

DOI: 10.7652/xjtuxb201404018

一种双重序贯检测的协作频谱感知方法

高锐, 李赞, 司江勃, 齐佩汉, 潘蕾

(西安电子科技大学综合业务网国家重点实验室, 710071, 西安)

摘要: 针对现有认知传感网在低信噪比条件下感知性能差、感知时间长、协作开销大的问题,提出了一种双重序贯检测的协作频谱感知(CSDS)方法。该方法首先在各传感器节点将数据进行分段处理,以各分段的能量作为一个样本点进行序贯检测,当各节点的对数似然比和大于门限时向融合中心发送协作信息,然后在融合中心再进行序贯检测直到作出判决。理论推导给出了平均样本数、平均感知时间等性能参数的精确表达式。采用 Matlab 的仿真结果表明:CSDS 方法在低信噪比条件下,在保持感知性能的同时,所需平均样本数和平均感知时间低于能量检测的 40%,且协作开销较现有协作序贯检测方法显著减少。

关键词: 认知传感网;协作感知;低信噪比;序贯检测

中图分类号: TN929.5 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2014)04-0102-07

Cooperative Spectrum Sensing Method by Dual Sequential Detection

GAO Rui, LI Zan, SI Jiangbo, QI Peihan, PAN Lei

(State Key Laboratory of Integrated Services Networks, Xidian University, Xi'an 710071, China)

Abstract: To solve the problems of spectrum sensing with low signal-noise ratio (SNR) in cognitive radio sensor networks (CRSN), a cooperative spectrum sensing method by dual sequential detection (CSDS) is proposed, where the data in each sensor are processed in segments. A sequential probability ratio test (SPRT) is taken in each sensor, and a sensor sends cooperative messages to fusion center (FC) when the sum of logarithm likelihood ratio gets beyond the threshold. Then another SPRT is taken in FC until to make a decision. Performance analysis of the average sample number (ASN) and average sensing time (AST) are also carried out. Simulations based on Matlab validate the effectiveness of the method in the low SNR regime. ASN and AST of CSDS present below 40% of those by energy detection, and the cooperative overhead greatly decreases compared with other cooperative sequential detection.

Keywords: cognitive radio sensor networks; cooperative spectrum sensing; low signal-noise ratio; sequential detection

在认知传感网(CRSN)中,为了保证频谱的高效共享,传感器节点必须具有快速准确的频谱感知的能力,这是认知传感网实现的重要环节^[1]。然而,目前对频谱感知的研究还存在许多问题,尤其是实际传感器节点常处于低信噪比环境下,在此条件下

频谱感知往往难以同时满足快速准确的要求,这已成为制约认知传感网发展的瓶颈。

国内外现有的频谱感知方法主要有匹配滤波法^[2]、循环平稳检测法^[3]、特征值检测法^[4-5]、能量检测法^[6]、序贯检测法^[7-10]等,其中能量检测法由于不

收稿日期: 2013-11-03。 作者简介: 高锐(1986—),男,博士生;李赞(通信作者),女,教授,博士生导师。 基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61072070,61301179);陕西省自然科学基金资助项目(2012JZ8002)。

网络出版时间: 2014-01-20 网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1069.T.20140120.0842.001.html>

需要信号先验信息、计算复杂度低等优点在实际系统中得到最多应用。然而,能量检测法在低信噪比时性能急剧下降,难以满足频谱感知快速准确的要求,而序贯检测在达到相同检测性能时,需要的样本点数最少,具有快速感知的优势。

单点频谱感知易受阴影效应等不利因素影响,而通过多个节点的协作感知,能有效提升感知性能,克服这些不利影响^[11-12]。然而,协作感知虽然能通过获得协作增益增强感知性能,但需要一定的协作开销(overhead),也就是各感知节点需要向融合中心(FC)发送本地的感知信息。过大的协作开销相对于有限的协作增益往往得不偿失,因此如何能在保证获得协作增益的同时,减少协作开销也就成为协作感知中面临的一大挑战。

针对以上问题,借助传感器网络组网规模大、适合协作的优势^[13],本文提出了一种双重序贯检测的协作感知方法(CSDS)。该方法结合能量检测和序贯检测的优点,在保证感知性能的同时,可有效减少感知时间和样本数,并具有协作开销低的优点。

1 系统模型

本节首先给出了频谱感知的系统模型,并分析了传统能量检测方法的缺陷。

1.1 频谱感知模型

假设在一个窄带认知传感网中存在一个主用户(PU),它允许次级用户(SU)在频谱空闲情况下使用该频段。为了充分利用频谱资源且不影响主用户,次级用户必须能够快速、准确地感知主用户信号存在与否。为了提升感知性能,普通次级用户将本地的感知信息传输到融合中心,融合中心根据收到各SU节点的信息进行判决。各传感器节点频谱感知可以看作是二元假设检验问题,假设共有 K 个协作节点,则第 k 个节点接收到采样后的信号为

$$x_k(n) = \begin{cases} \xi_k(n), & H_0 \\ s_k(n) + \xi_k(n), & H_1 \end{cases} \quad (1)$$

式中: H_1 和 H_0 分别代表主用户信号存在和不存在的状况; $s_k(n)$ 和 $\xi_k(n)$ 分别表示接收到的采样信号和本地干扰噪声, $k=1,2,\dots,K$ 。本文假设:①噪声 $\xi_k(n)$ 是均值为0、方差为 σ_k^2 的高斯噪声,即 $\xi_k(n) \sim \mathcal{N}(0, \sigma_k^2)$;②接收信号 $s_k(n)$ 的平均码元能量为 P_k ,且噪声 $\xi_k(n)$ 和信号 $s_k(n)$ 相互独立;③各感知用户通过测量可以得到本地干扰噪声方差 σ_k^2 和接收信号平均码元能量为 P_k 。

协作的方式为:FC向各感知节点发送感知PU

的要求;各节点进行感知,并向FC发送协作信息;FC根据各节点发送的信息进行感知,直到做出最终判决。

1.2 传统能量检测方法及其缺陷

本文所提的方法是在传统能量检测方法(CED)的基础上提出来的,因此有必要先简单回顾一下传统能量检测法和其存在的问题。

传统能量检测方法首先对接收到采样后的信号 $x(n)$ 进行模平方得到 $|x(n)|^2$,接着进行能量累加得到统计量 $\sum_{n=1}^N |x(n)|^2$,最后与判决门限 ρ_{CED} 进行比较,做出判决。检测统计量 $T_{\text{CED}} = \sum_{n=1}^N |x(n)|^2$ 为接收数据的能量和

$$H_1: T_{\text{CED}} \geq \rho_{\text{CED}} \quad (2)$$

$$H_0: T_{\text{CED}} < \rho_{\text{CED}} \quad (3)$$

式中: N 表示样本数。由统计学知识可知:如果 N 个相互独立的随机变量均服从高斯分布,则这 N 个随机变量的平方和服从自由度为 N 的卡方分布;当这 N 个随机变量均值非零时,它们的平方和构成的随机变量则服从非中心卡方分布。当能量累积点数 N 足够大时,利用中心极限定理,卡方分布可以近似为高斯分布

$$H_0: T_{\text{CED}} \sim \mathcal{N}(N\sigma^2, 2N\sigma^4) \quad (4)$$

$$H_1: T_{\text{CED}} \sim \mathcal{N}(N(\sigma^2 + P), 2N(\sigma^2 + P)^2) \quad (5)$$

频谱感知通常采用Neyman-Pearson准则,也就是在虚警概率小于设定值的情况下最大化检测概率。对于能量检测而言,首先给定虚警概率

$$p_{\text{f,CED}} = Q\left(\frac{\rho_{\text{CED}} - N\sigma^2}{(2N)^{1/2}\sigma^2}\right) = \alpha \quad (6)$$

式中: $Q(t) = 1/(2\pi)^{1/2} \int_t^\infty \exp(-v^2/2) dv$ 。检测门限由式(6)可得

$$\rho_{\text{CED}} = (2N)^{1/2} \sigma^2 Q^{-1}(p_{\text{f,CED}}) + N\sigma^2 \quad (7)$$

根据 ρ_{CED} 可以计算出检测概率

$$p_{\text{d,CED}} = Q\left(\frac{\rho_{\text{CED}} - N(\sigma^2 + P)}{(2N(\sigma^2 + P)^2)^{1/2}}\right) \quad (8)$$

由式(7)和(8),并考虑到在低信噪下^[14]的情形 $1+\gamma \approx 1$,不难得到

$$N \approx 2[Q^{-1}(\alpha) - Q^{-1}(p_{\text{d,CED}})]^2/\gamma^2 \quad (9)$$

式中: γ 为信噪比, $\gamma = P/\sigma^2$ 。从式(9)可以看出,在低信噪比条件下能量检测需要的样本数 N 与信噪比的平方 γ^2 成反比。要想利用能量检测方法在低信噪比条件下满足感知性能要求,必须增加能量累积点数。当采样率一定时,能量累积点数决定了感

知时间,大量增加能量累积点数势必会极大增加感知时间,无法满足实际系统快速感知的需求。

2 基于序贯检测的协作感知方法

针对现有频谱感知方法存在的低信噪比条件下感知时间较长的问题,本文引入了序贯检测的思想,并与能量检测和协作感知相结合,提出了一种双重序贯检测的协作感知方法——CSDS方法。

2.1 方法流程

CSDS方法首先对各节点采样后的信号 $x_k(n)$ 进行分段,每段的长度均为 L 。计算该段数据的能量 $Y_k(i) = \sum_{n=1}^L |x_k((i-1)L+n)|^2, i=1,2,\dots$ 为段数。当 L 足够大时,由中心极限定理可得

$$H_0: Y_k(i) \sim \mathcal{N}(L\sigma_k^2, 2L\sigma_k^4) \quad (10)$$

$$H_1: Y_k(i) \sim \mathcal{N}(L(\sigma_k^2 + P_k), 2L(\sigma_k^2 + P_k)^2) \quad (11)$$

然后,将一段数据的能量 $Y_k(i)$ 看成序贯检测中的一个样本点,则接收信号的对数似然比为

$$\lambda_k(i) = \ln \frac{f[Y_k(i) | H_1]}{f[Y_k(i) | H_0]} = \ln \left\{ \frac{\sigma_k^2}{\sigma_k^2 + P_k} \right\} + \frac{[Y_k(i) - L\sigma_k^2]^2}{4L\sigma_k^4} - \frac{[Y_k(i) - L(\sigma_k^2 + P_k)]^2}{4L(\sigma_k^2 + P_k)^2} \quad (12)$$

各节点将本地对数似然比值进行累加得到似然比和

$$V_k = \sum \lambda_k(i) \quad (13)$$

当 $|V_k| \geq \eta$ 时,本地的感知节点向融合中心 FC 发送 V_k ,然后将 V_k 清零,即 $V_k = 0$ 。当 $|V_k| < \eta$ 时,本地的感知节点不上传协作信息,直接对下一段数据进行处理,然后累加 $\lambda_k(i)$ 直到 $|V_k| \geq \eta$,再向 FC 发送信息。各节点一直计算各段的对数似然比,直到融合中心做出判决。

现有的协作序贯检测往往只在 FC 做序贯检测,而 CSDS 方法首先在各节点处做一次序贯检测。这是因为对于某一段具体数据的对数似然比值,可能会出现绝对值非常小的情况,如果还要直接将这些对数似然比值上传到 FC,对于判决产生的影响非常小,反而却要消耗较多的协作开销。因此,为了减小协作感知的开销,本文在各节点首先进行序贯检测,当各节点的累积对数似然比值的绝对值 $|V_k|$ 大于门限时,才上传 V_k 到 FC,这样保证了各节点每次上传的数据都是有用的,或者说每次协作的开销都是有用的。需要说明的是,本文中协作的开销只考

虑感知的开销,可以理解为各节点向 FC 发送数据的总次数。

FC 根据各节点传输的对数似然比值,进行第 2 次的序贯检测,计算检测统计量 $Z(m)$ 并与判决门限进行比较得到判决结果,其描述为

$$Z(m) = \sum_{i=1}^m U(i) \begin{cases} \geq \theta_1, & \text{判决为 } H_1 \\ \leq \theta_0, & \text{判决为 } H_0 \\ \text{否则,} & \text{继续检测} \end{cases} \quad (14)$$

式中: $Z(0)=0, m=1,2,\dots$; $U(i)$ 为按先后顺序 FC 接收到的各传感器节点上传的 V_k 值; θ_1 和 θ_0 为序贯检测的门限。CSDS 方法中,各感知节点传到 FC 的数据既不是各点的判决结果,也不是各点的原始数据,而是检测统计量。CSDS 方法的流程如图 1 所示。

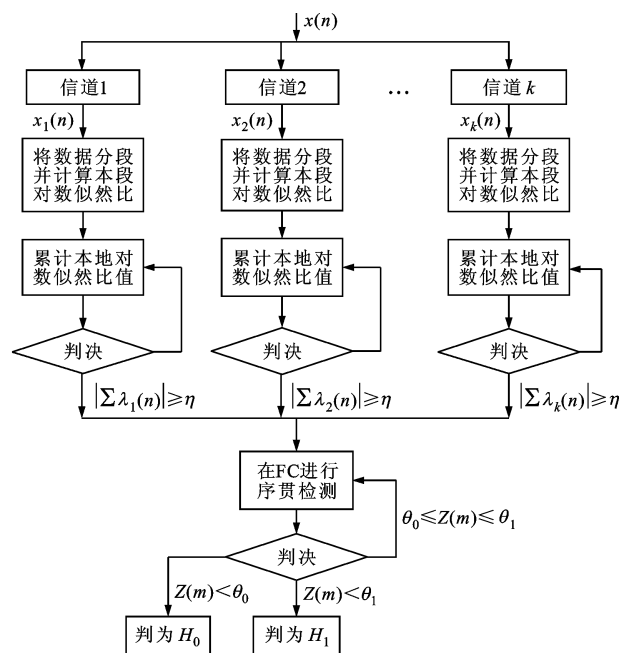


图1 CSDS方法流程

2.2 参数设置

为了满足式(10)和(11), L 必须足够大,以保证中心极限定理成立。图 2 给出了不同自由度 L 下的高斯分布和卡方分布之间的相对熵,可以看出随着 L 的增大,相对熵的值越来越小,当 $L \geq 20$ 时 2 种不同分布的相对熵接近于 0。因此,可以认为当每段的序列长度 $L \geq 20$ 时,式(10)和(11)成立。

本地序贯检测门限 η 的大小对 ASN 有一定的影响。当 η 太小时,几乎所有 $|\lambda_k(i)| \geq \eta$,此时这个门限将失去意义。当 η 太大时,最后在 FC 进行的序贯检测在停止时,可能会越过门限很多,会增加系统的 ASN。本文选取协作各节点中信噪比最好的

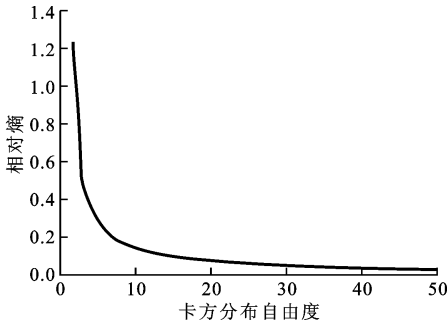


图 2 不同自由度下的高斯分布和卡方分布间的相对熵

节点作为参考,该节点的平均对数似然比值为

$$E[\lambda_{\max}(i) | H_0] = \ln\left\{\frac{\sigma_{\max}^2}{\sigma_{\max}^2 + P_{\max}}\right\} + \frac{1}{2} - \frac{2\sigma_{\max}^4 + LP_{\max}^2}{4(\sigma_{\max}^2 + P_{\max})^2} \quad (15)$$

$$E[\lambda_{\max}(i) | H_1] = \ln\left\{\frac{\sigma_{\max}^2}{\sigma_{\max}^2 + P_{\max}}\right\} - \frac{1}{2} + \frac{2(\sigma_{\max}^4 + P_{\max}^2 + 2\sigma_{\max}^2 P_{\max}) + LP_{\max}^2}{4\sigma_{\max}^4} \quad (16)$$

式中: $\sigma_{\max}$ 、 $P_{\max}$ 和 $\lambda_{\max}^{(i)}$ 分别为信噪比最佳节点的噪声方差、平均码元能量和对数似然比。考虑到 $\eta > 0$,可取

$$\eta = E[\lambda_{\max}(i) | H_1] = \ln\left\{\frac{\sigma_{\max}^2}{\sigma_{\max}^2 + P_{\max}}\right\} - \frac{1}{2} + \frac{2(\sigma_{\max}^4 + P_{\max}^2 + 2\sigma_{\max}^2 P_{\max}) + LP_{\max}^2}{4\sigma_{\max}^4} \quad (17)$$

需要指出的是,虽然 η 是依据信噪比最好的节点的平均对数似然比来取的,但不代表这个节点每次都会向 FC 上报数据,因为对于该节点某一次的对数似然比值可能会小于平均对数似然比值。

整个观测空间被分成了 R_0 、 R_1 、 R_2 这 3 个子空间,称为判决域,如图 3 所示。其中 $R_j \cap R_t = \emptyset (j, t = 0, 1, 2)$, $R = \bigcup_{j=0}^2 R_j$ 。假设系统事先设定需要达到的虚警概率为 α ,漏检概率为 β ,即 $p(H_1 | H_0) = \alpha$, $p(H_0 | H_1) = \beta$,不难得到

$$\alpha = \int_{R_1} f[Y | H_0] dY \quad (18)$$

由于 $T(m) = \sum \lambda(j) = \ln\left(\prod \frac{f[Y(m) | H_1]}{f[Y(m) | H_0]}\right)$ (其中 $\lambda(j)$ 为上传到 FC 的数据中对应的 $\lambda_k(i)$,

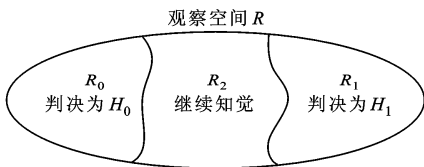


图 3 判决域示意图

$Y(m)$ 也就是相应的 $Y_k(i)$ 值),当判决为 H_1 时 $T(m) \geq \theta_1$,所以

$$1 - \beta = \int_{R_1} f[Y | H_1] dY = \int_{R_1} f[Y | H_0] \exp[T] dY \geq \exp[\theta_1] \int_{R_1} f[Y | H_0] dY = \exp[\theta_1] \alpha \quad (19)$$

因此可以求得

$$\theta_1 \leq \ln[(1 - \beta)/\alpha] \quad (20)$$

同理可得

$$\theta_0 \geq \ln[\beta/(1 - \alpha)] \quad (21)$$

所以 FC 中的判决门限为 $\theta_1 = \ln[(1 - \beta)/\alpha]$, $\theta_0 = \ln[\beta/(1 - \alpha)]$ 。

3 性能分析

检测概率、虚警概率、平均样本数、感知时间是衡量频谱感知方法最重要的几个性能指标。由于 CSDS 方法需要事先设定检测概率和虚警概率,也就是说检测概率和虚警概率可以根据不同的需求来确定,因此本文将主要分析系统的平均样本数和感知时间。

3.1 系统的平均样本数

由于每段数据能量可以看成是一个样本点,因此求出平均样本段数,就可求出 ASN。

虽然在 FC 中进行了序贯检测,但这里不直接考虑 FC 中的序贯检测到底需要多少样本点,而应该考虑各感知节点一共处理了多少段数据。这是因为 FC 中的每一个样本点是由多段数据得到的。由参考文献[7]可以得到序贯检测在 H_0 和 H_1 下的平均样本数,也就是平均样本段数为

$$E[M | H_0] = \frac{\alpha\theta_1 + (1 - \alpha)\theta_0}{E[\lambda(j) | H_0]} \quad (22)$$

$$E[M | H_1] = \frac{(1 - \beta)\theta_1 + \beta\theta_0}{E[\lambda(j) | H_1]} \quad (23)$$

式中: $E[\lambda(j) | H_0]$ 和 $E[\lambda(j) | H_1]$ 分别为 H_0 和 H_1 下平均每段数据的对数似然比。对于单点 CSDS 方法的平均对数似然比值为

$$E[\lambda_k(i) | H_0] = \ln\left\{\frac{\sigma_k^2}{\sigma_k^2 + P_k}\right\} - \frac{2\sigma_k^4 + LP_k^2}{4(\sigma_k^2 + P_k)^2} + \frac{1}{2} \quad (24)$$

$$E[\lambda_k(i) | H_1] = \ln\left\{\frac{\sigma_k^2}{\sigma_k^2 + P_k}\right\} + \frac{2(\sigma_k^4 + P_k^2 + 2\sigma_k^2 P_k) + LP_k^2}{4\sigma_k^4} - \frac{1}{2} \quad (25)$$

而对于多感知节点的情形,本文假设各节点采样速率一样,又由于各节点每段数据长度均为 L ,有

$$E[\lambda(j) \mid H_0] = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \left[\ln \left\{ \frac{\sigma_k^2}{\sigma_k^2 + P_k} \right\} - \frac{2\sigma_k^4 + LP_k^2}{4(\sigma_k^2 + P_k)^2} + \frac{1}{2} \right] \quad (26)$$

$$E[\lambda(j) \mid H_1] = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \left[\left\{ \frac{\sigma_k^2}{\sigma_k^2 + P_k} \right\} - 0.5 + \frac{2(\sigma_k^4 + P_k^2 + 2\sigma_k^2 P_k) + LP_k^2}{4\sigma_k^4} \right] \quad (27)$$

由平均需要的段数和每段数据长度,结合式(22)、(23)、(26)和(27)不难得到平均样本数为

$$E[N \mid H_0] = \{KL[\alpha\theta_1 + (1-\alpha)\theta_0]\} / \left\{ \sum_{k=1}^K \left[\ln \left(\frac{\sigma_k^2}{\sigma_k^2 + P_k} \right) - \frac{2\sigma_k^4 + LP_k^2}{4(\sigma_k^2 + P_k)^2} + \frac{1}{2} \right] \right\} \quad (28)$$

$$E[N \mid H_1] = \{KL[(1-\beta)\theta_1 + \beta\theta_0]\} / \left\{ \sum_{k=1}^K \left[\ln \left(\frac{\sigma_k^2}{\sigma_k^2 + P_k} \right) + \frac{2(\sigma_k^4 + P_k^2 + 2\sigma_k^2 P_k) + LP_k^2}{4\sigma_k^4} - \frac{1}{2} \right] \right\} \quad (29)$$

3.2 平均感知时间

随着处理芯片性能的增强,实际系统中处理数据的速度越来越快,可以认为感知过程中所花的主要时间是数据采样的时间,因此本文只考虑将采样所消耗的时间作为平均感知时间。式(28)和(29)给出了协作感知中总体的平均样本数,而采样的时间仅受每个节点的 ASN 影响。当认知传感网中各节点采样速率相同时,每个节点上的 ASN 为

$$E_k[N \mid H_0] = E[N \mid H_0] / K \quad (30)$$

$$E_k[N \mid H_1] = E[N \mid H_1] / K \quad (31)$$

假设系统的采样间隔为 T ,则不难得出感知所需的平均时间为

$$t_{H_0} = E[N \mid H_0]T / K \quad (32)$$

$$t_{H_1} = E[N \mid H_1]T / K \quad (33)$$

从式(32)和(33)可以看出,CSDS 方法将序贯检测分配到各协作节点中并行进行,各节点可以共同承担序贯检测的运算量,从而可以显著减少感知时间。显然,增加协作的节点数 K ,可减少所需要的平均时间。

4 仿真结果和讨论

采用本文方法和文献[8]方法进行基于 matlab 的仿真实验,其中各方法的仿真值为 10 000 次的蒙特卡洛仿真的平均值。

4.1 平均样本数比较

图 4 给出了当各协作节点信噪比相同的 CS-DS、只有一个节点的 CSDS、传统能量检测以及参考文献[8]的 ASN 比较。仿真条件为:每段数据的长度 $L=100$,预先设定的虚警概率 $\alpha=0.1$,漏检概率 $\beta=0.05$,各节点信噪比相同,信噪比范围为 $-25 \sim -15$ dB。

可以看出,在达到相同检测性能时,单点 CS-DS、协作 CSDS 方法和参考文献[8]方法需要的 ASN 几乎相同,都小于传统能量检测的样本数。也就是说,在各节点信噪比相同的条件下,增加协作感知节点的个数并不能减少总的 ASN。CSDS 方法所需的 ASN 要远远小于能量检测,这是由于其利用了序贯检测的思想,并不是由协作带来的。

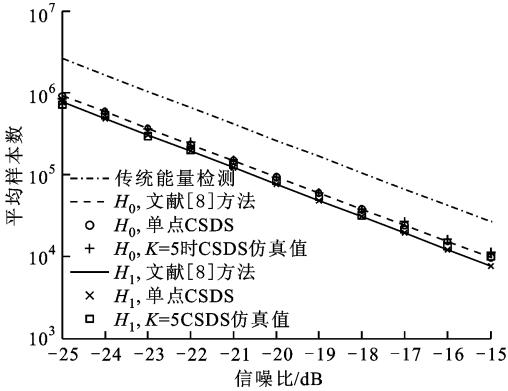


图 4 不同方法的平均样本数比较

表 1 比较了 CSDS 在信噪比条件不同时所需的 ASN。仿真条件为:协作节点数 $K=5$,每段数据的长度 $L=100$,预先设定的虚警概率 $\alpha=0.1$,漏检概率 $\beta=0.05$,各节点信噪比分别为 $\gamma_1=-15$ dB, $\gamma_2=-17$ dB, $\gamma_3=-18$ dB, $\gamma_4=-19$ dB, $\gamma_5=-20$ dB。

表 1 CSDS 在不同信噪比下的平均样本数

信噪比 /dB	平均样本数			
	H_0 理论	H_0 仿真	H_1 理论	H_1 仿真
-15	9.72×10^3	1.13×10^4	7.67×10^3	7.94×10^3
-20	9.32×10^4	9.47×10^4	7.67×10^4	7.99×10^4
各节点 不同	2.51×10^4	2.67×10^4	2.01×10^4	2.10×10^4

从表 1 可以看出:在不同信噪比下,CSDS 方法的平均样本数的理论值和仿真值非常接近,证明了理论推导的正确性;在各节点信噪比不同的条件下,ASN 主要受信噪比最好的节点的影响。也就是说,在协作过程中,信噪比最好的节点起的作用最大,其本质原因从式(24)和(25)中可以看出,信噪比越高,

该节点的平均对数似然比值越高。需要指出的是,这里 H_1 条件下的 ASN 要小于 H_0 。下是因为虚警概率和漏检概率并不一致。

4.2 感知时间比较

表 2 给出了单点 CSDS 方法和 5 个协作节点协作时的 AST 情况。信噪比 $\gamma = -15$ dB,其余仿真条件和表 1 相同。可以看出,在相同的信噪比条件下,基于多点协作的 CSDS 比单点的 CSDS 时间少很多。这种减少实质是由于将计算量分布到各个感知节点,各感知节点并行计算获得的。

表 3 比较了 CSDS 方法在不同信噪比下的 AST,仿真条件和表 1 相同,可以看出各节点的信噪比条件越好,CSDS 所需的 AST 越少。

表 2 单点和协作 CSDS 方法的平均感知时间比较

方法	平均感知时间/s			
	H_0 理论	H_0 仿真	H_1 理论	H_1 仿真
单点 CSDS	9.72×10^3	9.92×10^3	7.67×10^3	8.22×10^3
协作 CSDS	1.94×10^3	2.27×10^4	1.53×10^3	1.59×10^3

表 3 CSDS 方法在不同信噪比下的平均感知时间

信噪比 /dB	平均感知时间/s			
	H_0 理论	H_0 仿真	H_1 理论	H_1 仿真
-15	1.94×10^3	2.27×10^4	1.53×10^3	1.59×10^3
-20	1.86×10^4	1.89×10^4	1.53×10^4	1.60×10^4
各节点 不同	5.03×10^3	5.35×10^3	4.02×10^3	4.20×10^3

4.3 CSDS 和单一协作序贯检测的区别

下面比较 CSDS 和单一协作序贯检测^[8]的区别,也就是对各感知节点设立门限 η 和不设立门限 η 两种情形的比较。

表 4 和表 5 比较了 CSDS 和单一协作序贯检测,仿真条件和表 1 相同。从表 4 可以看出,CSDS 和单一协作序贯检测在低信噪比的条件下需要的 ASN 几乎相同。表 5 说明相对于单一协作序贯检测,CSDS 方法可以显著减少协作开销,在仿真条件下能减少 50%。因此,可以得出结论:CSDS 方法在几乎不增加 ASN 的情况下,通过在各节点进行序贯检测显著减少了协作开销。表 5 中的开销指各传感器节点向 FC 发送协作信息的总次数。

表 4 CSDS 方法和单一协作序贯检测平均样本数比较

方法	平均样本数	
	H_0	H_1
CSDS	2.69×10^4	2.10×10^4
单一协作序贯检测	2.63×10^4	1.98×10^4

表 5 CSDS 方法和单一协作序贯检测协作开销比较

方法	协作开销	
	H_0	H_1
CSDS	119	95
单一协作序贯检测	263	198

注:协作开销为各传感器节点向融合中心发送协作信息的总次数。

4.4 讨论

根据前文的理论推导和仿真结果总结一下 CSDS 方法的特点。

(1)感知时间短。一方面在各感知节点采用了序贯检测和能量检测相结合的方法,较传统能量检测显著减少了 ASN;另一方面采用了协作的方式,将单点的计算量分散到了各感知节点,协作的感知节点越多,感知时间越短。

(2)适用于低信噪比的条件。这是由于当信噪比较高的时候,传统能量检测需要较少的样本点就能到达理想的检测性能,没有必要使用序贯检测的方法。

(3)降低协作开销。通过在各节点增加一次序贯检测,CSDS 方法在几乎不增加感知时间的情况下能够显著降低协作开销。作为本文最大的创新点,这种方法几乎适用于所有的协作序贯检测方法。其优势在于通过门限的设定保证了各感知节点向中心节点发送信息的有效性,减少了无谓的协作开销。

5 结 论

本文提出了一种基于双重序贯检测的协作频谱感知方法。该方法在各节点对数据进行分段处理,以各分段的能量作为一个样本点进行序贯检测,当各节点的对数似然比和大于门限时向融合中心发送协作信息,然后在融合中心再进行序贯检测直到做出判决。本文从理论上推导了平均样本数、平均感知时间等重要性能指标。仿真结果验证了理论推导的正确性,表明在低信噪比条件下,所提方法在保持

感知性能相同的同时,能显著减少所需样本数和感知时间,并具有低协作开销的优点。

参考文献:

- [1] AKAN O B, KARLI O B, ERGUL O. Cognitive radio sensor networks [J]. IEEE Networks, 2009, 23(4): 34-40.
- [2] THEILER J, FOY B R. Effect of signal contamination in matched-filter detection of the signal on a cluttered background [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2006, 3(1): 98-102.
- [3] HUANG Guangjie, TUGNAIT J K. On cyclostationarity based spectrum sensing under uncertain Gaussian noise [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2013, 61(8): 2042-2054.
- [4] ZENG Y H, LIANG Y C. Eigenvalue-based spectrum sensing algorithms for cognitive radio [J]. IEEE Transactions on Communications, 2009, 57(6): 1784-1793.
- [5] JIN Ming, LI Youming, RYU H G. On the performance of covariance based spectrum sensing for cognitive radio [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2012, 60(7): 3670-3682.
- [6] URKOWITZ H. Energy detection of unknown deterministic signals [J]. Proceedings of the IEEE, 1967, 55(4): 523-531.
- [7] WALD A. Sequential analysis [M]. New York, USA: Wiley, 2004.
- [8] KUNDARGI N, TEWFIK A. A performance study of novel sequential energy detection methods for spectrum sensing [C] // IEEE International Conference on Acoustics Speech and Signal Processing. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2010: 3090-3093.
- [9] 闫琦, 杨家玮, 张雯. 认知无线电中基于截断序贯检测的频谱感知技术 [J]. 电子与信息学报, 2011, 33(7): 1532-1536.
YAN Qi, YANG Jiawei, ZHANG Wen. Truncated sequential detection for spectrum sensing in cognitive radio [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2011, 33(7): 1532-1536.
- [10] ZOU Q, ZHENG S, SAYED A H. Cooperative sensing via sequential detection [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2010, 58(12): 6266-6283.
- [11] 王超, 邓科, 庄丽莉, 等. 协作认知网络中鲁棒的分布式波束形成 [J]. 西安交通大学学报, 2013, 47(12): 84-89.

WANG Chao, DENG Ke, ZHUANG Lili, et al. A robust distributed relay beamforming algorithm for cooperative cognitive radio networks [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2013, 47(12): 84-89.

- [12] AKYILDIZ I F, LO B F, BALAKRISHNAN R. Cooperative spectrum sensing in cognitive radio networks: a survey [J]. Physical Communication, 2011, 4(1): 40-62.
- [13] 李彬, 王文杰, 殷勤业, 等. 无线传感器网络节点协作的节能路由传输 [J]. 西安交通大学学报, 2012, 46(6): 1-6.
LI Bin, WANG Wenjie, YIN Qinye, et al. An energy-efficient routing with sensor nodes cooperation in wireless sensor network [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2012, 46(6): 1-6.
- [14] 刘航, 于丹, 孔祥维. 低信噪比条件下提高认知无线电的频谱感知能力的方法 [J]. 电子与信息学报, 2009, 31(4): 993-996.
LIU Hang, YU Dan, KONG Xiangwei. A new approach to improve the spectrum sensing in cognitive radio in low SNR environment [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2009, 31(4): 993-996.

[本刊相关文献链接]

- 王超, 邓科, 庄丽莉, 等. 协作认知网络中鲁棒的分布式波束形成. 2013, 47(12): 84-89. [doi: 10.7652/xjtuxb201312015]
- 张晓阳, 王磊, 李晓峰. 采用随机酉矩阵调制的协作分集传输算法. 2013, 47(4): 17-21. [doi: 10.7652/xjtuxb201304004]
- 官丰奎, 叶鹏. 重叠 Nakagami-m 信道协作通信最优功率分配方案. 2012, 46(10): 78-82. [doi: 10.7652/xjtuxb201210014]
- 宋婧, 丛犁, 葛建华, 等. 双层网络中一种协作博弈的动态资源分配方法. 2012, 46(10): 89-94. [doi: 10.7652/xjtuxb201210016]
- 李彬, 王文杰, 殷勤业, 等. 无线传感器网络节点协作的节能路由传输. 2012, 46(6): 1-6. [doi: 10.7652/xjtuxb201206001]
- 吕政, 余志军, 刘海涛. 协作通信中联合信道-网络编码的性能分析与资源分配. 2012, 46(4): 83-87. [doi: 10.7652/xjtuxb201204014]
- 张正浩, 裴昌幸, 陈南, 等. 宽带认知无线网络分布式协作压缩频谱感知算法. 2011, 45(4): 67-71. [doi: 10.7652/xjtuxb201104012]
- 张学一, 付晓梅, 周化锰. 一种格约减辅助的协作多址接入方案. 2012, 46(4): 100-105. [doi: 10.7652/xjtuxb201204017]

(编辑 刘杨)