

DOI: 10.7652/xjtuxb201512006

采用分组数据的序贯频谱感知方法

王天荆, 姜华, 刘国庆

(南京工业大学信息与计算科学系, 210009, 南京)

摘要: 针对传统的认知无线电频谱感知方法在低信噪比下感知时间长、系统吞吐量低的问题,提出了一种采用分组数据的混合型序贯检测(MSD)方法。该方法首先将次用户的感知数据进行分组形成超采样,然后由数学理论推导出最大化系统吞吐量的最优虚警概率,并且利用牛顿迭代法搜索最优虚警概率,最后在最优虚警概率下对超采样序列依次进行细检测和粗检测,快速获得检测结果。MSD方法采用分组数据进行频谱感知,能有效缩短感知时长,获得最大系统吞吐量,从而提高频谱利用率。蒙特卡罗仿真结果表明,在低信噪比下 MSD方法比传统的序贯检测法和序贯能量检测法的平均归一化吞吐量增加了 109%和 21%,平均感知开销率减少了 75%和 49%。

关键词: 认知无线电;频谱感知;序贯检测;超采样

中图分类号: TN911.23 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2015)12-0034-06

A Sequential Spectrum Sensing Method Using Grouped Data

WANG Tianjing, JIANG Hua, LIU Guoqing

(Department of Information and Computing Sciences, Nanjing University of Technology, Nanjing 210009, China)

Abstract: A mixed sequential detection (MSD) method using grouped data is proposed to solve the problems of long sensing time and low system throughput of conventional spectrum sensing methods under low signal-noise ratio (SNR) condition. At first, the sensing data of the second user are processed in segments and grouped in super samples. Then, the optimal false alarm probability of the maximum system throughput is derived through mathematical theory analysis, and the Newton iterative algorithm is applied to search the optimal false alarm probability. Finally, the fine and rough detections on a sequence of super samples are successively taken under the optimal false alarm probability to quickly obtain the results of detection. The MSD performs spectrum sensing using grouped data, can effectively reduce the sensing time, and achieve the maximum throughput and improve the spectral efficiency. Monte Carlo simulation results under low SNR and comparisons with the sequential detection and the sequential energy detection show that the MSD gets 109%, 21% increase in average normalized throughput and 75%, 49% decrease in the ratio of average sensing overhead, respectively.

Keywords: cognitive radio; spectrum sensing; sequential detection; super sample

认知无线电通过频谱感知使次用户动态接入主用户的空闲频谱,提高了频谱利用率,是解决频谱紧缺的有效技术^[1]。然而,当信噪比下降时,频谱感知

性能会大幅下降,因此在低信噪比下寻找更快速、更精确的频谱感知方法一直是研究热点^[2]。

传统的频谱感知方法有能量检测法^[3]、序贯检

测(SD)法^[4-5]和序贯能量检测(SED)法^[6-7]等,其中能量检测法在低信噪比下所需的检测时间急剧增多,不能满足快检测要求。为克服此缺点,序贯检测法利用似然比方法在相同条件下提高了检测性能。为了进一步缩短感知时间,文献^[6-7]设计了序贯能量检测法,该方法对能量序列建立似然比函数,并据此进行判别,进一步缩短了感知时间。通常,主用户状态不会频繁变换,因此次用户采集的相邻样本点包含着相似信息。上述 2 种检测方法对每个采样点都计算似然比,没有充分利用采样序列的时间相关性,似然判别的计算量大。为了降低时间冗余、减少检测次数,基于信号分段处理的截尾型序贯检测算法按照截尾门限对采样序列进行分段处理^[8]。文献^[9]将分段信号组合成超采样,并对超采样序列进行检测,降低了感知时间和计算量。但是,上述文献并未详细讨论超采样下系统吞吐量的变化。

吞吐量是衡量系统吞吐能力的重要参数。如何通过设置参数以最大化系统吞吐量是设计频谱感知方法的一个重要问题。文献^[10]提出了能使系统吞吐量最大的序贯检测算法。文献^[11]在序贯能量检测器下通过最优化理论获得了最大化吞吐量的最优虚警概率。然而,如何借鉴上述优化模型,获得超采样序列下序贯检测法的最大系统吞吐量是急需解决的问题。

针对以上问题,本文提出了一种采用分组数据的序贯频谱感知方法。该方法对超采样序列交替进行细检测和粗检测而快速获得检测结果,从而能有效减少感知样本数和感知时间。本文定性证明了存在最大化系统吞吐量的最佳虚警概率,同时通过蒙特卡罗仿真实验定量验证了本文方法比传统的序贯检测法和序贯能量检测法具有更高吞吐量和更低感知开销率。

1 系统模型

1.1 频谱感知模型

假设可用信道在主用户占用(ON)和不占用(OFF)2 种状态间变换。为了实现动态频谱接入,次用户周期地感知主用户信号以确定信道占用状态。等间隔带内信道周期检测中信道检测时间 T_{cdt} 包含 N_{sp} 个感知周期时间 T_{sp} ,并且每个 T_{sp} 分割为感知时间 T_{st} 和传输时间 T_{tt} 。IEEE 802.22 无线域网络工作组设定 T_{st} 可取 1 ms、 T_{sp} 可取 10 ms 的整数倍,定义 $O = T_{\text{st}}/T_{\text{sp}}$ 为感知开销率^[9]。

次用户将频谱感知看作二元假设检验问题

$$x(t) = \begin{cases} w(t), & H_0 \\ s(t) + w(t), & H_1 \end{cases} \quad (1)$$

式中: H_0 和 H_1 分别表示主用户信号存在和不存在 2 种情况; $x(t)$ 表示次用户的接收信号; $s(t)$ 表示主用户的发射信号,且满足 $s(t)$ 服从 $N(0, \sigma_s^2)$ 分布, $N(\cdot)$ 表示高斯分布; $w(t)$ 表示高斯白噪声,且满足 $w(t)$ 服从 $N(0, \sigma_w^2)$ 分布;假设信道增益为常数并忽略。

1.2 传统频谱感知方法及其问题

传统的序贯检测(SD)法首先在 T_{st} 内对采样序列 $X_n = \{x(1), \dots, x(n)\}$ 计算似然比

$$L(X_n) = \sum_{i=1}^n \frac{1}{2} \left\{ \ln \left(\frac{1}{1+\gamma} \right) + \frac{\gamma |x(t)|^2}{(1+\gamma)\sigma_w^2} \right\} \quad (2)$$

式中: $\gamma = \sigma_s^2/\sigma_w^2$ 表示信噪比(SNR); $n \in N$ 为序列标号。然后将似然比与门限值 $A = \ln[(1-P_d)/(1-P_f)]$ 和 $B = \ln(P_d/P_f)$ (P_d 、 P_f 分别表示检测概率、虚警概率)进行比较,并做出判决。由文献^[5]可知,SD 做出判决所需的平均样本数为

$$E[N_{\text{SD}}] = P(H_0) \frac{2[P_f B + (1-P_f)A]}{\gamma/(1+\gamma) - \ln(1+\gamma)} + P(H_1) \frac{2[P_d B + (1-P_d)A]}{\gamma - \ln(1+\gamma)} \quad (3)$$

式中: $P(H_0)$ 和 $P(H_1)$ 分别表示发生 H_0 和 H_1 的概率; N_{SD} 表示 SD 的采样个数。根据能量检测法与序贯检测法的设计原理,序贯能量检测(SED)法对序列 $R_n = \{r_1, \dots, r_n\}$ ($r_n = \left(\sum_{t=1}^n |x(t)|^2 \right) / n$) 进行检测。由文献^[6]可知, R_n 的似然比为

$$L(R_n) = \sum_{i=1}^n \left\{ \ln \left(\frac{1}{1+\gamma} \right) + \frac{\gamma |x(t)|^2}{2(1+\gamma)\sigma_w^2} \right\} \quad (4)$$

于是 SED 法做出判决所需的平均样本数为

$$E[N_{\text{SED}}] = P(H_0) \frac{P_f B + (1-P_f)A}{\gamma/(1+\gamma) - \ln(1+\gamma)} + P(H_1) \frac{P_d B + (1-P_d)A}{\gamma - \ln(1+\gamma)} \quad (5)$$

式中: N_{SED} 表示 SED 法的采样个数。比较式(3)和式(5),当 $P(H_0)$ 和 $P(H_1)$ 确定时得 $E[N_{\text{SED}}] < E[N_{\text{SD}}]$ 。因此,SED 比 SD 法增加了数据传输时长。但是,主用户状态变换的频率不高,所以次用户的感知数据具有时间相关性。SD 和 SED 法对每个采样点都计算一次似然比,不仅计算量大,而且延长了感知时间,无法满足实际快速感知的要求。因此,传统的协作频谱感知算法在各节点利用 SD 或 SED 法获得局部判决结果时,未能充分改善局部检测性能,从而降低了融合中心的协作性能^[12-13]。

2 采用分组数据的序贯频谱感知方法

2.1 分组数据型序贯检测法

针对现有序贯检测法未充分考虑感知信号的时间相关性使得感知时间较长的问题,本文提出一种分组数据的序贯频谱感知(GDSD)方法,其示意图如图1所示。

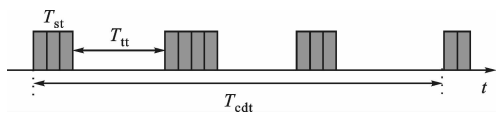


图1 分组数据型序贯检测法示意图

GDSD法在 T_{st} 内将采样信号按照长度 M 进行分组,并组合成超采样

$$y_k = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M |x((k-1)M+m)|^2 \quad (6)$$

式中: $k \in N$ 为序列标号。当 $k \geq 20$ 时,由中心极限定理可知 y_k 近似高斯分布

$$y_k \sim \begin{cases} N(\sigma_w^2, \sigma_w^4/M), & H_0 \\ N((1+\gamma)\sigma_w^2, (1+2\gamma)\sigma_w^4/M), & H_1 \end{cases} \quad (7)$$

由式(7)得超采样序列 $Y_n = \{y_1, \dots, y_n\}$ 的似然比为

$$L(Y_K) = \sum_{k=1}^K \left\{ \frac{My}{(1+2\gamma)\sigma_w^4} \left(y_k - \frac{\sigma_w^2}{2} \right)^2 - \frac{My + 2\ln(1+2\gamma)}{4} \right\} \quad (8)$$

根据序贯思想,统计量 D_K 满足如下判决准则

$$D_K = \begin{cases} L(Y_K) \leq A, & H_0 \\ L(Y_K) \geq B, & H_1 \\ A < L(Y_K) < B, & \text{继续} \end{cases} \quad (9)$$

于是GDSD法做出判决所需的平均样本数为

$$E[N_{GDSD}] = P(H_0) \frac{2M(1+2\gamma)[P_f B + (1-P_f)A]}{- (M+4)\gamma^2} + P(H_1) \frac{2[P_d B + (1-P_d)A]}{\gamma^2} \quad (10)$$

式中: N_{GDSD} 表示GDSD法的采样个数。一般 $M \gg 4$,式(10)可近似为

$$E[N_{GDSD}] \approx P(H_0) \frac{2(1+2\gamma)[P_f B + (1-P_f)A]}{-\gamma^2} + P(H_1) \frac{2[P_d B + (1-P_d)A]}{\gamma^2} \quad (11)$$

式(11)说明 M 几乎不影响 $E[N_{GDSD}]$ 。

2.2 扩展型序贯检测法

若主用户状态在较长时间内未发生变化,则次用户无需在 T_{cdt} 内连续地进行采样、检测。扩展型序贯检测(ESD)法如图2所示,该方法对超采样 $\bar{y}_k$

进行序贯检测

$$\bar{y}_k = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M |x((k-1)M+m+(T_{sp}f_s-M))|^2 \quad (12)$$

式中: $k=1,2,\dots$ 为序列标号; f_s 表示采样频率。由式(12)可得超采样序列 $\bar{Y}_K = \{\bar{y}_1, \dots, \bar{y}_K\}$ 的似然比为

$$L(\bar{Y}_K) = \sum_{k=1}^K \left\{ \frac{My}{(1+2\gamma)\sigma_w^4} \left(\bar{y}_k - \frac{\sigma_w^2}{2} \right)^2 - \frac{My + 2\ln(1+2\gamma)}{4} \right\} \quad (13)$$

由式(8)和式(13)可知:ESD法在 T_{cdt} 内的平均样本数与GDSD法在 T_{sp} 内的平均样本数相等,即

$$\tilde{E}[N_{ESD}] = E[N_{GDSD}] \quad (14)$$

式中: $\tilde{E}[\cdot]$ 表示在 T_{cdt} 内的平均样本数; N_{ESD} 表示ESD法的采样个数。式(14)说明,ESD法可减轻次用户采样和检测负担,增加数据传输时长。

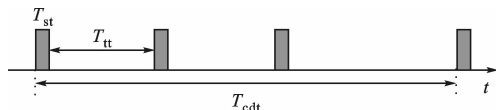


图2 扩展型序贯检测法示意图

2.3 混合型序贯检测法

当主用户状态发生变化时,ESD法不易及时判断出状态变化。针对此问题,本文构造混合型序贯检测(MSD)法。次用户首先在一个 T_{cdt} 内利用GDSD进行细检测,然后在下一个 T_{cdt} 内利用ESD进行粗检测。这种交替进行细检测和粗检测的方式可及时、有效地检测出主用户状态变化,同时可减少感知采样数、增加数据传输时长,从而获得更高的系统吞吐量。

3 优化系统吞吐量

3.1 优化分组数据型序贯检测法的吞吐量

系统吞吐量是衡量认知无线电技术的重要性能指标之一。下面分析2种情况下的吞吐量:①主用户为OFF状态,次用户检测到主用户未占用信道;②主用户为ON状态,次用户检测到主用户未占用信道。假设2个事件的概率为 $P_0 = P(H_0)(1-P_f)$ 和 $P_1 = P(H_1)(1-P_d)$ 。在 T_{sp} 内,次用户吞吐量表示为 $R_{v,u} = C_u(T_{sp} - E[N_v]/f_s)/T_{sp}$,其中 $u=0,1$ 代表 H_0 和 H_1 ;v表示SD、SED和GDSD方法; $E[N_v]/f_s$ 表示感知时间; C_0 和 C_1 为 H_0 和 H_1 下单位带宽的系统容量。综上,3种检测法的系统吞吐量均可表示为

$$R_v(P_f, P_d) = P_0 R_{v,0} + P_1 R_{v,1} \quad (15)$$

式(15)说明吞吐量取决于虚警概率、检测概率和信噪比,所以 GDSD 选择虚警概率应在最低检测概率下获得最大吞吐量,即

$$\begin{aligned} \max_{P_f} R_{\text{GDSD}}(P_f, P_d) &= R_{\text{GDSD},0} + R_{\text{GDSD},1}, \\ \text{s. t. } P_d &\geq P_{\text{lbd}} \end{aligned} \quad (16)$$

式中:检测概率下限 P_{lbd} 表示对主用户的最低保护程度; $R_{\text{GDSD},0}$ 和 $R_{\text{GDSD},1}$ 是 H_0 和 H_1 下的吞吐量。

主用户的频段利用率一般较低($P(H_1) < 0.3$),同时主用户出现会干扰次用户($C_1 < C_0$),所以 $R_{\text{GDSD},1} < R_{\text{GDSD},0}$ 。另一方面, $R_{\text{GDSD}}(P_f, P_d)$ 为 P_d 的递减函数,即当 $P_d = P_{\text{lbd}}$ 时吞吐量最大。于是将修改的约束条件 $P_d = P_{\text{lbd}}$ 代入目标函数得到如下优化问题

$$\max_{P_f} R_{\text{GDSD}}(P_f) = R_{\text{GDSD},0} \quad (17)$$

式中: $R_{\text{GDSD}}(P_f) = \bar{C}_0 (1 - P_f) \left\{ 1 - \alpha_0 \beta_1 \left[P_f \ln \frac{P_{\text{lbd}}}{P_f} + (1 - P_f) \ln \frac{1 - P_{\text{lbd}}}{1 - P_f} \right] \right\}$, $\alpha_0 = -2(1 + 2\gamma)/\gamma^2 < 0$, $\bar{C}_0 = C_0 P(H_0)$, $\beta_1 = 1/(T_{\text{sp}} f_s)$ 。

定理 1 最优化问题式(17)存在唯一的最优解 P_f^* 。

证明: $R_{\text{GDSD}}(P_f)$ 对 P_f 求一阶导数,有

$$\begin{aligned} R'_{\text{GDSD}}(P_f) &= \bar{C}_0 \left\{ \alpha_0 \beta_1 (2P_f - 1) \ln \frac{P_{\text{lbd}}}{P_f} + \right. \\ &\quad \left. 2\alpha_0 \beta_1 (1 - P_f) \ln \frac{1 - P_{\text{lbd}}}{1 - P_f} - 1 \right\} \end{aligned} \quad (18)$$

当 $0 < P_f < 0.5$ 和 $P_{\text{lbd}} > 0.5$ 时,可得

$$\begin{aligned} \lim_{P_f \rightarrow 0} R'_{\text{GDSD}}(P_f) &= \lim_{P_f \rightarrow 0} \bar{C}_0 \left(-\alpha_0 \beta_1 \ln \frac{P_{\text{lbd}}}{P_f} + \right. \\ &\quad \left. 2\alpha_0 \beta_1 \ln \frac{1 - P_{\text{lbd}}}{1 - P_f} - 1 \right) = +\infty > 0 \end{aligned} \quad (19)$$

$$\lim_{P_f \rightarrow 0.5^-} R'_{\text{GDSD}}(P_f) = \bar{C}_0 [\alpha_0 \beta_1 \ln 2(1 - P_{\text{lbd}}) - 1] < 0 \quad (20)$$

$R_{\text{GDSD}}(P_f)$ 对 P_f 求二阶导数,有

$$\begin{aligned} R''_{\text{GDSD}}(P_f) &= \bar{C}_0 \alpha_0 \beta_1 \left(2 \ln \frac{P_{\text{lbd}}}{P_f} - \right. \\ &\quad \left. 2 \ln \frac{1 - P_{\text{lbd}}}{1 - P_f} + \frac{1}{P_f} \right) < 0 \end{aligned} \quad (21)$$

综上,当 $0 < P_f < 0.5$ 时 $R_{\text{GDSD}}(P_f)$ 是 P_f 的凸函数,所以存在唯一最优解 P_f^* 使系统吞吐量达到最大。

3.2 优化扩展型序贯检测法的吞吐量

在 T_{cdt} 内, $R_{\text{ESD},u} = C_u (T_{\text{cdt}} - \tilde{E}[N_{\text{ESD}}]/f_s)/T_{\text{cdt}}$ 是 ESD 法的吞吐量表达式。于是,次用户在最低检测概率下获得最大吞吐量的优化问题为

$$\begin{aligned} \max_{P_f} R_{\text{ESD}}(P_f, P_d) \\ \text{s. t. } P_d = P_{\text{lbd}} \end{aligned} \quad (22)$$

式中: $R_{\text{ESD}}(P_f) = \bar{C}_0 (1 - P_f) \left\{ 1 - \alpha_0 \beta_2 \left[P_f \ln \frac{P_{\text{lbd}}}{P_f} + (1 - P_f) \ln \frac{1 - P_{\text{lbd}}}{1 - P_f} \right] \right\}$, $\beta_2 = \frac{1}{T_{\text{cdt}} f_s}$ 。

定理 2 最优化问题式(22)存在唯一的最优解 $\tilde{P}_f^*$ 。

证明: $R_{\text{ESD}}(P_f)$ 对 P_f 求一阶、二阶导数,分别为

$$\begin{aligned} R'_{\text{ESD}}(P_f) &= \bar{C}_0 \left\{ \alpha_0 \beta_2 (2P_f - 1) \ln \frac{P_{\text{lbd}}}{P_f} + \right. \\ &\quad \left. 2\alpha_0 \beta_2 (1 - P_f) \ln \frac{1 - P_{\text{lbd}}}{1 - P_f} - 1 \right\} \end{aligned} \quad (23)$$

$$\begin{aligned} R''_{\text{ESD}}(P_f) &= \bar{C}_0 \alpha_0 \beta_2 \left\{ 2 \ln \frac{P_{\text{lbd}}}{P_f} - \right. \\ &\quad \left. 2 \ln \frac{1 - P_{\text{lbd}}}{1 - P_f} + \frac{1}{P_f} \right\} < 0 \end{aligned} \quad (24)$$

当 $0 < P_f < 0.5$ 和 $P_{\text{lbd}} > 0.5$ 时, $R_{\text{ESD}}(P_f)$ 是 P_f 的凸函数,所以存在唯一最优解 $\tilde{P}_f^*$ 使系统吞吐量达到最大。

3.3 牛顿迭代法搜索最优解

定理 1 和定理 2 说明设置不同的虚警概率会影响系统吞吐量,可以通过牛顿迭代法搜索最优化问题式(17)和式(22)的最优解,以获得最大系统吞吐量。

令迭代误差为 ϵ , 牛顿迭代法搜索方程 $R'_v(P_f) = 0$ (下标 v 代表 GDSD 和 ESD 方法)最优解的步骤如下:

- (1) 选取初始点 $(P_f^0, R'_v(P_f^0))$;
- (2) 计算 $P_f^{i+1} = P_f^i - \frac{R'_v(P_f^i)}{R''_v(P_f^i)}$, $i = 1, 2, \dots$;
- (3) 如果 $|P_f^{i+1} - P_f^i| \leq \epsilon$, 则停止搜索, 令 $P_f^* = P_f^{i+1}$, 否则转至步骤(2)。

4 仿真结果与分析

针对次用户的超采样序列, 本文分别设计了 GDSD、ESD 和 MSD 方法, 能快速、精确地检测出主用户状态。下面采用本文的 GDSD、MSD 方法与 SD、SED 方法进行仿真实验, 其中各方法的仿真值是 1 000 次蒙特卡罗实验的平均值。

4.1 平均样本数比较

假设采样频率 $f_s = 12$ MHz, 信道检测时间 $T_{\text{cdt}} = 2$ s, 感知周期时间 $T_{\text{sp}} = 10$ ms, 超采样包含的样本数 $M = 150$, 先验概率 $P(H_0) = 0.8$, $P(H_1) = 0.2$ 。

表 1 从理论和仿真两方面比较了 SD、SED 和 GDSD 这 3 种方法的平均样本数 $E[N_{\text{SD}}]$ 、 $E[N_{\text{SED}}]$ 和 $E[N_{\text{GDSD}}]$ 。由表 1 可知: 低信噪比下, SED 和 GDSD

法的平均样本数都远小于 SD 法;高信噪比下, GDSD 法中超采样包含的样本数 $M=150$,即使检测次数较少时平均样本数也会较大,所以 GDSD 法的平均样本数略大于 SD 和 SED 法,但其判别计算量至少比 SD 法、SED 法减少了 95%,同时相应的检测概率高于 SED 法,渐进于 SD 法,3 种方法的检测概率比较如图 3 所示。例如 $\gamma=-4$ dB 时,3 种方法的平均样本数仿真值分别为 88、40 和 160,且检测概率分别为 0.996 8、0.912 0 和 0.997 6,即 GDSD 法只用了约 2 次似然比判别就以 0.997 6 的概率正确检测出主用户状态。因此,GDSD 方法比 SD 和 SED 方法的检测速度更快,计算量更低。

表 1 3 种方法的平均样本数比较

信噪比/dB	$E[N_{SD}]/10^4$		$E[N_{SED}]/10^4$		$E[N_{GDSD}]/10^4$	
	理论	仿真	理论	仿真	理论	仿真
-20	7.106	6.542	3.558	3.529	3.572	3.613
-16	1.144	1.419	0.574	0.587	0.580	0.640
-12	0.189	0.233	0.095	0.096	0.097	0.122
-8	0.033	0.041	0.017	0.017	0.018	0.031
-4	0.006	0.008	0.003	0.004	0.030	0.016

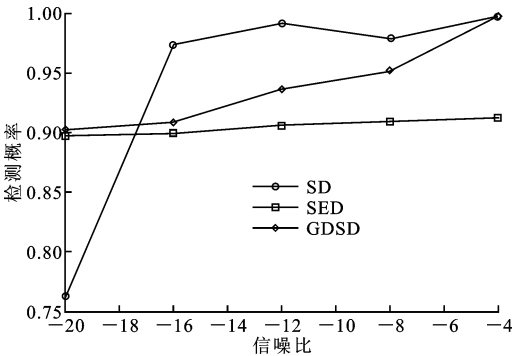
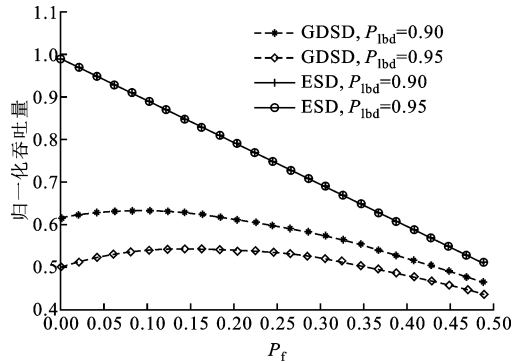


图 3 3 种方法的检测概率比较

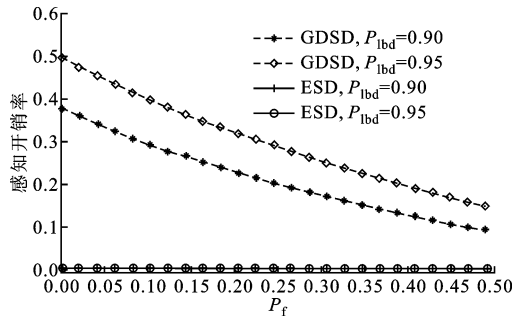
4.2 归一化吞吐量和感知开销率比较

一般假设 C_0 、 $P(H_0)$ 是常数,所以将 $R_v(P_f)$ 简化为归一化吞吐量,即 $Q_v(P_f) = R_v(P_f)/(C_0 P(H_0))$ 。当 $\gamma=-20$ dB、 $P_f=0.01\sim 0.5$ 时,图 4 给出了虚警概率对归一化吞吐量和感知开销率的影响。取 P_{ibd} 为 0.9 和 0.95,图 4a 显示 $Q_{\text{GDSD}}(P_f)$ 均为 P_f 的凸函数,并且达到最大系统吞吐量的最佳虚警概率分别为 0.09 和 0.16;牛顿迭代法搜索的最佳虚警概率分别为 0.091 2 和 0.164 5,显然后者的最优解更精确。ESD 法利用牛顿迭代法搜索的最佳虚警概率分别为 5.323×10^{-5} 和 5.320×10^{-5} ,这说明 ESD 法用较小的虚警概率就可达到最大系统

吞吐量,所以 ESD 法的系统吞吐能力远高于 GDSD 法,明显提高了数据传输能力。同时,ESD 法的感知开销率 $O_{\text{ESD}} = \tilde{E}[N_{\text{ESD}}]/(f_s T_{\text{cdt}})$,比 GDSD 法的感知开销率 $O_{\text{GDSD}} = E[N_{\text{GDSD}}]/(f_s T_{\text{sp}})$ 最多减少了 99.49% 和 99.50%,如图 4b 所示。



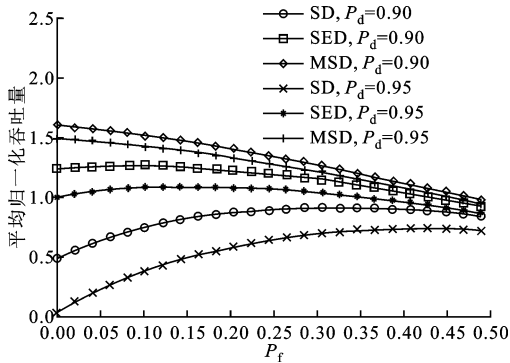
(a) 归一化吞吐量与虚警概率的关系



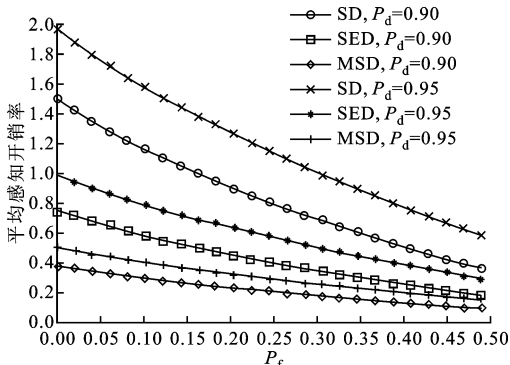
(b) 感知开销率与虚警概率的关系

图 4 虚警概率对归一化吞吐量和感知开销率的影响

图 5 给出了在 2 个 T_{cdt} 内 SD、SED 和 MSD 方法的平均归一化吞吐量 $F_v(P_f) = Q_v(P_f)/N_v$ 和平均感知开销率 $G_v(P_f) = O_v(P_f)/N_v$ 随 P_f 变化的曲线图。由图 5 可知,3 种方法的检测次数 N_v 分别为 $2N_{\text{sp}}$ 、 $2N_{\text{sp}}+1$ 和 $N_{\text{sp}}+1$ 。当 P_d 为 0.9 和 0.95、 P_f 为 0.01~0.5 时,图 5a 中 MSD 法的平均归一化吞吐量比 SD、SED 法最高了 433%、48%,但其相应的平均感知开销率却比 SD、SED 法低了 75%、49%,如图 5b 所示。以上结果说明,MSD 法可用较低感知开销率获得比 SD 和 SED 法更高的系统吞吐量。图 6 显示了信噪比对平均归一化吞吐量和平均感知开销率的影响。由图 6 可见,低信噪比下,MSD 法的平均归一化吞吐量和平均感知开销率都明显优于 SD 和 SED 法。例如 γ 为 -20 dB、 P_d 为 0.9 和 0.95 时,MSD 法的平均归一化吞吐量比 SD 和 SED 法分别提高了 109%、21% 和 304%、33%,而平均感知开销率却分别降低了 75%、49% 和 75%、50%;随着信噪比增加,SD 和 SED 法所需的

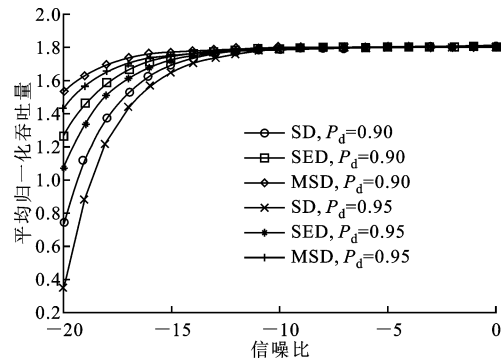


(a)平均归一化吞吐量与 P_f 的关系

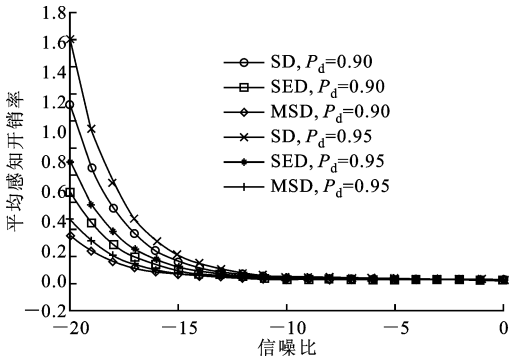


(b)平均感知开销率与 P_f 的关系

图 5 虚警概率对平均归一化吞吐量和平均感知开销率的影响



(a)平均归一化吞吐量与信噪比关系



(b)平均感知开销率与信噪比关系

图 6 信噪比对平均归一化吞吐量和平均感知开销率的影响

采样数相应减少,有利于提高平均归一化吞吐量和降低平均感知开销率,所以 3 种方法有相近的检测性能。可见,MSD 法比 SD 和 SED 法更适用于低信噪比下的快速频谱感知和大吞吐量数据传输。

5 结 论

为了克服传统频谱感知方法在低信噪比下采样数据量大、系统吞吐量低的问题,本文提出了一种采用分组数据的序贯频谱感知方法。该方法结合序贯检测法和序贯能量检测法,对采样数据进行分组形成超采样,推导超采样的似然比表达式,然后依次对超采样序列进行粗细相间隔的混合序贯检测,有效增加了数据传输时长和系统吞吐量,提高了频谱利用率。利用最优化理论的数学推导和牛顿迭代方法以及基于蒙特卡罗方法的仿真实验都验证了存在最大化系统吞吐量的最优虚警概率。仿真结果表明,与传统的序贯检测法和序贯能量检测法相比,本文方法在低信噪比下能显著增加系统吞吐量,并具有低感知开销率的优点。

参考文献:

[1] MITOLA J. Cognitive radio: an integrated agent architecture for software defined radio [D]. Stockholm, Sweden: Royal Institute of Technology, 2000.

[2] 高锐, 李赞, 司江勃, 等. 一种双重序贯检测的协作频谱感知方法 [J]. 西安交通大学学报, 2014, 48(4): 102-108.

GAO Rui, LI Zan, SI Jiangbo, et al. Cooperative spectrum sensing method by dual sequential detection [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2014, 48(4): 102-108.

[3] LOPEZ B M, CASADEVALL F. Improved energy detection spectrum sensing for cognitive radio [J]. IET Communications, 2012, 6(8): 785-796.

[4] WALD A. Sequential analysis [M]. New York, USA: John Wiley & Sons, 1947.

[5] CHUNG W H. Sequential likelihood ratio test under incomplete signal model for spectrum sensing [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2013, 12(2): 494-503.

[6] KUNDARGI N, TEWFIK A. A performance study of novel sequential energy detection methods for spectrum sensing [C] // Proceedings of the IEEE Acoustics Speech and Signal Processing. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2010: 3090-3093.

(下转第 150 页)