

基于信道历史状态感知信息的频谱感知方法

刘玉磊¹, 梁俊¹, 肖楠¹, 袁小刚², 张振浩¹

(1. 空军工程大学信息与导航学院, 陕西 西安 710077;

2. 解放军驻兰州大学、兰州交通大学选培办, 甘肃 兰州 730070)

摘要: 针对卫星认知网络环境中待检测信号强度不断变化的特点, 为了突破传统能量检测的性能极限, 提出一种基于信道历史状态信息的频谱感知方法。首先, 通过建立具有遗忘机制的信道历史状态判决模型实现对当前时刻信道状态的判决; 在此基础上, 额外增加基于前一次检测结果的判决策略, 对该判决模型进行修正, 以削弱模型中各参数的影响, 同时采用基于带宽的感知方案来进一步降低干扰概率; 最后, 通过理论分析和仿真验证了该方法较传统能量检测算法的性能有所提升。

关键词: 频谱感知; 能量检测; 遗忘机制; 历史信道状态信息

中图分类号: TN915

文献标识码: A

Spectrum sensing method based on past channel sensing information

LIU Yu-lei¹, LIANG Jun¹, XIAO Nan¹, YUAN Xiao-gang², ZHANG Zhen-hao¹

(1. Institute of Information and Navigation, Air Force Engineering University, Xi'an 710077, China;

2. PLA Stationed in Reserve Training Office of Lanzhou University, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou 730070, China)

Abstract: According to the characteristic of the signal strength in the cognitive satellite communications network that was continually changing, a novel spectrum sensing method based on the past channel sensing information was proposed to overcome the well-known detection performance limitations of classical energy detection. First, by following the forgetting mechanism, the detection scheme based on the history of past sensing information was presented to make an accurate judgment. Furthermore, in order to weaken the effect of the parameters, an additional process based on the last time sensing was setup. Theoretical analysis and results of extensive simulation demonstrate its improvement on performances.

Key words: spectrum sensing, energy detection, forgetting mechanism, past channel sensing information

1 引言

近年来, 认知无线电 (CR, cognitive radio) 作为一种新的提高现有频谱利用效率的技术手段, 被广泛地应用到现代无线通信系统中。随着 CR 技术在地面网络中的深入与发展, 其在卫星通信网中的应用逐渐得到研究者的关注, 成为一个新的研究领域与热点^[1-4]。在认知无线电系统中, 在不对主用户 (PU, primary users) 造成干扰的前提下, 次用户

(SU, secondary users) 机会式地接入被感知到的暂时未被 PU 使用的空闲频谱进行通信。频谱感知直接决定着 SU 的通信机会, 在 CR 网络中发挥着重要的作用^[5,6]。

目前, 频谱感知方法可以被分为匹配滤波、能量检测和特征抽取 3 种^[7,8]。现有的方法基本都是在感知时间、复杂度和检测能力之间提供了不同的权衡方案, 但是它们的实用性取决于对主用户信号信息的依赖程度。由于能量检测不需要 SU 的任何先

收稿日期: 2016-11-09; 修回日期: 2017-05-17

通信作者: 刘玉磊, huapofeixue@sina.com

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No.61501496); 陕西省自然科学基金资助项目 (No.2012JM8004); 航空科学基金资助项目 (No.2013ZC15008)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (No.61501496), The National Science Foundation of Shaanxi Province (No.2012JM8004), The Aeronautical Science Foundation of China (No.2013ZC15008)

验知识，加之相对简单的实现，所以其得到了广泛的关注和研究。能量检测的检测门限取决于被检测频带的噪声能量，因此，在实际应用过程中能量检测方法需要噪声的方差。大多数基于能量检测的研究方法都是建立在噪声方差是已知的或不随时间变化的常量。然而，实际卫星网络环境中，由于信号空间传播损耗大且卫星通信天线的指向性，导致 SU 接收到来自 PU 的信号功率很小，同时由于信道存在衰落、阴影遮蔽效应，SU 接收到的待检测信号的强度也在不断变化，这将导致能量检测的性能急剧下降^[9]。

为了解决上述问题对能量检测的影响，研究者提出了以下解决方案。文献[10,11]将协作频谱感知和多门限结合以此来应对噪声的不确定性。但是各感知节点间的差异以及融合准则会对检测性能产生较大的影响。文献[12,13]利用信号和噪声相关特性的差异替代噪声方差，尽管提高了算法对噪声的顽健性，但带来了更高的计算复杂度，并且在中等噪声不确定性和实际的信噪比区间内未达到能量检测的性能。文献[14]通过设置一些授权频段的空白信道来对背景噪声方差进行估计，进而实现检测门限的实时调整，但是，却降低了频谱的总体使用效率。文献[15]通过采用分集接收技术将接收到的多径信号能量按一定规则合并起来，从而提高接收信号的信噪比，达到抗衰落的目的，但是不同的分集接收方式对算法的性能影响较大。可见，一种理想的频谱感知方法应该是在提高检测性能的同时，不带来过度的实现和计算代价。基于此，本文利用被检测频带的历史状态信息，提出一种改进的能量检测算法，并从理论和实验 2 个方面分别验证了该算法在能量检测性能上的提升，并且保持着与传统能量检测相同的计算复杂度。

2 系统模型

2.1 网络结构

假设地面无线网络为认知网络，基于 FDMA 的静止轨道卫星（GEO）通信网为授权网络，考虑卫星下行链路的频谱共享问题。地面认知用户通过频谱感知策略发现卫星下行链路空闲授权频谱资源，实现对卫星授权频谱的“机会式”共享，网络结构如图 1 所示。

上述星地混合认知无线网络中主要存在 2 种类型的干扰：卫星信号发射对地面认知用户接收的干

扰（干扰链路 1）和地面认知用户信号发射对卫星地面用户接收的干扰（干扰链路 2）。事实上，由于认知用户接收天线通常并不对准卫星且 GEO 卫星轨道高，卫星对认知用户信号接收的影响基本可以忽略；而地面卫星用户则有可能处在认知用户的有效通信范围内，因此，地面认知用户需要对卫星授权频谱的占用状态进行检测。

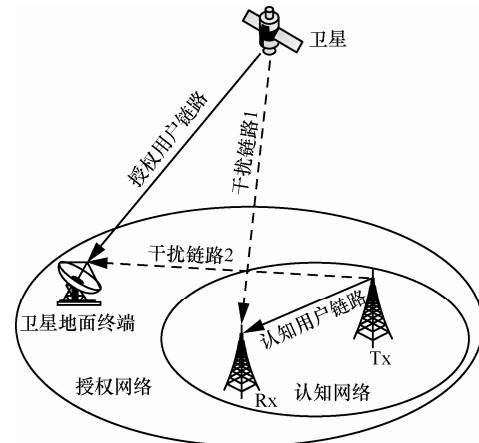


图 1 星地混合认知无线网络应用场景

2.2 频谱检测模型

频谱感知可以被认为是一个二元假设检验问题^[16]：零假设 H_0 表示主用户不存在（频带空闲）；备择假设 H_1 表示主用户存在（频带被占用）。

$$r(m) = \begin{cases} w(m), & m = 1, 2, \dots, M, & H_0 \\ s(m)h(m) + w(m), & m = 1, 2, \dots, M, & H_1 \end{cases} \quad (1)$$

其中， $r(m)$ 为接收到的信号样本， $h(m)$ 为 PU 与 SU 之间的感知信道增益， $s(m)$ 为 PU 的信号样本， $w(m)$ 为噪声样本， M 为在观测间隔（感知周期 t ）内的样本数量。

理想情况下，只有当 PU 存在时才会选择备择假设 H_1 ，反之选择零假设 H_0 ，但实际上，频谱感知算法会产生错误导致漏检和虚警。当 PU 信号存在时，频谱感知结果为零假设 H_0 ，这会导致漏检的发生，引起对 PU 的干扰；而当被感知信道空闲时，频谱感知结果为备择假设 H_1 ，这会导致虚警的产生，使频谱利用率降低。那么频谱感知算法的性能可以通过以下 2 个概率来衡量：检测概率 $P_d = P(H_1 | H_1)$ 或与其互补的漏检概率 $P_m = P(H_0 | H_1) = 1 - P_d$ ；虚警概率 $P_f = P(H_1 | H_0)$ 。本文希望获得较高的检测概率 P_d 和较低的虚警概率 P_f ，如表 1 所示，但是 P_d 与 P_f 之间存在着某种平衡，改善某一性能指标意味着

另一个性能指标的下降。因此，反映 P_d 与 P_f 对应关系的接收特征 (ROC, receiver operating characteristic) 曲线可以较好地衡量频谱感知算法中的参数以及其他因素对算法性能的影响。

表 1 不同 PU 信道状态下判决结果对检测性能的影响

类别	检测状态	当前状态	结果	检测效果
I	H_1	H_1	P_d 提高	较好
II	H_1	H_0	P_f 提高	较差
III	H_0	H_0	P_f 降低	较好
IV	H_0	H_1	P_d 降低	较差

3 传统能量检测

能量检测的基本原理就是通过检测和计算接收信号的能量来判决当前信道状态，其原理如图 2 所示，若接收信号能量高于门限值则认为当前信道被占用 (H_1)，否则当前信道空闲 (H_0)。

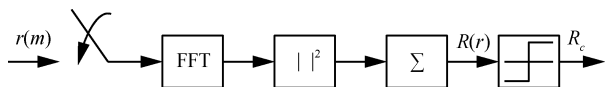


图 2 能量检测的原理

由图 2 可知，能量检测的检测统计量可以表示为

$$R_i(r_i) = \sum_{m=1}^M |r_i(m)|^2 \quad (2)$$

其中， $r_i = (r_i(1), r_i(2), \dots, r_i(M))$ 为第 i 次感知到的信号量， $R_i(r_i)$ 为检测统计量， M 为采样点数。将检测统计量与一个预先给定的门限值 λ 进行比较，得到判决结果为

$$R_c(i) = \begin{cases} 1, & R_i(r_i) \geq \lambda, H_1 \\ 0, & R_i(r_i) < \lambda, H_0 \end{cases} \quad (3)$$

算法 1 传统能量检测

输入 $P_f \in (0,1), M \in \mathbb{N}, L \in \mathbb{N}$

输出 $R_i \in \{H_0, H_1\}$

第 i 次检测

1) 根据设定的 P_f ，计算检测门限值 λ ；

2) 利用采样得到的 M 个信号样本，计算假设检验量 $R_i(r_i)$ ；

3) 若 $R_i(r_i) > \lambda$ ，则 $R_i \leftarrow H_1$ ，否则继续 $R_i \leftarrow H_0$ 。

检测统计量 $R_i(r_i)$ 服从自由度为 $2M$ 的有偏

(H_0) 和无偏 (H_1) 的卡方分布。由检测统计量可以得出检测概率 P_d 和虚警概率 P_f 的表达式。为了避免对 CR 终端的干扰，考虑极端情况下，即在低信噪比环境下，要求信号样本数量足够大 ($M \gg 1$) 以保证检测结果的可靠性。那么，根据中心极限定理，假设检验统计量可以近似为高斯分布^[17]

$$R_i(r_i) \sim \begin{cases} N(M\sigma_w^2, 2M\sigma_w^4), & H_0 \\ N(M(\sigma_x^2 + \sigma_w^2), 2M(\sigma_x^2 + \sigma_w^2)^2), & H_1 \end{cases} \quad (4)$$

其中， σ_x^2 为接收到的信号方差， σ_w^2 为噪声方差。考虑在加性高斯白噪声情况下，能量检测算法的检测概率和虚警概率为

$$P_d^{\text{ED}} = P(R_i(r_i) > \lambda | H_1) = Q\left(\frac{\lambda - M(\sigma_x^2 + \sigma_w^2)}{\sqrt{2M(\sigma_x^2 + \sigma_w^2)^2}}\right) \quad (5)$$

$$P_f^{\text{ED}} = P(R_i(r_i) > \lambda | H_0) = Q\left(\frac{\lambda - M\sigma_w^2}{\sqrt{2M\sigma_w^4}}\right) \quad (6)$$

其中， $Q(\cdot)$ 是标准的高斯互补分布函数。

通常在噪声功率已知的情况下， λ 由可接受的虚警概率 P_f 得到

$$\lambda = (Q^{-1}(P_f^{\text{ED}})\sqrt{2M} + M)\sigma_w^2 \quad (7)$$

将式(7)代入式(5)可得

$$P_d^{\text{ED}}(\gamma) = Q\left(\frac{Q^{-1}(P_f^{\text{ED}})\sqrt{2M} - M\gamma}{\sqrt{2M(1+\gamma)^2}}\right) \quad (8)$$

$$\approx Q\left(Q^{-1}(P_f^{\text{ED}}) - \gamma\sqrt{\frac{M}{2}}\right)$$

其中， $\gamma = \frac{\sigma_x^2}{\sigma_w^2}$ 为 SU 接收机的接收信噪比增益。

4 基于信道状态历史信息能量检测算法

目前，关于授权用户占用行为的规律性的分析从频谱量测的角度主要可以分为时域模型、频域模型和空域模型 3 种^[18-20]。时域模型主要研究各个信道在时间维度上的使用特征，其中，使用最为广泛的是基于两状态马尔可夫链的模型，包括连续时间马尔可夫链、离散时间马尔可夫链模型以及揭示信道忙闲主流时长相关性的时间相关模型^[21-23]。由于在马尔可夫模型的建立过程中涉及状态概率以及状态转移概率，在未知主用户的先验信息的情况下，这些参数的估计方法以及估计精度会对感知结

果产生重要影响。频域模型可以看作是时域模型的扩展，其研究对象为同一频段内多个信道的使用特征，其中，应用最为广泛的是研究并估计信道占用程度分布的模型，如同一频段内的单信道平均占空比服从 Beta 分布或 Kumaraswamy 分布模型^[24]。但是这类分布模型没有考虑测量数据内部的相关性和相似性，不能反映主用户的微小变化。时域和频域模型都致力于重现频谱占用统计特性，空域模型则将重点放在研究认知用户在同一时刻、不同地点所感知到的频谱使用特征问题，这从某种程度上限制了次用户的使用范围^[25-27]。为了克服能量检测算法的缺陷，充分利用信道状态的历史信息，建立具有遗忘机制的信道历史状态模型，在传统能量检测过程中加入一个新的更新机制，提高传统能量检测算法的检测概率。

4.1 具有遗忘机制的信道历史状态判决模型

若可以克服由于卫星认知网络中信号功率瞬时变化造成的误检，则能量检测算法的性能将会进一步提升。因此，在传统能量检测过程中加入一个更新机制，通过当前时刻和前 L 次感知阶段中的信道历史假设检验量 $R_i = \{R_{i-L}(r_{i-L}), R_{i-L+1}(r_{i-L+1}), \dots, R_i(r_i)\}$ 来映射当前的信道状态统计量，若是单纯地通过前 L 次感知阶段中的信道历史的平均假设检验量 $\mathbb{R}_i^{\text{ave}}(R_i) = \frac{1}{L} \sum_{j=i-L}^{i-1} R_j(r_j)$ 来反映当前信道状态，则会

导致过去的某一信道状态（尤其是当过去某一时刻 PU 信号能量值较高时）对当前状态的过度影响。这里充分考虑信道的历史统计特性：距当前判决时刻越近，其对当前时刻信道状态的反应越准确^[28]。因此，引入具有遗忘机制的信道历史状态模型，以此更加准确地为当前信道状态的判决提供更加可靠的支撑。遗忘机制通过给历史状态乘上一个带遗忘因子的时间衰减函数，使越早期的信道状态被遗忘得越多，越近期的状态被遗忘得越少，这样在计算 $\mathbb{R}_i^{\text{ave}}(R_i)$ 时，早期信道状态检测统计量的权重被降低，而近期信道状态检测统计量的权重被增加，从而到达所计算出的 $\tilde{\mathbb{R}}_i^{\text{ave}}(R_i)$ 更能反映 PU 信道近期真实的活动状态。

为了描述信道状态的动态性，使 $\tilde{\mathbb{R}}_i^{\text{ave}}(R_i)$ 更真实地反映当前信道状态统计量，考虑前 L 次检测的统计量的遗忘性，即过去的每次检测统计量 $R_j(r_j), j = i-L, i-L+1, \dots, i-1$ 乘以一个时间衰减

函数 $f(j, t)$ ，其中， $f(j, t)$ 取指数衰减形式^[29]

$$f(j, t) = e^{-\eta(i-j)t} \quad (9)$$

其中， η 为遗忘因子，控制遗忘速度。

归一化后的时间衰减函数为

$$\begin{aligned} \tilde{f}(j, t) &= \frac{f(j, t)}{\sum_{j=i-L}^{i-1} f(j, t)} \\ &= \frac{e^{-\eta(i-j)t}}{\sum_{j=i-L}^{i-1} e^{-\eta(i-j)t}} \end{aligned} \quad (10)$$

在引入时间衰减函数 $\tilde{f}(j, t)$ 后， $\tilde{\mathbb{R}}_i^{\text{ave}}(R_i)$ 变为

$$\begin{aligned} \tilde{\mathbb{R}}_i^{\text{ave}}(R_i) &= \sum_{l=1}^L \tilde{f}(i-L+l, t) R_{i-L+l}(r_{i-L+l}) \\ &= \frac{\sum_{l=1}^L e^{-\eta(L-l)t} R_{i-L+l}(r_{i-L+l})}{\sum_{j=i-L}^{i-1} e^{-\eta(i-j)t}} \end{aligned} \quad (11)$$

遗忘因子 η 控制着遗忘速度，对其取值的讨论如下。

- 1) 当 $\eta = 0$ 时，没有遗忘，所有历史信道状态统计量重要性均相同，退化到没有增加时间权重的情况。
- 2) 当 $\eta = \infty$ 时，所有历史信道状态统计量权重都衰减为 0，表示不能根据过去的经验预测未来。
- 3) 当 $0 < \eta < \infty$ 时， η 越大，权重随时间衰减越快，代表较久的历史信道状态统计量重要性降低程度越大，系统对真实信道状态的变化反应越迅速，但同时信息量的损失也越大； η 越小，衰减越慢，代表较久的历史信道状态统计量重要性降低程度越小，同时信息量的损失也越小。

一般遗忘因子 η 的选取取决于 PU 信道从空闲到占用的转移概率 ϑ 。相比于线性函数和指数函数，对数函数在其区间内严格单调递增，并且变化率在函数值较小时数值比较大，随着函数值增大，变化率的数值迅速减小，这种性质符合上述遗忘特性，因此更适合作为遗忘因子。本文将选取遗忘因子 $\eta = \lg\left(\frac{1}{1-\vartheta}\right)$ 。

如果在 $R_i(r_i)$ 低于 λ 的情况下，则基于 $\tilde{\mathbb{R}}_i^{\text{ave}}(R_i)$ 进行额外的检测，从而避免被 PU 占用的信道由于信号瞬时功率的下降导致误检现象的发生。在检测的过程中若检测统计量 $R_i(r_i) < \lambda$ ，但

是通过信道历史状态信息计算的检测量 $\tilde{\mathbb{R}}_i^{\text{avg}}(R_i)$ 高于门限 λ , $\tilde{\mathbb{R}}_i^{\text{avg}}(R_i) > \lambda$, 这在很大程度上意味着 PU 信号确实存在, 只是该时刻的信号功率较低导致的, 因此信道应该被检测为占用 (H_1)。另一方面, 若检测统计量 $R_i(r_i) < \lambda$, 且检测量 $\tilde{\mathbb{R}}_i^{\text{avg}}(R_i) < \lambda$, 这意味着信道确实是空闲的 (H_0)。

4.2 性能分析

由于检验统计量 $R_i(r_i)$ 相互独立, 且在样本数量足够大时服从正态分布, 那么 $\tilde{\mathbb{R}}_i^{\text{avg}}(R_i)$ 为相互独立且同高斯分布随机变量的均值, 其也服从正态分布

$$\tilde{\mathbb{R}}_i^{\text{avg}}(R_i) \sim N(\tilde{\mu}_{\text{avg}}, \tilde{\sigma}_{\text{avg}}^2) \quad (12)$$

这里, $\tilde{\mu}_{\text{avg}}$ 和 $\tilde{\sigma}_{\text{avg}}^2$ 分别为

$$\tilde{\mu}_{\text{avg}} = \sum_{j=i-L}^{i-1} \tilde{f}(j,t) \mathbf{R}_c(j) M(\sigma_x^2 + \sigma_w^2) + \sum_{j=i-L}^{i-1} \tilde{f}(j,t) (1 - \mathbf{R}_c(j)) M \sigma_w^4 \quad (13)$$

$$\tilde{\sigma}_{\text{avg}}^2 = \sum_{j=i-L}^{i-1} \tilde{f}^2(j,t) \mathbf{R}_c(j) 2M(\sigma_x^2 + \sigma_w^2)^2 + \sum_{j=i-L}^{i-1} \tilde{f}^2(j,t) (1 - \mathbf{R}_c(j)) 2M \sigma_w^4 \quad (14)$$

其中, $\mathbf{R}_c = \{R_c(i-L), R_c(i-L+1), \dots, R_c(i-1)\}$ 为前 L 次信道的状态结果向量, $l \in [0, L]$ 为在前 L 次检测中 PU 信号确实存在的次数, 即向量 \mathbf{R}_c 中元素为 1 的个数。值得注意的是, \mathbf{R}_c 的实际值是未知的, 仅仅知道是通过检测算法得出的判决结果。考虑极端情况, 当 $l=0$ 和 $l=L$ 时, 也就是信道在 L 次检测过程中一直是空闲 ($l=0$) 或占用 ($l=L$) 状态。

$$\begin{aligned} P_d^{\text{ED-PCS}} &= P(R_i(r_i) > \lambda | H_1) + \\ &P(\tilde{\mathbb{R}}_i^{\text{avg}}(R_i) > \lambda, R_i(r_i) \leq \lambda | H_1) \\ &= P(R_i(r_i) > \lambda | H_1) + P(\tilde{\mathbb{R}}_i^{\text{avg}}(R_i) > \lambda | R_i(r_i) \leq \lambda, H_1) P(R_i(r_i) \leq \lambda | H_1) \end{aligned} \quad (15)$$

$$\begin{aligned} P_f^{\text{ED-PCS}} &= P(R_i(r_i) > \lambda | H_0) + \\ &P(\tilde{\mathbb{R}}_i^{\text{avg}}(R_i) > \lambda, R_i(r_i) \leq \lambda | H_0) \\ &= P(R_i(r_i) > \lambda | H_0) + P(\tilde{\mathbb{R}}_i^{\text{avg}}(R_i) > \lambda | R_i(r_i) \leq \lambda, H_0) P(R_i(r_i) \leq \lambda | H_0) \end{aligned} \quad (16)$$

由于 $\tilde{\mathbb{R}}_i^{\text{avg}}(R_i)$ 不包含 $R_i(r_i)$, 因此 $\tilde{\mathbb{R}}_i^{\text{avg}}(R_i)$ 与 $R_i(r_i)$ 完全独立。为了准确反映被感知信道上信号的能量, 用来计算 $\tilde{\mathbb{R}}_i^{\text{avg}}(R_i)$ 检验统计量的个数需要

尽量得多, 同时对于大量的样本数据, 其样本均值不受某一个样本值的影响。基于此, 当 L 足够大时, 即 $L \rightarrow \infty$ 时, 可认为 $\tilde{\mathbb{R}}_i^{\text{avg}}(R_i)$ 与 $R_i(r_i)$ 相互独立, 无论第 i 次检测的信道状态是空闲或占用, 那么, 则有

$$\begin{aligned} P(\tilde{\mathbb{R}}_i^{\text{avg}}(R_i) > \lambda | R_i(r_i), H_x) &\approx P(\tilde{\mathbb{R}}_i^{\text{avg}}(R_i) > \lambda | H_x) \\ &\approx P(\tilde{\mathbb{R}}_i^{\text{avg}}(R_i) > \lambda) \end{aligned} \quad (17)$$

其中, H_x 可以是 H_0 或 H_1 。由于 $\tilde{\mathbb{R}}_i^{\text{avg}}(R_i)$ 不包含 $R_i(r_i)$, $\tilde{\mathbb{R}}_i^{\text{avg}}(R_i)$ 与 $R_i(r_i)$ 完全独立, 则有

$$\begin{aligned} P_d^{\text{ED-PCS}(L \rightarrow \infty)} &= P(R_i(r_i) > \lambda | H_1) + P(R_i(r_i) \leq \lambda | H_1) P(\tilde{\mathbb{R}}_i^{\text{avg}}(R_i) > \lambda | H_1) \\ &= P_d^{\text{ED}} + (1 - P_d^{\text{ED}}) Q\left(\frac{\lambda - \tilde{\mu}_{\text{avg}}}{\tilde{\sigma}_{\text{avg}}}\right) \end{aligned} \quad (18)$$

$$\begin{aligned} P_f^{\text{ED-PCS}(L \rightarrow \infty)} &= P(R_i(r_i) > \lambda | H_0) + P(R_i(r_i) \leq \lambda | H_0) P(\tilde{\mathbb{R}}_i^{\text{avg}}(R_i) > \lambda | H_0) \\ &= P_f^{\text{ED}} + (1 - P_f^{\text{ED}}) Q\left(\frac{\lambda - \tilde{\mu}_{\text{avg}}}{\tilde{\sigma}_{\text{avg}}}\right) \end{aligned} \quad (19)$$

由于 $P_d^{\text{ED}}, P_f^{\text{ED}}, Q(\cdot) \in [0, 1]$, 则 P_d 与 P_f 的上下界分布为 $P_d^{\text{ED}} \leq P_d^{\text{ED-PCS}} \leq 1$ 和 $P_f^{\text{ED}} \leq P_f^{\text{ED-PCS}} \leq 1$ 。可以看出 ED-PCS 算法可以提升 ED 算法的检测性能, 但是以牺牲虚警概率为代价。在认知无线网络中通常对最大干扰有要求 (如 IEEE 802.22 协议要求频谱感知 SU 终端的虚警概率 $P_f \leq 0.1$), 对于 $\gamma \geq \gamma_{\min}$ 有 $P_d(\gamma) \geq P_d^{\min}$ 。若 $M=1000, P_f^{\text{ED}}=0.1$, 对于目标检测概率 $P_d^{\text{ED}}=0.9$ 满足相应的 SNR 门限值为 $\gamma_{\min} = -9.15$ dB, 此 SNR 可以反映在比较差的情况下, ED-PCS 较 ED 的性能优劣程度^[30]。因此, 为了比较 ED-PCS 算法与 ED 算法在 P_d 与 P_f 上的性能, 在 $\gamma = -9.15$ dB, $M=1000$ 时, PU 信道转移概率 $\vartheta=0.5$, 即 PU 信道的占用与否是完全随机的, 图 3 给出了在极端情况 $l=0$ 和 $l=L$ 下, 不同 L 下 ED-PCS 算法的 ROC 随 l 的变化曲线, 其中, $l=0$ 和 $l=L$ 分别意味着信道在 L 次检测过程中一直是空闲 ($l=0$) 或占用 ($l=L$) 状态; 图 4 给出了在 $L=2$ 和 $L=3$ 时, ED-PCS 算法的 ROC 随不同历史信道状态结果向量 \mathbf{R}_c 的变化曲线。

由图 3 可知, ED-PCS 的性能随着 L 的增加性能有所提升 ($L>5$ 以后性能提升幅度减弱), 表

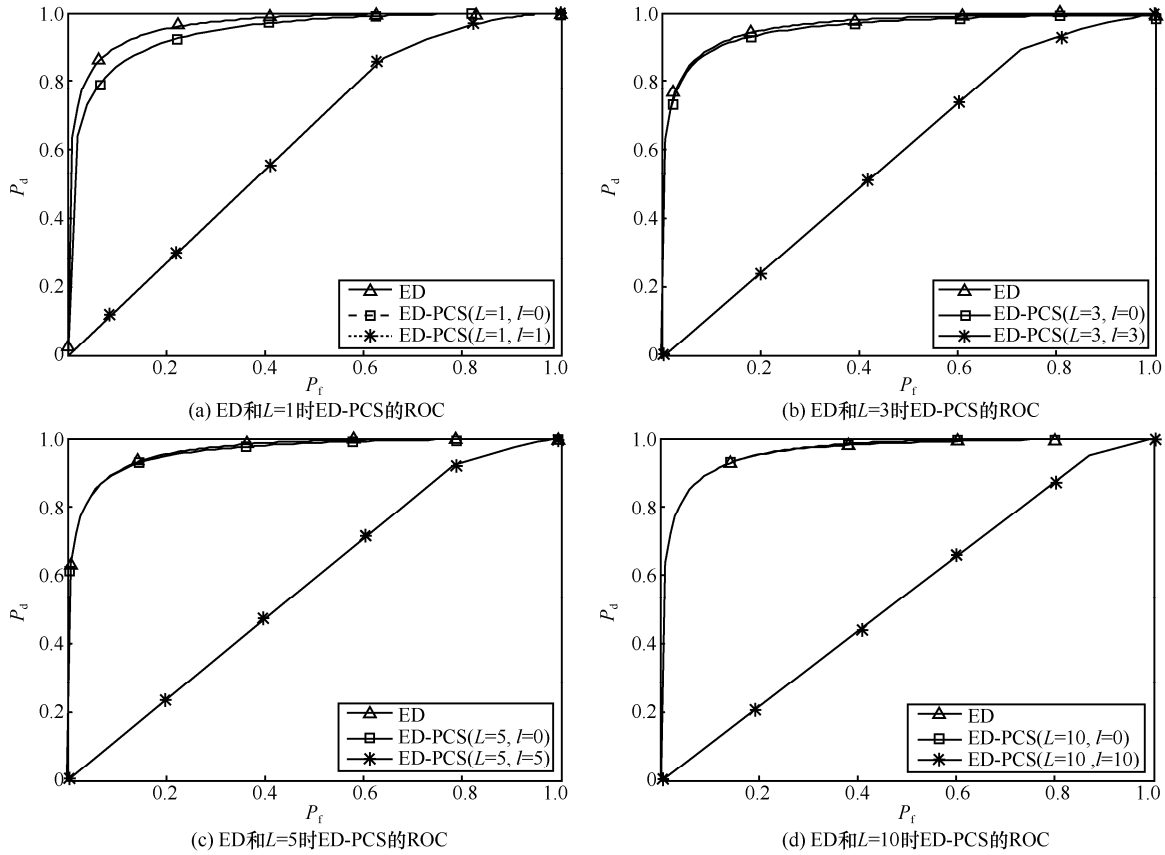


图 3 极端情况下 ED 和 ED-PCS 的 ROC 曲线

明历史信道状态信息在一定程度上对当前信道状态的判决有一定作用，虽然 ED-PCS 的性能受 PU 活动 (l 取值) 的影响，但是其总体性能较 ED 算法较差。这是由于 ED-PCS 算法额外的判决会导致 P_f 的增加，当第 i 次检测正好处于 PU 刚刚将信道释放的时刻， $R_i(r_i) < \lambda$ ，但是由于前几次检测时 PU 存在，考虑最坏的情况，即前 L 次 PU 都存在，会使 $\tilde{R}_i^{avg}(R_i) > \lambda$ ，从而造成一定程度上的虚警。随着检测 PU 存在次数 (l) 的增加， $\tilde{R}_i^{avg}(R_i)$

的值会变得越来越来，使虚警概率 P_f 增加；随着 l 值变小，ED-PCS 算法的性能逐步接近传统 ED 算法的性能。在相同的虚警概率下，即当 $P_f^{ED} = P_f^{ED-PCS} \neq 1$ 时，考虑 $L \rightarrow \infty$ 的极端情况，由式 (19) 可知 $\lambda_{ED-PCS} = \tilde{\mu}_{avg}$ ，代入式 (18) 可得 $P_d^{ED} = P_d^{ED-PCS}$ ，即 ED-PCS 的性能上限为 ED。在一般情况下，即 L 较小时，随着 l 增加， $\tilde{\mu}_{avg}$ 会越来越大，而判决门限 λ_{ED-PCS} 会随之增大，导致 P_d^{ED-PCS} 降低。图 4 也进一步印证了这一现象。

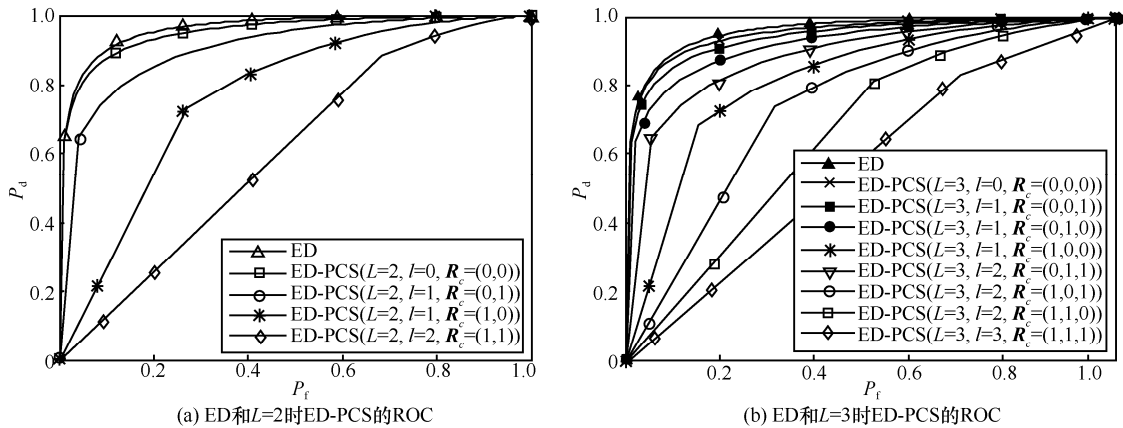


图 4 不同 R_c 下 ED 和 ED-PCS 的 ROC 曲线

5 修正后的基于信道状态历史信息的能量检测算法

5.1 修正方案

由 3.2 节的分析和讨论，ED-PCS 算法的性能受 L 、 l 以及 R_c 的影响，尤其是 l 和 R_c 对算法的性能影响较为严重，为了降低 ED-PCS 算法虚警概率的同时保证检测性能的提升，对 ED-PCS 算法进行修正。进一步观察图 4 可知，在相同的 l 值下，ED-PCS 的性能也有差异：随着历史信道状态结果为 1 的时刻距当前时刻越远，ED-PCS 的性能越差。因此，可以得出前一时刻的信道检测状态对当前时刻的信道状态的判决有着比较重要的影响。因此，这里对 ED-PCS 算法进行以下修正：额外地增加基于前一次检测结果的判决机制，以此来减小 l 的取值对算法的影响。当 $R_i(r_i) < \lambda$ 且 $\bar{R}_i^{avg}(R_i) > \lambda$ 时，若 $R_{i-1}(r_{i-1}) > \lambda$ ，则意味着由于 PU 信号瞬时能量的降低导致 $R_i(r_i) < \lambda$ ，此时应该判定为 H_1 ；若 $R_{i-1}(r_{i-1}) < \lambda$ 则意味着由于 PU 信道释放导致 $R_i(r_i) < \lambda$ ，此时应该判定为 H_0 。

在传统基于时间的频谱感知方法中，会有专门的一个时隙用于频谱感知，如图 5 所示。在传输数据之前，SU 在每一帧开始时进行频谱感知，只有当 PU 被检测为不存在时，SU 才会占用 PU 信道进行数据传输，否则，SU 必须转移到其他空闲信道。在传统方法中，SU 在进行传输之前只能进行感知。这就使 SU 不能在其传输的同时感知 PU 的活动情况；一旦 PU 重新出现，链路会对 PU 带来严重的干扰，如图 5 所示，因此，传统感知策略不能保证对 PU 实时的频谱感知。在传统感知方案中，假设每一帧的时间为 T ，感知时间为 αT ，其中， $0 < \alpha < 1$ 。根据奈奎斯特采样定理，若 PU 的带宽为 B ，则最小的采样频率为 $f_s = 2B$ 。那么最小样本数量为 $M = 2\alpha TB$ 。



图 5 基于时间的频谱感知模型

为了实现对 PU 信道状态的实时感知，提出一种基于带宽的频谱感知方案，也就是分配一定的带宽用于频谱感知，SU 将这部分带宽专门用于频谱

感知，利用剩余的带宽进行数据传输，如图 6 所示。由于数据传输和频谱感知在整个信道带宽内同步实现，因此 SU 可以在整个帧内，实时地检测 PU 的活动状态。SU 一旦检测到 PU 存在，则立即释放 PU 信道从而避免对 PU 带来干扰。尽管与传统感知方案相比，这种实时检测会在一定程度上降低数据传输带宽，但是 SU 可以实时地检测 PU 状态，很大程度上降低由于 PU 突然出现对其造成的干扰。若信道带宽为 B ，感知带宽为 αB ，其中， $0 < \alpha < 1$ ，则根据奈奎斯特采样定理最小样本数量为 $M = 2T\alpha B$ ，与传统的基于时间感知方法的最小样本数量 M 一致。



图 6 基于带宽的频谱感知模型

由于不同波形的信号在信道带宽 B 内能量分布不同，使在感知带宽 αB 内不同波形的信号能量不同，传输的信号波形对基于带宽的频谱感知方案是有一定影响的。假设信道带宽内噪声能量不变且服从均匀分布，若信号能量在带宽内服从均匀分布，则传输波形对感知不会产生影响，否则传输波形会对能量检测算法中的接收信噪比增益 $\gamma = \frac{\sigma_x^2}{\sigma_w^2}$ 产生影响，也就是传输信号波形的不同会导致接收信噪比增益 γ 产生变化。MED-PCS 算法在不同虚警概率下，随着信噪比的变化曲线如图 7 所示。

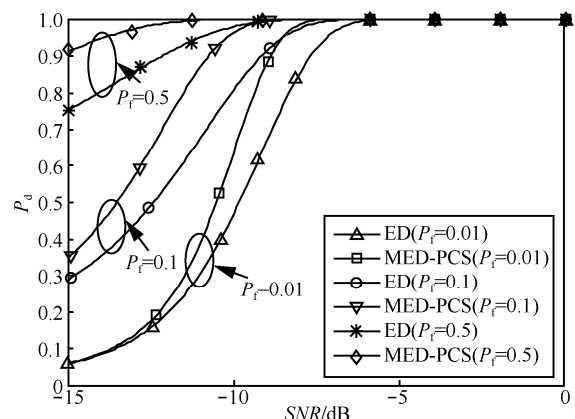


图 7 不同 SNR 下 ED 和 MED-PCS 的检测性能曲线

在 $M=1000, P_f=0.1$ 的情况下, 对于 2 种算法满足目标检测概率 $P_d^{\text{Target}}=0.9$ 时的相应 SNR 门限为 $\gamma_{\text{MED-PCS min}}=-10.55$ dB, $\gamma_{\text{ED min}}=-9.15$ dB。可见在满足同等要求的条件下, MED-PCS 算法较 ED 算法在 SNR 方面提升了 1.4 dB。若感知带宽 αB 内信号的能量占带宽 B 内信号能量的 $\beta(0 \leq \beta \leq 1)$ 倍, 则感知带宽 αB 内的信噪比为

$$\gamma_{\text{sense}} = \frac{\beta \sigma_x^2}{\alpha \sigma_w^2} = \left(\frac{\beta}{\alpha} \right) \gamma \quad (20)$$

感知带宽内的信噪比 γ_{sense} 与整个带宽内的信噪比 γ 相比变化了 $10 \lg \left(\frac{\beta}{\alpha} \right)$, 若仍要保持 MED-PCS 算法较 ED 算法的优势, 则需要满足

$$10 \lg \left(\frac{\beta}{\alpha} \right) \geq -1.4 \quad (21)$$

解得 $\beta \geq 0.73\alpha$, 即当基于带宽的感知策略的能量比 (β) 大于基于时间感知策略的时间比 (α) 的 0.73 倍时, 基于带宽的感知策略的感知性能要优于基于时间的感知策略。因此在选择感知带宽时, 需要尽量选取带宽内信号能量大的部分带宽作为感知带宽。本文为了消除感知信号波形对该策略的影响, 取 $\beta = \alpha$, 感知带宽内的信噪比与带宽内的信噪比相同, 即 $\gamma_{\text{sense}} = \gamma$ 。

修正后的基于信道状态历史信息的能量检测 (MED-PCS, modified energy detection based on past channel states) 算法的具体步骤如算法 2 所示。

算法 2 修正后的基于信道状态历史信息的能量检测

输入 $P_f \in (0,1), M \in \mathbb{N}, L \in \mathbb{N}$

输出 $R_i \in \{H_0, H_1\}$

第 i 次检测

1) 根据设定的 P_f , 计算检测门限值 λ ;

2) 利用采样得到的 M 个信号样本, 计算假设检验量 $R_i(r_i)$;

3) 利用历史信道状态检验量 $\{R_{i-L+1}(r_{i-L+1}), R_{i-L+2}(r_{i-L+2}), \dots, R_{i-1}(r_{i-1}), R_i(r_i)\}$, 计算引入遗忘因子的检验量 $\tilde{R}_i^{\text{avg}}(R_i)$;

4) 若 $R_i(r_i) > \lambda$, 则 $R_i \leftarrow H_1$, 否则继续;

5) 若 $\tilde{R}_i^{\text{avg}}(R_i) > \lambda$, 则执行步骤 6), 否则 $R_i \leftarrow H_0$;

6) 若 $R_{i-1}(r_{i-1}) > \lambda$, 则 $R_i \leftarrow H_1$, 否则 $R_i \leftarrow H_0$ 。

5.2 理论性能分析

1) 检测概率和虚警概率

由式(4)和式(12)~式(14)可以认为检测统计量 $R_i(r_i)$ 、 $R_{i-1}(r_{i-1})$ 和 $\tilde{R}_i^{\text{avg}}(R_i)$ 服从正态分布。因此, MED-PCS 算法的 P_d 和 P_f 为

$$\begin{aligned} P_d^{\text{MED-PCS}} &= P(R_i(r_i) > \lambda | H_1) + P(R_i(r_i) \\ &\leq \lambda | H_1) P(\tilde{R}_i^{\text{avg}}(R_i) > \lambda) P(R_{i-1}(r_{i-1}) > \lambda | H_1) \\ &= P_d^{\text{ED}} + (1 - P_d^{\text{ED}}) Q \left(\frac{\lambda - \tilde{\mu}_{\text{avg}}}{\tilde{\sigma}_{\text{avg}}} \right) P_d^{\text{ED}} \end{aligned} \quad (22)$$

$$\begin{aligned} P_f^{\text{MED-PCS}} &= P(R_i(r_i) > \lambda | H_0) + P(R_i(r_i) \\ &\leq \lambda | H_0) P(\tilde{R}_i^{\text{avg}}(R_i) > \lambda) P(R_{i-1}(r_{i-1}) > \lambda | H_0) \\ &= P_f^{\text{ED}} + (1 - P_f^{\text{ED}}) Q \left(\frac{\lambda - \tilde{\mu}_{\text{avg}}}{\tilde{\sigma}_{\text{avg}}} \right) P_f^{\text{ED}} \end{aligned} \quad (23)$$

2) 干扰概率

在基于时间的频谱感知方法中, SU 对 PU 的干扰主要为 SU 对 PU 的漏检以及正确检测后 PU 重新出现。因此, SU 的干扰概率可以表示为

$$P_i^{\text{ED}} = P(H_1) \left((1 - P_d^{\text{ED}}) + P_d^{\text{ED}} \frac{T-t}{T} e^{-\vartheta T} \right) \quad (24)$$

其中, ϑ 为 PU 信道从空闲到占用的转移概率。

在基于带宽的频谱感知方法中, SU 可以对 PU 状态进行实时检测, 因此只有 SU 对 PU 漏检时才会产生干扰。那么 SU 的干扰概率可以表示为

$$P_i^{\text{MED-PCS}} = P(H_1) (1 - P_d^{\text{MED-PCS}}) \quad (25)$$

显然, $P_i^{\text{ED}} > P_i^{\text{MED-PCS}}$ 。

3) 复杂度

在算法复杂度方面, ED 和 MED-PCS 算法的计算代价可以通过比较算法 1 和算法 3 的计算量。首先, $R_i(r_i)$ 的计算对于 2 种算法一样都是需要 M 个元素进行 $M-1$ 次累加。除此之外, MED-PCS 需要通过 L 个元素进行 L 次累加和一次除法计算 $\tilde{f}(j, t)$, 然后通过 L 次累加计算 $\tilde{R}_i^{\text{avg}}(R_i)$ 再进行 2 次额外的判决计算, 需要存储每个感知信道最近的 L 个历史信道状态检测统计量。因此, MED-PCS 算法的计算量在可接受的范围内, 尤其是与其他一些较为复杂的算法相比, 例如, 需要计算样本自相关系数的循环平稳特征检测^[31]和需要计算矩阵协方差的协方差检测^[12]。

在样本数量方面, 满足给定检测概率 $P_{d, \text{target}}$ 和虚警概率 $P_{f, \text{target}}$ 的条件下, 每个感知过程中所需的

样本数量 M 是随着信噪比 γ 变化的。ED 算法的样本数量由式(8)可以得出

$$M^{\text{ED}} = 2 \left(\frac{Q^{-1}(P_{f,\text{target}}) - Q^{-1}(P_{d,\text{target}})(1 + \gamma)}{\gamma} \right)^2 \quad (26)$$

考虑在低信噪比情况下 ($\gamma \ll 1$), ED 算法所需样本的数量级为 $O\left(\frac{v}{\gamma^2}\right)$ 。

对于 MED-PCS 算法, 尽管无法得到 M^{ED} 的解析解, 但是可以通过式(20)和式(21)在给定检测概率 P_d 、虚警概率 P_f 和信噪比 γ 的情况下的数值解。本文给出了 2 种算法在满足相同条件下的所需样本数量 M 随 SNR 的变化曲线。可以看出 MED-PCS 算法的样本曲线与 ED 算法的曲线趋势一致, MED-PCS 算法所需样本的数量级也为 $O\left(\frac{1}{\gamma^2}\right)$ 。

6 仿真结果与分析

为了验证本文所提频谱检测策略的有效性, 这里, 对 MED-PCS 的频谱感知性能进行仿真分析。仿真条件如下: 主用户信号为 QPSK 调制, 经

AWGN 信道频率混合后接收端的信号形式为 $s(t) = A_m \cos(2\pi f_c t + \phi) = 0.3 \cos(2000\pi t + \phi)$, 样本数量 $M = 1000$, 信噪比 $\gamma = -9.15 \text{ dB}$ 。PU 信道转移概率 $\vartheta = 0.5$, 即 PU 信道的占用与否完全随机。图 8 和图 9 分别给出了 MED-PCS 在不同条件下的 ROC。

由图 8 可知, MED-PCS 的检测性能要优于 ED, 并且 MED-PCS 的检测性能 $P_d^{\text{MED-PCS}}$ 随 L 的增加略有提升, 通过历史信道状态计算的 $\tilde{\mathbb{R}}_i^{\text{avg}}(R_i)$ 可以更准确地反映信号的真实平均能量, 从一定程度上提高信道状态的准确判决率。但是当 L 的数量增加到一定程度时, 平均信号的能量值已经被准确估计, 这就使 L 的增大并不能带来检测性能的提升。基于图 8, 综合考虑检测性能和存储计算量的折中, 选取 $L=3$ 作为合适的参数, 即 MED-PCS 的修正方案在一定程度上削弱了参数 L 对算法性能的影响, 但是 l 对算法的影响依旧较为严重, 这是由于在前 L 次检测中 PU 信号存在的次数 l 的大小直接加权平均历史检测量 $\tilde{\mathbb{R}}_i^{\text{avg}}(R_i)$ 的大小, 从而影响算法 2 中的步骤 5) 和步骤 6) 导致 MED-PCS 性能的变化。但是从图 9 可以看出, 尽管 l 对算法的性能影响较大, 但是总体要优于传统的 ED 算法。

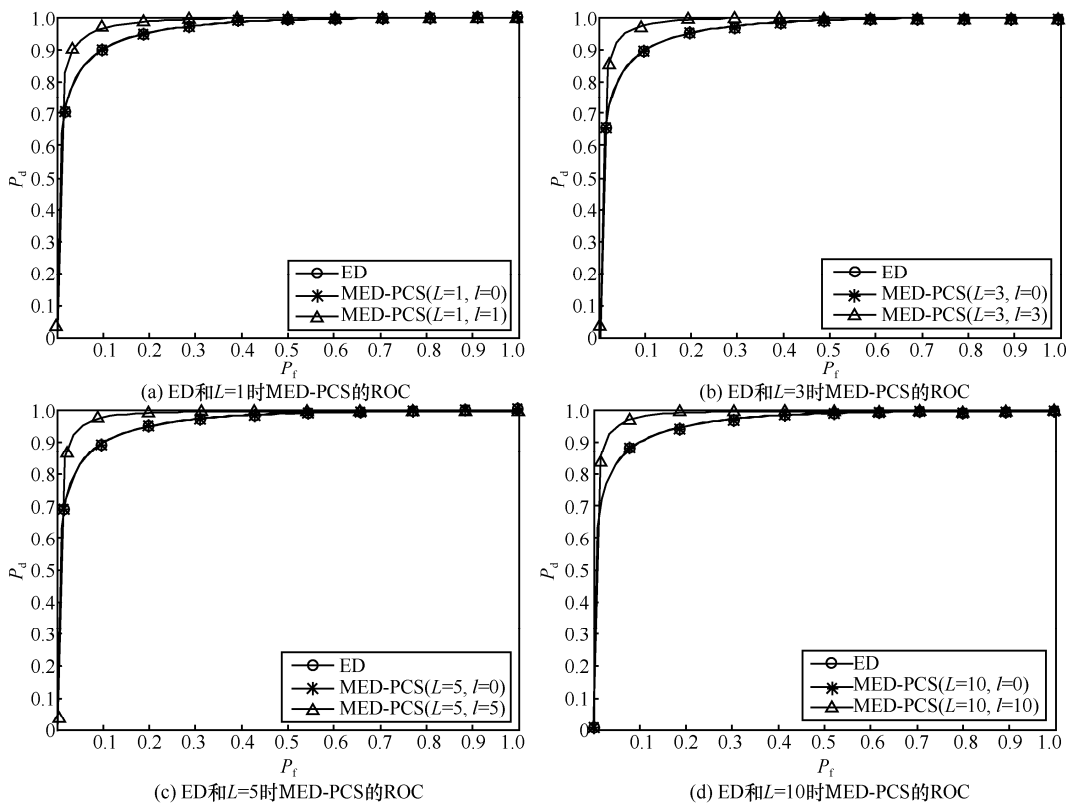


图 8 极端情况下 ED 和 MED-PCS 的 ROC

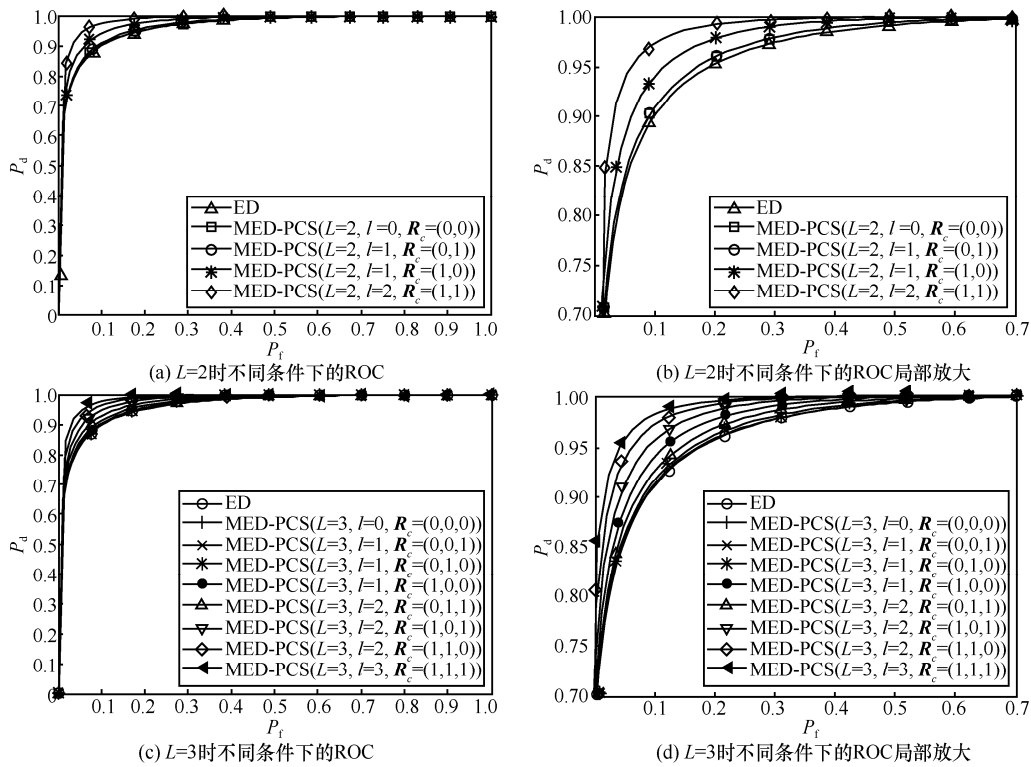


图 9 不同 R_c 下 ED 和 MED-PCS 的 ROC 和局部放大

图 10 给出了在不同样本数量 M 下 MED-PCS 随 L 的性能变化曲线，当 $L=0$ 时，也就意味着 MED-PCS 等效为 ED 算法。对于不同的样本数量 M ，当满足 $P_d^{ED} = 0.9, P_f^{ED} = 0.1$ 时，选取相应的 SNR ， $M=10$ 时， $SNR = 4.28 \text{ dB}$ ； $M=100$ 时， $SNR = -3.54 \text{ dB}$ ； $M=1000$ 时， $SNR = -9.15 \text{ dB}$ 。相应地，对于 MED-PCS 算法的目标虚警概率 $P_{f,target}^{MED-PCS} = 0.1$ 时，分别在 ED 算法满足不同的信噪比下的检测概率 P_d 变化曲线如图 10(a) 所示，在目标检测概率 $P_{d,target}^{MED-PCS} = 0.9$ 时，虚警概率变化曲线如图 10(b) 所示。

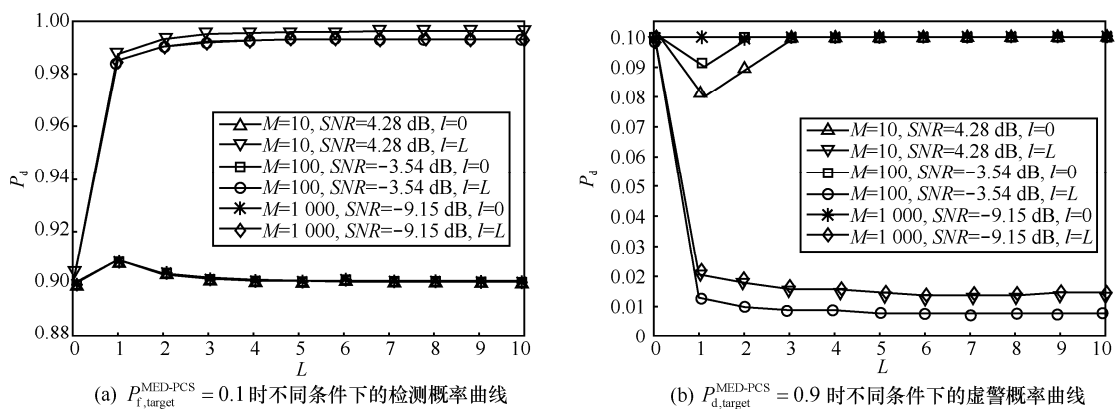


图 10 MED-PCS 算法性能曲线

为了进一步验证 MED-PC 算法较其他基于历史统计信息的感知方法性能的优劣，这里，选取文献[18]基于隐马尔可夫过程的频谱感知方法与文献[21]基于历史统计信息的频谱感知方法进行比较。图 11 给出了各算法在虚警概率 $P_f = 0.1$ 时的 ROC 性能曲线，从图 11 可以看出 HAEE($wk=1$)算法的性能要优于 MED-PCS 在 $L=3, l=0$ 时的性能，MED-PCS 在 $L=3, l=3$ 时的性能和 HBMM($r=10$)算法相当，比 HAEE($wk=1$)和 ED 算法性能优势明显。可以得出 MED-PCS 算法的性能虽然受 l 影响，但是其总体性能在可接受范围内。

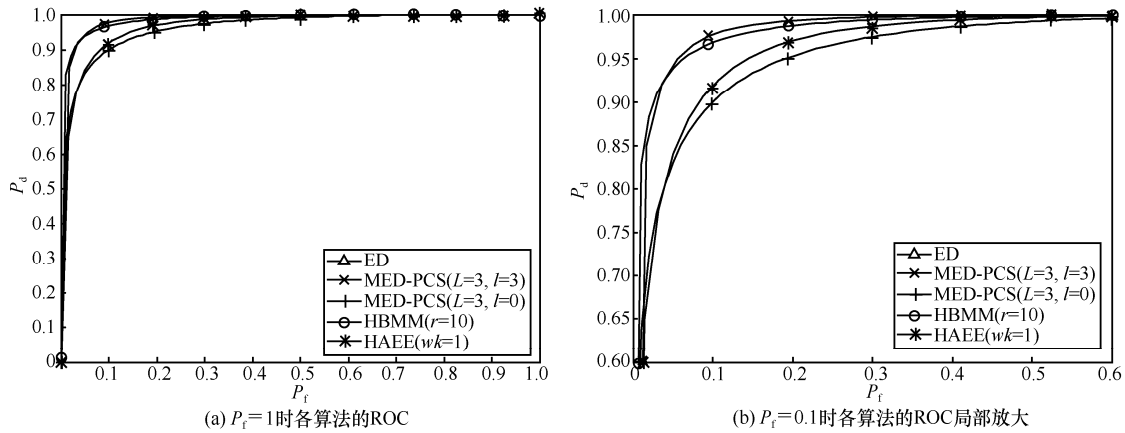


图 11 $P_i = 0.1$ 时各算法的的 ROC 和局部放大

图 12(a)给出了各算法的干扰概率 P_i 随虚警概率 P_f 的变化曲线。可以看出 P_i 随着 P_f 的增加而逐渐降低，表明随着 SU 频谱利用率降低对 PU 的干扰也随之降低。与传统基于时间的频谱感知的方案相比，基于带宽的频谱感知方案的 P_i 更低，这是由于其在进行数据传输的同时可以对 PU 信道状态进行实时检测，从而有效地避免对 PU 的干扰。传统的基于时间的频谱感知方案的 P_i 随着帧时间的增加而增大，但是基于带宽的频谱感知方案却不受帧时间的影响。图 12(b)表明 l 越小 MED-PCS 算法的 P_i 越小，而 MED-PCS 算法受 L 的影响较小。

为了进一步验证分析 MED-PCS 算法的复杂度，图 13 给出了各算法在样本和计算上的复杂度仿真曲线。由图 13(a)可以观察到在信噪比大于 -4dB 时各算法的样本复杂度相差不大，随着信噪

比的降低，HBMM 和 HAEE 算法的样本复杂度较 MED-PCS 和 ED 算法增加趋势较快。MED-PCS 算法的样本复杂度略优于 ED 算法，两者的曲线趋势一致，可以认为 MED-PCS 算法所需样本的数量级也为 $O\left(\frac{1}{\gamma^2}\right)$ 。图 13(b)给出了在配置为 Inter

Core i5-2500 CPU @3.30 GHz 的电脑上利用 Matlab 仿真软件，MED-PCS 和 ED 算法的计算时间。从图 13 的结果可知，MED-PCS 算法在 $L=1$ 与 $L=10$ 时的计算量相当，这就意味着算法 2 中步骤 2) 计算量的影响不大，MED-PCS 算法的额外计算量主要集中在步骤 4) 和步骤 5) 上，随着样本数量的增加，MED-PCS 算法中额外计算量的影响越来越小，尤其是在样本数量级超过 10^4 以后，MED-PCS 与 ED 的计算量相当，优于 HBMM 和 HAEE 算法。

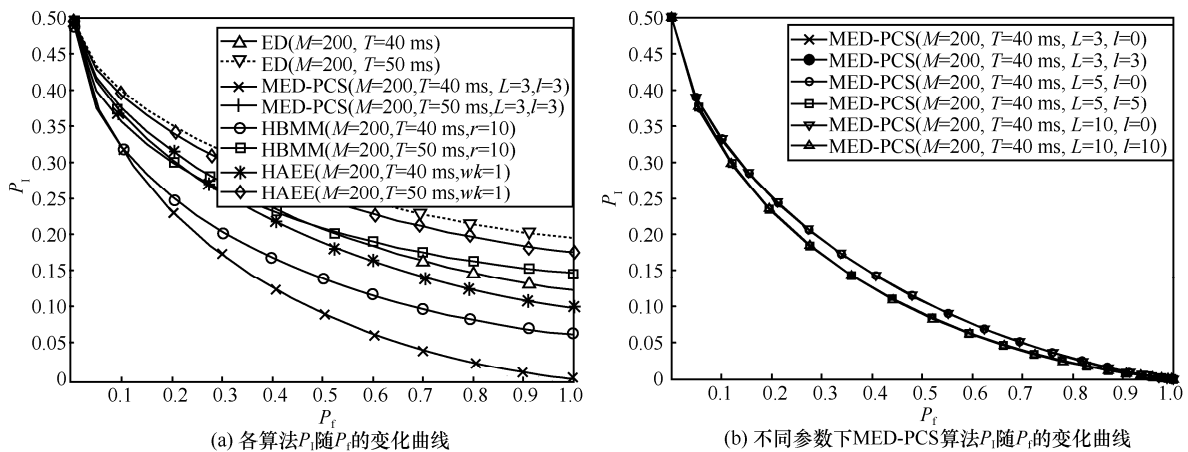


图 12 不同感知方案下的干扰概率对比

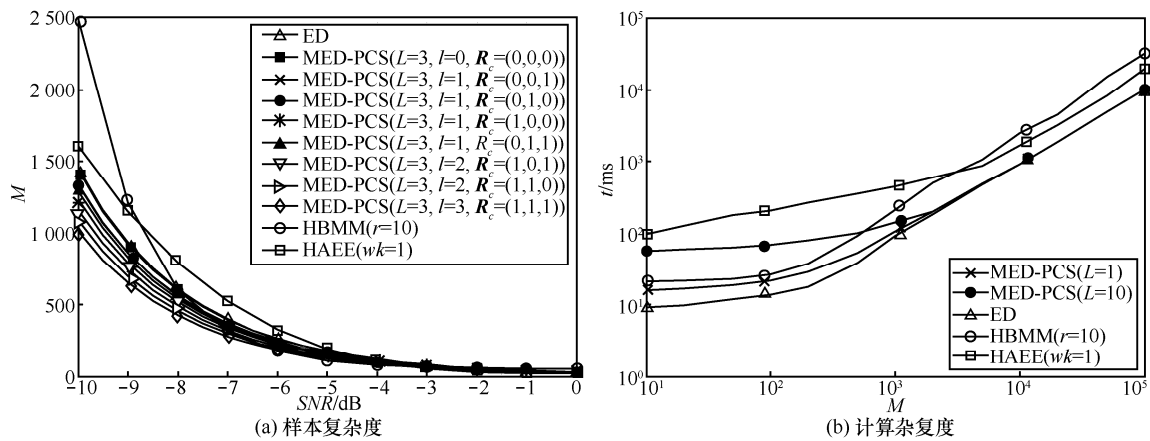


图13 各算法复杂度

7 结束语

本文提出了一种基于历史信道状态信息的能量检测算法,用以解决卫星认知网络中由于空间传输链路特性导致信号瞬时功率下降的问题。通过合理地利用历史信道状态统计量和判决结果在保持原有算法的复杂度和计算量的基础上,有效地提高传统能量检测算法的性能,同时基于带宽的感知方案可以有效减小干扰概率,理论分析和仿真结果验证了该算法较传统能量检测算法的性能有所提升。

参考文献:

- [1] WANG H, NOH G, KIM D, et al. Advanced sensing techniques of energy detection in cognitive radios[J]. Journal of Communications and Networks, 2010, 12(1): 19-29.
- [2] YUCEK T, ARSLAN H. A survey of spectrum sensing algorithm for cognitive radio applications[J]. Science China, 2011, 41(2): 207-218.
- [3] TARCHI D, GUIDOTTI A, ICOLARI V, et al. Technical challenges for cognitive radio application in satellite communications[C]//IEEE International Conference on Cognitive Oriented Wireless Networks. 2014: 136-142.
- [4] SHARMA S K, CHATZINOTAS S, OTTERSTEN B. Cognitive radio techniques for satellite communication systems[C]//IEEE 78th Conference on Vehicular Technology. 2013: 1-5.
- [5] ARIANANDA D D, LASKHMANAN M K, NIKOOKAR H. A survey on spectrum sensing techniques for cognitive radio[J]. International Workshop on Cognitive Radio & Advanced Spectrum Management, 2009: 74-79.
- [6] ELMACHKOUR M, SABIR E, KOBANE A, et al. The greening of spectrum sensing: a minority game-based mechanism design[J]. IEEE Communications Magazine, 2014, 52(12): 150-156.
- [7] SUN H J, NALLANATHAN A, WANG C X. Wideband spectrum sensing for cognitive radio networks: a survey[J]. University of British Columbia, 2013, 20(2): 74-81.
- [8] HAGHIGHAT M, SADOUGH S M S. Cooperative spectrum sensing for cognitive radio networks in the presence of smart malicious users[J]. AEU-International Journal of Electronic and Communications, 2014, 68(6): 520-527.
- [9] 肖楠, 梁俊, 张衡阳, 等. 一种卫星认知无线网络高效频谱感知与分配策略[J]. 东南大学学报(自然科学版), 2014, 44(5): 891-896. XIAO N, LIANG J, ZHANG H Y, et al. High effective spectrum sensing and allocating strategy for satellite cognitive radio networks[J]. Journal of Southeast University(Natural Science Edition), 2014, 44(5): 891-896.
- [10] 陈长兴, 符辉, 牛得智, 等. 基于双门限能量检测的写作频谱感知算法[J]. 系统工程与电子技术, 2013, 35(8): 1472-1476. CHEN C X, FU H, NIU D Z, et al. Cooperative spectrum sensing algorithm based on double-threshold energy detection[J]. Systems Engineering and Electronic, 2013, 35(8): 1472-1476.
- [11] 张学军, 鲁友, 田峰, 等. 基于信任度的双门限协作频谱感知算法[J]. 物理学报, 2014, 63(7): 078401. ZHANG X J, LU Y, TIAN F, et al. Double-threshold cooperative spectrum sensing for cognitive radio based on trust[J]. Acta Physics Science, 2014, 63(7): 078401.
- [12] ZENG Y B, LIANG Y C. Spectrum sensing algorithm for cognitive radio based on statistical covariance[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2009, 58(4): 1804-1815.
- [13] 刘宁, 史浩山, 刘利平, 等. 基于随机矩阵的新型频谱盲感知方法[J]. 西北工业大学学报, 2016, 34(2): 262-267. LIU N, SHI H S, LIU L P, et al. A novel blind spectrum sensing algorithm based on random matrix[J]. Journal of Northwestern Polytechnical University, 2016, 34(2): 262-267.
- [14] LIM C H. Adaptive energy detection for spectrum sensing in unknown white Gaussian noise[J]. IET Communications, 2012, 6(13): 1884-1889.
- [15] 肖楠, 梁俊, 张衡阳, 等. 基于分集接收的卫星认知通信动态频谱感知策略[J]. 中南大学学报(自然科学版): 2016, 47(06): 1959-1966. XIAO N, LIANG J, ZHANG H Y, et al. A dynamic spectrum sensing strategy based on diversity reception for satellite cognitive communication[J]. Journal of Central South University(Science and Technology), 2016, 47(06): 1959-1966.
- [16] 申滨, 喻俊, 黄琼, 等. 基于信号集合势和连续性的认知无线电宽带频谱感知[J]. 电子学报, 2016, 44(8): 1994-2003. SHEN B, YU J, HUANG Q, et al. Signal set cardinality and contiguity based on wideband spectrum sensing for cognitive radio[J]. Acta Electronica Sinica, 2016, 44(8): 1994-2003.
- [17] 刘进, 李赞, 高锐. 低信噪比下采用广义随机共振的能力检测算法[J]. 西安交通大学学报, 2015, 49(6): 27-32.

- LIU J, LI Z, GAO R. An energy detection algorithm using generalized stochastic resonance under low signal-to-noise ratios[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2015, 49(6): 27-32.
- [18] SYED T S, SAFDAR G A. On the usage of history for energy efficient spectrum sensing[J]. IEEE Communications Letters, 2015, 19(3): 407-410.
- [19] NGUYEN T, MARK B L, EPHRAIM Y. Spectrum sensing using a hidden bivariate markov model[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2013, 12(9):4582-4591.
- [20] SALEEM Y, REHMANI H M. Primary radio user activity models for cognitive radio networks: a survey[J]. Journal of Network and Computer Applications, 2014, 43: 1-16.
- [21] LIU B, LI Z, SI J, et al. Blind continuous hidden Markov model-based spectrum sensing and recognition for primary user with multiple power levels[J]. IET Communications, 2015, 9(11):1396-1403.
- [22] GELABERT X, SALLENTO O, REZ-ROMERO J, et al. Spectrum sharing in cognitive radio networks with imperfect sensing: a discrete-time Markov model[J]. Computer Networks, 2010, 54(14): 2519-2536.
- [23] PESCE M, CENTENARO M, BADIA L, et al. Impact of correlated primary transmissions on the design of a cognitive radio inference engine[C]//IEEE International Conference on Communications Workshops. 2016:689-693.
- [24] 冯婷. 认知无线电中频谱占用模型及接入策略研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2015.
FENG T. Research on spectrum occupancy modeling and access schemes in cognitive radio[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2015.
- [25] WELLENS M, HNEN P M. Lessons learned from an extensive spectrum occupancy measurement campaign and a stochastic duty cycle model[J]. Mobile Networks and Applications, 2010, 15(3): 461-474.
- [26] LÓPEZ-BENÍTEZ M, CASADEVALL F. Spatial duty cycle model for cognitive radio[C]//IEEE 21st International Symposium on Personal Indoor and Mobile Radio Communications (PIMRC). 2010: 1631-1636.
- [27] WELLENS M, RIIHJRVI J, HNEN P M. Spatial statistics and models of spectrum use[J]. Computer Communications, 2009, 32(18): 1998-2011.
- [28] EBBINGHAUS H. Memory: a contribution to experimental psychology[J]. Annals of Neurosciences, 2013, 20: 1151-1154.
- [29] ZHAO L J, XIE W L, GAO H O, et al. A rumor spreading model with variable forgetting rate[J]. Physica a Statistical Mechanics & Its Applications, 2013, 392(23): 6146-6154.
- [30] SHELLHAMMER S, CHOUINARD G. Spectrum sensing requirements summary[S]. IEEE 802.22-06/0089r5, 2006.
- [31] 马彬, 方源, 谢显中. 一种主用户随机到达情况下改进的循环平稳特征检测算法[J]. 电子信息学报, 2015, 37(7): 1531-1537.
MA B, FANG Y, XIE X Z. Improved cyclostationary spectrum sensing scheme for primary users randomly arriving[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2015, 37(7): 1531-1537.

作者简介:



刘玉磊 (1990-), 男, 河北大名, 空军工程大学博士生, 主要研究方向为卫星认知通信。



梁俊 (1962-), 男, 安徽马鞍山, 博士, 空军工程大学教授, 主要研究方向为空天信息网络。



肖楠 (1987-), 男, 河南驻马店, 博士, 空军工程大学讲师, 主要研究方向为卫星认知通信。



袁小刚 (1980-), 男, 江苏启东, 博士, 解放军驻兰州大学、兰州交通大学选培办讲师, 主要研究方向为通信网络。



张振浩 (1994-), 男, 河北保定, 空军工程大学硕士生, 主要研究方向为卫星通信。