

基于CDS的分布式协作共识频谱感知方法

黄庆东, 孙 晴, 闫乔乔

(西安邮电大学通信与信息工程学院, 信息与通信技术国家级实验教学中心 西安 710121)

【摘要】针对原有全网络分布式协作共识方法信息交互量大、收敛速度慢、共识收敛结果不稳定的问题, 本文在分布式协作共识频谱感知方法的基础上, 提出了基于连通支配集的分布式协作共识频谱感知方法。该方法通过网络连通支配子集进行网络频谱感知信息的收集和共识计算, 获得稳定的共识结果, 再将共识结果分享给网络其他非支配集节点, 实现全网络快速共识收敛。与原有分布式协作共识方法相比, 降低了网络节点间的信息交互量, 并且能快速收敛到稳定、精确的共识结果, 仿真结果验证了算法的优良特性。

关键词 认知无线电; 连通支配集; 协作频谱感知; 共识

中图分类号 TN911.23 **文献标志码** A **doi**:10.3969/j.issn.1001-0548.2017.05.004

Distributed Consensus Cooperative Spectrum Sensing Method Based on Connected-Dominating-Set

HUANG Qing-dong, SUN Qing, and YAN Qiao-qiao

(Informations and Communications Technology of National Experimental Teaching Center, School of Communication and Information Engineering, Xi'an University of Posts and Telecommunications Xi'an 710121)

Abstract Aiming at the problems of large amount of information exchange, slow convergence and unstable convergence result of the original whole-network distributed cooperative consensus method, a distributed consensus cooperative spectrum sensing method based on connected-dominating-set is proposed. In this paper, the connected-dominating-set method collects information of network spectrum sensing and does consensus calculation through the network connected dominating subset, which gets a stable consensus result. Then, the consensus results are shared to other non-dominated nodes in the network, so rapid convergence is achieved. There are two advantages of the proposed method compared with the original network distributed cooperative consensus method. One is that the amount of information exchanged among network nodes reduces, the other is that the network can quickly converge to a stable and accurate consensus result. The proof of convergence theorem of distribution consensus is given in this paper. Lastly, the simulation results show the excellent characteristics of this new algorithm.

Key words cognitive radios; connected dominating set; cooperative spectrum sensing; consensus

认知无线电(cognitive radios, CRs)主要用于克服无线通信频谱资源的短缺问题, 使次用户在不干扰主用户的情况下获得对空闲频谱资源的使用。CRs中谱感知方式可通过非协作或协作的方式实施, 本文研究的是一群次用户通过协作的方式实施频谱感知的情况。协作方式可以避免和改善影深和遮掩衰落对检测结果的影响, 另外空间分布的用户具有更好的区域覆盖性, 有助于提高准确度。

CRs中频谱感知^[1]主要有3种方式: 匹配滤波理论最优, 但需要主用户先验信息; 能量检测次优, 它简单易实施, 对主用户没有太多要求; 循环平稳

特征检测方法能够检测信噪比(signal to noise ratio, SNR)很低的信号, 但它也需要主用户的先验知识^[2]。文献[3]提出了分布协作感知, 通过分布的次用户协作达到共识并最终判决, 特别适应网络中无线衰落严重的用户检测, 但是并没有考虑和利用网络拓扑资源。随着无线通信的发展, CRs技术和应用得到广泛关注, 文献[4]研究了时变衰落信道下认知无线电技术; 文献[5]利用CRs技术改善工业环境中干扰的影响; 文献[6]研究了CRs协作信息传递时的信息碰撞问题。近年来, 网络拓扑可知理论用于改善网络性能, 得到关注和研究^[7-9]。连通支配集(connected

收稿日期: 2016-04-12; 修回日期: 2017-06-02

基金项目: 国家重大专项(2017ZX03001012-005)

作者简介: 黄庆东(1976-), 男, 副教授, 博士, 主要从事分布式信号处理、阵列信号处理、低复杂度算法等方面研究。

dominating set, CDS)是网络拓扑的重要方面。文献[9]研究了无线ad hoc网络高效路由机制,提出了连通支配集的简单有效计算方法,以及拓扑改变时的动态更新/重算方法。

本文将文献[3]与文献[9]中的方法相结合,在原算法中考虑了网络拓扑的有利因素,提出基于连通支配集的分布式协作共识频谱感知方法。

1 感知模型及其分布式实现

认知无线电协作共识频谱感知分为两个阶段。第一阶段,次用户进行数据测量,次用户*i*的测量数据表示为 Y_i 。第二阶段,各次用户与邻居用户建立通信链路并进行信息交互,根据获得的数据计算各自的本地结果,此处理过程通过反复迭代进行。在起始时刻 $k=0$,每个次用户*i*设置 $x_i(0)=Y_i$ 作为本地状态变量的初始值。在时刻 $k=0,1,2,\dots$,根据实时网络拓扑,次用户邻居间交互它们的状态 $x(k)$,各次用户计算并生成状态更新值 $x(k+1)$,迭代重复执行直到所有个体的状态 $x(k)$ 收敛到定值 x^* 。

1.1 频谱感知模型

在第一阶段,次用户在每一个时隙的开始测量主用户数据,这里主用户的先验知识未知。图1为能量检测模块图。为方便采用能量检测频谱感知方法^[10],使信号输入中心频率为 f_s 、带宽为 W 的带通滤波器,再通过求平方器件,然后关于时间区间 T 求积分。积分器输出 Y 是次用户接收到的能量,其分布情况依赖于主用户信号是否存在。频谱感知的目的就是在两个假设 \mathcal{H}_0 和 \mathcal{H}_1 间进行判决:

$$x(t) = \begin{cases} n(t) & \mathcal{H}_0 \\ hs(t) + n(t) & \mathcal{H}_1 \end{cases} \quad (1)$$

式中, $x(t)$ 是次用户接收到的信号; $s(t)$ 是主用户传输的信号; $n(t)$ 是加性高斯白噪声; h 是信道的振幅增益。定义SNR为 γ ,积分器的输出 Y 作为判决统计量^[10]:

$$Y = \begin{cases} \chi_{2TW}^2 & \mathcal{H}_0 \\ \chi_{2TW}^2(2\gamma) & \mathcal{H}_1 \end{cases} \quad (2)$$

式中, χ_{2TW}^2 和 $\chi_{2TW}^2(2\gamma)$ 分别代表中心和偏心卡方分布的随机数,各自具有 $2TW$ 维自由度,后者的偏心参数为 2γ 。为了简化,假设时间带宽积 TW 为整数,用 m 表示。

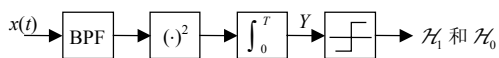


图1 能量检测方块图

在瑞利衰落信道条件下,增益 h 是随机量,SNR

值 γ 服从指数分布。在此条件下,输出 Y 的分布依赖于SNR平均值 $\bar{\gamma}$ 。当主用户不存在时, Y 依然服从 χ_{2TW}^2 分布;当主用户出现时, Y 可以表示为两个独立随机变量和的形式^[11]:

$$Y = Y_x + Y_e \quad \mathcal{H}_1 \quad (3)$$

式中, Y_x 服从 χ_{2TW}^2 分布; Y_e 是参数为 $2(\bar{\gamma}+1)$ 的指数分布。经过 T 秒后,每个次用户*i*进行能量检测并得到测量数据 $Y_i \in \mathbb{R}^+$ 。

1.2 网络模型和共识概念

在第二阶段,次用户与邻居建立通信链路进行信息交互。为简化,次用户组成的网络可以表示成无向图 $G=(N,\mathfrak{S})$ ^[12],由节点集合 $N=\{i=1,2,\dots,n\}$ 和边集合 $\mathfrak{S} \subset N \times N$ 构成。每个边表示为无向对 (i,j) ,两节点单步连接。图 G 中的路径由节点序列 $i_1,i_2,\dots,i_l(l \geq 2)$ 构成,那么 $(i_m,i_{m+1}) \in \mathfrak{S}$ 对于所有 $1 \leq m \leq l-1$ 均成立。图 G 中任两个节点通过路径连通,称图 G 是连通图,本文所述的图指连通图。若 $(i,j) \in \mathfrak{S}$ 且 $i \neq j$,表示次用户*j*(节点*j*)和次用户*i*(节点*i*)是邻居。节点*i*的邻居表示为 $N_i = \{j | (j,i) \in \mathfrak{S}\} \subset N$ 。 N_i 集合的节点数为 $|N_i|$,称为节点*i*的度。

考虑协作频谱感知问题为共识问题,在达到共识以前次用户交互各自检测的输出结果信息。对于图 G 模型中的 n 个节点,对应分配状态变量 $x_i(i \in N)$ 。 x_i 为共识变量,它本质上代表节点*i*的能量检测值。当它逐渐趋于稳定时, x_i 收敛到共识固定值 x^* ,即:

$$x_i(k) \rightarrow x^* \quad i \in N, k \rightarrow \infty \quad (4)$$

式中, $k=0,1,2,\dots$ 是离散时间;而 $x_i(k)$ 是节点*i*在 k 时刻的状态,它是由 $k-1$ 时刻节点*i*和它的邻居状态值计算获得的状态更新值。协作频谱感知采用平均共识 $x^* = \text{Ave}(x) = (1/n) \sum_{i=1}^n x_i(0)$ 。

1.3 分布式协作共识频谱感知

1) 对于固定连通网络模型,网络拓扑不发生改变的情况

对于节点*i*,在 $k=0$ 时,测量值 Y_i 表示为 $x_i(0) = Y_i \in \mathbb{R}^+$ 。各节点在离散时刻 $k=0,1,2,\dots$ 的状态更新表示为^[3]:

$$x_i(k+1) = x_i(k) + \varepsilon \sum_{j \in N_i} [x_j(k) - x_i(k)] \quad (5)$$

其中,

$$0 < \varepsilon < (\max_i |N_i|)^{-1} = 1/\Delta \quad (6)$$

式中, Δ 表示网络的最大自由度。最终分布式协作达成共识会收敛到值 x^* 。最后通过比较共识值 x^* 和预先定义的门限值 λ , 各节点 i 实现判决:

$$\mathcal{H} = \begin{cases} \mathcal{H}_0 = 0 & \text{其他} \\ \mathcal{H}_1 = 1 & x^* > \lambda \end{cases} \quad (7)$$

2) 对于随机网络模型, 网络拓扑发生随机改变的情况

设图 $G=(N, \mathfrak{S})$ 表示无链路错误情况下的最大通信链路集。考虑到随机链路错误, 在时刻 k 用图 $G(k)=(N, \mathfrak{S}(k)) \subseteq G$ 来描述随机网络。当 k 时刻节点 j 和 i 连通, 则边 $(j, i) \in \mathfrak{S}(k)$, 其中 $(j, i) \in \mathfrak{S}$ 。图 G 各链路错误相互独立, 错误概率 $p \in (0, 1)$, k 时刻节点 i 的邻居 $N_i(k) = \{j | (j, i) \in \mathfrak{S}(k)\}$, 邻居节点数为 $|N_i(k)|$ 。随机网络中, 每个节点按照如下规则进行状态更新:

$$x_i(k+1) = x_i(k) + \varepsilon \sum_{j \in N_i(k)} [x_j(k) - x_i(k)] \quad (8)$$

式中, 如果 $N_i(k) = \emptyset$, 则 $x_i(k+1) = x_i(k)$ 。当 $k \rightarrow \infty$ 时, 最终分布式协作达成共识, 以概率1收敛到 x^* [3]。

2 连通支配集分布式共识频谱感知

分布式协作共识虽然能够达到一致收敛, 但没有借助拓扑结构提升共识速度。实际上可以采用全网络节点分布式协作, 并在连通支配集上快速形成稳定共识, 然后将结果分享给其他非支配集节点来提升网络共识状态的收敛速度, 且最终一致收敛结果不变。

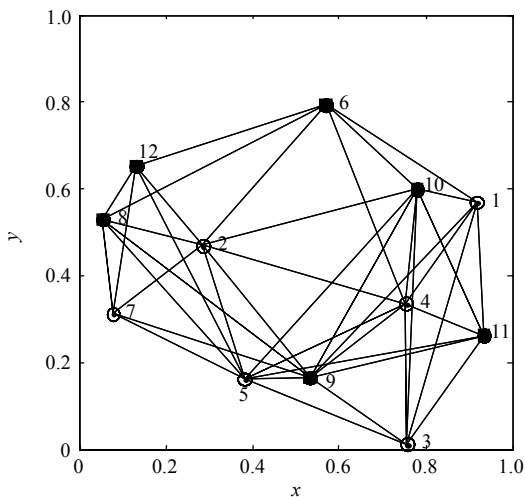


图2 网络拓扑图

连通支配集由连通的支配节点构成, 网络所有节点要么在当前连通支配集中, 要么是连通支配集的邻居节点[9]。如图2所示, 12个节点随机分布于长

宽各为1的正方形区域, 节点间的边用连线表示, 图中黑色方块是连通支配集节点 $\{6, 8, 9, 10, 11, 12\}$ 。连通支配集经过单步可以到达网络中的任意节点, 故网络信息通过它可以高效传递。因此将文献[3]的方法与连通支配集相结合, 可以借助网络拓扑结构, 达到快速达成共识的效果。对于包含链路误差的随机网络模型, 文献[9]提出了相应的更新和重算措施。

2.1 固定无向网络模型分布式共识频谱感知方法

设 $G'=(N', \mathfrak{S}')$ 为网络 G 的连通支配集, 其节点集合 $N' \subset N$, 边集合 $\mathfrak{S}' \subset \mathfrak{S}$ 。支配集中节点 i 的邻居 $N'_i = \{j | (j, i) \in \mathfrak{S}'\} \subset N'$ 。由于通过支配集 G' 及其邻居节点可以覆盖全网络, 所以支配集状态收敛速度比整个网络状态收敛速度快。由于支配集先于网络收敛到稳定值, 可以将支配集状态收敛的结果分享给网络邻居节点, 各个节点再按式(7)进行判决, 进而完成网络分布协作频谱感知。

定理 1 无向连通图 $G=(N, \mathfrak{S})$ 固定网络, 采用式(5)进行分布式协作状态更新, 当 $k \rightarrow \infty$ 时, 对于任何初始状态 $x_i(0) (i \in N)$, 最终各个节点逐渐达成共识, 以概率1收敛到稳定状态值 x^* 。

证明: 图 G 的拉普拉斯矩阵为 $L = (l_{i,j})_{n \times n}$, 其中:

$$l_{i,j} = \begin{cases} |N_i| & j = i \\ -1 & j \in N_i \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (9)$$

式(9)表示矩阵 L 为半正定。进而, 式(5)的矢量形式为:

$$\mathbf{x}(k+1) = \mathbf{P}\mathbf{x}(k) \quad (10)$$

式中, $\mathbf{P} = \mathbf{I} - \varepsilon \mathbf{L}$ 。设 \mathbf{P} 第 i 行 j 列的元素为 $p_{i,j}$, $x_i(k)$ 是 $\mathbf{x}(k)$ 的第 i 行元素, 易知 ε 的取值确保 \mathbf{P} 是双随机矩阵(即其各行、各列值的和为1), 且各主对角线元素 $p_{i,i} > 0$ 。

式(10)描述了一个齐次马尔可夫链模型, \mathbf{P} 为网络各节点状态的一步转移概率矩阵。一步转移概率 $p_{i,j}$ 只与节点 i, j 有关, 与时刻 k 无关。设图 G 中节点 i, j, k 构成一个路径, 且 $(i, j) \in \mathfrak{S}$, $(j, k) \in \mathfrak{S}$, $(i, k) \notin \mathfrak{S}$, 即节点 i 通过节点 j 与节点 k 相连。则 $0 < p_{i,i} > p_{i,j} > p_{j,j} > p_{j,k} < 1$ 且 $p_{i,k} = 0$ 。容易得到二步状态转移为:

$$\mathbf{x}(k+2) = \mathbf{P}^{(2)}\mathbf{x}(k) = \mathbf{P}\mathbf{P}\mathbf{x}(k) = \mathbf{P}^2\mathbf{x}(k) \quad (11)$$

式中, $\mathbf{P}^{(2)}$ 代表二步转移概率矩阵, 其第 i 行 j 列元素为:

$$p_{i,k}^{(2)} = \sum_{m \in N} p_{i,m} p_{m,k} \geq p_{i,i} p_{i,k} + p_{i,k} p_{k,k} > 0 \quad (12)$$

另:

$$p_{i,j}^{(2)} = \sum_{m \in N} p_{i,m} p_{m,j} \geq p_{i,i} p_{i,j} + p_{i,j} p_{j,j} > 0 \quad (13)$$

由于 \mathbf{P} 各行、各列和为1, 故对于 $\mathbf{P}^{(2)}$ 各行、各列求和也为1, 如下:

$$\begin{cases} \sum_{k=1}^n p_{i,k}^{(2)} = \sum_{k=1}^n \sum_{m=1}^n p_{i,m} p_{m,k} = \sum_{m=1}^n p_{i,m} \sum_{k=1}^n p_{m,k} = 1 \\ \sum_{i=1}^n p_{i,k}^{(2)} = \sum_{i=1}^n \sum_{m=1}^n p_{i,m} p_{m,k} = \sum_{m=1}^n p_{m,k} \sum_{i=1}^n p_{i,m} = 1 \end{cases} \quad (14)$$

同时根据 $0 < p_{i,i}, p_{i,j}, p_{j,j}, p_{j,k} < 1$, 参照式(14)可推知 $n > 1$ 步转移概率为:

$$0 < p_{i,i}^{(n)}, p_{i,j}^{(n)}, p_{j,j}^{(n)}, p_{j,k}^{(n)} < 1 \quad (15)$$

且如果节点 i 与节点 k 最短路径为 l 步, 则 $p_{i,k}^{(l)} > 0$ 。如果网络节点间最长的最短路径为 l' 步, 则转移概率矩阵 $\mathbf{P}^{(l')}$ 的所有元素都大于0, 同时 $\mathbf{P}^{(l')}$ 各行、各列值求和为1。由此可知, 矩阵 $\mathbf{P}^{(l')}$ 符合马尔可夫链遍历定理要求, 存在极限分布:

$$\begin{aligned} \lim_{k \rightarrow \infty} p_{i,j}^{(k)} &= p_j \quad (16) \\ \mathbf{P}^{(k)} \xrightarrow{k \rightarrow \infty} &\begin{bmatrix} p_1 & p_2 & \cdots & p_n \\ p_1 & p_2 & \cdots & p_n \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ p_1 & p_2 & \cdots & p_n \end{bmatrix} \quad (17) \end{aligned}$$

由无向图 G 可知 \mathbf{P} 是对称矩阵, 故而 k 步转移概率矩阵 $\mathbf{P}^{(k)}$ 也是对称矩阵, 且各行、各列和为1。因此可以推出 $p_1 = p_2 = \cdots = p_n = 1/n$, 有:

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \mathbf{P}^{(k)} \mathbf{x}(k) = \mathbf{x}^* \cdot \mathbf{1} \quad (18)$$

不同于文献[3]中的算法, 这里各节点按照连通支配集分享的收敛值进行判决, 进而有效地利用拓扑资源提升算法性能。连通支配集收敛值作为全网络的收敛值分享给周围非支配集的邻居节点, 最后根据式(7)进行判决。

2.2 链路失败的无向随机网络分布式共识频谱感知

随机网络节点间的链路 $(i, j) \in \mathfrak{S}$ 以概率 $p \in (0, 1)$ 失败, 各个链路相互独立。 k 时刻的随机网络图表示为 $G(k) = (N, \mathfrak{S}(k))$ 。图 $G(k)$ 的支配集为 $G'(k) = (N'(k), \mathfrak{S}'(k))$, 其中 $N'(k)$ 和 $\mathfrak{S}'(k)$ 分别为支配集的节点集合和边集合, 文献[9]介绍了支配集节点的更新和重新计算过程。

定理 2 无向随机连通图 $G(k) = (N, \mathfrak{S}(k))$, 节点间链路 $(i, j) \in \mathfrak{S}$ 以概率 $p \in (0, 1)$ 失败, 各个链路相互独立, 用式(8)进行分布式协作状态更新。当 $k \rightarrow \infty$ 时, 对初始状态 $x_i(0) (i \in N)$, 最终各节点达成共识, 以概率1收敛到稳定状态值 x^* 。

证明: 随机图 $G(k)$ 的拉普拉斯随机矩阵

$\mathbf{L}(k) = (l_{i,j}(k))_{n \times n}$, 其中:

$$l_{i,j}(k) = \begin{cases} |N_i(k)| & j = i \\ 0 \text{ 或 } -1 & j \in N_i(k); (0, 1) \text{ 分布以概率 } p \text{ 取 } 0 \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (19)$$

由式(19)可知矩阵 $\mathbf{L}(k)$ 是半正定的随机矩阵。进而, 式(8)的矢量的形式为:

$$\mathbf{x}(k+1) = \mathbf{P}(k) \mathbf{x}(k) \quad (20)$$

式中, $\mathbf{P}(k) = \mathbf{I} - \varepsilon \mathbf{L}(k)$, 设 $p_{i,j}(k)$ 表示 $\mathbf{P}(k)$ 第 i 行 j 列元素, $x_i(k)$ 是 $\mathbf{x}(k)$ 的第 i 行元素。易知 ε 的取值确保了 $\mathbf{P}(k)$ 是双随机矩阵形式的随机过程(即其各行、各列和为1); 且保证了其主对角线元素 $p_{i,i}(k) > 0$ 。

由于图 G 各节点间链路失败与否是独立同分布的, 所以 $\mathbf{P}(k)$ 是一个随机过程。进而体现随机链路连接情况的 $\mathbf{P}(k)$ 统计特性不随时间改变而改变, 所以 $\mathbf{P}(k)$ 是严平稳随机过程。 $\mathbf{P}(k)$ 在各个时刻的期望相等, 可表示为双随机常数矩阵 $\mathbf{P}_\mu = E[\mathbf{P}(k)]$ 。 $\mathbf{P}(k)$ 的各元素 $p_{i,j}(k)$ 的期望为:

$$E[p_{i,j}(k)] = \begin{cases} |N_i(k)|(1-p)/\varepsilon & j = i \\ (1-p)/\varepsilon & j \in N_i(k); (0, 1) \text{ 分布以概率 } p \text{ 取 } 0 \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (21)$$

且 $\mathbf{P}(k)$ 在各时刻 $k = 1, 2, \dots$ 时独立同分布, 根据大数定律, 当 $k \rightarrow \infty$ 时, $\mathbf{P}(k)$ 的时间平均以概率1等于统计平均 \mathbf{P}_μ , 即 $\mathbf{P}(k)$ 的均值具有各态历经性。

由此可知, 当 $k \rightarrow \infty$ 时, 随机图 $G(k)$ 的平均一步转移概率 $\mathbf{P}(k)$ 为 \mathbf{P}_μ 以概率1成立。进而当 $k \rightarrow \infty$ 时, 随机图 $G(k)$ 的状态转移可以表示成固定图 G 以一步转移概率 \mathbf{P}_μ 进行状态转移的齐次马尔可夫链。参照定理1不难得出, 此马尔可夫链是遍历的, 结合 \mathbf{P}_μ 的双随机性, 各个节点逐渐达成共识, 以概率1收敛到稳定状态值 x^* 。这说明当 $k \rightarrow \infty$ 时, 随机图 $G(k)$ 逐步到达状态 x^* 以概率1成立, 也即证明了可达性。再参照式(17)所示其各个元素值 $p_1 = p_2 = \cdots = p_n = 1/n$, 并结合一步转移概率 $\mathbf{P}(k)$ 的双随机性, 可知此状态值 x^* 不再随 $\mathbf{P}(k)$ 的变化而发生改变, 即证明了稳定性。因此, 当 $k \rightarrow \infty$ 时各节点以概率1收敛到状态值 x^* 。

按照固定无向网络模型类似的方法, 随机支配集 $G'(k)$ 其状态更新收敛速度会比整个网络收敛速度快, 提前收敛到 x^* 。因此, 这里用支配集 $G'(k)$ 收敛值 x^* 分享给周围非支配集的邻居节点, 网络各节

点再参照式(7)进行判决。

3 仿真分析

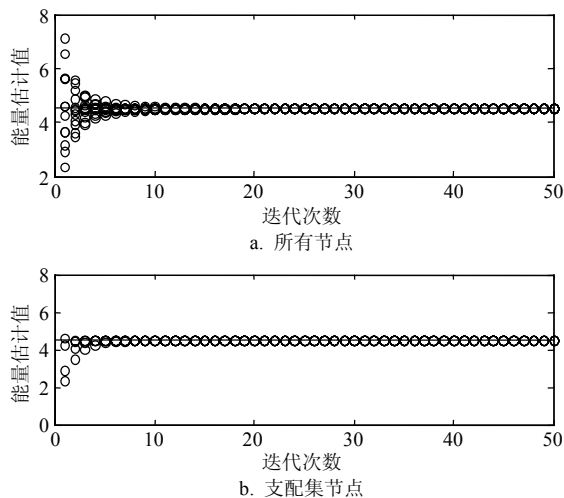


图3 12个节点固定网络

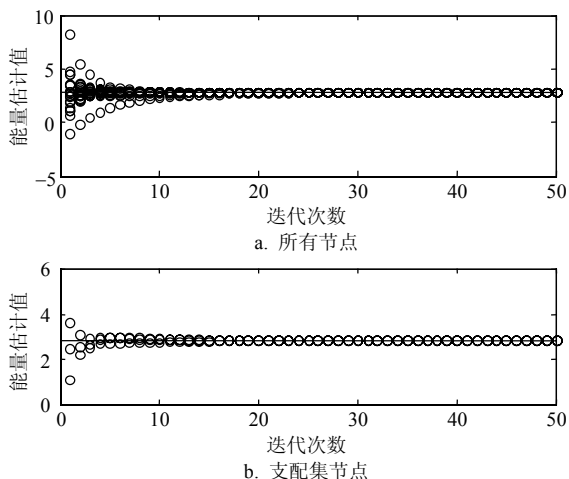


图4 20个节点随机网络

假设所有次用户处于独立同分布、空间不相关的瑞利衰落信道环境。当主用户存在时，次用户的能量检测器输出 Y 服从卡方分布；当主用户不在时，次用户的能量检测器输出 Y 为两个独立随机变量的和，如式(3)。假设次用户接收的信号SNR平均值 $\bar{\gamma}$ 均为3 dB，实验中直接构造数据 Y 。每个次用户在选定的中心频率 f_s 和带宽 W 下，以时间带宽积 TW 为检测本地能量值 Y_i 。设初始能量矢量 $\mathbf{X}(0)$ ，其中 $\mathbf{X}(0)$ 的第 i 行元素 $x_i(0) = Y_i$ 。设 $\varepsilon = 1/\Delta - 0.01$ ，支配集中含有4个节点。固定无向网络实验结果如图3所示。由图可见分布式计算结果最终收敛到 x^* ，全网络收敛迭代需要接近20次，而支配集节点不到10次，支配集收敛速度更快。图4为随机无向网络实验收敛情况，节点间连接关系失败概率 $p = 0.2$ ，

$\varepsilon = 1/\Delta - 0.01$ ，图4b支配集中含有3个节点。可知随机网络分布式计算结果最终收敛到 x^* ，全网络收敛迭代需要25次左右，而支配集节点只需约15次，支配集收敛速度明显快于全网络收敛速度。支配集的计算量相当于一轮协作共识的计算时间。因为支配集不仅为当前分布共识算法服务，它可作为网络的一个基本配置，为其他算法和功能服务。所以获取支配集付出的运算量可以不考虑。因此新方法收敛速度明显快于全网络节点收敛速度，信息交互量更少、运算时间明显降低，能够以更好的实时性、更低的能耗达到原算法相同的检测性能。

4 结束语

本文研究了无向网络中无中心分布式共识策略认知无线电频谱感知方法，对固定网络和随机网络中分布式感知收敛性进行了全新的推证，并将原有算法与支配集特性结合，利用支配集收敛结果能够更快获得收敛值，可将收敛分享给其他非支配集节点实现各个节点的判决。支配集与分布式算法结合使用体现了拓扑未知的分布式算法向拓扑可知分布式计算的过渡和迈进，这使得分布式算法与网络实际拓扑能够更好的匹配，算法性能得到更好的优化。当采用支配集与分布式结合的算法后，网络中其他节点通过支配集节点连接传输网络节点采集的信息，同时节点可以分享支配集的共识结果；另外因为支配集与其邻居节点覆盖了整个网络所有节点，所以可以避免信息的冗余传输、信道的资源浪费，同时可以节约能耗、提升信息的传递效率和分布式计算的收敛速度。

参考文献

- [1] CABRIC D, MISHRA S, BRODERSEN R. Implementation issues in spectrum sensing for cognitive radios[C]//The 38th Asilomar Conference on Signals, Systems, and Computers. California: IEEE, 2004: 772-776.
- [2] SUN C, ZHANG W, LETAIEF K B. Cluster-based cooperative spectrum sensing in cognitive radio systems[C]//The 2007 IEEE International Conference on Communications. Glasgow, Scotland: IEEE, 2007: 2511-2515.
- [3] LI Zhi-qiang, RICHARD Y U F, HUANG Min-yi. A distributed consensus-based cooperative spectrum-sensing scheme in cognitive radios[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2010, 59(1): 383-392.
- [4] LI B, SUN M, LI X, et al. Energy detection based spectrum sensing for cognitive radios over time-frequency doubly selective fading channels[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2015, 63(2): 402-417.

- [5] CHIWEWE T M, MBUYA C F, HANCKE G P. Using cognitive radio for interference-resistant industrial wireless sensor networks: an overview[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2015, 11(6): 1466-1481.
- [6] LUNDÉN J, MOTANI M, POOR H V. Distributed algorithms for sharing spectrum sensing information in cognitive radio networks[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2015, 14(8): 4667-4678.
- [7] BERTRAND A, MOONEN M. Seeing the bigger picture: How nodes can learn their place within a complex ad hoc network topology[J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2013, 30(3): 71-82.
- [8] BERTRAND A, MOONEN M. Distributed computation of the fiedler vector with application to topology inference in ad hoc networks[J]. *Signal Processing*, 2013, 93(5): 1106-1117.
- [9] JIE W U, HAILAN L I. A dominating-set-based routing scheme in ad hoc wireless networks[J]. *Telecommunication Systems*, 2001, 18(1-3): 13-36.
- [10] URKOWITZ H. Energy detection of unknown deterministic signals[J]. *Proceedings of the IEEE*, 1967, 55(4): 523-531.
- [11] KOSTYLEV V. Energy detection of a signal with random amplitude[C]//The 2002 IEEE International Conference on Communications. New York: IEEE, 2002: 1606-1610.
- [12] HUANG M, MANTON J H. Coordination and consensus of networked agents with noisy measurements: Stochastic algorithms and asymptotic behavior[J]. *SIAM Journal on Control and Optimization*, 2009, 48(1): 134-161.

编辑 叶 芳

(上接第659页)

- [8] GOGOLAK L, PLETL S, KUKOLJ D. Neural network-based indoor localization in WSN environments[J]. *ACTA Polytechnica Hungarica*, 2013, 10(6): 221-235.
- [9] ZHANG W, LIU K, ZHANG W D, et al. Deep neural networks for wireless localization in indoor and outdoor localization[J]. *Neurocomputing*, DOI: 10.1016/j.neucom.2016.02.055.
- [10] DAI H, YING W H, XU J. Multi-layer neural network for received signal strength-based indoor localization[J]. *IET Communications*, 2016, 10(6): 717-723.
- [11] DEMPSTER A P. Upper and lower probabilities induced by a multivalued mapping[J]. *Annals of Mathematical Statistics*, 1967, 38(2): 325-339.
- [12] 罗志增, 蒋静萍. 基于D-S理论的多信息融合方法及应用[J]. *电子学报*, 1999, 27(9): 100-102.
LUO Zhi-zeng, JIANG Jing-ping. Multiple information fusion method and application based on D-S evidence theory [J]. *Acta Electronica Sinica*, 1999, 27(9): 100-102.
- [13] 徐从富, 耿卫东, 潘云鹤. 面向数据融合的DS方法综述[J]. *电子学报*, 2001, 29(3): 393-396.
XU Cong-fu, GENG Wei-dong, PAN Yun-he. Review of data fusion method based on DS theory[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2001, 29(3): 393-396.
- [14] KASEBZADEH P, GRANADOS G S, LOHAN E S. Indoor localization via WLAN path-loss models and Dempster-Shafer combining[C]//International Conference on Localization and GNSS (ICL-GNSS 2014). Helsinki, Finland: IEEE, 2014.
- [15] GUO X S, WAN Q, YANG W L, et al. Low-complexity decouple DOAs estimation algorithm for 2D coherently distributed sources[J]. *Sci China Ser F-Inf Sci*, 2009, 52(5): 835-842.
- [16] FONOLLOSA J R, GASPA R, MESTRE X, et al. The IST METRA project[J]. *IEEE Commun Mag*, 2002, 40: 78-86.

编辑 税 红