

认知无线网络中面向多通道的协作感知优化模型及启发式求解方法

杨威, 班冬松, 李焕忠, 窦文华

(国防科技大学 计算机学院, 湖南 长沙 410073)

摘 要: 针对认知无线网络中多个认知节点对多个通道进行协作感知的系统建立优化模型。该模型在各通道错误接入概率小于给定阈值的约束下, 以最大化系统吞吐量为目标, 对包括感知时间和各 SU 对各通道检测结果的权重系数在内的参数进行优化, 是一个约束非线性规划模型。为求解该模型, 提出了一种启发式的顺序参数优化方法 (SPO, sequential parameters optimization method)。该方法首先推导出优化问题的下界并转而对该下界进行优化, 随后通过构建了一系列仅含权重系数的子优化问题并采用拉格朗日方法求解出优化的权重系数, 待权重系数确定后, 最后采用黄金分割搜索法确定优化的感知时间。仿真实验的结果表明了 SPO 的有效性并验证了提出的模型在提高系统吞吐量方面的优势。

关键词: 认知无线网络; 多通道协作感知; 优化模型; 黄金分割搜索算法

中图分类号: TP393

文献标识码: A

文章编号: 1000-436X(2011)11-0118-08

Optimization model and heuristic solution method for multi-channel cooperative sensing in cognitive radio networks

YANG Wei, BAN Dong-song, LI Huan-zhong, DOU Wen-hua

(School of Computer, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract: An optimization model under the scenario where multi-channels are cooperatively sensed and used by multi-secondary users (SU) was proposed. The model aims to maximize the system throughput and optimizes the parameters including the sensing time and the weight coefficient of the sampling result of each SU for each channel, meanwhile the false access probability for each channel must not violate the given constraints. To solve this non-linear optimization model, a sequential parameters optimization method (SPO) was proposed. The method begins with deriving the lower bound of the objective function of the optimization model. Then it maximizes this lower bound by optimizing the weight coefficients through solving a series of sub-optimal problems using Lagrange method, and finally finding an optimized sensing time parameter by the golden search algorithm. Extensive experiments by simulations demonstrate the effectiveness of the proposed method and the advantage of the proposed model on improving the system throughput.

Key words: cognitive radio networks; multi-channel cooperative sensing; optimization model; golden search algorithm

1 引言

认知无线电 (CR, cognitive radio) 这一概念最早由 Joseph Mitola III 在他的博士论文中提出^[1]。网络中的非授权次级用户 (SU, secondary user) 可采

用 CR 技术感知频谱空洞 (spectrum hole) 并采用动态频谱接入的方式使用原来仅授权的主用户 (PU, primary user) 才能使用的频谱资源, 从而能提高频谱利用率, 缓解网络中频谱资源短缺问题。CR 的提出极大地激发了人们对认知无线网络 (CRN,

收稿日期: 2011-03-18; 修回日期: 2011-11-03

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (60903223)

Foundation Item: The National Natural Science Foundation of China (60903223)

cognitive radio networks) 的兴趣并投入大量研究工作, 其中, 协作通道感知技术是当前的研究热点之一^{注1}。在衰落环境下, 多 SU 协作对空间可用通道进行检测, 可提高当通道不被 PU 占用时被正确检测为可用的概率, 即通道正确检测概率 P_d (probability of right detection)^{注2}。通常, 一个完整的通道感知与接入周期 T 应包括通道感知阶段和 SU 使用可用通道通信的阶段。对于给定的 T , 感知时间越长, P_d 越高, 但通信时间相应减少; 反之, 感知时间越短, P_d 越低, 通信时间则相应增加。而系统的吞吐量主要为 P_d 与通信时间的函数, 因此有研究针对多 SU 对单个通道进行协作感知建立优化模型, 并以最大化系统吞吐量为优化目标, 对包括感知时间等参数进行优化^[2]。而在 CRN 中, 往往多个占用不同频谱段的通道并存, 协作感知系统应能同时检测多个可用通道的存在并择机利用这些通道通信, 而多点快速傅里叶变换技术使单个 SU 对多个通道同时检测成为可能^[3]。因此, 针对多 SU 对多通道进行协作感知的系统, 研究如何对系统建立优化模型, 如何设计优化方法对模型求解具有重要意义。需要说明的是, 在模型中, 还应考虑为避免对 PU 通信产生干扰, 应使通道被 PU 占用时被错误检测为可用的概率, 即通道的错误接入概率 P_f (probability of false access) 小于给定阈值。

针对提出的问题, 本文则对多 SU 对多通道进行协作感知的系统建立了一个约束非线性规划模型。该模型在各通道错误接入概率小于给定阈值的约束下, 以最大化系统吞吐量为目标, 对包括感知时间和各 SU 对各通道检测结果的权重系数在内的参数进行优化。随后为求解该模型, 提出了一种有效的启发式的顺序参数优化方法 (SPO, sequential parameters optimization method)。

2 相关工作

根据优化目标的不同, 协作感知优化问题可分为以最大化通道正确检测概率 P_d 为优化目标和以最大化系统吞吐量为优化目标两类; 根据同时检测

的通道数量的不同, 又可分为多 SU 对单通道进行协作感知和多 SU 对多通道进行协作感知两类。其中, 针对多 SU 对单通道协作感知的研究工作较多, 其检测模型主要分为 2 种: 基于表决 (voting) 融合的硬检测模型和基于权重融合的软检测模型。1) 在硬检测模型中, 参与协作的每个 SU 将通过能量检测获取的待测通道的采样结果与预设阈值比较, 若超过阈值, 则认为通道可用, 否则认为不可用。随后, 每个 SU 将判决结果 (用“1”表示通道可用, 用“0”表示通道不可用) 发送到数据融合中心, 若后者收到的“1”的总量超过预设的正整数 K , 则融合中心认为通道可用, 这种方式也称“ N 中取 K ”策略, 其中 N 为参与协作感知的 SU 的总数量。特别的, 当 $K=1$ 时, 称为 OR 策略, 当 $K=N$ 时, 称为 AND 策略。Zhang 等人^[4] 则假设每个 SU 预设的检测阈值相同, 以 $\min(1-P_d+P_f)$ 为优化目标, 导出最优的 K 值和各 SU 的最优检测阈值。Peh 等人^[2] 则以最大化系统吞吐量为目标, 考虑了感知时间参数对于系统吞吐量的影响, 采用迭代优化算法得出最优的 K 值和最优感知时间。Saad 等人^[5] 提出一种基于联盟博弈的分布式协作感知模型, 多个 SU 自组织形成多个联盟, 在每个联盟内部采用硬检测模型, 每个联盟的优化目标是在 P_f 小于给定值的约束下, 最大化关于 P_d 的效用函数。以上研究都假设融合中心采用基于表决融合的硬检测模型。采用这种模型可大大减少各 SU 向融合中心传递的数据量。2) 在基于权重融合的软检测模型中, 与硬检测模型中 SU 仅将简单的判决结果发送给融合中心不同, 每个 SU 直接将检测到的数据发送给融合中心, 后者对从所有 SU 接到的信息进行线性加权后与预设阈值比较来判决通道是否可用。例如, Arshad 等人^[6] 利用软检测模型, 其优化目标是在 P_f 为定值的情况下, 使 P_d 最大化, 最终采用遗传算法求解。在软检测模型中, 虽然 SU 向融合中心传递的信息较多, 但与硬检测模型相比, 更有利于融合技术优势的发挥, 对通道的可用性做出的判断更为准确。

以上研究均针对多 SU 对单个通道进行协作感知的场景进行研究。而 CRN 中往往多个可用通道共存, 但针对多 SU 对多通道进行协作感知的研究则相对较少。在已有的关于多 SU 对多通道进行协作感知的研究中, Quan 等人^[3] 基于多点快速傅里叶变换技术对多 SU 对多通道的感知系统建立了一种基于权重融合的软检测模型, 但感知时间不是其优

注1 定义“通道”为占用连续频谱段的信道, 在本文中, 统一采用“通道”这一术语。

注2 在本文中, 特别定义通道的正确检测概率 P_d 和错误接入概率 P_f , 以区别无线传感器目标检测中所定义的检测概率 (目标存在时被正确检测到的概率) 和虚警概率 (目标不存在时错误报警的概率), 请读者注意区别。

化参数。在感知时间恒定的前提下，其优化目标是使 P_f 在小于给定阈值的约束下，最大化系统的吞吐量。由于该模型为非凸优化模型，他们提出通过一系列凸化变换，使原模型转变为凸规划模型进而求解。Fan 等人^[7]则将感知时间作为待优化参数，但假设融合中心赋予所有 SU 对给定通道的检测结果以相同权重。其优化目标是通过通道分配和感知参数优化最大化系统的吞吐量。他们将其转化为二层规划模型并求解。此外，由于对多 SU 对多通道协作感知的系统建立的模型多为非凸优化模型，为避免复杂的凸化变换求解过程，基于 Quan 等人^[3]提出的模型，Sanna 和 Murroni^[8,9]提出采用遗传算法求解。但在网络规模较大，SU 数量和通道数量较多时，若想利用遗传算法得到较优化的解需增加初始种群中个体的数目，不可避免的延长算法的收敛时间。

注意到，以上研究要么假设感知时间恒定，要么假设权重系数恒定，为了更充分地挖掘并提升系统的性能，本文则对多 SU 对多通道进行协作感知的系统建立参数相对完整的优化模型。在该模型中，感知时间和各 SU 对各通道的检测结果的权重系数都是需要优化的参数，而优化目标是在各通道错误接入概率小于给定阈值的前提下，最大化系统吞吐量。

3 系统优化模型

考虑一个多 SU 对多通道进行协作感知并利用可用通道进行通信的系统，如图 1 所示。假设空间连续频谱被划分为 K 个互不重叠且带宽均等的通道，各通道为不同 PU 拥有并存在一定的空闲概率（不被 PU 使用的概率）。网络中有 N 个 SU 对这 K 个通道进行协作感知， $K \geq N$ 。不失一般性，设其中

一个 SU 为数据融合中心。假设网络内所有节点的时间精确同步，系统时间被划分为长度均为 T 的时间槽，称为一个完整的通道感知与接入周期。所有 SU 首先在感知时间 τ 内对这 K 个通道进行协作感知，然后在 $T - \tau$ 内利用检测到的可用通道进行通信。

在感知时间 τ 内，各 SU 首先对空间采集到的每 X 个时域采样点进行多点快速傅里叶变换，从而为每个通道得到一个频域采样点。为方便后续分析，设每个 SU 获取一个通道的频域采样点的时间为 $1/\mu$ ，其中 μ 为采样频率。则在 τ 内，每个 SU 为每个通道获取的频域采样点总数为 $M = \mu\tau$ 。

任取 $n \in N$ ， $k \in K$ ， $m \in M$ ，用 $R_{k,n}(m)$ 表示第 n 个 SU 检测到的通道 k 上的第 m 个频域采样点。为检测通道 k 是否被占用，根据假设检验原理，对如下 2 种假设进行检验。

$$\begin{aligned} \mathcal{H}_k^0 : R_{k,n}(m) &= V_{k,n}(m) \\ \mathcal{H}_k^1 : R_{k,n}(m) &= H_{k,n}(m)S_{k,n}(m) + V_{k,n}(m) \end{aligned} \quad (1)$$

其中， \mathcal{H}_k^0 表示通道 k 未被 PU 占用， \mathcal{H}_k^1 表示通道 k 被 PU 占用。 $V_{k,n}(m)$ 、 $H_{k,n}(m)$ 和 $S_{k,n}(m)$ 分别为本次频域采样点的加性高斯白噪声分量，使用通道 k 的 PU 到的第 n 个 SU 的通道增益分量和 PU 传输信号分量。其中 $V_{k,n}(m) \sim \mathcal{CN}(0, \sigma_v^2)$ ，即符合数学期望为 0，方差为噪声功率 σ_v^2 的正态分布。

随后，第 n 个 SU 对通道 k 上获取的 M 个采样结果求平方和，即 $Y_{k,n} = \sum_{m=1}^M |R_{k,n}(m)|^2$ 。由于存在 N 个 SU，因此有向量 $\mathbf{Y}_k = [Y_{k,1}, Y_{k,2}, \dots, Y_{k,N}]^T$ ，又存在 K 个通道，则有矩阵 $\mathbf{Y} = [\mathbf{Y}_1, \mathbf{Y}_2, \dots, \mathbf{Y}_K]$ 。设 $\omega_{k,n}$ 为 $Y_{k,n}$ 的权重系数，则对应的，有权重系数向量 $\boldsymbol{\omega}_k = [\omega_{k,1}, \omega_{k,2}, \dots, \omega_{k,N}]^T$ 和权重系数矩阵

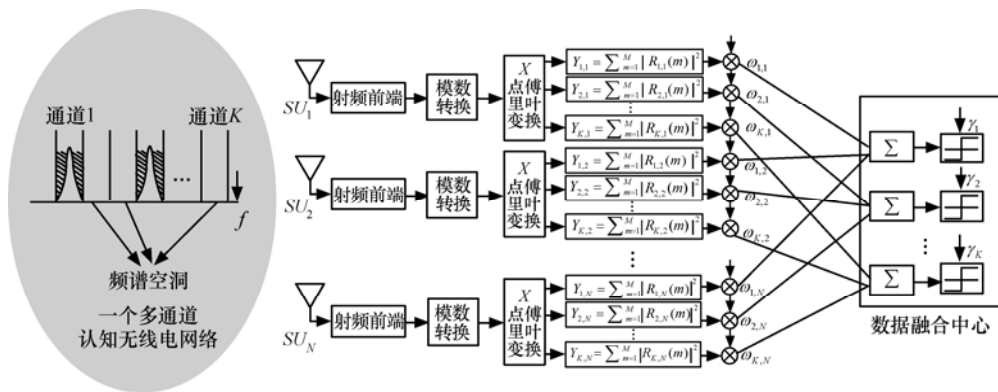


图 1 多 SU 对多通道协作感知并利用可用通道进行通信的系统

$\boldsymbol{\omega} = [\boldsymbol{\omega}_1, \boldsymbol{\omega}_2, \dots, \boldsymbol{\omega}_K]$ 。通道 k 的最终检测结果为 $z_k = \sum_{n=1}^N \boldsymbol{\omega}_{k,n} Y_{k,n} = \boldsymbol{\omega}_k^T \mathbf{Y}_k$ ，即在数据融合中心，对各 SU 获得的通道 k 的采样结果进行线性加权，其中 $\sum_{n=1}^N \boldsymbol{\omega}_{k,n} = 1$, $0 \leq \boldsymbol{\omega}_{k,n} \leq 1$ 。设融合中心对各通道的检测阈值为 $\boldsymbol{\gamma} = [\gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_K]$ ，则若 $z_k < \gamma_k$ ，融合中心认为通道可用，否则认为通道不可用。

当 M 值较大时， \mathbf{Y}_k 也符合正态分布，因此，在 \mathcal{H}_k^0 和 \mathcal{H}_k^1 2 种假设下， z_k 也服从独立正态分布^[3]，其数学期望分别为

$$\mathbf{E}[z_k] = \begin{cases} \mu\tau\sigma_v^2 \boldsymbol{\omega}_k^T \mathbf{1} & \mathcal{H}_k^0 \\ \mu\tau\boldsymbol{\omega}_k^T (\sigma_v^2 \mathbf{1} + \mathbf{G}_k) & \mathcal{H}_k^1 \end{cases} \quad (2)$$

方差分别为

$$\mathbf{var}[z_k] = \begin{cases} 2\mu\tau\sigma_v^4 \boldsymbol{\omega}_k^T \boldsymbol{\omega}_k & \mathcal{H}_k^0 \\ 2\mu\tau\sigma_v^2 \boldsymbol{\omega}_k^T \boldsymbol{\Sigma}_k \boldsymbol{\omega}_k & \mathcal{H}_k^1 \end{cases} \quad (3)$$

其中， $\boldsymbol{\Sigma}_k = \mathbf{E}[\mathbf{Y}_k \mathbf{Y}_k^T] = \sigma_v^2 \mathbf{1} + 2\text{diag}(\mathbf{G}_k)$ ，

$$\mathbf{G}_k = [|H_{k,1}|^2, |H_{k,2}|^2, \dots, |H_{k,N}|^2]^T。$$

在数据融合中心，利用条件概率计算得到通道 k 的正确检测概率 P_{d_k} 为

$$\begin{aligned} P_{d_k} &= \Pr\{z_k < \gamma_k \mid \mathcal{H}_k^0\} \\ &= 1 - \Pr\{z_k > \gamma_k \mid \mathcal{H}_k^0\} = 1 - Q\left(\frac{\gamma_k - \mu\tau\sigma_v^2 \boldsymbol{\omega}_k^T \mathbf{1}}{\sigma_v \sqrt{2\mu\tau\boldsymbol{\omega}_k^T \boldsymbol{\omega}_k}}\right) \end{aligned} \quad (4)$$

通道 k 的错误接入概率 P_{f_k} 为

$$\begin{aligned} P_{f_k} &= \Pr\{z_k < \gamma_k \mid \mathcal{H}_k^1\} = 1 - \Pr\{z_k > \gamma_k \mid \mathcal{H}_k^1\} \\ &= 1 - Q\left(\frac{\gamma_k - \mu\tau\boldsymbol{\omega}_k^T (\sigma_v^2 \mathbf{1} + \mathbf{G}_k)}{\sigma_v \sqrt{2\mu\tau\boldsymbol{\omega}_k^T \boldsymbol{\Sigma}_k \boldsymbol{\omega}_k}}\right) \end{aligned} \quad (5)$$

其中， $Q(\cdot)$ 为标准正态分布的尾概率函数，即 $Q(x) = (1/\sqrt{2\pi}) \int_x^\infty e^{-u^2/2} du$ 。在协作感知系统中，应优化各参数以使 P_{d_k} 尽可能大，同时 P_{f_k} 应小于给定阈值 α_k ，以避免对使用通道 k 的 PU 产生过度干扰。在本文中，用向量为 $\boldsymbol{\alpha} = [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_K]^T$ 表示各通道错误接入概率阈值。

随后，在时间段 $T - \tau$ 内，设感知得到的 K 个通道被融合中心指定给 K 个不同的 SU 使用（确切的说 K 个不同的 SU-Tx（发送端）到其他 SU-Rx（接收端）的链路使用）。设这些通道可用时，各通道上可获得的传输速率为 $\mathbf{R} = [R_1^0, R_2^0, \dots, R_K^0]^T$ ，其中，根据 Shannon 容量公式 $R_k^0 = W \log(1 + P_k g_k^2 / \sigma_v^2)$ ，可得到当通道 k 空闲时其上的传输速率为 R_k^0 ，其中 P_k 为

使用通道 k 的 SU（发送端）的传输能量， g_k 为使用通道 k 的 SU-Tx 到其他 SU-Rx 的通道增益， W 是每个通道的带宽。另外，设该 K 个通道的空闲概率为 $\mathbf{P}(\mathcal{H}^0) = [P(\mathcal{H}_1^0), P(\mathcal{H}_2^0), \dots, P(\mathcal{H}_K^0)]^T$ 。

基于以上定义，得到系统优化模型（问题）为 **问题 1 (P1)**

$$\begin{aligned} \max_{\tau, \boldsymbol{\omega}, \boldsymbol{\gamma}} \text{Th}(\tau, \boldsymbol{\omega}, \boldsymbol{\gamma}) &= \sum_{k=1}^K \left((T - \tau) R_k^0 P(\mathcal{H}_k^0) P_{d_k} \right) \\ &= \sum_{k=1}^K \left((T - \tau) R_k^0 P(\mathcal{H}_k^0) \left(1 - Q\left(\frac{\gamma_k - \mu\tau\sigma_v^2 \boldsymbol{\omega}_k^T \mathbf{1}}{\sigma_v \sqrt{2\mu\tau\boldsymbol{\omega}_k^T \boldsymbol{\omega}_k}}\right) \right) \right) \end{aligned} \quad (6)$$

$$\text{s.t.} \quad \sum_{n=1}^N \boldsymbol{\omega}_{k,n} = 1 \quad \forall k \quad (7)$$

$$0 \leq \boldsymbol{\omega}_{k,n} \leq 1 \quad \forall k, n \quad (8)$$

$$0 \leq \tau \leq T \quad (9)$$

$$P_{f_k} = 1 - Q\left(\frac{\gamma_k - \mu\tau\boldsymbol{\omega}_k^T (\sigma_v^2 \mathbf{1} + \mathbf{G}_k)}{\sigma_v \sqrt{2\mu\tau\boldsymbol{\omega}_k^T \boldsymbol{\Sigma}_k \boldsymbol{\omega}_k}}\right) \leq \alpha_k \quad \forall k \quad (10)$$

注意到，这是一个约束非线性规划模型。其中式(6)表示在周期 T 内，最大化系统的吞吐量。待优化参数包括感知时间 τ ，权重系数矩阵 $\boldsymbol{\omega}$ 和融合中心对各通道的检测阈值向量 $\boldsymbol{\gamma}$ 。式(7)~式(10)分别表示对权重系数、感知时间进行约束，并要求每个通道的错误接入概率小于给定阈值，以避免对使用该通道的 PU 产生干扰。通常，解决这类约束非线性规划模型可采用牛顿迭代法，该算法首先对原始问题构造拉格朗日函数，在每轮迭代过程中将拉格朗日函数近似为二次规划问题并求解，每轮迭代过程都需更新拉格朗日函数的海赛矩阵，计算量较大。此外，迭代算法需给定初值，一旦初值设置不合理便很难得到合理的结果。因此，接下来，将提出一种高效的启发式方法对 P1 进行求解，以降低问题求解的复杂度，称这种方法为顺序参数优化方法 (SPO, sequential parameters optimization method)。

4 顺序参数优化方法 SPO

顺序参数优化方法 SPO 的核心思想是首先通过对错误接入概率约束的分析，消去参数 $\boldsymbol{\gamma}$ 。然后推导出优化问题的下界并转而对该下界进行优化。最后提出构建一系列仅含权重系数的子优化问题并采用拉格朗日方法求解出优化的权重系数 $\boldsymbol{\omega}$ ，待权重系数确定后，采用黄金分割搜索法确定优化的感知时间 τ 。

首先, 发现任取 $k \in K$, 当 $P_k(\tau, \gamma_k, \omega_k) = \alpha_k$ 时, P1 的式(6)取最大值。这可以通过反证法进行证明。 $\forall k \in K$, 设存在最优参数 τ_1, γ_{k1} 和 ω_{k1} 使式(6)最大化, 且 $P_k(\tau_1, \gamma_{k1}, \omega_{k1}) < \alpha_k$, 此时 $P_k(\tau_1, \gamma_{k1}, \omega_{k1}) = 1 - Q\left(\frac{\gamma_{k1} - \mu\tau_1\sigma_v^2\omega_{k1}^T\mathbf{1}}{\sigma_v^2\sqrt{2\mu\tau_1\omega_{k1}^T\omega_{k1}}}\right)$ 。由于 $Q(\cdot)$ 为减函数, 由 $P_k(\tau_1, \gamma_{k1}, \omega_{k1}) < \alpha_k$, 即 $1 - Q\left(\frac{\gamma_{k1} - \mu\tau_1\omega_{k1}^T(\sigma_v^2\mathbf{1} + \mathbf{G}_k)}{\sigma_v\sqrt{2\mu\tau_1\omega_{k1}^T\Sigma_k\omega_{k1}}}\right) < \alpha_k$, 可得 $\gamma_{k1} < Q^{-1}(1 - \alpha_k)\sigma_v\sqrt{2\mu\tau_1\omega_{k1}^T\Sigma_k\omega_{k1}} + \mu\tau_1\omega_{k1}^T(\sigma_v^2\mathbf{1} + \mathbf{G}_k)$ 。因此存在 $\gamma_{k2} = \gamma_{k1} + \varepsilon$, 其中 $\varepsilon > 0$, 使 $\gamma_{k2} = Q^{-1}(1 - \alpha_k)\sigma_v\sqrt{2\mu\tau_1\omega_{k1}^T\Sigma_k\omega_{k1}} + \mu\tau_1\omega_{k1}^T(\sigma_v^2\mathbf{1} + \mathbf{G}_k)$ 成立, 又由函数 $Q(\cdot)$ 的性质, 可得

$$P_k(\tau_1, \gamma_{k2}, \omega_{k1}) = 1 - Q\left(\frac{\gamma_{k2} - \mu\tau_1\sigma_v^2\omega_{k1}^T\mathbf{1}}{\sigma_v^2\sqrt{2\mu\tau_1\omega_{k1}^T\omega_{k1}}}\right) > 1 - Q\left(\frac{\gamma_{k1} - \mu\tau_1\sigma_v^2\omega_{k1}^T\mathbf{1}}{\sigma_v^2\sqrt{2\mu\tau_1\omega_{k1}^T\omega_{k1}}}\right) = P_k(\tau_1, \gamma_{k1}, \omega_{k1})$$

由此说明还存在一组新参数 $\tau_1, \gamma_{k2}, \omega_{k1}$, 使式(6)的值增加。这与假设矛盾。故任取 $k \in K$, 当 $P_k(\tau, \gamma_k, \omega_k) = \alpha_k$ 时, P1 的式(6)取最大值。因此, 令 $P_k(\tau, \gamma_k, \omega_k) = \alpha_k$, 即 $\gamma_k = Q^{-1}(1 - \alpha_k)\sigma_v\sqrt{2\mu\tau_1\omega_{k1}^T\Sigma_k\omega_{k1}} + \mu\tau_1\omega_{k1}^T(\sigma_v^2\mathbf{1} + \mathbf{G}_k)$, 并将其带入式(6)可消去参数 γ , P1 可重新定义为 P2 如下。由于问题 P2 与 P1 等价, 因此问题 P2 的最优解就是 P1 的最优解。

问题 2 (P2)

$$\begin{aligned} \max_{\tau, \omega} \text{Th}(\tau, \omega) &= \sum_{k=1}^K \left((T - \tau)R_k^0 P(\mathcal{H}_k^0) P_{d_k} \right) \\ &= \sum_{k=1}^K \left((T - \tau)R_k^0 P(\mathcal{H}_k^0) \left(1 - Q\left(\frac{Q^{-1}(1 - \alpha_k)\sigma_v\sqrt{2\mu\tau\omega_k^T\Sigma_k\omega_k} + \mu\tau\omega_k^T\mathbf{G}_k}{\sigma_v^2\sqrt{2\mu\tau\omega_k^T\omega_k}}\right) \right) \right) \end{aligned} \quad (11)$$

s.t. 式(7)~式(9)

由式(11)可知, 对于给定的权重系数矩阵 ω , 随着 τ 的增加, 通道正确检测概率 P_{d_k} 增大, 但传输时间 $T - \tau$ 减少。反之, 若 τ 减少, P_{d_k} 降低, 传输时间 $T - \tau$ 增加, 因此总存在最优的感知时间 τ 使式

(11)最大化。同时, 对于给定的 $0 \leq \tau \leq T$, 还可通过进一步优化权重系数矩阵 ω 使吞吐量获得更大的提升。所以系统可获得的最优吞吐量由参数 ω 和 τ 联合决定。而联合对这些参数进行优化较难。因此, 寻求先对 ω 进行优化, 随后对 τ 进行优化。

首先对式(11)进行如下转换:

$$\begin{aligned} \max_{\tau, \omega} \sum_{k=1}^K \left((T - \tau)R_k^0 P(\mathcal{H}_k^0) \left(1 - Q\left(\frac{Q^{-1}(1 - \alpha_k)\sigma_v\sqrt{\sigma_v^2 + \frac{2\omega_k^T \text{diag}(\mathbf{G}_k)\omega_k}{\omega_k^T\omega_k} + \frac{\sqrt{\mu\tau/2\omega_k^T\mathbf{G}_k}}{\sigma_v^2\sqrt{\omega_k^T\omega_k}}}}{\sigma_v}\right) \right) \right) \end{aligned} \quad (12)$$

根据瑞利-里兹定理^[10], 可得 $\min_{1 \leq n \leq N} |H_{k,n}|^2$

$$\leq \frac{\omega_k^T \text{diag}(\mathbf{G}_k)\omega_k}{\omega_k^T\omega_k} \leq \max_{1 \leq n \leq N} |H_{k,n}|^2$$

任取 ω_k , 不妨令 $\alpha = \frac{\omega_k^T \text{diag}(\mathbf{G}_k)\omega_k}{\omega_k^T\omega_k}$, 显然 $\alpha \in \left[\min_{1 \leq n \leq N} |H_{k,n}|^2, \max_{1 \leq n \leq N} |H_{k,n}|^2 \right]$, 将 ω_k 和 α 代入式(12)中, 则可得到

P2 对应的等价问题, 记为 $P2(\alpha)$, 设 $P2(\alpha)$ 的最优解为 $SP2(\alpha)$, 则设所有 P2 的等价问题对应的最优解构成集合 X 。任取 $SP2(\alpha) \in X$, 根据式(12)的单调性, 有 $SP2(\alpha) \geq SP2(\min_{1 \leq n \leq N} |H_{k,n}|^2)$, 特别地, 令 $\sqrt{\sigma_v^2 + 2 \min_{1 \leq n \leq N} |H_{k,n}|^2} = C_k$, 则 P2 的等价问题 $P2(\min_{1 \leq n \leq N} |H_{k,n}|^2)$ 记为 P3 如下。

问题 3 (P3)

$$\begin{aligned} \max_{\tau, \omega} \sum_{k=1}^K \left((T - \tau)R_k^0 P(\mathcal{H}_k^0) \left(1 - Q\left(\frac{Q^{-1}(1 - \alpha_k)C_k + \frac{\sqrt{\mu\tau/2\omega_k^T\mathbf{G}_k}}{\sigma_v^2\sqrt{\omega_k^T\omega_k}}}{\sigma_v}\right) \right) \right) \end{aligned} \quad (13)$$

s.t. 式(7)~式(9)

因此, 问题 P3 的最优解为所有 P2 对应的转换问题所对应的最优解集合 X 的下界。而 P2 最优解 $SP2$ 和 P3 最优解 $SP3$ 的关系 $SP2 = \max\{SP2(\alpha)\} \geq SP2(\min_{1 \leq n \leq N} |H_{k,n}|^2) = SP3$ 。

为使 P3 的目标函数 (13) 最大化, 当 τ 一定时, 期望每个通道的正确检测概率最大化, 即

$$\max_{\omega_k} \left(1 - Q\left(\frac{Q^{-1}(1 - \alpha_k)C_k + \frac{\sqrt{\mu\tau/2\omega_k^T\mathbf{G}_k}}{\sigma_v^2\sqrt{\omega_k^T\omega_k}}}{\sigma_v}\right) \right) \quad \forall k$$

而为其最大化，首先求解关于权重系数的一系列子优化问题 P3-1。

问题 3-1 (P3-1)

$$\begin{aligned} \max_{\omega_k} \quad & \frac{\omega_k^T \mathbf{G}_k}{\sqrt{\omega_k^T \omega_k}} \quad \forall k \quad (14) \\ \text{s.t.} \quad & \sum_{n=1}^N \omega_{k,n} = 1 \\ & 0 \leq \omega_{k,n} \leq 1 \quad \forall n \end{aligned}$$

为方便对 P3-1 求解，引入新参数 ζ_k 和 ω'_k ，令 $\zeta_k = \sqrt{\omega_k^T \omega_k}$ ， $\omega'_k = \omega_k / \zeta_k$ ，则 P3-1 可转换为 P3-2:

问题 3-2 (P3-2)

$$\begin{aligned} \max_{\omega'_k} \quad & \omega_k'^T \mathbf{G}_k \quad \forall k \quad (15) \\ \text{s.t.} \quad & \sqrt{\omega_k'^T \omega'_k} = 1 \quad (16) \\ & \omega_{k,n}' \geq 0 \quad \forall n \quad (17) \end{aligned}$$

为求解 P3-2， $\forall k \in K$ ，构造拉格朗日函数：

$$L_k(\omega'_k, \lambda) = \omega_k'^T \mathbf{G}_k + \lambda_k(1 - \omega_k'^T \omega'_k) \quad (18)$$

设 $\overline{\omega'_k}$ 、 $\overline{\lambda_k}$ 是 P3-2 的最优解，则在 $\overline{\omega'_k}$ 、 $\overline{\lambda_k}$ 处必定满足：

$$\frac{\partial L_k}{\partial \omega_{k,1}'} = \frac{\partial L_k}{\partial \omega_{k,2}'} = \dots = \frac{\partial L_k}{\partial \omega_{k,N}'} = \frac{\partial L_k}{\partial \lambda_k} = 0 \quad (19)$$

对式(19)进行求解，得 $\overline{\lambda_k} = \sqrt{\sum_{n=1}^N |H_{k,n}|^2}$ ， $\overline{\omega_{k,j}'} = |H_{k,j}|^2 / 2\overline{\lambda_k}$ ， $1 \leq j \leq N$ 。又由公式 $\omega'_k = \omega_k / \zeta_k$ 和 $\sum_{n=1}^N \omega_{k,n} = 1$ ，可得 $\zeta_k = 2 / \sqrt{\sum_{n=1}^N |H_{k,n}|^2}$ ，因此便可得到 P3-1 的最优解 $\overline{\omega_k}$ ，其中， $\overline{\omega_{k,j}} = |H_{k,j}|^2 / \sum_{n=1}^N |H_{k,n}|^2$ ， $1 \leq j \leq N$ 。从而， $\overline{\omega}$ 也可获取。

在 $\overline{\omega_k}$ 确定后，接下来进一步优化参数 τ 。定义关于 τ 的最优化问题为 P3-3。

问题 3-3 (P3-3)

\max_{τ}

$$\begin{aligned} f(\tau) = \sum_{k=1}^K \left((T - \tau) R_k^0 P(\mathcal{H}_k^0) \cdot \right. \\ \left. \left(1 - Q \left(\frac{Q^{-1}(1 - \alpha_k)}{\sigma_v} C_k + \frac{\sqrt{\mu\tau/2} \overline{\omega_k^T \mathbf{G}_k}}{\sigma_v^2 \sqrt{\overline{\omega_k^T \omega_k}}} \right) \right) \right) \quad (20) \end{aligned}$$

s.t. $0 \leq \tau \leq T$ i.e., 式(9)

注意到，若采用对式(20)求导使其为 0，然后求解关于 τ 的方程非常困难。由于目标函数 $f(\tau)$ 在 $0 \leq \tau \leq T$ 上为单峰函数。因此，可采用黄金分割算法求解 τ 。该算法表示如下。

黄金分割算法

1) 初始化不确定区间 $\bar{x} = [0, T]$ ，其中 $\bar{x}(a) = 0$ 和 $\bar{x}(b) = T$ 分别是不确定区间的初始上限和初始下限。设定 $r = 0.618$ 且 $\varepsilon > 0$ ；

2) 循环运行下列步骤：

2.1) 若 $\bar{x}(b) - \bar{x}(a) < \varepsilon$

输出 $\bar{\tau} = \bar{x}(b)$ ；算法终止；

2.2) 产生 2 个新点， $x_1 = \bar{x}(b) - r(\bar{x}(b) - \bar{x}(a))$ ； $x_2 = \bar{x}(a) + r(\bar{x}(b) - \bar{x}(a))$ ；

2.3) 如果 $f(x_1) < f(x_2)$ ，更新不确定区间 $\bar{x} = [x_1, b]$ ；

否则如果 $f(x_1) \geq f(x_2)$ ，更新不确定区间 $\bar{x} = [a, x_2]$ ；

在该算法中，设初始不确定性区间长度为 $T = \bar{x}(b) - \bar{x}(a)$ ，由算法，将产生 2 个点 x_1 和 x_2 ，此时，存在 2 种情况。①当 $f(x_1) < f(x_2)$ 时，不确定区间变为 $\bar{x}(b) - x_1 = r(\bar{x}(b) - \bar{x}(a))$ ；②当 $f(x_1) \geq f(x_2)$ 时，不确定区间变为 $x_2 - \bar{x}(a) = r(\bar{x}(b) - \bar{x}(a))$ 。由①和②，无论何种情况，下一轮开始前，不确定区间长度与本轮开始时的不确定区间相比，将缩小 r 倍。因此，有 $\bar{x}(b) - \bar{x}(a)r^n < \varepsilon$ 时，算法经过 $\log_{0.618} \frac{\varepsilon}{T}$ 次迭代后终止，因此，SPO 在有限时间内停止。

5 实验与仿真

用 Matlab7.0 设计仿真程序。假设在一个认知无线网络中存在 3 个 SU 对空间中的 3 个通道进行协作感知。需要说明的是，由于网络中节点部署具有随机性，各节点发送功率不尽相同，因此我们对各通道上可获得的传输速率进行了随机设定，即 $R = [30\text{kbit/s}, 40\text{kbit/s}, 50\text{kbit/s}]$ 。而在具体的系统中，只要知道用户的发送功率和链路的增益，就可以通过 Shannon 公式 $R_k^0 = W \log(1 + P_k g_k^2 / \sigma_v^2)$ 计算出具体通道传输速率，其中 g_k 可根据路径损耗模型计算得到。其他仿真参数如表 1 所示。

表 1 仿真参数

参数	通道 1	通道 2	通道 3
各通道错误接入概率阈值向量 α	0.2	0.3	0.25
各通道空闲概率 $P(H^0)$	0.5	0.3	0.6
利用该通道进行传输时的速率 R (kbit/s)	30	40	70
采用该通道的 PU 到 SU1 的通道增益平方	0.2	0.24	0.5
采用该通道的 PU 到 SU2 的通道增益平方	0.4	0.57	0.2
采用该通道的 PU 到 SU3 的通道增益平方	0.8	0.88	0.4
感知与接入周期 T (s)	0.03	采样频率 μ	2 000
ε (s)	0.000 01	σ_v^2	1

当表 1 中的部分参数变化时，对如下 4 种情况获得的系统吞吐量进行比较如下：1) 3 个 SU 协作感知，利用 SPO 求解（需优化 τ 和 ω ）（记为 3SU-SPO）；2) 3 个 SU 协作感知，利用 Matlab 优化工具箱的 fmincon 函数求得最优解（记为 3SU-OPT）；3) 3 个 SU 协作感知，对任意通道，融合中心赋予各 SU 对该通道采集到的结果以相同权重，仅利用 FP 算法优化 τ （记为 3SUs-SPO(equal weight)）, 将其视为另一种优化模型；4) 仅 2 个 SU，即 SU1 和 SU2，对 3 个通道进行协作感知，感知得到的 3 个通道分别供 SU1, SU2 和 SU3 使用，利用 SPO 求解（记为 2SUs-SPO）。

进行 2 组实验：1) 令各通道的错误接入概率阈值约束（即 α 的各个分量）在 [0.2, 0.3] 区间内随机取值，共进行 100 次实验。2) 令参数 $\alpha = [0.2, 0.3, 0.25]$ 不变，对于每个通道 k ，设 G_k 的每个分量在 [0.2, 0.8] 区间内随机取值，共进行 100 次实验。两组实验的结果分别如图 2 和图 3 所示。通过图中所显示的 100 次实验的均值。可以得到如下结论。1) 在图 2 中，4 种情况下得到的系统平均吞吐量期望分别为 1 582.084, 1 571.281, 1 570.086, 1 215.767(bit)，因此采用本文提出的模型，利用 SPO，即 3SU-SPO 情况下，求得的系统吞吐量为 1 571.281，它达到最优解(3SU-OPT)1 582.084 的 99.3%。3SU-SPO 得到的解与不进行权重系数优化的模型(3SU-SPO(equal weight)) 得到的解相比，提高了约 $(1\ 571.281 - 1\ 470.086) / 1\ 470.086 = 7\%$ 。2) 在图 3 中，4 种情况下得到的系统平均吞吐量分别为 1 662.622, 1 652.641, 1 591.857, 1 452.491(bit)，因此 3SU-SPO 得到的系统吞吐量 1 652.641 可达最优解 1 662.622 的

99.4%。3SU-SPO 得到的解与 3SU-SPO(equal weight) 得到的解相比，提高了约 $(1\ 652.641 - 1\ 570.134) / 1\ 570.134 = 5\%$ 。1) 和 2) 表明了本文提出的包括权重参数和感知时间参数的优化模型能进一步提升系统吞吐量。3) 另外多个 SU 进行协作感知可大大提高系统吞吐量，这在的实验结果中表现为，当 3 个 SU 进行协作感知时比 2 个 SU 协作感知时，获得的系统吞吐量分别提高了约 $(1\ 470.086 - 1\ 215.767) / 1\ 215.767 = 21\%$ 和 $(1\ 591.857 - 1\ 452.491) / 1\ 452.491 = 10\%$ 。

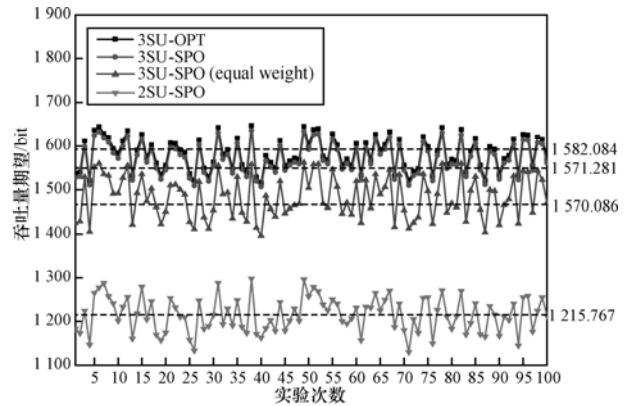


图 2 4 种情况下得到的系统吞吐量 (α 的各分量在 [0.2, 0.3] 内随机取值，其他参数不变)

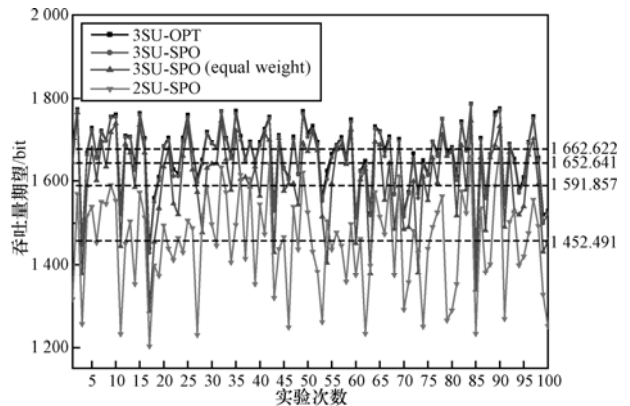


图 3 4 种情况下时得到的系统吞吐量 (G_k 的各分量在 [0.2, 0.8] 内随机取值，其他参数不变)

6 结束语

本文针对多 SU 对多通道进行协作感知并利用可用通道进行通信的系统建立优化模型。该模型在各通道错误接入概率小于给定阈值的前提下，以最大化系统吞吐量为目标，对包括感知时间和各 SU 对各通道的检测结果的权重系数在内的参数进行优化，是一个约束非线性规划模型。为求解该问题，

提出了一种启发式的顺序参数优化方法。该方法首先推导出优化问题的下界并转而对该下界进行优化, 随后通过构建了一系列仅含权重系数的子优化问题并采用拉格朗日方法求解出优化的权重系数, 待权重系数确定后, 最后采用黄金分割搜索法确定优化的感知时间。仿真实验的结果不仅表明了 SPO 的有效性, 还验证了本文提出的模型在提高系统吞吐量方面的优势。

参考文献:

- [1] MITOLA J III. Cognitive Radio: an Integrated Agent Architecture for Software Defined Radio[D]. Sweden: Royal Institute of Technology (KTH), 2000.
- [2] PEH E C Y, LIANG Y C, GUAN Y L, *et al.* Optimization of cooperative sensing in cognitive radio networks: a sensing-throughput tradeoff view [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2009, 58(9):5294-5299.
- [3] QUAN Z, CUI S, SAYED A H, *et al.* Optimal multiband joint detection for spectrum sensing in cognitive radio networks [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2009, 57(3):1128-1140.
- [4] ZHANG W, MALLIK R K, LETAIEF K B. Cooperative spectrum sensing optimization in cognitive radio networks[A]. Proc of 2008 Int'l Conference on Communications (ICC)[C]. Beijing, China, 2008. 3411-3415.
- [5] SAAD W, HAN Z, DEBBAH M, *et al.* Coalitional games for distributed collaborative spectrum sensing in cognitive radio networks [A]. Proc of the 28th Int'l Conference on Computer Communications (INFOCOM) [C]. Rio de Janeiro, Brazil, 2009. 2114-2122.
- [6] ARSHAD K, IMRAN M A, MOESSNER K. Collaborative spectrum sensing optimization algorithms for cognitive radio networks [J]. International Journal of Digital Multimedia Broadcasting, 2010, Article ID 424036.
- [7] FAN R, JIANG H, GUO Q, *et al.* Joint optimal cooperative sensing and resource allocation in multi-channel cognitive radio networks[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2011,60(2):722-729.
- [8] SANNA M, MURRONI M. Opportunistic wideband spectrum sensing for cognitive radios with genetic optimization [A]. Proc of 2010 Int'l Conference on Communications (ICC) [C]. Cape Town, 2010.1-5.
- [9] SANNA M, MURRONI M. Nonconvex optimization of collaborative multiband spectrum sensing for cognitive radios with genetic algorithms [J]. International Journal of Digital Multimedia Broadcasting, 2010, Article ID 531857.
- [10] SAYED A H. Fundamentals of Adaptive Filtering [M]. New York: Wiley, 2003.

作者简介:



杨威 (1982-), 男, 辽宁台安人, 国防科学技术大学博士生, 主要研究方向为协作认知无线网络资源优化模型及算法。



班冬松 (1982-), 男, 黑龙江齐齐哈尔人, 国防科学技术大学博士生, 主要研究方向为无线传感器网络覆盖模型与优化算法。



李焕忠 (1984-), 男, 广西宾阳人, 国防科学技术大学博士生, 主要研究方向为随机无线网络演算及编码。



窦文华 (1946-), 男, 山西平定人, 国防科学技术大学教授、博士生导师, 主要研究方向为高级计算机网络。