

doi:10.3969/j.issn.1001-893x.2015.12.016

引用格式:姚少林,张政保,许鑫,等.基于扩散策略的分布式协作频谱检测[J].电讯技术,2015,55(12):1401-1406. [YAO Shaolin,ZHANG Zhengbao,XU Xin,et al. Distributed Cooperative Spectrum Detection Based on Diffusion Strategy[J]. Telecommunication Engineering,2015, 55(12):1401-1406.]

基于扩散策略的分布式协作频谱检测*

姚少林**,张政保,许鑫,刘广凯

(军械工程学院 信息工程系,石家庄 050003)

摘 要:分布式认知网络中,认知用户通过与相邻用户交换检测量信息,达到全网一致,实现对主用户信号的检测。为了提高网络检测量信息的收敛速度,提出了一种基于扩散策略的分布式协作检测算法。在该算法中,将最大最小特征值检测算法的检测量作为交换的初始信息,构造自适应矩阵和融合矩阵作为加权因子对认知节点状态值进行迭代更新,实现全网认知用户检测量信息一致,各认知用户独自根据融合的检测量信息,进行最终的检测判决,确定主用户是否存在。仿真结果表明,该算法在网络收敛速度和检测性能上较共识策略和非合作检测有不同程度的提升。

关键词:认知无线电;协作频谱感知;共识策略;扩散策略;自适应网络

中图分类号:TN911 文献标志码:A 文章编号:1001-893X(2015)12-1401-06

Distributed Cooperative Spectrum Detection
Based on Diffusion Strategy

YAO Shaolin,ZHANG Zhengbao,XU Xin,LIU Guangkai

(Department of Information Engineering, Ordnance Engineering College, Shijiazhuang 050003, China)

Abstract: In distributed cognitive radio networks (CRN), the secondary users (SUs) achieve the information consensus of the whole network through exchanging the test statistic information with neighbors. For improving the convergence speed of the test statistic information over the network, a distributed cooperative spectrum detection algorithm based on diffusion strategy is proposed. The test statistic of the Maximum-Minimum Eigenvalue (MME) algorithm is regarded as the initial exchanging information. Adaptive and combination matrix, as the weighted factor, are introduced to update the state information of cognitive nodes to obtain the same convergence value, which is regarded as the information to make the final decision to determine whether the primary user (PU) exists. Simulation results show that the algorithm can improve the converging speed and detection performance of the network compared with the consensus strategy and the non-cooperative strategy.

Key words: cognitive radio; cooperative spectrum sensing; consensus strategy; diffusion strategy; adaptive network

1 引 言

认知无线电 (Cognitive Radio, CR) 是解决频谱资源利用率低的重要技术。频谱感知 (Spectrum Sensing, SS) 是 CR 的关键技术。协作频谱感知 (Co-

operative Spectrum Sensing, CSS) 能够有效解决多径衰落、遮蔽效应等恶劣信道的影响,提高检测性能^[1]。目前,对 CSS 的研究主要分为集中式协作感知和分布式协作感知^[2]。大量关于集中式网络融

* 收稿日期:2015-03-17;修回日期:2015-07-10 Received date:2015-03-17;Revised date:2015-07-10

** 通讯作者:yaoshaoлин72@gmail.com Corresponding author: yaoshaoлин72@gmail.com

合策略的研究成果包括硬判决合并、软信息合并、量化信息合并^[3]。随着网络规模的增大,融合中心需要处理大量数据,严重影响认知网络的频谱使用效率和网络的可扩展性,因此,本文对分布式协作频谱感知方法进行研究。

分布式协作认知网络中,认知用户 (Secondary User, SU) 需要通过和相邻 SUs 进行信息交换,实现检测量信息的融合,最终达到全网 SUs 检测量信息一致。共识策略和扩散策略是两种重要的分布式网络信息交互策略^[4]。分布式网络协作感知的研究通常将各 SU 能量值作信息交换的初始值^[5-6],同时基于平均共识策略^[7-8]、信噪比加权共识策略^[9-10]也得到了深入研究。

最大最小特征值检测 (Maximum-Minimum Eigenvalue, MME) 算法是基于随机矩阵理论 (Random Matrix Theory, RMT) 的一种经典的主用户 (Primary User, PU) 信号检测算法,该算法能够有效克服噪声功率不确定性影响,提高检测鲁棒性^[11]。本文引入该算法的检测统计量作为分布式网络中各 SU 信息交换的初始值。分布式网络中,采用扩散策略的网络交互信息的收敛速度比共识策略更快,网络达到一致收敛时,各个 SU 检测量的均值稳定性和均方误差性能更好^[12]。

考虑到 MME 检测算法和分布式扩散策略的优势,本文结合两种算法,将 MME 检测算法的检测量信息作为扩散策略认知用户的交互信息,各个 SU 通过迭代实现检测量信息的融合,通过扩散策略使全网检测量信息达到一致。该算法不仅能够实现 PU 信号的鲁棒检测,还能够实现检测量信息的快速收敛,提高整个网络的对 PU 信号的检测效率。

2 系统模型

考虑一个由 K 个 SU 构成的分布式认知网络 (Cognitive Radio Network, CRN),它可以描述为无向图模型 $G=(V,\xi)$,其中节点集合 $V=\{1,2,\cdots,K\}$,边集 $\xi=\{(i,k)|i,k\in V,i\neq k\}$ 为认知节点在单跳通信范围内的无序节点对,邻集 $N_k=\{l|(l,k)\in\xi\}\subset V$ 为节点 k 的单跳通信相邻节点集,集合 N_k 中元素的个数 $|N_k|$ 为节点 k 的度。

2.1 信号模型

在 CRN 中,假设认知节点仅有一根接收天线。令 $x(n)$ 为经过未知信道的接收信号的数字采样。认知节点对某频段信号的检测属于二元假设检验问题,检测模型如下:

$$H_0:x[n]=w[n], \tag{1}$$

$$H_1:x[n]=h\cdot s[n]+w[n]. \tag{2}$$

式中, H_0 表示接收信号仅含噪声,PU 信号不存在,该频段空闲; H_1 表示接收信号包含 PU 信号,该频段被占用。其中,假设 $w[n]$ 是均值为 0、方差为 σ_n^2 的加性高斯白噪声, $w[n]$ 的每次采样独立同分布 (i. i. d), $h\cdot s[n]$ 是接收的 PU 信号采样,与噪声不相关。

2.2 采样数据矩阵

假设第 i 个感知周期内的采样数据用大小为 $L\times N$ 的矩阵 $\boldsymbol{\Gamma}_{x,i}$ 表示,其列向量是 L 个连续采样数据 (数据维度),行向量是 N 个连续采样数据 (数据长度),矩阵采样数据的总长度为 $L+N-1$ 。采样数据构造的采样矩阵结构如下:

$$\boldsymbol{\Gamma}_{x,i}=\begin{bmatrix} x_{(i-1)N+1} & x_{(i-1)N+2} & \cdots & x_{iN} \\ x_{(i-1)N+2} & x_{(i-1)N+3} & \cdots & x_{iN+1} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x_{(i-1)N+L} & x_{(i-1)N+L+1} & \cdots & x_{iN+L-1} \end{bmatrix}_{L\times N}, \tag{3}$$

$$\boldsymbol{x}_i=(x[i+1],x[i+2],\cdots,x[i+L])^T. \tag{4}$$

式中, $\boldsymbol{x}_i$ 满足正态分布 $N(\bar{x},\boldsymbol{R}_x)$, $\bar{x}$ 为均值, $\boldsymbol{R}_x$ 为统计协方差矩阵。数据长度较大时,可以用采样协方差矩阵 $\hat{\boldsymbol{R}}_x$ 对信号的 $\boldsymbol{R}_x$ 进行近似。假设采样信号的均值为 0,则 $\hat{\boldsymbol{R}}_x$ 可以表示为

$$\hat{\boldsymbol{R}}_x=\frac{1}{N}\sum_{i=1}^N\boldsymbol{x}_i\boldsymbol{x}_i^T. \tag{5}$$

3 基于扩散策略的分布式 MME 检测

RMT 应用于频谱感知以来,利用 $\hat{\boldsymbol{R}}_x$ 特征值极值的性质出现了很多检测算法,MME 检测算法能够克服噪声功率不确定性,实现主用户信号的鲁棒性检测^[11]。

3.1 MME 检测算法

假设 λ_1,λ_L 分别为 $\hat{\boldsymbol{R}}_x$ 特征值分解之后的最大、最小特征值。理论上讲,如果 PU 不存在,则 $\lambda_1/\lambda_L=1$;如果 PU 存在,则 $\lambda_1/\lambda_L>1$ 。MME 检测算法的检测量为

$$T=\lambda_1/\lambda_L. \tag{6}$$

根据已有的研究成果,MME 检测算法理论虚警概率 P_{fa} 和检测门限 γ 的封闭表达式为^[14]

$$P_{fa}=1-F_1\left(\frac{\gamma(\sqrt{N}-\sqrt{L})^2-\mu}{v}\right), \tag{7}$$

$$\gamma=\frac{(\sqrt{N}+\sqrt{L})^2}{(\sqrt{N}-\sqrt{L})^2}\cdot\left(1+\frac{(\sqrt{N}+\sqrt{L})^2}{(NL)^{\frac{1}{6}}}F_1^{-1}(1-P_{fa})\right). \tag{8}$$

式中, F_1 为 Tracy-Widom 第 1 分布, μ, ν 为相关参数, N 为数据长度, L 为数据维度。

本文将各认知用户 MME 检测的检测统计量 T 作为扩散策略各认知用户信息交换的初始值 $x_i(0) = T_i, i \in V$, T 值的大小反映了该节点接收信号信噪比的好坏。 T 值越大, 该节点与 PU 间的信道条件越好, 否则相反。

3.2 扩散策略

定义节点 k 在 n 次迭代后状态用 $\hat{T}_k(n)$ 表示, 假设在协作过程中网络拓扑固定, 节点 k 的状态值估计通过对相邻节点状态值的线性融合实现, 所有认知节点最终达到一致的收敛值 T^* 。基于扩散策略的信息融合算法就是通过迭代, 估计出认知节点一致的收敛值, 使整个网络的代价最小。全局代价函数可以表示为^[12-15]

$$J^{\text{glob}}(T) = \sum_{k=1}^K E [T_k(n) - T]^2. \quad (9)$$

式中, T 为最优解时均方误差最小。

分布式网络中 K 个节点需要依赖信息协作估计出 T^* 值, 网络并非全连通, 节点只能与邻居节点信息交换, 没有任何的全局信息。全局的代价函数需要用分布式行为进行近似。

定义由非负元素 $c_{l,k}$ 组成的 $K \times K$ 双随机矩阵 $\mathbf{C}$ 。矩阵元素满足 $\sum_{k=1}^K c_{l,k} = 1, l = 1, 2, \dots, K$ 。若 $l \notin N_k$, 则 $c_{l,k} = 0$ 。

节点 k 的邻居节点由能够和它信息交换的节点构成。权值 $c_{l,k}$ 表示邻居节点 l 分配到 k 的信息。通过系数 $\{c_{l,k}\}$, 全局代价函数可以表示为

$$J^{\text{glob}}(T) = J_k^{\text{loc}}(T) + \sum_{l \neq k} J_l^{\text{loc}}(T). \quad (10)$$

对于节点 k , 引入本地代价函数 $J_k^{\text{loc}}(T)$, k 节点的本地代价函数和最优解可以表示为

$$J_k^{\text{loc}}(T) \triangleq \sum_{l \in N_k} c_{l,k} E [T_l(n) - T]^2, \quad (11)$$

$$T_k^{\text{loc}} = \sum_{l \in N_k} c_{l,k} T_l(n). \quad (12)$$

根据文献[14], 全局代价函数可以用本地代价函数表示:

$$J^{\text{glob}}(T) = J_k^{\text{loc}}(T) + \sum_{l \neq k} \|T - T_l^{\text{loc}}\|_{\Gamma_l}^2. \quad (13)$$

上式第二项中 $\sum_{l \neq k} \text{用} \sum_{l \in N_{k' \setminus \{k\}}}$ 替换。

由于 $\|T - T_l^{\text{loc}}\|_{\Gamma_l}^2 \approx b_{l,k} \|T - T_l^{\text{loc}}\|^2, b_{l,k}$ 为非负元素, 构成 $K \times K$ 的矩阵 $\mathbf{B}$ 。若 $l \notin N_k$ 则 $b_{l,k} = 0$ 。节点 l 的 T_l^{loc} 未知, 可由中间估计值 $\hat{\psi}_l$ 替换。根据公式(13), 节点 k 的代价函数可以近似为

$$J_k^{\text{dist}}(T) = \sum_{l \in N_k} c_{l,k} E [T_l(n) - T]^2 + \sum_{l \in N_{k' \setminus \{k\}}} b_{l,k} \|T - \hat{\psi}_l\|^2, \quad (14)$$

对上式求导得

$$\nabla_T J_k^{\text{dist}}(T) = 2 \sum_{l \in N_k} c_{l,k} E [T_l(n) - T] + 2 \sum_{l \in N_{k' \setminus \{k\}}} b_{l,k} [T - \hat{\psi}_l]. \quad (15)$$

式(14)可以通过递归估计节点 k 的 T 值, 定义为 $\hat{T}_k(n)$ 。利用最速下降算法, 它可以分为两部分, 公式(14)的迭代解为

$$\hat{\psi}_k(n+1) = \hat{T}_k(n) + \mu_k \sum_{l \in N_k} c_{l,k} [T_l(n) - \hat{T}_k(n)], \quad (16)$$

$$\hat{T}_k(n+1) = \hat{\psi}_k(n+1) + \nu_k \sum_{l \in N_{k' \setminus \{k\}}} b_{l,k} [\hat{\psi}_l - \hat{T}_k(n)]. \quad (17)$$

式(17)中, 用 $\hat{\psi}_l(n+1)$ 替换 $\hat{\psi}_l, \hat{\psi}_k(n+1)$ 替换 $\hat{T}_k(n)$, 可以得到

$$\hat{T}_k(n+1) = [1 - \nu_k \sum_{l \in N_{k' \setminus \{k\}}} b_{l,k}] \hat{\psi}_k(n+1) + \nu_k \sum_{l \in N_{k' \setminus \{k\}}} b_{l,k} \hat{\psi}_l(n+1). \quad (18)$$

引入系数 $a_{l,k}$, 若 $l \notin N_k$, 则 $a_{l,k} = 0$; 若 $l \in N_{k' \setminus \{k\}}$, 则 $a_{l,k} = \nu_k b_{l,k}$; 若 $l = k$, 则 $a_{k,k} = 1 - \nu_k \sum_{l \in N_{k' \setminus \{k\}}} b_{l,k}$ 。系数 $a_{l,k}$ 构成 $K \times K$ 的矩阵 $\mathbf{A}$, 可以看出对任意节点 $k, \sum_{l \in N_k} a_{l,k} = 1$, 且矩阵 $\mathbf{A}$ 为左随机矩阵。

扩散算法分为自适应过程和融合过程两个阶段。自适应过程中, n 时刻, 节点 k 的中间估计值 $\hat{\psi}_k(n+1)$ 由估计值 $\hat{T}_k(n)$ 和新的状态信息计算。系数 $a_{l,k}$ 决定了节点间状态值的交换过程。融合过程中, k 节点的状态估计值 $\hat{T}_k(n+1)$ 由 $\hat{\psi}_l(n+1)$ 线性融合得到, $c_{l,k}$ 决定了融合策略。

扩散策略可以总结为三个步骤。

步骤 1 初始化过程

给定初值 $\hat{T}_k(0) = T_k(0)$, $T_k(0)$ 是节点 k 进行 MME 检测得到的。给定非负系数 $a_{l,k}, c_{l,k}$ 。

步骤 2 节点 k 的递归迭代过程

$$\hat{\psi}_k(n+1) = \hat{T}_k(n) + \mu_k \sum_{l \in N_k} a_{l,k} [T_l(n) - \hat{T}_k(n)],$$

$$\hat{T}_k(n+1) = \sum_{l \in N_k} c_{l,k} \hat{\psi}_l(n+1).$$

步骤 3 判决过程

节点 k 的状态估计值 $\hat{T}_k(n)$ 收敛到 T_k^* 。

$$H_0: T_k^* < \lambda, H_1: T_k^* > \lambda.$$

3.3 网络拓扑

扩散策略通过本地节点状态信息自适应和相邻节点信息线性融合过程完成全网信息的融合传递。

扩散策略中, 自适应矩阵 $\mathbf{A}$ 和融合矩阵 $\mathbf{C}$ 的选取决定了网络收敛速度和检测性能。本文中矩阵 $\mathbf{A}$ 按照式(14)的方式得出, 矩阵元素 $a_{l,k}$ 表示节点 l 数据所占权重的大小由它的邻居节点的个数决定, 提高了自由度大的节点的权重, 能够加快适应过程, 通过与相邻节点的信息交换估计出本地节点的状态

值。可以令 $C=A$, 信息融合时, 自由度高的节点有更大的融合权重。

$$a_{l,k} = \begin{cases} \frac{|N_l|}{|N_k| + \sum_{l \in N_k} |N_l|}, & l \in N_k \\ \frac{|N_k|}{|N_k| + \sum_{l \in N_k} |N_l|}, & l = k \\ 0, & \text{其他} \end{cases}, \quad \sum_{i=1}^N a_{i,k} = 1。 \tag{19}$$

3.4 检测性能分析

分布式认知无线网络中, 认知节点的检测初始值按照扩散策略或共识策略经过有限次迭代可以达到全网统一的收敛值。因此, 各个认知节点独自依据收敛值完成判决过程, 各节点的检测概率和虚警概率也是全局的虚警概率和检测概率:

$$\begin{cases} Q_{fa} = P_{fa,k}, & k = 1, 2 \cdots, K。 \\ Q_d = P_{d,k} \end{cases} \tag{20}$$

式中, Q_{fa} 、 Q_d 分别为全局虚警概率、检测概率。各个认知节点的虚警概率 P_{fa} 、 P_d 根据下式计算:

$$\begin{cases} P_{fa} = \Pr(T_k^* < \lambda \mid H_0) \\ P_d = \Pr(T_k^* > \lambda \mid H_1) \end{cases}。 \tag{21}$$

4 仿真分析

仿真部分主要对基于扩散策略的分布式协作检测算法的网络收敛性能和检测性能与其他算法进行对比实验。仿真采用 10 节点认知网络, 其拓扑关系和信噪比信息如图 1 所示。仿真实验中, PU 信号为高斯白噪声信道下的 QPSK 信号, 其基带码元速率为 2 kb/s, 载波信号为 10 kHz, 数据采样速率为 50 kHz。实验采用蒙特卡洛仿真的方法对所提算法进行验证。

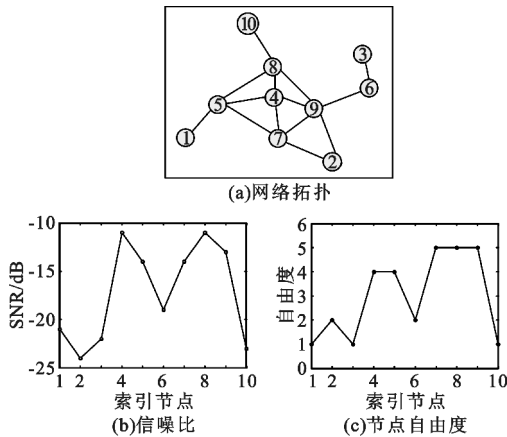


图 1 10 节点认知无线网络拓扑
Fig.1 10 nodes cognitive radio network topology

4.1 网络收敛性能分析

图 2~4 是 PU 信号存在时分别采用平均共识、加权共识、扩散策略 3 种策略的收敛性能曲线。可以看出, 扩散策略的网络收敛速度明显优于共识策略。扩散策略 12 次迭代即可收敛, 而平均共识策略需要 40 次, 加权共识 50 次还没完全收敛。同时可以看出, 加权共识相比平均共识策略没有收敛速度的优势, 但其收敛值更大, 后面验证了它在检测性能方面的优势。本文也对 PU 信号不存在时几种策略的收敛情况进行了仿真, 得出了相同的收敛结果。扩散策略更适合认知网络节点的信息扩散, 可以有效提高网络的收敛速率, 提高主用户检测效率。

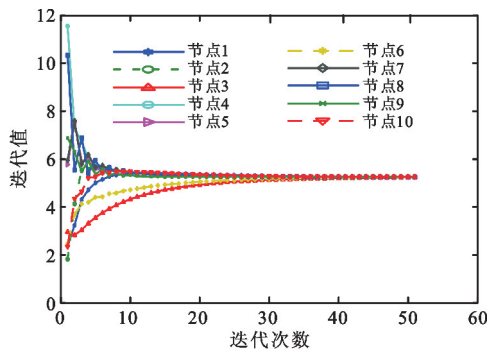


图 2 平均共识策略的网络收敛性能
Fig.2 Network convergence performance of the average consensus strategy

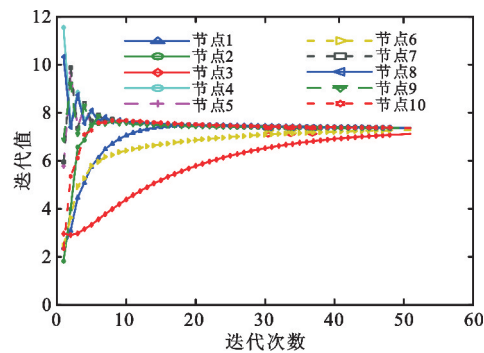


图 3 加权共识策略的网络收敛性能
Fig.3 Network convergence performance of the weighted consensus strategy

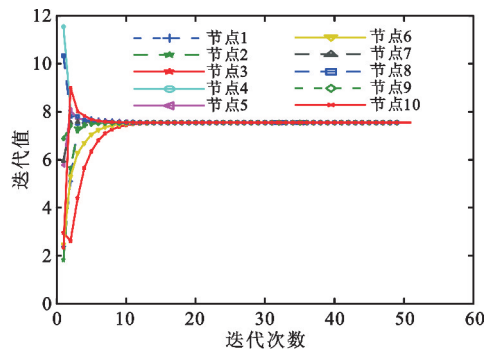


图 4 扩散策略的网络收敛性能
Fig.4 Network convergence performance of the diffusion strategy

表 1 是 3 种策略在 PU 信号存在和不存在情况下进行 100 次独立仿真实验得到的平均收敛值。可以看出,收敛值作为各认知节点的检测值,PU 存在时,采用扩散策略得到的认知用户的收敛值大于加权共识策略和平均共识策略;PU 不存在时,3 种策略的收敛值几乎一致。可以认为,扩散策略是通过提高网络存在 PU 信号时的收敛结果来提高检测性能的。

表 1 3 种协作策略的收敛值

Table 1 Convergence value of the 3 cooperative strategies

策略	收敛值	
	H_1	H_0
平均共识	4.809 6	1.582 4
加权共识	6.774 5	1.592 3
扩散策略	7.043 2	1.585 9

4.2 检测性能分析

图 5 是非合作、平均共识、加权共识和扩散 4 种策略下网络节点协作检测性能曲线。为了凸显 4 种方法的优劣,对图 1 中各节点的信噪比降低 10 dB,网络节点的平均信噪比为 -17.2 dB。非合作策略检测曲线是在网络中信噪比最高的节点 -11 dB 条件下的仿真结果。可以看出,3 种分布式协作感知方案得到的检测性能均优于网络中信噪比最高的节点。扩散策略的检测性能优于平均共识和加权共识策略。在虚警概率为 0.01 时,4 种策略的检测概率分别为 0.824、0.959、0.98、0.993。需要注意的是,由于拓扑结构特定,实验得到的检测概率只能定性说明检测性能好坏,不能定量反映检测性能差距大小。在信噪比环境更好时,几种检测方案的检测性能差异不会太大。

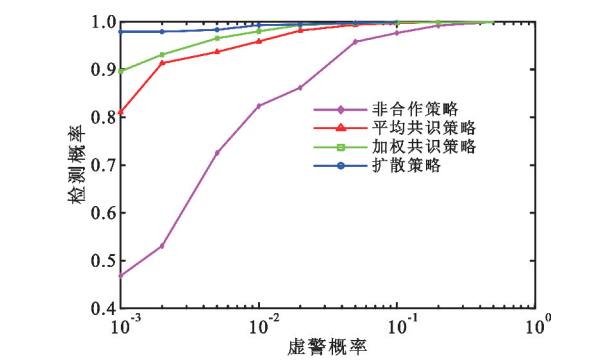


图 5 4 种策略的检测性能比较

Fig. 5 Detection performance comparison among 4 strategies

表 2 是固定虚警概率时几种策略的检测门限值和平均检测概率。本实验数据是在 $P_{fa}=0.01$ 时进

行 100 次独立仿真实验得到,用于分析理论门限和实际门限的关系以及几种策略的检测性能。根据公式(8)可以得出 $P_{fa}=0.01$ 时,理论的检测门限为 1.644 8。从实验结果可以看出,采用扩散策略和加权共识策略的认知网络中认知用户的检测门限明显低于非合作策略和平均共识策略。从收敛值的方差可以看出,采用不同策略的收敛值波动范围从小到大依次是加权共识策略、扩散策略、平均共识策略、非合作策略,这说明单认知用户检测易受到环境影响,而采用协作的方式可以提高检测的鲁棒性,而采用扩散策略的认知网络鲁棒性较好。认知用户的检测性能从高到低依次是扩散策略、加权共识策略、平均共识策略、非合作策略。从认知用户的检测性能上看,采用扩散策略的网络检测性能最好。

表 2 4 种策略的检测性能指标

Table 2 Detection performance index of 4 strategies

策略	收敛值 均值	收敛值 方差	检测 门限	平均检 测概率
非合作	1.596 4	0.017 1	1.900 6	0.832 0
平均共识	1.582 4	0.013 9	1.855 9	0.948 4
加权共识	1.592 3	0.002 2	1.701 1	0.960 8
扩散策略	1.585 9	0.002 8	1.708 7	0.983 4

需要注意,认知用户的检测性能与网络拓扑结构、各认知用户的信噪比环境以及相邻节点的通信信道环境有关,认知节点协作环境的变化直接影响检测性能。扩散机制可以很好解决环境变化带来的影响,自适应矩阵和融合矩阵可以随时根据节点自身环境进行调整,不需要知道整个网络的拓扑结构信息,相邻节点间偶尔的通信链路失效也不会影响整个网络的正常运行。

5 结束语

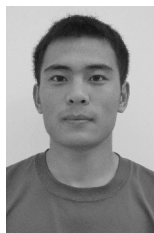
本文研究了认知网络多用户分布式协作频谱检测问题,将 MME 检测算法和扩散策略相结合,提出一种基于扩散策略的分布式协作频谱检测算法,并从认知网络检测量信息的收敛速度和检测性能两个方面进行仿真验证。仿真结果表明,采用扩散策略的认知网络的检测量信息的收敛速度远快于共识策略。在检测性能上,采用扩散策略的网络明显好于其他传统共识策略和非合作策略。下一步将对认知网络各认知用户实时检测量信息融合算法进行研究。

参考文献:

[1] ZENG Y H,LIANG Y C,HOANG A T,et al. A review on

- spectrum sensing for cognitive radio: challenges and solutions[J]. EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, 2010(2010): 1-15.
- [2] WU Q H, DING G R, WANG J L, et al. Consensus-based decentralized clustering for cooperative spectrum sensing in cognitive radio networks[J]. Chinese Science Bulletin, 2012, 57(28-29): 3677-3683.
- [3] MA J, ZHAO G, LI Y. Soft combination and detection for cooperative spectrum sensing in cognitive radio networks[J]. IEEE Transactions on Wireless Communication, 2008, 7(11): 4502-4507.
- [4] TU S Y, SAYED A H. Diffusion strategies outperform consensus strategies for distributed estimation over adaptive networks[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2012, 60(12): 6217-6234.
- [5] 王晓侃, 卢光跃, 包志强, 等. 一种新的分布式协作能量检测算法[J]. 电讯技术, 2012, 52(9): 1480-1485.
WANG Xiaokan, LU Guangyue, BAO Zhiqiang, et al. A new distributed cooperative energy detection algorithm[J]. Telecommunication Engineering, 2012, 52(9): 1480-1485. (in Chinese)
- [6] ANAM R, WALEED E, AHMED S S, et al. Consensus-based distributive cooperative spectrum sensing for mobile Ad Hoc cognitive radio networks[J]. International Journal of Distributed Sensor Networks, 2013, 14(2): 135-143.
- [7] LI Z Q, YU F R, HUANG M Y. A distributed consensus-based cooperative spectrum sensing scheme in cognitive radios[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2010, 59(1): 383-393.
- [8] ZHANG W L, WANG Z, GUO L, et al. Distributed cooperative spectrum sensing based on weighted average consensus[C]//Proceedings of 2011 Global Telecommunications Conference. Houston, TX, USA: IEEE, 2011: 1-6.
- [9] 吴玉林, 钱慧, 李娜萍, 等. 基于分布式估计扩散机制的协作频谱感知方法[J]. 计算机仿真, 2013, 30(5): 199-202.
WU Yulin, QIAN Hui, LI Naping, et al. Diffusion strategy for cooperative spectrum sensing based on distributed estimation[J]. Computer Simulation, 2013, 30(5): 199-202. (in Chinese)
- [10] PEDRO A F, ALFONSO C, GEORGIO B G. Distributed clustering using wireless sensor networks[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2011, 59(4): 707-724.
- [11] ZENG Y, LIANG Y C. Eigenvalue-based spectrum sensing algorithms for cognitive radio[J]. IEEE Transactions on Communications, 2009, 57(6): 1784-1793.
- [12] EJAZ W, HASSAN N U, KIM H S. Distributed cooperative spectrum sensing in cognitive radio for Ad Hoc networks[J]. Computer Communications, 2013, 36(12): 1341-1349.
- [13] RIBEIRO F C, CAMPOS M L, WERNER S. Distributed cooperative spectrum sensing with adaptive combining[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. Kyoto: IEEE, 2012: 3557-3560.
- [14] AINOMAE A, TRUMP T, BENGTSSON M. Distributed diffusion LMS based energy detection[C]//Proceedings of 2014 6th International Congress on Ultra Modern Telecommunications and Control Systems and Workshops. St. Petersburg: IEEE, 2014: 176-183.
- [15] CHEN J S, SAYED A H. Diffusion Adaptation strategies for distributed optimization and learning over Networks[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2012, 60(8): 4289-4304.

作者简介:



姚少林(1992—),男,河南洛阳人,2013年于军械工程学院获学士学位,现为硕士研究生,主要研究方向为认知无线电技术;

YAO Shaolin was born in Luoyang, Henan Province, in 1992. He received the B. S. degree from Ordnance Engineering College in 2013. He is now a graduate student. His research concerns cognitive radio technology.

Email: yaoshalin72@gmail.com

张政保(1965—),男,河北石家庄人,2005年于军械工程学院获博士学位,现为教授、硕士生导师,主要研究领域为认知无线电、信息安全技术;

ZHANG Zhengbao was born in Shijiazhuang, Hebei Province, in 1965. He received the Ph. D. degree from Ordnance Engineering College in 2005. He is now a professor and also the instructor of graduate students. His research concerns cognitive radio technology and information security technology.

Email: zhengbaozhang@163.com

许鑫(1963—),男,河北石家庄人,1996年于空军指挥学院获学士学位,现为军械工程学院高级工程师,主要研究方向为通信抗干扰技术;

XU Xin was born in Shijiazhuang, Hebei Province, in 1963. He received the B. S. degree from Air Force Command Academy in 1996. He is now a senior engineer. His research concerns communication anti-jamming technology.

Email: xuxin_paper@sina.com

刘广凯(1990—),男,河北石家庄人,2013年于军械工程学院获学士学位,现为硕士研究生,主要研究方向为通信抗干扰技术。

LIU Guangkai was born in Shijiazhuang, Hebei Province, in 1990. He received the B. S. degree from Ordnance Engineering College in 2013. He is now a graduate student. His research concerns communication anti-jamming technology.

Email: dreamer_gk@163.com