

基于能量检测的异步感知算法

余盼, 李斌, 赵成林

(北京邮电大学信息与通信工程学院, 北京 100876)

摘 要: 在未来异构无线网络中, 授权用户 (PU) 与认知用户 (SU) 间无法进行协作定时, 导致授权用户发射机和认知用户接收机之间存在感知时间差。针对这一异步感知场景, 基于贝叶斯统计估计理论提出一种全新的异步感知算法。首先, 提出一种统一的动态状态空间模型, 来描述可观测能量与动态授权用户状态以及未知时间差之间的关系; 然后, 利用随机有限集并基于最大后验概率准则设计一种迭代式估计方案; 最后, 通过粒子滤波以数值逼近方式得到估计结果。仿真结果表明, 通过准确获取出感知时间差, 所提出的异步感知算法可有效消除接收信号的信息不确定性, 从而显著提高频谱感知性能。

关键词: 频谱感知; 异步感知; 动态状态空间模型; 最大后验概率; 联合估计

中图分类号: TN911.7

文献标识码: A

Asynchronous perception algorithm based on energy detection

YU Pan, LI Bin, ZHAO Cheng-lin

(School of Information and Communication Engineering, Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876, China)

Abstract: In the future heterogeneous wireless networks, since primary user (PU) and cognitive secondary user (SU) are not coordinated to be synchronous, it will result in sense timing difference between PU's transmitter and SU's receiver. For this asynchronous sense case, a new asynchronous sensing algorithm based on Bayesian estimation theory was proposed. A unified dynamic state space model was first proposed to describe the observable energy relationship with dynamic PU state and unknown timing difference. Then, an iterative estimation scheme was designed using stochastic finite set and the rules of maximum posterior probability. Finally, approximated estimation results were obtained by using a particle filter. The simulation results show that the proposed asynchronous scheme significantly eliminates the uncertainty of the received signal information and thus improves the spectrum sensing performance by obtaining the time difference accurately.

Key words: spectrum sensing, asynchronous perception, dynamic state-space model, maximum posterior probability, joint estimation

1 引言

随着无线通信的飞速发展, 频谱作为一种不可再生资源已变得极度紧缺, 为了解决上述难题, 认知无线电 (CR, cognitive radio) 技术应运而生^[1]。认知无线电技术旨在不影响授权用户 (PU, primary user) 正常工作的前提下, 从时间、空间和频率等多维度出发, 对频谱资源进行重复利用和共享。其中, 频谱感知技术是认知无线电技术的一个首要前

提^[2]。频谱感知是指认知用户通过信号检测与处理来获取特定频段的占用信息。因此, 认知用户 (SU, secondary user) 需要感知到可靠的频谱空洞, 在不干扰授权用户的情形下, 最大化地提高认知吞吐量。近年来, 随着研究的深入, 研究人员提出了一些基于感知参数的优化机制, 包括基于优化感知时间^[3]、优化功率^[4]和减小能量开销^[5]等。与此同时, 与传统 LBT 策略不同的全双工频谱感知策略也被提出, 全双工频谱感知^[6]策略允许 SU 能够同时感

收稿日期: 2016-02-22; 修回日期: 2016-12-11

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No.61471061, No.61379016)

Foundation Item: The National Natural Science Foundation of China (No.61471061, No.61379016)

知并进入空白频谱。这种机制虽然能极大地提高频谱利用率，但由于经典的时分半双工方式的技术成熟度较高，因此得到了更广泛的研究。

在诸多实际应用中，如 LTE-U 或其他异构网络在执行 LBT 操作时，由于 SU 和 PU 之间难以完成协作定时，在 SU 的部分感知时隙内只包含信道噪声，而在其他部分感知时隙内包含 PU 信号，导致 PU 发射时间与 SU 感知时间存在相互偏差。上述未知感知时间差将会显著影响 SU 接收信号的统计特性，尤其对于同步定时信息敏感的系统而言，会严重恶化其频谱感知性能。但现有频谱感知方案中均假设认知用户感知时间与 PU 发射时间之间保持同步，只对未知授权用户占用状态进行估计，并未充分考虑上述感知时间差以及它所带来的负面影响。PU 发射机和 SU 接收机之间的异步工作属性将为频谱检测带来全新挑战，导致现有频谱感知算法的实际性能严重恶化，难以满足实际应用需求。

为了应对上述难题，本文首次针对存在未知时间偏移的异步感知场景，设计出一种全新的异步感知算法。首先，针对异步感知场景提出统一的动态状态空间模型，区别于现有的二元假设检验模型，该状态空间模型将未知授权用户状态和动态变化的感知时间差作为 2 个待估计的隐藏状态，而将易于实现集成的能量累积作为该系统的可观测量；基于上述动态状态空间系统，利用贝叶斯统计推断和伯努利随机有限集，设计一种基于最大后验概率的迭代估计算法，可对未知授权用户状态和动态感知时间差进行联合估计；最后，为了进一步降低算法复杂度，利用重要性采样原理和粒子滤波，通过数值方式逼近其中所涉及的复杂分布，实现了混合频谱感知与未知时间偏移估计。仿真表明，所提异步感知算法能准确估计并跟踪动态变化的时间偏移，可以有效确定接收信号时变统计特性，并最大限度消除频谱感知过程中的信息不确定性，从而显著地提升频谱感知性能。此外，所提系统模型和联合频谱感知算法亦可方便地拓展至其他应用场景，所估计获取的时间偏移信息还对认知通信系统设计与性能改善具有重要意义。

2 动态状态空间系统

针对存在未知时间偏移的异步感知场景，提出了一种新的频谱感知模型，该状态空间模型将授权用户状态和动态变化的感知时间差作为 2 个隐藏状

态，并引入一阶有限状态马尔可夫过程对这 2 个状态进行建模；同时，将 SU 所接收到的信号在特定时间窗内进行累积，并将累积能量和作为系统观测值。

2.1 状态空间模型

新建立的动态状态空间系统包含状态空间模型和测量模型^[7]。状态空间模型明确了授权用户状态和感知时间差这 2 个隐藏状态的动态变化过程，而测量模型明确了所选用观测量与这 2 个隐含状态之间的耦合关系。

2.1.1 授权用户占用状态

频谱感知的目的主要是检测某一特定频段上授权用户的占用状态，若 $x_k = 0$ 表示授权用户处于空闲状态，而 $x_k = 1$ 表示授权用户处于工作状态，则可将第 k 个时刻授权用户状态定义为 $x_k \in \{0,1\}$ 。本文研究中采用常用的一阶马尔可夫链模型，即授权用户工作与空闲状态之间相互转移^[8]，相应的转移概率定义为

$$\pi_{ij} \triangleq \Pr\{x_{k+1} = j | x_k = i\}, \quad i, j \in \{0,1\} \quad (1)$$

若授权用户在 k 时刻为工作状态，且在 $k+1$ 时刻也为工作状态，则称之为幸存概率，用 p_s 表示；若授权用户在 k 时刻为空闲状态，而在 $k+1$ 时刻跳变为工作状态，则称之为出生概率，用 p_b 表示。这样，可定义授权用户工作状态的转移概率矩阵为

$$\mathbf{P} = \begin{bmatrix} \pi_{00} & \pi_{01} \\ \pi_{10} & \pi_{11} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} (1-p_b) & p_b \\ (1-p_s) & p_s \end{bmatrix} \quad (2)$$

幸存概率和出生概率分别定义为

$$\begin{cases} p_s \triangleq \Pr\{x_{k+1} = 1 | x_k = 1\} \\ p_b \triangleq \Pr\{x_{k+1} = 1 | x_k = 0\} \end{cases} \quad (3)$$

2.1.2 授权用户和认知用户感知时间差

认知无线电的一个检测周期包括频谱感知和数据传输这 2 个部分，如图 1 所示。

实际中，认知用户和授权用户无法进行协作定时，感知过程发射时间与 SU 感知时间存在未知时间偏差，将其称为感知时间差。若这种时间偏差是授权用户信号发射时间提前于认知用户感知时隙，此时认知用户感知时隙内均包括授权用户信号，因此，认知用户频谱感知性能不受影响；然而，当授权用户信号发射时间滞后于认知用户感知时隙时，认知用户感知时隙内仅包含一部分授权用户信号，

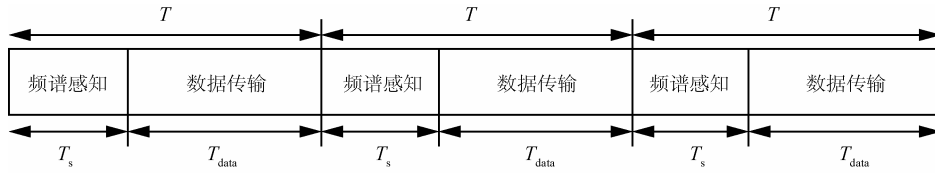


图 1 认知无线电用户周期检测和数据传输时序

如图 2 所示。此时，认知用户在执行频谱感知时，将无法确定观测量的统计特性，导致频谱感知性能严重下降。

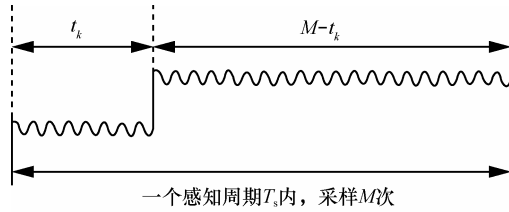


图 2 测量模型

随机游走模型^[9]的基本思想是，从一个点开始遍历一张图。在任意一个顶点，遍历者将以一定的概率游走到这个顶点的邻居顶点或图中任何一个顶点，每次游走的概率分布会趋于收敛，得到一个稳定的概率分布。因此，本文采用随机游走模型来建模 k 时刻的感知时间差为 t_k ， t_k 可以看成是由 t_{k-1} 随机游走得出的。

$$t_k = t_{k-1} + \omega_k \quad (4)$$

假设每个感知周期 T_s 内采样 M 次，感知时间差 t_k 可以表示成一个离散值，并且 $t_k \in [0, M]$ ， $t_k \in \mathbb{N}$ 。式(4)中， ω_k 表示高斯噪声，均值 $\mu_\omega = 0$ ，方差 $\sigma_\omega^2 = 1$ ，其概率分布表示为

$$p_v \triangleq \Pr\{\omega_k = v\} = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(v-\mu_\omega)^2}{2\sigma_\omega^2}} = \frac{1}{\sum_{n=-3}^3 \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(n-\mu_v)^2}{2\sigma_v^2}} \quad (5)$$

2.2 测量模型

传统的能量检测的主要思想是 PU 信号功率在一个时间段 (M 个采样点) 内取平均值 z_k ，与预设门限 λ 进行比较，判断该频段是否存在 PU 信号。传统二元假设检验模型可表示为

$$\begin{cases} H_0 : z_k \leq \lambda \\ H_1 : z_k > \lambda \end{cases} \quad (6)$$

其中， H_0 、 H_1 表示 2 个未知假设检验； H_0 表示当

授权用户不存在时，认知用户接收信号只包含环境噪声； H_1 表示当授权用户存在时，认知用户的接收信号同时包含授权用户信号和环境噪声。

假设第 k 个感知时隙内存在时间偏差为 t_k ，则相应的测量模型如图 2 所示，此刻，前面 t_k 每个样值为噪声，后面 $M-t_k$ 个样值同时包含 PU 信号与信道噪声。观测信号为 M 个采样点的能量和，即

$$z_k = \begin{cases} \sum_{m=1}^M u_{k,m}^2, & H_0 \\ \sum_{m=1}^{t_k} u_{k,m}^2 + \sum_{m=t_k+1}^M (s_{k,m}x_k + u_{k,m})^2, & H_1 \end{cases} \quad (7)$$

其中， M 为感知周期 T_s 内的采样点数 $M = T_s f_s$ ， f_s 为采样频率； $u_{k,m}$ 为 k 时刻的信道噪声的第 m 次采样值，服从均值为 0，方差为 σ_u^2 的高斯分布；假设在一个感知周期内授权用户工作状态 x_k 是不变的，而 $s_{k,m}$ 代表 PU 发送信号，不失一般性，可假设 PU 采用 BPSK 调制信号，即 $s_{k,m} \in \{-1, +1\}$ ，需要注意的是，本文所设计的算法可扩展至任意复数调制信号^[10]。

由式(7)可知，观测量 z_k 与感知时间差 t_k 存在非常紧密的联系；而未知时间差 t_k 会直接影响感知的结果。因此，为了保证良好的感知性能，需要在执行频谱感知的同时，准确估计出上述异步感知时间偏差。

2.3 异步感知场景 DSM 模型

根据上述模型和观测模型，建立存在未知时间差情况下的频谱感知 DSM 模型^[11]

$$x_k = H(x_{k-1}) \quad (8)$$

$$t_k = T(t_{k-1}) \quad (9)$$

$$z_k = G(x_k, t_k, u_{k,m}) \quad (10)$$

其中，式(8)和式(9)称为状态方程，式(10)为测量方程。 x_k 为授权用户在 k 时刻的状态值，按照先验状态转移函数 $H(\cdot)$ 进行转移， t_k 为 k 时刻授权用户发射机和认知用户接收机感知时间差，按照先验状态转移函数 $T(\cdot)$ 进行转移， z_k 为特定时间段内 M 个采

样点的能量和。

3 基于异步感知的联合估计算法

针对所提出的状态空间模型, 本文首次提出了一种全新的异步感知方案, 对授权用户状态和感知时间差这 2 个隐含系统状态进行联合估计。该混合估计算法主要基于最大后验 (MAP, maximum a posterior) 概率准则和伯努利随机有限集^[12], 并采用粒子滤波^[13]方法高效获得估计结果。

3.1 基于 MAP 准则进行联合估计

由最大后验概率准则可知, 联合估计可通过最大化后验概率得到。为了方便阐述, 将状态空间模型中的 2 个隐藏状态 x_k 和 t_k 用一个状态向量 \mathbf{S}_k 所表示, $\mathbf{S}_k \triangleq \{x_k, t_k\}$, 采用 $z_{0:k} = \{z_0, z_1, \dots, z_k\}$ 表示从 0~ k 时刻观测值序列。那么, 依据 MAP 准则估计获得 \mathbf{S}_k 的计算式为

$$\hat{\mathbf{S}}_k = \{\hat{x}_k, \hat{t}_k\} = \arg \max p(x_k, t_k | z_{0:k}) \quad (11)$$

由于 \mathbf{S}_k 是按照假定的一阶马尔可夫链进行转移, 在已知初始状态先验分布为 $p(\mathbf{S}_0)$ 的情况下, 基于 MAP 准则进行联合估计的过程包括以下 2 个迭代步骤^[14]。

1) 若 $p_{k-1|k-1}(\mathbf{S}_{k-1}|z_{0:k-1})$ 表示 $k-1$ 时刻的后验概率密度, 根据 Chapman-Kolmogorov 方程, 可得一步转移概率 $p_{k|k-1}(\mathbf{S}_k|z_{0:k-1})$ 为

$$\begin{aligned} p_{k|k-1}(\mathbf{S}_k | z_{0:k-1}) \\ = \int \phi_{k|k-1}(\mathbf{S}_k | \mathbf{S}_{0:k-1}) p_{k-1|k-1}(\mathbf{S}_{k-1} | z_{0:k-1}) d\mathbf{S}_{k-1} \end{aligned} \quad (12)$$

其中, $\mathbf{S}_k \triangleq \{\mathbf{S}_0, \mathbf{S}_1, \dots, \mathbf{S}_k\}$ 表示从开始时刻到 k 时刻的状态值。由于 \mathbf{S}_k 是按照一阶马尔可夫链进行转移, 因此, \mathbf{S}_k 只与 \mathbf{S}_{k-1} 有关, 状态转移密度 $\phi_{k|k-1}(\mathbf{S}_k | \mathbf{S}_{0:k-1})$ 可表示为

$$\begin{aligned} \phi_{k|k-1}(\mathbf{S}_k | \mathbf{S}_{0:k-1}) &= \phi_{k|k-1}(\mathbf{S}_k | \mathbf{S}_{k-1}) \\ &= \pi_x(x_k | x_{k-1}) \pi_t(t_k | t_{k-1}) \end{aligned} \quad (13)$$

其中, $x_k \in \{0, 1\}$, $\pi_x(x_k | x_{k-1})$ 为 x_k 的先验转移概率, $t_k \in [0, M]$ 且 $t_k \in \mathbb{N}$, $\pi_t(t_k | t_{k-1})$ 为 t_k 的转移概率。

2) 根据贝叶斯准则, 利用测量值 z_k 来更新上一阶段得到的转移概率, 从而获得的后验概率密度 $p_{k|k}(\mathbf{S}_k | z_{0:k})$ 为

$$p_{k|k}(\mathbf{S}_k | z_{0:k}) = \frac{\varphi(z_k | \mathbf{S}_k) p_{k|k-1}(\mathbf{S}_k | z_{0:k-1})}{\int \varphi(z_k | \mathbf{S}_k) p_{k|k-1}(\mathbf{S}_k | z_{0:k-1}) d\mathbf{S}_k} \quad (14)$$

其中, $\varphi(z_k | \mathbf{S}_k)$ 为似然函数。

由上述 2 个阶段, 便可迭代计算出后验概率密度 $p_{k|k}(\mathbf{S}_k | z_{0:k})$, 从而实现未知授权用户状态和动态定时偏差的联合估计。

3.2 伯努利随机有限集

尽管 MAP 准则相对直观, 但应对该混合估计与检测问题通常难以实现, 一个主要的挑战在于当 PU 信号不存在时, MAP 估计过程所需要的似然函数信息会消失, 同时估计与检测过程相互制约。由于授权用户的存在状态只有 2 种可能的取值, 本文研究可以使用伯努利随机有限集 (BRFS) 将 2 个隐藏的状态用一个随机变量 Y 来表示。伯努利随机有限集与一般随机变量不同之处在于, 随机变量不再是一个数而是一个集合。具体而言, 不仅集合中元素为随机变量, 集合中元素的个数 (称为伯努利随机有限集的基数, 用 $|Y|$ 表示) 也为随机变量^[15], 对于异步感知场景而言, 显然有 $|Y| \in \{0, 1\}$, 即

$$Y_k = \begin{cases} \{t_k\}, & x_k = 1 \\ \emptyset, & x_k = 0 \end{cases} \quad (15)$$

换言之, 对于上述伯努利随机有限集而言, 可同时用随机变量 x_k 来表示伯努利随机有限集的基数; 即当 $x_k = 1$ (授权用户存在) 时, 表示伯努利随机有限集的基数为 1, 对应 $|Y_k| = 1$ 的情况; 当 $x_k = 0$ (授权用户不存在) 时, 表示伯努利随机有限集的基数为 0, 即 $|Y_k| = 0$ 的情况。

相应地, 该伯努利随机有限集概率密度可定义为

$$f(Y_k) = \begin{cases} 1 - q, & Y_k = \emptyset, x_k = 0 \\ qp(t_k), & Y_k = \{t_k\}, x_k = 1 \end{cases} \quad (16)$$

其中, q 表示授权用户存在时的概率, $p(t_k)$ 表示感知时间差为 t_k 时的概率。

3.3 粒子滤波

为了逼近上述估计过程中的复杂分布, 在此采用基于序贯重要性采样的粒子滤波技术。粒子滤波 (PF, particle filter) 是一种基于蒙特卡罗重要性采样思想, 常用以处理非线性非高斯动态系统状态估计的方法。PF 的主要思想是将积分运算转换为粒子求和运算, 随着粒子数的增加, 粒子的概率密度函数逐渐逼近所需要的后验概率密度函数, 继而达到贝叶斯估计的效果; 但与此同时, 粒子数目的增加无疑会导致计算复杂度增加。因此需要同时权衡估计精度和计算复杂度来选取合适的粒子数目, 这是

粒子滤波需要解决的最关键问题之一。

假设 $k-1$ 时刻的状态后验分布的粒子集为 $\{y_{k-1}^{(i)}, \varepsilon_{k-1}^{(i)}\}$, $i=1,2,\dots,N$ 。其中, $y_{k-1}^{(i)}$ 为第 i 个粒子的状态值, $\varepsilon_{k-1}^{(i)}$ 为第 i 个粒子的权重值, N 为粒子的个数。粒子滤波算法如下。

1) 初始化

由初始状态的先验分布 $p(y_0)$ 初始化粒子状态 $\{y_0^{(i)}\}$, $i=1,2,\dots,N$ 。

2) 顺序重要性采样 (SIS, sequential importance sampling)

根据重要性函数生成粒子, 即根据一个特定的分布 $y_{k|k-1}^{(i)} \sim \pi(y_k | y_{k-1}^{(i)}, z_{0:k})$ 进行采样, 得到 $y_{k|k-1}^{(i)}$, 其中, $i=1,2,\dots,N$ 。

3) 权值更新

根据当前观测值 z_k 来更新粒子的权值

$$\hat{\varepsilon}_k^{(i)} = \varepsilon_{k-1}^{(i)} \frac{p(z_k | y_k^{(i)}, z_{0:k-1})}{\pi(y_k^{(i)} | y_{k-1}^{(i)}, z_{0:k})} \quad (17)$$

随后, 对权值进行归一化处理, 即

$$\varepsilon_k^{(i)} = \frac{\hat{\varepsilon}_k^{(i)}}{\sum_{i=1}^N \hat{\varepsilon}_k^{(i)}} \quad (18)$$

4) 重采样

经过几次迭代之后, PF 的重要性权值可能集中在极少数的粒子上, 导致其估计性能恶化。为了解决这一问题, 进一步引入重采样思想, 简单而言, 重采样主要用以消除权值较小的粒子, 并对权值较大的粒子进行复制。

- ① 根据权值 $\varepsilon_k^{(i)}$ 的大小, 选择 $j^{(i)} \in \{1,2,\dots,N\}$ 。
- ② 粒子状态值为

$$y_k^{(i)} = y_{k|k-1}^{(j^{(i)})} \quad (19)$$

- ③ 重采样后粒子集为 $\{y_k^{(i)}, \varepsilon_k^{(i)}\}$, 其中, $\varepsilon_k^{(i)} = \frac{1}{N}$, $i=1,2,\dots,N$ 。

5) 状态估计

根据权值和粒子的状态值得到估计的状态值为

$$y_k = \sum_{i=1}^N y_k^{(i)} \varepsilon_k^{(i)} \quad (20)$$

3.4 异步感知算法的实现

本文设计了一种基于粒子滤波算法的异步频谱感知算法, 主要包括以下 5 个步骤。

1) 预测

预测阶段主要包括对授权用户存在概率和未知感知时间偏差进行预测。

授权用户在 k 时刻存在概率的预测值用 $q_{k|k-1}$ 表示, 其计算式为

$$q_{k|k-1} = p_b(1 - q_{k-1|k-1}) + p_s q_{k-1|k-1} \quad (21)$$

其中, $q_{k-1|k-1}$ 为授权用户在 $k-1$ 时刻的存在概率。式(21)可以理解为, 授权用户在 k 时刻的存在概率由 2 个部分组成, 如图 3 所示。

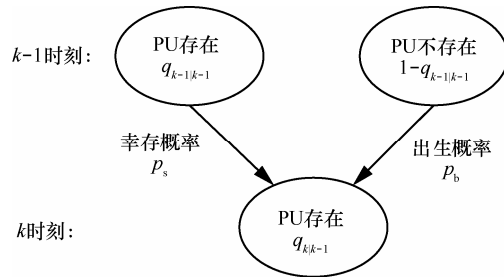


图 3 第 k 个时刻存在概率的预测过程

在此算法中, 感知时间差采用一组离散的粒子值来逼近。由于每个时刻, PU 存在与否是未知的, 因此, 这里的粒子分为 2 个部分: 一直存在的粒子 $\{t_{k-1|k-1}^{(i)}, \varepsilon_{k-1|k-1}^{(i)}\}$, $i=1,2,\dots,N$, 和出生粒子 $\{t_{k-1|k-1}^{(i)}, \varepsilon_{k-1|k-1}^{(i)}\}$, $i=N+1,N+2,\dots,N+B$, (N 表示一直存在的粒子个数, B 表示出生粒子的个数)。

对所有粒子, 均可根据先验转移分布生成感知时间差的粒子状态值

$$t_{k|k-1}^{(i)} \sim \pi_t(t_{k|k-1}^{(i)} | t_{k-1|k-1}^{(i)}), i=1,2,\dots,N+B \quad (22)$$

对粒子权重进行预测分为以下 2 个部分。

- ① 一直存在的粒子的预测权值为

$$\varepsilon_{k|k-1}^{(i)} = \frac{p_s q_{k-1|k-1}}{q_{k|k-1}} \varepsilon_{k-1|k-1}^{(i)}, i=1,2,\dots,N \quad (23)$$

- ② 出生粒子的预测权值为

$$\varepsilon_{k|k-1}^{(i)} = \frac{p_b(1 - q_{k-1|k-1})}{q_{k|k-1}} \frac{1}{B}, i=N+1,N+2,\dots,N+B \quad (24)$$

2) 更新

当采样点数较大时 (如 $M>50$), 依据中心极限定理, 似然函数 $\phi(z_k | Y_k)$ 可近似表示为正态分布。

$$\begin{cases} \phi(z_k | \emptyset) = N(z_k; \mu_0^2, \sigma_0^2), & Y_k = \emptyset \\ \phi(z_k | \{t_{k|k-1}^{(i)}\}) = N(z_k; \mu_1, \sigma_1^2), & Y_k = \{t_k\} \end{cases} \quad (25)$$

当授权用户不存在时, 似然函数均值和方差为

$$\begin{cases} \mu_0 = M\sigma_u^2 \\ \sigma_0^2 = 2M\sigma_u^4 \end{cases} \quad (26)$$

而当授权用户存在时, 似然函数的均值和方差为

$$\begin{cases} \mu_1 = M\sigma_u^2 + (M - t_{k|k-1}^{(i)})\alpha^2 \\ \sigma_1^2 = 2M\sigma_u^4 + 4(M - t_{k|k-1}^{(i)})\alpha^2\sigma_u^2 \end{cases} \quad (27)$$

其中, α 为信道衰落因子, 由式(26)和式(27)可直接计算这 2 种情况的似然概率为

$$I_k \approx \sum_{i=1}^{N+B} \frac{\phi(z_k | \emptyset)}{\phi(z_k | \{t_{k|k-1}^{(i)}\})} \varepsilon_{k|k-1}^{(i)} \quad (28)$$

在更新阶段, 首先利用式(28)所示的似然概率更新用户存在概率为

$$q_{k|k} = \frac{I_k q_{k|k-1}}{1 - q_{k|k-1} + I_k q_{k|k-1}} \quad (29)$$

接着, 对感知时间偏差的后验分布进行更新。具体而言, 先用式(25)中 PU 存在时的似然值更新粒子权重, 即

$$\varepsilon_{k|k}'^{(i)} = \varphi(z_k | \{t_{k|k-1}^{(i)}\}) \varepsilon_{k|k-1}^{(i)} \quad (30)$$

然后, 将更新后的权值进行归一化

$$\varepsilon_{k|k}^{(i)} = \frac{\varepsilon_{k|k}'^{(i)}}{\sum_{i=1}^{N+B} \varepsilon_{k|k}'^{(i)}} \quad (31)$$

最后, 根据更新后的权值对粒子状态值进行重采样(重采样方法如 3.3 节), 得到 $\{t_{k|k}^{(i)}, \varepsilon_{k|k}^{(i)}\}$, $i=1, 2, \dots, N$ 。

3) 授权用户状态估计

将式(29)得到的 $q_{k|k}$ 与一个判决门限值 γ 进行比较, 即可获得授权用户的估计状态

$$\hat{x}_k = \begin{cases} 0, & q_{k|k} < \gamma \\ 1, & q_{k|k} \geq \gamma \end{cases} \quad (32)$$

其中, $\gamma = 0.5$ 。

4) 感知时间差估计

① 当 $\hat{x}_k = 0$ 时, 这时观测值里面只有观测噪声, 因此, 用上一个时刻的估计值作为这个时刻的估计值, 即 $\hat{t}_k = \hat{t}_{k-1}$ 。

② 当 $\hat{x}_k = 1$ 时, 用步骤 2) 中更新的粒子值来估计感知时间差的大小。

根据重采样后的粒子状态值和权值估计出授权用户的状态和感知时间差的大小, 感知时间差的估计值由 $\{t_{k|k}^{(i)}, \varepsilon_{k|k}^{(i)}\}$, $i=1, 2, \dots, N$ 共同决定, 即

$$\hat{t}_k = \sum_{i=1}^N t_{k|k}^{(i)} \varepsilon_{k|k}^{(i)} \quad (33)$$

5) 抽取出生粒子

根据上一个时刻估计的感知时间差抽取出生粒子, 用于下一个时刻的迭代周期, 出生粒子的状态值和权值为

$$\begin{cases} t_{k|k}^{(i)} \sim \pi_t(t_{k|k}^{(i)} | \hat{t}_{k-1}), i = N+1, N+2, \dots, N+B \\ \varepsilon_{k|k}^{(i)} = \frac{1}{B}, i = N+1, N+2, \dots, N+B \end{cases} \quad (34)$$

结合上述算法原理, 所设计的异步感知算法流程如图 4 所示。

4 仿真分析

频谱感知性能主要借助于虚警概率 P_f 和漏检概率 P_m 进行度量, 虚警概率表示在授权用户不存在的情况下估计出 $\hat{x}_k = 1$ 的概率, 漏检概率则表示在授权用户存在的情况下估计出 $\hat{x}_k = 0$ 的概率。

$$P_f = \Pr(\hat{x}_k = 1 | H_0) \quad (35)$$

$$P_m = \Pr(\hat{x}_k = 0 | H_1) \quad (36)$$

由于本文采用贝叶斯准则设计出一种频谱感知与未知定时偏差估计方案, 因此, 采用整体正确检测概率 P_D 作为性能度量, 具体定义为

$$P_D \triangleq 1 - p(H_1)P_m - p(H_0)P_f \quad (37)$$

为了评估感知时间差的估计性能, 感知时间差相对估计定义为

$$\delta_t = E \left\{ \frac{\sum_{k=1}^N \hat{t}_k - t_k}{M} \right\} \quad (38)$$

在仿真实验中, 设置授权用户 $p_b=0.2$, $p_s=0.8$, $M=100$, 总时刻为 4000。

首先, 通过仿真来研究感知时间差的范围 M_t 对感知性能的影响。分别取 $M_t=20, 60, 100$, 而感知时间差 $t_k \in [0, M_t]$ 。感知时间差的分布情况如图 5 所示, 所得到的频谱感知性能仿真结果如图 6 所示。

在固定采样点数 $M=100$ 的情况下, 由图 5 可知, 感知时间差分布在 $\frac{M_t}{2}$ 附近的较多。由图 6 可知,

未知感知时间差 M_t 的动态范围越大, 频谱感知性能越差; 同时感知信噪比越高, 所得到的性能也越

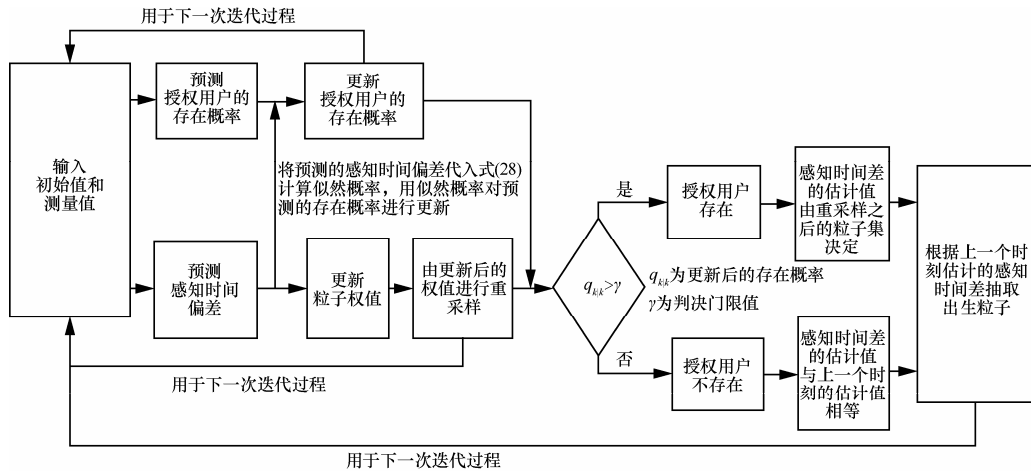


图 4 异步感知算法流程

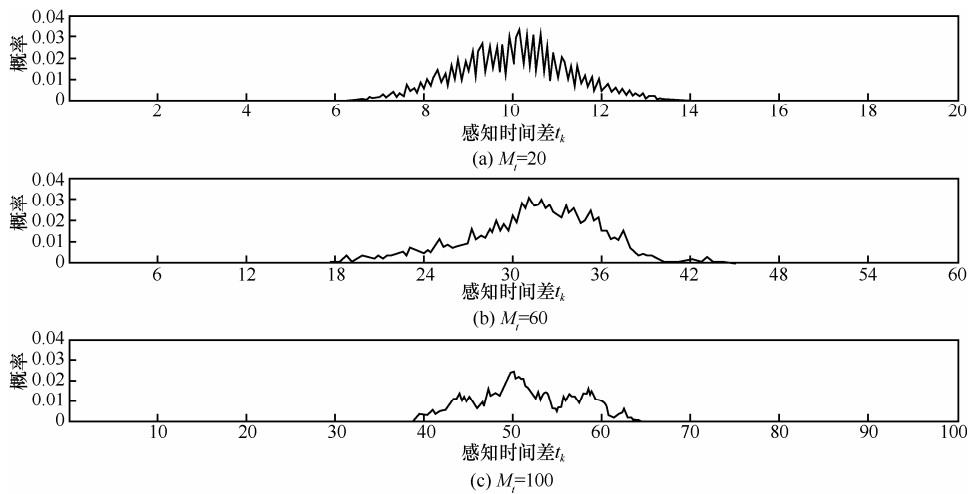


图 5 当 $M_i=20、60、100$ 时感知时间差 t_k 的概率分布

好。例如，当信噪比取 -6 dB 时， $M_i=20$ 状态下的 $P_D=0.9229$ ， $M_i=60$ 状态下的 $P_D=0.8722$ ， $M_i=100$ 状态下的 $P_D=0.7959$ 。由此可见，感知时间差对感知性能的影响很大，因而在感知过程中考虑未知时间差是非常有必要的。

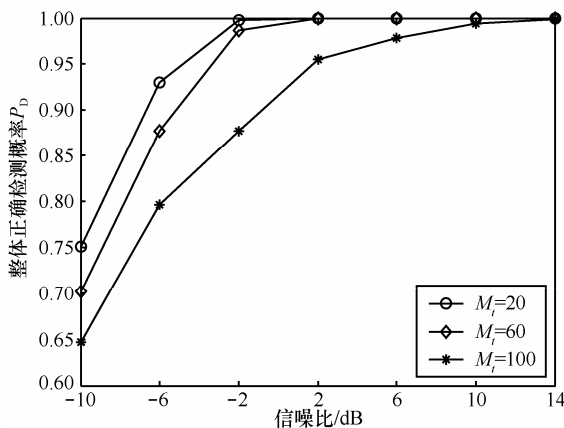


图 6 不同感知时间差范围下的整体正确检测概率 P_D

本文所提异步感知算法在频谱感知中充分考虑了未知时间差的影响，在执行频谱检测的同时对未知感知时间差进行估计与跟踪，所得到的未知时间差估计性能如图 7 所示。

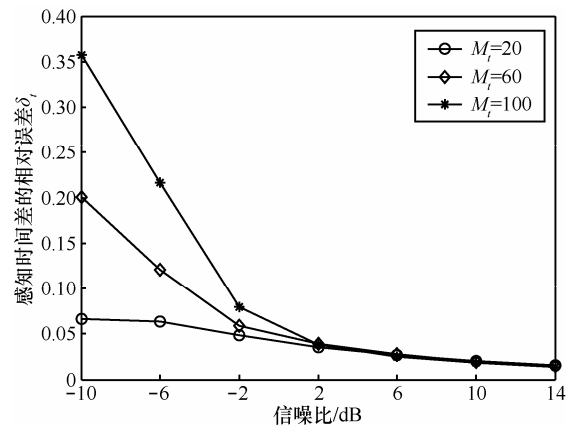


图 7 不同感知时间差范围下估计 t_k 的相对误差 δ_r

可以看出，在信噪比较低的情况下，未知时

间差动态范围 M_i 越小, 则所得到的对 t_k 估计效果越好; 当信噪比逐渐增大时, 估计误差将会显著减小, 如当信噪比增大至 14 dB 时, 未知时间差的估计误差将减小至 0.015 5。因此, 本文提出的异步感知方法能准确地估计出动态未知的感知时间差。

接着, 将本文所提异步感知方法和传统的能量检测方法^[16]进行比较。需要注意, 由于传统的能量检测只能估计出授权用户的状态, 无法得知感知时间差, 因此, 在异步感知场景中, 分为 2 种情形来进行对比仿真实验: 不考虑时间差 t_k 和使用均值来代替真实的时间差。

不考虑时间差 t_k 时接收到的能量值 z_k 为

$$z_k = \begin{cases} \sum_{m=1}^M u_{k,m}^2, & H_0 \\ \sum_{m=1}^M (s_{k,m}x_k + u_{k,m})^2, & H_1 \end{cases} \quad (39)$$

使用均值来代替真实的时间差得到的能量值 z_k 为

$$z_k = \begin{cases} \sum_{m=1}^M u_{k,m}^2, & H_0 \\ \bar{t}_k \sum_{m=1}^M u_{k,m}^2 + \sum_{m=\bar{t}_k+1}^M (s_{k,m}x_k + u_{k,m})^2, & H_1 \end{cases} \quad (40)$$

传统的能量检测算法是将式(39)和式(40)得到的能量值按照式(6)中与判决门限进行比较得出判决结果。

通过仿真得到感知结果如图 8 所示。

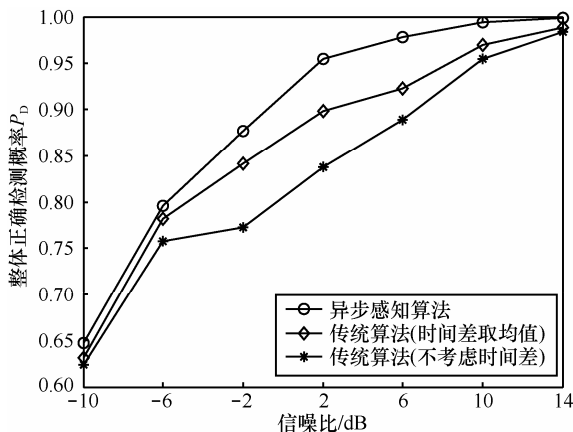


图 8 异步感知算法和传统频谱感知算法性能对比

由图 8 可知, 当存在动态未知的感知时间差时, 频谱感知性能将受到严重影响。考虑整体检测概率

为 0.95, 对于未做任何处理的传统能量感知算法而言, 所需的信噪比为 10 dB; 若假设传统能量检测方案可获得未知时间差的期望, 并在执行能量判决时考虑时间差的动态变化特性, 则可进一步将感知性能提升约 1.8 dB。相比之下, 在本文的贝叶斯异步感知方案中通过联合估计得出未知时间差, 能最大限度消除观测信号及其统计特性中信息不确定性, 从而显著提升频谱感知性能。实验表明, 为了使整体检测概率达到 0.95, 新方案所需感知信噪比仅为 2 dB, 相比于未做任何处理的传统能量感知算法而言, 其感知性能可提升约 8 dB。

5 结束语

针对实际频谱感知过程中存在感知时间差这一实际难题, 提出一种异步频谱感知算法。首先, 设计一种全新的动态状态空间模型来描述频谱检测过程, 首次将动态未知的感知时间差感知纳入考虑; 接着, 基于最大后验概率准则设计了一种全新的频谱感知算法, 在实现频谱感知的同时, 还对动态未知的感知时间差进行联合估计与跟踪; 最后, 基于粒子滤波讨论了算法实现。通过计算机仿真结果, 发现本文算法能准确估计出未知感知时间差, 继而有效降低信息不确定性, 从而显著提升了存在未知时间差下的频谱感知性能。此外, 所提方案具有广泛的应用前景, 尤其适用于获得协作定时的异构分布式无线网络, 为未来认知无线电的实用化进程奠定了坚实的理论基础。

参考文献:

- [1] HAYKIN S. Cognitive radio: brain-empowered wireless communications [J]. IEEE Journal on Selected Area in Communication, 2005, 23(2): 201-220.
- [2] AXELL E, LEUS G, LARSSON E G, et al. Spectrum sensing for cognitive radio: state-of-the-art and recent advance[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2012, 29(3): 101-106.
- [3] BOGALE T E, VANDENDORPE L, LONG L B. Sensing throughput tradeoff for cognitive radio networks with noise variance uncertainty[C]//The 9th International Conference on Cognitive Radio Oriented Wireless Networks. 2014: 435-441.
- [4] OSTOVAR A, ZHENG C. Optimization of cooperative spectrum sensing via optimal power allocation in cognitive radio networks[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2016.
- [5] JIAO Y, JOE I. Markov model-based energy efficiency spectrum sensing in cognitive radio sensor networks[J]. Journal of Computer

Networks & Communications, 2016: 1-8.

[6] LIAO Y, SONG L, HAN Z. Listen and talk: full-duplex cognitive radio networks[M]. Springer International Publishing, 2016.

[7] LI B, LI S H, NALLANATHAN A, et al. Deep sensing for next-generation dynamic spectrum sharing: more than detecting the occupancy state of primary spectrum[J]. IEEE Transactions on Communications, 2015, 63(7): 2442-2457.

[8] VUJITIC B, CACKOV N, VUJITIC S. Modeling and characterization of traffic in public safety wireless network [C]//International Symposium on Performance Evaluation of Computer & Telecommunication Systems. 2005: 213-223.

[9] DARRAT A F, ZHONG M. On testing the random walk hypothesis: a model-comparison approach[J]. Financial Review, 2000, 35(3): 105-124.

[10] PROAKIS J G. Digital communications(5th ed)[M]. New York: McGraw-Hill, 2008.

[11] LI B, LI S H, NALLANATHAN A, et al. Deep sensing for future spectrum and location awareness 5G communications[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2015, 33(7): 1331-1344.

[12] RISTIC B, VO B T, FARINA A. A tutorial on Bernoulli filters: theory, implementation and applications[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2013, 61(31): 3406-3430.

[13] ARULAMPALAM M S, MASKELL S, GORDON N, et al. A tutorial on particle filters for online nonlinear/non-Gaussian Bayesian tracking[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2002, 50(2): 174-188.

[14] JAZWINSKI A H. Stochastic processes and filtering theory[M]. New York: Academic, 1970.

[15] MAHLER R. Statistical multisource-multitarget information fusion[M]. MA: Artech House, 2007.

[16] DIGHAM F F, ALOUINI M S, SIMON M K. On the energy detection of unknown signals over fading channels[J]. IEEE Transactions on Communications, 2007, 5(1): 21-24.

作者简介:



余盼 (1992-), 女, 湖北武汉人, 北京邮电大学硕士生, 主要研究方向为无线通信、认知无线电、信号处理等。



李斌 (1985-), 男, 甘肃天水人, 博士, 北京邮电大学副教授, 主要研究方向为无线通信系统、统计信号处理、认知无线电和毫米波通信技术。



赵成林 (1964-), 男, 河北石家庄人, 博士, 北京邮电大学教授, 主要研究方向为无线通信、数字信号处理及其在通信中的应用。

勘误声明

本刊 2017 年第 1 期刊出的《解码转发协作通信网中能效最优的物理层安全传输机制研究》一文中式 (13) 因作者提供有误, 现做如下更正, 并向广大读者致歉。

$$\xi(p_s, p_t) = \frac{R_{\text{sec}}}{P_{\text{tot}}} = \frac{1}{\eta} \frac{\left[\text{lb} \left(1 + \frac{p_s |h_{\text{sd}}|^2}{\sigma_z^2} + \frac{p_t |h_{\text{td}}|^2}{\sigma_z^2} \right) - \text{lb} \left(1 + \frac{p_s |g_{\text{sc}}|^2}{\sigma_z^2} + \frac{p_t |g_{\text{tc}}|^2}{\sigma_z^2} \right) \right]^+}{p_s + p_t + p_{c_s}^{\text{transmit}} + p_{c_t}^{\text{receive}} + p_{c_t}^{\text{transmit}} + 2p_{c_d}^{\text{receive}}} \quad (13)$$