

协作频谱感知中基于距离准则的量化器设计

付元华¹, 贺知明^{1,2}

(1. 电子科技大学信息与通信工程学院, 四川 成都 611731; 2. 电子科技大学广东电子信息工程研究院, 广东 东莞 523808)

摘 要: 针对感知节点能量和汇报信道带宽受限的认知无线网络中协作频谱感知问题, 提出了一种基于距离准则的优化量化器设计方法。首先, 计算融合中心接收的量化数据的巴氏距离(BD, Bhattacharyya distance)为性能准则, 构建量化器的优化数学模型, 采用粒子群优化算法求解得出最优量化阈值。根据融合中心接收的各感知节点的量化数据, 构造对数似然比检测器, 对是否存在主用户信号做出决策, 最后推导了未量化条件下能量检测器的性能上界。仿真实验结果与已有方法对比, 所提出的 3 bit 量化方法的性能接近能量检测器的性能上界, 在获得类似检测性能的前提下降低了对通信带宽的需求。

关键词: 优化量化; 距离准则; 粒子群优化算法; 协作频谱感知

中图分类号: TN929.5

文献标识码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-436x.2018150

Distance criterion-based quantizer design for cooperative spectrum sensing

FU Yuanhua¹, HE Zhiming^{1,2}

1. School of Information and Communication Engineering, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu 611731, China

2. Institute of Electronic and Information Engineering of University of Electronic Science and Technology of China in Guangdong, Dongguan 523808, China

Abstract: In terms of sensing node's energy and reporting channel's bandwidth constrains problem for cooperative spectrum sensing in cognitive radio networks, an optimal quantizer design method based on distance criterion was proposed. First of all, the Bhattacharyya distance of received quantized data at the fusion center (FC) was calculated as performance criteria, the optimization mathematical model of the quantizer was constructed, and the optimum quantization thresholds were obtained by using particle swarm optimization algorithm. According to received sensing nodes' quantized data at the FC, a log-likelihood ratio detector was constructed to decide the presence or absence of primary user signal, the upper bound to sensing performance of energy detector that without quantization was derived. Compared with the existing methods in literatures, the performance of proposed 3-bit quantization method approaches to the upper bound performance of energy detector, under the premise of obtaining comparable detection performance, the requirement of communication bandwidth is reduced.

Key words: optimal quantization, distance criterion, particle swarm optimization algorithm, cooperative spectrum sensing

1 引言

近年来, 无线通信技术的迅速发展, 对频谱资源的需求日益增长, 传统的固定频谱分配方式和有限的频谱资源已不能适应和满足这一发展趋势。作

为解决频谱资源稀缺和提高频谱利用率的认知无线电技术自提出之日便得到了学术界和工业界的广泛关注^[1]。可靠和有效的频谱感知是认知无线电中实现动态频谱接入的关键技术之一, 针对单节点检测易受信道衰落、遮蔽、隐藏终端问题等的影响^[2],

收稿日期: 2018-03-05; 修回日期: 2018-07-06

通信作者: 付元华, f_yuanhua@163.com

基金项目: 广东省东莞市社会科技发展基金资助项目 (No.2016108101020)

Foundation Item: Guangdong Province Dongguan Social Science and Technology Development Project of China (No.2016108101020)

多节点协作频谱感知 (CSS, cooperative spectrum sensing) 利用空域多样性可显著提高频谱感知性能^[3]。通常地, 协作式检测系统包括多个空域分散分布的感知节点, 一个融合中心 (FC, fusion center), FC 接收各感知节点的信息, 并按照一定的融合规则做出被授权信道处于繁忙/空闲的最终状态。类似的协作检测系统也广泛应用于无线传感器网络^[4]、分布式目标检测和目标追踪^[5]等领域。

协作频谱感知中, 传输所有本地感知节点完整的观测信息到 FC, 需要较多的能量和汇报信道带宽。对含有大量感知节点的认知无线传感器网络来讲, 节点能量和汇报信道带宽具有一定约束, 为解决此约束问题, 许多学者提出观测量化方法, 对每个感知节点的原始观测数据量化成多个比特数据, 在保证检测性能的同时降低通信数据量^[6]。文献[7]提出了一种基于信息简约最大似然协同频谱感知算法, 将本地感知信息分配一个简约值, 并向 FC 传送简约值对应的区间编号来降低网络开销, 但该算法需要授权用户的先验概率, 且未给出简约值的计算方法, 限制了在实际中的应用。文献[8]将携带信息量较多的感知信息进行量化, 而放弃 2 个门限值之间的感知信息, 此种方法会造成 FC 不能判决的情形, 且未给出区间门限值和量化阈值的计算方法。孙剑锋等^[9]分析了 n bit 等间隔量化对认知用户分簇性能的影响, 并不是局部最优量化方法。文献[10]提出了一种半软融合方法, 每个节点发送 1-bit 或 2-bit 数据到 FC, 从而降低汇报信道带宽需求, 减少数据传输时间, 但文中未给出量化阈值的具体确定方法, 而是人为选取。Nhan 等^[11]提出了基于 Lloyd-Max 算法的量化器设计方法, 该方法从单个感知节点量化输出值与未量化值之间的误差角度出发设计量化器, 使量化误差最小, 对本地感知节点的似然比值进行量化, 该方法需要知道主用户 (PU, primary user) 信号存在的先验概率以计算似然比统计量的概率分布, 但在实际应用中获取先验信息往往较困难。文献[12]采用平均贝叶斯风险误差 (MBRE, mean Bayes risk error) 作为量化失真度准则设计贝叶斯假设检验量化器, 但该方法需要对 MBRE 进行逼近, 计算复杂。协作频谱感知的目的是检测授权信道中的 PU 信号是否存在, 上述方法均未考虑 FC 中的全局检测性能。近年来, 基于距离准则的方法被大量用于信号检测和信号调制类

型识别领域^[13], 文献[14]提出了一种基于巴氏距离 (BD, Bhattacharyya distance) 的量化器设计方法用于分布式二元假设检验。频谱感知可建模为一个二元假设检验问题, 因此, 基于 BD 的优化准则可用于 CSS。

FC 对接收的量化数据采取贝叶斯准则进行最终判决, 目的是获得最小的全局误差概率, 但其计算复杂, 且难以找到闭式解。为解决此问题, 一种折衷的办法是找到误差概率紧的上界作为性能优化准则。文献[15]表明许多距离准则用于刻画误差概率上界和下界, 其中, Chernoff 距离是一种著名的表征贝叶斯误差概率上界准则, 但难以获取优化的 Chernoff 系数闭式解, 不便于实际应用。一种特殊情形, 当 Chernoff 系数为 $\frac{1}{2}$ 时, 得到一种紧性且

具有闭环表达式的误差概率上界即 BD 距离, 是一种合理的优化标准。因此, 针对上述方法存在的缺陷, 将文献[14]中的贝叶斯误差概率上界的思想引入到量化器阈值优化问题中, 从全局检测性能角度出发, 以最小化贝叶斯误差概率上界为目标, 提出一种基于 BD 准则的优化量化器设计方法用于协作频谱感知。针对独立同分布 (IID, independent identical distribution) 的感知节点观测量, 本文分析表明, 本地优化量化器可获得全局优化性能, 并建立了优化量化器的数学模型。由于目标函数的非凸、非线性, 采用粒子群算法 (PSO, particle swarm algorithm) 求解得到量化器最优阈值。最后通过计算机仿真实验, 并与已有方法对比, 验证了所提方法的有效性。

2 频谱感知模型及性能上界

2.1 协作频谱感知模型

考虑一个中心化 CSS 结构, FC 接收 M 个独立的、空域分散分布的感知节点观测量来判断特定监测频段是否含有 PU 信号。由于能量检测器结构简单便于应用, 基于能量检测的频谱感知建立如下的二元假设检验模型为

$$\begin{cases} H_1: E_i = \frac{1}{\sigma_{w_i}^2} \sum_{n=1}^N |h_i s(n) + w_i(n)|^2 \\ H_0: E_i = \frac{1}{\sigma_{w_i}^2} \sum_{n=1}^N |w_i(n)|^2 \end{cases} \quad (1)$$

其中, H_0 表示原假设 (PU 信号不存在), H_1 表示备择假设 (PU 信号存在), h_i 为 PU 与第 i 个感知节点的信道增益, $s(n)$ 表示第 n 个采样时刻的 PU 信

号值, $w_i(n)$ 表示均值为 0, 方差为 σ_w^2 的高斯白噪声, N 表示感知间隔内的总信号样本, 不失一般性, $s(n)$ 也建模为高斯随机过程, 且 $s(n)$ 与 $w_i(n)$ 相互独立。

因为 E_i 为 N 个独立同分布的高斯随机变量之和, 所以 E_i 在 H_0/H_1 下均服从自由度为 N 的卡方分布, 其概率密度函数(PDF, probability density function)分别表示为^[3]

$$f_{0,i}(E_i) = \frac{E_i^{\left(\frac{N}{2}-1\right)}}{2^{\frac{N}{2}} \Gamma\left(\frac{N}{2}\right)} \exp\left(-\frac{E_i}{2}\right), H_0 \quad (2)$$

$$f_{1,i}(E_i) = \frac{E_i^{\frac{N}{2}-1}}{(2\gamma_i+2)^{\frac{N}{2}} \Gamma\left(\frac{N}{2}\right)} \exp\left(-\frac{E_i}{2(\gamma_i+1)}\right), H_1 \quad (3)$$

其中, $\Gamma(\cdot)$ 为不完全伽马函数, γ_i 为信噪比(SNR, signal to noise ratio), 其定义为

$$\gamma_i = \frac{\sigma_s^2 h_i^2}{\sigma_w^2} \quad (4)$$

其中, σ_s^2 为 PU 信号的功率。

2.2 能量检测器的性能上界

FC 接收 M 个感知节点的能量值, 并构成一个向量 $E_{FC}=[E_1, E_2, \dots, E_M]$, 优化的融合准则即采用对数似然比检测^[16](LLRT, log-likelihood ratio test) 可表示为

$$\begin{aligned} \log \frac{f_1(E_1, E_2, \dots, E_M)}{f_0(E_1, E_2, \dots, E_M)} &= \log \left(\prod_{i=1}^M \frac{f_{1,i}(E_i)}{f_{0,i}(E_i)} \right) \\ &= \sum_{i=1}^M \log \frac{f_{1,i}(E_i)}{f_{0,i}(E_i)} \underset{H_0}{\overset{H_1}{\geq}} \eta \end{aligned} \quad (5)$$

其中, η 为预先定义的融合中心的判决门限, 将式(2)和式(3)代入到式(5)中进行简单变换可得

$$\sum_{i=1}^M \log \frac{f_{1,i}(E_i)}{f_{0,i}(E_i)} \underset{H_0}{\overset{H_1}{\geq}} \alpha \quad (6)$$

式(6)中的权重融合需先验信息 γ_i , 限制了其实际应用。 $\alpha = \ln \eta + \sum_{i=1}^M \ln(1 + \gamma_i)$, 假设所有节点的 SNR 相同, 即 $\gamma_i = \gamma$, FC 中的全局检验统计量可进一步表示为

$$T_{FC} = \sum_{i=1}^M E_i \underset{H_0}{\overset{H_1}{\geq}} \frac{\alpha 2(1 + \gamma)}{\gamma} = \lambda_{FC} \quad (7)$$

然而, 在实际中, γ_i 可能在一个有界的范围内

变化, 当所有感知节点具有高度相似的 SNR 时, 可确保获得能量检测的性能上界。

3 感知节点观测值量化

为满足汇报信道通信带宽约束, 原始观测量在汇报给 FC 之前, 先量化成多个比特信息。假设第 i 个感知节点的量化深度为 m_i , 则量化器 $Q_i(E_i)$ 将观测值 E_i 映射成 m_i 个可能的量化水平 q_{i,l_i} , 其中, $i=1, 2, \dots, M$, $l_i=1, 2, \dots, m_i$ 。量化准则表示为 $Q_i(E_i)=q_{i,l_i}$, 如果 $E_i \in [\lambda_{i,l_i-1}, \lambda_{i,l_i})$, 其中, $l_i=0, 1, 2, \dots, m_i$, $\lambda_{i,0}$ 和 λ_{i,m_i} 分别表示在 2 种假设检验下观测量的下限和上限值。因 q_{i,l_i} 为离散随机变量, 在 $H_j, j=0, 1$ 条件下的概率质量函数定义为

$$g_{j,i}(x) = \sum_{l_i=1}^{m_i} p_j(q_{i,l_i}) \delta(x - q_{i,l_i}) \quad (8)$$

其中, $\delta(\cdot)$ 表示狄拉克函数, $p_j(q_{i,l_i})$ 表示在 $H_j, j=0, 1$ 条件下, 感知节点 i 的观测值 E_i 位于量化区间 $[\lambda_{i,l_i-1}, \lambda_{i,l_i})$, ($l_i=1, 2, \dots, m_i$) 下的条件概率, 其中

$$p_j(q_{i,l_i}) = \Pr\{\lambda_{i,l_i-1} \leq E_i < \lambda_{i,l_i}\} = \int_{\lambda_{i,l_i-1}}^{\lambda_{i,l_i}} f_{j,i}(E_i) dE_i \quad (9)$$

量化器输出的量化值为对数似然比, 其定义为

$$q_{i,l_i} = \log \frac{g_{1,i}(E_i)}{g_{0,i}(E_i)} \in \left\{ \log \frac{p_1(q_{i,l_i})}{p_0(q_{i,l_i})}, l_i=1, 2, \dots, m_i \right\} \quad (10)$$

FC 接收 M 个感知节点汇报的量化数据后, 采用对数似然比统计量做出全局判决, 如式(11)所示。

$$\begin{aligned} \log \frac{\Pr(q_{1,l_1}, q_{2,l_2}, \dots, q_{M,l_M} | H_1)}{\Pr(q_{1,l_1}, q_{2,l_2}, \dots, q_{M,l_M} | H_0)} &= \sum_{i=1}^M \log \frac{g_{1,i}(E_i)}{g_{0,i}(E_i)} \\ &= \sum_{i=1}^M q_{i,l_i} \underset{H_0}{\overset{H_1}{\geq}} \lambda \end{aligned} \quad (11)$$

其中, λ 表示 FC 的判决门限, 因量化输出值与量化阈值密切相关, 量化阈值在优化量化器设计中扮演着重要的角色, 下一部分将详细叙述量化器的设计原理。

4 优化量化器设计

4.1 基于 BD 的优化准则

量化器设计的目的是要确定一组优化量化阈值, 使 FC 获得最佳的检测性能, 即最小化全局误差概率。采用贝叶斯准则, 很难获得贝叶斯误差概

率的闭式解，一种可行方法即求得误差概率的上界。基于距离准则的测量方法很容易逼近误差概率上界，且其表达式简单，其中一种重要的误差界即 Chernoff 距离^[17]，对任意 2 个概率分布 $p_1(x)$ 和 $p_2(x)$ ，Chernoff 距离定义如下^[17]

$$C_\alpha(p_1, p_2) = -\log(\rho_\alpha(p_1, p_2)) \quad (12)$$

其中， $\rho_\alpha(p_1, p_2)$ 为 Chernoff 系数，表示为

$$\rho_\alpha(p_1, p_2) = \int p_1^\alpha(x) p_2^{1-\alpha}(x) dx \quad \alpha \in (0, 1) \quad (13)$$

$\rho_\alpha(p_1, p_2)$ 给出了误差概率的一个紧上界，即有

$$P_e \leq P(H_1)^{\alpha^*} P(H_2)^{1-\alpha^*} \rho^*(p_1, p_2) \quad (14)$$

其中， $P(H_i)$ ， $i=1, 2$ 表示假设 H_i 的先验概率， $\alpha^* \in (0, 1)$ 是使 Chernoff 系数 $\rho_\alpha(p_1, p_2)$ 取得最小值 ρ^* 。另一个关于 Chernoff 系数的重要定义即 Chernoff 信息为

$$C(p_1, p_2) = -\log \min_{\alpha \in (0, 1)} \rho_\alpha(p_1, p_2) \quad (15)$$

文献[17]已证明 Chernoff 信息是可得到的关于贝叶斯误差概率界的最好表征，但难以获得 α^* 的闭式表达式。一种特殊的情况，当 $\alpha = \frac{1}{2}$ 时，Chernoff 系数被称为 Bhattacharyya 系数 $\rho(p_1, p_2) = \int \sqrt{p_1(x)p_2(x)} dx$ ，2 种系数均度量了 2 个概率分布之间的重叠程度。 $\alpha = \frac{1}{2}$ 时的 Chernoff 距离即 BD，定义为

$$BD(p_1, p_2) = -\log \rho(p_1, p_2) \quad (16)$$

采用 BD 准则，误差概率的上界^[15]为

$$P_e \leq \left(P(H_1) - \frac{1}{2} \right) + \sqrt{P(H_1)P(H_2)} \rho(p_1, p_2) \quad (17)$$

通常，认知无线网络要求在 $SNR=-20\text{dB}$ 时，仍具有较高的频谱检测概率，在低 SNR 时，检验统计量在 2 种假设检验下的概率分布曲线具有大的重叠，概率分布具有较小的差异，此时，采用 Bhattacharyya 距离可更好地逼近误差概率紧的上界^[18]。本文中，为了优化 FC 的检测性能，最大化 FC 在 2 种假设检验下接收到的量化数据的 BD，等价于最小化 Bhattacharyya 系数，即最小化误差概率上界，作为量化器设计的性能优化准则。

4.2 优化量化器数学模型

由上分析可知，为了优化 FC 的检测性能，在 $H_j, j = 0, 1$ 条件下，最大化接收量化数据的概率分

布的 BD 是一种合理的优化准则。不同感知节点的量化水平 q_{i,l_i} 是相互独立的，FC 中的 BD 是接收的各个感知节点的 BD 之和^[19]，即

$$B_{FC} = \sum_{i=1}^M -\ln \sum_{l_i=1}^{m_i} \sqrt{p_1(q_{i,l_i}) p_0(q_{i,l_i})} = \sum_{i=1}^M B_i \quad (18)$$

其中， B_i 表示第 i 个感知节点量化数据的 BD。在 CSS 中，最大化 B_{FC} 即分别最大化 B_i 。针对 IID 的感知节点观测量，优化其中一个节点的量化阈值，可得到全局优化；对独立非同分布的观测量，需要分别优化 M 个感知节点的量化阈值。为了简化，以下考虑 IID 的情况，将第 i 个感知节点的 B_i 用 B 表示，最大化 B 等价于最小化 Bhattacharyya 系数 $\rho(\lambda)$ ，其定义为

$$\rho(\lambda) = \sum_{l=1}^m \sqrt{p_1(q_l) p_0(q_l)} \quad (19)$$

优化量化器的数学模型可建立为

$$\begin{aligned} & \min_{\lambda} \rho(\lambda) \\ & \text{s.t. } \lambda = [\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_{m-1}] \\ & \quad 0 < \lambda_1 < \lambda_2 < \dots < \lambda_{m-1} < +\infty \end{aligned} \quad (20)$$

利用式(9)和式(19)，可计算出 $\rho(\lambda)$ 的梯度，但是 λ_{i,l_i} 分别出现在 $\sqrt{p_1(q_{i,l_i}) p_0(q_{i,l_i})}$ 和 $\sqrt{p_1(q_{i,l_i+1}) p_0(q_{i,l_i+1})}$ 两项中，不能求得量化阈值的闭式解。当量化比特数较多时，求解式(20)，需解决复杂耦合方程组的问题，计算复杂度高，由于目标函数的高维非线性，采用智能进化算法，如粒子群优化算法和遗传算法可以很好解决复杂函数寻优问题。

4.3 基于 PSO 算法的阈值求解

PSO 算法是基于群体智能的优化算法，基本思想是模拟自然界中处于某一区域内的鸟群觅食、迁移的物理过程来搜索最优解。PSO 算法因其理论简单、仅需要简单的数学操作、不需要额外的优化信息、可调参数少、易于实现等优点在解决高维、非线性优化问题中得到了广泛应用。本节详细描述采用 PSO 算法解决式(20)中的约束优化问题。

将 PSO 算法运用到式(20)这一优化问题时，将鸟群觅食的食物即每个粒子代表了一种潜在的最优解 λ^* ，通过粒子自身当前信息、自身历史信息 and 种群信息调整其觅食的轨迹，模拟在目标函数内搜索最优解。基本 PSO 算法包括以下几个步骤。①参数初始化：粒子个数、最大迭代次数、粒子位置和速度、位置和速度范围等。②计算目标函数值。③

个体最优和全局最优位置更新。④判断迭代终止条件。设量化比特数为 q ，则有 $m = 2^q$ ，量化阈值即粒子维数为 $2^q - 1$ ，总的迭代次数为 L ，粒子的个数为 K 。当迭代次数 $l = 0$ 时，随机初始化 K 个粒子的位置向量 $\lambda_i^0 = [\lambda_{i,1}^0, \lambda_{i,2}^0, \dots, \lambda_{i,m-1}^0]$ 和速度向量 $v_i^0 = [v_{i,1}^0, v_{i,2}^0, \dots, v_{i,m-1}^0]$ ($i=1, 2, \dots, K$)，搜索空间为 $2^q - 1$ 维多维空间，位置和速度向量的每一维分量分别限制在 $[\lambda_{\min}, \lambda_{\max}]$ 和 $[v_{\min}, v_{\max}]$ 中，因每个感知节点采用能量检测器，则 $\lambda_{\min} = 0$ ， λ_{\max} 表示相关假设检验下观测量 E_i 可能取到的最大值，本文中 $\lambda_{\max} = u_1 + 3\sigma_1$ ，其中 u_1 和 σ_1 分别表示 H_1 下观测量 E_i 的均值和标准差。为了防止粒子移除搜索空间，设定 $v_{\max} = \frac{\lambda_{\max} - \lambda_{\min}}{2}$ ， $v_{\min} = -v_{\max}$ 。为了满足式(19)中阈值顺序约束，采用如下的机制对阈值进行限定^[20]，如果 $\lambda_{i,j-1}^l > \lambda_{i,j}^l$ ，则有

$$\lambda_{i,j}^l = \lambda_{i,j-1}^l + \Delta, \quad 2 \leq j \leq m-1 \quad (21)$$

其中， Δ 为一任意小的正实数，初始化时第 i 个粒子的个体最好位置 $pbest_i^0$ 表示为

$$pbest_i^0 = \lambda_i^0, \quad i=1, 2, \dots, K \quad (22)$$

初始化后，将每个粒子 $\{\lambda_i^0\}_{i=1}^K$ 代入式(20)，计算对应的目标函数值，找到全局最好粒子，即使 $\rho(\lambda)$ 取最小值的粒子表示为 $gbest^0$ 。当进行 $l+1$ 次迭代时，速度和位置向量更新规则分别为

$$v_i^{l+1} = C[v_i^l + c_1 r_{i,1}^l (pbest_i^l - \lambda_i^l) + c_2 r_{i,2}^l (gbest^l - \lambda_i^l)] \quad (23)$$

$$\lambda_i^{l+1} = \lambda_i^l + v_i^{l+1} \quad (24)$$

式(23)中， v_i^l 表示第 i 个粒子的当前运动速度， λ_i^l 是第 i 个粒子的位置， $pbest_i^l$ 表示第 i 个粒子第 l 次迭代的个体最好位置， $gbest^l$ 是第 l 次迭代的群体最好位置， $r_{i,1}^l$ 和 $r_{i,2}^l$ 均服从 $[0,1]$ 内均匀分布的随机数， c_1, c_2 分别表示学习因子， C 表示压缩参数，计算式为 $C = \frac{2}{|2 - \varphi - \sqrt{\varphi^2 - 4\varphi}|}$ ，其中 $\varphi = c_1 + c_2$ 且 $\varphi > 4$ ，根据文献[20]，设定 c_1, c_2 分别为 2.05, 2.05，代入计算式可得 $C = 0.7298$ 。

当进行 $l+1$ 次迭代时，第 i 个粒子的个体最好位置表示为 $pbest_i^{l+1}$ ，其更新规则表示为

$$pbest_i^{l+1} = \begin{cases} pbest_i^l, & \rho(\lambda_i^{l+1}) \geq \rho(pbest_i^l) \\ \lambda_i^{l+1}, & \rho(\lambda_i^{l+1}) < \rho(pbest_i^l) \end{cases} \quad (25)$$

其中，第 $l+1$ 次迭代全局最好位置 $gbest^{l+1}$ 为

$$gbest^{l+1} = \arg \max_{\{pbest_i^{l+1}\}} \{\rho(pbest_1^{l+1}), \dots, \rho(pbest_K^{l+1})\} \quad (26)$$

最后，为保证 PSO 算法在搜索空间内进行搜索，在每次更新完粒子信息后，需执行如下规则防止粒子移除 $[\lambda_{\min}, \lambda_{\max}]$ ，调整规则可表示为

$$\begin{cases} \lambda_{i,j}^{l+1} = \lambda_{\max}, & \lambda_{i,j}^{l+1} > \lambda_{\max} \\ \lambda_{i,j}^{l+1} = \lambda_{\min}, & \lambda_{i,j}^{l+1} < \lambda_{\min} \end{cases} \quad (27)$$

重复以上步骤，直到迭代次数 l 达到最大迭代次数 L ，或迭代过程收敛，则停止迭代。

5 仿真实验及分析

仿真条件及参数设置：在 Matlab R2014b，CPU i5-3210M，主频 2.5 GHz，内存 6 GB 的计算机上对所提方法进行仿真验证。不失一般性，考虑 AWGN 信道，包括一个 PU 信号，一个 FC，如无特殊说明，参与协作的节点数 $M=6$ ，每个感知节点采集的信号样本数 $N=400$ ，量化比特数 $q=2, 3$ ，本地检测采用能量检测器，用于计算检测概率的蒙特卡诺实验次数为 10^4 。PU 信号也建模为服从 0 均值单位方差的高斯随机信号，此种信号类型能反映量化器在最坏情况下的性能。感知节点噪声为加性高斯白噪声，假设所有节点噪声方差相同，即 $\sigma_w^2 = \sigma_w^2 = 1$ ，PSO 算法的最大迭代次数 $L=200$ ，粒子数 $K=50$ ，每次实验都独立产生 PU 信号。图 1 给出了在 5 种不同随机初始值条件下，PSO 优化 Bhattacharyya 系数随迭代次数的变化曲线，其中，SNR=-12 dB。从图 1 可知，在不同的随机初始量化阈值条件下，经过 44 次迭代终收敛到全局最优解，Bhattacharyya 系数变化曲线轨迹所表示的寻优过程和目标函数结果直观地说明了 PSO 优化算法在求解式(19)的有效性。

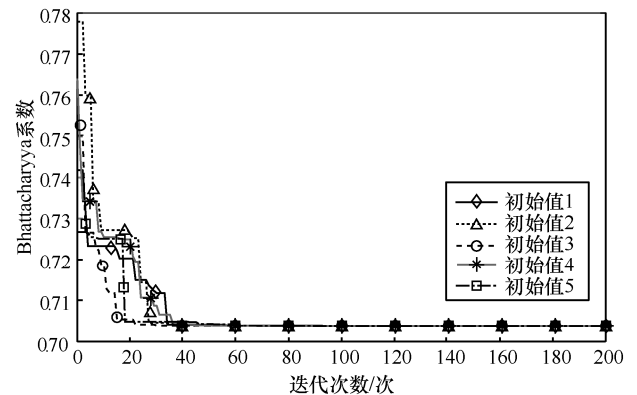


图 1 不同初始值条件下 Bhattacharyya 系数随迭代次数的变化曲线

为了验证所提方法的有效性和检测性能, 将其与文献[10]提出的半软融合方法、传统的与判决和或判决方法以及未量化的 LLRT 方法进行了性能对比, 接收机的工作特性 (ROC, receiver operating characteristics) 即检测概率随虚警概率变化曲线如图 2 所示。图 2 中每个虚警概率对应的检测概率均由 10^4 次独立的蒙特卡诺实验得到。

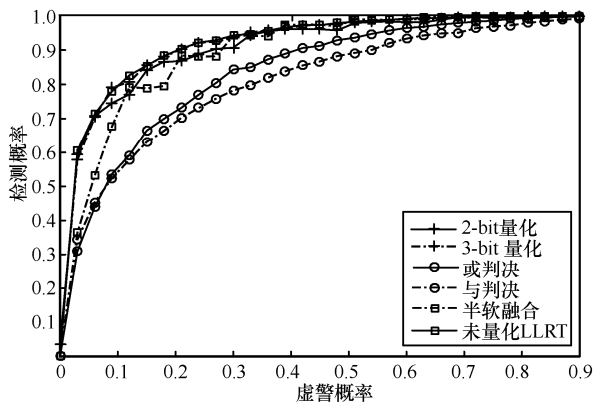


图 2 2-bit 和 3-bit 量化条件下的检测概率随虚警概率变化曲线对比

由图 2 可知, 量化比特数为 3 时, 本文方法的检测性能非常接近能量检测器的性能上界, 当量化比特数增加时, 可获得检测性能增益, 因量化产生的性能损失可以忽略, 这说明利用 BD 作为性能准则, 得到的优化量化阈值产生的信息损失小。2-bit 量化与 3-bit 量化相比, 性能相差较小, 与文献[10]中的半软融合方法相比, 由于其未对判决门限进行优化, 量化损失的信息更多, 导致检测性能弱于所提方法。同时本文方法优于传统的基于 1-bit 信息的硬判决方法, 这是因为 1-bit 大幅压缩造成信息损失, FC 根据接收到的量化后的信息进行判决影响检测性能。但随着虚警概率的增加, 性能损失逐渐减小。当增加量化比特数多于 3 时, 在增加汇报信道带宽需求的同时已不能显著提高检测性能。在实际中, 可选择 3-bit 量化, 获得传输开销和系统性能的折衷。

为了说明量化阈值选择不当对感知性能的影响, 仿真参数与图 2 设置相同, 表 1 给出了在量化 2-bit 和 3-bit 时, 随机初始化阈值和经 PSO 算法优化后的阈值, 图 3 给出了本文方法在相应阈值下的 ROC 曲线。

由图 3 可得, 经 PSO 优化后的阈值量化器的检测性能明显优于随机选取的阈值, 且 3-bit 随机阈值量化在低虚警概率下的检测性能弱于 2-bit 量化。表

明阈值选择的不当, 造成量化过程信息损失严重, 增加量化比特数不能确保提高系统检测性能, 优化的阈值选择对量化过程具有重要影响。

表 1 随机初始化阈值与 PSO 算法优化后阈值

阈值	2-bit 随机	2-bit PSO 优化	3-bit 随机	3-bit PSO 优化
λ_1	0.066 0	0.975 3	0.702 1	0.922 6
λ_2	1.075 9	1.046 6	0.753 9	0.973 9
λ_3	1.374 4	1.117 4	0.794 3	1.014 1
λ_4	—	—	0.830 1	1.050 1
λ_5	—	—	0.865 4	1.085 7
λ_6	—	—	0.905 6	1.125 6
λ_7	—	—	1.013 2	1.173 8

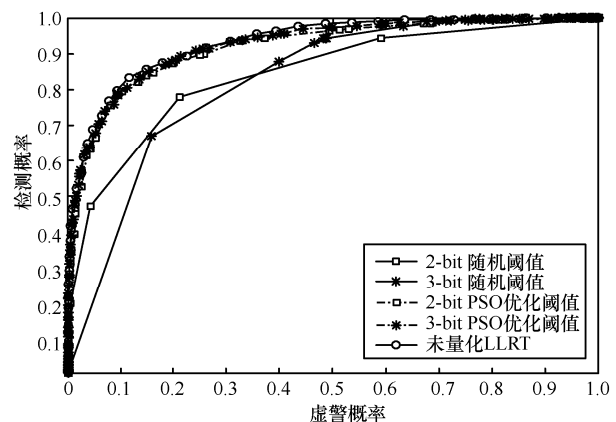


图 3 随机初始化阈值与 PSO 算法优化阈值的检测概率随虚警概率变化曲线

仿真参数与图 2 设置相同, 将所提方法的检测性能与文献[21]中的均匀量化方法(UQ, uniform quantization)和文献[22]中的次优线性量化多比特融合(SLMC, suboptimal linear-quantization multibit combining)方法进行对比, 结果如图 4 所示。由图 4 可知, 本文方法的性能要优于 UQ 和 SLMC 方法, 且本文方法的 2-bit 量化可达到 4-bit UQ 和 3-bit SLMC 方法的检测概率, 进一步降低了对通信带宽的需求。这是因为 SLMC 方法采用数值搜索方法寻找均匀量化间隔使误差概率最小, 而本文经 PSO 优化量化阈值后为非均匀量化间隔, 减少了因量化造成的性能损失。

图 5 给出了单个感知节点, 在 2-bit 量化条件下, 优化的量化阈值随 SNR 的变化曲线。由图可得, 不同的 SNR, 具有不同的量化阈值, 且优化的量化阈值随 SNR 的增加而增大。

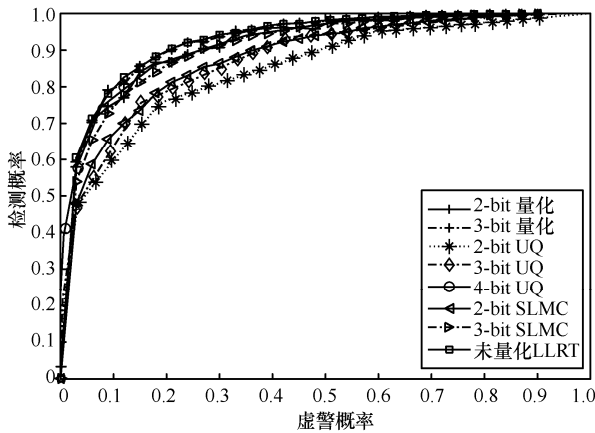


图 4 检测概率随虚警概率变化曲线对比

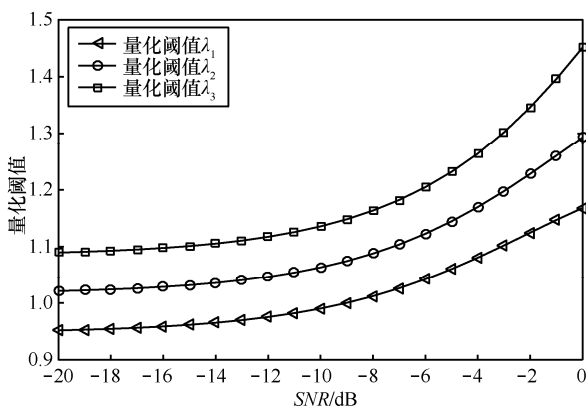


图 5 不同 SNR 下的优化量化阈值

不同 SNR 下的最优 Bhattacharyya 系数如图 6 所示。从图 6 中可以看出，2-bit 与 3-bit 量化之间，Bhattacharyya 系数的变化量很小，这也证实了图 2 中二者的检测性能十分接近；随着 SNR 的增加，Bhattacharyya 系数减小，与 SNR 越大，检测性能越好相吻合。

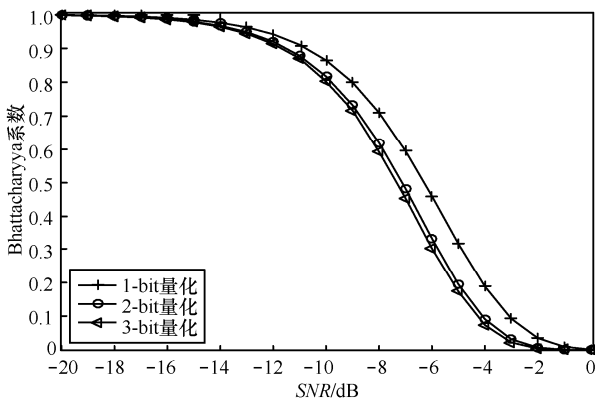


图 6 不同 SNR 下优化的 Bhattacharyya 系数

为了验证本文方法在多协作节点下的检测性能，图 7 给出了不同协作感知节点，不同量化比特

数下的检测概率。根据图 7 的仿真结果可得：检测概率随 SNR 和感知节点数 M 的增大而增加，对高的 SNR，如 SNR=-8 dB 时，本文方法与其他方法的性能差别很小；但当 SNR=-12 dB 时，本文方法的检测概率明显优于文献[7]中的方法。随着感知节点数的增加，2-bit 与 3-bit 量化所带来的性能损失可忽略不计。因此，在量化比特数一定时，增加传感器数目，利用空域多样性，可提高系统检测性能，因量化产生的性能损失可通过增加感知节点的个数进行补偿。

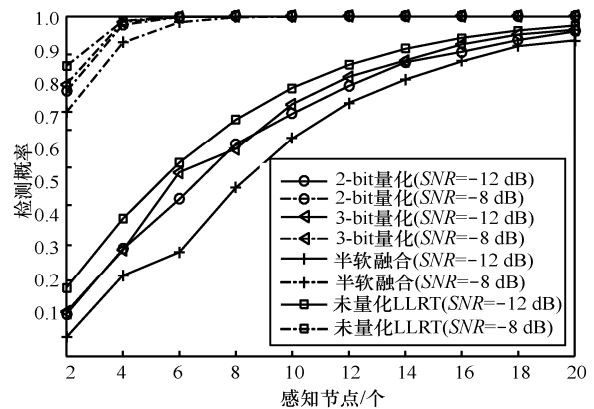


图 7 检测概率随感知节点数的变化曲线

6 结束语

本文在协作频谱感知中，降低汇报信道通信数据量，以提高检测性能为目标，提出了基于距离准则的优化量化器设计方法。利用 FC 中量化数据的 BD 为性能准则构建优化模型，采用 PSO 算法求解最优量化阈值，推导了 CSS 中能量检测器的性能上界。仿真结果表明：当量化 3-bit 时，所提量化方法的性能接近能量检测性能上界，与未量化的 LLRT 方法相比有效降低了汇报信道通信数据量，与 UQ 和 SLMC 方法的对比，验证了本文方法的有效性。在未来的工作中，将研究本文方法在多用户 MIMO 的能量和信息传输系统^[23]中的应用。

参考文献：

[1] AXELL E, LEUS G, LARSSON E G, et al. Poor spectrum sensing for cognitive radio: state-of-the-art and recent advances[J]. IEEE Signal Process, 2012, 29(3): 101-116.
 [2] LARSSON E G, SKOGLUND M. Cognitive radio in a frequency-planned environment: Some basic limits[J]. IEEE Trans Wireless Commun, 2008, 7(12): 4800-4806.
 [3] AKYLIDIZ I, LO B, BALAKRISHAN R. Cooperative spectrum

- sensing in cognitive radio networks: a survey[J]. *Phys Commun*, 2011, 4(1): 40-62.
- [4] ZHU S, AKOFOR E, CHEN B. Interactive distributed detection with conditionally independent observations[C]//*IEEE Wireless Communications and Networking Conference*, 2013: 2531-2535.
- [5] YANG X, NIU R, MASAZADE E, et al. Channel-aware tracking in multi-hop wireless sensor networks with quantized measurements[J]. *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, 2013, 49(4): 2353-2368.
- [6] OH D, LEE H, LEE Y. Linear hard decision combining for cooperative spectrum sensing in cognitive radio systems[C]//*The 72nd IEEE Veh Technol Conference*. 2010: 1-5.
- [7] 崔丽, 王金龙, 吴启晖, 等. 认知无线电中基于信息简约的最大似然协同频谱感知算法[J]. *电子与信息学报*, 2009, 31(9): 2177-2182. CUI L, WANG G L, WU Q H, et al. Maximum likelihood cooperative spectrum sensing algorithm based on contracted information in cognitive radio systems[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2009, 31(9): 2177-2182.
- [8] 张继良, 汪洋, 刘法, 等. 控制信道受限的认知无线电联合频谱感知[J]. *系统工程与电子技术*, 2010, 32(6): 1113-1116. ZHANG J L, WANG Y, LIU F, et al. Cooperative spectrum sensing for cognitive radios under constrained control channel[J]. *Journal of Systems Engineering and Electronics*, 2010, 32(6): 1113-1116.
- [9] 孙剑锋, 高锦春, 刘元安, 等. 基于频谱感知结果的认知无线电用户分簇方法[J]. *电子与信息学报*, 2012, 34(4): 782-786. SUN J F, GAO J C, LIU Y A, et al. Clustering method for cognitive radio user based on the results of spectrum sensing[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2012, 34(4): 782-786.
- [10] VERMA P, SINGH B. On the decision fusion for cooperative spectrum sensing in cognitive radio networks[J]. *Wireless Networks*, 2017, 23: 2253-2262.
- [11] NHAN N T, INSOO K. Log-likelihood ratio optimal quantizer for cooperative spectrum sensing in cognitive radio[J]. *IEEE Commun Letters*, 2011, 15(3): 317-319.
- [12] VARSHNEY K R. Quantization of prior probabilities for hypothesis testing[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2008, 56(10): 4553-4562.
- [13] URRIZA P, REBEIZ E, CABRIC D. Optimal discriminant functions based on sampled distribution distance for modulation classification[J]. *IEEE Commun Lett*, 2013, 17(10): 1885-1888.
- [14] MHANNA M, DUHAMEL P, PIANTANIDA P. Quantization for distributed binary detection under secrecy constraints[C]// *IEEE International Conference on Commun*. 2016: 1-6.
- [15] BERISHA V, WISLER A, HERO A O, et al. Empirically estimable classification bounds based on a nonparametric divergence measure[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2016, 64(3): 580-591.
- [16] 闫永胜, 王海燕, 张秀, 等. 多传感器网络目标检测方法综述[J]. *系统工程与电子技术*, 2015, 37(3): 473-484. YAN Y S, WANG H Y, ZHAN X, et al. Target detection with multi-sensor networks: a survey[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2015, 37(3): 473-484.
- [17] COVER T M, THOMAS J A. *Elements of information theory*[M]// Hoboken, 2012: 133-183.
- [18] KAILATH T. The divergence and Bhattacharyya distance measures in signal selection[J]. *IEEE Trans Commun Technol*, 1967, 15(1): 52-60.
- [19] TARIGHATI A, GROSS J, JALDEN J. Decentralized hypothesis testing in energy harvesting wireless sensor networks[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2017, 65(18): 4862-4873.
- [20] GAO F, GUO L L, LI H B, et al. Quantizer design for distributed GLRT detection of weak signal in wireless sensor networks[J]. *IEEE Trans on Wireless Commun.*, 2014, 14(4): 2032-2042.
- [21] NGUYEN T N, CIBLAT P, MALEKI S, et al. How many bits should be reported in quantized cooperative spectrum sensing?[J]. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2015, 4(5): 465-468.
- [22] BASTAMI B A, SABERINIA E. A practical multibit data combining strategy for cooperative spectrum sensing[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2013, 62(1): 384-389.
- [23] LI C G, LI Y S, SONG K. Energy efficient design for multiuser downlink energy and uplink information transfer in 5G[J]. *Science China(Information Sciences)*, 2016, 59(2): 1-8.

[作者简介]



付元华(1987-), 男, 四川巴中人, 电子科技大学博士生, 主要研究方向为认知无线传感器网络、频谱感知技术。



贺志明(1972-), 男, 四川乐山人, 博士, 电子科技大学教授、博士生导师, 主要研究方向为雷达系统与信号处理。