

摘要

认知无线电技术是目前解决频谱资源稀缺问题的核心技术,频谱感知是保证该技术得以实施的前提。为了保证授权用户的正常传输,同时满足认知用户的速率要求,必须要求认知用户能进行多信道频谱感知,以便发现足够的“频谱空洞”进行频谱接入,并监测频谱活动状态的变化。本论文采用置信传播算法作为解决手段,研究了基于随机信道选择和欠采样技术的多信道频谱感知方法,以及异步OFDMA网络的频谱感知方法,对于认知无线电的频谱感知的研究做出了一定的贡献。

首先研究了基于随机信道选择的多信道频谱感知问题。阐述了本课题的系统模型,分析了检验统计量的渐近概率分布及本模型的等效二部图形式,并引入二部图的经典融合算法——置信传播算法。随后提出了三种频谱感知算法,其核心思想是认知用户随机选择部分信道进行感知,然后采用置信传播等推理算法判决出所有信道的活动状态。方法一中,仅当融合中心接收到足够多的感知信息后才开始置信推理。方法二中,当融合中心一接收到感知信息就开始推理判决,并结合“信道释放”机制,即不对那些已经判决出活动状态的信道进行重复感知,进一步降低感知延迟。方法三中,认知用户将方法一、二中的感知信息进行量化处理,并选择可靠性较高的感知结果发送给融合中心进行融合判决,降低宽带限制。

其次研究了基于欠采样技术的多信道频谱感知问题。阐述了本课题的系统模型及授权用户的时域信号模型,分析了采样速率不满足奈奎斯特采样定律时的频谱混叠方式,并分析了检验统计量的渐近分布及本模型的等效二部图表示。随后提出了一种基于欠采样技术的频谱感知算法,其基本思想是认知用户在每次感知过程中按一定规律选择采样率对整个频谱进行采样感知,并利用置信传播算法对感知信息进行推理判决。最后重点分析了感知算法中的采样率选择问题,证明了认知用户选择授权用户信道带宽的质数倍作为采样速率较好。

然后研究了异步OFDMA网络的频谱感知问题,并重点分析了存在分数倍载波频偏时的频谱感知问题。研究了存在分数倍载波频偏时的各子载波上的接收信号模型以及载波频偏对传统感知算法的影响,给出了最差情况下的虚警概率和检测概率的渐近表达式。随后简化了频域信号的接收模型,提出了一种基于置信传播的感知方法,能有效降低或抑制信道间干扰对频谱感知的影响,大大降低虚警的

发生。最后对能量检测算法进行改进，提出了简化的感知方法，降低了计算复杂度，易于硬件实现。并基于ADSP-TS201，给出了简化的感知方法的DSP实现方法。

关键词：认知无线电、频谱感知、能量检测、合作感知、置信传播算法、欠采样、载波频偏

ABSTRACT

Nowadays, cognitive radio is a key technology to solve the problem of spectrum scarceness, and spectrum sensing is the precondition to achieve such technology. In order to guarantee the transmission of licensed users and satisfy the rate requirement of cognitive users simultaneously, multi-channel spectrum sensing is required. So cognitive users can discover enough spectrum holes for spectrum access and can sense the change of spectrum activities. In my paper, I have studied multi-channel spectrum sensing based on random selection of channels, multi-channel sensing based on down sampling, and spectrum sensing in asynchronous OFDMA network, which gives some significant contribution to the research on spectrum sensing.

Firstly, the problem of multi-channel spectrum sensing based on random selection of channels is studied. The system model of spectrum sensing is described, the asymptotic probability density function of the test statistic and the equivalent bipartite graph are analyzed, and belief propagation algorithm (BPA) is introduced, as a typical fusion algorithm in the bipartite graph. Three spectrum sensing methods are proposed then, whose basic idea is that cognitive users choose part of channels to sense randomly and infer the spectrum activities of all the channels by BPA. In method one, the fusion center starts data fusion only when enough sensing information is received. In method two, once sensing information is received, the fusion center starts data fusion and never detects the channels whose activities are already judged, which can decrease the sensing delay further. In method three, the sensing information in the above methods would be quantified, and only the reliable results would be chosen for data fusion, which can decrease the bandwidth constraint.

Next, the problem of multi-channel spectrum sensing based on down sampling is studied. The system model and the signal model of licensed users in time domain are characterized, the signal model of licensed users in frequency domain when the frequency sampling rate doesn't satisfy the theorem of Nyquist Sampling is investigated, and the asymptotic probability density function of the test statistic and the equivalent bipartite graph of our model are analyzed. Then a kind of spectrum

sensing method is proposed, whose basic idea is that the cognitive user chooses the frequency sampling rate according to a certain rule to sense the whole wide-band spectrum in every sensing process and infers the spectrum activities of all the channels in terms of BPA. The problem of the selection of sampling rate is mainly analyzed. And it proves that it is better to choose the frequency sampling rate which is a multiple of the channel bandwidth of licisend users and the value of multiple is a prime.

Finally, the problem of spectrum sensing in asynchronous OFDMA network is studied, especially when fractional carrier frequency offset exists. The model of the received signal in each subcarrier and the effect to spectrum sensing induced by CFO are analyzed firstly. Then the signal is simplified, and a spectrum sensing method based BPA is presented, which can decrease the effect to spectrum sensing induced by CFO and false alarm. After that a simplified sensing method is proposed by advancing energy detection, which can reduce the complexity of computation and can be implemented on the hardware device easily. And the DSP implementation of the simplified method is introduced based on ADSP-TS201.

Key Words: cognitive radio, spectrum sensing, energy detection, cooperative sensing, belief propagation, down sampling, carrier frequency offest

插图和附表清单

- 图 1.1 认知无线电的体系架构
- 图 1.2 频谱感知方法的分类
- 图 1.3 匹配滤波器检测的检测框图
- 图 1.4 能量检测的检测框图
- 图 1.5 BPSK 和 QPSK 信号的谱相关函数
- 图 1.6 循环平稳检测的检测框图
- 图 1.7 干扰温度的模型
- 图 2.1 多信道频谱感知的系统模型
- 图 2.2 多信道感知模型的等效二部图表示
- 图 2.3 不同感知方法的检测概率、虚警概率与信噪比的曲线图
- 图 2.4 不同感知方法的感知成功的概率与信噪比的曲线图
- 图 2.5 不同感知方法的平均感知时间与信噪比的曲线图
- 图 2.6 不同感知方法的检测概率、虚警概率与认知用户数目的曲线图
- 图 2.7 不同感知方法的感知成功的概率与认知用户数目的曲线图
- 图 2.8 不同感知方法的平均感知时间与认知用户数目的曲线图
- 图 3.1 多信道频谱感知模型
- 图 3.2 多信道感知模型的等效二部图
- 图 3.3 基于欠采样技术多信道频谱感知方法框图
- 图 3.4 不同采样率选择方法的检测概率、虚警概率与信噪比的曲线图
- 图 3.5 不同采样率选择方法的感知成功的概率与信噪比的曲线图
- 图 3.6 不同采样率选择方法的平均感知时间与信噪比的曲线图
- 图 3.7 不同采样率选择方法的检测概率、虚警概率与最大采样率的曲线图
- 图 3.8 不同采样率选择方法的感知成功的概率与最大采样率的曲线图
- 图 3.9 不同采样率选择方法的平均感知时间与最大采样率的曲线图
- 图 4.1 不同最大载波频偏下虚警概率和信噪比的曲线图
- 图 4.2 不同最大载波频偏下检测概率和信噪比的曲线图
- 图 4.3 简化后的接收模型的等效二部图
- 图 4.4 最大频偏为 0.25 时不同感知方法的检测概率与信噪比的曲线图
- 图 4.5 最大频偏为 0.125 时不同感知方法的检测概率与信噪比的曲线图
- 图 4.6 最大频偏为 0.25 时不同感知方法的虚警概率与信噪比的曲线图
- 图 4.7 最大频偏为 0.125 时不同感知方法的虚警概率与信噪比的曲线图
- 图 4.8 采样点数为 8 时不同感知方法的检测概率与信噪比的曲线图
- 图 4.9 采样点数为 8 时不同感知方法的虚警概率与信噪比的曲线图

浙江大学研究生学位论文独创性声明

本人声明所呈交的学位论文是本人在导师指导下进行的研究工作及取得的研究成果。除了文中特别加以标注和致谢的地方外，论文中不包含其他人已经发表或撰写过的研究成果，也不包含为获得 浙江大学 或其他教育机构的学位或证书而使用过的材料。与我一同工作的同志对本研究所做的任何贡献均已在论文中作了明确的说明并表示谢意。

学位论文作者签名： 王培雅 签字日期： 2010 年 3 月 10 日

学位论文版权使用授权书

本学位论文作者完全了解 浙江大学 有权保留并向国家有关部门或机构送交本论文的复印件和磁盘，允许论文被查阅和借阅。本人授权 浙江大学 可以将学位论文的全部或部分内 容编入有关数据库进行检索和传播，可以采用影印、缩印或扫描等复制手段保存、汇编学位论文。

（保密的学位论文在解密后适用本授权书）

学位论文作者签名： 王培雅

导师签名： 

签字日期： 2010 年 3 月 10 日

签字日期： 2010 年 3 月 10 日

致 谢

首先我要由衷的感谢我的导师张朝阳教授。从本科大四到硕士研究生阶段的近四年时间里，张老师深厚渊博的专业知识、认真严谨的治学态度、求是创新的科研精神，给我留下十分深刻的印象，同时也使我受益良多。本论文的所有工作基本上是在张老师的指导下完成的。他给我指引了许多非常独特的研究方向，不厌其烦地与我探讨研究工作中的问题与难点，确定相应的解决思路，并指出我的工作之中的不足与亟待改进的地方，从而使我能进一步完善我的研究工作。张老师不仅在工作上给予我极大的指导与勉励，同时在生活也给予我尽可能大的帮助与关怀，使我在研究生阶段再也不需要父母的资助，减轻了父母的经济压力。另外张老师还给我提供了出国开会的机会，并负责我在美国的各种开销。在今后的工作与生活中，我会谨记张老师的谆谆教诲，热爱自己的工作，关心同事与他人，并在工作中做出成绩。再次表达我对张老师的崇高的敬意和由衷的谢意。

其次我要感谢余官定老师。余老师在我大四时指导我完成了我人生中的第一篇论文，包括问题的建模与解决、仿真分析与描述以及论文的撰写。他在学术上的造诣给我留下了深刻的影响，他的耐性指导与悉心帮助使我获益匪浅。另外余老师在生活上也给予我不少帮助，对此我表示由衷的感谢。

其次我还要感谢和我共事过的程鹏博士、黄慧博士、罗海燕博士、吴可镛博士、张建敏博士、殷锐博士、陈晓明博士、李玉萍硕士、徐骞硕士、秦迟硕士、周向炜硕士、周喜渝硕士、周玥硕士、杜维硕士、霍媛圆硕士、王海洋硕士、陈勋硕士、林挺萃硕士、谢雪松硕士、彭瑶博士、陈琴琴硕士、林哲硕士、姜松硕士、李雪娇硕士、陈淑宝硕士、陈少磊博士、王超博士、张钰博士、刘经泽硕士、唐颖硕士、张华滋硕士、富饶硕士等。

我还要深深地感谢我的家人、好友及男友马骏同学，他们给予我无微不至的关怀和不求回报的付出，在我成功时分享我的喜悦，在我失意分担我的无助，并给予我勇气让我战胜各种困难。今后我会继续努力，好好工作，不辜负他们的期望。

最后再次感谢实验室的所有老师和同学，以及我的家人、好友及男友，谢谢你们让我在这近四年时间中感受到快乐和温暖，谢谢！

1 绪论

随着无线用户数目的急剧增长和无线通信技术的快速发展,可用频谱资源变得越来越紧张,主要表现在两方面: WLAN、WPAN 等业务工作的非授权频段已经趋于饱和;由频率管理部门分配的授权频段(如电视广播业务)却未被充分利用[1]。因此如何有效提高可用频谱资源的利用率已经成为亟待解决的技术问题之一。虽然正交频分复用、多天线、中继、合作通信等技术,从一定程度上提高了频谱利用率,但仍未解决频谱资源使用不平衡这一现象。认知无线电(Cognitive Radio, CR)技术[2-6]的提出,为该问题提供了一种新的解决思路,并被认为是未来无线通信中最热门的技术之一[5]。其核心思想就是无线电设备能感知周围的无线环境特征,在不妨碍授权用户的正常传输的前提下,通过自适应调整其传输参数,达到合理利用无线频谱资源的目的。为了保证授权用户的正常通信,必须要求认知无线电具备频谱感知[2-9]这一功能。要求认知无线电在接入频谱前,能在所有维度(时间、空间、频率)上尽可能准确的感知无线频谱资源的使用情况[4];同时要求它在传输过程中,能实时监测频谱资源的变化,以便及时腾出带宽供授权用户使用。另外由于没有固定的频谱资源,为保证自身的数据传输,认知无线电最好具备宽带频谱感知能力。因此,研究认知无线电多信道频谱感知就具有非常重要的理论意义和现实意义。

1.1 认知无线电技术背景及意义

认知无线电这一概念最初是由 Joseph Mitola 博士在软件无线电(SDR)的基础上提出来的[2-3]。他认为认知无线电技术是一种智能的无线通信方式,它可以通过机器学习、人工智能等推理和决策算法来实现对无线传输环境的认知和传输参数的自适应调整,从而实现频谱共享传输[2-3]。Mitola 博士仅从较为宏观的角度介绍了认知无线电的概念,缺少具有认知功能的物理层和链路层的有效支撑[6]。随着研究的深入,出现了对于认知无线电的多种理解,FCC 对这些认识进行简化,指出只要具有自适应频谱感知功能的无线电就可称为认知无线电[6]。目前这一观点已被业界大部分学者接受,认为它是一种实现频谱共享通信的关键技术,是现有无线频谱资源管理方式的有效拓展与补充[5]。

Simon Haykin 在 Mitola 等人的研究基础上,总结了认知无线电的基本概念和其关键技术[4],并用图 1.1 表示了认知无线电的体系架构。Haykin 认为,认

知无线电的关键特征在于其感知能力和构建能力[4]。前者着重对无线频谱资源的感知，快速获得频谱的活动情况，同时实时监测的频谱资源的状态变化；后者着重对无线频谱资源的利用，在不改变认知无线电的硬件平台的基础上，通过实时、自适应地调整其传输参数，从而实现认知系统可靠传输，提高频谱利用率。

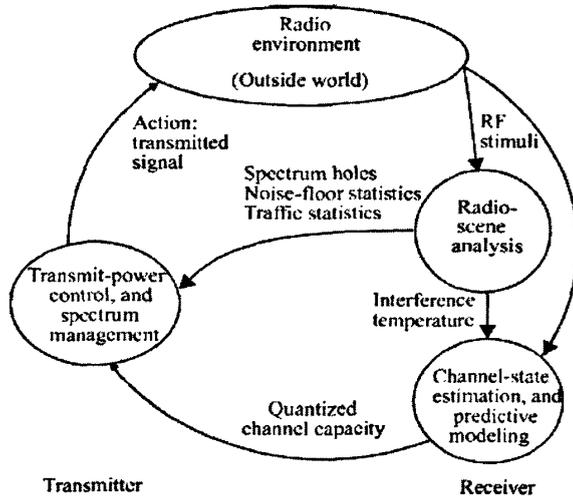


图 1.1 认知无线电的体系架构

从 Haykin 等人的工作可看出，虽然认知无线电是一种非常灵活的频谱管理方式，但欲将其真正应用于实践中，还必须解决包括频谱感知、动态频谱接入和功率控制等关键技术问题[4-6]。在研究认知无线电时通常考虑两种用户：授权用户和认知用户。前者的频谱资源通过拍卖、政府分配等手段获得，在频谱接入时具有高优先级。后者没有固定的频谱资源，在频谱接入时具有低优先级。因此认知用户在频谱接入前，必须对无线频谱资源进行感知，以获取频谱资源的活动情况，然后根据某种授权用户保护模型（如传输冲突模型和干扰温度模型等），机会式地接入某些频段，实现频谱共享通信。认知用户的频谱接入的方法有两种：交织式（Interleave）和垫衬式（Underlay）[8]。在 Interleave 方式中，认知用户仅选择空闲频谱进行接入；在 Underlay 方式中，认知用户不仅可以接入空闲频谱，还可通过动态调整其传输参数（如传输功率、调制编码方式和传输频段等）实现对非空闲频谱的接入。

目前该技术受到了业界的极大关注，并逐渐成为未来无线通信的核心技术之一。2004 年 10 月，IEEE 专门成立了 IEEE802.22 工作组，研究和发展与电视广

播网络共存的认知无线电系统[6]。美国国防高级研究计划局设立了 xG 下一代网络项目,开展动态频谱接入和认知网络协议等的研究。国内外不少院校和学者纷纷展开对频谱感知、动态频谱管理以及认知无线电平台等的研究,国内有浙江大学、西安电子科技大学、北京邮电大学、香港科技大学等,国外有瑞典皇家工学院、美国 Virginia 理工大学、美国加州大学 Berkeley 分校、美国 Steven 理工学院、美国 Rutgers 大学等,均取得突破性进展。

1.2 频谱感知概述及国内外研究现状

为了保证不影响授权用户的正常通信,要求认知用户能在频谱接入之前能对无线频谱进行侦听,以发现“频谱空洞”,即在某地那些本来被分配给授权用户但在特定时间内没有被授权用户占用的频谱资源;同时还要求认知用户在频谱接入过程中,能够实时侦听无线频谱的状态变化,以便及时腾出带宽供授权用户使用。这就需要物理层和链路层具有一种新的功能——频谱感知技术[4-9]。物理层主要实现对频谱资源的侦听,链路层主要实现对频谱感知的控制(如感知时间、感知周期和感知信道)。

通常来说,频谱感知技术可分为三类:发送端检测、基于干扰的检测和合作感知 [5, 10-11]。图 1.2 为频谱感知方法的分类。下面对这三种感知方法进行逐一介绍。

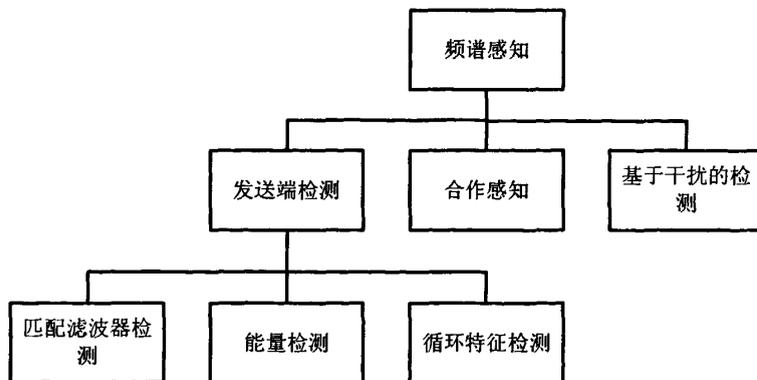


图 1.2 频谱感知方法的分类

1.2.1 发送端检测

发送端检测是指认知无线电通过检测是否存在来自授权用户的信号来判断是否有授权用户占用该频段,主要包括匹配滤波器检测、能量检测、循环特征检

测[5,10-11]。其二择假设检验模型通常为[11]:

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

其中 $s(n)$ 为授权用户的发送信号，信号的发送功率为 P ， $w(n)$ 为加性白高斯噪声， $w(n) \sim N(0, \sigma^2)$ ， σ^2 为噪声方差， $x(n)$ 为认知用户的接收信号。假设 H_0 表示在授权用户占用该频段， H_1 表示在授权用户不占用该频段。

1.2.1.1 匹配滤波器检测

如果认知用户已知授权用户信号的先验知识（如调制方式、脉冲成型函数、帧格式和同步信息等），可采用匹配滤波器检测进行频谱感知。

若认知用户知道授权用户的导频信号，则将接收信号和已知的导频信号进行相关，然后与某个门限判决即可，检测框图如图 1.3 所示。若认知用户仅知道授权用户的信号类型（如调制方式已知，但导频未知），认知用户可采用最大似然准则进行估计[12]，且在计算似然函数时对所有发送符号进行平均。

总之，匹配滤波器检测是一种相关检测，它是最优的，能达到最大接收信噪比[11-12]。虽然该方法能用较少的时间达到较高的处理增益， $O(SNR^{-1})$ 个采样点就能达到给定的检测概率约束[11-12]，但是它要求认知用户必须有授权用户信号的先验知识（如调制方式、脉冲成型函数、帧格式和同步信息等）。虽然这些信息可通过工作在相应频段的授权系统所采用的协议中获得，但认知用户需要给不同类型的授权用户配置不同的检测器，这么做的代价是非常巨大的，因此该方法不适合于实际应用。

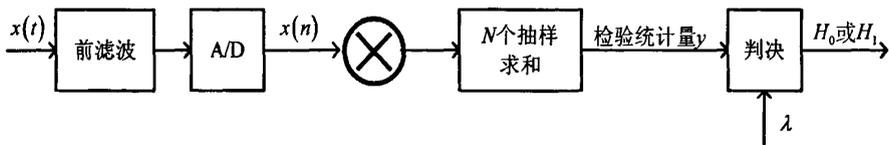


图 1.3 匹配滤波器检测的检测框图

1.2.1.2 能量检测

如果认知用户不知道授权用户的先验知识，通常采用能量检测进行频谱感知。其基本思想为：认知用户对 N 个接收信号的平方和进行门限判决得到频谱

的活动状态，其检测框图如图 1.4 所示。该方法是本论文的研究基础。检测统计量 y 为[10-11]:

$$y = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} |x(n)|^2 \quad (1-2)$$

其中 N 为采样点数。假设判决门限为 λ ，则根据中心极限定理，可得到虚警概率 P_{fa} 和检测概率 P_d 分别为:

$$P_{fa} = Q\left(\frac{\lambda - \sigma^2}{\sqrt{2\sigma^4/N}}\right) \quad (1-3)$$

$$P_d = Q\left(\frac{\lambda - \sigma^2 - P}{\sqrt{2(\sigma^2 + 2P)\sigma^2/N}}\right) \quad (1-4)$$

通常认知用户给定一个最大虚警概率约束，并根据式(1-3)来计算判决门限为 λ ，称为纽曼-皮尔逊准则。

总之，能量检测是一种非相关检测，需要 $O(SNR^{-2})$ 个采样点才能达到给定的检测概率约束[11-12]。该方法实现简单易行，复杂度较低，不需要授权用户信号的先验知识，具有闭合的检测性能表达式。但是它的检测门限易受未知或可变噪声级的影响，在低信噪比下检测性能较差，而且不能区分信号、噪声和干扰。

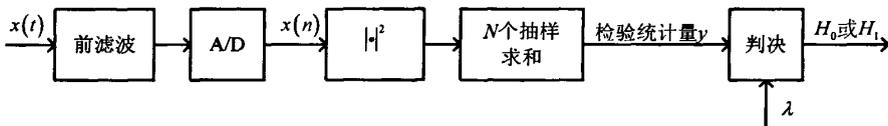


图 1.4 能量检测的检测框图

1.2.1.3 循环特征检测

由于调制信号往往是循环平稳的，因此可将接收信号建模为循环平稳随机过程，其统计特性（如均值、自相关函数等）具有周期性[17-18]。对循环平稳随机过程，通常采用谱相关函数（Spectrum correlation function, SCF）进行分析研究。谱相关函数的定义为[11, 19-21]:

$$S_x^\alpha(f) = \lim_{T \rightarrow \infty} \lim_{\Delta t \rightarrow \infty} \frac{1}{\Delta t} \int_{-\Delta t/2}^{\Delta t/2} \frac{1}{T} X_T(t, f + \alpha/2) X_T^*(t, f - \alpha/2) dt \quad (1-5)$$

其中 α 为循环频率, T 为傅立叶变换间隔, Δt 为谱相关间隔, $X_T(t, f)$ 满足:

$$X_T(t, f) = \int_{t-T/2}^{t+T/2} x(u) \exp(-j2\pi fu) du \quad (1-6)$$

通过对谱相关函数的计算, 发现如下事实: 调制信号的谱相关函数在循环频率不为零处仍有较大的非零值; 而平稳噪声或近似平稳噪声的循环谱能量主要集中在循环频率为零处, 在非循环频率上没有非零值或值很小。图 1.5 分别为 BPSK (左图) 和 QPSK (右图) 信号的谱相关函数[18]。

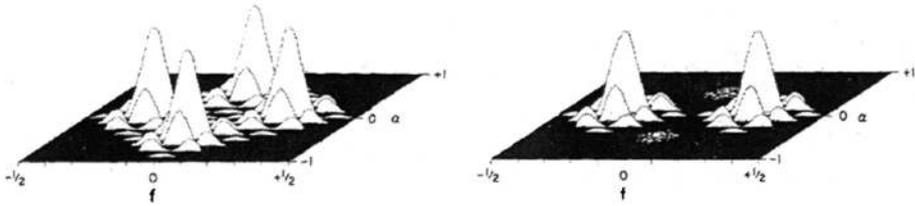


图 1.5 BPSK 和 QPSK 信号的谱相关函数

因此可利用授权用户信号的循环平稳特性进行频谱感知, 区分授权信号和噪声, 这种感知方法称为循环特征检测。该方法在低信噪比下也能达到较好的检测性能。其检测框图如图 1.6 所示, 是能量检测的加强, 但它的计算复杂度比能量检测明显增加[11]。

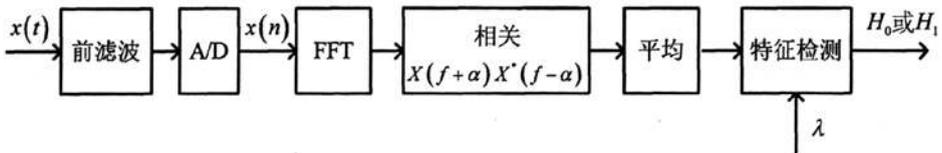


图 1.6 循环平稳检测的检测框图

1.2.2 基于干扰的检测

通常, 无线电环境是以发送端为中心的, 但由于可能存在不可预测的干扰源, 使噪声基准增大, 引起信号传输性能的下降。为了避免这种情况, FCC 提出了基于干扰的检测, 即将干扰的估测过程从以发送端为中心到以发送端和接收端的自适应实时交互为中心的转变[21]。为了确定和控制无线电环境中的干扰源, 提出了一种新的度量模型——干扰温度。它的意义可表述为[4]:

- ① 在特定频段内, 接收天线估计到的干扰温度为可接受的无线电干扰提供了一个精确的度量标准, 如果噪声基准大于该干扰温度限, 则认为认知系统几乎

不能在该频段上进行通信。

- ② 对任一频带，如果估计到接收天线的干扰温度不超过干扰温度限，非授权用户就可以使用该频段，且该频段的频谱能量的上限为干扰温度限。

干扰温度模型（如图 1.7 所示）描述了多个信号的累积射频能量，规定了其累积水平的最高限。由于干扰温度包含了原始噪声基底和认知用户产生的干扰，因此认知用户可在干扰温度限（Interference temperature limit）和噪声基底（Noise floor）之间寻找频谱接入的机会。但是实际中认知用户无法预知授权用户的空间位置，固定点的干扰温度测量不能反映干扰分布的准确情况，因此该方法也不适合应用于实际系统中。FCC 也于 2007 年取消了该定义。

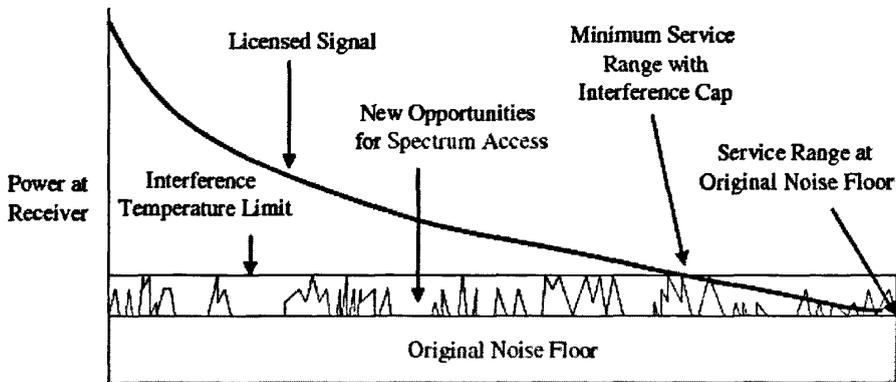


Fig. 11. Interference temperature model [21].

图 1.7 干扰温度的模型

1.2.3 合作感知

上述的几种频谱感知算法都是单个认知用户独立执行的本地频谱感知。实际上，单用户感知极易受到噪声、衰落、阴影、瞬时干扰等的影响，大大降低感知精度。因此在认知无线电系统中，可以利用多个认知用户同时进行频谱检测（即合作感知），获得授权用户信号的多个独立副本，从而减少多径衰落、阴影、瞬时干扰等带来的影响，提高感知性能[22]。目前，合作感知已经成为频谱感知这一研究领域中的热点技术，研究多集中在感知信息的融合与决策、感知信息的可靠性等问题。

在合作感知中，认知系统中的每个认知用户均对频谱进行感知，并将检测结果发送给融合中心（基站或某个认知用户均可），由融合中心根据某种融合准则

做出最终判决。感知信息的融合与决策算法主要有硬判决和软判决两种。

硬判决主要有“AND”、“OR”、“Count”原则等[23]，各准则的判决标准为：

- ★ “AND” 准则：当所有的认知用户都认为存在授权用户时，融合中心才认为存在授权用户，否则融合中心认为不存在授权用户。
- ★ “OR” 准则：当所有认知用户都认为不存在授权用户时，融合中心才认为不存在授权用户，否则融合中心认为存在授权用户。
- ★ “Count” 准则：当至少有 K 个认知用户认为存在授权用户时，融合中心才认为存在授权用户，否则融合中心认为不存在授权用户。

其中“AND”准则具有较低检测概率和较低的虚警概率，“OR”准则具有较高的检测概率和较高的虚警概率，“Count”准则是两者的折中，更适合于实际应用。硬判决易于实施，但是硬判决需要对感知信息进行 1bit 量化（即用 0 或 1 表示频谱的活动状态），不能完全反映各认知用户的感知信息。文献[25]中融合中心利用 D-S 理论对 1bit 的量化感知信息进行加权平均，获得最终的感知结果，这种方法考虑到每个用户感知信息的可靠性，排除了具有较差感知性能的认知用户对频谱感知的影响。

软判决主要有似然比检测[26]、中继合作感知[27-30]、线性加权能量检测[32]等，这些融合算法的基本思想为：

- ★ 似然比检测：融合中心对所有认知用户的接收信号的能量进行最大似然检测，获得频谱的活动状态。
- ★ 中继合作感知：在第一个时隙，认知用户 1 发送信息，认知用户 2 接收来自认知用户 1 和授权用户的信息；在第二个时隙，认知用户 2 采用前向放大协议转发来自认知用户 2 和授权用户的信息，认知用户 1 接收来自认知用户 1 和授权用户的信息，并根据这个信息进行判决。认知用户 2 具有相同的操作。
- ★ 线性加权能量检测：融合中心对来自每个认知用户的接收信号的能量进行线性加权后进行门限判决判断是否存在授权用户。

其中似然比检测是一种最优检测，但其计算复杂度最大，且需要知道授权用户的信号能量；中继合作感知利用中继认知用户转发感知信息，但会增加时间开销；线性加权能量检测中融合中心将各认知用户的感知能量结果进行线性加权后再与判决门限比较得到检测结果，计算复杂度较似然比检测大大降低，但需要进

行权值计算,且认知用户与融合中心之间交互的信息为信号能量,仍需要较大的带宽进行数据传送。

在合作感知中还应考虑认知用户的可靠性问题。如果存在几个不可靠的认知用户,那么检测性能会受到影响。文献[22]将不可靠用户分为“always No”、

“always Yes”和“malicious adversary”三种类型,并对这三种情况下合作感知的性能做了简单的分析。文献[33]利用预滤波技术和可信度估计鉴别发送错误信息的认知用户,避免这些用户的恶意欺骗行为。

1.2.4 研究动机和意义

为了满足认知用户的速率要求,必须要求认知用户能进行宽带多信道频谱感知,以便发现足够的“频谱空洞”供认知用户接入,并监测授权用户是否重新使用频谱,因此宽带多信道频谱感知已经成为频谱感知研究中的主要研究对象。

目前频谱感知方法主要有发送端检测、合作检测、基于干扰的检测。由于阴影、衰落、噪声、瞬时干扰等的影响,发送端检测的性能不是很好,且由于复杂度、实时性和可靠性等原因这种检测方法通常只适用于窄带频谱检测[22];而将宽带频谱分割成多个窄带频谱,然后对所有窄带频谱进行逐一检测(简称为序贯感知算法),又会引起较大的感知时延,使得在认知用户接入该信道时有可能发生授权用户突然占用该信道的情况。基于干扰的检测是将干扰从发送端为中心变换到以接收端为中心进行管理,即将其转换为所谓的干扰温度的测量,但是固定点的干扰温度测量仍然不能反映干扰分布的准确情况。合作感知,利用不同认知用户之间的分集效应,能大大提高检测性能;另外多个认知用户往往独立选择(分布式选择)或由融合中心分配(集中式选择)部分信道进行感知,并通过合作还能实现宽带多信道检测,且不要求认知用户具备全频段的感知能力[35]。因此合作感知成为了认知无线电多信道频谱感知方法研究的主流技术。但是合作检测必然会带来一定的带宽、功率开销,因此尽量减少检测复杂度,同时尽量提高感知速度是宽带多信道条件下合作检测的两个设计目标。

多分辨率频谱感知也能实现多信道频谱感知[36-39]。在多分辨率感知中,认知用户首先以一个较低的分辨率对某段频谱进行感知,再以一个较高的分辨率对感兴趣的频谱进一步感知,获得较为精确的频谱信息。但是上述文献中均假设认知用户具有较高的采样速率,能准确恢复出谱图信息,但是实际中认知用户的采

样速率往往受到硬件条件的限制,当感知频谱范围非常大时,可能无法正确恢复出谱图信息,此时如何进行感知是一个极为有趣的问题。

在绝大部分的频谱感知算法的研究中均假设授权用户和认知用户保持同步,但是实际中很难实现认知系统与授权系统的严格同步。目前这一方面的研究还很少,仅文献[40]讨论了在认知用户感知过程中授权用户的状态发生变化时的感知性能。当授权系统为OFDMA系统,由于授权用户和认知用户之间不完全同步、多径和多普勒频谱扩展等因素的影响,授权用户和认知用户之间必定存在一定的载波频偏和定时偏差等误差,这会对频谱感知造成极大的影响,因此研究异步OFDMA网络的频谱感知具有极大的理论意义和现实意义。

1.3 本文的主要贡献和结构安排

本论文旨在研究认知无线电中的宽带多信道频谱感知方法,主要以最大后验概率(Maximum A Posteriori, MAP)算法的渐进算法——置信传播算法(Belief Propagation Algorithm, BPA)为解决手段,对频谱感知精度和感知时延进行折中,分别研究了基于随机信道选择的宽带多信道感知问题,基于欠采样技术的宽带多信道感知问题以及异步OFDMA网络的频谱感知问题。本文提出的多种宽带多信道频谱感知方法对于认知无线电技术具有极大的理论意义和现实意义,为多信道频谱感知方法的研究做出了一定的贡献。

本论文的主要内容和章节安排如下:

全论文共有五章。第一章是绪论,简单介绍了认知无线电技术的背景及意义,重点综述了频谱感知算法的国内外研究现状和发展趋势,包括频谱感知算法的分类以及各自的优缺点,然后简单说明了本论文中提出的三个课题的研究意义和技术难点,最后是本论文的主要贡献和章节安排。

第二章主要研究了基于随机信道选择的宽带多信道感知问题。首先介绍了本课题的研究背景与解决思路。其次叙述本课题的系统模型,分析了感知模型中检验统计量的概率分布,并根据中心极限定理得到本模型中的检验统计量渐近服从于正态分布。之后将本模型转变为等效二部图形式,并引入二部图的经典算法——置信传播算法,作为频谱感知中数据融合的理论工具。再次提出了三种频谱感知算法,三种方法中认知用户均随机选择部分信道进行感知,并采用置信传播等推理算法判决出所有信道的活动状态。方法一仅当融合中心接收到足够多的感知信息后才开始置信推理;方法二当融合中心一接收到感知信息就开始推理判决,并结合“信道释放”机制,即不对那些已经判决出活动状态的信道进行重复检测,大大降低感知延迟,同时通过用户间的合作,也能保证较高的感知精度;方法三将方法一、二中的感知信息进行量化处理,并将可靠性较高的感知结果进行融合判决,降低了认知系统的带宽要求和能量要求。最后给出了这三种频谱感知方法

与传统感知方法（即对每个信道逐一进行感知判决）的性能比较，验证三种新方法与传统感知方法相比具有更好的感知性能。

第三章主要研究了基于欠采样技术的宽带多信道感知问题。首先介绍了本课题的研究背景与解决思路。其次叙述了本课题的系统模型及授权用户的时域信号模型，分析了当采样速率不满足奈奎斯特采样定律时，认知用户接收到的频域信号模型，即频谱混叠方式，并根据中心极限定理指出本模型中的检验统计量渐近服从于正态分布，同时得到其等效二部图表示。再次提出了基于欠采样技术的频谱感知算法，该方法的基本思想：认知用户在每次感知过程中按一定规律选择采样率对整个频谱进行采样感知，并利用置信传播算法对感知信息推理判决，得到所有信道上授权用户的活动状态。然后对感知算法中的采样率选择问题进行了重点研究，证明了认知用户选择授权用户信道带宽的质数倍作为采样速率较好。最后给出了新算法与传统感知算法的性能比较。新算法不仅能实现多信道感知，还能提高感知性能，降低平均感知时间。

第四章主要研究异步 OFDMA 网络的频谱感知问题，并重点分析了存在分数倍载波频偏时的频谱感知问题。首先介绍了本课题的研究背景与解决思路。其次分析了存在分数倍载波频偏时的各子载波上的接收信号模型，还分析了载波频偏对传统感知算法的影响，给出了最差的虚警概率和检测概率的渐近表达式。再次根据 OFDM 的频谱轮廓性质，将本模型适当简化，提出了基于置信传播算法的频谱感知方法，能有效降低或抑制分数倍载波频偏对频谱感知的影响，大大降低了虚警的发生。另外在能量检测的基础上，针对本模型重新计算检测门限，提出了一种简化的感知方法。该方法通过对各子载波上的检验统计量进行门限判决得到其活动状态，非常适合于硬件实现，并给出了该算法的 DSP 实现方法。最后给出了本章提出的两种感知方法和传统感知方法的性能比较。与传统感知方法相比，基于 BP 算法的感知方法能得到更好的感知性能，简化算法虽然能获得较低的虚警概率，但在低信噪比下会损失部分检测概率，在高信噪比下没有损失。

第五章总结了本论文的主要工作和重要结论，并指出认知无线电多信道频谱感知的进一步的研究方向。

2 基于随机信道选择的多信道频谱感知方法

本章对基于随机信道选择的多信道频谱感知进行了研究,提出了三种多信道频谱感知方法。这三种感知方法的基本思想是认知用户在每次感知过程中均根据理想孤波分布从所要感知的信道中随机选择部分信道进行感知,并将感知信息发送给融合中心,融合中心再利用置信传播等推理算法对所有信道上授权用户的活动状态做出综合分析及判决。这三种方法均能够快速、高效、可靠地检测出多个信道上授权用户的活动状态,并能降低认知用户的感知能力要求、能够适应不同网络规模,大大提高了检测效率,减少感知时延,从而有效提高频谱利用率。

本章的研究内容主要有:首先在第一节中介绍了本课题的研究意义和解决思路;其次在第二节中介绍了本课题的系统模型和假设,分析了检验统计量的渐近分布;再次在第三节中给出了本模型的等效二部图表示,并引入了二部图的经典算法——置信传播算法作为本课题的解决手段;再次在第四节中提出了三种适合于本认知系统的频谱感知算法:方法一仅当融合中心接收到足够多的感知信息后才开始置信推理;方法二当融合中心一旦接收到感知信息就开始推理判决,且不对那些状态已检出的信道进行重复感知,大大降低了感知延迟;方法三将方法一、二中的感知信息进行量化处理,并将可靠性较高的感知结果进行融合判决,降低了认知系统的带宽和能量要求;然后在第五节中对三种频谱感知算法进行了仿真分析,指出与传统感知方法相比,这三种方法均具有较好的感知性能。最后在第六节中对本章内容进行了总结。

2.1 研究背景

认知无线电技术由于它能以更为灵活、机动的方式管理无线频谱资源,因此成为了未来无线通信发展的核心技术之一,但要真正将其应用到实际的通信系统中还需解决包括频谱感知技术在内的多项关键技术。从第一章对频谱感知的概述中可知道为了满足认知用户的速率要求,宽带多信道频谱感知已经成为频谱感知研究中的主要研究对象。

在过去的大部分多信道感知的研究中[41-43],往往假设认知用户具有全频段的感知能力。文献[41]就利用了小波变换技术对宽带频谱进行谱分析,从而找到空闲频谱及其频段大小。文献[42-43]在最大化系统吞吐量的前提下,对联合多信道频谱感知问题进行了分析研究。但是对于一个实际的认知系统来说,受到硬件

条件（采样率、处理速度等）的限制，单个认知用户往往很难实现对全频段进行检测。这是因为如果要做到全频段检测，必须要求硬件设备具有极高的采样率和极快的处理速度，这会带来非常昂贵的代价，不适合给认知终端配置，尤其是手持终端或移动终端。

另一方面如果认知用户将宽带频谱分割成多个窄带频谱，然后对所有窄带频谱进行逐一检测（简称为序贯感知算法），又会引起较大的感知时延，且可能造成对授权用户的干扰。文献[35]假设每个认知用户仅感知一个信道，通过对感知信道的选择来达到在满足授权用户的干扰约束的前提下，最大化认知系统的平均吞吐量，提出了一种最优算法和次优算法。文献[44]利用最优停止理论分析了何时结束感知能使认知系统具有最大的吞吐量。文献[45]利用部分可观察马尔可夫决策过程分析了感知信道和接入信道的选择问题。但对感知信道选择的研究仍不多见。

因此必须设计一种既能保证一定的感知精度，同时又能降低感知时延的多信道频谱感知方法。一种可行的解决办法为多个认知用户各自独立选择部分信道进行感知，并通过认知用户间感知信息的融合分析，实现宽带多信道检测，且不要求认知用户具备全频段的感知能力。最优的融合算法是最大后验概率算法，但是该算法的算法复杂度较高。因此可采用该算法的渐进算法——置信传播算法[48]进行数据融合。

2.2 系统描述与假设

2.2.1 系统模型

假设认知系统由一个基站和 N 个认知用户组成，要求感知 M 个信道。每个信道的状态都是独立同分布的，满足 (p_0, p_1) 的几何分布，信道状态用 z_m 表示，当 $z_m = 0$ 表示第 m 个信道未被授权用户占用，当 $z_m = 1$ 表示第 m 个信道被授权用户占用。认知系统中的每个用户均采用理想孤波分布（Ideal Soliton Distribution）来选择其需要感知的信道数目 d_n ($n=1, 2, \dots, N$)，并随机选择 d_n 个信道作为需要感知的信道，其中理想孤波分布的表达式如下[46]:

$$\rho(i) = \begin{cases} 1/M_{\max} & , i=1 \\ 1/i(i-1) & , i=2, \dots, M_{\max} \end{cases} \quad (2-1)$$

其中 M_{\max} 为每个认知用户能感知的最大感知信道数目，这主要是考虑到硬件条件的限制。另外规定认知系统在感知过程中的最大感知次数为 T_{\max} ，这主要考虑到信道活动状态的统计规律的限制。认知系统的多信道感知模型如图 2.1 所示，规结如下：认知用户根据理想孤波分布随机选择好其感知信道后，将各感知信道上接收信号的能量和作为检验统计量，并以正交传输的方式通过控制信道将各自的感知信息传递给基站，控制信道可采用 2.4GHz 工业、科学、医学 (Industrial Scientific Medical, ISM) 频段，基站在接收到所有感知信息后，采用某种融合算法对感知信息进行分析综合，判断出所有信道上的活动状态。

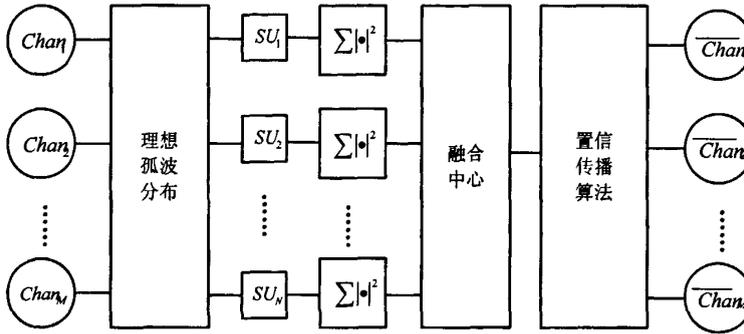


图 2.1 多信道频谱感知的系统模型

假设第 n 个认知用户在第 m 个信道上的接收信号如下所示：

$$x_{n,m}(k) = \begin{cases} w_{n,m}(k) & , H_{m0} \\ h_{n,m}s_m(k) + w_{n,m}(k) & , H_{m1} \end{cases}, k = 0, 2, \dots, K-1 \quad (2-2)$$

其中 $x_{n,m}(k)$ 表示第 k 个时刻第 n 个认知用户在第 m 个信道上的接收信号， $s_m(k)$ 表示第 k 个时刻授权用户在第 m 个信道上的发送信号，功率为 P_m ； $h_{n,m}$ 表示第 n 个认知用户与第 m 个信道上的授权用户之间的信道增益，它在感知过程中保持不变； $w_{n,m}(k)$ 表示第 k 个时刻第 n 个认知用户在第 m 个信道上的背景噪声，服从均值为 0、方差为 σ^2 的复高斯分布，即 $w_{n,m}(k) \sim CN(0, \sigma^2)$ ； H_{m0} 表示第 m 个信道不被授权用户占用， H_{m1} 表示第 m 个信道被授权用户占用； K 表示采样总数。

为了便于分析，每个认知用户采用能量检测，即检验统计量为：

$$y_n = \sum_{m=1}^M \sum_{k=0}^{K-1} c_{n,m} |x_{n,m}(k)|^2 \quad (2-3)$$

其中 y_n 表示第 n 个认知用户在其感知信道上获得的能量和； $c_{n,m}$ 表示第 n 个认知用户是否感知第 m 个信道，当 $c_{n,m}=1$ 表示第 n 个认知用户感知第 m 个信道，当 $c_{n,m}=0$ 表示第 n 个认知用户不感知第 m 个信道。

因此对于第 n 个认知用户来说，其二择假设检验的模型可表述为：

$$\begin{aligned} H_0 : y_n &= \sum_{m=1}^M \sum_{k=0}^{K-1} c_{n,m} |w_{n,m}(k)|^2 \\ H_1 : y_n &= \sum_{m=1}^M \sum_{k=0}^{K-1} c_{n,m} |z_m h_{n,m} s_m(k) + w_{n,m}(k)|^2 \end{aligned} \quad (2-4)$$

其中假设 H_0 表示第 n 个认知用户 SU_n 所感知的那些信道上不存在授权用户， H_1 表示第 n 个认知用户 SU_n 所感知的那些信道上至少存在一个授权用户，即满足

$$\sum_{m=1}^M c_{n,m} z_m \geq 1.$$

2.2.2 检验统计量

下面分析第 n 个认知用户的检验统计量 y_n 的统计分布。假设第 n 个认知用户的感知信道数目为 d_n ，则 $2y_n/\sigma^2$ 在假设 H_0 下服从一个自由度为 $2d_n K$ 的中心 χ^2 分布，在假设 H_1 下服从于一个自由度为 $2d_n K$ ，参数为 $2 \sum_{m=1}^M \sum_{k=0}^{K-1} c_{n,m} |z_m h_{n,m} s_m(k)|^2 / \sigma^2$ 的非中心 χ^2 分布。记 $\lambda_n = \sum_{m=1}^M \sum_{k=0}^{K-1} c_{n,m} |z_m h_{n,m} s_m(k)|^2 / \sigma^2 = \sum_{m=1}^M c_{n,m} z_m |h_{n,m}|^2 P_m K / \sigma^2$ ，则 $2y_n/\sigma^2$ 的分布形式满足如下公式：

$$\frac{2y_n}{\sigma^2} \sim \begin{cases} \chi_{2d_n K}^2, & H_0 \\ \chi_{2d_n K}^2(2\lambda_n), & H_1 \end{cases} \quad (2-5)$$

因此检验统计量 y_n 在两种假设检验下的均值和方差分别为：

$$\begin{cases} E[y_n | H_0] = d_n K \sigma^2 \\ E[y_n | H_1] = (d_n K + \lambda_n) \sigma^2 \end{cases} \quad (2-6)$$

$$\begin{cases} \text{Var}[y_n|H_0] = d_n K \sigma^4 \\ \text{Var}[y_n|H_1] = (d_n K + 2\lambda_n) \sigma^4 \end{cases} \quad (2-7)$$

当 K 足够大 ($K \gg 10$) 时, 根据中心极限定理[47], 检验统计量 y_n 可认为近似服从于正态分布, 其均值和方差仍满足 (2-6)、(2-7) 两式所示。

2.3 置信传播算法

2.3.1 二部图

二部图最初被 Tanner 应用到 LDPC 码中, 之后被广泛应用在各种编解码理论, 如 Turbo 码、LDPC 码、Rateless 码等中[49-53]。在编解码理论中, 二部图[48]的节点类型有两种: 变量节点 (variable node) 和校验节点 (check node), 变量节点表示码字比特, 校验节点表示校验方程; 变量节点和校验节点之间存在特定的连接关系, 变量节点或者校验节点之间不存在直接连接关系。

通过 2.2.1 节中对多信道频谱感知的系统模型描述, 我们发现基站和每个认知用户之间的通信结构可以用一个等效的二部图进行表示, 如图 2.2 所示。其中信道可看作是校验节点, 各认知用户的感知信息可看作是变量节点, 认知用户是否感知某些信道可看作是校验节点和变量节点之间的连接关系, “=” 表示校验规则, 即认为不同认知用户对指定信道的活动状态判别应该是相同的, “+” 表示感知规则, 即认知用户将不同感知信道上信号的能量和作为感知结果。另外为结合本模型, 添加了融合中心这一节点控制二部图中的消息传递。这也可以看作是一个反映因果推断关系的贝叶斯网络, 其中校验节点是因, 变量节点是果。

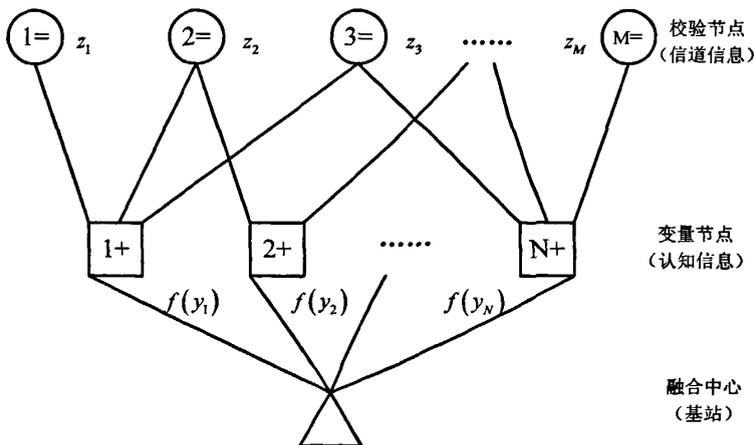


图 2.2 多信道感知模型的等效二部图表示

2.3.2 置信传播算法

置信传播算法 (Belief Propagation Algorithm, BPA) 是二部图中一种经典的融合算法。该算法最初是由机器学习 (Machine Learning) 的泰斗 J. Pearl 教授提出来的。从统计学上来说, 其最重要的意义就是在于它提出了一种求解条件边缘概率的有效方法。由于实际中条件边缘概率涉及的因素可能有很多, 而且可能这些因素之间还相互关联, 如果通过贝叶斯公式求解的话, 需要很多积分运算, 计算量呈指数增长。J. Pearl 教授采用推断网络建模各因素之间的关系, 如反映因果推断关系的贝叶斯网络 (Bayesian Network) 和反映互为影响关系的马尔可夫网络 (Markov Network)。根据这一建模方式, 他提出把统计推断局部化和分布化, 即把全局积分变成局部积分, 并在全局或局部网络中进行消息传递 (Message Passing), 从而实现对自身的概率分布的估计。通过这种方式, 计算量可呈近似的线性增长, 且对于大部分情况, 置信传播算法都能收敛, 从而使得统计推断能在大规模系统中得以应用。举一个物理学的例子, 当一个粒子发生运动时, 它会不断与邻近粒子相互作用, 从而形成一个波动过程, 这和置信传播算法在推断网络中的作用非常类似。虽然置信传播算法最初在机器学习领域中提出, 但是该算法同样适合于信息论、信号处理、数字通信等研究领域[48-55]。

本模型采用的基于“+”运算的置信传播算法计算所有信道上授权用户的活动状态。为便于描述, 我们将二部图中的变量节点描述为认知节点, 将校验节点描述为信道节点, 将基站描述为融合中心。该算法的步骤如下描述:

(1) 对于第 n 个认知节点来说, 融合中心根据其检验统计量 (即其感知的部分信道上信号的能量和) 以及这些信道上授权用户的状态概率计算各个感知信道上授权用户的活动状态的对数似然比 $UP_LLR_Chan_{n,m}$ (其中 $m \in C_n$, C_n 为第 n 个认知节点感知的部分信道集合), 并将 $UP_LLR_Chan_{n,m}$ 作为本算法中认知节点传递给信道节点的消息, $UP_LLR_Chan_{n,m}$ 的计算公式如下:

$$UP_LLR_Chan_{n,m} = \log \frac{f(z_m = 1 | y_n)}{f(z_m = 0 | y_n)} = \log \frac{\sum_{z_m^-} f(z_m = 1, z_m^- | y_n)}{\sum_{z_m^-} f(z_m = 0, z_m^- | y_n)} \quad (2-8)$$

根据式 (2-6)、(2-7), 概率密度函数 $f(z_m = j | y_n)$ 为:

$$\begin{aligned}
 f(z_m = j | y_n) &= \sum_{z_m} f(z_m = j, z_m^- | y_n) \propto \sum_{z_m} f(y_n | z_m = j, z_m^-) \\
 &= \sum_{z_m} \frac{P_{m,j} \prod_{q \in C_{n,m}, q \neq m} ((1-z_q) p_{q,0} + z_q p_{q,1})}{\sqrt{2\pi \left(d_n K + 2 \sum_{q \in C_{n,m}, q \neq m} z_q |h_{n,q}|^2 P_q + 2j |h_{n,m}|^2 P_m \right) \sigma^4}} \exp \left[-\frac{\left(y - \left(d_n K + \sum_{q \in C_{n,m}, q \neq m} z_q |h_{n,q}|^2 P_q + j |h_{n,m}|^2 P_m \right) \sigma^2 \right)^2}{2 \left(d_n K + 2 \sum_{q \in C_{n,m}, q \neq m} z_q |h_{n,q}|^2 P_q + 2j |h_{n,m}|^2 P_m \right) \sigma^4} \right]
 \end{aligned} \tag{2-9}$$

其中 z_m 表示第 m 个信道上授权用户的活动状态， z_m^- 表示去除第 m 个信道后第 n 个认知节点感知的其他信道上授权用户的活动状态构成的矢量， y_n 表示第 n 个认知节点的感知信息，即其感知的部分信道上采样信号的能量和， $C_{n,m}$ 为除了第 m 个信道外，第 n 个认知用户感知信道的集合。 $p_{q,0}$ 、 $p_{q,1}$ 表示当前认知节点认为第 m 个信道上授权用户的活动状态分别为空闲或忙的概率，这两个概率在算法迭代过程中需要进行更新，初始值为第 m 个信道上授权用户的活动状态的先验概率，即 (p_0, p_1) 。

(2) 对于第 m 个信道节点，融合中心根据从不同认知节点传递来的消息 $UP_LLR_Chan_{n,m}$ (其中 $n \in S_m$ ， S_m 为感知第 m 个信道的认知节点的集合) 以及本算法中的“=”校验准则更新第 n 个认知节点关于第 m 个信道上授权用户的活动状态的对数似然比 $DOWN_LLR_Chan_{n,m}$ ，并将 $DOWN_LLR_Chan_{n,m}$ 作为本算法中信道节点传递给认知节点的消息， $DOWN_LLR_Chan_{n,m}$ 的计算公式为：

$$DOWN_LLR_Chan_{n,m} = \sum_{k \in S_m} UP_LLR_Chan_{k,m} - UP_LLR_Chan_{n,m} \tag{2-10}$$

(3) 对于第 n 个认知节点感知的第 m 个信道 (其中 $m \in C_n$)，融合中心根据 $DOWN_LLR_Chan_{n,m}$ 计算第 m 个信道上授权用户的活动状态为空闲和占用的概率 $p_{m,0}, p_{m,1}$ ，它们的计算公式为：

$$p_{m,0} = 1 / \left[1 + \exp(-DOWN_LLR_Chan_{n,m}) \right] \tag{2-11}$$

$$p_{m,1} = 1 - p_{m,0} \tag{2-12}$$

(4) 重复步骤(1) ~ 步骤(3), 直至达到认知系统规定的迭代次数为止;

(5) 对于第 m 个信道节点, 融合中心根据从不同认知节点的传递来的消息 $UP_LLR_Chan_{n,m}$ (其中 $n \in S_m$, S_m 为感知第 m 个信道的认知节点的集合) 计算迭代终止时第 m 个信道上授权用户的活动状态的对数似然比 LLR_Chan_m , LLR_Chan_m 的计算公式为:

$$LLR_Chan_m = \sum_{k \in S_m} UP_LLR_Chan_{k,m} \quad (2-13)$$

2.4 频谱感知方法

2.4.1 方法一

方法一的基本思想如下: 认知系统中的每个认知用户根据理想孤波分布 (Ideal Soliton Distribution) 从所有要感知的信道中随机选择部分信道进行感知, 并将所感知的部分信道上的采样信号的能量和作为感知结果发送给融合中心, 当融合中心接收到的感知结果的数目不少于感知信道总数目时, 融合中心开始采用基于“+”运算的置信传播算法对所有信道上授权用户的活动状态做出分析、综合及判决。具体步骤如下:

1) 每个认知用户先按理想孤波分布随机生成一个度数 $d_n (n=1, \dots, N)$ 作为该认知用户的感知信道数目, 再从所有要感知的信道中随机选取 $d_n (n=1, \dots, N)$ 个信道作为该认知用户所要感知的部分信道, 理想孤波分布的表达式为:

$$\rho(i) = \begin{cases} 1/M_{\max} & , i=1 \\ 1/i(i-1) & , i=2, \dots, M_{\max} \end{cases} \quad (2-14)$$

2) 每个认知用户采用能量检测法得到其所感知的部分信道上采样信号的能量和, 并将这个能量和作为感知结果, 然后将其感知的部分信道的标号和感知结果作为该认知用户的感知信息发送给融合中心;

3) 融合中心每接收到 N 个感知信息后, 与之前接收到的感知信息共同构成一幅二部图, 并判断感知信息的总数目是否不少于信道总数目 M , 若满足该条件, 融合中心开始采用基于“+”运算的置信传播算法对所有感知信息进行分析综合, 并判决出所有信道上授权用户的活动状态, 否则融合中心继续等待接收下一个感知过程的 N 个感知信息;

4) 融合中心根据基于“+”运算的置信传播算法计算所有信道上授权用户的活动状态的对数似然比 $LLR_Chan_m (m=1, \dots, M)$ ，并将 LLR_Chan_m 与预设门限 T_1 、 T_2 进行比较，若 $LLR_Chan_m \geq T_1$ ，则第 m 个信道上授权用户的活动状态判为 1，即第 m 个信道被授权用户占用，若 $LLR_Chan_m \leq T_2$ ，则第 m 个信道上授权用户的活动状态判为 0，即第 m 个信道未被授权用户占用，否则融合中心无法判决出第 m 个信道上授权用户的活动状态，认知系统需要再进行一次感知；

5) 重复步骤 1) ~ 步骤 4)，直至融合中心在认知系统规定的最大感知次数内能判决出所有信道上授权用户的活动状态为止。

2.4.2 方法二

虽然方法一能有效检测出所有信道上授权用户的活动状态，但是方法一仅当接收到的感知信息超过感知信道的总数目时才开始进行置信传播推理；一旦某个推理过程中没有将所有信道上的授权用户的活动状态均判决出来，认知系统还要重新进行感知，且在下一次置信推理中重新推理那些已经在本次推理过程中判决出来的信道。方法一的这些特性导致了该方法的总感知时延会较长，且BP算法的复杂度较大。为进一步减少认知系统的感知时延和算法复杂度，我们结合信道释放机制，提出了方法二。

方法二的基本思想如下：认知系统中的每个认知用户根据理想孤波分布 (Ideal Soliton Distribution) 从所有要感知的信道中随机选择部分信道进行感知，并将所感知的部分信道上的采样信号的能量和作为感知结果发送给融合中心，融合中心每接收到一次感知过程的感知结果时，即采用基于“+”运算的置信传播算法对所有信道上授权用户的活动状态做出分析、综合及判决，同时释放状态已检出的信道，从而避免对那些已经判别出活动状态的信道进行重复检测。方法二的具体步骤如下：

1) 每个认知用户先按理想孤波分布随机生成一个度数 $d_n (n=1, \dots, N)$ 作为该认知用户的感知信道数目，再从认知无线通信系统的感知信道集合中随机选取 $d_n (n=1, \dots, N)$ 个信道作为该认知用户所要感知的部分信道，第一轮感知过程中的感知信道集合为所有信道，理想孤波分布的表达式如下所示：

$$\rho(i) = \begin{cases} 1/\min(M_{\max}, M_{\text{undecode}}) & , i = 1 \\ 1/i(i-1) & , i = 2, \dots, \min(M_{\max}, M_{\text{undecode}}) \end{cases} \quad (2-15)$$

其中 M_{\max} 为每个认知用户每次能够感知的最大信道数目, M_{undecode} 为那些未判决出活动状态的信道数目。由于采用信道释放机制, 因此在每次感知过程中认知系统的最大感知信道数目应改写为 $\min(M_{\max}, M_{\text{undecode}})$ 。

2) 每个认知用户采用能量检测法得到其所感知的部分信道上采样信号的能量和, 并将这个能量和作为感知结果, 然后将其感知的部分信道的标号和感知结果作为该认知用户的感知信息发送给融合中心;

3) 融合中心每接收到 N 个感知信息后, 与之前接收到的感知信息共同构成一幅二部图, 对于第 m 个信道 ($m=1, \dots, M$), 若融合中心未判决出该信道上授权用户的活动状态, 则该信道的初始信道状态概率为 (p_0, p_1) , 若融合中心判决出该信道上授权用户的活动状态为 0, 即信道空闲, 则该信道的初始信道状态为 $(1, 0)$, 若融合中心判决出该信道上授权用户的活动状态为 1, 即信道被占用, 则该信道的初始信道状态为 $(0, 1)$; 融合中心采用基于“+”运算的置信传播算法计算那些状态未判决出的信道上授权用户的活动状态的对数似然比 LLR_Chan_m , 并将 LLR_Chan_m 与预设门限 T_1 、 T_2 进行比较, 若 $LLR_Chan_m \geq T_1$, 则第 m 个信道的活动状态判为 1, 即第 m 个信道被授权用户占用, 若 $LLR_Chan_m \leq T_2$, 则第 m 个信道的活动状态判为 0, 即第 m 个信道未被授权用户占用, 否则融合中心无法判决出第 m 个信道的活动状态, 认知系统需要再进行一次感知;

4) 融合中心将那些已经判决出活动状态的信道广播给所有认知用户, 认知用户收到广播信息后, 更新自身的感知信道集合及那些未判决出活动状态的信道数目 M_{undecode} , 准备进入下一轮感知;

5) 重复步骤 1) ~ 步骤 4), 直至融合中心在认知系统规定的最大感知次数内能判决出所有信道上授权用户的活动状态为止。

2.4.3 方法三

虽然方法二借助“信道释放”机制, 在保证一定的感知精度的同时, 进一步

降低了认知系统的感知时延和算法复杂度,但是方法二仍不可避免地使用了感知信道上采样信号的能量和作为感知结果,这要求认知用户和融合中心(基站)之间的控制信道具有较大带宽,否则无法及时完成大数据量的感知信息的传输。因此我们借助于“信息量化”机制提出了方法三。

方法三的基本思想如下:认知系统中的每个认知用户根据理想孤波分布从所有要感知的信道中随机选择部分信道进行感知,并对所感知的部分信道上的采样信号的能量和进行门限判决,等效地获得这些信道上授权用户的活动状态的“或”值,并选择置信度高的“或”值作为感知结果发送给融合中心,融合中心采用“边检测边释放”的方法检测出所有信道上授权用户的活动状态,具体步骤如下:

1) 每个认知用户先按理想孤波分布随机生成一个度数 $d_n(n=1, \dots, N)$ 作为该认知用户的感知信道数目,再从感知信道集合中随机选取 $d_n(n=1, \dots, N)$ 个信道作为该认知用户所要感知的部分信道,第一轮感知过程中的感知信道集合为所有信道,理想孤波分布的表达式如式(2-15)所示:

$$\rho(i) = \begin{cases} 1/\min(M_{\max}, M_{\text{decode}}) & , i = 1 \\ 1/i(i-1) & , i = 2, \dots, \min(M_{\max}, M_{\text{decode}}) \end{cases} \quad (2-16)$$

2) 每个认知用户采用能量检测法得到其所感知的部分信道上采样信号的能量和,并进行门限判决,等效地获得这些信道上授权用户的活动状态的“或”值作为感知结果,即对方法一、方法二中的感知信息进行 1bit 量化,判决门限根据纽曼-皮尔逊准则获得;

3) 每个认知用户计算其感知结果的置信度,即认知用户所感知的部分信道上授权用户的活动状态的“或”值的对数似然比 LLR_SU_n ,若 LLR_SU_n 大于等于门限 T_1 或者小于等于门限 T_2 ,则认知用户将其感知的部分信道的标号、感知结果作为感知信息发送给融合中心,否则不发送; LLR_SU_n 的表达式如下:

$$LLR_SU_n = \log \frac{f\left(\sum_{m \in C_n} z_m \geq 1 | y_n\right)}{f\left(\sum_{m \in C_n} z_m = 0 | y_n\right)} = \log \frac{\sum_{\sum_{m \in C_n} z_m \geq 1} \prod_{m \in C_n} ((1-z_m)P_0 + z_m P_1) f(y_n | \mathbf{z}_m)}{\sum_{\sum_{m \in C_n} z_m = 0} \prod_{m \in C_n} ((1-z_m)P_0 + z_m P_1) f(y_n | \mathbf{z}_m)} \quad (2-16)$$

其中 \mathbf{z}_m 为由第 n 个认知节点的感知信道组成的矢量, $f(y_n | \mathbf{z}_m)$ 可由式(2-6)、(2-7)得到。

4) 融合中心每接收到 N 个感知信息后, 与之前接收到的感知信息构成一幅二部图, 根据更新后的二部图先对那些度数为 1 (即感知信道的数目为 1) 以及等效状态“或”值为 0 的信道节点进行判决, 并将状态已判的信道从二部图中去除, 度数减 1, 再试图寻找是否仍存在度数为 1 的认知用户节点, 若存在, 将该信道上授权用户的活动状态判为 1 (即信道被占用), 如此重复, 直至寻找不到度数为 1 的认知用户节点为止;

5) 融合中心将已经判决出活动状态的信道广播给所有认知用户, 认知用户再收到广播信息后, 更新认知系统的感知信道集合及那些未判决出活动状态的信道数目 $M_{undecode}$, 准备进入下一轮感知;

6) 重复步骤 1) ~ 步骤 5), 直至融合中心在认知系统规定的最大感知次数内判决出所有信道上授权用户的活动状态为止。

2.5 仿真分析

在我们的仿真环境中假设认知用户的最大感知信道数目为 2, 采样点数为 128 点, 最大感知次数为 4, 每个信道的活动状态概率为 (0.5, 0.5), 授权用户均采用相同的调制方式 (如 BPSK 调制) 和功率, 检测门限为 $T_1=10$ 、 $T_2=-10$ 。信道假设是 AWGN 信道, 即授权用户与认知用户之间的信道增益为 1。为了比较新算法的感知性能, 我们将其与传统感知方法进行了性能比较。传统感知方法的基本思想是: 认知用户对每个信道逐一进行其活动状态的对数似然比的判决, 检测门限仍为 $T_1=10$ 、 $T_2=-10$ 。在传统感知方法中每个信道上活动状态的对数似然比的计算公式如下:

$$LLR_m = \ln \frac{P_1}{P_0} - \frac{1}{2} \ln(1 + 2SNR_m) - \frac{(y - K(1 + SNR_m))^2}{2K(1 + 2SNR_m)} + \frac{(y - K)^2}{2K} \quad (2-17)$$

其中 SNR_m 为第 m 个信道上授权用户信号的信噪比, K 为采样点数。

为表述方便, 用 $P_{fa_Method1}$ 、 $P_{fa_Method2}$ 、 $P_{fa_Method3}$ 、 $P_{fa_Sequently}$ 分别表示方法一、方法二、方法三、序贯检测的虚警概率, $P_d_Method1$ 、 $P_d_Method2$ 、 $P_d_Method3$ 、 $P_d_Sequently$ 分别表示方法一、方法二、方法三、序贯检测的检测概率, 用 $P_{Success_Method1}$ 、 $P_{Success_Method2}$ 、 $P_{Success_Method3}$ 、 $P_{Success_Sequently}$ 分

别表示方法一、方法二、方法三、序贯检测的在规定的最大感知次数内能全部恢复处所有信道上授权用户的活动状态的概率（简称为感知成功概率），用 $T_Method1$ 、 $T_Method2$ 、 $T_Method3$ 、 $T_Sequently$ 分别表示方法一、方法二、方法三、序贯检测的平均感知时间。

图 2.3 为不同感知方法的检测概率、虚警概率与信噪比的曲线图，图 2.4 为不同感知方法在规定感知次数内的感知成功的概率与信噪比的曲线图，图 2.5 为不同感知方法的平均感知时间与信噪比的曲线图，此时认知用户数目为 4，总信道数目为 4。从图 2.3、2.4 中可以看出，四种感知方法的检测概率和感知成功概率均随着信噪比的增大而增大，并趋近于 1，这是由于当授权用户的信号越强，认知用户就越容易检测出授权用户的存在，这点符合检测理论；四种方法的虚警概率均非常接近于 0，这是因为在低信噪比下四种感知方法的感知成功概率均很低，另外这四种方法均通过计算每个信道上的对数似然比获得其活动状态，且检测门限较大，防止了虚警的发生，但同时使得在低信噪比下检测概率和感知成功概率较低。从图 2.4 中还可以看出，在低信噪比下（ $SNR < 0dB$ ）存在 $P_d_Method2 > P_d_Method1 > P_d_Method3 > P_d_Sequently$ ，高信噪比下（ $SNR > 0dB$ ）四种方法的检测概率均为 1；同样的从图 2.4 可以得到感知成功概率具有相同的趋势。另外从图 2.5 中可以看出，四种感知方法的平均感知时间满足如下关系： $T_Method2 < T_Method1 < T_Method3 < T_Sequently$ 。这主要是由于在方法一中，融合中心要等到感知信息数目不小于信道总数目时才启动置信传播算法，且认知用户会对状态已检的信道进行重复感知；在方法二中，融合中心一旦接收到感知信息立即启动置信传播算法，且不重新感知那些状态已检的信道，使得认知系统能有更多的时间去感知那些状态未检的信道，从而能有效提高检测概率、感知成功概率，降低平均感知时间；在方法三中，虽然融合中心采用一有感知信息就立即判决和“信道释放”机制，但是在方法三中，认知用户只将可靠性较高的感知结果传输给融合中心，且采用的是 1bit 量化，这样融合中心将不能知道此时有几个感知信道被授权用户占用，此时由量化及可靠判决对感知延迟和感知成功概率的影响较大；在传统感知方法中，认知用户对每个信道进行逐一感知，其感知时间等同于信道总数目，且由于是单用户检测，因此感知性能比新算法有所下降。

图 2.6、2.7、2.8 分别表示了不同感知方法的检测概率、虚警概率与认知用户数目的曲线图,不同感知方法在规定感知次数内的感知成功的概率与认知用户数目的曲线图,不同感知方法的平均感知时间与认知用户数目的曲线图,此时信噪比为-2dB。从图 2.6、2.7 中可以看出, $P_d_Method1$ 、 $P_d_Method2$ 、 $P_d_Method3$ 和 $P_{Success_Method1}$ 、 $P_{Success_Method2}$ 、 $P_{Success_Method3}$ 均随着认知用户数目的增大而增大,并趋近于 1,这是由于认知用户之间的合作提高了感知性能,且当合作用户数目越多,效果越好; $P_{fa_Method1}$ 、 $P_{fa_Method2}$ 、 $P_{fa_Method3}$ 仍非常接近于 0,这是这四种方法均通过计算每个信道上的对数似然比获得其活动状态,且检测门限较大,防止了虚警的发生。从图 2.6 中还可以看出检测概率有如下关系: $P_d_Method2 > P_d_Method1$, $P_d_Method2 > P_d_Method3$, $P_d_Method1$ 与 $P_d_Method3$ 之间的大小关系不定;从图 2.7 中可以得到感知成功概率存在如下关系: $P_{Success_Method2} > P_{Success_Method3} > P_{Success_Method1}$ 。另外从图 2.8 中可以看出平均感知时间满足如下关系: $T_Method2 < T_Method1$, $T_Method2 < T_Method3$, $T_Method1$ 与 $T_Method2$ 大小关系不定。这主要是在方法二中,融合中心一旦接收到感知信息立即启动置信传播算法,并在下次感知过程不对那些状态已检的信道重新感知,从而能有效提高检测概率、感知成功概率,降低平均感知时间;在方法三中,虽然融合中心采用一有感知信息就立即判决和“信道释放”机制,但是在方法三中,认知用户只将可靠性较高的感知结果传输给融合中心进行进一步判决,并且采用的是 1bit 量化,这样融合中心将不能知道此时有几个感知信道被授权用户占用,两者对感知时间的影响是对立的。另外通过图 2.6、2.7、2.8 可知,当感知信道总数越多时,感知性能越差。

总而言之,通过计算机仿真表明,方法二的检测性能最好,方法一其次,方法三最差,这主要是由于方法二采用了“信道释放”机制,不对状态已检的信道进行重复检测;但是方法三每次可利用的感知信息比方法一要少,因此方法一的检测性能比方法三要好。方法三能较好地节省带宽和功率开销,且推理算法较方法一和方法二简单,易于实现,复杂度低。本章提出的三种感知方法通过对部分信道进行随机联合检测,再对检测结果进行适当推理综合,能快速、高效、可靠

地检测出所有信道上授权用户的活动状态，大大提高检测效率，减少感知时延，提高频谱效率，并能降低认知用户感知能力要求、适应不同网络规模。

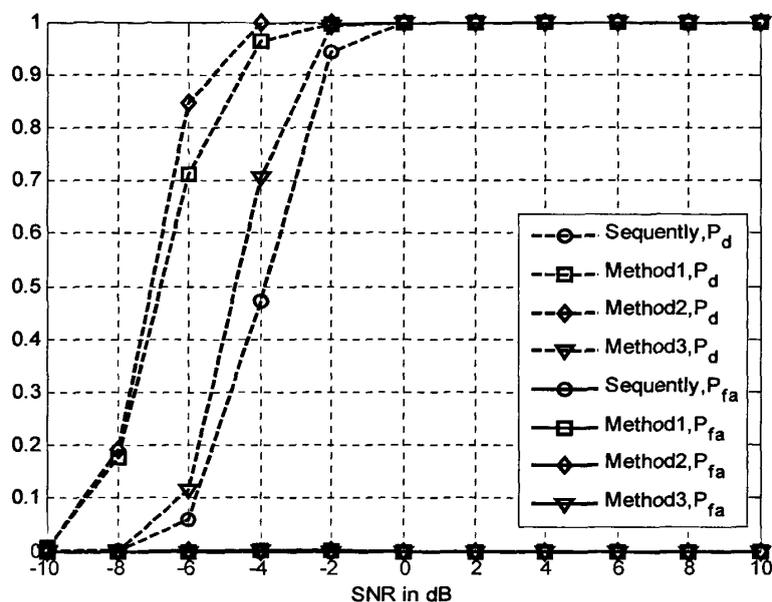


图 2.3 不同感知方法的检测概率、虚警概率与信噪比的曲线图

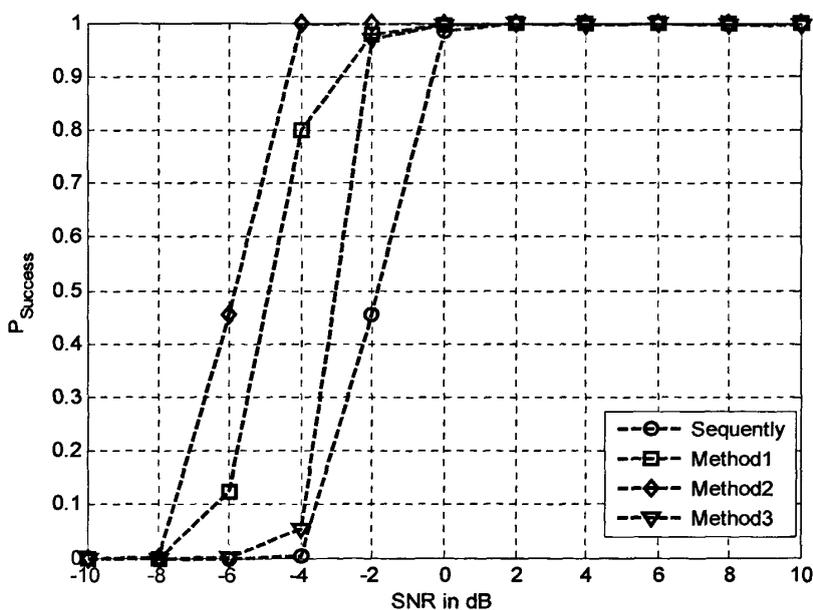


图 2.4 不同感知方法的感知成功的概率与信噪比的曲线图

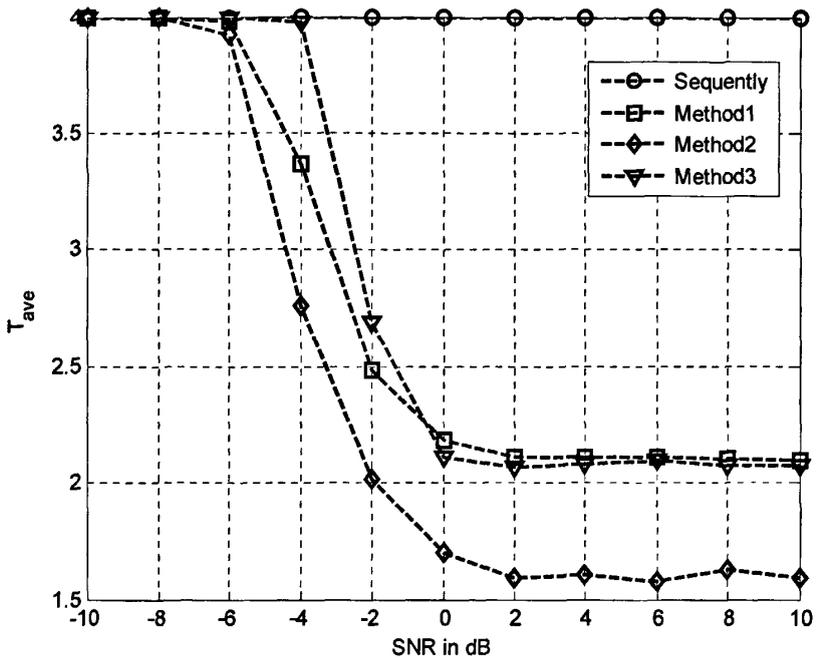


图 2.5 不同感知方法的平均感知时间与信噪比的曲线图

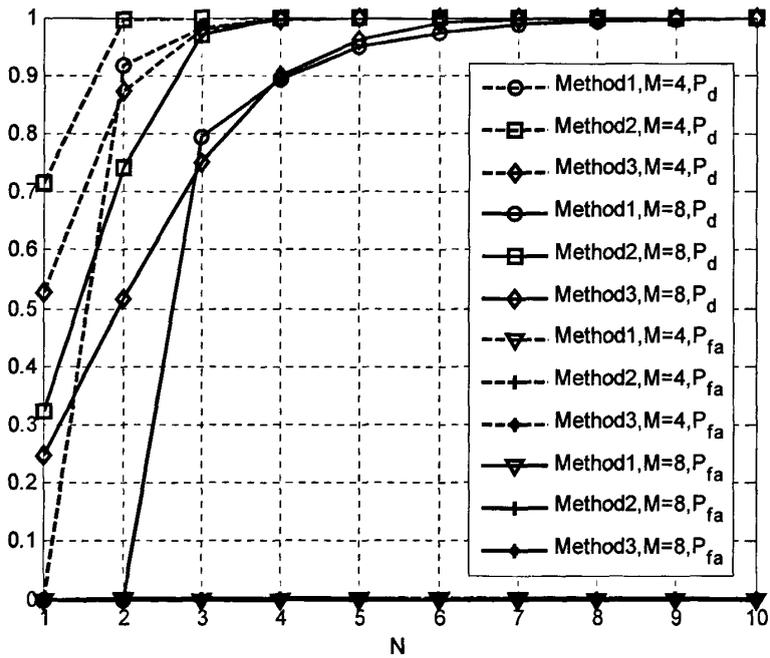


图 2.6 不同感知方法的检测概率、虚警概率与认知用户数目的曲线图

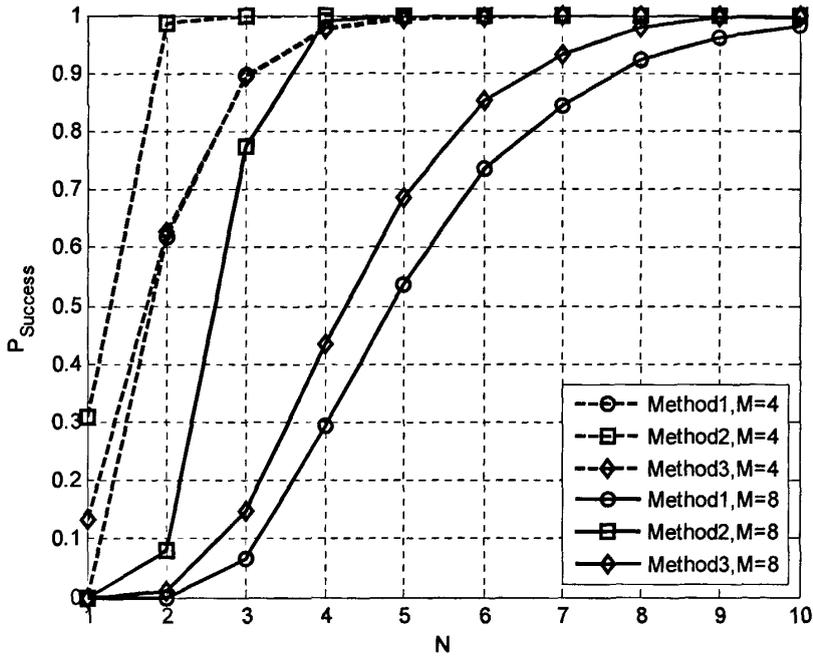


图 2.7 不同感知方法的感知成功的概率与认知用户数目的曲线图

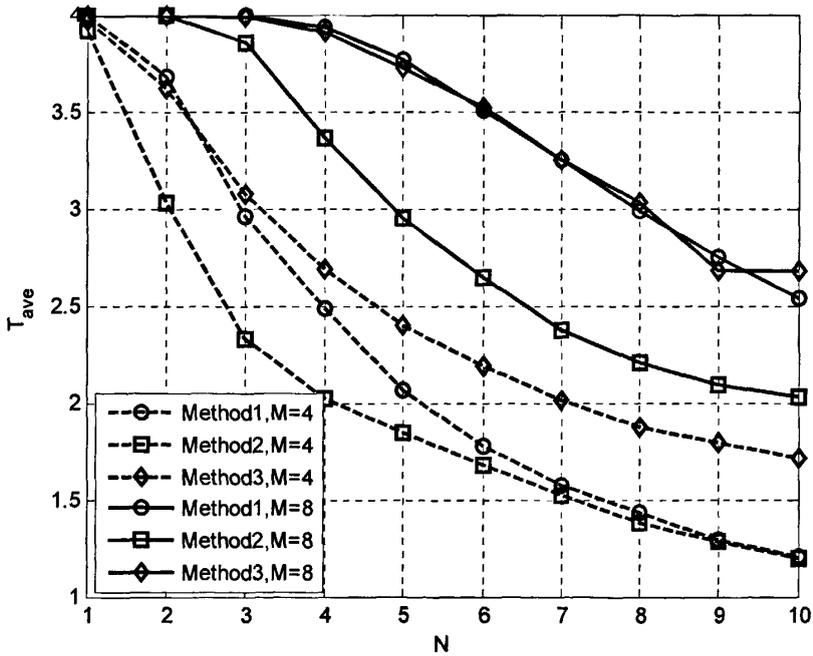


图 2.8 不同感知方法的平均感知时间与认知用户数目的曲线图

2.6 本章小结

本章主要研究了基于随机信道选择的多信道频谱感知方法,并完成了如下工作:(1)分析了多信道频谱感知的系统模型,得到检验统计量的近似概率分布以及该模型的等效二部图,同时引入置信传播算法作为多信道频谱感知方法的解决方案。(2)基于置信传播算法,提出了三种适合于本认知系统的频谱感知算法,三种方法各有优缺点:方法一在接收到的感知信息大于信道数目时开始置信推理,即使各感知信道的信息混叠在一起仍能可靠地判别;方法二在方法一的基础上结合信道“释放”机制,一接收到感知信息后就进行置信推理,并且不对那些已经判别出活动状态的信道进行重复检测,大大减少了感知时延,降低了算法复杂度;方法三对方法一和方法二种的感知信息进行量化处理,并选择可靠性较高的感知结果进行融合判决,降低了认知系统的带宽和功率限制。(3)对三种感知方法进行了仿真分析,并和传统感知方法进行了性能比较,发现我们提出的三种感知方法比传统方法(即序贯检测)具有更高的感知精度和更小的感知时延。

3 基于欠采样的多信道频谱感知方法

本章对基于欠采样技术的多信道频谱感知进行了研究,提出了一种多信道频谱感知方法,该方法的核心思想是认知用户在每次感知过程中根据某种规则选择某个采样率对整个宽带频谱进行采样感知,并通过载波调制技术获得相应的混叠谱,然后利用置信传播算法对所有信道上授权用户的活动状态做出综合分析及判决。该方法能够快速、高效、可靠地检测出多个信道上授权用户的活动状态,并能降低认知用户的感知能力要求,大大提高了检测效率,减少感知时延,从而有效提高频谱利用率。

本章的研究内容主要有:首先在第一节中介绍了本课题的研究背景和解决思路;其次在第二节中介绍了本课题的系统模型和假设,分析了信号的渐近概率分布,并给出了本模型的等效二部图表示;再次在第三节中提出了一种基于置信推理的频谱感知算法,并重点分析了感知算法中的采样率选择问题,证明了认知用户选择授权用户信道带宽的质数倍作为采样速率较好;然后在第四节中对本章提出的感知算法进行了仿真分析;最后在第五节中对本章内容进行了总结。

3.1 研究背景

最近有学者提出了多分辨率频谱感知方法[36-39],该方法的基本思想是:认知用户首先以一个较低的分辨率对某段频谱进行感知,称为粗感知,再以一个较高的分辨率对感兴趣的频段进行感知,获得较为精确的频谱信息,称为细感知。这种方法能从一定程度上降低了感知能力的要求,但是它仍要求认知用户具有较高的采样速率,在粗感知中能准确恢复出谱图的大致信息。

由奈奎斯特采样定律可知,认知用户的采样率需不小于最大频率的两倍(称为奈奎斯特采样率)才能准确恢复出频谱信息。但是实际中认知用户的采样率往往受到硬件条件的限制,当感知频谱的范围非常大时,可能无法正确恢复出谱图信息,这在2.1节也已描述过。因此如果认知用户对整个宽带频谱进行扫描时,会发生频谱混叠现象,无法恢复出整个频谱信息,文献[56-58]详细分析了欠采样技术对频谱混叠的影响。另外由于感知时延的限制,通过对窄带信道进行逐一检测实现全频段感知也不是十分可取。

第二章提出多信道感知方法是建立在随机选择感知信道的基础上的,而由均匀欠采样技术(即采样速率不满足奈奎斯特采样定律)引起的频谱混叠现象也可

以看作是一种感知信道选择方式，只不过它是一种固定的信道选择方式，选择的感知信道与总信道数目、采样率等有关。因此认知用户科通过利用多次欠采样得到若干混叠谱，并结合适当的感知信息融合算法，如置信传播算法，仍能实现多信道频谱感知，且不要求认知用户具备全频段的感知能力。

3.2 模型描述与假设

3.2.1 系统模型

假设认知用户要求感知 M 个连续的信道，最低、高频率分别为 f_L, f_H ，每个信道带宽为 B 。为便于分析，假设 $f_L = -\frac{M}{2}B, f_H = \frac{M}{2}B$ 。每个信道被不同授权用户占用，其状态都是独立同分布的，服从 (p_0, p_1) 的几何分布。通过 3.1 节可知，认知用户需要通过多次欠采样感知才能分析判别出所有信道的活动状态，因此我们的系统模型如图 3.1 所示：

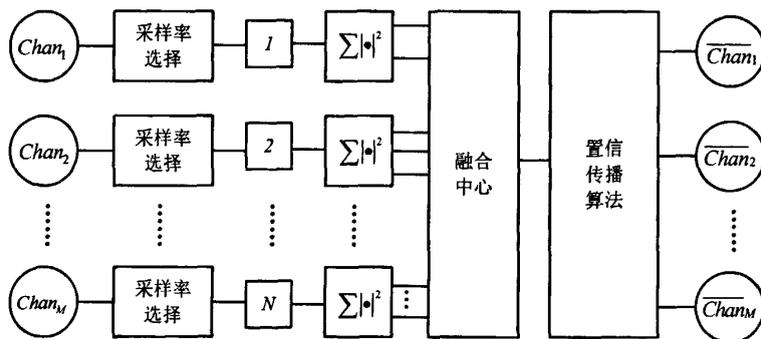


图 3.1 多信道频谱感知模型

即认知用户在每次感知过程中按一定的规则选择其采样率对整个宽带频谱进行观察，再通过载波调制获得各混叠谱上的谱图信息，并将各混叠信道上的接收信号的能量和作为感知信息，然后利用置信传播算法分析综合出所有信道上授权用户的活动状态。图中的 N 表示感知次数。

下面介绍认知用户接收信号的连续时间表达式。第 m 个信道上的发送信号 $s_m(t)$ 为：

$$s_m(t) = z_m d_m(t) e^{j2\pi f_m t} \tag{3-1}$$

其中 z_m 表示第 m 个信道的活动状态，当 $z_m = 0$ 表示第 m 个信道未被授权用户占

用, 此时发送信号满足 $s_m(t) = 0$, 当 $z_m = 1$ 表示第 m 个信道被授权用户占用; $d_m(t)$ 表示授权用户在第 m 个信道上的发送的基带信号, 且假设 $d_m(t)$ 在一个符号周期中保持不变, 即授权用户采用矩形波作为脉冲成型函数; f_m 表示第 m 个信道的中心频率, 它满足 $f_m = \left(m - \frac{M+1}{2}\right)B, m = 1, 2, \dots, M$; 且授权用户的符号周期为 $T_c = 1/B$.

由于授权用户发送的是窄带信号, 故不考虑多径衰落的影响, 即认知用户的接收信号 $x(t)$ 如下所示:

$$x(t) = \sum_{m=1}^M z_m h_m d_m(t) e^{j2\pi f_m t} + w(t) \quad (3-2)$$

其中 h_m 表示第 m 个信道上的授权用户与认知用户之间的信道增益, $w(t)$ 表示认知用户的背景噪声, 是一个复高斯随机过程, 即 $w(t) \sim CN(0, k\sigma^2)$.

3.2.2 均匀欠采样

假设认知用户的最大采样率为 f_s^{\max} , 且其不满足奈奎斯特采样定律, 即 $f_s^{\max} < MB$. 显然, 会发生频谱混叠现象. 为了使不同信道的频谱能全部重叠, 要求采样率是窄带信道带宽的整数倍, 即采样率满足 $f_s = kB$, 采样周期满足 $T_s = \frac{1}{f_s} = \frac{1}{kB}$. 对第 i 个授权用户符号的第 n 个采样来说, 即 $t = iT_c + nT_s = \frac{i}{B} + \frac{n}{kB}$,

存在如下表达式:

$$x(t) \Big|_{t=\frac{i}{B} + \frac{n}{kB}} = \sum_{m=1}^M z_m h_m d_m \left(\frac{i}{B} + \frac{n}{kB} \right) e^{j2\pi f_m \left(\frac{i}{B} + \frac{n}{kB} \right)} + w \left(\frac{i}{B} + \frac{n}{kB} \right) \quad (3-3)$$

记 $x(k, i, n) = x \left(\frac{i}{B} + \frac{n}{kB} \right)$, $d_m(i) = d_m \left(\frac{i}{B} + \frac{n}{kB} \right)$, $w(k, i, n) = w \left(\frac{i}{B} + \frac{n}{kB} \right)$, 可得到:

$$\begin{aligned} x(k, i, n) &= \sum_{m=1}^M z_m h_m d_m(i) e^{j2\pi \left(m - \frac{M+1}{2}\right) B \left(\frac{i}{B} + \frac{n}{kB}\right)} + w(k, i, n) \\ &= \sum_{m=1}^M z_m h_m d_m(i) e^{j2\pi \left(m - \frac{M+1}{2}\right) \left(\frac{i}{B} + \frac{n}{kB}\right)} + w(k, i, n) \end{aligned} \quad (3-4)$$

其中 $x(k, i, n)$ 、 $w(k, i, n)$ 分别为当采样率为 $f_s = kB$ 时，认知用户对第 i 个授权用户符号的第 n 个采样信号和相应的背景噪声， $d_m(i)$ 为在第 m 个信道上的第 i 个授权用户发送符号。

认知用户对以上时域信号进行载波调制，可以得到频域上的接收信号，即：

$$\begin{aligned}
 X(k, i, l) &= \sum_{n=0}^{k-1} x(k, i, n) e^{-j2\pi\left(l-\frac{M+1}{2}\right)\left(i+\frac{n}{k}\right)} \\
 &= \sum_{m=1}^M \sum_{n=0}^{k-1} z_m h_m d_m(i) e^{j2\pi\left(m-\frac{M+1}{2}\right)\left(\frac{l}{B}+\frac{n}{kB}\right)} e^{-j2\pi\left(l-\frac{M+1}{2}\right)\left(i+\frac{n}{k}\right)} + \sum_{n=0}^{k-1} w(k, i, n) e^{-j2\pi\left(l-\frac{M+1}{2}\right)\left(i+\frac{n}{k}\right)} \\
 &= \sum_{m=1}^M z_m h_m d_m(i) \sum_{n=0}^{k-1} e^{j2\pi(m-l)\left(i+\frac{n}{k}\right)} + W(k, i, l) \\
 &= \sum_{m=1}^M z_m h_m d_m(i) \sum_{n=0}^{k-1} e^{j2\pi(m-l)\frac{n}{k}} + W(k, i, l)
 \end{aligned} \tag{3-5}$$

其中 $X(k, i, l)$ 、 $W(k, i, l)$ 分别为当采样率为 $f_s = kB$ 时，认知用户在第 l 个信道上的第 i 个接收符号和相应的背景噪声。由于 $W(k, i, l)$ 通过多个时域上的噪声经线性叠加得到，因此 $W(k, i, l)$ 服从均值为 0、方差为 $k\sigma^2$ 的复高斯分布，即 $W(k, i, l) \sim CN(0, k\sigma^2)$ 。

由式 (3-5) 可知，当 $f_s = kB$ 时，认知用户在第 l 个信道上的接收信号由多个信道上的信号混叠而成，因此可将其称为混叠信道，混叠系数为 $\sum_{n=0}^{k-1} e^{j2\pi(m-l)\frac{n}{k}}$ 。

该混叠系数存在如下性质：

$$\sum_{n=0}^{k-1} e^{j2\pi(m-l)\frac{n}{k}} = \begin{cases} 0, & m-l \bmod k \neq 0 \\ k, & m-l \bmod k = 0 \end{cases} \tag{3-6}$$

也就是说，当 $f_s = kB$ 时，认知用户在第 l 个混叠信道上的接收信号由那些满足条件 $m-l \bmod k = 0$ 的信道上的信号组成的。用 $c_{k,l,m}$ 表示当 $f_s = kB$ 时认知用户的第 l 个混叠信道与第 m 个信道之间的关系，若 $c_{k,l,m} = 1$ 表示第 l 个混叠信道包含第 m 个信道，若 $c_{k,l,m} = 0$ 表示第 l 个混叠信道不包含第 m 个信道。那么，存在如下公式：

$$c_{k,l,m} = \begin{cases} 0, & m-l \bmod k \neq 0 \\ 1, & m-l \bmod k = 0 \end{cases}, l=1, \dots, k \quad (3-7)$$

因此可将式 (3-5) 简化成如下形式:

$$X(k, i, l) = \sum_{m=1}^M z_m h_m d_m(i) c_{k,l,m} + W(k, i, l) \quad (3-8)$$

3.2.3 检验统计量

为了便于分析, 认知用户采用能量检测, 即检验统计量为

$$y_{k,l} = \sum_{i=0}^{N_s-1} |X(k, i, l)|^2 \quad (3-9)$$

其中 $y_{k,l}$ 表示当 $f_s = kB$ 时在第 l 个混叠信道上接收信号的能量, N_s 表示采样点数。

因此对于认知用户来说, 其二择假设检验模型可表述为:

$$\begin{aligned} H_0: y_{k,l} &= \sum_{i=0}^{N_s-1} |W(k, i, l)|^2 \\ H_1: y_{k,l} &= \sum_{i=0}^{N_s-1} \left| \sum_{m=1}^M z_m h_m d_m(i) c_{k,l,m} + W(k, i, l) \right|^2 \end{aligned} \quad (3-10)$$

其中假设 H_0 表示当 $f_s = kB$ 时在第 l 个混叠信道上不存在授权用户, H_1 表示当

$f_s = kB$ 时在第 l 个混叠信道上存在一个或以上授权用户, 即满足 $\sum_{m=1}^M c_{k,l,m} z_m \geq 1$ 。

下面分析检验统计量 $y_{k,l}$ 的分布形式。在 H_0 假设下, 检验统计量 $y_{k,l}$ 是 N_s 个均值为 0、方差为 $k\sigma^2$ 的复高斯变量的欧式距离的平方和, 因此此时变量 $\frac{2y_{k,l}}{k\sigma^2}$ 从一个自由度为 $2N_s$ 的中心 χ^2 分布。而在 H_1 假设下, 检验统计量 $y_{k,l}$ 是 N_s 个均值为 $\sum_{m=1}^M z_m h_m d_m(i) c_{k,l,m}$ 、方差为 $k\sigma^2$ 的复高斯变量的欧式距离的平方和, 因此

此时变量 $\frac{2y_{k,l}}{k\sigma^2}$ 服从一个自由度为 $2N_s$ 、参数为 $\frac{2 \sum_{i=0}^{N_s-1} \left| \sum_{m=1}^M z_m h_m d_m(i) c_{k,l,m} \right|^2}{k\sigma^2}$ 的非中心

χ^2 分布。

由于不同信道上的发送符号 $d_m(i)$ 是独立无关的, 因此当 N_s 较大时, 参数

$$\frac{2 \sum_{i=0}^{N_s-1} \left| \sum_{m=1}^M z_m h_m d_m(i) c_{k,l,m} \right|^2}{k\sigma^2} \text{ 可用如下公式近似:}$$

$$\lambda_{k,l} = \frac{\sum_{i=0}^{N_s-1} \left| \sum_{m=1}^M z_m h_m d_m(i) c_{k,l,m} \right|^2}{k\sigma^2} \approx \frac{\sum_{m=1}^M z_m c_{k,l,m} |h_m|^2 P_m N_s}{k\sigma^2} \quad (3-11)$$

其中 P_m 表示第 m 个信道上发送符号的平均功率。

因此变量 $\frac{2y_{k,l}}{k\sigma^2}$ 在 H_0 、 H_1 两种假设下的分布形式可用如下公式表示:

$$\frac{2y_{k,l}}{k\sigma^2} \sim \begin{cases} \chi_{2N_s}^2, & H_0 \\ \chi_{2N_s}^2(2\lambda_{k,l}), & H_1 \end{cases} \quad (3-12)$$

因此检验统计量 $y_{k,l}$ 在两种假设检验下的均值和方差分别为:

$$\begin{cases} E[y_{k,l}|H_0] = N_s k\sigma^2 \\ E[y_{k,l}|H_1] = (N_s + \lambda_{k,l}) k\sigma^2 \end{cases} \quad (3-13)$$

$$\begin{cases} \text{Var}[y_n|H_0] = N_s k^2 \sigma^4 \\ \text{Var}[y_n|H_1] = (N_s + 2\lambda_{k,l}) k^2 \sigma^4 \end{cases} \quad (3-14)$$

当 N_s 足够大 ($N_s \gg 10$) 时, 根据中心极限定理[47], 检验统计量 $y_{k,l}$ 可认为近似服从于高斯分布, 其在假设 H_0 、 H_1 下的均值和方差仍服从(3-13)、(3-14)两式所示。因此概率密度函数 $f(z_m = j|y_{k,l})$ 的计算公式如下:

$$f(z_m = j|y_{k,l}) = \sum_{z_m} f(z_m = j, z_m | y_{k,l})$$

$$\propto \sum_{z_m} \frac{p_j \prod_{q \in C_{k,l,m}, q \neq m} ((1-z_q) p_0 + z_q p_1)}{\sqrt{2\pi \left(N_s + 2 \sum_{q \in C_{k,l,m}, q \neq m} z_q h_q P_q + 2j h_m P_m \right) k^2 \sigma^4}} \exp \left[\frac{\left(y_{k,l} - \left(N_s + \sum_{q \in C_{k,l,m}, q \neq m} z_q h_q P_q + j h_m P_m \right) k\sigma^2 \right)^2}{2 \left(N_s + 2 \sum_{q \in C_{k,l,m}, q \neq m} z_q h_q P_q + 2j h_m P_m \right) k^2 \sigma^4} \right] \quad (3-15)$$

其中 $C_{k,l,m}$ 为当 $f_s = kB$ 时第 l 个混叠谱除第 m 个信道外包含的信道的集合。

根据以上对系统模型的描述与解释,我们发现感知模型仍可以用一幅二部图表示,如图 3.2 所示。其中信道可看作是校验节点,认知用户得到的混叠谱信息可看作是变量节点,某个混叠谱是否包含某个信道可看作是校验节点和变量节点之间的连接关系,“=”表示校验规则,即认为认知用户在不同采样率下对指定信道的活动状态判别应该是相同的,“+”表示感知信息的获取,即认知用户将混叠信道上接收信号的能量作为感知信息。另外添加了融合中心这一节点控制二部图中的消息传递。

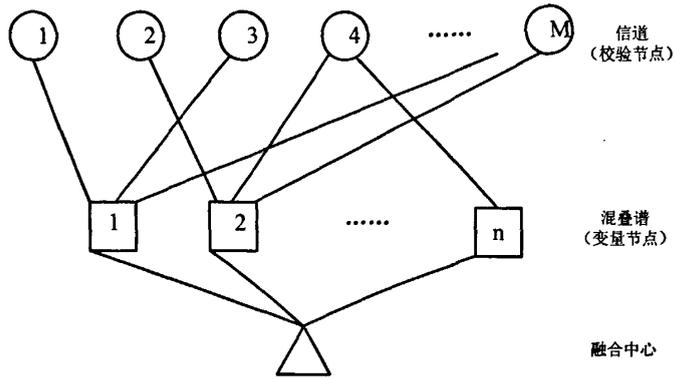


图 3.2 多信道感知模型的等效二部图

3.3 频谱感知算法的设计

3.3.1 算法步骤

基于欠采样技术的多信道频谱感知算法的基本思想是: 认知用户在每次感知过程中按照某种规则选择某个采样速率对整个宽带频谱进行采样感知, 并通过载波调制获得相应的混叠谱信息, 再采用能量检测计算混叠信道上接收信号的能量, 然后采用置信传播算法计算每个信道上授权用户活动状态的对数似然函数, 从而判决出其活动状态。其算法框图如图 3.3 所示。

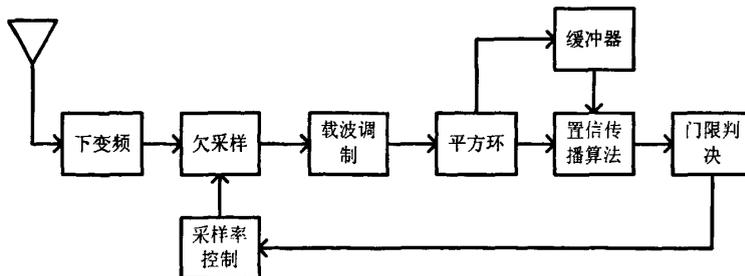


图 3.3 基于欠采样技术多信道频谱感知方法框图

该算法的具体步骤为:

- (1) 认知用户通过某种规则选择一个采样速率 f_s 对整个宽带频谱进行扫描, 获得宽频时域信号, 要求 $f_s \leq f_s^{\max}$;
- (2) 认知用户通过载波调制获得相应的混叠谱信息, 混叠谱的个数为 f_s/B 个;
- (3) 认知用户对每个混叠信道上的接收信号进行共轭相关运算, 获得每个混叠谱的能量, 并将其作为检验统计量;
- (4) 认知用户将本次感知过程中得到感知信息和之前获得的感知信息共同构成一幅二部图, 并利用置信传播算法计算 $LLR_Chan_m (m=1,2,\dots,M)$, 并将 LLR_Chan_m 与预设门限 T_1, T_2 进行比较, 若 $LLR_Chan_m \geq T_1$, 则第 m 个信道 $Chan_m$ 的活动状态判为 1, 即第 m 个信道被授权用户占用, 若 $LLR_Chan_m \leq T_2$, 则第 m 个信道的活动状态判为 0, 即第 m 个信道未被授权用户占用, 否则融合中心无法判决出第 m 个信道的活动状态, 认知用户需要再进行一次感知;
- (5) 重复步骤 (1)~(4), 直至在规定要求内判决出所有信道上授权用户的活动状态。

通过上述步骤, 我们可以发现这里有一个非常重要的问题值得研究, 那就是采样速率的选择问题。当认知用户选择采样率较低时, 它得到的混叠谱个数也较少, 但每个混叠谱包含的信道信息较多; 当认知用户选择采样率较高时, 它得到的混叠谱个数也较多, 但每个混叠谱包含的信道信息较少。在某些时候, 认知用户采用较低的采样速率较为合适, 而某些时候又必须采用较高的采样速率。因此对采样速率的选择进行研究就变得很有意义了。

3.3.2 采样速率的选择

在采样速率的选择这个问题上, 较为直观的方法有三种: 一种是对采样率从小到大逐一进行选择(称为方法一), 一种是对采样率从大到小逐一进行选择(称为方法二), 还有一种是对采样率进行均匀选择(称为方法三)。不管哪种采样率选择方法, 均存在混叠信道数和硬件复杂度的折中问题, 分析如下。

当认知用户选择采样率较低时, 要求硬件的处理能力也较低, 它得到的混叠

谱个数也较少,但每个混叠谱包含的信道信息较多;如果此时相应的混叠谱包含的信道均处于空闲或忙碌状态时,认知用户可以通过较少的判决就可以恢复出所有信道的活动状态,此时方法一最为有效。当认知用户选择采样率较高时,要求硬件的处理能力也较高,它得到的混叠谱个数也较多,且每个混叠谱包含的信道信息较少;如果认知用户无法以较低的采样率检测出所有信道上的活动状态的话,采用较高的采样速率就变得比较有效了,虽然会增加硬件的处理能力以及判决次数,此时方法二最为有效。例如当感知信道数目为 4 时,而采样速率为 $2B$ 时,此时第 1 个信道和第 3 个信道会发生混叠,第 2 个信道和第 4 个信道会发生混叠,因此如果当第 1 个信道和第 3 个信道处于相同状态,第 2 个信道和第 4 个信道处于相同状态的话,认知用户采用从小到大的采样速率选择方式较为合适;而当第 1 个信道和第 3 个信道处于不同状态,且第 1 个信道和第 4 个信道处于相同状态时,认知用户采用方法一较为合适。另外单纯地将采样速率从小到大或者从大到小逐一进行选择的话,会导致部分采样率较低的混叠谱是采样率较高的部分混叠谱的线性叠加。例如当感知信道数目为 4 时,而采样速率为 B 时,所有信道均发生混叠。因此采样速率的选择问题在基于欠采样技术的多信道感知中具有重要意义。为降低认知用户采样造成的处理复杂度、感知延迟,其选择采样率的原则为:尽量避免等效感知信息的重复获取,即避免出现部分采样率较低的混叠谱是采样率较高的部分混叠谱的线性叠加这类情况。

在分析这个问题时,为简便起见,我们不考虑噪声及功率谱估计误差的影响,且认为每个信道的功率都是相同的,即可将每个混叠信道上的信息视为一个离散值。假设 z_m 表示第 m 个信道的活动状态,其取值为 0 或 1, $c_{k,l,m}$ 表示当采样率为 k ,第 l 个混叠谱是否包含第 m 个信道的状态信息, $y_{k,l}$ 表示混叠谱信息,在本节中 $y_{k,l}$ 可视作该混叠谱包含的信道的状态“和”值,可用数学式 (3-16) 表示上述关系:

$$\begin{bmatrix} c_{k,1,1} & c_{k,1,2} & \cdots & c_{k,1,M} \\ c_{k,2,1} & c_{k,2,2} & \cdots & c_{k,2,M} \\ & \cdots & \cdots & \\ c_{k,k,1} & c_{k,k,2} & \cdots & c_{k,k,M} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} z_1 \\ z_2 \\ \vdots \\ z_M \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} y_{k,1} \\ y_{k,2} \\ \vdots \\ y_{k,k} \end{bmatrix} \quad (3-16)$$

$$\text{记 } \mathbf{z} = [z_1, z_2, \dots, z_M]^T, \mathbf{y}_k = [y_{k,1}, y_{k,2}, \dots, y_{k,k}]^T, \mathbf{C}_k = \begin{bmatrix} c_{k,1,1} & c_{k,1,2} & \dots & c_{k,1,M} \\ c_{k,2,1} & c_{k,2,2} & \dots & c_{k,2,M} \\ & \dots & \dots & \\ c_{k,k,1} & c_{k,k,2} & \dots & c_{k,k,M} \end{bmatrix}, \text{ 因}$$

此可将上式 (3-16) 简写为 $\mathbf{C}_k \mathbf{z} = \mathbf{y}_k$ 。我们将 $[c_{k,l,1}, c_{k,l,2}, \dots, c_{k,l,M}]$ 称之为变量 $y_{k,l}$ 的生成矢量。

由于部分采样率较低的混叠谱是采样率较高的部分混叠谱的线性叠加,即存在部分生成矢量和其余生成矢量是线性相关的。这增加了频谱感知的冗余信息,虽然这对能提高那些已检信道(即不利用冗余信息,也能判决出其活动状态的信道)的感知精度,但是却不能帮助那些未检信道的活动状态的判决,浪费了部分感知时间。因此认知用户在感知过程中不需要选择所有采样速率进行感知,而只选择部分采样率进行感知即可。

假设采样速率 k_1, k_2 , 且 $k_1 < k_2$, 经过我们的猜想与推论, 得到以下结论:

结论: 当且仅当采样速率 k_1, k_2 满足 $k_2 = bk_1$, b 为自然数, 那么 k_1 对应的任一生成矢量均能表示成 k_2 对应的生成矢量的线性组合, 即由 k_1 采样得到的所有混叠谱均能表示成由 k_2 采样得到的所有混叠谱的线性叠加。

证明: 首先证明充分性。

对于 k_1 , $\forall l_1, l_1 = 1, 2, \dots, k_1$, 其生成矢量满足

$$c_{k_1, l_1, m} = \begin{cases} 0, & m - l_1 \bmod k_1 \neq 0 \\ 1, & m - l_1 \bmod k_1 = 0 \end{cases}, l_1 = 1, \dots, k_1, m = 1, \dots, M \quad (3-17)$$

即满足如下条件的信道会发生混叠, 得到第 l_1 个生成矢量(混叠信道)

$$m = l_1 + c_1 k_1, l_1 = 1, 2, \dots, k_1 \quad (3-18)$$

对于 k_2 , $\forall l_2, l_2 = 1, 2, \dots, k_2$, 其生成矢量满足

$$c_{k_2, l_2, m} = \begin{cases} 0, & m - l_2 \bmod k_2 \neq 0 \\ 1, & m - l_2 \bmod k_2 = 0 \end{cases}, l_2 = 1, \dots, k_2, m = 1, \dots, M \quad (3-19)$$

即满足如下条件的信道会发生混叠, 得到第 l_2 个生成矢量(混叠信道)

$$m = l_2 + c_2 k_2 = l_1 + c_3 k_1 + c_2 b k_1 = l_1 + c k_1, l_1 = 1, 2, \dots, k_1 \quad (3-20)$$

其中 c, c_1, c_2, c_3 均为自然数。因此可以说将由采样率 k_2 得到的第 $l_1, l_1 + k_1, l_1 + 2k_1, \dots$ 个混叠谱进行线性叠加就可得到由采样率 k_1 得到的第 l_1 个混叠谱。

其次证明必要性。

对于 $k_1, \forall l_1, l_1 = 1, 2, \dots, k_1$, 信道 m 满足式 (3-17), 对于 $k_2, \forall l_2, l_2 = 1, 2, \dots, k_2$, 信道 m 满足式 (3-19)。由于 k_1 对应的任一生成矢量均能表示成 k_2 对应的生成矢量的线性组合, 因此对于 $k_1, \forall l_1, l_1 = 1, 2, \dots, k_1, k_2, \forall l_2, l_2 = 1, 2, \dots, k_2$, 必定存在一个信道 m 满足如下条件

$$\begin{cases} c_{k_1, l_1, m} = 1 \\ c_{k_2, l_2, m} = 1 \end{cases} \quad (3-21)$$

当采样率为 k_2 时, 对于第 l_2 个生成矢量有

$$c_{k_2, l_2, m+k_2} = 1 \quad (3-22)$$

由于 k_1 对应的任一生成矢量均能表示成 k_2 对应的生成矢量的线性组合, 因此有

$$c_{k_1, l_1, m+k_2} = 1 \quad (3-23)$$

因此可得到

$$\begin{aligned} & (m + k_2 - l_1) \bmod k_1 \\ &= ((m - l_1) \bmod k_1 + k_2 \bmod k_1) \bmod k_1 \\ &= (1 + k_2 \bmod k_1) \bmod k_1 = 1 \end{aligned} \quad (3-24)$$

式 (3-24) 可进一步化简为:

$$k_2 = bk_1, b = 1, 2, \dots \quad (3-25)$$

因此通过上述分析, 只要存在两个采样率 $k_2 = bk_1$ (b 为自然数), 那么 k_1 对应的任一生成矢量均能表示成 k_2 对应的生成矢量的线性组合。为了使得感知过程中不出现这种情况, 要求认知用户选择质数倍采样率 (即授权用户信号带宽的质数倍) 进行采样感知。

对于线性方程组式 (3-16), 只要所有 C_k 构成的矩阵 C 的秩为 M , 就一定能够求出所有信道上授权用户的活动状态 $z_m, m = 1, 2, \dots, M$ 。但是由于 z_m 的取值仅为

0 或 1, 实际上往往不需要要求矩阵 \mathbf{C} 的秩为 M 就能求出 $z_m, m=1, 2, \dots, M$ 。本章的研究课题正是利用了信号叠加的这一特点来进行频谱检测的。另外由于 100 以内的质数和为 $1152 > 1024$, 这对实际的认知系统而言已经是非常大的一个数字了。因此认知用户采用质数倍采样率进行采样感知可以基本上完全判决出所有信道上授权用户的活动状态, 而且采样率远小于奈奎斯特采样率。

另外置信推理算法的简化也是一个非常值得研究的问题。当采样速率较小时, 每个混叠谱包含的信道信息也较大, 这会将对数似然函数的计算带来较大的复杂度, 因此对对数似然函数进行适当简化以减少计算复杂度就非常必要了。当采样速率满足 $f_s = B$ 时, 认知用户仅能得到一个混叠谱, 该混叠谱包含了 M 个信道的状态信息。此时获得第 m 个信道上活动状态的对数似然函数的计算复杂度为 $O(2^M)$ 。因此当认知用户的感知信道数目 M 非常大时, 置信传播算法的计算复杂度非常大。为了降低算法复杂度, 对数似然函数进行适当简化以减少计算复杂度就非常必要了。我们利用泰勒级数探索过似然函数的简化问题, 但其性能不是特别好。

3.4 仿真分析

在我们的仿真环境中假设认知用户的采样点数为 128 点, 每个信道的活动状态独立生成, 服从一个概率为 (0.5, 0.5) 的几何分布, 授权用户均采用相同的调制方式 (如 BPSK 调制) 和发送功率, 检测门限为 $T_1 = 10$ 、 $T_2 = -10$ 。信道假设是 AWGN 信道, 即授权用户与认知用户之间的信道增益为 1。

这里为了比较算法性能, 我们仿真分析了不同采样速率选择方式。为表述方便, 用 $P_{fa_Method1}$ 、 $P_{fa_Method2}$ 、 $P_{fa_Method3}$ 分别表示方法一、方法二、方法三的检测概率, $P_d_Method1$ 、 $P_d_Method2$ 、 $P_d_Method3$ 分别表示方法一、方法二、方法三、序贯检测的检测概率, 用 $P_{Success_Method1}$ 、 $P_{Success_Method2}$ 、 $P_{Success_Method3}$ 分别表示方法一、方法二、方法三、序贯检测的在规定要求内能全部恢复处所有信道上授权用户的活动状态的概率 (简称为感知成功概率), 用 $T_Method1$ 、 $T_Method2$ 、 $T_Method3$ 、 $T_Sequently$ 分别表示方法一、方法二、

方法三、序贯检测的平均感知时间。

图 3.4、3.5、3.6 分别表示了不同采样率选择方法的检测概率、虚警概率与信噪比的曲线图,感知成功的概率与信噪比的曲线图和平均感知时间与信噪比的曲线图,此时的感知信道总数为 8,最大采样率为 5。从图 3.4、3.5 中可看出四种方法的检测概率和感知成功概率均随着信噪比的增大而增大,并趋近于 1,这是由于当授权用户的信号越强,认知用户就越容易检测出授权用户的存在,这点符合检测理论;四种方法的虚警概率均非常接近于 0,这是因为在低信噪比下它们的感知成功概率均很低,另外它们均通过计算每个信道上的对数似然比获得其活动状态,且检测门限较大,防止了虚警的发生,但同时使得在低信噪比下检测概率和感知成功概率较低。从图 3.4、3.5 中还可看出,三种方法的检测概率、虚警概率和感知成功概率可以说是相同的,这是由于三种采样率选择方法在没有判决出所有信道上的活动状态之前可以对规定的所有可选采样速率进行选择;前三种感知方法的检测概率和感知成功概率均比传统方法高,这是由于认知用户利用时间分集,能够获得比传统感知方法更多的感知信息,并通过数据融合,提高感知性能。从图 3.6 中发现满足 $T_{Method2} < T_{Method3} < T_{Method1} < T_{Sequently}$ 。这是由于在方法二中,认知用户按从大到小的规律进行采样率选择,其在感知初期能获得较多的混叠谱,且每个混叠谱包含的信道数目较少,因此比较容易判断出所有信道的活动状态;在方法一中,认知用户按从小到大的规律进行采样率选择,其在感知初期只能获得较少的混叠谱,且每个混叠谱包含的信道数目较多,因此多数情况下不容易判断出所有信道的活动状态;方法三介于两者之间;传统方法对信道逐一进行检测判决,其感知时间为感知信道总数。

图 3.7、3.8、3.9 分别表示了表示了不同采样率选择方法的检测概率、虚警概率与最大采样速率的曲线图,感知成功的概率与最大采样速率的曲线图和平均感知时间与最大采样速率的曲线图,此时的感知信道总数为 10,信噪比为 6dB。从图 3.7、3.8 中可以看出 $P_d_{Method1}$ 、 $P_d_{Method2}$ 、 $P_d_{Method3}$ 和 $P_{Success_Method1}$ 、 $P_{Success_Method2}$ 、 $P_{Success_Method3}$ 均随着最大采样速率的增大而增大,并趋近于 1,这是由于三种采样率选择方法在未判决出所有信道的活动状态时可以按相应的规律对可选采样率集合里的所有采样速率进行选择,且当采样

速率越高时,其能获得的感知信息也越多,就越容易判别出所有信道上授权用户的活动状态。从图 3.7、3.8 中还可以看出 $P_{fa_Method1}$ 、 $P_{fa_Method2}$ 、 $P_{fa_Method3}$ 非常接近于 0,这是因为在最大采样率较低时,其感知成功概率也非常低,造成很多信道无法判别出来,例如当 $f_s^{max} = 2B$ 时,三种采样率选择方法的感知成功概率接近于 0,这和理论值 $4 * (0.5)^{10} = (0.5)^8$ 非常接近;而在最大采样率较高时这三种采样率选择方法均具有较高的感知成功概率,且对数似然比的检测门限较大,防止了虚警的发生。从图 3.7、3.8 中还可以看出除去仿真带来的微小误差,检测概率满足如下关系: $P_d_Method1 \approx P_d_Method2 \approx P_d_Method3$,其感知成功概率满足如下关系: $P_{Success_Method1} \approx P_{Success_Method2} \approx P_{Success_Method3}$,这是由于这是由于三种采样率选择方法在没有判决出所有信道上的活动状态之前可以按一定的规律对规定的所有可选采样速率进行选择,因此对于部分非常难判决的情况,认知用户可以获得类似的感知信息。从图 3.9 中可以看出,三种采样率选择方法的平均感知时间满足如下关系式: $T_Method2 < T_Method3 < T_Method1$ 。从图 3.9 中还可以看出 $T_Method1$ 随着最大采样速率的增大而增大,并趋近于 3, $T_Method2$ 随着最大采样速率的增大而先增大再减小, $T_Method3$ 随着最大采样速率的增大而先增大再减小增大。当采样率较低时,认知用户采用任何一种采样率选择方法均无法恢复出所有信道上授权用户的活动状态,其平均感知时间约等于可选采样率的总数。另外当采样率较高时(如 $f_s^{max} = 5B$ or $6B$),三种方法的感知成功概率均为 1。这是由于在方法一中认知用户按从小到大的规律进行采样速率的选择,当 $f_s^{max} = 5B$ or $6B$ 时,认知用户的平均感知时间接近 3,因此此时认知用户选择的采样率为 $2B, 3B, 5B$,其能获得的感知信息总数为 $2+3+5=10$,等于感知信道总数,这从侧面反映了基于欠采样技术的多信道频谱感知方法的可行性:只要有效感知信息数目不少于感知信道总数时,认知用户就能通过多次采样感知判别出所有信道状态。在方法二中认知用户按从大到小的规律进行采样率选择,当 $f_s^{max} = 6B$,对于较差的情况,认知用户选择的采样率为 $6B, 5B$,此时

认知用户能获得的感知信道数目为 $6+5=11$ ，大于感知信道总数，这也反映了本章提出的多信道感知方法的可行性。在方法三中认知用户对采样速率进行随机选择，其平均感知时间介于是方法一和方法二之间；当 $f_s^{\max} = 6B$ 时，认知用户通过增加感知次数，能获得更多感知信息，因此其感知成功概率和平均感知时间均比 $f_s^{\max} = 5B$ 增加了。当信道的活动状态提供的信息量接近 1bit 时，为了节省感知时间，认知用户最好采用方法二进行感知，因为此时采用方法一几乎很难通过很少的感知次数就能完全恢复出所有信道的活动状态。当信道的活动状态提供的信息量接近 0bit 时，方法一在采样率较低时的感知成功概率大大提高。

总而言之，通过计算机仿真表明，三种采样率选择方法的感知性能基本相同，方法二的平均感知时间最少，方法三其次，方法一最低，但是方法二的处理复杂度最高，方法三其次，方法一最低，这三种采样率选择方法各有利弊。本章提出的基于欠采样技术的多信道频谱感知方法利用欠采样技术造成的频谱混叠效应来实现对所有信道的联合检测估计，能快速、高效、可靠地检测出所有信道上授权用户的活动状态，大大提高检测效率，减少感知时延，从而提高频谱效率，并能降低认知用户硬件要求、适应不同网络规模。

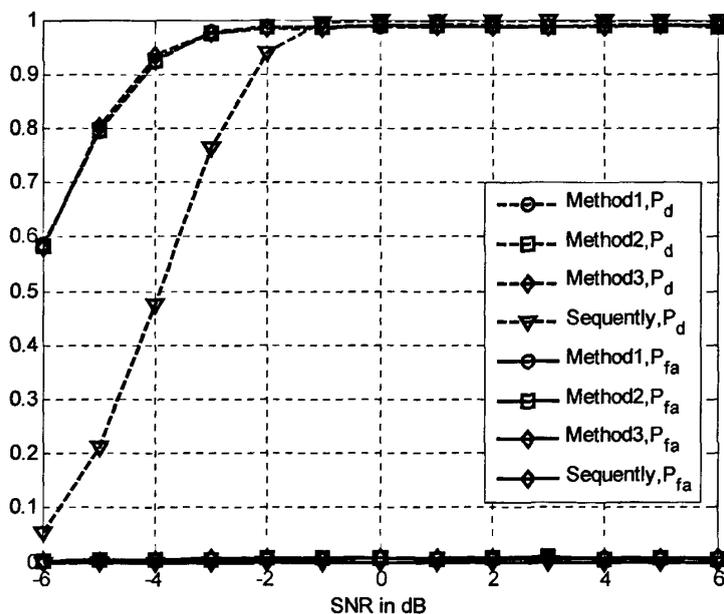


图 3.4 不同采样率选择方法的检测概率、虚警概率与信噪比的曲线图

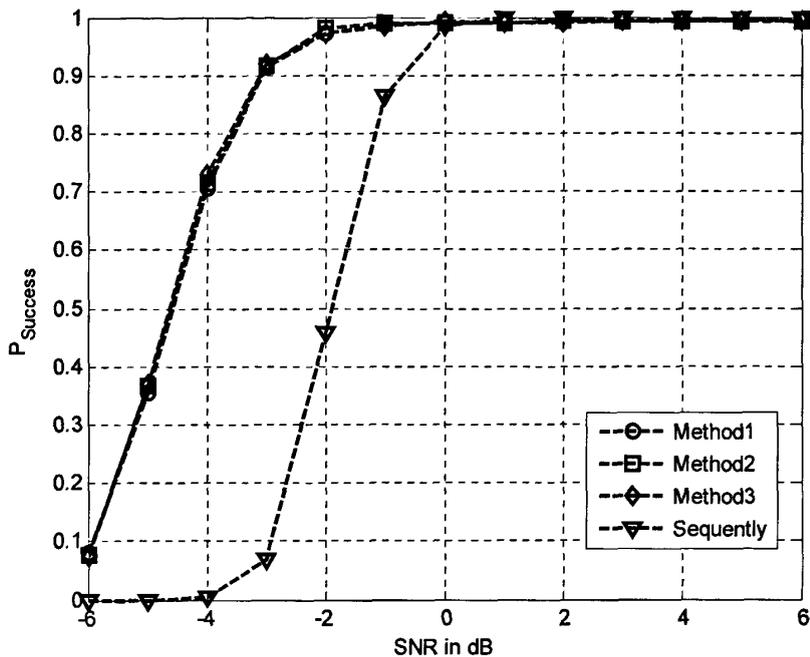


图 3.5 不同采样率选择方法的感知成功的概率与信噪比的曲线图

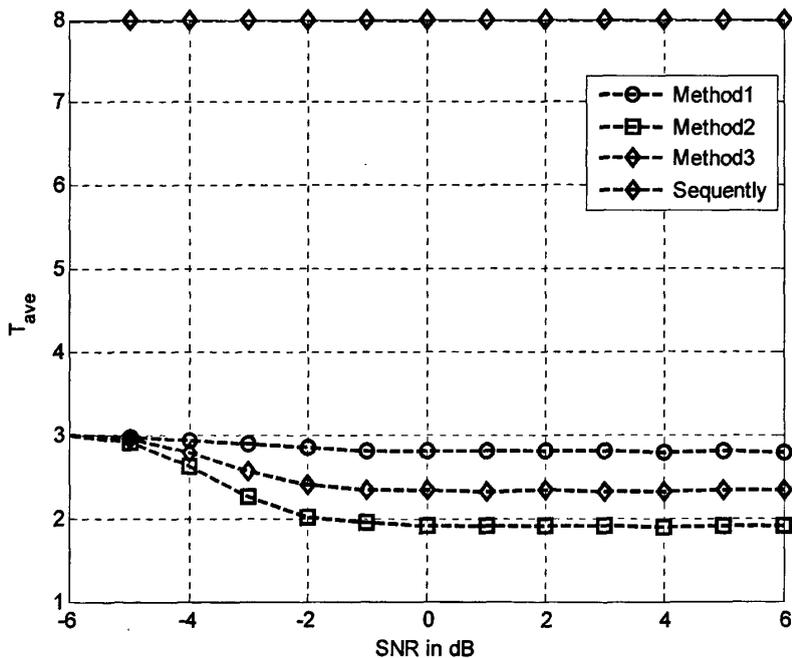


图 3.6 不同采样率选择方法的平均感知时间与信噪比的曲线图

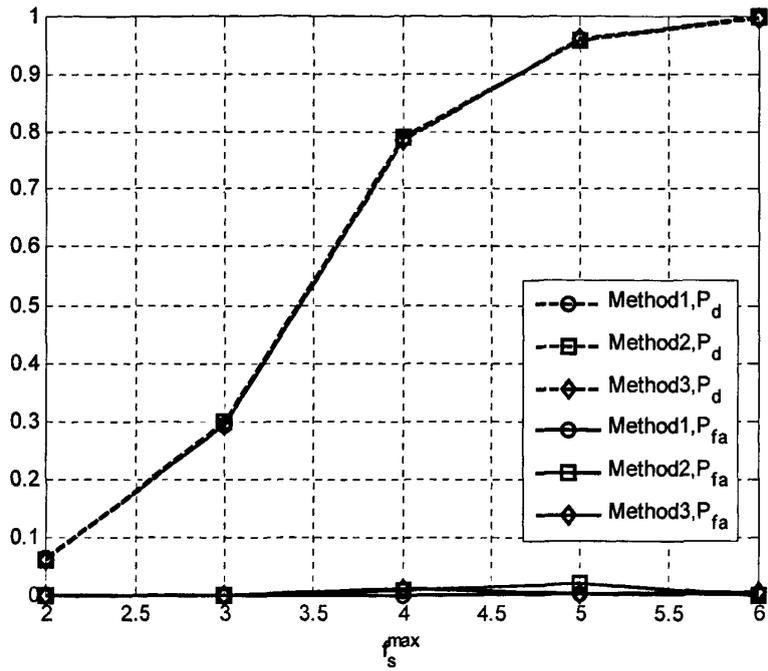


图 3.7 不同采样率选择方法的检测概率、虚警概率与最大采样率的曲线图

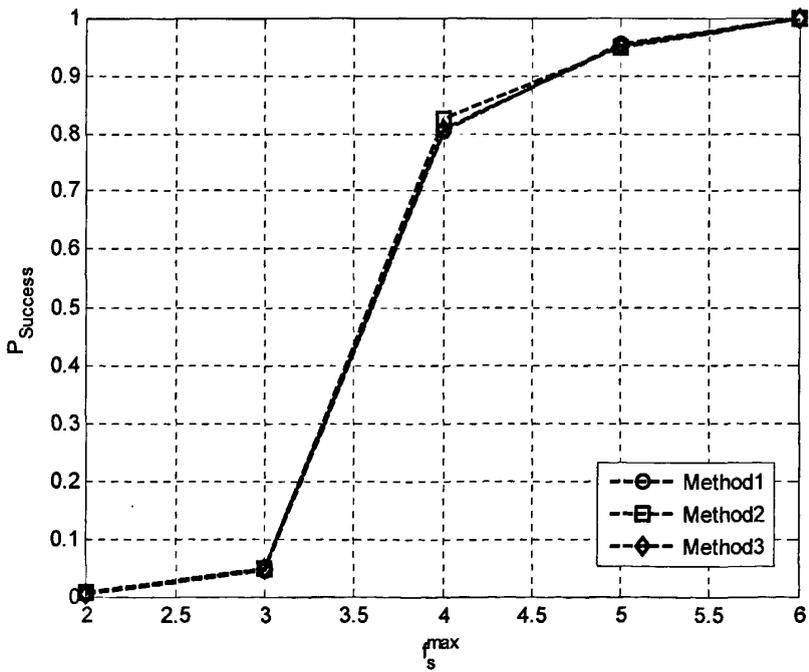


图 3.8 不同采样率选择方法的感知成功的概率与最大采样率的曲线图

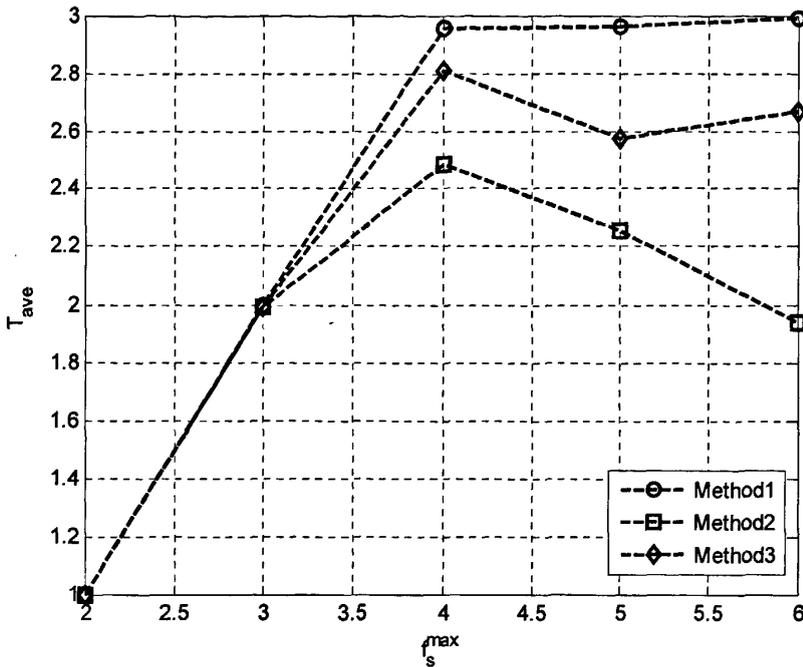


图 3.9 不同采样率选择方法的平均感知时间与最大采样率的曲线图

3.5 本章小结

本章主要研究了基于欠采样技术的多信道频谱感知方法，并完成了如下工作：（1）分析了多信道频谱感知的系统模型，重点分析了欠采样技术造成的频谱混叠的表达式以及检验统计量的渐近概率分布，并得到本模型的等效二部图表示；（2）提出了一种基于欠采样技术的频谱感知算法，通过认知用户的时间分集，有效提高了感知性能，降低了感知时延和认知用户的硬件能力要求，并重点分析了感知算法中的采样率选择问题；（3）对三种采样率选择方法进行了仿真分析，并和序贯检测算法进行了性能比较，发现我们提出的感知方法比传统方法具有更小的感知时延和更高的感知精度。

4 异步 OFDMA 网络的频谱感知方法

本章对异步的 OFDMA 网络的频谱感知方法进行了研究, 主要研究了存在载波频偏时的频谱感知方法, 要求在不对载波频偏进行精确估计的前提下, 仍能获得较好的感知精度。出于以上要求, 本文将 OFDMA 网络的信号接收模型进行简化, 并根据此模型提出了一种基于置信推理的感知方法, 该方法能有效降低或抑制由载波频偏引起的信道间干扰对频谱感知的影响, 大大降低了虚警的发生, 提高频谱利用率。另外改进了传统能量检测的门限计算方法, 提出了一种简化后的感知算法, 该方法大大降低了虚警概率, 同时在高信噪比条件下仍能达到很高的检测概率, 并且极大降低了计算复杂度, 非常适合于硬件实现。

本章的研究内容如下: 首先在第一节中介绍了本课题的研究背景和解决思路; 其次在第二节中叙述了本系统中授权用户信号的发送和接收模型, 并分析了载波频偏对频谱感知算法带来的影响; 第三节主要研究了频谱感知算法的设计, 在本节中首先根据 OFDMA 的频谱轮廓性质, 将认知用户的频域接收信号模型做适当简化, 并给出了简化模型中的检验统计量的渐近概率分布, 其次分析了基于置信推理的感知方法的设计, 最后分析了简化的感知算法的设计与硬件实现; 第四节给出了两种感知方法的仿真结果, 并将它们与传统感知方法进行分析比较; 第五节总结了本章的主要内容与贡献。

4.1 研究背景

在传统的频谱感知模型中, 往往假设各个感知频段之间是互不干扰, 即授权用户采用频分复用 (FDMA) 的方式占用频谱资源, 这种方式较为适合于 2G 网络 (如 GSM 网络)。但实际上在下一代无线网络中, 即 B3G 或 4G 中, 授权用户将采用正交频分多址接入复用 (OFDMA) 的方式进行传输。

OFDM/OFDMA 技术的最大优点是它具有较高的频谱利用率和良好的抗多径能力[60], 但是其缺点是对通信系统具有较高的同步要求。如果存在各种同步偏差, 如载波频偏误差、符号定时误差、时钟频率误差等, 就会引起信道间干扰和符号间干扰[61]。此时空闲子载波会被误判为忙, 造成虚警, 降低频谱利用率。特别是在其相邻子载波都处于忙的状态时, 这种情况的发生尤其明显与频繁。因此对于异步 OFDMA 网络, 如果仍采用传统的频谱感知方法, 即对每个子载波逐一采用能量检测得到该信道上授权用户的活动状态, 会大大降低感知性能。

由于快速傅立叶变换 (Fast Fourier Transform, FFT) 是一个线性变换, 因此认知用户对接收的时域信号进行 FFT 运算后得到的每个子载波上的接收信号是所有子载波上发送信号的一个加权线性组合, 其权值为由同步误差引起的幅度衰减和相位旋转[62-65]。若认知用户已知这个加权矩阵, 则认知用户可以很简单地通过求解线性方程组获得每个子载波上的发送信号, 然后通过门限判决得到各子载波的活动状态。但是实际上认知用户无法知道这个加权矩阵的瞬时值, 最多只能知道这个加权矩阵的统计特性, 这就给 OFDMA 网络的频谱感知算法的设计带来了一定的挑战。

本工作的目标主要是找到一种适合于异步 OFDMA 网络的频谱感知方法, 该方法能对所有子载波上的检验统计量进行联合检测, 判决出所有子载波的活动状态, 并找到一种复杂度较少、适合于硬件实现的简化方法。这里考虑到同步误差的多样性会给问题的建模与分析带来一定的难度, 因此我们只分析了存在载波频偏时 OFDMA 网络的频谱感知问题。由于认知用户与授权用户之间存在随机的载波频偏误差, 导致 OFDMA 信号的接收是线性的, 故可将本模型用等效二部图表示, 并利用置信传播算法对所有子载波上活动状态进行联合分析与估计。

4.2 系统模型

4.2.1 发送模型

授权系统中由 M 个授权用户和一个基站组成, 可用子载波的数目为 K 。每个授权用户均采用 OFDMA 方式实现多用户接入, 即每个子载波能且只能被一个授权用户使用, 每个子载波上的发送功率可由授权用户自行控制, 不同授权用户的调制方式可自行选择。假设 $a_{m,k}$ 表示第 m 个授权用户对第 k 个子载波的占用情况, 若 $a_{m,k} = 1$ 表示第 m 个授权用户占用第 k 个子载波, 若 $a_{m,k} = 0$ 表示第 m 个授权用户不占用第 k 个子载波, 因此对 OFDMA 系统而言存在 $\sum_{m=1}^M a_{m,k} \leq 1, \forall k$ 。

假设第 m 个授权用户的频域信号为 $S_m(n) = [S_{m,0}(n), S_{m,1}(n), \dots, S_{m,K-1}(n)]^T$, 其中 $S_{m,k}(n)$ 满足:

$$S_{m,k}(n) = a_{m,k} \sqrt{P_{m,k}} d_{m,k}(n) \quad (4-1)$$

其中 n 表示第 n 个符号, k 表示第 k 个子载波, $P_{m,k}$ 为第 m 个授权用户在第 k 个子载波的发送功率, $d_{m,k}(n)$ 为第 m 个授权用户在第 k 个子载波的第 n 个发送符号, 当第 m 个授权用户不占用第 k 个子载波时, $S_{m,k}(n) = 0$ 。

因此第 m 个授权用户的时域信号可表示为:

$$\mathbf{s}_m(n) = \mathbf{F} \mathbf{S}_m(n) \quad (4-2)$$

其中 $\mathbf{s}_m(n)$ 为第 m 个授权用户的第 n 个时域信号, \mathbf{F} 为 $K \times K$ 的 IFFT 矩阵, 满足

$$[\mathbf{F}]_{p,q} = \frac{1}{\sqrt{K}} \exp\left(j \frac{2\pi pq}{K}\right)$$

数据发送出去。

4.2.2 接收模型

由于受到多径衰落等的影响, 认知用户的接收信号可表示为:

$$\mathbf{x}(n) = \sum_{m=1}^M \mathbf{s}_m(n) \otimes \mathbf{h}_m + \mathbf{w}(n) \quad (4-3)$$

其中 $\mathbf{x}(n) = [x_0(n), x_1(n), \dots, x_{K-1}(n)]^T$ 表示认知用户接收的第 n 个时域信号;

$\mathbf{h}_m = [h_{m,0}, h_{m,1}, \dots, h_{m,L_m-1}]^T$ 表示授权用户与认知用户之间的信道增益, L_m 表示授权用户与认知用户之间的路径数目, 每条路径上的信道增益 $h_{m,l}$, 在感知过程中

保持不变, 且各信道增益独立无关; $\mathbf{w}(n) = [w_0(n), w_1(n), \dots, w_{K-1}(n)]^T$ 表示认知用户的背景噪声, 服从复高斯分布, 即 $w_k(n) \sim CN(0, \sigma^2)$ 。

当各授权用户与认知用户之间不存在任何定时误差、载波频偏、采样时钟频率误差等, 根据 OFDM 的解调过程, 认知用户对接收到的时域信号先去掉循环前缀, 再进行 K 点 FFT 运算, 就能得到所有子载波上的接收信号, 然后采用传统的窄带检测方法 (即对每个子载波进行逐一的状态判决), 就可以恢复出所有子载波的活动状态。但是实际上由于多径、收发端不完全同步等的影响, 认知用户与各授权用户之间很难做到完全同步, 总是在存在着一定偏差, 如定时误差、载波频偏、采样时钟频率误差和时钟相位误差等。为方便分析, 这里暂时仅考虑了分数倍载波频偏对感知带来的影响。因为假如授权用户和认知用户之间存在整

数倍载波频偏, 各子载波上的信号会发生偏离, 在不对接收信号进行频偏校正的前提下, 很难做到正确判决各子载波的真实状态。

因此考虑到载波频偏的影响, 认知用户的接收信号可改写为如下形式:

$$\mathbf{x}(n) = \sum_{m=1}^M \mathbf{q}_m(n) \otimes \mathbf{h}_m + \mathbf{w}(n) \quad (4-4)$$

其中 $\mathbf{q}_m(n) = [q_{m,0}(n), q_{m,1}(n), \dots, q_{m,K-1}(n)]^T$, 且 $q_{m,k}(n) = s_{m,k}(n)e^{j2\pi(nK+nK_{CP}+k)\varepsilon_m/K}$, K_{CP} 为循环前缀的长度。

对以上信号再做 FFT 运算, 可得到频域信号为:

$$X_k(n) = \sum_{m=1}^M \sum_{k'=0}^{K-1} S_{m,k'}(n) H_{m,k'} g_{m,k',k} e^{j\varphi_{m,n,k',k}} + W_k(n) \quad (4-5)$$

其中 $X_k(n)$ 表示认知用户得到的第 k 个子载波的第 n 个接收符号; $H_{m,k}$ 表示认知用户与第 m 个授权用户之间在第 k 个子载波上的信道增益, 在一次感知过程中保持不变; $W_k(n)$ 表示在第 k 个子载波上的第 n 个背景噪声, 由于 FFT 运算是线性运算, 因此 $W_k(n)$ 仍服从均值为 0, 方差为 σ^2 的复高斯分布, 即 $W_k(n) \sim CN(0, \sigma^2)$; $\varphi_{m,n,k',k}$ 、 $g_{m,k',k}$ 分别表示由载波频偏误差引起的相位旋转和幅度衰减。 $\varphi_{m,n,k',k}$ 、 $g_{m,k',k}$ 、 $H_{m,k}$ 的表达式分别为:

$$\varphi_{m,n,k',k} = \frac{2\pi}{K} \varepsilon_m (nK + nK_{CP}) + \frac{\pi}{K} (K-1)(k' - k + \varepsilon_m) \quad (4-6)$$

$$g_{m,k',k} = \frac{\sin\left(\pi(k' - k + \varepsilon_m)\right)}{K \sin\left(\frac{\pi}{K}(k' - k + \varepsilon_m)\right)} \quad (4-7)$$

$$H_{m,k'} = \sum_{l=0}^{L_m-1} h_{m,l} e^{-j2\pi(k'-\varepsilon_m)l/K} \quad (4-8)$$

其中 ε_m 为第 m 个授权用户的归一化载波偏差, 服从 $[-\delta_m, \delta_m]$ 的均匀分布, 且 $\delta_m < 0.5$, 推导可参考本章附录。由于 $\varphi_{m,n,k',k}$ 前半部分是由载波频偏误差引起的第 n 个符号的初始载波相位偏差, 与具体是哪个子载波无关, 因此这部分可归入信道增益 $H_{m,k'}$ 中, 并用 $H'_{m,k'}(n)$ 表示新的信道增益, 因此 $\varphi_{m,n,k',k}$ 和 $H'_{m,k'}(n)$ 可分别

写为：

$$\varphi_{m,k',k} = \frac{\pi}{K}(K-1)(k'-k+\varepsilon_m) \quad (4-9)$$

$$H'_{m,k}(n) = H_{m,k} \exp\left(j \frac{2\pi}{K} \varepsilon_m (nK + nK_{CP})\right) \quad (4-10)$$

记 $\mathbf{X}(n) = [X_0(n), X_1(n), \dots, X_{K-1}(n)]^T$, $\mathbf{W}(n) = [W_0(n), W_1(n), \dots, W_{K-1}(n)]^T$,

$\mathbf{Q}_m(n) = [S_{m,0}(n)H'_{m,0}(n), S_{m,1}(n)H'_{m,1}(n), \dots, S_{m,K-1}(n)H'_{m,K-1}(n)]^T$, 则认知用户的感知信号可表示为：

$$\mathbf{X}(n) = \sum_{m=1}^M \mathbf{G}_m \mathbf{Q}_m(n) + \mathbf{W}(n) \quad (4-11)$$

其中 \mathbf{G}_m 为衰减矩阵，满足

$$\mathbf{G}_m = \begin{bmatrix} g_{m,0,0} e^{j\varphi_{m,0,0}} & g_{m,1,0} e^{j\varphi_{m,1,0}} & \dots & g_{m,K-1,0} e^{j\varphi_{m,K-1,0}} \\ g_{m,0,1} e^{j\varphi_{m,0,1}} & g_{m,1,1} e^{j\varphi_{m,1,1}} & \dots & g_{m,K-1,1} e^{j\varphi_{m,K-1,1}} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ g_{m,0,K-1} e^{j\varphi_{m,0,K-1}} & g_{m,1,K-1} e^{j\varphi_{m,1,K-1}} & \dots & g_{m,K-1,K-1} e^{j\varphi_{m,K-1,K-1}} \end{bmatrix} \quad (4-12)$$

我们发现以上表达较为复杂，OFDMA 网络的一个重要特性为 $\sum_{m=1}^M a_{m,k} \leq 1, \forall k$ ，另外认知用户并不关心各授权用户的具体使用哪些子载波，只关心各子载波的活动状态，因此我们可假设每个子载波上的载波频偏是随机产生的，并用 $\mathbf{Q}(n) = [S_0(n)H'_0(n), S_1(n)H'_1(n), \dots, S_{K-1}(n)H'_{K-1}(n)]^T$ 表示各子载波上的信号来简化式 (4-11)。因此认知用户的接收信号可简化为：

$$\mathbf{X}(n) = \mathbf{G}\mathbf{Q}(n) + \mathbf{W}(n) \quad (4-13)$$

其中 \mathbf{G} 为衰减矩阵，满足：

$$\mathbf{G} = \begin{bmatrix} g_{0,0}(\varepsilon_0) e^{j\varphi_{0,0}(\varepsilon_0)} & g_{1,0}(\varepsilon_1) e^{j\varphi_{1,0}(\varepsilon_1)} & \dots & g_{K-1,0}(\varepsilon_{K-1}) e^{j\varphi_{K-1,0}(\varepsilon_{K-1})} \\ g_{0,1}(\varepsilon_0) e^{j\varphi_{0,1}(\varepsilon_0)} & g_{1,1}(\varepsilon_1) e^{j\varphi_{1,1}(\varepsilon_1)} & \dots & g_{K-1,1}(\varepsilon_{K-1}) e^{j\varphi_{K-1,1}(\varepsilon_{K-1})} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ g_{0,K-1}(\varepsilon_0) e^{j\varphi_{0,K-1}(\varepsilon_0)} & g_{1,K-1}(\varepsilon_1) e^{j\varphi_{1,K-1}(\varepsilon_1)} & \dots & g_{K-1,K-1}(\varepsilon_{K-1}) e^{j\varphi_{K-1,K-1}(\varepsilon_{K-1})} \end{bmatrix} \quad (4-14)$$

当授权系统处于下行链路时，即基站向授权用户发送信息时，式 (4-14) 中的

载波频偏是相同的。

通过式 (4-11)、(4-13)，我们可发现由于采样偏差，每个子载波上的接收信号包含了 K 个子载波上的信息，且每个子载波上的信息都受到了一定的幅度衰减和相位旋转。

4.2.3 载波频偏对感知的影响

为简便起见，不妨分析第 0 个子载波的性能，另外还假设每个子载波上的载波频偏均是相同的。因此根据式 (4-13) 可知第 0 个子载波上的接收信号可表示为：

$$X_0(n) = W_0(n) + \sum_{k=0}^{K-1} z_k Q_k(n) \frac{\sin(\pi(k+\varepsilon))}{K \sin(\pi(k+\varepsilon)/K)} e^{j\frac{\pi}{K}(K-1)(k+\varepsilon)} \quad (4-15)$$

其中 z_k 表示第 k 个子载波上的活动状态， ε 表示认知用户与授权用户之间的载波频偏。考虑到循环频谱检测的算法复杂度较大，因此我们采用能量检测，即检验统计量为：

$$T_0 = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N |X_0(n)|^2 \quad (4-16)$$

由于本模型中第 0 个子载波的检测概率和虚警概率不仅和接收信号的能量、门限有关，还和每个子载波的活动状态、发送功率、载波频偏等因素有关，因此要得到第 0 个子载波的检测概率和虚警概率的闭合表达式非常困难。这里仅分析最差的情况，即分析其余子载波均被授权用户占用时第 0 个子载波的虚警概率以及其余子载波均不被授权用户占用时第 0 个子载波的检测概率。

首先分析第 0 个子载波的虚警概率。此时的最差情况就是除了第 0 个子载波外的所有子载波均被授权用户占用。因此此时认知用户的接收信号为：

$$X_0(n) = W_0(n) + \sum_{k=1}^{K-1} Q_k(n) \frac{\sin(\pi(k+\varepsilon))}{K \sin(\pi(k+\varepsilon)/K)} e^{j\frac{\pi}{K}(K-1)(k+\varepsilon)} \quad (4-17)$$

我们发现式 (4-17) 的后一项是由载波频偏引起的信道间干扰 (ICI)。这里为了能得到 ICI 的渐近分布形式，假设每个子载波上的发送功率是相同的。因此参考文献 [66]，可以知道 ICI 可近似为一个复高斯变量，其均值为 0，方差为：

$$\sigma_{ICI}^2 = P_0 \left[1 - \left(\frac{\sin(\pi\varepsilon)}{K \sin(\pi\varepsilon/K)} \right)^2 \right] \quad (4-18)$$

所以接收信号 $X_0(n)$ 仍是一个复高斯变量，其均值为 0，方差为 $\sigma_{CI}^2 + \sigma^2$ 。因此当采样点数 N 足够大时，检验判决量 T_0 渐近服从高斯分布，其均值和方差分别为：

$$E(T_0|H_0) = \sigma^2 + P_0 \left[1 - \left(\frac{\sin(\pi\varepsilon)}{K \sin(\pi\varepsilon/K)} \right)^2 \right] \quad (4-19)$$

$$Var(T_0|H_0) = \frac{1}{N} \left(\sigma^2 + P_0 \left[1 - \left(\frac{\sin(\pi\varepsilon)}{K \sin(\pi\varepsilon/K)} \right)^2 \right] \right)^2 \quad (4-20)$$

因此，此时的虚警概率可表示为：

$$P_{fa} = E_\varepsilon \left[Q \left(\frac{\eta - E(T_0|H_0)}{\sqrt{Var(T_0|H_0)}} \right) \right] \quad (4-21)$$

其次分析第 0 个子载波的检测概率。此时的最差情况就是除了第 0 个子载波外的所有子载波均不被授权用户占用。因此此时认知用户的接收信号为：

$$X_0(n) = W_0(n) + Q_0(n) \frac{\sin(\pi\varepsilon)}{K \sin(\pi\varepsilon/K)} e^{j\frac{\pi}{K}(K-1)\varepsilon} \quad (4-22)$$

由于 $X_0(n)$ 服从均值为 $S_0(n) \frac{\sin(\pi\varepsilon)}{K \sin(\pi\varepsilon/K)} e^{j\frac{\pi}{K}(K-1)\varepsilon}$ ，方差为 σ^2 的复高斯分布。根据中心极限定理，当采样点数 N 足够大时，检验判决量 T_0 渐近服从高斯分布，其均值和方差分别为：

$$E(T_0|H_1) = \sigma^2 + P_0 \left(\frac{\sin(\pi\varepsilon)}{K \sin(\pi\varepsilon/K)} \right)^2 \quad (4-23)$$

$$Var(T_0|H_1) = \frac{1}{N} \left(\sigma^2 + 2P_0 \left(\frac{\sin(\pi\varepsilon)}{K \sin(\pi\varepsilon/K)} \right)^2 \right) \sigma^2 \quad (4-24)$$

因此，此时的检测概率可表示为：

$$P_d = E_\varepsilon \left[Q \left(\frac{\eta - E(T_0|H_1)}{\sqrt{Var(T_0|H_1)}} \right) \right] \quad (4-25)$$

图 4.1、4.2 分别表示不同最大载波频偏下虚警概率和检测概率和信噪比的曲

线图。仿真中的检测门限通过如下方式得到：假定虚警概率约束为 0.01，且不存在载波频偏时，根据纽曼-皮尔逊准则计算获得。我们发现，在固定信噪比条件下，虚警概率随着最大载波频偏的增大而增大，检测概率随着最大载波频偏的增大而减小；在固定载波频偏条件下，虚警概率随着信噪比的增大而增大，检测概率随着信噪比的增大而增大。这是最差情况下，由于载波频偏的存在，使得忙子载波上的信号能量泄漏到空闲子载波上，且载波频偏或信噪比越大时，泄漏的能量也越大，从而使得最差情况下检测概率降低，虚警概率升高。总之在本模型下，采用传统的频谱感知方法，即对每个子载波分别进行判决获得该子载波的活动状态，会使得某些子载波判决错误，造成虚警概率过高。当然实际上，当存在其他子载波也被授权用户占用时，检测概率不一定会降低，这是由于这些子载波之间的能量泄漏是相互的，但是此时仍会空闲子载波的判决。因此本章试图寻找一种适合非严格同步的 OFDMA 网络的频谱感知方法。

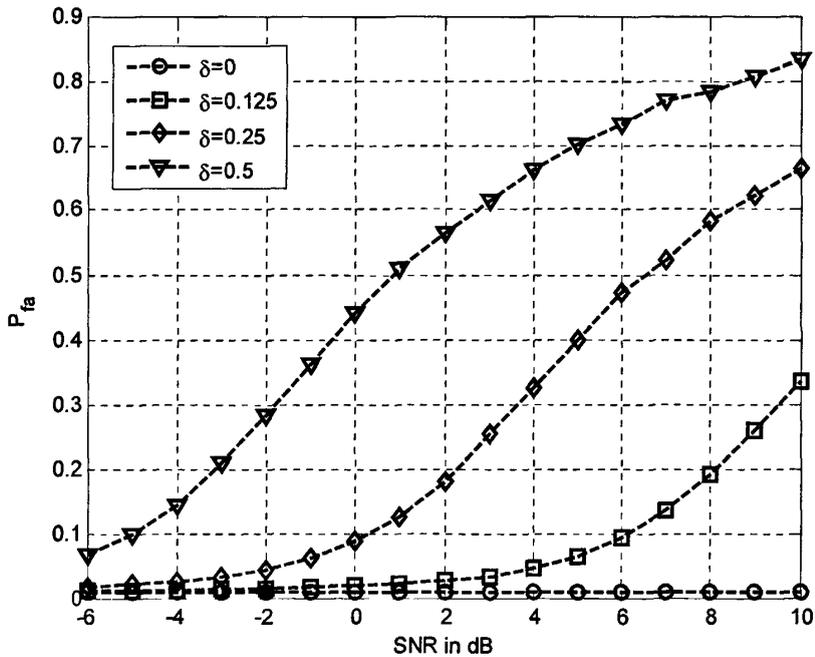


图 4.1 不同最大载波频偏下虚警概率和信噪比的曲线图

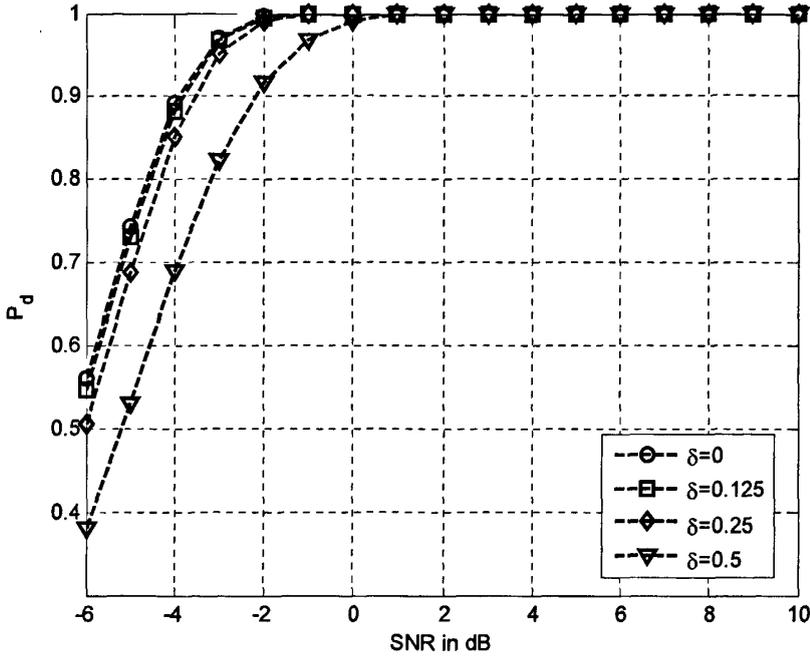


图 4.2 不同最大载波频偏下检测概率和信噪比的曲线图

4.3 频谱感知算法的设计

4.3.1 简化模型

我们对接收信号求期望可得到如下式子:

$$\begin{aligned}
 E(X_k X_k^*) &= E \left[\left(\sum_{i=0}^{K-1} g_{i,k}(\varepsilon_i) e^{j\varphi_{i,k}(\varepsilon_i)} S_i + w_k \right) \left(\sum_{i=0}^{K-1} g_{i,k'}(\varepsilon_i) e^{j\varphi_{i,k'}(\varepsilon_i)} S_i + w_k \right)^* \right] \\
 &= \begin{cases} \sum_{i=0}^{K-1} |g_{i,k}(\varepsilon_i)|^2 P_i + \sigma^2 & , k = k' \\ \sum_{i=0}^{K-1} g_{i,k}(\varepsilon_i) g_{i,k'}^*(\varepsilon_i) e^{j[\varphi_{i,k}(\varepsilon_i) - \varphi_{i,k'}(\varepsilon_i)]} P_i & , k \neq k' \end{cases} \quad (4-26)
 \end{aligned}$$

从统计意义上来说, 每个子载波上的接收能量为各子载波上发送信号能量的线性组合, 可以看出这和二部图的构造非常类似, 因此理论上可以通过置信传播算法进行各子载波活动状态的联合检测。但是由于本模型的二部图中每个变量节点均和所有校验节点相连, 因此 BP 算法的计算复杂度会非常大, 需要对 $K-1$ 个子载波的活动状态做期望。但是我们发现, 第 k 个子载波的信道间干扰主要来自其相邻的两个子载波, 如当载波频偏均为 0.25 时, 第 $k-2$ 、 $k-1$ 、 $k+1$ 、 $k+2$ 个子

载波第 m 个子载波泄漏到第 k 个子载波上的能量比例各为 0.0165、0.0901、0.0324、0.0100，而当载波频偏更小时，这些比值也会更小。因此可对频域接收信号做适当简化：

$$X_k(n) = \sum_{m=1}^M \sum_{k=k-1}^{k+1} S_{m,k}(n) H_{m,k} g_{m,k,k} e^{j\theta_{m,k,k}} + W_k(n) \quad (4-27)$$

相应的，简化模型的等效二部图如图 4.3 所示。

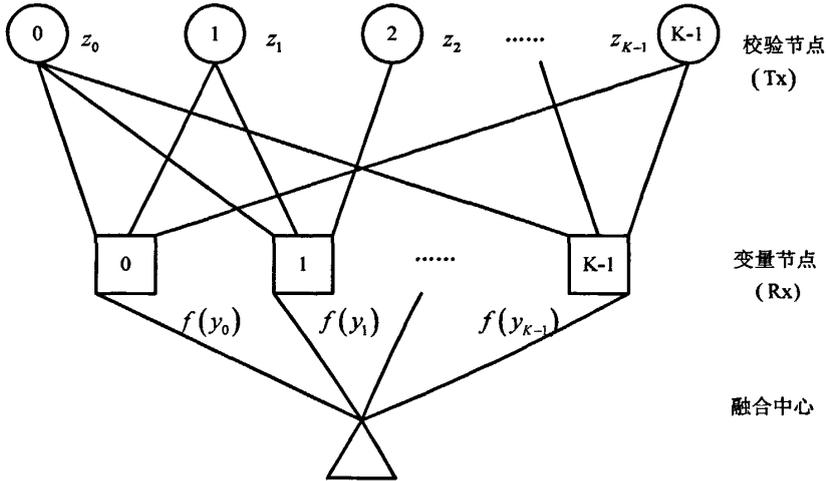


图 4.3 简化后的接收模型的等效二部图

其中把授权用户对每个子载波的占用情况作为校验节点，把认知用户在每个子载波上接收到的信号能量作为变量节点，融合中心为认知用户。

我们采用能量检测获得各个子载波上的检验统计量，如式 (4-16) 所示。当采样点数 N 足够大的时候，每个子载波上的接收信号的能量渐近服从正态分布，其均值和方差分别为（原理与 3.2.3 节类似，不赘述）：

$$\begin{cases} E(T_k|H_0) = \sigma^2 + \sum_{i=k+1, k-1} P_i |g(i, k, \varepsilon_i)|^2 \\ E(T_k|H_1) = \sigma^2 + \sum_{i=k+1, k-1} P_i |g(i, k, \varepsilon_i)|^2 \end{cases} \quad (4-28)$$

$$\begin{cases} \text{Var}(T_k|H_0) = \frac{\sigma^2}{N} \left(\sigma^2 + 2 \sum_{i=k+1, k-1} P_i |g(i, k, \varepsilon_i)|^2 \right) \\ \text{Var}(T_k|H_1) = \frac{\sigma^2}{N} \left(\sigma^2 + 2 \sum_{i=k+1, k-1} P_i |g(i, k, \varepsilon_i)|^2 \right) \end{cases} \quad (4-29)$$

其中 P_i 为第 i 个子载波上的发送功率。

4.3.2 基于 BP 算法的感知方法

根据简化后的模型,我们发现可以利用置信传播算法对所有子载波活动状态进行联合估计, BP 算法的具体步骤详见 2.3.2 节。但是如果要使得 BP 算法能有效收敛,必须要有一个或多个启动节点来帮助算法收敛。在二部图中,启动节点就是那些能通过一次置信推理就能判别出原始符号或状态的变量节点,如度数为 1 的变量节点,即校验节点和变量节点之间有且仅有一条边连接。

针对本模型,我们发现所有变量节点的度数均为 3,即每个变量节点均和 3 个校验节点连接。另一种寻找启动节点的思路就是试图找到那些通过简单的门限判决就能判别出是否被授权用户占用的子载波作为 BP 算法的启动节点,通常这些节点受载波频偏的影响较小。

下面分析如何得到判别启动节点的门限。如果将某个变量节点视作启动节点,必须要求其活动状态的判决精度是非常高的,否则会影响其他子载波活动状态的判决。因此为了保证启动节点的判决精度,设置了必空子载波和必忙子载波两种节点保证置信传播算法的实施。必空子载波的出现对于某个子载波,其相邻子载波不存在频谱泄漏的情况。即判决门限为:

$$\lambda_1 = (Q^{-1}(\alpha)/\sqrt{N+1})\sigma^2 \quad (4-30)$$

其中 α 表示在寻找启动节点这一过程中空闲子载波的判决精度。必忙子载波的出现对于某个子载波,其相邻子载波存在最大的频谱泄漏的情况。即判决门限为:

$$\lambda_2 = \lambda_1 + (P_{k-1} + P_{k+1}) \left| \frac{\sin(\pi(\delta-1))}{K \sin(\pi(\delta-1)/K)} \right|^2 \quad (4-31)$$

在计算启动节点后,为了降低对置信推理中似然函数的计算复杂度,最好能事先知道载波频偏的粗估计值。然后,根据这些启动节点及载波频偏的粗估计值计算那些未判决出活动状态的子载波的似然函数,并判断出其活动状态。似然函数的计算采用置信传播算法,其具体步骤详见 2.3.2 节。

因此基于 BP 算法的感知方法的详细步骤如下:

- (1) 将各子载波上的接收信号进行平方平均,得到各子载波上接收信号的能量和 T_k ;
- (2) 将各子载波上接收信号的能量和 T_k 分别与 λ_1, λ_2 比较,若 $T_k \leq \lambda_1$,则将第 k

个子载波的活动状态判别为空闲, 若 $T_k \geq \lambda_2$, 则将第 k 个子载波的活动状态判别为忙;

(3) 对各子载波进行载波频偏的粗估计, 估计方法如下:

1) 若第 k 个子载波被判别为空闲, 则可得到 $\hat{\varepsilon}_{k-1} = -\delta/2, \hat{\varepsilon}_k = 0, \hat{\varepsilon}_{k+1} = \delta/2$;

2) 若第 k 个子载波被判别为忙, 且其相邻两个子载波均被判别为空闲, 则可更新 $\hat{\varepsilon}_k = 0$;

3) 对于其余情况, 不对载波频偏做粗估计。

(4) 利用置信传播算法计算各子载波上活动状态的对数似然函数 LLR_k , 再将其与判决门限 γ_1, γ_2 比较, 若 $LLR_k \geq \gamma_1$, 则将第 k 个子载波的活动状态判别为忙, 若 $LLR_k \leq \gamma_2$, 则将第 k 个子载波的活动状态判别为空闲;

(5) 如果仍存在状态未判决出的子载波, 则将其活动状态判断为忙。

4.3.3 简化的感知方法

基于 BP 算法的感知方法通过计算并比较每个子载波活动状态的置信度 (即对数似然函数) 来判定其活动状态, 这种方法能有效识别出由于忙子载波对空闲子载波的能量泄漏导致出现虚警的情况, 大大降低虚警概率, 提高频谱利用率。但是 BP 算法需要迭代计算获得最终的置信函数, 并且计算置信函数所需的概率密度函数的表达式比较复杂, 使能够获得置信函数的近似计算方法, 但迭代仍会影响感知速度, 因此这种方法非常不适合于硬件实现。

经仿真发现在高信噪比 ($SNR \gg 6dB$) 下, 且系统的最大载波频偏为 0.25 时, 忙子载波和空闲子载波的接收能量还是存在较为明显的差异, 因此可采用提高检测门限的方法进行子载波活动性的判决, 同样能降低虚警概率, 并且简化算法较为简单, 更适合于工程实现。

下面分析简化算法中的门限计算。首先考察当第 k 个子载波不被授权用户占用时, 其接收到的近似信号为:

$$\begin{aligned} X_k(n) \approx & W_k(n) + z_{k-1} S_{k-1}(n) \frac{\sin(\pi(\varepsilon_{k-1}-1))}{K \sin(\pi(\varepsilon_{k-1}-1)/K)} e^{j\frac{\pi}{K}(K-1)(\varepsilon_{k-1}-1)} \\ & + z_{k+1} S_{k+1}(n) \frac{\sin(\pi(\varepsilon_{k+1}+1))}{K \sin(\pi(\varepsilon_{k+1}+1)/K)} e^{j\frac{\pi}{K}(K-1)(\varepsilon_{k+1}+1)} \end{aligned} \quad (4-32)$$

此时最糟糕的情况就是第 $k-1$ 个子载波和第 $k+1$ 个子载波均被授权用户占用, 且 $\varepsilon_{k-1} = \delta, \varepsilon_{k+1} = -\delta$, 其中 δ 为最大的载波频偏。将 $\varepsilon_{k-1}, \varepsilon_{k+1}$ 代入到式 (4-28)、(4-29) 可得到信号 $X_k(n)$ 的均值和方差, 即:

$$E(T_k | H_0) = \sigma^2 + (P_{k-1} + P_{k+1}) \left| \frac{\sin(\pi(\delta-1))}{K \sin(\pi(\delta-1)/K)} \right|^2 \quad (4-33)$$

$$\text{Var}(T_k | H_0) = \frac{\sigma_0^2}{N} \left(\sigma_0^2 + 2(P_{k-1} + P_{k+1}) \left| \frac{\sin(\pi(\delta-1))}{K \sin(\pi(\delta-1)/K)} \right|^2 \right) \quad (4-34)$$

假设规定此时的虚警概率约束为 P_{fa}^{\max} , 根据纽曼-皮尔逊准则可得到简化算法的判决门限为:

$$\eta_k = Q^{-1}(P_{fa}^{\max}) \sqrt{\text{Var}(T_k | H_0)} + E(T_k | H_0) \quad (4-35)$$

其中式 (4-35) 中均值和方差如式 (4-33)、(4-34) 所示。另外实际中认知用户可能只知道授权用户的发送功率范围, 此时可选择最低发送功率用于计算门限, 但是此时仍会无法判别出部分空闲子载波。

在高信噪比环境下, 采用简化后的感知算法仍能达到很好的检测性能, 并且简化算法的计算复杂度较低, 非常符合硬件实现要求。我们采用 ADI 公司 TigerSHARC 系列的 ADSP-TS201 芯片进行简化算法的实现。ADSP-TS201 的处理时钟高达 500MHz, 具有两个运算单元, 能同时进行两个子载波的状态检测。简化算法的主要运算有绝对值平方、累加以及门限判决等。由于接收信号是复数, 因此可用共轭相乘运算代替平方运算。TS201 能实现复数乘法运算, 并可以采用 J 选项实现共轭相乘。另外 TS201 的每个运算单元中还具有一个 MR 寄存器, 能实现定点数的乘累加运算, 指令如下:

```
MR1:0+=R1**R0(J);;
```

因此利用上述指令以及循环就可以计算各子载波上接收信号的能量和。在获得这些值后, 再利用 comp 指令和 if 指令将它们和判决门限进行比较得到各子载波上的活动状态。最后将判决结果压缩成比特流的形式告诉 MAC 层。

4.4 仿真分析

由于本模型较为复杂, 很难获得检测概率和虚警概率的闭合公式, 因此采用仿真衡量新算法的性能。在我们的仿真环境中, 假设有子载波数目为 256, 每个

子载波的活动状态均服从 $(0.5, 0.5)$ 的几何分布，且是独立生成的。当子载波活动时，其发送信号随机生成，并采用 BPSK 调制，每个子载波的载波频偏独立生成，服从均匀分布，各子载波上的信道增益假设为 1，这是为了方便 BP 推理。对数似然比的检测门限设为 $T_1 = 5, T_2 = -5$ 。传统感知方法就是将每个子载波逐一与判决门限进行比较获得该子载波上授权用户的活动状态，判决门限根据式 (1-3) 得到，并且假设虚警概率约束为 0.01。

图 4.4、4.5 分别为频偏为 0.25 和 0.125 时不同感知方法的检测概率与信噪比的曲线图，此时采样点数为 100。从图 4.4、4.5 中可以发现三种方法的检测概率均随着信噪比的增大而增大，这是因为当信噪比越大，认知用户就能更好的区分授权用户的存在与否；基于 BP 算法的感知方法的检测概率与传统感知方法的检测概率非常接近，这是因为传统方法采用的检测门限较低；简化方法的检测概率比传统方法要低，这是因为简化方法的判决门限要比传统感知方法高。从图 4.4、4.5 中还可以发现传统方法的检测概率在低信噪比下均随着最大载波频偏的增大而减小，这是因为载波频偏越大，忙子载波上泄漏到空闲子载波上的能量就越大，从而导致在低信噪比的情况下，从而导致部分忙子载波不能准确检测出来。

图 4.6、4.7 分别为频偏为 0.25 和 0.125 时不同感知方法的虚警概率与信噪比的曲线图，此时采样点数为 100。从图 4.6、4.7 中可以发现传统方法的虚警概率均随着信噪比的增大而增大，这是因为忙子载波上的能量泄漏到某个空闲子载波上使得该子载波上接收信号的能量过大，从而导致虚警的发生，且由于频谱泄漏的存在，使得传统方法的虚警概率远大于其虚警概率约束 0.01；基于 BP 算法的感知方法的虚警概率随着信噪比的增大而减小，这是因为该方法能有效判断出是否存在由于忙子载波将能量泄漏到空闲子载波的情况，且信噪比越大，就越容易识别这种情况；简化方法的虚警概率也随着信噪比的增大而减小，这是因为该方法的检测门限与信噪比和载波频偏有关。从图 4.6、4.7 中还可以发现传统感知方法的虚警概率均随着最大载波频偏的增大而增大，这是因为载波频偏越大，从统计上来说，忙子载波上泄漏到某个空闲子载波上的能量就越大，从而导致虚警概率越大；基于 BP 算法的感知方法的虚警概率随着信噪比的增大而减小，这是因为该方法能有效判断出是否存在由于忙子载波将能量泄漏到空闲子载波的情况，且信噪比越大，就越容易识别这种情况；简化后的感知方法的虚警概率也随着信

噪比的增大而减小，这是因为该方法的检测门限与信噪比和载波频偏有关。

通过四幅图的性能比较，可以发现基于 BP 算法的感知方法的性能比传统感知方法有了很大的提升。当信噪比为 10dB、最大载波频偏为 0.25 时，传统方法的虚警概率达到了 0.52，而基于 BP 算法的感知方法的虚警概率非常接近于 0，但两者的检测概率均为 1；当信噪比为 -2dB、最大载波频偏为 0.25 时，两者的检测概率类似，但传统方法的虚警概率达到了 0.025，而基于 BP 算法的感知方法的虚警概率为 0.017。另外虽然简化后的感知方法相比传统感知方法损失了一定的检测概率，但是其虚警概率比传统感知方法有了很大的提升。当信噪比为 10dB、最大载波频偏为 0.25 时，传统方法的虚警概率达到了 0.5，而简化后的感知方法的虚警概率非常接近于 0，但两者的检测概率均为 1；当信噪比为 -2dB、最大载波频偏为 0.25 时，传统方法的虚警概率达到了 0.025，而简化后的感知方法的虚警概率为 0.01，但检测概率有了 0.2 的损失。

硬件实现时不可能做到每个子载波采样 100 点，比较合理的是对每个子载波上的信号采样较少的点数，如 8 点。图 4.8、4.9 给出了采样点数为 8 时简化后的感知方法的检测概率与虚警概率与信噪比的性能关系图。这里忽略了基于 BP 算法的感知方法的性能，这主要是由于当采样点数较少时，每个子载波上接收信号的能量并不服从为所有子载波的线性组合加上一个噪声的前提假设，此时如果仍采用该方法会使得性能有所下降。从图 4.8、4.9 中可以知道，传统方法的检测概率和虚警概率随着信噪比的增大而增大，简化方法的检测概率随着信噪比的增大而增大，虚警概率随着信噪比的增大而减小，这主要是因为简化算法考虑到信噪比及载波频偏对计算检测门限的影响。虽然简化方法能获得比传统方法更低的虚警概率，但其检测概率也低些（主要体现低信噪比时），这主要是由于简化方法提高了其判决门限。但是在高信噪比条件下简化方法仍能达到很高的检测概率，如当信噪比为 6dB 时检测概率能达到 0.99。

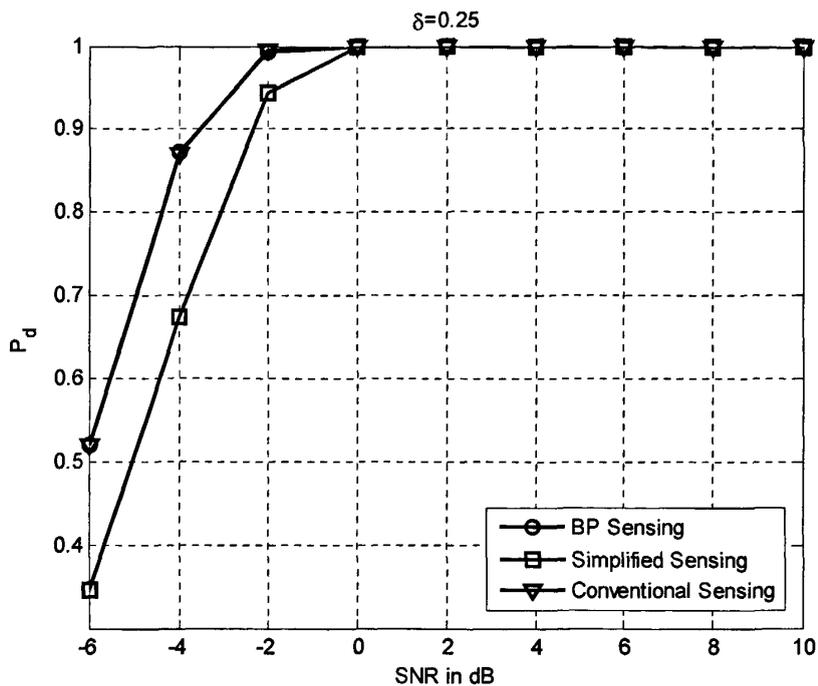


图 4.4 最大频偏为 0.25 时不同感知方法的检测概率与信噪比的曲线图

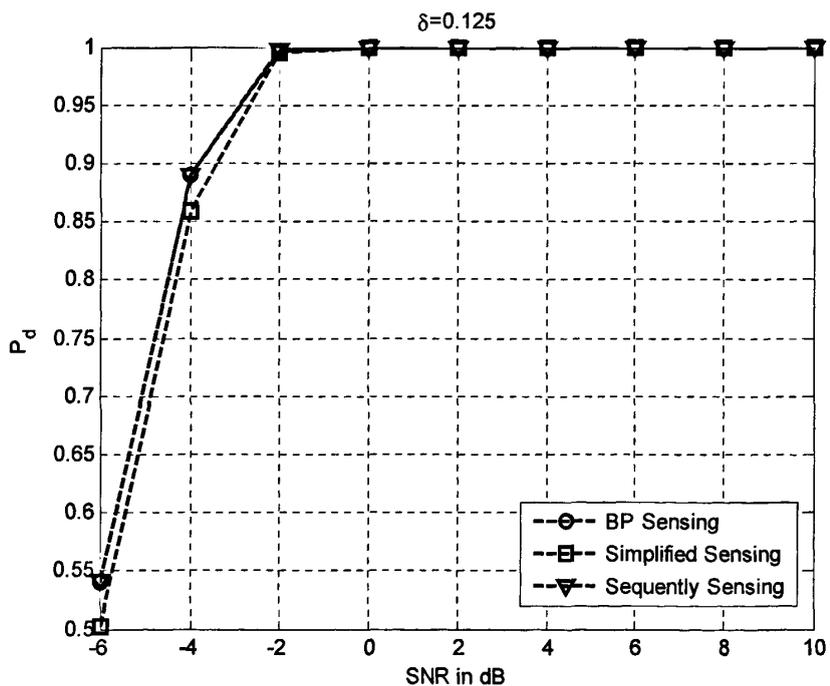


图 4.5 最大频偏为 0.125 时不同感知方法的检测概率与信噪比的曲线图

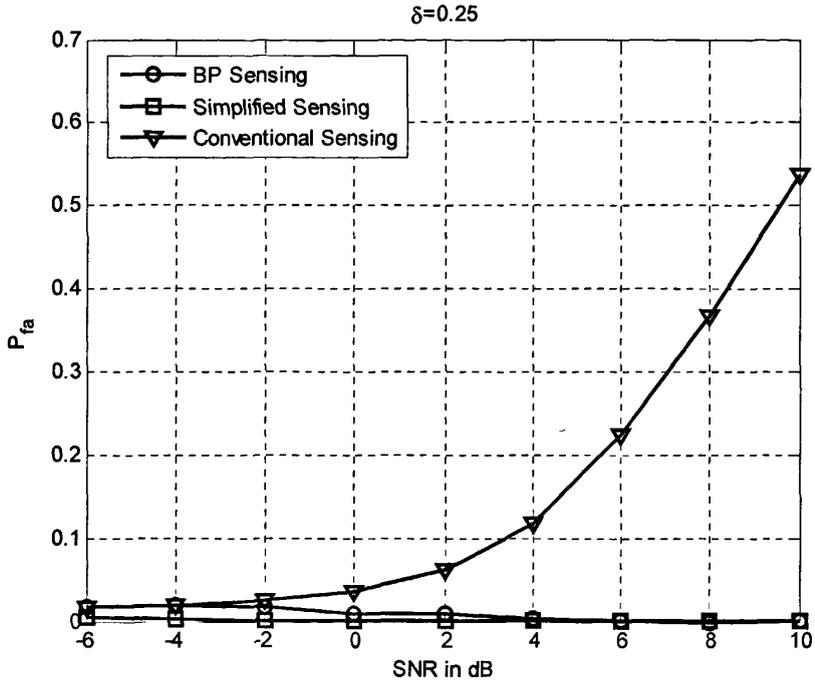


图 4.6 最大频偏为 0.25 时不同感知方法的虚警概率与信噪比的曲线图

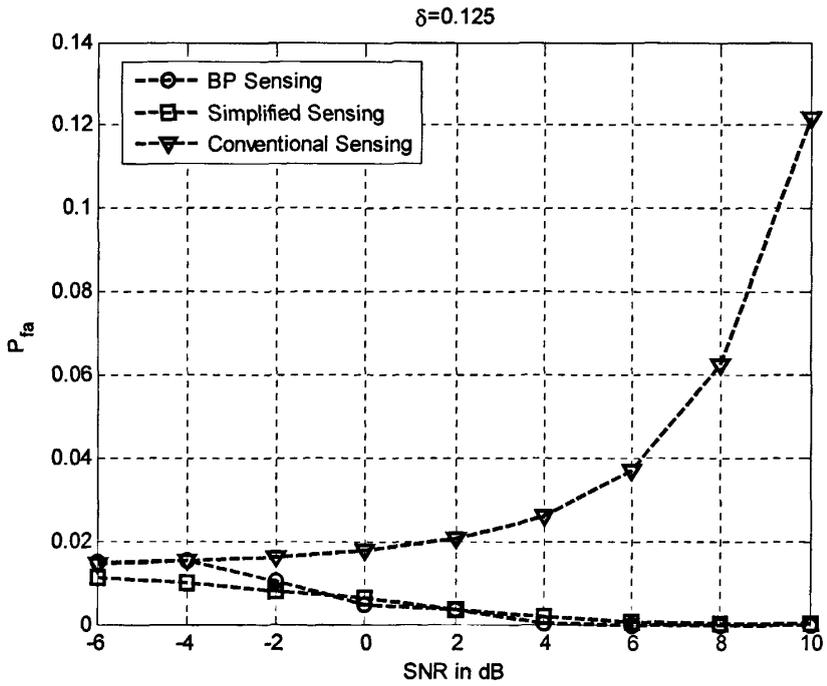


图 4.7 最大频偏为 0.125 时不同感知方法的虚警概率与信噪比的曲线图

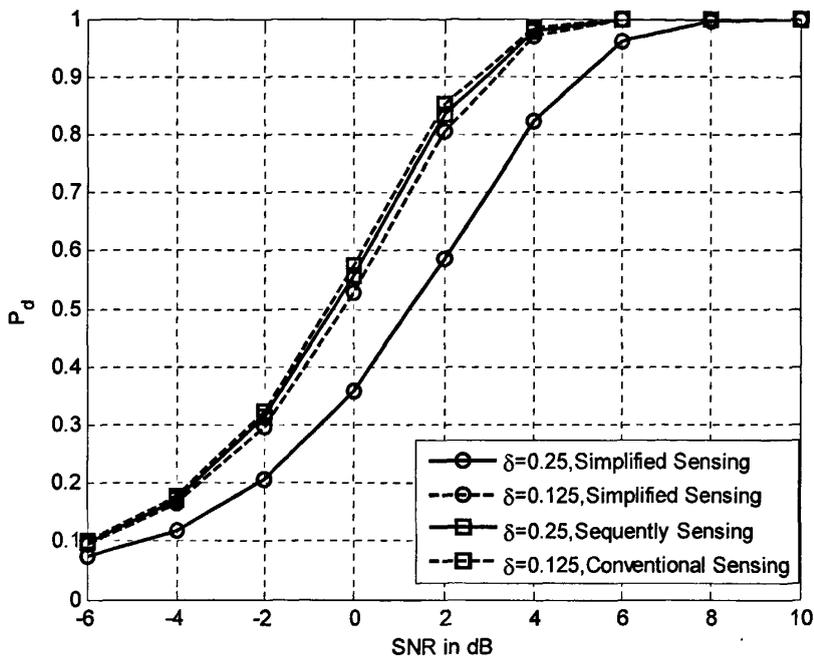


图 4.8 采样点数为 8 时不同感知方法的检测概率与信噪比的曲线图

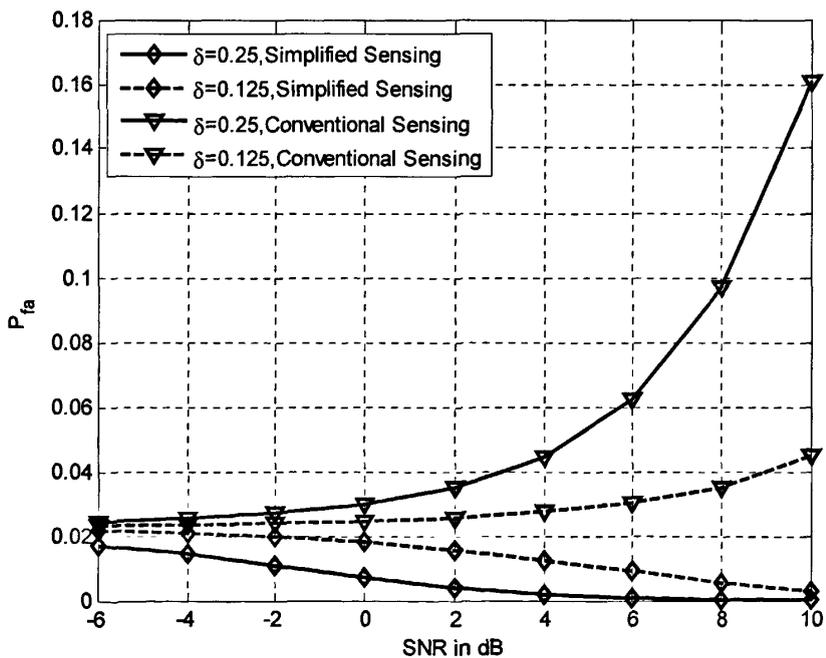


图 4.9 采样点数为 8 时不同感知方法的虚警概率与信噪比的曲线图

4.5 本章小结

本章主要研究了存在载波频偏的 OFDMA 网络的频谱感知方法，并完成了以下工作：（1）分析了存在载波频偏的 OFDMA 网络的发送信号和接收信号的模型，并给出了最差情况下的虚警概率和检测概率的渐近表达式。（2）化简频域接收信号模型，得到检验统计量的近似概率分布。（3）针对简化后的模型，提出了基于置信传播算法的频谱感知方法，能有效降低或抑制由载波频偏导致的信道间干扰对频谱感知的影响。（4）改进传统的能量检测的门限计算方法，设计了简化后的感知算法及其实现，该方法不仅大大降低虚警，且其算法复杂度很低，非常适合于硬件实现。（5）对基于置信传播算法的感知方法、简化后的感知方法以及传统感知方法进行了仿真、比较与分析，指出本章提出的两种算法均能大大提高频谱利用率，同时在高信噪比下简化算法仍能达到较高的检测概率。

附录：

下面来推导式 (4-5)。当存在载波频偏时，发送信号需要改写成如下形式：

$$s_{m,i}(n) = \frac{1}{\sqrt{K}} \sum_{k=0}^{K-1} S_{m,k}(n) \exp\left(j2\pi \frac{ki}{K}\right) \exp\left(j2\pi \frac{\varepsilon_m i}{K}\right) \exp(j\phi_{n,0}^m), i = 0, \dots, K-1 \quad (4-36)$$

$$\phi_{n,0}^m = 2\pi \varepsilon_m n(K + K_{CP})/K \quad (4-37)$$

其中 $s_{m,i}(n)$ 表示第 m 个授权用户发送的第 n 个 OFDM 符号的第 i 个采样信号， $\phi_{n,0}^m$ 表示第 n 个 OFDM 符号的初始相位。因此有，

$$\begin{aligned} X_k(n) &= \sum_{i=0}^{k-1} \sum_{m=1}^M \left[\sum_{l=0}^{L_m-1} s_{m,i-l}(n) h_{m,l} + w(n) \right] \exp\left(-j2\pi \frac{ki}{K}\right) \\ &= \frac{1}{K} \sum_{i=0}^{k-1} \sum_{m=1}^M \sum_{l=0}^{L_m-1} \sum_{k=0}^{K-1} S_{m,k}(n) e^{j2\pi \frac{k(i-l)}{K}} e^{j2\pi \frac{\varepsilon_m(i-l)}{K}} e^{j\phi_{n,0}^m} h_{m,l} e^{-j2\pi \frac{ki}{K}} + W_k(n) \\ &= \frac{1}{K} \sum_{i=0}^{k-1} \sum_{m=1}^M \sum_{k=0}^{K-1} S_{m,k}(n) e^{j2\pi \frac{(k-k+\varepsilon_m)i}{K}} e^{j\phi_{n,0}^m} \sum_{l=0}^{L_m-1} h_{m,l} e^{j2\pi \frac{(\varepsilon_m-k)l}{K}} + W_k(n) \\ &= \sum_{m=1}^M \sum_{k=0}^{K-1} S_{m,k}(n) H_{m,k} \frac{\sin\left(\pi(k-k+\varepsilon_m)\right)}{K \sin\left(\frac{\pi}{K}(k-k+\varepsilon_m)\right)} e^{j\left(\phi_{n,0}^m + \frac{\pi}{K}(K-1)(k-k+\varepsilon_m)\right)} + W_k(n) \end{aligned} \quad (4-38)$$

5 总结与展望

为了满足认知用户的速率要求, 必须要求认知用户能进行宽带多信道频谱感知, 以便发现足够的“频谱空洞”供认知用户接入, 并监测无线频谱的状态变化, 因此宽带多信道频谱感知已经成为频谱感知研究中的主要研究对象。本论文阐述了现有频谱感知研究的不足, 并采用置信传播算法作为解决手段, 研究了基于随机信道选择和欠采样技术的多信道频谱感知方法, 以及异步 OFDMA 网络的频谱感知方法, 大大提高了感知性能, 同时降低了认知用户的感知能力要求, 对于认知无线电的频谱感知的研究与实现具有一定的理论意义和现实价值。

本论文的研究成果主要包括:

- 1、基于随机信道选择的宽带多信道感知问题的研究: 针对现有频谱感知研究中的不足, 提出了三种频谱感知方法。这三种方法的基本思想是: 认知系统中的每个认知用户在每次感知过程中根据理想孤波分布从所有要感知的信道中随机选择部分信道进行感知, 并将该部分信道的信道标号以及该部分信道的感知结果发送给融合中心, 融合中心再利用相应的融合算法对所有信道上授权用户的活动状态做出分析判决。在方法一中, 融合中心仅当接收到的感知信息大于感知信道总数时才开始置信推理, 每次融合判决都不利用上次的判决结果; 在方法二中, 融合中心一旦接收到感知信息就开始置信推理, 并结合“信道释放”机制, 不对那些状态已检出的信道进行重复感知, 大大降低了平均感知时间, 并依靠认知用户间的分集效应, 保证较高的感知精度; 在方法三中, 认知用户对其部分感知信道的能量和进行量化处理, 并将可靠性较高的量化结果进行融合判决, 实现简单, 大大降低了认知系统的带宽和能量要求。通过计算机仿真表明, 与传统感知方法相比, 三种感知方法均具有更好的感知性能, 大大提高检测效率, 降低感知时延, 从而提高频谱效率, 并能降低认知用户感知能力要求、适应不同认知网络规模。
- 2、基于欠采样技术的宽带多信道感知问题的研究: 分析了采样速率不满足奈奎斯特采样定律时的频谱混叠模型, 即认知用户接收到的频域信号模型, 以及检验统计量的渐近分布形式。针对本模型, 提出了一种基于欠采样技术的频谱感知算法, 该方法的基本思想: 认知用户在每次感知过程中按一定规律选择采样率对整个频谱进行采样感知, 并利用置信传播算法对感知信息推理判

决,得到所有信道上授权用户的活动状态。并对感知算法中的采样率选择问题进行了研究分析,证明了当且仅当采样速率 k_1, k_2 满足 $k_2 = bk_1$ (b 为自然数),那么由 k_1 采样得到的所有混叠谱均能表示成由 k_2 采样得到的所有混叠谱的线性叠加。因此从统计上来说,认知用户欲得到较低的感知延迟,则其应尽可能采用质数倍采样速率进行感知较好。最后通过计算机仿真表明,与传统感知方法相比,新方法能有效提高感知性能,降低了感知时延和认知用户的硬件能力要求。

- 3、存在载波频偏的 OFDMA 网络的频谱感知问题的研究:分析了存在分数倍载波频偏的 OFDMA 网络中接收信号的频域模型,以及分数倍载波频偏对频谱感知带来的影响,并通过仿真表明当载波频偏或者信噪比较大时,对虚警概率的影响是非常大的。针对这种情况,根据 OFDM 的频谱轮廓性质,将本模型进行简化,并采用置信传播算法对感知信息进行融合判决,有效降低或抑制由载波频偏导致的信道间干扰对频谱感知的影响,从而大大降低虚警的发生,提高频谱利用率,且检测概率与传统方法相比没有损失。同时在能量检测的基础上提出了一种简化的感知方法,该方法在计算检测门限时将载波频偏和信噪比考虑进去,从而降低了虚警的发生,虽然在低信噪比下该方法损失了部分检测概率,但在高信噪比时其检测概率仍保持在 1;该方法大大降低了计算复杂度,易于硬件实现。最后给出了简化算法的 DSP 实现。

本论文对宽带多信道频谱感知问题仅作了一些初浅的探索与研究,并获得了一些较有意义的研究成果,其中前两个工作主要从认知用户的感知能力要求不足以实现全频段感知的角度来设计的,其中基于随机信道选择的多信道感知更适合认知网络,基于欠采样技术的多信道感知更适合单用户,这是因为后者的感知信息数目可能会超出网络负荷;存在载波频偏的 OFDMA 网络的频谱感知主要针对异步网络提出的。但在这一研究工作中仍还有很多方向与工作值得深入探讨与研究,它们包括:

- 1、对数似然函数的近似计算的研究:本论文采用置信传播算法,提出了基于随机信道选择和欠采样技术的多信道频谱感知方法,以及异步 OFDMA 网络的频谱感知方法。虽然置信传播算法是 MAP 算法的一种渐进算法,它能适度降低算法复杂度,但是在本论文中我们采用原始的概率公式计算各信道的活

动状态的对数似然函数，仍具有指数级的计算复杂度，非常不适合于硬件实现。因此对对数似然函数的近似计算的研究非常有意义。我们曾利用泰勒级数得到了一种一阶近似算法，但仿真表明该算法的性能不符合要求，因此在未来的研究工作中可以试图寻找其他对数似然函数的近似计算方法，在降低计算复杂度的同时，保证一定的感知性能。

- 2、宽带多信道频谱感知的融合算法的研究：本论文仅给出了多信道感知的模型和感知方法，但对其收敛性和感知性能等没有进行理论研究，在未来的研究工作中可以将这些工作进行补充完善。另外本论文采用的融合算法是置信传播算法，事实上人们对数据融合的研究已经有相当长的时间，除了置信传播算法还出现了各种融合算法，如特征分解、小波分析等，因此在未来的研究工作中可以试图寻找更为简单的融合算法或者置信传播算法的快速算法。
- 3、多信道频谱感知和接入的折中的研究：在本文第二章提出的感知方法中，当感知时间越长，认知用户完全判别出所有信道活动状态的概率就越大，其能感知到的可用信道也越多，但是同时可用的数据传输时间就越少，这中间存在一个折中。因此在未来的研究工作中可以试图寻找一种有效的工具建模分析感知和接入的折中。
- 4、基于欠采样技术的多信道频谱感知方法中采样率选择方式的研究：本文给出的三种采样速率选择方法并没有考虑到认知用户现有感知信息对其的影响。实际上这两者之间是存在一定的联系的，首先认知用户随机选择某个采样率，当其能判决出的信道越少时，为了尽快判决出所有信道状态，认知用户需应该采用较高的采样率进行感知；且由于欠采样技术引起的频谱混叠是一种固定信道选择方式，其采样率选择还与状态已检的信道编号有关。因此在未来的研究工作中可试图寻找一种更为有效的采样率选择方法。
- 5、多分辨率频谱感知的研究：多分辨率频谱感知的基本思想是认知用户首先对一个较宽的频段以一个较低的分辨率进行粗感知，然后再对其感兴趣的频段以一个较高的分辨率进行细感知。该方法的思想具有一定的智能性，既能实现多信道感知，又能降低认知用户的感知能力要求。但是目前对于多分辨率频谱感知的研究还处在初级阶段，可查到的文献只有四篇，因此在未来的研究工作中可以试图寻找新的多分辨率频谱感知方法。

参考文献

- [1] Federal Communications Commission, "Spectrum policy task force report", Technical Report (02-135), Nov. 2002.
- [2] Joseph Mitola et al., "Cognitive radio: Making software radios more personal"[C], in IEEE Personal Communications, vol. 6, no.4, pp. 13-18, Aug. 1999.
- [3] Joseph Mitola, "Cognitive radio: An integrated agent architecture for software defined radio", Doctor of Technology, Royal Institute Technology (KTH), Stockholm, Sweden, 2000.
- [4] Simon Haykin, "Cognitive Radio: Brain-Empowered Wireless Communications"[J], in IEEE Journal on Selected Area Communications, vol. 23, no. 2, pp. 201-220, Feb. 2005.
- [5] Ian F. Akyildiz et al., "NeXt generation /dynamic spectrum access/ cognitive radio wireless networks: A survey"[J], in Computer Networks Journal (Elsevier), vol. 50, pp. 2127-2159, Sept. 2006.
- [6] Caiying Guo, Tiankui Guo et al., "Investigation on Key Techniques and Applications of Cognitive Radio", <http://www.paper.edu.cn>.
- [7] T. A. Weiss and F. K. Jondral, "Spectrum Pooling: An Innovative Strategy for the Enhancement of Spectrum Efficiency"[J], in IEEE Radio Communications, vol. 42, pp. S8-14, March 2004.
- [8] Danijela Cabric et al., "Spectrum Sharing Radios"[M], in IEEE Circuits and Systems Magazine, vol. 6, pp. 30-45, July 2006.
- [9] Danijela Cabric et al., "Physical Layer Design Issues Unique to Cognitive Radio Systems"[C], in the IEEE International Symposium on Personal Indoor and Mobile Radio Communications, vol. 2, pp. 759-763, Sept. 2005.
- [10] T. Yucek and H. Arslan, "A survey of spectrum sensing algorithms for cognitive radio applications"[J], in IEEE Communications Surveys & Tutorials, vol. 11, issue 1, pp. 116 - 130, First Quarter 2009.
- [11] D. Cabric, M. Mishra and W. Brodersen, "Implementation issues in spectrum sensing for cognitive radios"[C], in Proceedings of 36th Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers, vol. 1, pp. 772-776, 2004.
- [12] A. Sahai, N. Hoven and R. Tandra, "Some fundamental limits on cognitive radio"[C], in Proceedings of 42nd Allerton Conference on Communication, Control and Computing, 2004.
- [13] R. Tandra and A. Sahai, "Fundamental limits on detection in low SNR under noise uncertainty"[C], in IEEE Proceedings of International Conference on Wireless Networks, Communications and Mobile Computing, pp. 464-469, 2005.
- [14] A. Sahai, N. Hoven et al., "Fundamental tradeoffs in robust spectrum sensing for opportunistic frequency reuse", Technical Report, 2006.
- [15] Harry Urkowitz, "Energy Detection of Unknown Deterministic Signals"[C], in Proceedings of the IEEE, vol. 55, no. 4, April 1967.
- [16] F. F. Digham et al., "On the energy detection of unknown signals over fading channels"[C], in IEEE International Conference on Communications, vol. 5, pp. 3575-3579, May 2003.
- [17] William A. Gardner, "Spectral correlation of modulated signals: Part II-digital modulation"[J], in IEEE Transactions on Communications, vol. 35, no. 6, pp. 595-601, June 1987.

- [18] Ning Han, Sung Hwan Shon, Jae Hak Chung and Jae Mounng Kim, "Spectral correlation based signal detection method for spectrum sensing in IEEE 802.22 WRAN systems"[C], in Proceedings of 8th International Conference on Advanced Communication Technology, vol. 2, pp. 1765-1770, 2006.
- [19] A. Fehske, J. Gaeddert and J. H. Reed, "A New Approach to Signal Classification Using Spectral Correlation and Neural Networks"[C], in IEEE Dynamic Spectrum Access Networks, pp. 144-150, Nov. 2005.
- [20] Kyouwoong Kim, Ihsan A. Akbar, et al., "Cyclostationary Approaches to Signal Detection and Classification in Cognitive Radio"[C], in Proceedings of IEEE Dynamic Spectrum Access Networks, pp. 212-215, April 2007.
- [21] Federal Communications Commission, "Establishment of an Interference Temperature Metric to Quantify and Manage Interference and to Expand Available Unlicensed Operation in Certain Fixed, Mobile and Satellite Frequency", Technical Report (02-135), Nov. 2002.
- [22] S. M. Mishra, A. Sahai and Robert W. Brodersen, "Cooperative Sensing among Cognitive Radios"[C], in Proceedings of IEEE International Conference on Communications (ICC'06), vol. 4, June 2006.
- [23] A. Ghasemi and E. S. Sousa, "Collaborative Spectrum Sensing for Opportunistic Access in Fading Environments"[C], in Proceedings of IEEE Dynamic Spectrum Access Networks, pp. 131-136, Nov. 2005.
- [24] E. Bisotsky, S. Kuffner and R. Peterson, "On Collaborative Detection of TV Transmissions in Support of Dynamic Spectrum Sharing"[C], in Proceedings of IEEE Dynamic Spectrum Access Networks, pp. 338-345, Nov. 2005.
- [25] Qihang Peng, Kun Zeng, Jun Wang and Shaoqian Li, "A Distributed Spectrum Sensing Scheme Based on Credibility and Evidence Theory in Cognitive Radio Context", in Proceedings of IEEE PIMRC2006, pp. 1-5, Sept. 2006.
- [26] A. Taherpour, M. Nasiri-Kenari, A. Jamshidi, "Efficient Cooperative Spectrum Sensing in Cognitive Radio Networks", [C] in Proceedings of IEEE PIMRC2007, pp. 1-6, Sept. 2007.
- [27] G. Ganesan and Ye Li, "Agility Improvement Through Cooperative Diversity in Cognitive Radio"[C], in Proceedings of Global Telecommunications Conference, volume 5, pp. 2505-2509, 2005.
- [28] G. Ganesan and Ye Li, "Cooperative Spectrum Sensing in Cognitive Radio Networks"[C], in Proceedings of IEEE DYSpan, volume 5, pp. 2505-2509, 2005.
- [29] G. Ganesan and Ye Li, "Cooperative Spectrum Sensing in Cognitive Radio, Part I: Two User Networks" [J], in IEEE Transactions on Wireless Communications, vol. 6, pp. 2214-2222, June 2007.
- [30] G. Ganesan and Ye Li, "Cooperative Spectrum Sensing in Cognitive Radio, Part II: Multiuser Networks" [J], in IEEE Trans. on Wireless Communications, vol. 6, pp. 2204-2213, June 2007.
- [31] J. Unnikrishnan and V. V. Veeravalli, "Cooperative Spectrum Sensing and Detection for Cognitive Radio"[C], in Global Telecommunications Conference (Globecom'07), pp. 2972-2976, Nov. 2007.
- [32] Zhi Quan, Shuguang Cui and Ali H. Sayed, "Optimal Linear Cooperation for Spectrum Sensing in Cognitive Radio Networks"[J], in IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, vol. 2, no. 1, pp. 28-40, Feb. 2008

- [33] P. Kaligineedi, M. Khabbazi and V. K. Bhargava, "Secure Cooperative Sensing Techniques for Cognitive Radio Systems"[C], in Proceedings of IEEE International Conference on Communications, pp. 3406-3410, May 2008.
- [34] Ruiliang Chen, Jung-Min Park and Kaigui Bian, "Robust Distributed Spectrum Sensing in Cognitive Radio Networks", Technical report, July 2006.
- [35] Hui Huang, Zhaoyang Zhang, Peng Cheng and Peiliang Qiu, "Cooperative Spectrum Sensing in Cognitive Radio System with Limited Sensing Ability"[J], accepted by Journal of Zhejiang University SCIENCE.
- [36] Y. Hur, J. Park, W. Woo et al., "A Wideband Analog Multi-resolution Spectrum Sensing (MRSS) Technique for Cognitive Radio Systems"[C], in Proceedings of IEEE International Symposium on Circuits and Systems, pp. 4090-4093, May 2006.
- [37] N. M. Neihart, S. Roy and D. J. Allstot, "A Parallel, Multi-Resolution Sensing Technique for Multiple Antenna Cognitive Radios"[C], in International Symposium on Circuits and Systems, May 2007.
- [38] Qiwei Zhang, A. B. J. Kokkeler and G. J. M. Smit, "An Efficient Multi-resolution Spectrum Sensing Method for Cognitive Radio"[C], in Communications and Networking in China, pp. 1226-1229, Aug. 2008.
- [39] Ling Luo and Sunit Roy, "A Two-stage Sensing Technique for Dynamic Spectrum Access", in Proceedings of IEEE International Conference on Communications (ICC'08), pp. 4181-4185, May 2008.
- [40] Jun Ma and Ye Li, "A Probability-based Spectrum Sensing Scheme for Cognitive Radio"[C], in Proceedings of IEEE International Conference on Communications, pp. 3416-3420, May 2008.
- [41] Zhi Tian and G. B. Giannakis, "A Wavelet Approach to Wideband Spectrum Sensing for Cognitive Radios"[C], in Proceedings of IEEE International Conference on Cognitive Radio Oriented Wireless Networks and Communications, pp. 1-5, June 2006.
- [42] Zhi Quan, Shuguang Cui et al., "Wideband Spectrum Sensing in Cognitive Radio Networks"[C], in Proceedings of IEEE International Conference on Communications, pp. 901-906, May 2008.
- [43] Zhi Quan, Shuguang Cui et al., "Optimal Multiband Joint Detection for Spectrum Sensing in Cognitive Radio Networks"[J], in IEEE Transactions on Signal Processing, vol. 57, pp. 1128-1140, March 2009
- [44] J. Jia, Q. Zhang and X. Shen, "HC-MAC: A Hardware-Constrained Cognitive MAC for Efficient Spectrum Management"[J], in IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2008, 26(1): 106 – 117.
- [45] Qing Zhao, Lang Tong et al., "Decentralized Cognitive MAC for Opportunistic Spectrum Access in Ad Hoc Networks: A POMDP Framework"[J], in IEEE Journal on Selected Areas in Communications, vol. 25, no. 3, pp. 589-600, April 2007.
- [46] Michael Luby, "LT Codes"[C], in Proceedings of IEEE Symposium on Foundations of Computer Science, pp. 271–280, Nov. 2002.
- [47] B. V. Gnedenko and A. N. Kolmogorov, "Limit Distributions for Sums of Independent Random Variables", Book, MA: Addison-Wesley, 1954.
- [48] F. Kschischang, B. Frey and H. A. Loeliger, "Factor Graphs and the Sum-Product Algorithm"[J], in IEEE Transactions Information Theory, vol. 47, pp. 498-519, Feb. 2001.

- [49] R. J. McEliece, D. J. C. MacKay and J.-F. Cheng, "Turbo decoding as an instance of Pearl's 'belief propagation' algorithm"[J], in *IEEE Journal of Selected Areas in Communications*, vol. 16, pp. 140–152, Feb. 1998.
- [50] P. Rusmevichientong and B. Van Roy, "An analysis of belief propagation on the turbo decoding graph with Gaussian densities"[J], in *IEEE Transactions Information Theory*, vol. 47, pp. 745–765, Feb. 2001.
- [51] Hans-Andrea Loeliger, "An Introduction to Factor Graphs"[M], in *IEEE Signal Processing Magazine*, vol. 21, pp. 28–41, Jan. 2004.
- [52] T. Richardson and R. Urbanke, "The capacity of low-density parity check codes under message-passing decoding"[J], in *IEEE Transactions Information Theory*, vol. 47, pp. 599–618, Feb. 2001.
- [53] H.A. Loeliger et al., "Signal Processing with factor graphs: examples"[C], in *IEEE International Symposium on Control Communications and Signal Processing*, pp. 571–574, 2004.
- [54] D. Bickson et al., "Gaussian belief propagation based multiuser detection"[C], in *IEEE International Symposium on Information Theory*, pp. 1878–1882, July 2008.
- [55] Y. Kabashima, "A CDMA Multiuser Detection Algorithm on the basis of Belief Propagation", *J. Phys. A: Math. Gen.*, vol. 36, pp. 11111–11121, Oct. 2003.
- [56] A. Tarczynski, D. Bland and T. Laakso, "Spectrum Estimation of Non-uniformly Sampled Signals"[C], in *Proceedings of IEEE International Conference on Industrial Electronics*, vol. 1, pp. 196–200, June 1996.
- [57] L. Peretto, G. Pasini and C. Muscas, "Signal Spectrum Analysis and Period Estimation by Using Delayed Signal Sampling"[J], in *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, vol. 50, pp. 920–925, Aug. 2001.
- [58] Liu Gao-hui, Gao Yong and Yu Ning-mei, "Research on Non-Uniform Bandpass Sampling", in the *Journal of China Universities of Posts and Telecommunications*, Vol. 28, No. 4, pp. 66–73, Aug. 2005.
- [59] Qi Yuan, T. P. Minka and R. W. Picard, "Bayesian spectrum estimation of unevenly sampled nonstationary data"[C], in *Proceedings of IEEE International Conference on Acoustics Speech and Signal Processing*, vol. 2, pp. 1473–1476, 2002.
- [60] Yan Du, "OFDM 的基本原理", Technical report, Shandong University.
- [61] Yun Chiu, Dejan Markovic, Haiyun Tang and Ning Zhang, "OFDM Receiver Design", EE225C technical report, fall 2000.
- [62] Xiaoyong Ding, "OFDM 系统载波小数频偏与子载波间干扰分析"[J], in *Science and Technology Information*, vol. 33, pp. 215–216, 2006.
- [63] R. Lakshmin, "Hard Decision Parallel Interference Cancellation for Uplink OFDMA"[C], in *Proceedings of IEEE International Conference on Communications, Circuits and Systems*, vol. 2, pp. 753–756, June 2006.
- [64] Bo Liu, Da Guo, Feng Jiang and Junde Song, "Analysis of ICI Power of OFDM Systems in Time Selective Fast Fading Channel"[J], in *Journal of Circuits and Systems*, vol. 14, no. 4, Aug. 2009.
- [65] Peng Cheng, "OFDM 课程", Lesson report.
- [66] ADI Corporation, "ADSP-TS201 TigerSHARC® Processor Hardware Reference", Dec. 2004.
- [67] ADI Corporation, "ADSP-TS201 TigerSHARC® Processor Programming Reference", Aug. 2004.

作者简历

个人简历

王培雅, 1984年12月13日出生于浙江省宁波市宁海县, 2007年7月于浙江大学通信工程专业毕业, 获得工学学士学位。同年9月保送至浙江大学信息与通信工程专业攻读硕士学位至今。研究方法主要是认知无线电的频谱感知和物理层设计。

参与项目

1. 国家高技术研究发展计划(863计划)项目(2007AA01Z257): 基于Rateless Coding的频谱共享无线自适应链路传输与控制技术。
2. 国家基础研究(973计划)项目(2009CB320405): 基于认知的无线网络传输机制研究。

攻读学位期间的学术论文及专利

A. 论文

1. 王培雅, 张朝阳, 余官定, “Multi-channel Cooperative Spectrum Sensing Based on Belief Propagation Algorithm”, VTC(IEEE), 2009.09.20-2009.09.23 (EI检索)
2. 王培雅, 张朝阳, 余官定, “A Wideband Multi-Resolution Spectrum Sensing Method Based on Belief Propagation”, ChinaCom(IEEE), 2009.08.26-2009.08.26 (EI检索)。
3. 王培雅, 张朝阳, 余官定, “一种基于信道感知和预测的多接入机制”, 解放军理工大学学报 (EI检索)。

B. 专利

1. 张朝阳, 王培雅等人, “一种基于信道感知和预测的多址接入方法”, 已受理, 专利申请号: 200810060003.9。
2. 张朝阳, 王培雅等人, “认知无线通信系统中基于推理的快速多信道联合检测方法”, 已受理, 专利申请号: 200810121878.5。