

文章编号:1004-9037(2014)06-1003-07

基于截断型序贯检测的协作频谱感知算法

李明源 李 鸥 王勇锋 栾红志 于 鹏

(解放军信息工程大学信息工程学院, 郑州, 450002)

摘要:为了改善低信噪比情况下认知用户的频谱感知性能,提出了一种基于截断型序贯检测的协作频谱感知算法。协作认知用户首先对接收到的信号序列进行分段处理,然后统计各自段内采样点能量值大于预设门限值的个数,并将其作为本地检测统计量上传至融合中心,从而有效地减少了控制信道的传输开销。利用棣莫弗-拉普拉斯定理和中心极限定理的近似结论得出段内检测统计量服从高斯分布,大大简化了后续似然比函数的理论推导和计算过程。仿真结果表明,在认知用户平均信噪比 $\bar{\gamma} = -15$ dB且目标检测性能相同的条件下,相比现有的能量检测算法,所提算法在 H_0 和 H_1 两种情况下分别减少了55.86%和37.51%的平均样本数。

关键词: 认知无线网络; 协作频谱感知; 截断型序贯检测; 能量检测; 平均样本数

中图分类号: TN92

文献标志码: A

Cooperative Spectrum Sensing Algorithm Based on Truncated Sequential Detection

Li Mingyuan, Li Ou, Wang Yongfeng, Luan Hongzhi, Yu Peng

(Institute of Information System Engineering, PLA Information Engineering University, Zhengzhou, 450002, China)

Abstract: For cognitive users with low SNR at transceiver front-end, a cooperative spectrum sensing algorithm based on truncated sequential probability ratio test (SPRT) is proposed to improve the sensing performance. A split-phase processing method is employed firstly. A split-phase processing method is employed by all collaboration cognitive radio (CR) nodes firstly, which divided the receipt signals into a number of segments. The cognitive radio nodes do a count of its local energy-based sensing in their various segments and compared with the specified threshold consequently. Instead of sending all the sensing results of cooperative CR user, only the number of sampling points bigger than the threshold is sent to fusion center serving as local detection statistics. It greatly lowers transmission overhead on common control channel. Gaussian distribution is approximately obtained based on DeMoivre-Laplace theorem and central limit theorem, so the computation complexity and the deriving process of likelihood ratio function are reasonably simplified. Theoretical analysis and simulation results indicate that compared with existing energy-detection sensing method, the proposed algorithm respectively reduces the average sample number around 55.86% and 37.51% under the conditions of H_0 and H_1 while the average SNR of CR users is -15 dB.

Key words: cognitive radio networks; cooperative spectrum sensing; truncated sequential probability ratio test; energy detection; average sample number

引 言

随着无线通信技术的迅猛发展,频谱资源匮乏

的问题日益显现。然而,美国联邦通信委员会2002发布的研究数据表明,许多授权频段的频谱资源并未得到充分利用。针对这一问题,Joseph Mitola 博士首次最先提出了认知无线电^[1](Cogni-

tive radio, CR)的概念,并受到了业界的广泛关注。作为 CR 的首要任务和关键技术,频谱感知可以有效地避免对主用户(Primary user, PU)造成干扰,发现频谱空洞进而提高频谱利用率^[2]。然而,在实际中,由于诸如多径衰落,阴影效应以及接收机不确定等因素的存在,严重影响了单个 CR 用户的感知性能。而协作频谱感知可以利用空间分集进一步提高检测性能,是目前最有潜力的一种频谱感知方法。

感知过程在本质上是一个随机采样的过程,其感知时间的长短主要取决于所采用的感知技术,并与采样点的个数成正比。目前常见的频谱感知技术主要包括:能量检测算法^[3-4]、匹配滤波器算法^[5]和循环平稳特征检测算法^[6]。其中,能量检测算法虽然易受到噪声不确定^[7]的影响,但是其具有较低的实现复杂度且不依赖于 PU 的先验信息,因而备受广大学者的青睐。

Wald 首次提出的序贯检测^[8]算法是一种检测速度更快的检测方法,相比于能量检测算法,在达到相同的检测性能(虚警概率和漏检概率)的条件下,该算法需要更少的平均采样点数。近些年来,越来越多的学者将序贯检测算法的思想引入到频谱感知算法中^[9-12]。文献[9]提出了一种顺序似然比发送方案,通过动态规划求解判决门限,获得了认知无线系统吞吐量与检测可靠性之间的折衷;文献[10]考虑了在衰落和干扰的情况下,信号参数(信号强度和噪声方差等)未知时,如何稳健地执行序贯检测;文献[11]针对单个 CR 用户感知的情况,提出了先对接收信号序列进行分段处理再执行序贯检验的方法,实现了低信噪比情况下未知信号快速、有效的感知。文献[12]分析了截断对传统序贯检测性能的影响,给出了虚警概率和漏检概率的上限,截断序贯检测的上限以及算法流程。但是,这些算法都是直接将 CR 用户的本地采样信息直接上传至融合中心(Fusion center, FC),在参与协作的 CR 用户较多时,控制信道的开销较大,而实际当中控制信道的带宽往往有限。基于这种考虑,本文提出了一种基于截断型序贯检测的协作频谱感知算法,与上述方案不同的是,在本文中,FC 接收到的本地感知信息为各个 CR 用户对接收信号进行分段处理后的段内采样点能量值大于预设门限值的个数。

1 系统模型

频谱感知问题可以抽象为一个二元假设模型

$$y_i(m) = \begin{cases} \omega_i(m) & H_0 \\ s_i(m) + \omega_i(m) & H_1 \end{cases} \quad (1)$$

式中: $1 \leq i \leq N, 1 \leq m \leq M, N$ 为参与协作的 CR 用户个数, M 为信号信号序列长度。 H_0 表示授权信道空闲, H_1 表示授权信道被 PU 占用。 $y_i(m)$, $s_i(m)$, $\omega_i(m)$ 分别表示第 i 个 CR 用户接收到的信号, PU 信号以及噪声的第 m 个随机采样点值。类似文献[13,14],本文假定在 $i=1,2,\dots,N, 1 \leq m \leq M$ 时, $s_i(m)$, $\omega_i(m)$ 为均值为 0, 方差分别为 σ_s^2 , σ_w^2 的独立同分布随机变量,即 $s_i(m) \sim N_c(0, \sigma_s^2)$, $\omega_i(m) \sim N_c(0, \sigma_w^2)$, 其中, N_c 表示复高斯。

不失一般性,将噪声功率进行归一化,可得

$$y_i(m) \sim \begin{cases} CN(0, 1) & H_0 \\ CN(0, \gamma_i + 1) & H_1 \end{cases} \quad (2)$$

式中 $\gamma_i = \sigma_{s,i}^2 / \sigma_w^2$ 为第 i 个 CR 用户的信噪比。

1.1 能量检测

假定每个协作 CR 用户均采用能量检测进行本地感知,则其本地检测检测统计量可以表示为

$$T = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^N \sum_{m=1}^M |y_i(m)|^2 \underset{H_0}{\overset{H_1}{\geq}} \lambda \quad (3)$$

令 $T^\dagger = \sum_{m=1}^M y_i(m) / M, i=1,2,\dots,N$, 那么,在各个 CR 用户的采样点 M 足够多的情况下,由中心极限定理可知:在 H_0 情况下,检测统计量 T^\dagger 服从均值为 1, 方差为 $1/M$ 的正态分布;在 H_1 情况下, T^\dagger 服从均值为 $1 + \gamma_i$, 方差为 $(1 + \gamma_i)^2 / M$ 的正态分布。则本地检测统计量 T 在 H_0 的情况下,服从均值为 1, 方差为 $1/MN$ 的正态分布;在 H_1 的情况下, T 服从均值为 $\sum_{n=1}^N (1 + \gamma_i) / N$, 方差为 $\sum_{n=1}^N (1 + \gamma_i)^2 / MN^2$ 的正态分布。可得

$$P_f = Q\left(\frac{\lambda - 1}{\sqrt{1/MN}}\right)$$

$$P_d = Q\left[\frac{\lambda - \sum_{n=1}^N (1 + \gamma_i) / N}{\sqrt{\sum_{n=1}^N (1 + \gamma_i)^2 / MN^2}}\right] \quad (4)$$

则在给定虚警概率 α 和漏检概率 β 的情况下,单个 CR 用户进行能量检测所需的最小样本数为

$$M_{\min} = \left[\frac{\sqrt{N} Q^{-1}(\alpha) - \sqrt{\sum_{i=1}^N (1 + \gamma_i)^2} Q^{-1}(1 - \beta)}{\sum_{i=1}^N (1 + \gamma_i) - N} \right]^2 \quad (5)$$

1.2 门限值 θ 的选取

考虑第 i 个 CR 用户的第 m 个采样点的能量值 $|y_i(m)|^2$, 在 H_1 的情况下, 可得其概率密度分布函数为

$$f_{|y_i(m)|^2|H_1}(x) = \frac{1}{\gamma_i + 1} e^{-\frac{x}{\gamma_i + 1}} \quad (6)$$

则可得 H_1 情况下的互补累计分布函数为 $C_{1,i}^+ = \int_{\theta}^{\infty} \frac{1}{\gamma_i + 1} e^{-\frac{x}{\gamma_i + 1}} dx = e^{-\frac{\theta}{\gamma_i + 1}}$ 。同理, 在 H_0 的情况下, 互补累计分布函数 $C_0^+ = e^{-\theta}$ 。

类似文献[15], 在 CR 用户信噪比较低的情况下, 将 PU 信号和噪声的能量概率分布建模为 $D = e^{-\frac{\theta}{\gamma_i + 1}} - e^{-\theta}$, 并选取 $\theta=1$ 作为区分 PU 信号和噪声的能量概率分布的本地判决门限值。在下文中, C_0 均等于 0.376 9, $C_{1,i} = e^{-\frac{1}{\gamma_i + 1}}$ 。

2 基于截断型序贯检测的协作频谱感知算法

2.1 序贯检测算法

序贯检测算法是一种有记忆的最优检测算法, 通过计算接收到信号的似然比函数, 并将其与判决门限值 η_0, η_1 进行比较, 进而得到最终的判决结

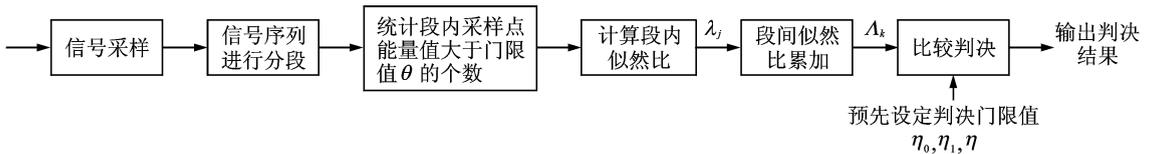


图 1 截断型序贯检测原理框图

Fig. 1 Truncated sequential detection schematic diagram

步骤 2 计算检测统计量 $\Lambda_K = \sum_{j=1}^K \lambda_j, 1 \leq K < M_2$, 并将其与预先设定的门限值 η_0, η_1 进行比较, 当 $K=M_2$ 时, 将 Λ_K 与截断门限 $\eta = (\eta_0 + \eta_1)/2$ 进行比较进而做出相应的判决

$$\Lambda_{M_2} = \sum_{j=1}^{M_2} \lambda_j \begin{cases} \geq \eta & \text{判为 } H_1 \\ \leq \eta & \text{判为 } H_0 \end{cases} \quad (10)$$

给出截断判决门限 η 是为了保证 CR 用户在有限的时间内做出 PU 是否存在的最终判决。这是因为虽然序贯检测的平均检测时间相比能量检测时间要短, 但是具体到某一次特定的检测时所需的时间却可能很长。

2.3 似然比的计算及平均样本数分析

按照以下两个方面进行分析。

果, 其可以描述为

$$\Lambda_K = \sum_{i=1}^K \lambda_i \begin{cases} \geq \eta_1 & \text{判为 } H_1 \\ \in (\eta_0, \eta_1) & \text{继续, 等待} \\ \leq \eta_0 & \text{判为 } H_0 \end{cases} \quad (7)$$

式中, η_0, η_1 取决于预设虚警概率 α 和漏检概率 β , 且满足

$$\eta_1 = \ln \frac{1-\beta}{\alpha} \quad \eta_0 = \ln \frac{\beta}{1-\alpha} \quad (8)$$

序贯检测算法的性能可以用平均样本数 (Average sample number, ASN) 进行衡量, 即

$$ASN = \frac{L(\theta)\eta_0 + [1 - L(\theta)]\eta_1}{E[\lambda_i]} \quad (9)$$

式中, $L(\theta)$ 称之为施行特征函数。它的定义是: 当实际参数是 θ 时, 选择 H_0 假设的概率。当 $\theta = \theta_0$ 时, $L(\theta) = 1 - \alpha$; $\theta = \theta_1$ 时, $L(\theta) = \beta$ 。

2.2 算法原理

如图 1 所示, 本文按照以下两个步骤对接收到的信号序列进行处理:

步骤 1 协作 CR 用户对接收到的信号序列按照长度 M_1 进行分段, 统计各自段内采样点能量值大于门限值 θ 的个数, 并计算其相应的似然比值。其中, 满足 $M_1 M_2 = M$, M_2 为信号序列的分段段数。

2.3.1 各个 CR 用户信噪比相同的情况

记 $\bar{\gamma} = -8$ dB 表示第 i 个 CR 用户第 j 段内的信号序列采样点能量值大于预设门限值的个数, 则可得 FC 中心的段内检测统计量为

$$Y_j = \sum_{i=1}^N n_{i,j} \quad (11)$$

将式(11)进行归一化, 可得

$$y_j = \sum_{i=1}^N \frac{n_{i,j}}{M_1 N C_0} \quad (12)$$

下面对 FC 中心的段内检测统计量进行分类讨论。

(1) PU 存在时

在加性高斯白噪声 (Additive white gaussian noise, AWGN) 信道条件下, 显然, $n_{i,j}$ 服从独立同分布的二项分布且满足 $C_{1,i} = C_1$, 则可得其均值

$\mu_{1,i} = M_1 C_1$, 方差 $\sigma_{1,i}^2 = M_1 C_1 (1 - C_1)$ 。当 $M_1 N$ 较大时, 由中心极限定理可知, y_j 近似为正态分布, 其均值 $\mu_1 = \frac{C_1}{C_0}$, 方差 $\sigma_1^2 = \frac{C_1(1 - C_1)}{M_1 N C_0^2}$, 如图 2 所示。其中, 各个 CR 用户的信噪比均相等, $\gamma_i = -8$ dB。

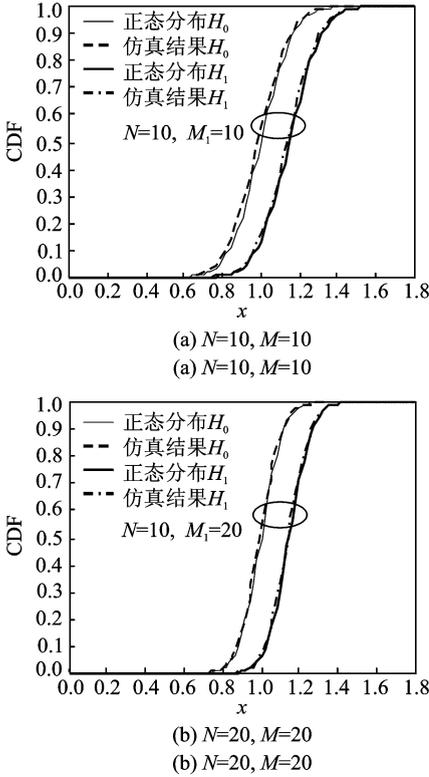


图 2 典型分段长度下段内检测统计量 y_j 与正态分布的 CDF 对比曲线

Fig. 2 Contrast curve of Cumulative distribution function(CDF) between test statistic; and normal distribution under typical segment length

(2) PU 不存在时

同理, 在 PU 不存在时, 可得检测统计量 y_j 的

均值 $\mu_0 = 1$, 方差 $\sigma_0^2 = \frac{1 - C_0}{M_1 N C_0}$ 。

进而, 可得

$$\lambda_j = \ln \frac{f(y_j | H_1)}{f(y_j | H_0)} = \frac{1}{2} \left\{ \ln \left[\frac{(1 - C_0) C_0}{(1 - C_1) C_1} \right] + \frac{(y_j - 1)^2}{1 - C_0} M_1 N C_0 - \frac{(C_0 y_j - C_1)^2}{C_1 (1 - C_1)} M_1 N \right\} \quad (13)$$

则

$$\Lambda_m = \sum_{j=1}^m \lambda_j = \frac{1}{2} \left\{ m \cdot \ln \left[\frac{(1 - C_0) C_0}{(1 - C_1) C_1} \right] + \sum_{j=1}^m \left[\frac{(y_j - 1)^2}{1 - C_0} M_1 N C_0 - \frac{(C_0 y_j - C_1)^2}{C_1 (1 - C_1)} M_1 N \right] \right\} \quad (14)$$

在假设为 H_0 的情况下, 对式(13)求数学期

望, 可得

$$E[\lambda_j | H_0] = \frac{1}{2} \left\{ \ln \left[\frac{(1 - C_0) C_0}{(1 - C_1) C_1} \right] + \frac{(y_j | H_0 - 1)^2}{1 - C_0} \right\} - \frac{1}{2} \left\{ \ln \left[\frac{(1 - C_0) C_0}{(1 - C_1) C_1} \right] - \frac{(1 - C_0) C_0}{(1 - C_1) C_1} \right\} - \frac{(C_1 - C_0)^2}{(1 - C_1) C_1} M_1 N + 1 \quad (15)$$

同理, 在 H_1 情况下, 可得

$$E[\lambda_j | H_1] = \frac{1}{2} \left\{ \ln \left[\frac{(1 - C_0) C_0}{(1 - C_1) C_1} \right] + \frac{(1 - C_1) C_1}{(1 - C_0) C_0} + \frac{(C_1 - C_0)^2}{(1 - C_0) C_0} M_1 N - 1 \right\} \quad (16)$$

将式(16)代入式(9), 可得

$$ASN_{H_0} = M_1 \frac{(1 - \alpha) \eta_0 + \alpha \eta_1}{E[\lambda_j | H_0]} \quad (17)$$

$$ASN_{H_1} = M_1 \frac{\beta \eta_0 + (1 - \beta) \eta_1}{E[\lambda_j | H_1]} \quad (18)$$

将式(15,16)分别代入式(17,18), 即可得到两种情况下的平均样本数。同时, 由式(17,18)可知, 平均样本数 ASN_{H_0} , ASN_{H_1} 均与段间采样点数 M_1 成正比, 因此, 为减少达到目标检测性能所需的平均样本数, 应适当控制信号序列的分段长度 M_1 , 但同时又要保证段内采样点满足中心极限定理。

2.3.2 各个 CR 用户信噪比不同的情况

在 PU 存在的情况下, 由上面的分析可知, $n_{i,j}$ 服从二项分布。在 CR 用户的接收信噪比较低且段内采样点数 M_1 较大时, 由 DeMoivre-Laplace 定理可知, 此时的 $n_{i,j}$ 二项分布近似服从均值为 $M C_{1,i}$, 方差为 $M_1 C_{1,i} (1 - C_{1,i})$ 的正态分布, 如图 3 所示。其中, 各个 CR 用户的信噪比 γ_i 服从均值 $\bar{\gamma} = -8$ dB 的指数分布。

由正态分布的性质, 可知 $y_j \sim N\left(\sum_{i=1}^N \frac{C_{1,i}}{N C_0}, \sum_{i=1}^N \frac{C_{1,i} (1 - C_{1,i})}{M_1 N^2 C_0}\right)$, 则

$$\lambda_j = \frac{1}{2} \left\{ \ln \frac{(1 - C_0) C_0 N}{\sum_{i=1}^N (1 - C_{1,i}) C_{1,i}} + \frac{(y_j - 1)^2}{1 - C_0} M_1 N C_0 - \frac{(N C_0 y_j - \sum_{i=1}^N C_{1,i})^2}{\sum_{i=1}^N (1 - C_{1,i}) C_{1,i}} M_1 \right\} \quad (19)$$

在 H_0 和 H_1 的情况下, 分别对式(19)求期望, 可得

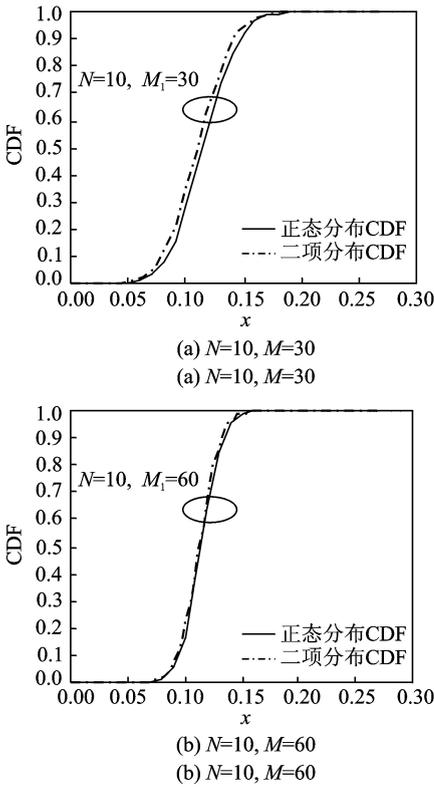


图 3 典型分段长度下二项分布与正态分布的 CDF 对比曲线

Fig. 3 Contrast curve of CDF between binomial distribution and normal distribution under typical segment length

$$E[\lambda_j | H_0] = \frac{1}{2} \left\{ \ln \frac{(1 - C_0) C_0 N}{\sum_{i=1}^N (1 - C_{1,i}) C_{1,i}} - \frac{(1 - C_0) C_0 N}{\sum_{i=1}^N (1 - C_{1,i}) C_{1,i}} - \frac{(\sum_{i=1}^N C_{1,i} - NC_0)^2}{\sum_{i=1}^N (1 - C_{1,i}) C_{1,i}} M_1 + 1 \right\} \quad (20)$$

$$E[\lambda_j | H_1] = \frac{1}{2} \left\{ \ln \frac{(1 - C_0) C_0 N}{\sum_{i=1}^N (1 - C_{1,i}) C_{1,i}} + \frac{\sum_{i=1}^N (1 - C_{1,i}) C_{1,i}}{(1 - C_0) C_0 N} + \frac{(\sum_{i=1}^N C_{1,i} - NC_0)^2}{(1 - C_0) C_0 N} M_1 - 1 \right\} \quad (21)$$

将式(20,21)分别代入式(17,18)即可得到相应的平均样本数。

3 算法仿真及性能分析

为了对 PU 进行充分的保护,802.22 工作组

制定的相关标准要求 CR 用户的频谱感知时间不得超过 2s,而检测概率不得低于 90%。因此,本文设定仿真参数如表 1 所示。

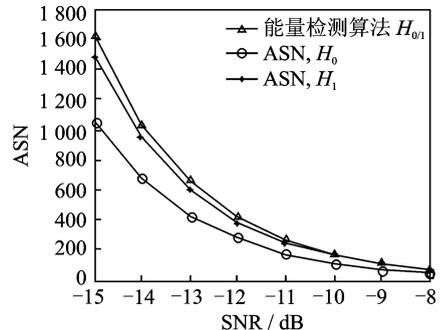
表 1 实验仿真参数设置

Table 1 Setting of simulation parameters for experiment

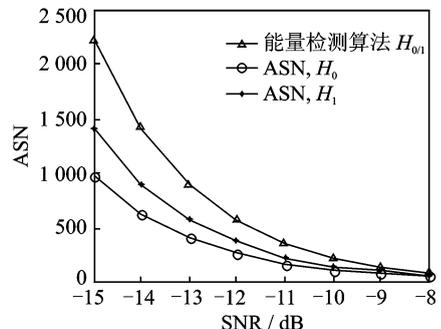
名称	数值
信道类型	加性复高斯信道
协作 CR 用户数	10
信道带宽/MHz	10
采样频率/MHz	20
感知时间/ms	0.12
漏检概率/%	5
虚警概率/%	1

3.1 感知性能比较

图 4 给出了所提算法在 H_0 和 H_1 两种情况下所需的平均样本数与能量检测算法所需的最小样本数的性能比较曲线。其中,图 4(a)中各个 CR 用户的信噪比相同,图 4(b)中的各个 CR 用户的信噪比 γ_i 服从指数分布。以图 4(b)为例进行分析可知,在 CR 用户信噪比较高时,所提算法与能量检测算法性能相差不多,但是,随着 CR 用户信噪比的降低,所提算法要明显优于能量检测算法。在平



(a) 信噪比相同
(a) Same SNR of CR users



(b) 信噪比 γ_i 服从指数分布
(b) SNR of CR users obeying exponential distribution

图 4 本文算法与能量检测算法的性能比较

Fig. 4 Performance comparison of proposed algorithm and energy detection algorithm

均信噪比为 $\bar{\gamma} = -15$ dB 时,所提算法在 H_0 和 H_1 两种情况下所需的平均样本数分别为 979 和 1 386,相比于能量检测算法所需的最小样本数的 2 218,分别减少了 55.86% 和 37.51%。

对于不同类型的 PU 信号,可以首先得出它们的累积概率分布函数,然后采用文献[15]方法设定相应的判决门限值,最后按照本文 2.3 节的方法获得不同类型的 PU 信号的平均样本数。这样,对于不同类型的 PU 信号,可以通过设置合理的感知时间(即采样点数),进一步地提高 CR 用户的频谱感知效率。

3.2 计算复杂度分析

在假定参与协作的 CR 用户个数为 N ,接收信号序列长度为 M 的情况下。能量检测算法的乘法次数为 MN 次,为求采样信号能量的次数,加法次数为 MN 次,其中包括 $MN - 1$ 次采样信号能量的累加和 1 次比较判决。

在假定各个 CR 用户信噪比较低且段内采样点数 M_1 较长的情况下(满足棣莫弗-拉普拉斯定理和中心极限定理)。在本文所提的算法中,每次计算概率似然比的加法次数和乘法次数均为 4 次,由于事先对采样信号序列进行了分段处理,似然比和判决比较的次数降为 M/M_1 ,故本算法总的加法次数约为 $6M/M_1 + (1.37M + 2)N$,其中包括 M/M_1 次比较判决, $M/M_1 - 1$ 次似然比累加, MN 次能量值与门限值 1 的比较判决,大约 $0.37MN$ 次采样点判决值的累加(统计采样点能量值大于预设门限值 1 的个数), 1 次截尾判决;总的乘法次数为 $4M/M_1 + (M + 1)N$,其中包括 MN 次求采样信号的能量值。

由表 2 可知,所提算法的加法计算量高于能量检测算法约 50%,乘法计算量与能量检测算法相差不多。值得注意的是,在考虑所提算法的计算复杂度时,假定段间似然比一直累加直至截尾判决时才给出最终的判决结果。事实上,序贯检测算法比能量检测算法需要更少的采样点数,并且以目前

表 2 计算复杂度比较

Tab. 2 Comparison of computational complexity

算法	一般情况		$N = 10, M = 2\ 400,$	
			$M_1 = 60$	
	加法	乘法	加法	乘法
能量检测	MN	MN	24 000	24 000
算法	$6M/M_1 +$	$4M/M_1 +$	33 140	24 170
本文	$(1.37M + 2)N$	$(M + 1)N$		

的硬件处理能力而言,相比于序贯检测节省的感知时间,加法运算所耗费的时间是微不足道的。

4 结束语

兼顾传统的序贯检测可能需要较长的检测时间以及控制信道的开销较大的问题,本文提出了一种基于截断型序贯检测的协作频谱感知算法。协作 CR 用户对各自接收到的信号序列进行分段处理,并以各自段内采样点能量值大于预设门限值 θ 的个数作为本地检测统计量上传至 FC,由于段内本地检测统计量为整数,易于量化,因此这在一定程度上节约了控制信道的开销;仿真结果及计算复杂度分析表明,该算法与能量检测算法的计算复杂度相差不多,却减少了 35%~60% 的平均检测时间,而截断门限的设定又保证了 CR 用户在有限的时间内给出 PU 是否存在最终的判决。对于不同类型的 PU 信号,可以通过该算法得出达到目标检测性能时所需的平均样本数进而设置合理的感知时间,从而进一步提高 CR 用户的频谱感知效率。

参考文献:

- [1] Haykin S. Cognitive radio: Brain empowered wireless communications[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2005, 23(2): 201-220.
- [2] Akyildiz I F, Lo B F, Balakrishnan R. Cooperative spectrum sensing in cognitive radio networks: A survey[J]. Physical Communication, 2011, 4(1): 40-62.
- [3] Liang Y C, Chen K C, Li G Y, et al. Cognitive radio networking and communications: An overview [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2011, 60(7): 3386-3407.
- [4] 胡晓宁, 胡悍英, 仵国锋. 认知无线电协作频谱感知机制的优化[J]. 数据采集与处理, 2011, 26(6): 691-696.
Hu Xiaoning, Hu Hanying, Wu Guofeng. Optimization for cooperative spectrum sensing in cognitive radio networks [J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2011, 26(6): 691-696.
- [5] Lunden J, Kassam S A, Koivunen V. Robust non-parametric cyclic correlation-based spectrum sensing for cognitive radio[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2010, 58(5): 38-52.
- [6] 包亚萍, 蒋利, 朱晓梅. 基于循环谱的多循环频率加权合并频谱检测[J]. 数据采集与处理, 2012, 27(2): 248-253.

- Bao Yaping, Jiang Li, Zhu Xiaomei. Weighting cooperative spectrum detection at multiple cyclic frequencies based on spectral correlation function[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2012, 27(2): 248-253.
- [7] Tandra R, Sahai A. SNR walls for signal detection[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2008, 2(1): 4-17.
- [8] Wald A. Sequential analysis[M]. New York: Dover Publication, 2004: 1-224.
- [9] Hesham L, Sultan A, Nafie M, et al. Distributed spectrum sensing with sequential ordered transmission to a cognitive fusion center[J]. IEEE Transaction on Signal Processing, 2012, 60(5): 2524-2538.
- [10] Zou Q, Zheng S, Sayed A H. Cooperative sensing via sequential detection[J]. IEEE Transaction on Signal Processing, 2010, 58(12): 6266-6283.
- [11] 吴立平, 李赞, 李建东, 等. 基于信号分段处理的截尾型序贯检测算法[J]. 电子学报, 2011, 39(10): 2412-2416.
- Wu Liping, Li Zan, Li Jiandong, et al. A truncated SPRT algorithm based on signal segmental processing[J]. ACTA Electronica Sinica, 2011, 39(10): 2412-2416.
- [12] 闫琦, 杨家玮, 张雯. 认知无线电中基于截断序贯检测的频谱感知技术[J]. 电子与信息学报, 2011, 33(7): 1532-1536.
- Yan Qi, Yang Jiawei, Zhang Wen. Truncated sequential detection for spectrum sensing in cognitive radio[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2011, 33(7): 1532-1536.
- [13] Duan D, Yang L, Principe J C. Cooperative diversity of spectrum sensing for cognitive radio networks[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2010, 58(6): 3218-3227.
- [14] Duan D, Yang L. Cooperative spectrum sensing with ternary local decisions[J]. IEEE Communications Letters, 2012, 16(9): 1512-1515.
- [15] 李佳俊, 谈振辉, 韩峰, 等. 认知无线网络协作能量概率分布频谱感知方法[J]. 北京邮电大学学报, 2011, 34(增刊): 19-22.
- Li Jiajun, Tan Zhenhui, Han Feng, et al. Energy probability distribution of cooperative spectrum sensing in cognitive radios[J]. Journal of Beijing University of Posts and Telecommunications, 2011, 34(Sup): 19-22.

作者简介:李明源(1989-),男,硕士研究生,研究方向:认知无线网络物理层及链路层, E-mail: lmy19890202@163.com; 李鸥(1961-),男,教授,博士生导师,研究方向:移动通信网、移动自组织网与无线传感网; 王勇锋(1990-),男,硕士研究生,研究方向:多天线认知无线网络频谱感知关键技术; 栾红志(1989-),男,硕士研究生,研究方向:认知无线网络协作频谱感知关键技术; 于鹏(1988-),男,硕士研究生,研究方向:无线通信体系架构设计和分析技术。