认知无线电频谱感知估计时延的随机规划优化算法

姜显扬　　夏凯莉*　　唐向宏
(杭州电子科技大学通信工程学院　杭州　310018)

摘　要：为了提高认知无线电网络的频谱利用率，该文提出对认知无线网络频谱感知估计时间进行优化。如果频谱感知时间较长，一方面对信道参数的估计更准确，会减小对授权用户的干扰并提高认知用户的吞吐量；另一方面，数据传输时间相应缩短，使系统吞吐量减小，这时存在一个最优的感知时间使得系统吞吐量最大。该文认为子频段的信道状态信息服从指数分布，故提出随机规划的方法，对认知无线网络频谱感知估计时间进行优化运算。计算机仿真结果表明，该算法是切实有效的，具有一定的工程应用价值。

关键词：认知无线网络；频谱感知；随机规划
中图分类号：TN929.5　　**文献标识码**：A　　**文章编号**：1009-5896(2017)11-2548-08
DOI: 10.11999/JEIT170122

Stochastic Approach Optimization Algorithm for Cognitive Radio Spectrum Sensing Estimation Delay Time

JIANG Xianyang　　XIA Kaili　　TANG Xianghong
(*School of Communication Enginnering*, *Hangzhou Dianzi University*, *Hangzhou* 310018, *China*)

Abstract: In order to improve the spectrum efficiency in the cognitive radio networks, the optimization algorithm of the spectrum sensing estimation time is presented. The longer sensing time will bring two aspects of the consequences. On the one hand, the channel parameters are estimated more accurate so as to reduce the interference to the authorized users and to improve the throughput of the cognitive users. On the other hand, it shortens the transmission time so as to decease the system throughput. In this time, it exists an optimal sensing time to maximize the throughput. It is considered that the channel state information of sub-bands is exponentially distributed, so a stochastic programming method is proposed to optimize the sensing time of the cognitive radio networks. The computer simulation results show that the algorithm is effective and has a certain engineering application value.

Key words: Cognitive radio networks; Spectrum sensing; Stochastic approach

1　引言

随着无线宽带业务的迅速发展，频谱资源也日益紧张，但是频谱资源的利用率却不高，频谱资源之间存在着频谱空洞。这就使得认知无线电技术快速发展起来，作为一种动态频谱接入技术，认知无线网络技术可以有效缓解频谱资源短缺与频谱利用率不高之间的矛盾[1]。认知无线电的要求是在不对授权用户(Primary User, PU)产生干扰的情况下，允许认知用户(Secondary User, SU)利用频谱空洞接入授权频段。为了不对授权用户造成通信干扰，未授权用户在接入信道之前需要进行频谱检查来识别频谱空洞[2]。

认知用户一般采用“先听后传”策略使用授权用户信道，即在每个帧的开始认知用户首先感知授权用户，如果检测到授权用户空闲，接下来的时间内认知用户才开始传输数据[3]。多信道认知无线电网络允许认知用户同时利用多个感知到的空闲子信道进行数据传输，因此吞吐量会提高[4]。认知无线电频谱感知现在有很多的研究方向，比如认知无线电系统与 WiFi 技术相结合，组成 White-Fi 认知无线电网络[5]，基于信誉的移动认知无线电协作频谱感知算法[6]，基于特征值或谱密度的频谱感知算法[7]，基于密度比估计的频谱感知的通用的最快变化检测方案[8]等。文献[9]提出了一种盲频谱感知方法，通过

收稿日期：2017-02-15；改回日期：2017-08-17；网络出版：2017-09-14
*通信作者：夏凯莉　905415494@qq.com
基金项目：浙江省科技计划公益技术应用研究项目(2017C31055)，“电子科学与技术”浙江省一流学科 A 类资助
Foundation Items: Zhejiang Province Science and Technology Plan Public Welfare Technology Application Research Project (2017C31055), 2017 Open Research Foundation of Electronics Science and Technology for Top-ranking Discipline A Class in Zhejiang Province

使用二阶统计特性使信号和噪声分量之间有明显的区分。文献[10]提出了一种适用于认知无线电的动态双门限能量检测算法。通过带约束条件的最优函数实现双门限的动态调整。文献[11]提出了一种可行的信道估计方法，认知用户对授权用户的干扰水平，以及认知网络的可达吞吐量，都依赖于频谱感知与信道估计算法的效率。文献[12]指出认知无线网络的性能受到感知时间的影响，较长的感知时间虽然会提高感知性能，但也会降低信道间数据传输时间。因此，选择合适的感知时间对提高认知无线网络的性能是非常必要的。文献[13]提出了一种新的资源分配算法将经济学中的双边匹配理论用于 SU 接入授权信道过程，降低了计算复杂度和系统时延，提高了频谱资源利用率。文献[14]提出采用协作随机干扰的频谱感知方法进行频谱感知。

本文认为频谱感知时间的长短会直接影响认知用户的系统吞吐量，如果信道感知时间较长，则感知结果准确性会较高，对授权用户的干扰较小，但是认知用户的信号传输时间就会变短。当感知时间较短时，就能获得较长的传输时间，但是感知的准确性会降低，会对授权用户的造成较大的干扰，系统吞吐量也会受到影响。所以存在一个信道感知时长使得系统吞吐量最大。因为 OFDM 传输技术能够灵活地选择子载波、调整发射功率和抗多径干扰等优点，本文中认知无线电网络采用 OFDM 模型。在认知无线网络 OFDM 模型中，子频段是否空闲是有随机性，所以可以采用随机规划的方法来计算系统吞吐量，同时得到吞吐量最大时对应的频谱感知时间。随机规划是运筹学的一个重要分支，是含有随机变量的数学规划。在假设系统知道不确定性参数的统计模型情况下，创新性提出了一种基于先验概率分布信息的认知无线电频谱感知时延优化模型。并且采用带补偿的二阶随机规划方法在频谱感知时间优化算法中进行应用求解，信道功率作为补偿量，对频谱感知时间进行补偿约束，本文考虑子信道增益服从指数分布[13]，提出了认知无线电频谱感知估计时延的随机规划优化算法。本文的创新点，一是在于提出了在 OFDM 认知无线电模型下频谱感知时延的优化模型，二是给出一种随机规划方法对频谱感知估计时延优化模型进行求解简化。

本文内容分布如下：第 2 节给出系统模型；第 3 节提出频谱感知信道估计时延长度的优化算法并采用随机规划方法对算法进行求解；第 4 节通过仿真验证算法的可行性；最后是结束语。

2 系统模型

在认知无线电系统中，由授权用户(PU)和认知用户(SU)组成，其中授权用户包括初级信源(Primary Source, PS)与初级信宿(Primary Destination, PD)。认知用户由认知信源(Cognitive Source, CS)，认知信宿(Cognitive Destination, CD)组成。在授权用户的受干扰水平得到充分保障的情况下，采用填充式(Overlay)频谱接入方法，来最大化认知用户的系统吞吐量，得到在吞吐量最大时的频谱感知时间，同时控制发射功率。

图 1(a)中 $G_{ss}^{(i)}$ 表示第 i 个子频段内认知信源 CS 到认知信宿 CD 的信道增益，$G_{sp}^{(i)}$ 表示第 i 子频段内认知信源 CS 到授权用户(PU)接收端 PD 的信道增益，假设第 i 个子频段初级信源和初级信宿之间的信道增益 $G_{pp}^{(i)}$ 可忽略，初级信源和认知信宿之间的信道增益 $G_{ps}^{(i)}$ 也可忽略。χ 是子频段活动状态判断变量($\chi \in \{O:\text{Occupied占有}, V:\text{Vacant空闲}\}$)，$\tilde{\chi}$ 代表认知信源频谱感知决策结果的 $\tilde{\chi} \in \{O,V\}$，图中黑色方块表示信道占用并且频谱感知结果为信道占用，白色方块表示信道空闲并且频谱感知结果为空闲，斜格方块表示信道实际占用频谱感知结果为空闲，斜条方块表示信道实际空闲频谱感知结果为占用。

图 1(b)为频谱感知时延模型图，假设在信号传输过程中分配到的一帧数据时隙总长为 T，其中用于频谱感知的时间为 τ，剩下的 $T-\tau$ 时间用于数据传输。系统吞吐量 R 在这一帧数据时隙中实际的吞吐量为 R'。同时频谱感知时间和漏检概率(miss-detection)和虚警概率(false-alarm)有关。在进行填充式频谱接入之前，需要通过认知用户对授权用户的实际干扰水平的信道估计，通过估计判断是否接入信道。所以要使用漏检概率和虚警概率，推导出数据吞吐量和频谱感知信道估计时延长度的表达式，最后采用随机规划方法得到最优结果。

$$R' = \frac{T-\tau}{T} R \tag{1}$$

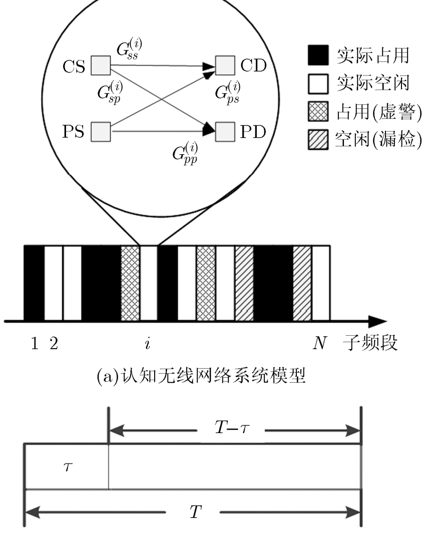
在本文中，采用能量检测法来实现频谱感知，信道噪声模型为独立同分布的循环对称复高斯白噪声，传输信号为复值 MPSK 调制信号，则漏检概率 p_{md} 和虚警概率 p_{fa} 是频谱感知信道估计时延长度 τ 的函数[12]，即为

$$p_{\mathrm{md}}(\tau) = 1 - Q\left(\left(\frac{\lambda}{N_0} - \eta - 1\right)\sqrt{\frac{\tau f_s}{2\eta+1}}\right) \tag{2}$$

$$p_{\mathrm{fa}}(\tau) = Q\left(\left(\frac{\lambda}{N_0} - 1\right)\sqrt{\tau f_s}\right) \tag{3}$$

其中，

$$Q(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_x^{\infty} \exp\left(-\frac{u^2}{2}\right) \mathrm{d}u \tag{4}$$



(a)认知无线网络系统模型

(b)频谱感知时延模型

图 1 系统模型

式(2,3)中，λ 是判定授权用户是否空闲的能量阈值，η 是 CS 接收到的 PU 端的信噪比，f_s 是 CS 的抽样频率，N_0 是噪声功率。频谱感知时间越长，则系统的漏检概率 $p_{\rm md}$ 和虚警概率 $p_{\rm fa}$ 会越小，信道估计算法的结果就会越精确，授权用户受到的干扰就越小，同时，认知用户功率分配算法就越合理，数据传输速率就越快。但是频谱感知花费的时间越长，导致信息传输的时间就缩短了，会导致降低系统吞吐量。所以，显然频谱感知占用时延长度 τ 是一个可优化参量，存在一个最优的 τ 值，使得数据吞吐量最大。

3 频谱感知信道估计时延长度的优化算法

3.1 信道估计时长的优化方法

设 CS 在 N 个 OFDM 子频段内分配发送功率，$i=0,1,\cdots,N-1$，则每个子频段的系统吞吐量为

$$R_i(\tau,p_i,\boldsymbol{\xi}_i)=\phi(\boldsymbol{\xi}_i)\log_2\left(1+\frac{P(\boldsymbol{\xi}_i)}{N_0}\right) \tag{5}$$

其中，$\boldsymbol{\xi}_i=\left[G_{ss}^{(i)},G_{sp}^{(i)},\chi_i,\tilde{\chi}_i\right]^{\rm T}$ 为随机规划参数。N_0 是子频段信道噪声功率。

$$P(\boldsymbol{\xi}_i)=p_iG_{ss}^{(i)} \tag{6}$$

其中，p_i 为第 i 个子频段的发射功率。$\phi(\boldsymbol{\xi}_i)$ 是指标函数，表明认知信源 CS 是否传输信号，如果 CS 传输信号则 $\phi(\boldsymbol{\xi}_i)$ 的值为 1，否则为 0。即

$$\phi(\boldsymbol{\xi}_i)=\begin{cases}1, & \tilde{\chi}_i=V\\ 0, & \tilde{\chi}_i=O\end{cases} \tag{7}$$

$\phi(\boldsymbol{\xi}_i)$ 的概率质量函数可以由式(8)和式(9)的两个概率表示[15]：

$$p_{\Psi 1}^{(i)}=\Pr\left(\phi(\boldsymbol{\xi}_i)=1\right)=\left(1-p_{\rm fa}(\tau)\right)q_0^{(i)}+p_{\rm md}(\tau)q_1^{(i)} \tag{8}$$

$$p_{\Psi 0}^{(i)}=\Pr\left(\phi(\boldsymbol{\xi}_i)=0\right)=\left(1-p_{\rm md}(\tau)\right)q_1^{(i)}+p_{\rm fa}(\tau)q_0^{(i)} \tag{9}$$

则总吞吐量为 N 个子信道吞吐量之和，即

$$R_{\rm sum}(\tau,p,\boldsymbol{\xi})=\sum_{i\in N}R_i \tag{10}$$

$$R_{\rm sum}=\sum_{i\in N}\phi(\boldsymbol{\xi}_i)\log_2\left(1+\frac{P(\boldsymbol{\xi}_i)}{N_0}\right) \tag{11}$$

由式(1)得到结合传输时间的数据速率吞吐量为

$$R_{\rm sum}^{'}=\frac{T-\tau}{T}R_{\rm sum} \tag{12}$$

优化算法的主要目标为系统吞吐量最大，通过改变频谱感知时间和子信道功率 p 的值，使得吞吐量最大，即

$$\max_{\tau,p}R_{\rm sum}^{'}(\tau,p,\boldsymbol{\xi}) \tag{13}$$

约束条件为

$$\left.\begin{aligned}&0\le p_i\le P_m\\&0\le I(p_i,\boldsymbol{\xi}_i)\le I_m\\&0\le\tau\le T\end{aligned}\right\} \tag{14}$$

其中，$I(p_i,\boldsymbol{\xi}_i)$ 为子频段中的干扰功率，每个子频段的干扰功率要小于干扰阈值 I_m。P_m 为子频段的最大功率约束阈值。设 $\tilde{I}(\boldsymbol{\xi}_i)$ 是干扰因子，$\vartheta(\chi_i,\tilde{\chi}_i)$ 是一个指标函数，表示频谱感知结果是否会对正在使用的子频段进行干扰，也就是说当实际子频段是占用的但是频谱感知结果是空闲时结果为 1，其他情况为 0。即

$$\left.\begin{aligned}&\vartheta(\chi_i,\tilde{\chi}_i)=\begin{cases}1, & \chi_i=O,\ \tilde{\chi}_i=\widetilde{V}\\ 0, & 其它\end{cases}\\&\tilde{I}(\boldsymbol{\xi}_i)=G_{sp}^{(i)}\vartheta(\chi_i,\tilde{\chi}_i)\\&I(p_i,\boldsymbol{\xi}_i)=p_i\tilde{I}(\boldsymbol{\xi}_i)\end{aligned}\right\} \tag{15}$$

从式(13)，式(14)可以看出该模型是一个复杂的优化模型，无法通过简单计算直接求得，本文采用随机规划方法对该模型进行求解。

3.2 随机规划模型求解

本文在子信道状态信息(Channel State Information, CSI)理想的情况下，以在瑞利衰落信道情况下为例，子信道增益服从指数分布[15]，采用带补偿的二阶随机规划模型对频谱感知信道估计时延模型进行优化求解。频谱感知信道估计时延长度的优化问题建模为二阶随机规划模型。本文中我们假设信道增益 $G_{ss}^{(i)}$ 和 $G_{sp}^{(i)}$ 是关于 $\Omega_{ss}^{(i)}$ 和 $\Omega_{sp}^{(i)}$ 的指数分

布[15]，其中 $1/\Omega_{ss}^{(i)}$ 和 $1/\Omega_{sp}^{(i)}$ 是指数分布中的率参数(rate parameter)，则 $G_{ss}^{(i)}$ 和 $G_{sp}^{(i)}$ 的概率密度函数为

$$f_{G_{ss}^{(i)}}(x)=\frac{1}{\Omega_{ss}^{(i)}}\exp\left(-\frac{x}{\Omega_{ss}^{(i)}}\right) \tag{16}$$

$$f_{G_{sp}^{(i)}}(x)=\frac{1}{\Omega_{sp}^{(i)}}\exp\left(-\frac{x}{\Omega_{sp}^{(i)}}\right) \tag{17}$$

二阶随机规划的整体步骤如下：

第 1 步　先求 $R_i(\tau,\boldsymbol{\xi}_i)$：

$$R_i(\tau,\boldsymbol{\xi}_i)=\max_{p_i} R_i(\tau,p_i,\boldsymbol{\xi}_i) \tag{18}$$

第 2 步　求 $R_{\text{sum}}(\tau)$，可由式(19)求得

$$\begin{aligned}R_{\text{sum}}(\tau)&=\sum_{i\in N}R_i=E_{\boldsymbol{\xi}}\left[R_{\text{sum}}(\tau,\boldsymbol{\xi}_i)\right]\\&=\sum_{i\in N}E_{\boldsymbol{\xi}_i}\left[R_i(\tau,\boldsymbol{\xi}_i)\right]\end{aligned} \tag{19}$$

第 3 步　求

$$\max_{\tau} R'_{\text{sum}}(\tau)=\max_{\tau}\frac{T-\tau}{T}R_{\text{sum}}(\tau) \tag{20}$$

约束条件为

$$\left.\begin{aligned}&0\le\tau\le T\\&0\le p_i\le P_m\\&0\le I(p_i,\boldsymbol{\xi}_i)\le I_m\end{aligned}\right\} \tag{21}$$

在已知信道状态信息的情况下，上面的优化问题中最佳传输功率的最大值即式(18)可以由式(22)得到：

$$p_i^*=\min\left(P_m,P_R^{(i)}\right) \tag{22}$$

其中，$P_R^{(i)}$ 为子频段干扰功率，即

$$P_R^{(i)}=\frac{I_m}{\tilde{I}(\boldsymbol{\xi}_i)} \tag{23}$$

则

$$\begin{aligned}\gamma(\boldsymbol{\xi}_i)&=\min\left(P_m,P_R^{(i)}\right)\times G_{ss}^{(i)}\\&=\min\left(P_m,\frac{I_m}{\tilde{I}(\boldsymbol{\xi}_i)}\right)\times G_{ss}^{(i)}\end{aligned} \tag{24}$$

由式(11)和式(19)可得

$$R'_{\text{sum}}(\tau)=\frac{T-\tau}{T}\sum_{i\in N}E_{\boldsymbol{\xi}_i}\left[\phi(\boldsymbol{\xi}_i)\log_2\left(1+\frac{P(\boldsymbol{\xi}_i)}{N_0}\right)\right] \tag{25}$$

式(25)只有在 $\phi(\boldsymbol{\xi}_i)=1$ 时 $R'_{\text{sum}}(\tau)$ 才不为零，所以利用概率论知识可知

$$R'_{\text{sum}}(\tau)=\frac{T-\tau}{T}\sum_{i\in N}p_{\phi1}^{(i)}E_{\boldsymbol{\xi}_i}\left[\log_2\left(1+\frac{P(\boldsymbol{\xi}_i)}{N_0}\right)\middle|\tilde{\chi}_i=\tilde{V}\right] \tag{26}$$

则上面的等式就可以表示为关于 $P(\boldsymbol{\xi}_i)$ 的概率密度函数，其中 $P(\boldsymbol{\xi}_i)$ 与 $P^{(i)}$ 是等价的，为了得到 $P(\boldsymbol{\xi}_i)$ 的概率密度函数，我们首先找到它的分布函数如下：

$$\begin{aligned}&F_{P^{(i)}|\tilde{\chi}_i=\tilde{V}}(x)\\&=\Pr\left(P^{(i)}\le x\middle|\tilde{\chi}_i=\tilde{V}\right)\\&=\Pr\left(\min\left(P_m,P_R^{(i)}\right)G_{ss}^{(i)}\le x\middle|\tilde{\chi}_i=\tilde{V}\right)\\&=1-\Pr\left(P_mG_{ss}^{(i)}>x,P_R^{(i)}G_{ss}^{(i)}>x\middle|\tilde{\chi}_i=\tilde{V}\right)\\&=1-\Pr\left(G_{ss}^{(i)}>\frac{x}{P_m},G_{ss}^{(i)}>\frac{x}{I_m}\tilde{I}(\boldsymbol{\xi}_i)\middle|\tilde{\chi}_i=\tilde{V}\right)\\&=1-\int_0^{I_m/P_m}\Pr\left(G_{ss}^{(i)}>\frac{x}{P_m}\right)f_{\tilde{I}_i|\tilde{\chi}_i=\tilde{V}}(y)\,\mathrm{d}y\\&\quad-\int_{I_m/P_m}^{\infty}\Pr\left(G_{ss}^{(i)}>\frac{x}{I_m}y\right)f_{\tilde{I}_i|\tilde{\chi}_i=\tilde{V}}(y)\,\mathrm{d}y\end{aligned} \tag{27}$$

其中，$f_{\tilde{I}_i|\tilde{\chi}_i=\tilde{V}}(y)$ 是关于 $\tilde{I}(\boldsymbol{\xi}_i)$ 的概率密度函数，其中 $\tilde{I}(\boldsymbol{\xi}_i)$ 与 $\tilde{I}^{(i)}$ 是等价的，要求此概率密度函数首先还是要求 $\tilde{I}(\boldsymbol{\xi}_i)$ 的分布函数 $F_{\tilde{I}^{(i)}|\tilde{\chi}_i=\tilde{V}}(y)$：

$$\begin{aligned}F_{\tilde{I}^{(i)}|\tilde{\chi}_i=\tilde{V}}(y)&=\Pr\left(\tilde{I}(\boldsymbol{\xi}_i)\le y\middle|\tilde{\chi}_i=\tilde{V}\right)\\&=\Pr\left(G_{sp}^{(i)}\vartheta(\chi_i,\tilde{\chi}_i)\le y\middle|\tilde{\chi}_i=\tilde{V}\right)\\&=\Pr\Big(G_{sp}^{(i)}\vartheta(\chi_i,\tilde{\chi}_i)\le y\Big|\tilde{\chi}_i=\tilde{V},\\&\qquad\vartheta(\chi_i,\tilde{\chi}_i)=1\Big)\times\Pr\left(\vartheta(\chi_i,\tilde{\chi}_i)=1\right)\\&\quad+\Pr\Big(G_{sp}^{(i)}\vartheta(\chi_i,\tilde{\chi}_i)\le y\Big|\tilde{\chi}_i=\tilde{V},\\&\qquad\vartheta(\chi_i,\tilde{\chi}_i)=0\Big)\times\Pr\left(\vartheta(\chi_i,\tilde{\chi}_i)=0\right)\\&=\Pr\left(G_{sp}^{(i)}\le y\right)\Pr\left(\vartheta(\chi_i,\tilde{\chi}_i)=1\right)\\&\quad+\Pr\left(\vartheta(\chi_i,\tilde{\chi}_i)=0\right)u(y)\end{aligned} \tag{28}$$

其中，$u(y)$ 为单位阶跃函数，指标函数 $\vartheta(\chi_i,\tilde{\chi}_i)$ 的概率质量函数可以表示为

$$\begin{aligned}p_{Q1}^{(i)}&=\Pr\left(\vartheta(\chi_i,\tilde{\chi}_i)=1\right)=\Pr\left(\chi_i=O,\tilde{\chi}_i=\tilde{V}\right)\\&=\Pr\left(\tilde{\chi}_i=\tilde{V}\middle|\chi_i=O\right)\Pr(\chi_i=O)=p_{\text{md}}(\tau)q_1^{(i)}\end{aligned} \tag{29}$$

$$\begin{aligned}p_{Q0}^{(i)}&=\Pr\left(\vartheta(\chi_i,\tilde{\chi}_i)=0\right)=1-\Pr\left(\vartheta(\chi_i,\tilde{\chi}_i)=1\right)\\&=1-p_{\text{md}}(\tau)q_1^{(i)}\end{aligned} \tag{30}$$

结合式(28)可以得到 $\tilde{I}(\boldsymbol{\xi}_i)$ 的概率密度函数为

$$f_{\tilde{I}^{(i)}|\tilde{\chi}_i=\tilde{V}}(y)=\begin{cases}\dfrac{p_{Q1}^{(i)}}{\Omega_{sp}^{(i)}}\exp\left(-\dfrac{y}{\Omega_{sp}^{(i)}}\right), & y>0\\p_{Q0}^{(i)}, & y=0\\0, & y<0\end{cases} \tag{31}$$

将 $f_{\tilde{I}^{(i)}|\tilde{\chi}_i=\tilde{V}}(y)$ 和式(29)，式(30)代入到式(28)中，就可以得到 $F_{P^{(i)}|\tilde{\chi}_i=\tilde{V}}(x)$ 的表达式：

$$F_{P^{(i)}|\widetilde{X}_i=\widetilde{V}}(x)=1-\Pr\left(G_{ss}^{(i)}>\frac{x}{P_m}\right)\cdot\int_0^{\frac{I_m}{P_m}}f_{\widetilde{I}^{(i)}|\widetilde{X}_i=V}(y)\mathrm{d}y-p_{Q1}^{(i)}\int_{\frac{I_m}{P_m}}^{\infty}\left(1-F_{G_{ss}^{(i)}}\left(\frac{x}{I_m}y\right)\right)\cdot f_{G_{sp}^{(i)}}(y)\mathrm{d}y=1-\exp\left\{\frac{-x}{\Omega_{ss}^{(i)}P_m}\right\}\times\left[p_{Q1}^{(i)}\left(1-\exp\left\{\frac{-I_m}{\Omega_{sp}^{(i)}P_m}\right\}\right)+p_{Q0}^{(i)}\right]-\frac{p_{Q1}^{(i)}}{\Omega_{sp}^{i}}\int_{\frac{I_m}{P_m}}^{\infty}\exp\left\{\frac{-x}{\Omega_{ss}^{(i)}I_m}y\right\}\cdot\exp\left\{\frac{-y}{\Omega_{sp}^{(i)}}\right\}\mathrm{d}y \tag{32}$$

将式(32)通过分部积分计算，并化简整理得到：

$$F_{P^{(i)}|\widetilde{X}_i=\widetilde{V}}(x)=1-\exp\left\{\frac{-x}{\Omega_{ss}^{(i)}P_m}\right\}\times\left[p_{Q1}^{(i)}\left(1-\exp\left\{\frac{-I_m}{\Omega_{sp}^{(i)}P_m}\right\}\right)+p_{Q0}^{(i)}\right]-\frac{p_{Q1}^{(i)}}{\Omega_{sp}^{(i)}}\exp\left\{-\frac{x}{P_m\Omega_{ss}^{(i)}}-\frac{I_m}{P_m\Omega_{sp}^{(i)}}\right\} \tag{33}$$

关于 $P^{(i)}$ 的概率密度函数 $f_{P^{(i)}|\widetilde{X}_i=\widetilde{V}}(x)$ 可以由式(33)求导得到，经过求导整理后

$$F_{P^{(i)}|\widetilde{X}_i=\widetilde{V}}(x)=\frac{1}{\Omega_{ss}^{(i)}P_m}\exp\left\{\frac{-x}{\Omega_{ss}^{(i)}P_m}\right\}\times\left[p_{Q1}^{(i)}\left(1-\exp\left\{\frac{-I_m}{\Omega_{sp}^{(i)}P_m}\right\}\right)+p_{Q0}^{(i)}\right]-\frac{p_{Q1}^{(i)}}{\Omega_{sp}^{(i)}}\exp\left\{-\frac{x}{P_m\Omega_{ss}^{(i)}}-\frac{I_m}{P_m\Omega_{sp}^{(i)}}\right\}\Bigg/\left(1+\frac{\Omega_{sp}^{(i)}}{\Omega_{ss}^{i}I_m}x\right)\times\left[\frac{1}{P_m\Omega_{ss}^{(i)}}+\left(\frac{\Omega_{sp}^{(i)}}{\Omega_{ss}^{(i)}I_m}\right)\Bigg/\left(1+\frac{\Omega_{sp}^{(i)}}{\Omega_{ss}^{(i)}I_m}x\right)\right] \tag{34}$$

将关于 $P^{(i)}$ 的概率密度函数代入到式(26)中得到

$$R_{\mathrm{sum}}(\tau)=\sum_{i\in N}p_{\phi1}^{(i)}\int_0^{\infty}\log_2\left(1+\frac{x}{N_0}\right)f_{P^{(i)}|\widetilde{X}_i=\widetilde{V}}(x)\mathrm{d}x \tag{35}$$

令 $\overline{R}_i=\int_0^{\infty}\log_2(1+x/N_0)f_{P^{(i)}|\widetilde{X}_i=\widetilde{V}}(x)\mathrm{d}x$，则

$$\overline{R}_i=\frac{p_{Q1}^{(i)}\left(1-\exp\left\{-\frac{I_m}{P_m\Omega_{sp}^{(i)}}\right\}\right)+p_{Q0}^{(i)}}{\Omega_{ss}^{(i)}P_m}\times\int_0^{\infty}\log_2\left(1+\frac{x}{N_0}\right)\exp\left\{-\frac{x}{P_m\Omega_{ss}^{(i)}}\right\}\mathrm{d}x+p_{Q1}^{(i)}\frac{\exp\left\{-\frac{x}{P_m\Omega_{ss}^{(i)}}\right\}}{P_m\Omega_{ss}^{(i)}}\times\int_0^{\infty}\log_2\left(1+\frac{x}{N_0}\right)\exp\left\{-\frac{x}{P_m\Omega_{ss}^{(i)}}\right\}\Bigg/\left(1+\frac{\Omega_{sp}^{(i)}}{\Omega_{ss}^{(i)}I_m}x\right)\mathrm{d}x+p_{Q1}^{(i)}\frac{\Omega_{sp}^{(i)}}{\Omega_{ss}^{(i)}I_m}\exp\left\{-\frac{I_m}{P_m\Omega_{ss}^{(i)}}\right\}\times\int_0^{\infty}\log_2\left(1+\frac{x}{N_0}\right)\times\frac{\exp\left\{-\frac{x}{P_m\Omega_{ss}^{(i)}}\right\}}{\left(1+\frac{\Omega_{sp}^{(i)}}{\Omega_{ss}^{(i)}I_m}x\right)^2}\mathrm{d}x \tag{36}$$

经过分部积分计算和整理后

$$\overline{R}_i=-a_0^{(i)}p_{Q0}^{(i)}+a_1^{(i)}p_{Q1}^{(i)} \tag{37}$$

$$a_1^{(i)}=-a_{11}^{(i)}+a_{12}^{(i)}-a_{13}^{(i)} \tag{38}$$

$$a_{11}^{(i)}=\frac{\exp\left\{\frac{N_0}{\Omega_{ss}^{(i)}P_m}\right\}\left(1-\exp\left\{\frac{I_m}{\Omega_{ss}^{(i)}P_m}\right\}\right)}{\ln(2)}Ei\left(-\frac{N_0}{\Omega_{ss}^{(i)}P_m}\right) \tag{39}$$

$$a_{12}^{(i)}=\frac{1}{\ln(2)\left(1-\frac{\Omega_{sp}^{(i)}}{\Omega_{ss}^{(i)}I_m}N_0\right)}Ei\left(-\frac{I_m}{\Omega_{sp}^{(i)}P_m}\right) \tag{40}$$

$$a_{13}^{(i)}=\frac{\exp\left\{\frac{N_0}{\Omega_{ss}^{(i)}P_m}\right\}\exp\left\{-\frac{I_m}{\Omega_{sp}^{(i)}P_m}\right\}}{\ln(2)\left(1-\frac{\Omega_{sp}^{(i)}}{\Omega_{ss}^{(i)}I_m}N_0\right)}Ei\left(-\frac{N_0}{\Omega_{ss}^{(i)}P_m}\right) \tag{41}$$

$$a_0^{(i)}=\frac{\exp\left\{\frac{N_0}{\Omega_{ss}^{(i)}P_m}\right\}}{\ln(2)}Ei\left(-\frac{N_0}{\Omega_{ss}^{(i)}P_m}\right) \tag{42}$$

其中，$Ei(x)=\int_{-\infty}^{x}\frac{e^t}{t}\mathrm{d}t$，则经过整理可得系统吞吐量 $R'_{\mathrm{sum}}(\tau)$ 为

$$R'_{\mathrm{sum}}(\tau)=\frac{T-\tau}{T}\sum_{i\in N}\left[p_{\phi1}^{(i)}\times\overline{R}_i\right] \tag{43}$$

$$R'_{\mathrm{sum}}(\tau)=\frac{T-\tau}{T}\sum_{i\in N}\left[p_{\phi1}^{(i)}\times\left(-a_0^{(i)}p_{Q0}^{(i)}+a_1^{(i)}p_{Q1}^{(i)}\right)\right] \tag{44}$$

式(44)所示的非线性复杂函数，可以证明其为凸函数，其二阶导数满足关系：$d^2R'_{\mathrm{sum}}/d\tau^2\le0$，因此，$R'_{\mathrm{sum}}(\tau)$ 存在最大吞吐量，可以采用最优化算法

求得系统吞吐量最大。常用的无约束凸最优化算法有：最速下降法，牛顿法，共轭梯度法，启发式优化方法等。最速下降法是用负梯度方向为搜索方向的，最速下降法越接近目标值，步长越小，前进越慢，逐步接近最优解。牛顿法的基本思想是利用迭代点处的一阶导数(梯度)和二阶导数对目标函数进行二次函数近似，然后把二次模型的极大点作为新的迭代点，并不断重复这一过程，直至求得满足精度的近似极大值。牛顿法的速度快，而且能高度逼近最优值。启发式方法指人在解决问题时所采取的一种根据经验规则进行发现的方法。其特点是在解决问题时，利用过去的经验，选择已经行之有效的方法，而不是系统地、以确定的步骤去寻求答案，在本文算法中不是很适用。故本文中可采用最速下降法和牛顿法进行近似最优值求解，对求解结果进行对比。两种方法都有各自的优缺点，最速下降法的缺点是在接近最优值时，步长越小，前进速度慢，会存在之字形前进。而且最速下降法中步长的设置对算法效果影响较大。牛顿迭代法的递推公式运用了更多的函数信息，下降速度更快，但是需要求得函数的一阶导数以及二阶导数。为了使最后得到的优化解更可靠，本文将分别采用两种方法进行仿真计算。

4　仿真实验

仿真参数设置如表 1 所示。

根据表 1 的参数设置，其中 $\Omega_{ss}^{(i)}$ 和 $\Omega_{sp}^{(i)}$ 两组长度为 N，范围为 1 左右的随机数，$p_0^{(i)}=1-p_1^{(i)}$ 是一组长度为 N 范围为 0 到 1 的随机数。信号采用复值 MPSK 调制。一对 PU 发送接收端，一对接收端，子频段个数为 N，仿真时子频段个数为 10 个。

求得式(44)所示 $R'_{\text{sum}}(\tau)$，用 MATLAB 画出其函数图像，如图 2 所示，图中是在 N 个子频段下，认知信源到认知信宿采用填充式频谱接入，从图 2 中可以看出，当时延 τ 由小变大时，吞吐量先是从小增大，随后从顶峰滑落，并快速下降，顶峰对应的时延 τ 即为优化解。在子频段功率最大值不变的情况下改变子频段干扰阈值 I_m，随着 I_m 的减小系统吞吐量也变小了，频谱感知时间也变长了，这是因为随着干扰阈值的减小，频谱感知的要求变高，需要更长的时间来进行频谱感知，这样就会减少传输时间从而使得系统吞吐量变小。

表 1　仿真参数设置

参数	λ	N_0	η	T	f_s	N
取值	0.055	0.05	−6 dB	5 ms	10 kHz	10

为了求解出图 2 中对应频谱感知时延，需要采用最优化算法进行仿真实现，分别采用牛顿迭代法和最速下降法求得近似最优解。以 I_m 为 -10 dBm，P_m 为 0 dBm 为例，采用牛顿迭代法设置精度阈值为 10^{-9}，得到的近似最优时延 τ 为 0.1187 ms，迭代次数为 9 次。采用最速下降法，设置步长为 10^{-9}，得到的近似最优时延 τ 为 0.1147 ms，迭代次数为 467 次。可以看出两种最优化方法都能计算得到吞吐量最大时的频谱感知时延的近似解，但是最速下降法的迭代次数太多，相比较来说，虽然牛顿迭代法计算会复杂一些，但是计算速度会更快，在本文算法中采用牛顿迭代法更合理。

同时可以从表 2 结果可以看出随着干扰阈值 I_m 的减小，最佳的信道估计时延变长。从图 3 可以看出改变子频段最大功率阈值 P_m，随着 P_m 的减小系统吞吐量也随之降低。图 4 通过改变干扰阈值和功率阈值，并计算相应数值时的信道估计时延，可以看出随着干扰阈值的增加，信道估计时延变小，随着功率阈值的增加，信道估计时延变短。需要说明的是，MATLAB 画出的如图 2、图 3、图 4 的函数图形，因为包含式(4)所示的积分函数，一般采用蒙特卡洛概率运算的方法得到近似函数值。同时需要运算所有信道估计时延时的系统吞吐量，为达到运算精度需要很长的运算时间，采用牛顿法可以快速得到系统吞吐量最大时对应的信道估计时延，大大减小运算时间。

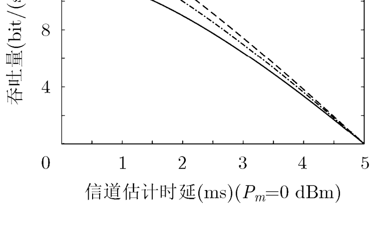


图 2 改变干扰阈值系统吞吐量与信道估计时延的关系函数

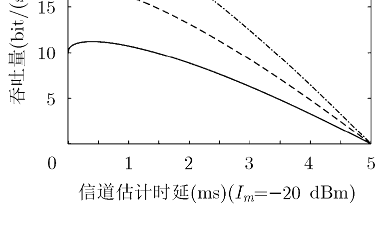


图 3 改变功率阈值系统吞吐量与信道估计时延的关系函数

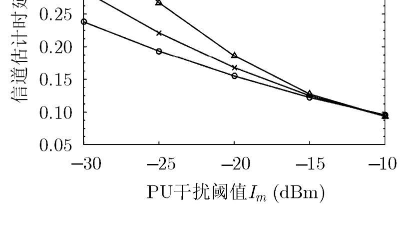


图 4 改变干扰阈值和功率阈值信道估计时延变化图

表 2 改变 I_m 相应的时延时间 τ

I_m (dBm)	–10	–20	–30
τ (ms)	0.1147	0.1818	0.3655

感知时间和虚警概率漏检概率均存在关系，而虚警概率和漏检概率是由判定授权用户是否空闲的能量阈值λ, CS 接收到的 PU 端的信噪比η, CS 的抽样频率f_s，噪声功率N_0几个变量计算而得，故为了体现感知时间和虚警概率和漏检概率的关系，分布改变能量阈值λ和信噪比η，仿真计算相应的频谱感知时间。

由表 3 中序号 1~5 号数据可以看出当改变λ时，随着λ的增大，频谱感知时延变长，从表 3 中序号 6~10 号数据可以看出，当λ固定，改变信噪比η时，随着η的增大，频谱感知时延变短。则说明虚警概率和漏检概率与频谱感知时延是存在关系的。

5 结束语

为了提高频谱资源利用率，采用认知无线电网络进行频谱感知，为了进一步提高频谱效率，在频谱感知先听后传的传输模式下，本文对频谱感知信道时延估计进行建模寻找最优解，频谱感知信道估计算法占用的时间越长，一方面得到的结果越精确，认知用户对授权用户的干扰就越小，并且认知用户的功率分配算法就越合理，数据传输速率就越高；另一方面，却会导致占用数据传输的资源过多，会导致系统吞吐量的降低。本文以系统吞吐量最大为目标，同时考虑子频段功率限制，采用随机规划方法对信道估计时延长度进行建模求解，提出信道估计时延长度的优化设计方案。采用随机规划方法对模型进行求解使模型得到很大简化，简化的模型采用牛顿迭代法求得最优解再一次减少运算量，随机规划在频谱感知中是有很大应用价值的。计算机仿真结果表明，本方法是切实有效的，具有一定的工程应用价值。

表 3 改变 λ, η 相应的频谱感知时延 τ

序号	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
λ	0.055	0.060	0.065	0.070	0.075	0.055	0.055	0.055	0.055	0.055
η (dB)	–6	–6	–6	–6	–6	–9	–8	–7	–6	–5
τ (ms)	0.1179	0.4046	0.5291	0.5401	0.5047	0.1704	0.1610	0.1493	0.1350	0.1179

参 考 文 献

[1] MITOLA J and MAGUIRE G Q J. Cognitive radio: Making software radios more personal[J]. *IEEE Personal Communications*, 1999, 6(4): 13–18. doi: 10.1109/98.788210.

[2] ASTAIZA E, JOJOA P, and BERMUDEZ H. Compressive local wideband spectrum sensing algorithm for multiantenna cognitive radios[C]. 2016 8th IEEE Latin-American Conference on Communications (LATINCOM), Medellin, Colombia, 2016: 1–6. doi: 10.1109/LATINCOM.2016.7811577.

[3] FEBRIANTO T and SHIKH-BAHAEI M. Optimal full-duplex cooperative spectrum sensing in asynchronous cognitive networks[C]. 2016 IEEE Asia Pacific Conference on Wireless and Mobile (APWiMob), Bandung, Indonesia, 2016: 1–6. doi: 10.1109/APWiMob.2016.7811446.

[4] OZCAN G, GURSOY M C, TRAN N, *et al.* Energy-efficient power allocation in cognitive radio systems with imperfect spectrum sensing[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2016, 34(12): 3466–3481. doi: 10.1109/JSAC.2016.2621399.

[5] GIWELI Nabil, SHAHRESTANI Seyed, and CHEUNG Hon. QoS-aware spectrum sensing in White-Fi cognitive radio networks[C]. 2016 10th International Conference on Signal Processing and Communication Systems (ICSPCS), Surfers Paradise, Gold Coaat, Australia, 2016: 1–8. doi: 10.1109/ICSPCS.2016.7843376.

[6] WANG Xinyu, JIA Min, GUO Qing *et al.* Reputation-based cooperative spectrum sensing algorithm for mobile cognitive radio networks[J]. *China Communications*, 2017, 14(1): 124–134. doi: 10.1109/CC.2017.7839763.

[7] 党小宇, 李阿明, 虞湘宾. 基于空间谱的频谱感知算法及性能分析[J]. 电子与信息学报, 2016, 38(5): 1179–1185. doi: 10.11999/JEIT150823.
DANG Xiaoyu, LI Aming, and YU Xiangbin. Spatial spectrum based spectrum sensing algorithm and performance analysis[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2016, 38(5): 1179–1185. doi: 10.11999/JEIT150823.

[8] WANG Yifan and LI Husheng. Universal quickest spectrum sensing[C]. 2016 IEEE Global Communications Conference (GLOBECOM), Washington, DC, USA, 2016: 1–6. doi: 10.1109/GLOCOM.2016.7842360.

[9] SHAIKH Bushra, SHAH S M Z, and UMRANI F. An unsigned autocorrelation based blind spectrum sensing approach for cognitive radio[C]. 2016 International Conference on Open Source Systems & Technologies

(ICOSST), Lahore, Pakistan, 2016: 48–53. doi: 10.1109/ICOSST.2016.7838576.

[10] 刘玉磊, 梁俊, 肖楠, 等. 基于马尔科夫模型的认知无线电动态双门限能量检测策略[J]. 电子与信息学报, 2016, 38(10): 2590–2597. doi: 10.11999/JEIT151400.

LIU Yulei, LIANG Jun, XIAO Nan *et al.* Dynamic double threshold energy detection based on markov model in cognitive radio[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2016, 38(10): 2590–2597. doi: 10.11999/JEIT151400.

[11] JIANG Xianyang, SHEN Lei, XU Xiaorong *et al.* Power allocation optimisation for high throughput with mixed spectrum access based on interference evaluation strategy in cognitive relay networks[J]. *IET Communications*, 2016, 10(12): 1428–1435. doi: 10.1049/iet-com.2015.0849.

[12] LIU X. A new sensing-throughput tradeoff scheme in cooperative multiband cognitive radio network[J]. *International Journal of Network Management*, 2014, 24(3): 200–217. doi: 10.1002/nem.1859.

[13] 曹龙, 赵杭生, 鲍丽娜, 等. 分层认知无线电网络中基于稳定匹配的资源分配算法[J]. 电子与信息学报, 2016, 38(10): 2605–2611. doi: 10.11999/JEIT151460.

CAO Long, ZHAO Hangsheng, BAO Lina *et al.* Resource allocation algorithm based on stable matching in hierarchical cognitive radio networks[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2016, 38(10): 2605–2611. doi: 10.11999/JEIT151460.

[14] ABDI Y and RISTANIEMI T. Random interruptions in cooperation for spectrum sensing in cognitive radio networks[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2017, 65(1): 49–65. doi: 10.1109/TCOMM.2016.2620465.

[15] ALMALFOUH S M and STUBER G L. Joint spectrum-sensing design and power control in cognitive radio networks: A stochastic approach[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2012, 11(12): 4372–4380. doi: 10.1109/TWC.2012.100112.111894.

姜显扬：　男，1971 年生，副教授，研究方向为宽带无线通信.
夏凯莉：　女，1992 年生，硕士生，研究方向为无线通信系统.
唐向宏：　男，1962 年生，教授，研究方向为信号与信息处理.