

无线认知网络中一种团划分的频谱感知算法*

胡罡⁺, 徐明, 刘丽霞, 李宏建, 彭宇行

(国防科学技术大学 计算机学院, 湖南 长沙 410073)

Spectrum Sensing Algorithm Based on Clique Partition for Wireless Cognitive Networks

HU Gang⁺, XU Ming, LIU Li-Xia, LI Hong-Jian, PENG Yu-Xing

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

+ Corresponding author: E-mail: golfhg@vip.sohu.net

Hu G, Xu M, Liu LX, Li HJ, Peng YX. Spectrum sensing algorithm based on clique partition for wireless cognitive networks. *Journal of Software*, 2011, 22(2): 298–312. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/3721.htm>

Abstract: A distributed sensing algorithm is proposed which considers the nodes' contention relation and the sensing cost. The algorithm is based on the distributed minimum clique partition, which can classify nodes into several cliques. Then, the optimal spectrum sensing scheme for each node is calculated on the foundation of cliques. The computation complexity is $O(N^2 + M \times N)$, N is the node number of the network, and M is the number of channels. By a detailed simulation, the results demonstrate that the network performance is improved efficiently with the use of the algorithm.

Key words: wireless cognitive network; spectrum; sense; access; clique partition; hardware constraint

摘要: 提出了一种基于节点之间竞争关系以及感知代价的分布式频谱感知算法. 该算法基于分布式最小团划分理论, 将节点划分至不同的团中, 然后再根据团的结构来计算最优频谱感知分配. 该算法的时间复杂度仅为 $O(N^2 + M \times N)$, 其中 N 为网络中节点数, M 为信道数目. 大量的仿真实验结果表明, 该算法能够有效地提高网络性能.

关键词: 无线认知网络; 频谱; 感知; 接入; 团划分; 硬件限制

中图法分类号: TP393 文献标识码: A

无线通信技术的迅猛发展激发了越来越多的无线网络业务, 而频谱作为无线网络中最宝贵的资源, 已经难以满足目前及将来的无线业务需求. 现有的固定频谱分配方式使得频谱利用率低且严重不均, 通过调查研究发现, 任意时间、任意地点的频谱平均利用率低于 5%^[1]. 动态频谱接入 (dynamic spectrum access, 简称 DSA) 被认为是解决该供需矛盾的主要技术途径. 在软件无线电基础上提出的认知无线电 (cognitive radio, 简称 CR)^[2,3] 是该技术的基础. CR 具备对环境的动态感知、决策和传输能力, 可以动态接入共享频谱. 而无线认知网络是以 CR 为业务终端的网络. 授权用户与非授权用户并存, 具有 CR 的非授权用户可以感知空闲的频谱资源, 在不干扰授权用户的前提下, 最大限度地提高频谱资源的利用率. 无线认知网络^[4] 目前已经成为无线网络领域最前沿的研究热点之一.

本文考虑的核心问题是节点之间的频谱感知任务分配. 对于处于竞争关系的节点, 需要确定感知哪些信道

* 基金项目: 国家自然科学基金 (60773017, 60903223, 60903224)

收稿时间: 2009-03-13; 定稿时间: 2009-08-31

以及感知这些信道的顺序,以获得期望最大的频谱使用率.针对该问题提出了一种分布式的最小团划分算法——DMCPA(distributed minimum clique partition algorithm),并在此基础上设计了一种近似最优的感知算法.通过与两种典型的集中式算法的比较,验证了该算法的正确性及高效性.

本文第1节简要介绍无线认知网络频谱感知与接入方面的相关工作.第2节讨论无线认知网络的模型.第3节首先建立频谱感知与接入的数学模型及其复杂性分析,然后提出基于团划分的解决思路.第4节是DMCPA算法的具体描述.第5节和第6节分别是详细的模拟实验及总结.

1 相关工作

无线认知网络的研究工作主要集中在以下几个部分^[4]:频谱的感知(sensing)、共享(sharing)、决策(decision)、迁移(mobility).其中,决策的重点是信道分配^[5],也称频谱接入.区别于传统无线网络的信道分配,无线信道的信道分配必须基于实时感知的信道状况.因此,频谱感知是所有工作的基础.目前虽然已有针对CR的多种具体感知方式,如基于功率的感知、基于特征的感知和匹配滤波等方式,但是,如何对整个网络中的节点进行高效的感知任务分配,仍有待深入研究.目前具有典型代表性的工作有:

Yuan 提出了一种基于时间频谱块(time-spectrum block)的信道分配方案^[6],对于感知到的可用信道,根据拓扑关系,进行带宽可变的信道动态划分.理论和实验结果都证明该算法的性能比固定信道带宽的分配算法有明显提高.

Peng 等人基于最大化系统总带宽、最大最小带宽和最大化比例公平这3个原则对共享频谱分配算法进行了研究^[7].他们通过定义不同的目标收益函数,计算出各节点的标签值,利用近似最优的顶点着色算法得到整个网络目标函数的近似最优解.

Zhao 提出了一种基于部分可观测的马尔可夫模型来模拟频谱的动态接入过程.他还提出一种离散的信道接入协议——POMDA^[8].该协议将信道本周期的部分感知结果与上一个周期的状态进行比较,得到期望最优的接入方案,其前提是信道状态之间的转移概率是已知的.

Jia 提出了一种基于硬件限制的感知与接入协议——HC-MAC^[9].硬件限制是指感知过程需要一定的时间.该协议假设各个信道的概率分布函数已知.根据该函数提出了一种新的最优停机模型,即对频谱感知和接入过程之间找到一个最优的平衡点,在该平衡点停止感知过程,接入已感知的可用信道后即能获得最大期望的吞吐量.

Kim 等人提出了一种周期性的频谱感知算法^[10],在满足频谱检测要求的前提下最小化感知代价.此算法能够根据SNR值的大小来动态地选择能量感知方式或特征检测方式,并对影响性能的两个重要因素——噪声不确定度和CR内部干扰程度——进行了初步研究.

Ganesan 针对无线认知网络中节点协作式感知信道的问题,提出了一种基于中继的频谱感知算法^[11].由于信道在不同网络位置存在异构性,因此,多节点通过协作感知本地信道状况,再通过中继将感知结果传递给处理节点,能够提高整个网络的感知效率.

另一类研究侧重于将经济学理论应用于无线认知网络.目前最新的代表性成果是由Zhou提出的一种基于竞标机制的频谱管理策略——VERITAS^[12].该策略主要考虑竞标过程的信任问题,认为一种诚实、有策略保证的竞标机制能够大幅度提高频谱的使用率.实验结果表明,VERITAS能够比传统的竞标机制提高200%的频谱利用率.

博弈论也广泛应用在无线认知网络中.Etkin提出了一种自加强(self-enforcing)的频谱共享策略^[13].该策略不能在单次博弈(one shot)中得到理想的结果,但可以在多次重复博弈中得到很好的性能.

以上工作虽然都在频谱感知与接入方面针对频谱使用率提出了具体的解决方案,但是却存在以下不足:POMDA算法要求每个节点具备多个感知电台,对所有频谱均进行感知,并需要预知信道之间的转移概率.这在实际网络环境中成本和感知代价太大,很难实现;HC-MAC侧重于一对节点之间的最优感知,并且需要信道的概率分布,无法解决多个节点的最优感知问题;文献[6,7]中并未考虑到感知过程的代价问题,是在已获得全网感知

结果的基础上对信道进行最优分配.博弈论等新理论工具虽然能够得到更详细的理论结果,但是算法比较复杂,难以在大规模网络环境下进行实时运算.综上所述,目前已有的感知算法均未同时考虑网络节点之间的竞争关系和感知代价,并且未考虑应用在大规模网络环境中的分布式部署等实际需要.因此,本文提出一种分布式的频谱感知与接入策略,利用最小团划分对网络节点之间的竞争关系进行有效的建模,并通过团内及团间的最优匹配算法对感知任务进行最优划分,从而提高整个网络的频谱利用率.

2 无线认知网络基本模型

无线认知网络由一组主用户(primary user,简称 PU)和一组次用户(secondary user,简称 SU)组成.PU 是网络中的授权用户,优先级比 SU 要高.SU 不能干扰 PU 的通信.在针对 CR 的具体设计中,应保护 PU 的正常使用,并且不应导致 PU 在工作过程中需要作出任何改变.无线认知网络的两大基础研究目标是:(1) 在满足各种干扰限制的前提下如何提高频谱的使用率;(2) 在满足各种干扰限制的前提下,如何满足端到端的业务需求.本文侧重于解决第 1 个问题.

2.1 网络模型

考虑 N 个 SU 组成的无线认知网络 $G=(N,E)$,其中, $N=\{n_1, \dots, n_N\}$, $E=(e_{ij})_{N \times N}$ 为一个 $N \times N$ 的矩阵.设两个 SU 的距离为 d_{ij} ,干扰距离为 d_{IR} ,当 $d_{ij} > d_{IR}$ 时,有 $e_{ij}=0$;反之, $e_{ij}=1$.假设网络中所有基站的可用信道为 M 个,信道集合为 $C=\{c_1, \dots, c_M\}$.假设 SU 每次可以对 M 个信道中的一个进行感知,且对每个信道的感知所需要的时间是相同的 Δt .由于 SU 可以对信道进行聚合使用,所以每个节点可以同时使用多个信道进行传输.假设 PU 和 SU 具有相同的传输和干扰半径,因此我们可以用 UDG 图对网络进行建模.节点之间的竞争关系由干扰半径决定.一般情况下,干扰半径为传输半径的 2 倍~3 倍.

图 1(a)中,假设有 3 个 PU 分别占用了 3 个信道.任何处于某个 PU 的受保护范围内的 SU 均不能使用该信道,因此,节点 $n_1(1,3)$ 就表示在 PU_2 使用 c_2 的保护范围内只能使用 c_1 和 c_3 .假设 SU 之间存在一个共同的可用信道之上,通过该信道可以完成全网同步及交换控制信息.SU 之间也会因为使用相同的信道而产生干扰.如图 1(b)所示, n_1 和 n_3 之间会在 c_3 上相互竞争,而 n_2 和 n_3 之间由于没有相同的信道而不会产生干扰,但是两个节点仍然处于干扰范围内.该问题最典型的解决方法就是通过对相同信道采用图着色算法来进行最优信道分配^[14].

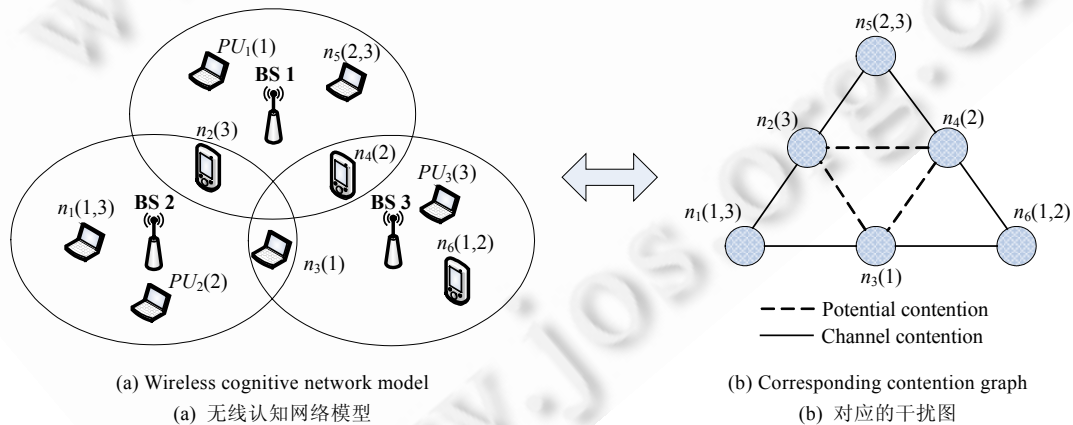


Fig.1 Wireless cognitive network model and corresponding contention graph

图 1 无线认知网络模型和相应的干扰图

2.2 感知与接入模型

无线认知网络感知过程是对某个信道进行检测,以确认该信道是否被 PU 占用的过程.因此,首先必须对 PU 占用信道的模型进行建模,而最具代表性的模型是信道的 ON/OFF 模型,如图 2 所示.其中,ON 状态表示 PU 正

在使用该信道.因此,SU 只能在 PU 未使用信道的 OFF 状态才允许接入该信道使用.该使用方式称为 overlay 的频谱使用方式.该模型在 802.22 中被用来定义 TV 信号的状态模型^[15].

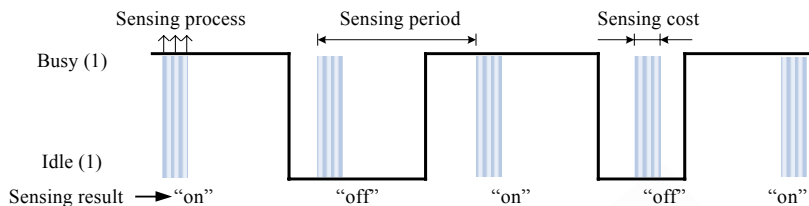


Fig.2 ON/OFF channel model of primary user and periodic sensing process of cognitive radio
图 2 PU 信道的 ON/OFF 模型及 CR 的周期性感知过程

感知过程是一个复杂的过程.本文并不研究具体的感知技术,而是侧重于从网络的层次来进行感知任务的分配,暂时不考虑误检测(false detection)与漏检测(mis-detection)的情况.假设任意时刻通过特征检测方式都能准确地感知到信道的忙闲状况.另外,假设感知过程能同步进行,虽然在网络中各节点同步并不是一个容易实现的目标,但通过一个理想的公共信道,使得各节点均能同步执行感知的过程.

由于感知需要付出时间和能量的代价,因此实际的 CR 只对部分频谱进行感知,而每次感知过程只能完成 1 个信道的感知,这些均称为 CR 的硬件限制条件.因此,一个最重要的问题是在硬件限制条件下感知哪些信道,因为接入信道是基于感知信道的结果,因此感知不同的信道将导致接入信道的不同.而另一个重要的问题是感知过程何时结束将得到最好的收益.如图 3 所示,如果按顺序对信道 c_1, c_2, c_3 进行感知,那么感知过程在感知完 c_1 后结束和感知完 c_3 后结束将得到不同的信道状况结果.感知的信道越多,感知的代价就越大,但是也可能获得较大的可用带宽;相反地,如果感知信道少,感知代价小,那么,虽然可用带宽较小,但是接入信道的时间长.因此,感知算法必须进行决策,选择对哪些信道进行感知以及何时完成感知过程对网络最优.

由于 OFDM 技术的发展,CR 的一个重要特征就是能够聚合多个连续或者非连续的频段资源进行传输^[16],如图 3(b)中在感知完 c_3 后,SU 可以接入 c_1 和 c_3 ,作为一个信道 $c_{(1+3)}$ 进行传输.同理,CR 也能将一个信道动态划分为多个子信道进行使用^[6].

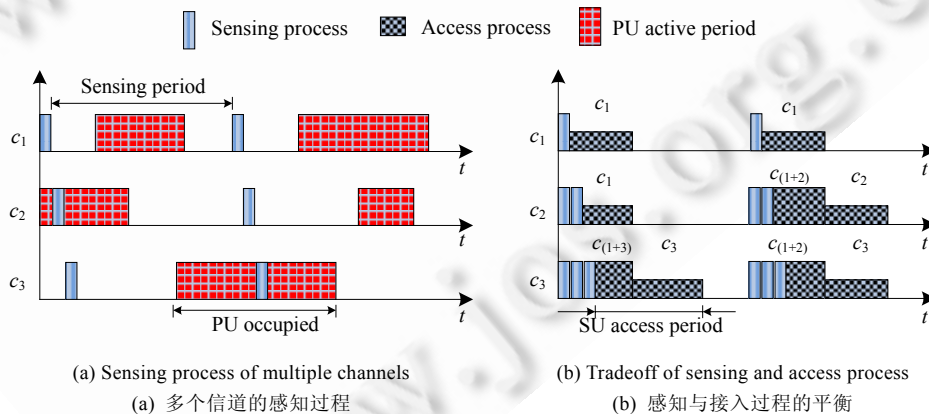


Fig.3 Sensing and access process
图 3 感知与接入过程

2.3 目标函数

本文以最大化网络的频谱利用率为目标,因此,目标函数可以表示为公式(1),其中, B_i 为节点 n_i 的可用传输带宽.而每个节点的可用带宽可以由公式(2)计算出,其中, b_j 为信道 c_j 的带宽,而 k 指已感知信道的数目. T 为一个工

作周期,包含感知和接入两大部分, p_{ij} 表示节点 n_i 在信道 c_j 上的可用概率.感知接入比为 $\delta=\Delta t/T$.

$$\max \sum_{i=1}^N B_i \quad (1)$$

$$B_i = \sum_{j=1}^M b_j \times p_{ij} \times (T - k \times \Delta t) \quad (2)$$

不难看出,为了提高感知效率,有效减少 k 是关键,同时,必须考虑尽量提高可用信道 b_j 的数目.这里就存在最优平衡的问题.由于网络中节点之间还存在对信道的竞争关系,该问题就转化为拓扑相关的最优频谱感知任务分配的问题.

2.4 复杂性分析

由于无线认知网络中多信道分配问题已被证明为 NP 完全的^[7],我们的研究问题是基于对 M 个信道进行最优感知和接入.假设 N 个节点对 M 个信道全部进行感知,那么感知结果为一个 $N \times M$ 的矩阵 S_R ,该矩阵每个元素 $s_{ij}=\{0\}$ 或 $s_{ij}=\{1\}$.由于信道接入是在感知结果的基础上进行的,感知所需要的时间最多为 $M \times \Delta t$.因此,遍历所有感知结果在多项式时间内可以完成.假设每个信道的感知结果相同,那么感知任务的分配与多信道的分配有着相同的复杂度.对于某一个已经赋值的矩阵 S_R ,对其网络竞争图 $G=(N,E)$ 进行最优信道分配的工作是一个对多信道的最优分配问题,对其中的某一个信道,可以用图着色模型进行建模,而图着色问题是一个典型的 NP 完全问题.由此可见,我们的问题是 NP 完全的.

3 最小团划分算法

频谱感知算法的关键是确定每个节点应该感知哪些信道.由于该问题一般用图论方法进行建模,其核心思想是对感知信道集合进行最优分配,满足节点之间竞争图(也称干扰图)的限制关系.因此,最重要的步骤是对整个网络进行竞争图的高效建模,并在该建模基础上进行感知任务分配.典型的方法是最优图着色算法^[7].由于着色算法一般都是集中式算法,并且其近似算法一般为启发式算法,在分布式环境中更难以获得性能的保障.因此,本文考虑到利用分布式的团划分方法来对节点之间的拓扑关系进行竞争图建模,使得每个节点能够分别被划入一个团.采用这种算法的优点是团的结构稳定,团的网络容量固定并且其内部节点均一跳可达,有利于分布式计算团内感知信道的最优分配;另外,团与团之间也均为一跳可达,其中的边也容易通过分布式算法进行任务分配.以团为单位进行运算,其效率和稳定性均高于以节点为单位的一般最优分配方法,如着色、最大独立集等方法.因此,本算法的性能取决于最小团划分的质量.

3.1 最小团划分的数学模型

定义 1. 一般图的团划分是指对网络中的节点集合 N ,存在一个节点集合的划分 $\{CQ_1, CQ_2, \dots, CQ_q\}$, 满足每个 CQ_i 都是一个完整子图,并且对所有的 $i=1, \dots, q$, 均有 $CQ_i \neq \emptyset, \bigcup_{i=1}^q CQ_i = N, CQ_i \cap CQ_j \neq \emptyset$.

一般图的最小团划分是指在所有划分方式中,使得团的数目 q 最小的划分方式.假设最小团划分得到的团数目为 q^* ,对应的划分可表示为 $\{CQ_1, CQ_2, \dots, CQ_{q^*}\}$, 对于所有的划分结果 $\{CQ_1, CQ_2, \dots, CQ_q\}$ 均有 $q^* \leq q$. 必须保证每个划分出的完整子图都是极大的.因此,最简单的思路是贪婪方法,即每次寻找网络中的最大团,然后删除该团及其顶点的边,然后再在剩余拓扑图中寻找最大团,直到遍历所有节点.但是,由于在一般图中寻找最大团问题是 NP 难的,所以该算法在多项式时间内不可解.对于无线认知网络的环境,需要构建分布式的团划分算法,以期获得近似最优解,满足较低的计算复杂性要求.

在图 4(a)中,由 10 个节点组成的网络形成了一个竞争图,图 4(a)被划分为 $N=\{CQ_1, CQ_2, CQ_3\}$, 其中, $CQ_1=\{n_1, n_2, n_3, n_4\}, CQ_2=\{n_5, n_6, n_7\}, CQ_3=\{n_8, n_9, n_{10}\}$. 在图划分中,必须满足两个重要的性质:一是被划分的节点只能属于一个团,这一点是与团覆盖问题最本质的区别;二是每个被划分的团都应该是极大团.

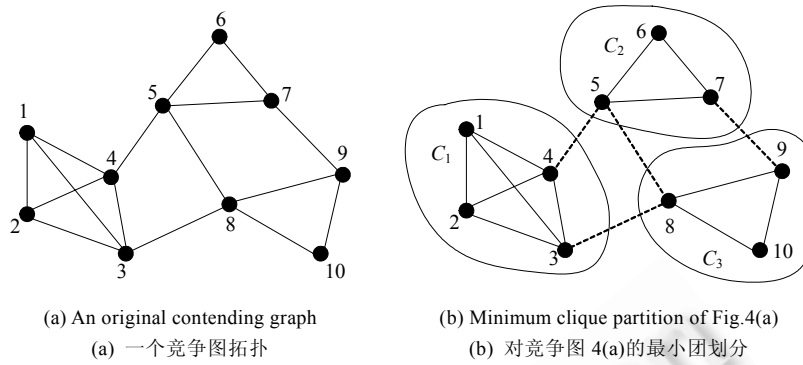


Fig. 4 Contention graph and corresponding minimum clique partition

图 4 竞争图及其最小团划分

3.2 团划分算法的目标函数

由于团在图论中的特殊性质,它往往被用来进行网络分析,尤其是用来对网络容量进行分析^[17]时有独特的优势.根据团划分的结果,我们不难得到网络能够获取的最高性能.假设某个团 CQ_i 中的每个节点 y_k 能够得到一个无干扰的信道分配方案 $C(y_k)$,那么,无论每个具体的节点 y_k 的信道如何分配,总有如下的条件满足:

$$\forall k \in CQ_i, \sum_{k \in CQ_i} C(y_k) \leq CQ_i(r) \quad (3)$$

$$CQ_i(r) \leq \bigcup_{k \in CQ_i} b_k, b_k \in \{C(y_k)\} (b_u \cap b_w = \emptyset, \forall u \neq w) \quad (4)$$

$CQ_i(r)$ 表示团的信道容量,可理解为团中所有节点的理论最大总传输带宽.整个网络的带宽可定义为

$$B_N = \sum_{i=1}^{i=q} CQ_i(r), \bigcup_{i=1}^{i=q} CQ_i = N, CQ_u(r) \cap CQ_w(r) = \emptyset, \forall u \neq w \quad (5)$$

由公式(5)不难看出,网络的总带宽 B_N 由划分各团的数量及其容量共同决定,因此目标函数为

$$\max(B_N) \quad (6)$$

由于不同的团划分算法将导致不同的网络带宽,因此必须寻找一种最优的团划分方式,使公式(6)得到满足.其中,最小团划分能够满足该要求.定理 1 给出了证明.

定理 1. 最小团划分得到的团的数目是网络可并行传输节点数目的上限.

证明:网络中可并行传输节点数目即网络中的独立集数目,而独立集数目最大的集合称为最大独立集,最大独立集就是网络可并行传输节点数目的上限.因此,证明转化为证明最小团划分数 $\varphi(C)$ 与最大独立集数 $\varphi(S)$ 相等.假设最小团划分数 $\varphi(C)$ 与最大独立集数 $\varphi(S)$ 不相等,那么只有两种可能:

(1) $\varphi(C) > \varphi(S)$;

(2) $\varphi(C) < \varphi(S)$.

首先考虑情况(1).若网络被划分为 $\varphi(C)$ 个团,则可选择节点集合 $N_{\varphi(C)} = \{n_1, \dots, n_k\}, \forall n_i \in CQ_i$,使得由该集合组成的独立集的势为 $\varphi(C)$;假设 $\varphi(C) > \varphi(S)$,那么假设 $N_{\varphi(S)} = \{n_1, \dots, n_{k-1}\}$,则存在至少 1 个 n_i ,使得 $n_i \in e_{ij}, e_{ij}$ 为两个团 CQ_i 与 CQ_j 的相连边.因此, $\varphi(S)$ 不是最大独立集,假设(1)不成立.

下面考虑情况(2).假设存在 $\varphi(S)$ 的集合 $N_{\varphi(S)} = \{n_1, \dots, n_k\}$,那么基于每一个 n_i 扩展极大团,至少存在 $\varphi(S)$ 个极大团,并且使得 $CQ_i \cap CQ_j = \emptyset$,因此假设 $\varphi(C) < \varphi(S)$,那么团划分的数目 $\{CQ_1, \dots, CQ_{k-1}\}$ 将不能覆盖最大独立集中的点 n_k ,不满足最小团划分的条件.因此,该团划分不是最小团划分.假设不成立.证毕. \square

3.3 算法描述

一般图的最小团划分是 NP 完全的,因此,必须寻求近似的算法.考虑到无线认知网络的体系结构,采用集中式算法将带来一定的难度,首先是难以获得全网的公共信道,另外,缺乏具备足够计算与通信资源的中心节点进行全网的集中式运算,这些原因决定了有必要设计分布式的最小团划分算法.

算法的核心是分布式地寻找公共邻居节点来更新所属团的维数.公共邻居是指属于已有团的所有节点的共同邻居节点.每个节点维护一个团列表 CQ_list 和一个邻节点列表 N_list ,算法输入为拓扑关系,输出为每个节点属于的团 CQ_local .为方便算法描述,以 v 代替某个网络节点 $n_i(i=1, \dots, N)$,下同.算法的伪码描述见算法 1.

Algorithm 1. Distributed minimum clique partition algorithm.

Input: Simple graph $G=(N,E)$.

Output: Each node determines a clique, all cliques form a minimal clique partition $N=\{CQ_1, \dots, CQ_k\}$ of G .

Initialization: $1 \leq v \leq |N|$, $color(v)=white$, $CQ_local(v)=\{v\}$, $N_list(v)=N_list(v) \cup \{v\}$.

```

1.  For each node  $v$  of  $N$  do
2.      If  $color(v)=black$ 
3.          Output  $CQ\_local(v)$ ;
4.      End if
5.      If ( $color(v)=white$ )
6.           $v$  informs neighbors  $x$  of  $\{N\_list(v)\}$  to send their  $N\_list(x)$  and  $CQ\_list(x)$  to  $v$ ;
7.          For each neighbor  $x$  do
8.              If  $\{N\_list(v) \cap N\_list(x)\} \neq \emptyset$ 
9.                   $CQ\_list(v)=CQ\_local(v) \cup \{N\_list(v) \cap N\_list(x)\}$ ;
10.                  $CQ\_local(v)=\max\{CQ\_list(v)\}$ ;
11.             End if
12.             If  $\{N\_list(v)\} \subset \{CQ\_local(v)\}$ 
13.                  $color(v)=black$ ;
14.             Else  $color(v)=gray$ ;
15.             End if
16.         End for
17.         End if
18.         If ( $color(v)=gray$ )
19.              $v$  informs neighbors  $x$  of  $\{N\_list(v)\}$  to send their  $CQ\_local(x)$  and  $color(x)$  to  $v$ ;
20.             If ( $\forall color(x) \neq white$ )
21.                  $CQ\_local(v)=\min\{CQ\_local(x) \cap CQ\_local(v)\}$ ;
22.                 Inform neighbor  $x$  of  $\{N\_list(v)\}$  to update their  $CQ\_local(x)$ ;
23.                  $color(v)=black$ ;
24.             Else Continue;
25.             End if
26.         End if
27.     End for

```

算法 1 的实质是对图中所有的节点进行生成团的融合,最终得到一个团划分的结果.在初始状态下,每个节点都是以其自身为团并标以白色,表明还未进行融合算法;每个节点均分布式地运行算法,通过对公共邻居节点的判断来获得一个本节点生成的极大团.如果本节点可以生成多个新的极大团,则将其融合于维数最小的团.算法直到所有的节点都运算完以后终止,算法复杂性分析见第 4.3 节.

4 基于最小团划分的频谱感知算法

在完成最小团划分过程后,网络被分割为多个团以及团之间的受限边,因此,感知集合的分配应该考虑到在图的两部分均实现无干扰的最优分配.以下给出具体描述.

4.1 理想的计算方法

在最小团划分的基础上进行感知分配必须考虑到以下几个因素:一是每个节点的可用信道集合;二是感知的代价和接入信道所获得带宽的最优平衡.因此,理想的算法应该是综合考虑拓扑信息、信道集合以及感知与接入的平衡.显然,这是 NP 完全问题.本文采用分布式算法进行感知和接入集合的运算.

4.2 算法描述

算法的核心是进行无冲突的信道感知分配.对于一个孤立团而言,任何一个团内节点均可以进行团内信道分配的运算,而在实际网络中,团与团之间是有限制边的.如图 5(a)所示, CQ_1 与 CQ_3 之间通过边 e_{38} 相连,这条边就构成了团与团之间的受限边.算法先对受限边进行信道的无干扰分配,如图 5(a)所示,然后再对团内节点进行最优分配,如图 5(b)所示.通过如图 5(a)所示的运算后,团之间的限制已去除,只剩团内的最大分配.算法的伪码描述见算法 2.

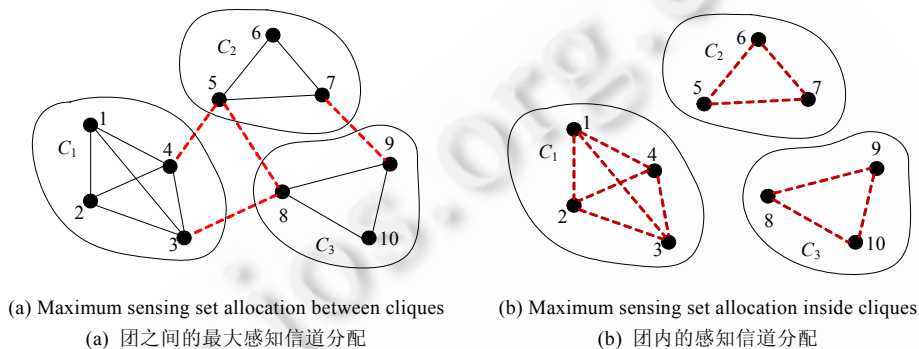


Fig.5 Sensing set allocation process

图 5 感知信道分配过程

Algorithm 2. Distributed sensing and access algorithm.

Input: Simple graph $G=(N,E)$, $\{CQ_local(n)\}$.

Output: Each node's sensing and access channel set $\{SA(n)\}$.

Initialization: $1 \leq v \leq |N|$, set $Node_State(v)=member$.

1. **For** each node v of $\{N\}$ **do**
2. **If** $\{N_list(v)\}=\{CQ_local(v)\}$
3. $Node_State(v)=member$;
4. Send $S(v)$ to $head$;
5. **End if**
6. **If** $|N_list(v)|>|CQ_local(v)|$
7. $Node_State(v)=candidate$.
8. **For** all the candidate neighbor x of node v **do**
9. send $S(x)$ to v ;
10. v performs hungarian algorithm to find maximum matching between each node pair $\{v,x\}$, gets $SA(v,v&x)$ and $SA(x,x&v)$, update $SA(v)$;
- v sends $SA(x,x&v)$ to each candidate neighbor x to update $\{SA(x)\}$;
11. **End for**
12. **If** $N_list(v)$ is the maximum number within its clique $CQ_local(v)$
13. $Node_State(v)=head$;

14. **Else**
15. Randomly choose one, $Node_State(v)=head$.
16. **For** each member y of $CQ_local(v)$ **do**
17. send $S(y)$ to $head$;
18. **End for**
19. v performs hungarian algorithm to find maximum matching between all clique members, get $SA(y)$;
20. v sends each $SA(y)$ to corresponding y ;
21. **End if**
22. **End for**

算法终止时,每个节点均得到一个感知集合 $\{SA\}$.考虑到传输过程中每个团并不是同时进行传输,因此,具体接入哪些信道可由调度算法执行.如果节点的多个邻居同时接入其信道,则利用公式(7)进行接入.

$$\{SA(v)\} = \{SA(y_1, v \& y_1)\} \cup \{SA(y_2, v \& y_2)\} \cup \dots \cup \{SA(y_k, v \& y_k)\} \cap \{S(v)\} \quad (7)$$

其中, $\{y_1, \dots, y_k\}$ 为正在传输的邻居节点. $SA(y_i, v \& y_i)$ 表示节点 y_i 获得的 y_i 与 v 之间最优分配的信道集合(通过匈牙利算法获得),如果 $SA(v)=\emptyset$,则无信道可用,这种情况下,只能通过对下一个周期进行信道的调度来获得信道.

4.3 复杂性分析

首先分析算法 1 的复杂性.每个节点需要确定其邻居节点表,这个过程需要 $O(N)$ 次执行.如果邻节点数目为 d ,节点根据邻节点的邻居节点表计算由自身生成的最大团,首先必须获得所有邻节点的邻居节点表,这个过程需要 $O(d)$ 次执行,那么计算由它生成的最大团需要 $O(d^2)$.最后,节点要向其邻节点广播计算结果,还需要 $O(d)$ 次执行.因此,每个节点的团划分计算复杂性为 $O(N+d+d^2+d)$.最坏情况下, $d=N$,因此算法复杂性为 $O(N^2)$.再分析算法 2 的复杂性,首先需要团与团之间的限制边进行最大划分.假设有 M 个信道,如果团的维度为 c ,则每个节点需要 $O(M \times (d-c))$ 次运算来去除所有团的限制边;最后对信道进行团内的最优划分,复杂性为 $O(M \times c)$.因此,算法 2 的复杂度为 $O(M \times (d-c) + M \times c)$,即 $O(M \times d)$.最坏情况下为 $O(M \times N)$.因此,整个分布式算法的计算复杂性为 $O(N^2 + M \times N)$.

5 性能仿真及结果分析

本节对算法的性能进行全面的衡量.由于目前分布式算法尚无成熟的可直接进行比较的算法,我们采用集中式算法进行对比.网络的环境设置如下:在一个 $1000\text{m} \times 1000\text{m}$ 的网络区域内,随机生成 N 个节点,竞争 M 个可用信道.假设每个信道的可用概率为 p ,带宽为 b ,假设链路层的协议始终能够正确工作,即不会发生报文丢失和传输速率变化等情况.干扰半径为 d_{IR} .通过干扰半径、感知接入比、可用信道数目等进行比较.本文比较的吞吐量为相对吞吐量,即考虑了感知代价的吞吐量,与感知和接入的时间相关.

5.1 对比算法

本文与以下两种算法进行比较:最小图着色算法和启发式的最小团划分算法.两种算法均为集中式算法.

5.1.1 最小图着色算法

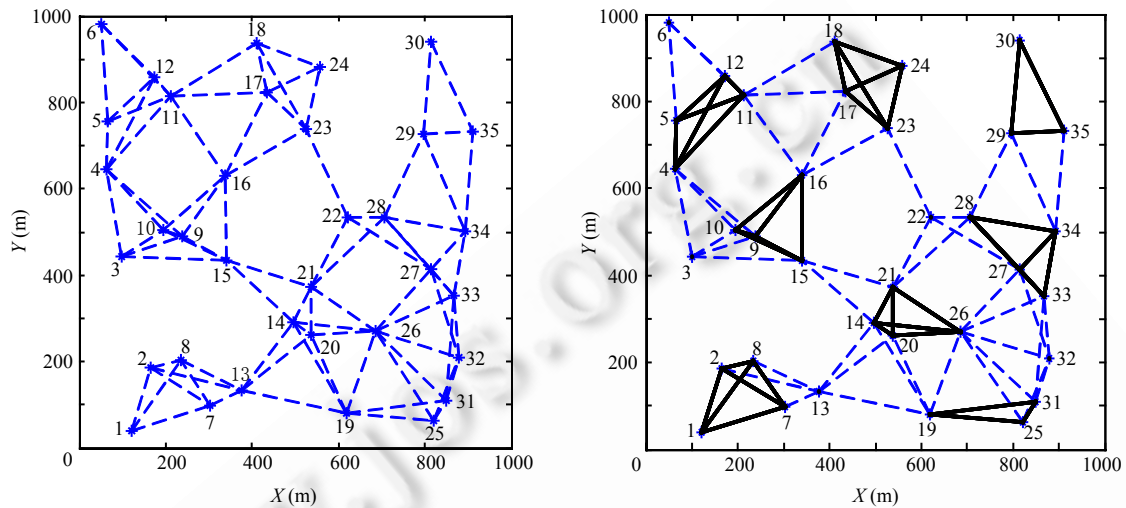
最小图着色算法(minimum graph color algorithm,简称 MGCA)是普遍应用于信道分配的算法.该算法对节点进行最小图着色,着色的数目即并行传输的最大节点数.由于该算法是 NP 复杂的,我们采用集中式的启发式算法进行着色.该算法对每个可用信道按信道编号顺序进行感知,并利用所有感知结果对每个已感知的信道进行最小图着色.因此,若不考虑感知代价,则理论上能够获得近似最大的吞吐量.MGCA 的复杂度为 $O(N^2 \times M)$.

5.1.2 启发式的最小团划分算法

启发式的最小团划分算法(heuristic minimum clique partition algorithm,简称 HMCPA)思路非常简单,每次节点对网络拓扑寻找最大团,然后将该团从拓扑中删除,余下拓扑中的节点再重复进行寻找最大团过程,直到所有的节点都被删除为止.由于每次寻找最大团的过程是 NP 的,我们采用一种近似算法进行寻找,即每当寻找到邻

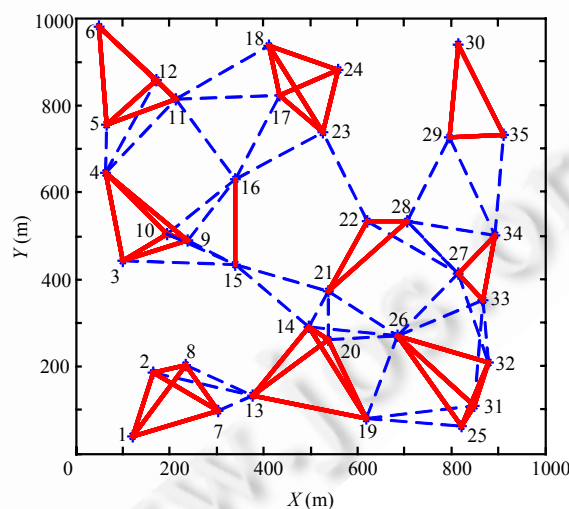
居节点最多的节点时,计算由该节点生成的最大团,然后删除该团,重复该过程,直到所有节点均被删除为止.该算法也采用第 4.2 节中的信道分配方案进行分配.该算法的复杂度为 $O(2^d \times M)$, d 为最大邻居数目,最坏情况下为 $O(2^N \times M)$.

图 6 给出了两种不同团划分算法的例子,其中,虚线为干扰边,实线为算法生成的团.通过实例表明,启发式算法找到的团分别为 $\{1,2,7,8\}$, $\{4,5,11,12\}$ 等 6 个四维团, $\{19,25,31\}$, $\{29,30,35\}$ 这 2 个三维团和 $\{3\}$, $\{6\}$ 等 5 个一维团;分布式算法得到的结果为 $\{1,2,7,8\}$ 等 6 个四维团, $\{21,22,28\}$ 等 3 个三维团和 $\{15,16\}$ 这 1 个二维团.分布式算法得到的团数目更少,分布及其维度更均匀.在这个例子中,划分结果优于启发式的结果.



(a) A contention graph topology of 35 nodes
(a) 一个 35 个节点的竞争图拓扑

(b) Heuristic minimum clique partition result of Fig.6(a)
(b) 对竞争图 6(a)的启发式最小团划分算法结果



(c) Distributed minimum clique partition result of Fig.6(a)
(c) 对竞争图 6(a)的分布式最小团划分算法结果

Fig.6 Minimum clique partition example
图 6 最小团划分示例

5.2 不同感知接入比下的算法性能比较

感知接入比 δ 是一个影响性能的重要因素.设 SU 节点数目从 10 到 100,每次增加 10 个节点,干扰半径为 300m,可用信道为 10,可用概率 $p=0.5$,信道带宽均为 1Mbps. δ 为 0.01,0.03,0.05,0.1,比较 3 种算法的吞吐量.

如图 7 所示,当感知接入比为 0.01 时,由于感知所占时间最多只有整个周期的 1/10,因此,3 种算法的性能差距非常小,基本上可以忽略.随着感知接入比的增加,感知所占比例增大,启发式算法和分布式算法性能开始优于着色算法 10%,但是,启发式算法和分布式算法性能非常接近.当感知接入比为 0.05 时,随着节点数目的增加,分布式算法的性能明显优于其他两种算法.当感知接入比为 0.1 时,两种基于团划分的算法比着色算法性能提高 100%~200%.当节点数目增加至 80 以上时,DMCPA 算法的性能比启发式算法还要高 20%.综合衡量,由于 DMCPA 算法得到的团划分结果更加均匀、合理,其对感知任务的调度要优于集中式的启发算法.

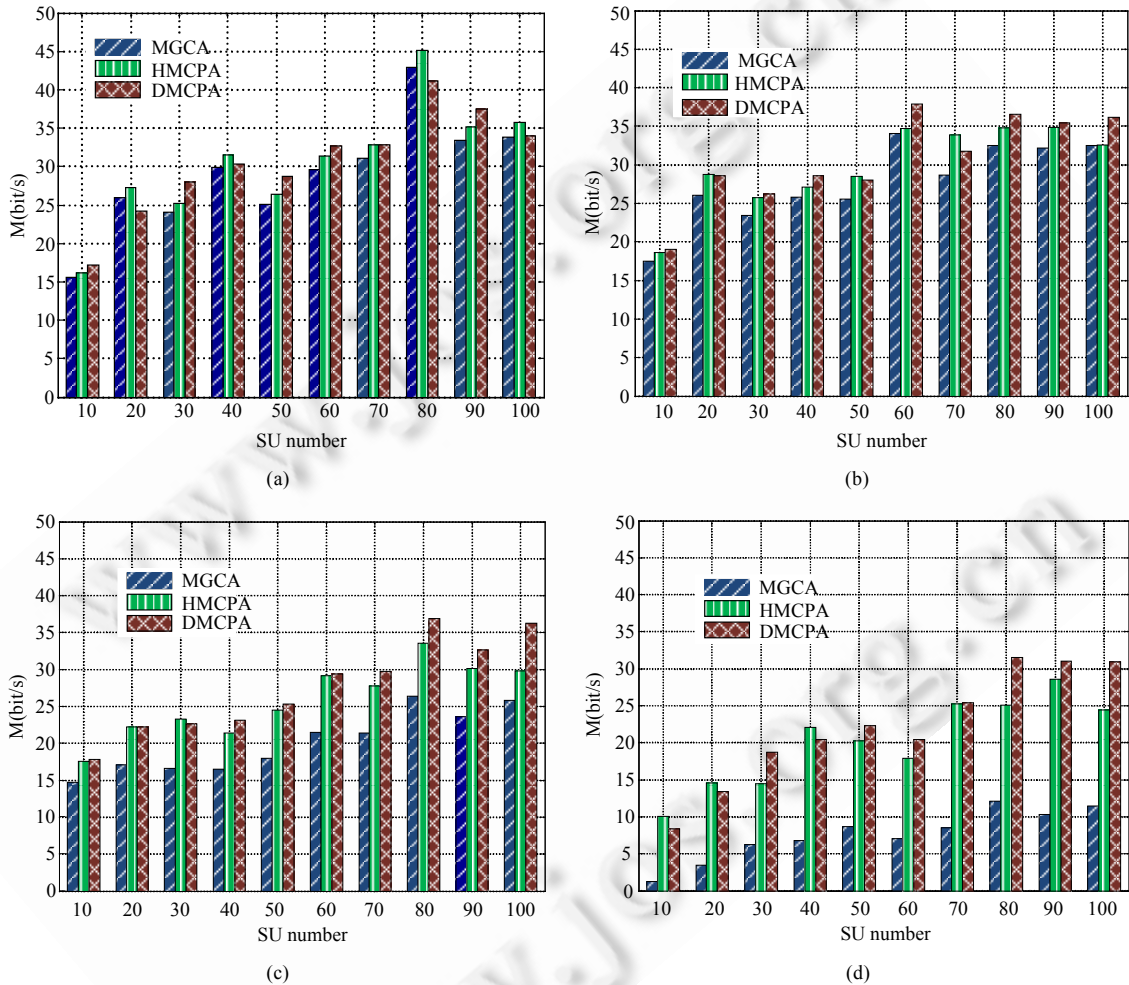


Fig.7 Throughput comparison under sense and access portion of 0.01, 0.02, 0.05, 0.1

图 7 感知接入比分别为 0.01,0.02,0.05,0.1 下的吞吐量比较

5.3 不同干扰半径下的性能比较

假设 SU 节点数目从 10 到 100,每次增加 10 个节点,干扰半径分为 200m,300m,400m,500m 这 4 种情况,可用信道数目为 10,可用概率 $p=0.5$,感知接入比为 0.05.每个信道带宽为 1Mbps.比较 3 种算法的性能.

由图 8 不难看出,随着干扰半径的增大,3 种算法得到的吞吐量均下降,干扰半径为 500m 时性能一般为 200m 时的 30%。随着干扰半径的增大,3 种算法得到的吞吐量的差距基本保持 40%不变,但是,其绝对值相差由 18Mbps 下降为 5Mbps。随着节点数目的增加,吞吐量均有所上升,当节点数为 80 时达到顶峰,节点数再增加,吞吐量反而开始下降。当干扰半径为 200m 时,DMCPA 算法接近启发式算法的 90%。随着干扰半径的增大,DMCPA 算法的性能要优于启发式算法,而无论在何种情况下,DMCPA 算法性能一般都能比最小着色算法提高 40%。

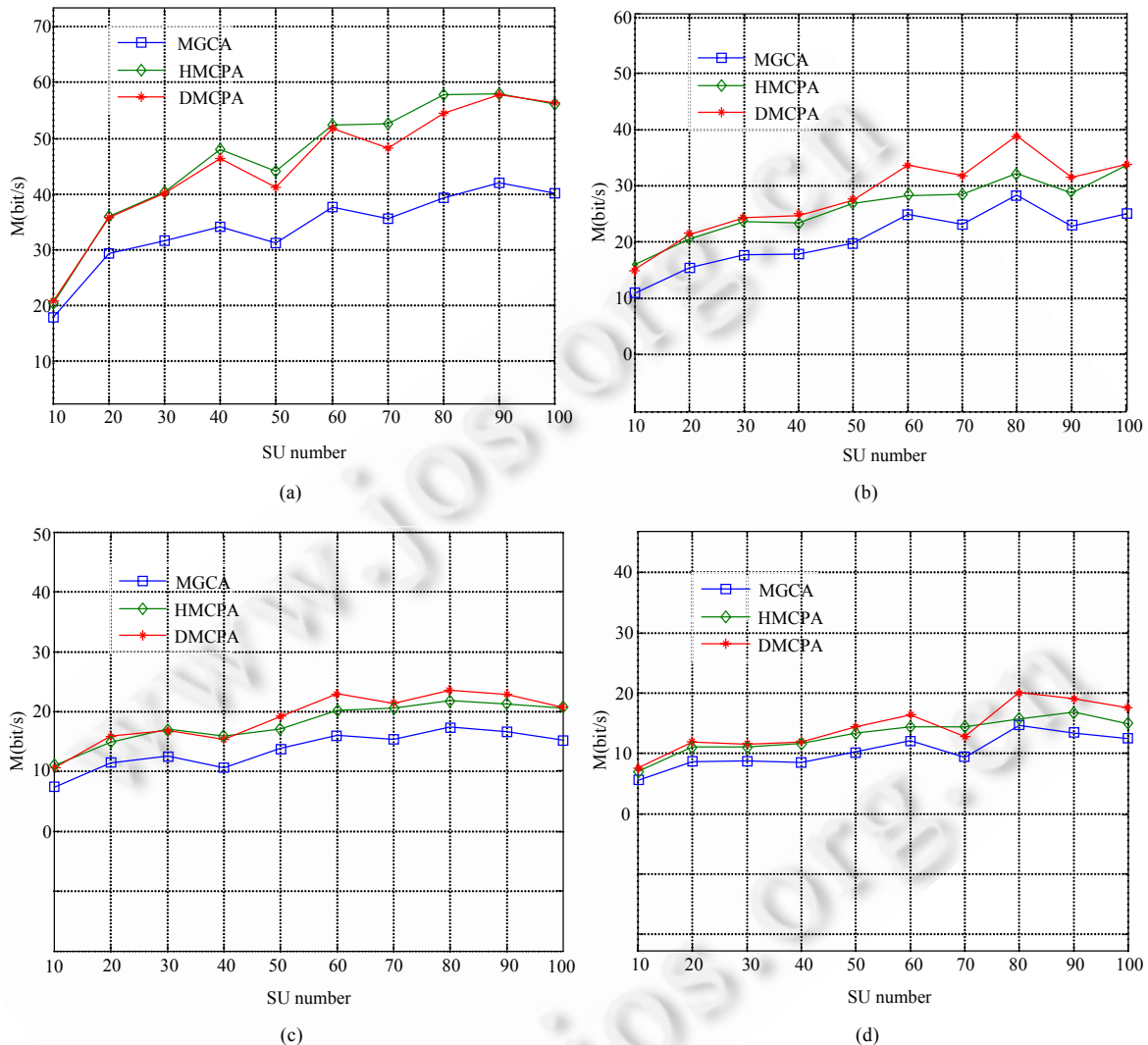


Fig.8 Throughput comparison under interference distance of 200m, 300m, 400m, 500m

图 8 干扰半径分别为 200m,300m,400m,500m 下的吞吐量比较

5.4 不同可用信道数下的算法性能比较

由于无线认知网络可以使多个信道进行聚合,并将聚合后的信道作为一个信道通信,因此它从本质上可以比传统无线网络得到较大的性能提升.其前提是存在多个空闲的可用信道,并且这些信道也是互不干扰的.所以,不同信道数目下进行感知任务分配显得非常重要.假设 SU 节点数目从 5 到 100,每次增加 5 个节点,干扰半径分为 300m,可用概率 $p=0.5$,感知接入比为 0.02.可用信道数目为 10,20,30,50,每个信道带宽为 1Mbps.

如图 9 所示,4 个子图明显反映了吞吐量与可用信道数目的正比关系.当可用信道数为 10 时,3 种算法的性

能接近,着色算法性能稍差;当信道数为 20 时,启发式算法在节点数目小于 50 时性能较好;当节点数目增加后,DMCPA 算法性能占优;当信道数目为 30 和 50 时,着色算法已经明显差于两种团划分算法;DMCPA 算法在大部分情况下均好于启发式算法.

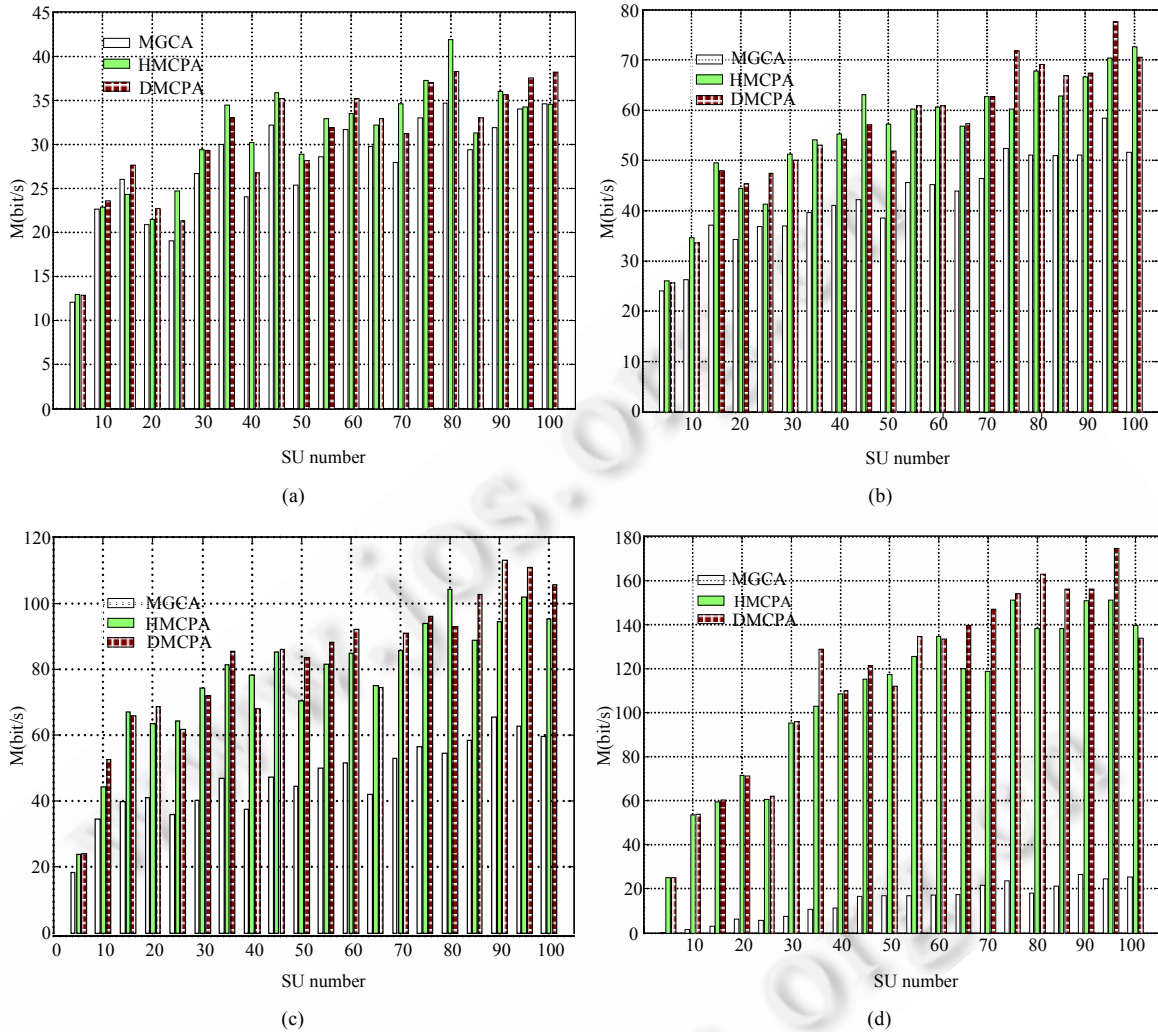


Fig.9 Throughput comparison under different available channels of 10, 20, 30, 50

图 9 可用信道数目分别为 10,20,30,50 下的吞吐量比较

综合以上 3 种不同网络环境下的比较,不难得出以下结论:随着节点数目的增加,DMCPA 算法能够在高密度网络环境下获得较好的性能,尤其是在感知接入比较大的环境下和可用信道数目较多的环境下能够获得较大的性能优势;而着色算法由于没有对感知任务进行有效的调度,性能最差,不能满足无线认知网络资源分配的需要.

5.5 算法的稳定性比较

最后对 3 种算法的稳定性进行比较,假设网络环境为 80 个 SU,信道数为 35,感知接入比为 0.02,每个信道可用概率为 0.5,带宽为 1Mbps,干扰半径为 400m,3 种算法分别在 100 个不同拓扑环境下运行,最终结果如图 10 所示.算法得到的平均值可以衡量整体性能,DMCPA 比 MGCA 算法有近 100%的性能提升,而比集中式的 HMCPA

仍有 10% 的性能优势. 而从 100 个值的方差统计来看, DMCPA 比 HMCPA 小 32%, 但是却比 MGCA 高 90%, 3 种算法均在平均值的 $\pm 20\%$ 范围内浮动. 因此我们可以得出结论, DMCPA 算法比 HMCPA 算法有更优的稳定性, 但是仍然不如 MGCA 算法稳定. 考虑到吞吐量上的巨大优势, 该稳定性差异可以忽略.

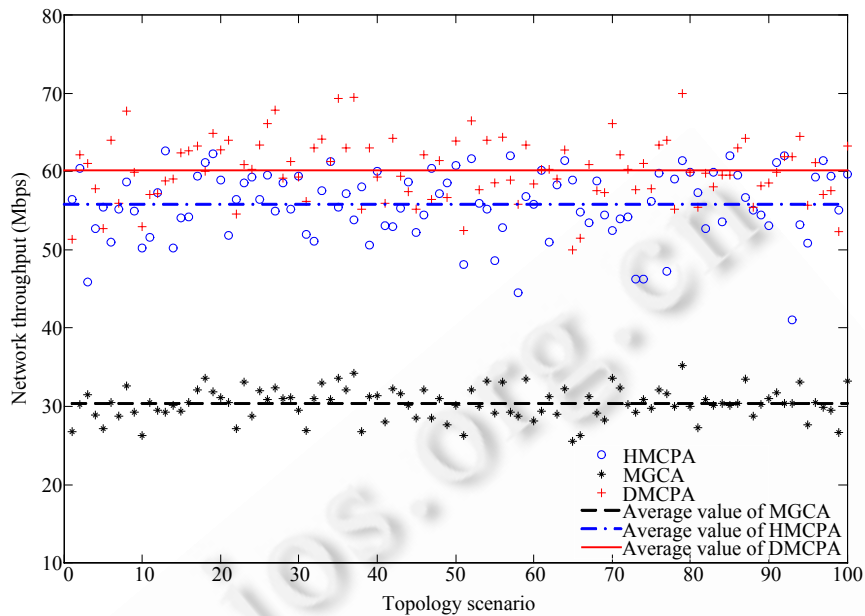


Fig.10 Stability comparison of algorithms

图 10 算法稳定性比较

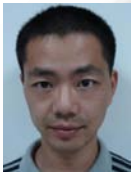
6 结论及展望

本文针对无线认知网络的感知问题进行了深入研究, 在 CR 硬件限制前提下, 提出了一种新的感知算法——DMCPA. 该算法基于分布式最小团划分的基础, 能够对感知任务进行近似最优的分配. 实验结果表明, 在干扰半径较大、节点密度较高、可用信道数目较多的情况下, 该算法能够取得比集中式的 MGCA 算法和 HMCPA 算法明显的性能提升. 由于本文假设 PU 在每个信道上出现的概率相同、可用带宽均等的条件在实际网络环境下不一定能够满足, 因此, 下一步的研究工作应针对异构的信道使用概率、带宽以及不同业务流的需求展开.

References:

- [1] Tandra R, Sahai A. Fundamental limits on detection in low SNR under noise uncertainty. In: Proc. of the Int'l Conf. on Wireless Networks, Communications and Mobile Computing. IEEE Press, 2005. 464–469. http://ieeexplore.ieee.org/xpl/freeabs_all.jsp?arnumber=1549453 [doi: 10.1109/WIRLES.2005.1549453]
- [2] Mitola J. Cognitive radio: An integrated agent architecture for software defined radio [Ph.D. Thesis]. Stockholm: Royal Institute of Technology (KTH), 2000.
- [3] Haykin S. Cognitive radio: Brain-empowered wireless communications. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2005, 23(2):201–220. [doi: 10.1109/JSAC.2004.839380]
- [4] Akyildiz IF, Lee WY, Vuran MC, Mohanty S. NeXt generation/dynamic spectrum access/cognitive radio wireless networks: A survey. Computer Networks, 2006, 50(13):2127–2159. [doi: 10.1016/j.comnet.2006.05.001]
- [5] Zhao Q, Sadler BM. A survey of dynamic spectrum access: Signal processing, networking, and regulatory policy. IEEE Signal Processing Magazine, 2007, 24(3):79–89. [doi: 10.1109/MSP.2007.361604]

- [6] Yuan Y, Bahl P, Chandra R, Moscibroda T, Wu Y. Allocating dynamic time-spectrum blocks in cognitive radio networks. In: Proc. of the 8th ACM Int'l Symp. on Mobile Ad Hoc Networking and Computing (MobiHoc 2007). New York: ACM, 2007. 130–139. [doi: 10.1145/1288107.1288125]
- [7] Peng C, Zheng H, Zhao BY. Utilization and fairness in spectrum assignment for opportunistic spectrum access. Mobile Networks and Applications, 2006,11(4):555–576. [doi: 10.1007/s11036-006-7322-y]
- [8] Zhao Q, Tong L, Swami A, Chen YX. Decentralized cognitive MAC for opportunistic spectrum access in ad hoc networks: A POMDP framework. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2007,25(3):589–600. [doi: 10.1109/JSAC.2007.070409]
- [9] Jia J, Zhang Q, Shen X. HC-MAC: A hardware-constrained cognitive MAC for efficient spectrum management. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2008,26(1):106–117. [doi: 10.1109/JSAC.2008.080110]
- [10] Kim H, Shin KG. In-Band spectrum sensing in cognitive radio networks: Energy detection or feature detection? In: Proc. of the 14th ACM Int'l Conf. on Mobile Computing and Networking (MobiCom 2008). New York: ACM, 2008. 14–25. [doi: 10.1145/1409944.1409948]
- [11] Ganesan G, Li Y, Bing B, Li SQ. Spatiotemporal sensing in cognitive radio networks. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2008,26(1):5–12. [doi: 10.1109/JSAC.2008.080102]
- [12] Zhou X, Gandhi S, Suri S, Zheng H. eBay in the sky: Strategy-Proof wireless spectrum auctions. In: Proc. of the 14th ACM Int'l Conf. on Mobile Computing and Networking (MobiCom 2008). New York: ACM, 2008. 2–13. [doi: 10.1145/1409944.1409947]
- [13] Etkin R, Parekh A, Tse D. Spectrum sharing for unlicensed bands. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2007,25(3): 517–528. [doi: 10.1109/JSAC.2007.070402]
- [14] Wang W, Liu X. List-Coloring based channel allocation for open-spectrum wireless networks. In: Proc. of the IEEE Int'l Conf. on Vehicular Technology (VTC 2005-Fall), Vol.1. IEEE Communications Society Press, 2005. 690–694.
- [15] IEEE 802.22 working group on wireless regional area networks. <http://www.ieee802.org/22/>
- [16] Rajbanshi R. OFDM-Based cognitive radio for DSA networks [Ph.D. Thesis]. Lawrence: University of Kansas, 2007.
- [17] Xue Y, Li BC, Nahrstedt K. Optimal resource allocation in wireless ad hoc networks: A price-based approach. IEEE Trans. on Mobile Computing, 2006,5(4):347–364. [doi: 10.1109/TMC.2006.1599404]



胡昱(1980—),男,湖南沅江人,博士,讲师,主要研究领域为无线认知网络的资源管理.



李宏建(1979—),男,博士生,主要研究领域为无线 MESH 网络.



徐明(1964—),男,博士,教授,博士生导师,CCF 高级会员,主要研究领域为移动计算.



彭宇行(1963—),男,博士,研究员,博士生导师,主要研究领域为并行与分布式计算.



刘丽霞(1979—),女,博士生,主要研究领域为无线认知网络的频谱共享.