

文章编号: 1001- 2486(2010) 05- 0055- 07

无线认知网络中一种分布式最大频谱分配算法*

胡 罡, 刘丽霞, 李宏建, 徐 明

(国防科技大学 计算机学院, 湖南 长沙 410073)

摘要:无线认知网络被认为是下一代无线网络的核心架构之一。该网络能解决日益增长的频谱使用需求和低下的频谱使用率之间的矛盾。通过伺机接入临时可用频谱资源, 其频谱利用率能得到大幅的提高。由于频谱资源分配是影响频谱资源利用率的关键, 因此如何对频谱资源进行高效的分配一直是无线认知网络的重要研究领域之一。我们证明了在异构频谱使用概率条件下的最优频谱分配是 NP 难的问题。为了有效解决该问题, 本文提出了一种基于分布式最大加权独立集的频谱分配算法——DMWIS。该算法的时间复杂度为 $O(V^2/2)$ 。通过大量的仿真实验, 验证了在 90% 以上的不同随机网络环境下算法能在 3 轮内收敛, 并且该算法一般能获得最优解 90% 的性能。

关键词:无线认知网络; 频谱接入; 加权独立集; 频谱感知

中图分类号: TP301 文献标识码: A

A Distributed Maximum Spectrum Allocation Algorithm for
Wireless Cognitive Networks

HU Gang, LIU Li-xia, LI Hong-jian, XU Ming

(College of Computer, National Univ. of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract: Wireless cognitive network is regarded as one of the fundamental architectures of next generation wireless network. It can solve the key problem of increasing demand for spectrum and low spectrum utilization. By opportunistically accessing the temporal available spectrum, the spectrum utility can be increased tremendously. As the spectrum utility is mainly determined by the spectrum allocation scheme, how to efficiently allocate the spectrum is always one of the fundamental aspects of wireless cognitive research domain. We have proved that the optimal spectrum allocation problem under heterogeneous spectrum availability is NP hard. To solve the spectrum allocation problem efficiently, a new spectrum access approach was proposed which is based on the distributed maximum weighted independent set algorithm——DMWIS. The time complexity of this algorithm is $O(V^2/2)$. By detailed simulation, the algorithm can be finished within 3 rounds under 90% of the random network scenarios. The performance of this algorithm can reach 90% performance of optimal algorithm.

Key words: wireless cognitive network; spectrum access; weighted independent set; spectrum sense

频谱资源是无线网络中最重要的资源, 而目前可用的频谱资源几乎全部被分配完。随着无线网络业务的迅猛发展, 对频谱资源的需求越来越大, 而频谱资源匮乏和频谱使用严重不均的问题却越来越严重。大量的统计表明, 小于 3GHz 的频谱其平均时-空利用率低于 5%^[1]。而 2005 年 DARPA XG 和 NSF 项目完成了一系列频谱占用情况测量, 表明 3GHz 以下的频谱其时-空利用率低于 10%。该矛盾已经引起了业界的广泛关注。政策制定者与工业界、科研单位均提出了各种构想和解决方案, 其中最受关注的是基于认知无线电的下一代无线网络架构, 尤其是以 IEEE 802.22 为基础的架构受到广泛关注^[2]。

认知无线电是 Mitola 博士在 1999 年提出的一种新的无线电体系结构^[3], 定义为无线数字设备和相关的网络在无线电资源和通信方面具有充分的计算智能来探测用户通信需求, 并据此需求提供最适合的无线电资源和无线业务。认知无线电最核心的功能是对频谱环境等进行感知, 在不对授权用户(也称主用户, Primary User, 以下简称为 PU) 产生干扰的前提下, 非授权用户(也称次用户, Secondary User, 以

* 收稿日期: 2010-03-28

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60773017; 60903223); 湖南省自然科学基金资助项目(09ZZ4034)

作者简介: 胡罡(1980—), 男, 讲师, 博士。

下简称为 SU) 再进行动态的资源分配。由此可见, 感知是认知无线电工作的基础, 同时也是区别于其它传统无线网络的独特功能。目前主要采用的感知方式有能量检测和特征检测。本文不研究具体的检测技术, 仅解决在已获得信道可用概率条件下的最优信道分配问题, 具体感知技术可参考文献[4]。

信道分配一直是无线网络的研究重点。区别于以往传统无线网络(如 MANET 和 MESH), 无线认知网络中信道分配有以下几个主要特点: 一是 SU 使用信道时必须保证不干扰 PU; 二是可用信道是整个频谱中的一个子集, 且动态变化; 三是每个信道的使用概率不同。目前有不少工作是针对相同的可用信道概率进行研究。假设 PU 在每个信道上出现的概率是相同的, 因此 SU 的频谱可用概率也是相同的, 其中代表性的工作见文献[5-6]。其中 Peng 等提出了基于最大化系统总带宽、最大化最小带宽和最大化比例公平 3 个不同原则, 对频谱分配算法进行了研究^[5]。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。而 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, 根据拓扑信息进行信道的动态划分, 再进行最优分配。理论和实验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。

除了图论, 马尔可夫理论也被用到了认知无线电的信道分配中, 代表性的成果见文献[7-8]。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, 并提出一种离散的信道接入协议——POMDA^[7]。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。而 Wang 所做工作的不同之处是用 PU 优先的连续时间的马尔可夫链来模拟 PU 与 SU 之间的关系^[8]。这些工作的前提是信道状态之间的转移概率是已知的, 这在实际网络环境中很难实现。博弈论等经济学模型最近也被广泛应用于无线认知网络的频谱分配。如 Gandhi 提出了一种频谱拍卖模型^[9], 通过一种有效的竞标语言, 能获得最大拍卖收益和频谱使用率之间的最优平衡点。

Sabharwal 第一次提出了基于硬件限制的频谱感知与接入模型^[10], 利用一种最优跳转策略达到最大化节点收益。并在此基础上, 提出了一种基于 CSMA/CS 的信道分配协议——MOAR。该协议同时考虑时间和频率的二维多样性, 能使得吞吐量提高 20%。Jia 采用基于硬件受限的模型 HG-MAC^[11], 提出了一种新的最优停机模型。该模型给定各个信道的概率分布函数后, 在频谱感知和接入过程之间找到一个最优的平衡点来停止感知过程, 能获得最大期望的吞吐量。Hao 以快速收敛与公平性为研究目标, 在不考虑感知过程的前提下, 针对相同信道可用概率前提下提出了两种启发式的算法——FCMB 与 HFWB^[12], 能实现快速收敛与较好地兼顾公平性。

区别于以上研究工作, 本文侧重于研究异构频谱可用概率环境下的最优频谱分配问题。将该问题建立为最大加权独立集的图论问题模型, 并以分布式的方式求得近似最优的最大加权独立集, 目标是解决网络最大化频谱使用率的问题。

1 网络模型及信道分配问题描述

假设无线认知网络表示为一个简单图 $G = (V, E)$, 其中 V 表示 SU 的数目。每个节点 $i \in V$ 均存在一个通信距离 d_r 和一个干扰距离 d_{ir} 。一般情况下有 $3d_r > d_{ir} > d_r$, 节点 i 和节点 j 之间的物理距离为 d_{ij} 。 E 为网络中是否处于干扰范围内的边值, $e_{ij} = 0$ 表示 $d_{ij} > d_{ir}$, 相反 $e_{ij} = 1$ 表示 $d_{ij} < d_{ir}$ 。节点 i 和 j ($i, j \in V$) 之间能成功传输数据必须满足两个条件: 1) 节点的距离 $d_{ij} < d_r$; 2) 任意节点 $k \in V$, 处于节点 i 和 j 的干扰范围之内 ($d_{kj} < d_{ir}$ 和 $d_{ki} < d_{ir}$) 均未使用相同信道进行数据传输。这种模型也称为协议模型, 另外一种基于 SNR 的传输模型被称为物理模型。本文采用协议模型对网络进行建模。

无线认知网络的体系结构描述如下: 假设网络中存在一些基站 BS, 这些基站不仅为 PU 提供服务, 也为 SU 在 PU 未占用信道时提供服务, 这种频谱使用方式被称为“复用”(overlay)^[4]。另一种频谱使用方式为基于能量的方式, 即只要满足 SU 的传输功率在干扰范围以下, PU 和 SU 可同时使用该信道, 这种方式为“重用”(underlay), 目前在认知超宽带方面均采用该方式。本文采用 overlay 的频谱接入方式。

假设网络中所有可用信道集合为 $\{M\}$, 每个信道 $c_i \in M$, $PU_1(1)$ 表示 PU_1 占用了信道 c_1 , 因此 SU

可以使用 BS_1 覆盖范围内的其它信道。值得注意的是处于多个 BS 覆盖范围内的节点必须同时满足多个 BS 内的无干扰限制。假设网络中存在一个理想的公共信道, 控制报文可在极短的时间内完成交互, 并且节点可以保持时钟同步。网络中的节点均周期性地接入信道, 每个周期分为感知和接入两部分。在感知周期内能判断 PU 是否在该信道出现, 如果未出现, 则以 overlay 的方式使用该信道。在一个周期内信道的状态变化不会引起网络中可用信道的改变。假设感知一个信道所需要的时间均为 Δt 。设网络中 PU 是随机出现的, 那么经过 k 个工作周期后, 可以得到每个信道的可用概率。假设 v_i 检测的信道 c_j 的可用概率为 $p_{ij}(t_k)$, 那么该概率可以定义为

$$p_{ij}(t_k) = \frac{\sum_{l=1}^{t=k} (\text{No. of absent of PU in } [0, t_k])}{k} \quad (1)$$

在 t_{k+1} 周期, 假设 PU 在该信道上出现的概率 $p_{ij}(t_{k+1})$ 仍满足相同的概率分布, 可认为随后的周期里信道可用概率仍近似为 $p_{ij}(t_k)$, $PU_{t_k}(j) = 1$ 表示在 t_k 周期 PU 将在信道 c_j 上出现, 反之不出现。设 p_{ij} 为 v_i 在信道 c_j 的可用概率, 则有

$$p_{ij}(t_{k+1}) = \frac{p_{ij}(t_k) * k + PU_{t_k}(j) = 0}{k + 1} \approx p_{ij}(t_k) \quad (2)$$

因此整个网络在第 t_{k+1} 周期的期望吞吐量 $B(t_{k+1})_{\text{exp}}$ 可以由以下公式表示:

$$B(t_{k+1})_{\text{exp}} = \sum_{j=1}^M \sum_{i=1}^N (p_{ij}(t_{k+1}) * b_{ij}(t_{k+1})) \quad (3)$$

其中 b_{ij} 为节点 v_i 在信道 c_j 上的带宽, 假设每个信道带宽相同, 那么 $b_{ij} = b_i$ 。注意信道分配时 b_i 必须满足干扰受限的前提, 因此问题转化为求多个信道上不同可用概率下最大信道分配的问题。信道分配的目标是 $\max(B(t_{k+1})_{\text{exp}})$ 。

2 DMWIS 算法描述及性能分析

不同可用概率下的最大信道分配问题可转化为一般图的最大加权独立集问题(Maximum Weighted Independent Set, 简称 MWIS 问题)。而因为无线认知网络的信道分配问题已经被证明是 NP 完全的^[5], 即在每个信道可用概率相同前提下, 求网络竞争图的最大独立集即能获得最大信道分配的解, 故 MWIS 作为其中一个特例, 也是 NP 完全的。下面给出该问题的数学描述, 即最大独立集和最大加权独立集的定义:

定义 1 简单图 $G = (V, E)$, 其最大独立集 $I \subseteq V$ 当且仅当 I 中任意两节点 $u, v \in I$, 不存在任意边 $(u, v) \in E$ 并且对于 G 中其它任意独立集 I^* 总有 $\Gamma(I^*) \leq \Gamma(I)$ 。如果每个节点 v 均赋有一个权值 $w(v)$, 则 G 中最大加权独立集 $I_w \subseteq V$, 对于其它所有的独立集 I_w^* , 均有 $\sum w(I_w^*) \leq \sum w(I_w)$ 。

其中 $\Gamma(I)$ 是指集合中的节点数目, 而 $w(I_w^*)$ 是指节点权值之和。最大独立集和最大加权独立集均是典型的 NP 完全问题。集中式算法大都采用启发式方式获得近似最优解, 已存在多项式时间近似(Polynomial Time Approximation Scheme, 简称 PTAS)的集中式算法^[13], 是目前最优的集中式算法。而在分布式算法中, 目前最好的成果是 Schneider 提出, 复杂性为 $O(\log^* n)$ 的分布式算法^[14], 解决了极大独立集问题。考虑到 MWIS 问题的特点, 受该论文对节点划分方式的启发, 我们设计了一种高效的分布式 MWIS 算法。其基本思想如下: 网络中每个节点通过与其相邻节点的竞争, 选择出一些满足条件的节点, 直到网络中所有的节点要么是最大加权独立集中的节点, 要么与该集中节点相邻。

下面对 DMWIS 算法过程进行详细的原理描述: 初始状态为竞争节点(competitor), 如图 1(a) 所示, 节点对所有邻节点广播竞争请求, 要求选择出一个本地权值最大的节点。如果所有邻节点权值均比节点自身权值小, 则该节点加入集合 I_w , 状态为统治节点(dominator)。否则, 选择一个权值最大的邻节点。假设 v_4 与 v_6 成为统治节点, 那么与之相邻的节点为被统治节点(dominated), 如图 1(b) 中的 v_3 与 v_5 。此时统治节点和被统治节点不再参与竞争。而参与竞争的节点还剩余一部分, 如 v_1 与 v_2 。它们为被支

配节点(ruled)。被支配节点与其它竞争节点一起,开始下一轮竞争,如图1(c)、1(d)所示。

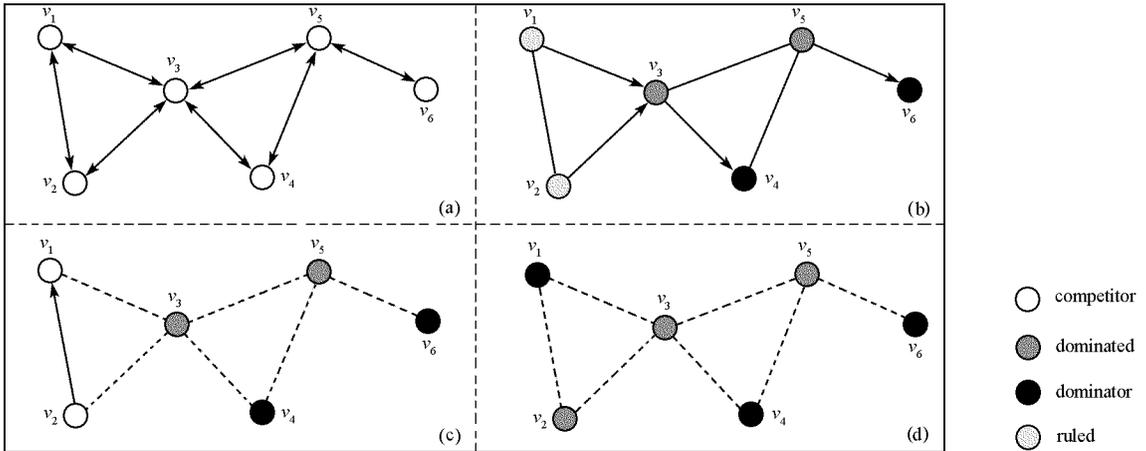


图1 DMWIS算法执行流程示例

Fig. 1 The example of DMWIS algorithm's working process

由上述过程不难看出,算法的关键是四种状态之间的转化。节点在每次选择结束后需要交互状态信息,只有保证相互之间信息交互的正确性,才能得到正确的计算结果。

下面分析一下该算法的复杂性,首先分析算法每选择一个统治节点所需要的计算量。每个节点需要与邻居节点交互权值信息一次,对每个节点 v 需要 $N(v)$ 次计算。而在选择出满足条件的统治节点后,需要更新一次状态信息,又需要 $N(v)$ 次计算。因此,每一轮计算需要 $2N(v)$ 的运算,而 $N(v)$ 最大值为网络的节点数 V ,因此一轮运算需要 $O(V)$ 次运算。考虑到网络图为简单连通图,则在最差的情况下需要运行 k 次才能结束。如图2所示。假设 v 个节点的权值大小为 $w(n_1) > w(n_2) > w(n_3) > \dots > w(n_v)$, 则算法需要运行 $k = \lceil V/2 \rceil$ 次才能终止。

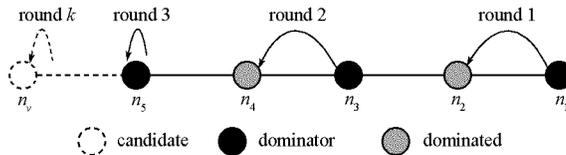


图2 DMWIS算法最差条件下执行流程

Fig. 2 The example of DMWIS algorithm's worst process

由于该拓扑结构为线型,所以最大加权独立集的运算量为 $O(V * k)$, 即 $O(V^2/2)$ 次。假设网络中节点 v 的最大节点度为 $p = N(v)_{\max}$, 平均节点度为 $q = N(v)_{\text{avg}}$, 则每个节点的运行次数为 $O(p)$, 整个算法执行的轮数为 $O(V/q)$, 整个网络的运算量为 $O(V * p/q)$ 。因此不难得出 DMWIS 算法对整个网络的计算复杂性为 $O(V^2/2)$ 。而实际运算过程中算法复杂性远低于 $O(V^2/2)$ 。实际复杂性取决于 p, q 的取值和权值的分布情况。下面的仿真实验表明,在随机拓扑环境下算法只需执行不超过 4 次,90% 以上的随机网络环境下为 2,3 次。

3 性能仿真

为了有效验证该算法的性能,选择三种集中式算法进行比较。一种是贪婪算法,其工作原理是每次选择网络中权值最大的节点作为独立集中节点,然后将该节点与其邻居节点从网络中删除,算法不断迭代直到网络中所有节点均被删除为止,图中以 GREEDY 表示该算法。另外一种是最小图着色算法,即不考虑权值大小,而只考虑网络中的最大可并行传输的信道数量,以 COLOR 表示该算法。为了与最优性能进行比较,我们以枚举方式获得最大加强独立集的最优解,由于枚举方式是 NP 复杂性的,因此只限于在网络规模较小的条件下获得该解。该算法以 OPTIMAL 表示。

网络环境设置如下:一个 $d \times d$ (默认值为 $1000\text{m} \times 1000\text{m}$) 的网络,假设有 V 个 SU 竞争使用网络中

M 个信道。对每个节点 v , PU 在每个信道上以一定概率出现, 故每个节点对某个信道可用概率为 p_{ij} , 随机产生所有的 p_{ij} 值, 使得 $0 < p_{ij} < 1$ 。干扰半径为 d_{ir} (默认值为 300m), 每个信道带宽 b_i 均为 1Mbps。本文对不同节点数目、不同信道数目、不同干扰半径等进行具体的仿真, 以分析算法在不同网络环境下的性能, 每个实验均运行多次后取平均值进行比较分析。

图 3 显示了网络中一个由 49 个 SU 节点组成的拓扑, 方型节点是由 DMWIS 算法计算出的 dominator 节点, 星型节点是对应的 dominated 节点。实线圆圈为第一次计算所产生的结果, 虚线为第二次计算的结果, 不难看出算法经过两次运算就已经结束, 第一次已经计算出大部分的结果。

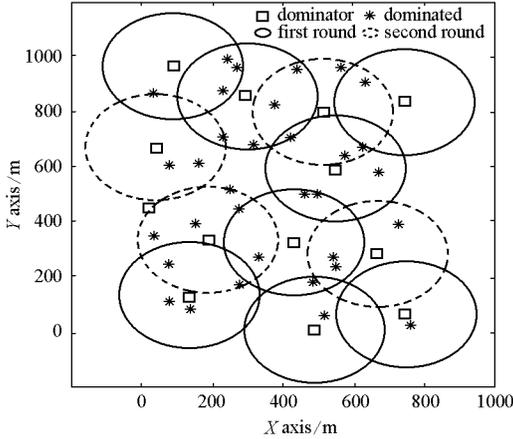


图 3 DMWIS 算法运行结果示例执行

Fig. 3 The result of DMWIS algorithm's process

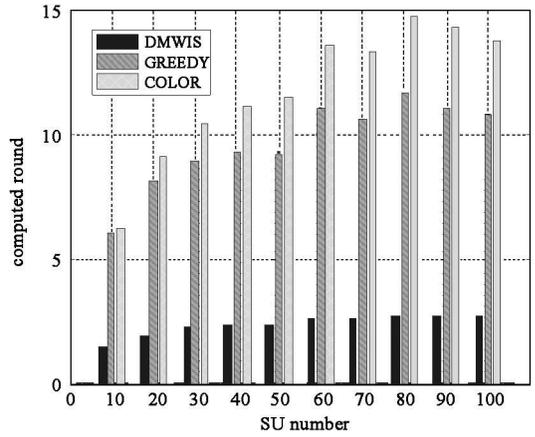


图 4 算法复杂性结果示例

Fig. 4 The result of algorithm's computing complexity

下面进行算法收敛性方面的详细比较, 结果如图 4 所示。图 4 中网络设置为 $d_{ir} = 250\text{m}$, SU 数目从 10 增加至 100, 计算一个信道的分配。网络拓扑结构随机产生。每个算法在不同网络条件下均运行 100 次, 取平均值进行比较。由于最优算法是由枚举方式得到最优解, 复杂性为 $O(2^v)$, 故不具备比较性。由此, 随着 SU 数目的增加, 计算需要的轮数也随之增加。集中式 GREEDY 和 COLOR 算法运行次数明显增加, 而 DMWIS 算法则始终在 1~3 次范围内结束。因此, DMWIS 算法有极优异的收敛性, 算法执行效率高。

算法的实际执行性能可以通过实际可获得的网络总带宽进行比较。本文分两种网络情况进行具体比较, 一种是网络规模较小的情况, 节点数目小于 20; 另外一种为网络规模较大的情况, 节点数目增加至 200。下面对网络的实际可用带宽进行定义:

定义 2 无线认知网络中节点 v 在周期 t_k 内实际可利用带宽 $b_v(t_k)$, 为感知过程结束后被分配信道的相对带宽。可用公式表示如下:

$$b_v(t_k) = \sum_{j=1}^{j=k} (p_{vj} * b_{vj}(t_k - k * \Delta t)) \quad (4)$$

其中 $k \subset M$, 为已经感知的 k 个信道。实际传输时间为一个周期减去感知过程所剩余的时间。

网络设置为 $d_{ir} = 250\text{m}$, 信道数目 $M = 10$, $\Delta t/t = 0.033$, $k = 10$ 。算法运行 10 遍取平均值。从图 5 不难看出, DMWIS 算法仅次于理论最优解, 一般能达到理论最优值的 90% 至 95%。随着网络规模增大, 性能有所下降, 因为随着网络规模增大, 计算出理论最优解的难度越大, 三种算法均能反映出这个规律, GREEDY 与 COLOR 算法离最优解的差距也逐渐增大。DMWIS 算法比两种集中式算法的性能要优越 30% 左右。可见 DMWIS 算法在网络规模较小时性能优越。

下面分析干扰半径对网络性能的影响, 网络设置如上。SU 数目固定为 16, 干扰半径 d_{ir} 从 100m 到 500m, 每次递增 50m。算法均运行 10 遍后取平均值进行比较。如图 6 所示, 随着干扰半径增大, 最大独立集数目随之减少, 可并行传输的节点减少, 网络的实际可用带宽减少。其中 DMWIS 算法最接近最优性能, 能保证达到最优性能的 80% 以上。DMWIS 算法随着干扰半径增加与 GREEDY 算法和 COLOR 算

法相比其性能优势递减。可见干扰半径增加至一定范围,会严重影响网络性能。

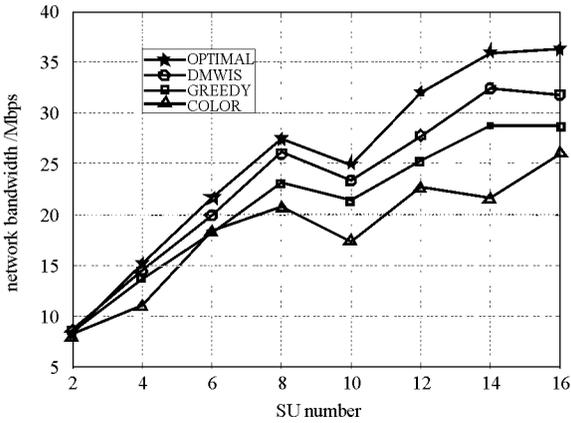


图5 小规模网络环境下的性能比较(SU= 16)
Fig. 5 Performance comparison of little scale network scenario(SU= 16)

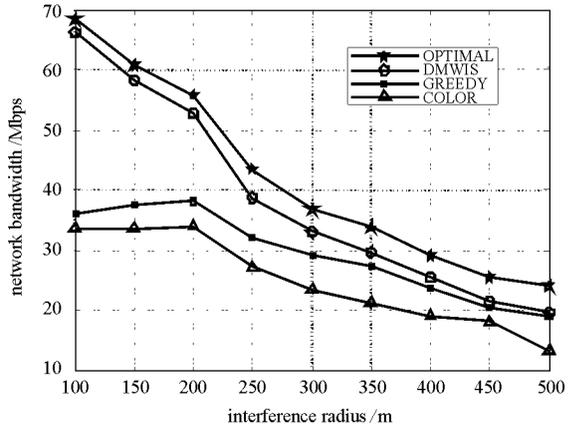


图6 小规模网络下不同干扰半径网络下的性能比较(SU= 16)
Fig. 6 Performance comparison of different interference radius under little scale network scenario(SU= 16)

下面考虑网络规模较大的情况下的算法性能。假设网络SU节点从10增至200,每次增加10个节点。网络范围为 $2000m \times 2000m$,干扰半径 d_i 为300m, $\Delta t/t = 0.01$,信道数目为 $M = 10$ 。由于最优算法无法在有限时间内得到大于20个节点的解,故算法仅仅与两种集中式近似算法进行比较。算法运行10遍,取平均值进行比较。如图7所示,随着节点数目增加,网络带宽逐渐增加,但是DMWIS算法递增幅度更大。与GREEDY算法和COLOR算法相比,DMWIS算法性能要高约50%与90%。因为该算法在大规模网络环境下其收敛性要远快于集中式算法。如图8所示,随着干扰半径递增,网络实际可用带宽递减,最终均稳定在一定的值。在干扰半径大于400m时三种算法性能非常接近。而在干扰半径小于250m时DMWIS算法比GREEDY算法和COLOR算法性能要高约30%与60%。

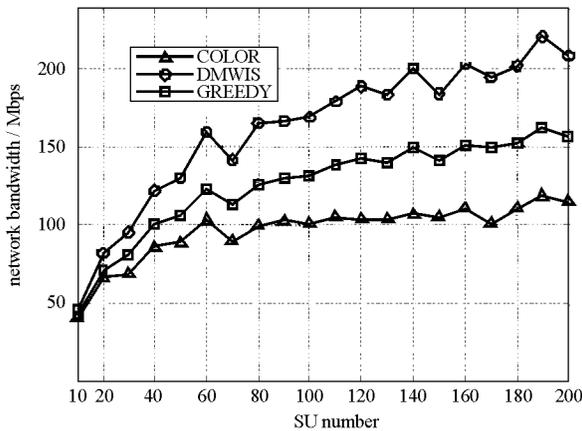


图7 大规模网络环境下的性能比较(SU= 200)
Fig. 7 Performance comparison of large scale network scenario(SU= 200)

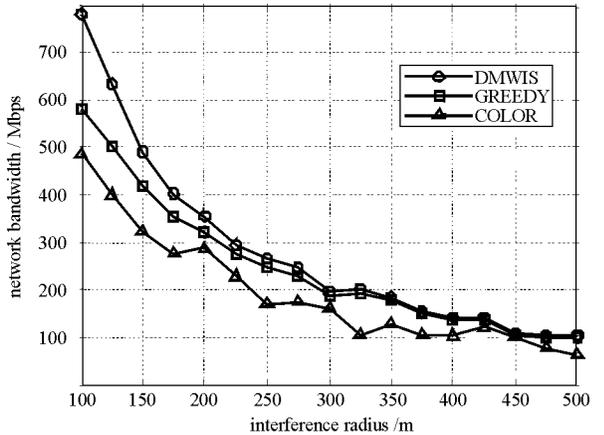


图8 大规模网络下不同干扰半径网络下的性能比较(SU= 200)
Fig. 8 Performance comparison of different interference radius under large scale network scenario(SU= 200)

通过以上具体的仿真实验,不难得出如下基本结论:(1) DMWIS算法性能在网络规模较小的情况下能获得解决最优解的性能;(2) DMWIS算法的效率很高,优于两种集中式的启发式算法的性能;(3) 随着网络规模的增加,DMWIS算法的性能将更加优异。

4 结束语

本文针对异构无线认知网络环境下的信道分配问题, 提出了一种基于分布式最大加权独立集理论的算法——DMWIS, 证明了该算法的复杂性为 $O(V^2)$ 。大量的仿真实验表明, 算法仅仅需要不大于 4 轮的运算即可结束, 其中大部分网络条件下仅仅需要 2 轮运算。通过与最优算法、GREEDY 算法和 COLOR 算法进行具体比较, DMWIS 算法要优于两种启发式的集中算法, 而且一般能达到最优性能的 90%。下一步的工作将围绕无线认知环境下更具体的物理频谱感知模型、链路模型展开, 以期获得更接近无线电磁环境下的最优理论模型。

参考文献:

- [1] Kolodzy P. Dynamic Spectrum Policies: Promises and Challenges [R]. *CommLaw Conspectus*, 2004. 12(2): 147–159.
- [2] Cordeiro C, Challapali K, Biru D, et al. “IEEE 802.22: The First Worldwide Wireless Standard based on Cognitive Radios” [C]// *IEEE DySPAN 2005*: 328–337.
- [3] Miola J. Cognitive Radio: An Integrated Agent Architecture for Software Defined Radio[M]. Royal Institute of Technology (KTH), Stockholm, Sweden, June 2000.
- [4] Akyildiz I F, Lee W Y, Vuran M C, et al. NeXt Generation Dynamic Spectrum Access Cognitive Radio Wireless Networks: A Survey [J]. *Computer Networks*, Elsevier, 2006, 50: 2127–2159.
- [5] Peng C, Zheng H, Zhao B Y. Utilization and Fairness in Spectrum Assignment for Opportunistic Spectrum Access [J]. *ACM/Springer Monet*, 2006, 11(4): 555–576.
- [6] Yuan Y. Allocating Dynamic Time-Spectrum Blocks In Cognitive Radio Networks [C]// *ACM MobiHoc 2007*: 130–139.
- [7] Zhao Q, Tong L, Swami A, et al. Decentralized Cognitive MAC for Opportunistic Spectrum Access in Ad Hoc Networks: A POMDP Framework [J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2007: 589–600.
- [8] Wang B, Ji Z, Liu K J R. Primary-prioritized Markov Approach for Dynamic Spectrum Access [C]// *IEEE DySPAN 2007*: 507–515.
- [9] Gandhi S, Buragohain C, Cao L, et al. A General Framework for Wireless Spectrum Auction [C]// *IEEE DySPAN 2007*: 22–33.
- [10] Sahharwal A, Khoshnevis A, Knightly E. Opportunistic Spectral Usage: Bounds and a Multi-band CSMA/CA Protocol [J]. *IEEE/ACM Transactions on Networking*, 2007: 533–545.
- [11] Jia J C, Zhang Q, Shen X M. HG-MAC: A Hardware-constrained Cognitive MAC for Efficient Spectrum Management [J]. *IEEE Journal on Selected Area of Communication*, 2008: 106–117.
- [12] 郝丹丹, 邹仕洪, 程时端. 开放式频谱系统中启发式动态频谱分配算法 [J]. *软件学报*, 2008, 19(3): 479–491.
- [13] Nieberg T. Independent and Dominating Sets in Wireless Communication Graph [M]. PhD Dissertation, 2006.
- [14] Schneider J, Wattenhofer R. A Log-star Distributed Maximal Independent Set Algorithm for Growth-bounded Graphs [C]// *PODC’08*: 35–44.