据式(18)和式(19)得到的近似后验概率可获得授权用户状态的估计值, 即较大的近似后验概率对应的状态为授权用户的估计状态。

4 仿真分析

本节给出了在瑞利衰落信道中频谱感知新方法检测性能的仿真结果, 同时和传统 ED 方法性能进行比较。在本文中, 以授权用户 2 种状态都能被正确检测的概率作为频谱感知性能判决的标准^[14], 即

$$p_d = (1 - p_m) p(H_1) + (1 - p_f) p(H_0) \quad (20a)$$

$$p_m = p(\hat{x}_n = 0 | H_1) \quad (20b)$$

$$p_f = p(\hat{x}_n = 1 | H_0) \quad (20c)$$

设授权用户占用授权频带状态的马尔科夫链转移概率为

$$\mathbf{\Pi} = \begin{bmatrix} P_{s_0 \rightarrow s_0} & P_{s_0 \rightarrow s_1} \\ P_{s_1 \rightarrow s_0} & P_{s_1 \rightarrow s_1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.8 & 0.2 \\ 0.2 & 0.8 \end{bmatrix}$$

仿真中重点研究时变衰落信道对检测性能的影响,具体地讲,研究信道参数例如信道状态个数和时变信道衰落速度对 2 种频谱感知方案感知性能的影响。

1) 感知周期 T_s 内采样点个数 $M=10$, 信道状态的个数 $K=5$ 。由 3.2 节假设相干时间 T_a 为频谱检测周期 T_s 的整数倍,分别令多普勒频移 $f_d=0.1$ 、0.05、0.02,即 $L=10$ 、20、50。频谱感知性能仿真结果如图 3 所示。

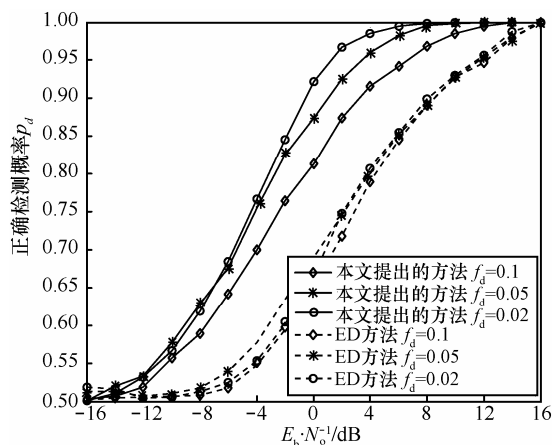


图 3 不同 f_d 下联合估计频谱感知与传统 ED 性能对比

由图 3 可知,本文提出的新方法较其他方法正确检测有明显提高。例如,当 $f_d=0.05$,正确检测概率为 0.95 时,新算法与传统 ED 算法对应的 SNR 分别为 4 dB 和 12 dB,性能有 8 dB 的提升。

同时注意到,当 f_d 数值较大即信道变化较快时,由于 L 值较小,则执行累积修正操作的机会也随之降低,联合频谱检测算法的性能更多地依赖于预估结果,从而导致检测性能降低。

2) 感知周期 T_s 内采样点个数 $M=10$,多普勒频移 $f_d=0.05$ 。分别令信道状态的个数 $K=3$ 、5、8。频谱感知性能仿真结果如图 4 所示。

从图 4 中看出,信道状态个数对于新算法的感知性能影响较小。当 K 取值较大时,FSMC 模型对时变衰落信道的逼近程度越高,但同时计算复杂度也随之增加。实际中, K 的取值一般为 5~10。

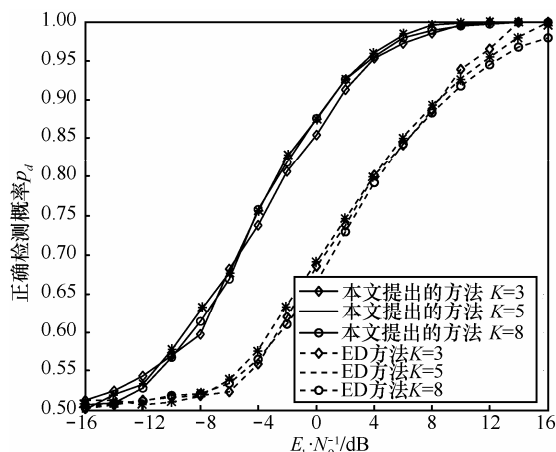


图 4 不同 K 下联合估计频谱感知与传统 ED 性能对比

5 结束语

本文提出了一种时变衰落信道无线通信系统中的新颖动态状态空间模型,该模型的创新性在于将信道状态和授权用户状态看作隐马尔科夫过程,并将一定时间窗内采样信号的能量和作为观测信号;在此基础上,充分利用信道增益及授权用户状态的转移概率信息,进一步设计出一种新型的高效频谱感知方法,该算法基于 MAP 及 PF 思想,实现了时变衰落信道增益和授权用户状态的联合估计。实验仿真结果表明,新算法在保证检测实时性的同时,极大地提高了频谱感知性能,克服了动态时变衰落信道对传统频谱检测机制的局限,从而扩大了认知无线电频谱感知技术在复杂实际应用中的适用范围。

参考文献:

- [1] Federal Communication Commission, Spectrum Policy Task Force Report[R]. ET Docket no.02-155, 2002.
- [2] HAYKINS. Cognitive radio: brain-empowered wireless communication IEEE[J]. Journal on Selected areas in Communications, 2005, 23(2):201-220.
- [3] AXELLE, LEUSG, LARSSON E G. Spectrum sensing for cognitive radio:state-of-the-art and recent advance[J].IEEE Signal Processing Magazine, 2012, 29(3):101-106.
- [4] DIGHAM FF, ALOUINI MS, SIMON MK. On the energy detection of unknown signals over fading channels[A]. Proc of IEEE International Conference on Communications (ICC)[C]. Anchorage, AK, 2003. 3575-3579.
- [5] CHEN H S, GAO W, DAUT D G. Signature based spectrum sensing algorithm for IEEE 802.22 WRAN[A]. Proc of IEEE International Conference on Communications (ICC)[C]. Glasgow, Scotland, 2007. 6487-6492.
- [6] SUTTON P D, NOLAN KE, DOYLE L E. Cyclostationary signature in practical cognitive radio applications[J]. IEEE Journal on Selected

areas in Communications, 2008, 26(1):13-24.

- [7] ALTRAD O, MUHAIDAT S. A new mathematical analysis of the probability of detection in cognitive radio over fading channels[EB/OL]. <http://link.springer.com/article/10.1186/1687-1499-2013-159>.
- [8] WANG H S, CHANG P. On verifying the first order markovian assumption for a rayleigh fading channel model[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 1996, 45(2):353-357.
- [9] WANG H S, MOAYERI N. Finite-state markov channel: a useful model for radio communication channels[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 1995, 44(1):163-171.
- [10] MA J, LI G Y, JUANG B H. Signal processing in cognitive radio[J]. Signal Processing in Cognitive Radio, 2009, 97(5):805-823.
- [11] DJURIC P M, KOTTECHA JH, ZHANG J Q. Particle filtering[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2003, 20(5):19-38.
- [12] DOUCET A. On sequential simulation-based methods for Bayesian filtering[J]. Statist Comput, 2000, 10(3):197-208.
- [13] JOAQUINM, PETER MD. Blind equalization of frequency-selective channels by sequential importance sampling[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2004, 52(10):2738-2748.
- [14] ZHANG W, MALLIK R K, LETAIEF K B. Cooperative spectrum sensing optimization in cognitive radio networks[A]. Proc of IEEE International Conference on Communications (ICC 2008)[C]. Beijing, China, 2008.3411-3415.

作者简介:



孙梦巍 (1988-), 女, 山东德州人, 北京邮电大学博士生, 主要研究方向为认知无线电、信号处理等。



赵龙 (1977-), 男, 内蒙古包头人, 北京邮电大学博士后, 主要研究方向为信号处理、无线通信技术等。



许巧春 (1982-), 女, 福建泉州人, 国家无线电监测中心检测中心副总工, 主要研究方向为公众移动通信射频检测。



李斌 (1985-), 男, 甘肃天水人, 博士, 北京邮电大学讲师, 主要研究方向为统计信号估计与检测、认知无线电、60 GHz 毫米波通信、高性能优化算法设计等。



赵成林 (1964-), 男, 河北石家庄人, 博士, 北京邮电大学教授, 主要研究方向为信号处理、无线通信技术等。