

认知无线网状网中基于差分演化的 功率控制与信道分配

贾 杰,李燕燕,陈 剑,王兴伟

(东北大学信息科学与工程学院,辽宁沈阳 110819)

摘 要: 信道分配对于提高认知无线网状网性能具有重要作用.考虑到节点功率对网络干扰的影响,定义了网络干扰边及潜在干扰边,通过量化通信功率控制等级,给出了联合功率控制与信道分配的网络模型.提出一种基于差分演化的功率控制与信道分配算法,设计了实数编码规则及相应的约束控制机制以保证个体的有效性,确保算法的快速收敛.一系列仿真实验表明本文算法的有效性.

关键词: 认知无线网状网;功率控制;信道分配;差分演化

中图分类号: TP393 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2013)01-0062-06

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2013.01.012

Channel Allocation and Power Control Based on Differential Evolution Algorithm in Cognitive Radio Mesh Network

JIA Jie, LI Yan-yan, CHEN Jian, WANG Xing-wei

(School of Information Science and Engineering, Northeastern University, Shenyang, Liaoning 110819, China)

Abstract: Channel allocation plays an important role in improving the performance of cognitive radio mesh network. Considering the influence of the node power on network interference, the network interference edge and potential interference edge are defined. By quantizing the level for communication power, a network model of joint power control and channel assignment is presented. Further, the channel allocation algorithm with power control on the basis of differential evolution algorithm is proposed. The real-number encoding rules and relevant constraints control mechanisms are designed to ensure the effectiveness of the individuals, thus to converge faster to optimal solution. Extensive simulations have been performed to validate the effectiveness of the proposed algorithm.

Key words: cognitive radio mesh network; power control; channel allocation; differential evolution

1 引言

无线网状网(Wireless Mesh Network, WMN)是一种新型无线网络技术,适合于宽带无线骨干传输环境,作为解决“最后一公里”接入问题的理想解决方案,受到了业界的广泛关注.

随着用户数量不断增多,对服务质量的要求越来越高,有限的频谱资源已成为获取高性能数据服务的严重障碍,在传统的频谱资源固定分配的管理模式下,频谱资源利用率极低^[1].近年来,认知无线电技术(Cognitive Radio, CR)的产生和发展为人们提供了新的解决思路. CR通过动态分配空间和时间上暂时未用的空闲频谱,

为新的无线应用提供工作频段.将 CR 技术引入到无线网状网中,能够使得用户通过伺机占用的方式动态接入频谱.然而,受无线频谱开放性特征的影响,需要为干扰范围内的认知用户尽可能分配不同的通信信道,以提高传输可靠性^[2].文献[3]以最大化系统有效带宽为准则,提出一种颜色敏感的图着色信道分配算法.文献[4]提出一种分布式局部议价信道分配算法,通过对网络中局部的细小改变做出补偿,能够快速完成信道分配决策.文献[5]通过将频谱资源整合成一个公共的子信道频谱池,提出一种最大化信道利用率的动态频谱分配算法.文献[6]提出一种基于动态博弈的频谱分配算法,认知用户根据频谱需求反复调整自身策略以达到均衡.文献

收稿日期:2012-01-07;修回日期:2012-06-27

基金项目:国家自然科学基金(No. 60903159, No. 61070162, No. 61173153, No. 71071028, No. 70931001);中国博士后科学基金(No. 20110491508, No. 2012T50248);中央高校基本科研业务费资助(No. N110404014, No. N110318001);高等学校博士学科点专项科研基金(No. 20070145017)

[7]则基于经济学中的拍卖机制解决分布式频谱共享问题.文献[8]则对受频谱约束的最优价格函数进行研究,通过为每个次用户的占用频谱设置上限,以期在保证主用户 QoS 的同时,使卖家能够获得最大利润.文献[9]通过建立频谱分配模型,分别提出了基于遗传算法、量子遗传算法和粒子群优化的信道分配机制.

但是上述算法尚未考虑功率控制对网络性能的影响.由于通信功率直接影响节点干扰范围和网络能耗,信道分配过程还应对节点的通信功率进行控制,以满足更多用户同时在线的通信需求.文献[10,11]对多信道 MANET 中联合信道分配与功率控制问题进行了研究,但是这些工作并不是基于认知无线电技术进行展开的,因此缺乏对授权用户保护机制的考虑. Hoang 等人分别提出了基于动态干扰图的功率和信道分配算法^[12]以及下行链路的频谱和功率分配算法^[13],但是这些算法均未同时兼顾频谱利用率与用户间的综合干扰问题.进一步, Hoang 等人^[14]基于授权用户的合作机制,提出了认知无线网络中联合功率控制的频谱分配算法. Canales 等人^[15]提出一种基于潜在博弈的信道与功率分配算法,参与者通过不断改进自身策略以获得均衡,但传递消息所需代价较高,且不能总保证所获得的解是全局最优解.

本文综合考虑网络干扰、隐藏接收终端和隐藏发送终端问题,定义了网络干扰边及潜在干扰边,通过量化通信功率控制等级,提出一种基于差分演化的认知无线网状网功率控制与信道分配算法,设计了实数编码策略及约束控制机制,总能保证进化过程中个体的有效性,加快算法的收敛速度.

2 网络模型

针对认知无线网状网特点,不失一般性,做出如下假设:

- (1) 假设 M 个授权用户和 N 个认知用户随机分布在 $X \times Y$ 的区域中;
- (2) 网络中每个节点均配备 CR 设备,能够感知当前可用信道;
- (3) 假设系统中共有 k 个互不干扰的信道, $C = [c_1, c_2, \dots, c_k]$.

整个认知无线网状网以图 $G = \{P, S, E\}$ 表示,其中, $P = \{p_i | 1 \leq i \leq M\}$ 表示授权用户集,每个授权用户 p_i 均对应一个以自身为圆心、 R_{p_i} 为半径的圆形覆盖区域. $S = \{s_i | 1 \leq i \leq N\}$ 表示认知用户集,每个认知用户 s_i 对应一个以自身为圆心、 $R_{T_{s_i}}$ 为半径的圆形通信覆盖区域,以及一个以自身为圆心、 $R_{I_{s_i}}$ 为半径的圆形干扰区域. 当 s_i 位于 p_i 的覆盖范围之外时, s_i 才可以使用与 p_i 相同的频谱. 同时,接收某用户消息的节点只有在在该用

户的传输范围之内才能成功接收到消息. $E = \{e_{ij} | 1 \leq i, j \leq N\}$ 表示认知用户之间的边集合. 对于认知用户对 (s_i, s_j) 之间的连接 e_{ij} , 要求 s_i 和 s_j 必须位于相互的传输范围之内,才能保证 e_{ij} 有效; 否则,二者无法直接通信. 若 s_i 或 s_j 位于对方的干扰范围之内,则二者相互干扰,不能同时使用相同频谱.

为了更直观地描述系统,图 1 给出认知无线网状网拓拓扑示例(P 表示授权用户, S 表示认知用户). 网络中授权用户集 $P = \{p_1, p_2, p_3, p_4\}$, 认知用户集 $S = \{s_1, s_2, \dots, s_9\}$, 可用信道集 $C = \{c_1, c_2, \dots, c_8\}$. 通常 $I_{s_i} \geq T_{s_i}$, 为表述问题方便,令 $I_{s_i} = T_{s_i}$. 图 1 中虚线圆表示授权用户的覆盖范围,实线圆表示认知用户的通信范围和干扰范围. 认知用户 s_1 位于授权用户 p_1 的覆盖范围内,因此对于 s_1 来说, c_1 不可用; 而 s_2, s_4, s_5, s_6 及 s_8 均位于授权用户的覆盖范围之外,故信道 $\{c_1, c_2, \dots, c_8\}$ 对它们来说均可用. 另外, s_1 在 s_2 的传输范围之内,故二者之间存在连接 e_{12} , 且二者在信道 $\{c_2, c_3, \dots, c_8\}$ 上互为干扰邻居.

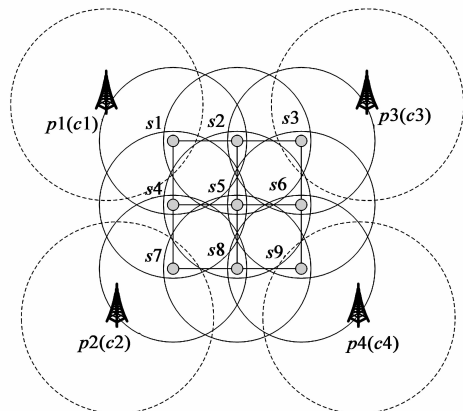


图1 认知无线网状网拓拓扑示例

给定 E 中的任意一条边 e_{ij} , 根据其长度 $d(e_{ij})$, 即发送节点 s_i 到接收节点 s_j 间的距离, 计算出 e_{ij} 的信道增益:

$$g(e_{ij}) = d(e_{ij})^{-\gamma} \quad (1)$$

其中, γ 为路径损耗指数.

定义 $p(e_{ij})^r$ 为接收功率, α 为阈值, 当 $p(e_{ij})^r \geq \alpha$ 时, 则传输成功, 有:

$$p(e_{ij})^r = p(e_{ij})^s \cdot g(e_{ij}) \quad (2)$$

则分配给 e_{ij} 的发射功率 $P(e_{ij})^s$ 必须满足:

$$p(e_{ij})^s \cdot g(e_{ij}) \geq \alpha \quad (3)$$

因此, s_i 在发射功率 $p(e_{ij})^s$ 下的传输距离 $T_i(p(e_{ij})^s)$ 可以表示为:

$$T_i(p(e_{ij})^s) = \left(\frac{p(e_{ij})^s}{\alpha} \right)^{\frac{1}{\gamma}} \quad (4)$$

定义 e_{ij} 所需的最小传输功率为 $p(e_{ij})^{\min}$, 可以计算

出:

$$p(e_{ij})^{\min} = \alpha \cdot d(e_{ij})^\gamma \quad (5)$$

为了避免认知用户对授权用户造成干扰,要求分配给 e_{ij} 的传输功率 $p(e_{ij})^s$ 必须满足 $p(e_{ij})^{\min} \leq p(e_{ij})^s \leq p(e_{ij})^{\max}$, 其中, $p(e_{ij})^{\max}$ 为节点的最大传输功率.

定义节点间的干扰仅与传输功率、距离、路径损耗指数有关, s_i 在发射功率 $p(e_{ij})^s$ 下产生的干扰距离 $I_i(p(e_{ij})^s)$ 可以表示为:

$$I_i(p(e_{ij})^s) = \left(\frac{p(e_{ij})^s}{\beta} \right)^{\frac{1}{\gamma}} \quad (6)$$

其中, β 为干扰门限, 当 s_i 产生的干扰超过 β 时, 可以忽略不计. 当节点选择最大传输功率 p_{\max} 时, 从式(4)、(6)可知, 相应地, 将会产生最大传输距离 T_{\max} , 最大干扰距离 I_{\max} .

对于 E 中任意两条边 e_{uw} 和 e_{xy} , 若节点 x 或 y 在 u 或 v 的干扰距离内, 则称 e_{xy} 是 e_{uw} 的一个潜在干扰边, 反之亦然. 当且仅当两个潜在干扰边 e_{uw} 和 e_{xy} 存在信道, $k = A(u) \cap A(v) \cap A(x) \cap A(y) \neq \Phi$, 则称 e_{xy} 是 e_{uw} 的一条干扰边, 其中 $A(u)$ 表示节点 u 的信道分配情况. 干扰模型如图 2 所示, 其中实线覆盖范围为节点的通信半径, 虚线覆盖范围为节点的干扰半径. 当节点 1 向节点 2 通信时, 由于节点 3 在节点 1 的干扰半径内, 因此, 链路 e_{12} 和 e_{34} 互为潜在干扰边, 当二者分配相同信道时, 不能同时通信. 可见, 虽然节点 3 为节点 2 的隐藏终端, 但采用上述干扰模型, 能有效避免隐藏终端问题.

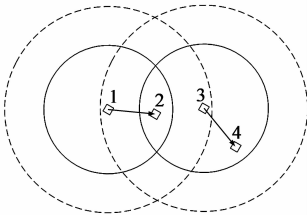


图2 干扰模型

为了降低边 e_{ij} 对其周围连接的干扰, 将传输功率从 0 到 p_{\max} 均匀地量化为 Q 个等级, 定义全网干扰集函数为:

$$I(G) = \sum_{e_{ij} \in E} |N_{ij}(c_m, q_k)| \quad (7)$$

其中, 可用信道集由 $C = [c_1, c_2, \dots, c_k]$ 表示, 传输功率等级由 $Q = [q_1, q_2, \dots, q_n]$ 表示, $N_{ij}(c_m, q_k)$ 表示 e_{ij} 选择通信功率级别 q_k 与信道 c_m 时存在的干扰连接边集, $c_m \in C, q_k \in Q$.

令 H_m 为信道 c_m 的带宽, p^r 为接收节点 s_j 的接收功率, P_N 为噪声功率, 定义链路容量为:

$$U(e_{ij}) = \frac{1}{1 + |N_{ij}(c_m, q_k)|} H_m \log_2 \left(1 + \frac{p^r}{P_N} \right) \quad (8)$$

可见, 链路容量直接受制于链路干扰, 其干扰链路

数越少, 相应获得链路容量越高.

3 基于差分演化的功率控制与信道分配

差分演化算法^[16] (Differential Evolution, DE) 是一种基于种群演化的新兴启发式搜索算法, 采用实数矢量编码在连续空间进行高效随机并行搜索, 具有良好的优化性能.

DE 不能直接处理问题空间的参数, 对于认知无线网状网中联合功率控制的信道分配问题, 直接以网络中链路选择的信道及功率作为个体的基因编码. 令 $x_{ij} = \langle c_{ij}, p_{ij} \rangle$ 表示网络中第 j 条链路选择的通信信道为 c_{ij} , 通信功率等级为 p_{ij} , 则第 t 代的第 i 个个体 $x_i(t)$ 可以表示为:

$$\begin{aligned} x_i(t) &= (x_{i1}(t), x_{i2}(t), \dots, x_{in}(t)) \\ &= (\langle c_{i1}(t), p_{i1}(t) \rangle, \langle c_{i2}(t), p_{i2}(t) \rangle, \dots, \\ &\quad \langle c_{in}(t), p_{in}(t) \rangle) \end{aligned} \quad (9)$$

其中, $i = 1, 2, \dots, M, t = 1, 2, \dots, t_{\max}, n$ 为个体长度, M 为种群规模, t_{\max} 为最大演化代数.

DE 随机产生初始种群, 在 n 维空间里随机产生满足约束条件的 M 个个体,

$$\begin{cases} c_{ij}(0) = \text{randSelect}(C) \\ p_{ij}^l(0) = p_{ij}^l + \text{rand}_{ij}(0, 1)(p_{ij}^U - p_{ij}^l) \end{cases} \quad (10)$$

其中, $i = 1, 2, \dots, M, j = 1, 2, \dots, n$, 初始化信道从可用信道集中随机选取, p_{ij}^U 和 p_{ij}^l 分别为第 j 个染色体可使用通信功率等级的上界和下界, $\text{rand}_{ij}(0, 1)$ 是 $[0, 1]$ 之间的随机小数.

从种群中随机选择三个个体 $x_{p_1}, x_{p_2}, x_{p_3}$, 利用当前种群父代个体间的差分矢量对个体进行变异操作, 产生一个新个体, 有:

$$h_{ij}(t+1) = x_{p_1}(t) + F \times (x_{p_2}(t) - x_{p_3}(t)) \quad (11)$$

其中, p_1, p_2, p_3 互不相同, $x_{p_2}(t) - x_{p_3}(t)$ 为差分向量, F 为变异因子, 其取值范围通常为 $[0, 2]$. 当 F 较大时, 有利于保持种群多样性, 但算法近似于随机搜索, 效率低; 当 F 较小时, 有利于局部搜索, 但算法易陷入早熟.

在 DE 算法中使用 $DE/x/y/z$ 表示其进化模式, 用于描述差异向量与父代个体的重组方式, 其中, x 表示被加噪声的个体, 它可以当前代个体中随机选取, 也可以取当前代中最优的个体, y 为差异向量的个数, z 代表交叉的模式. 常见的有四种差分进化模式^[17]: $DE/\text{rand}/1/\text{bin}$ 、 $DE/\text{rand}/2/\text{bin}$ 、 $DE/\text{best}/1/\text{bin}$ 、 $DE/\text{best}/2/\text{bin}$, 分别表示如下:

$$x_i(t+1) = x_{p_1}(t) + F \times (x_{p_2}(t) - x_{p_3}(t)) \quad (12)$$

$$x_i(t+1) = x_i(t) + F \times (x_{p_1}(t) - x_{p_2}(t) + x_{p_3}(t) - x_{p_4}(t)) \quad (13)$$

$$x_i(t+1) = x_i(t) + F \times (x_{p_1}(t) - x_{p_2}(t)) \quad (14)$$

$$x_i(t+1) = x_b(t) + F \times (x_{p1}(t) - x_{p2}(t) + x_{p3}(t) - x_{p4}(t)) \quad (15)$$

其中, $x_b(t)$ 是第 t 代的最优个体, $x_{p1}(t)$, $x_{p2}(t)$, $x_{p3}(t)$, $x_{p4}(t)$ ($i \neq p_1 \neq p_2 \neq p_3 \neq p_4$) 是随机选择用于差分操作的个体。

在 $DE/rand/1/bin$ 和 $DE/rand/2/bin$ 模式中, 随机选择 $x_{p1}(t)$ 为基准个体, 并由 $x_{p1}(t)$ 与随机差异向量重组产生新个体, 自由探索性突出, 但收敛速度较慢. 在 $DE/best/1/bin$ 和 $DE/best/2/bin$ 模式中, 以当前的最优个体 $x_b(t)$ 为基准个体, 通过 $x_b(t)$ 与随机差异向量重组产生新个体, 自由探索特性相对较弱, 局部收敛性与继承性较强, 收敛速度较快. 另外, 模式 $DE/best/1/bin$ 操作简单, 计算量小. 为此, 信道分配算法采用模式 $DE/best/1/bin$, 通过选择最优个体作为基准个体, 以加快算法收敛, 并通过调节变异因子, 在多样性上做出补偿.

父代个体与新个体按照一定的概率进行交叉操作, 以增强群体多样性, 为了确保 $x_i(t+1)$ 中至少有一个分量由 $x_i(t)$ 的相应分量贡献, 采用如下的交叉操作:

$$v_{ij}(t+1) = \begin{cases} h_{ij}(t+1), & rand_{ij} \leq CR \text{ or } j = rand(i) \\ x_{ij}(t), & rand_{ij} > CR \text{ or } j \neq rand(i) \end{cases} \quad (16)$$

其中, $rand_{ij}$ 是在 $[0, 1]$ 间产生的随机数, CR 为交叉概率, $CR \in [0, 1]$, $rand(i)$ 是 $[1, n]$ 之间的随机整数. 当 CR 值较大时, 有利于开拓新空间, 但是易陷入局部最优, 达到给定精度的成功率较低, 稳定性较差; 当 CR 值较小时, 有利于保持种群多样性, 但算法收敛速度相对较慢.

DE 在搜索过程中仅以适应度函数为依据, 解的优劣由适值大小进行评价, 适值越大, 则解的质量越优. 在功率控制与信道分配问题中, 定义适应度函数为网络中所有链路的有效容量之和,

$$F(x) = \sum_{e_j \in E} \frac{1}{1 + |N_{ij}(c_m, q_k)|} H_m \log_2 \left(1 + \frac{P_j}{P_N} \right) \quad (17)$$

在选择操作中, 变异个体 $v_i(t+1)$ 将与原个体 $x_i(t)$ 的适值进行比较, 选择较优个体作为子代:

$$x_i(t+1) = \begin{cases} v_i(t+1), & f(v_i(t+1)) > f(x_i(t)) \\ x_i(t), & f(v_i(t+1)) \leq f(x_i(t)) \end{cases} \quad (18)$$

通过向下取整并对个体矢量进行越界检查, 以保证寻优空间的有效性.

算法进行到最大演化代数 t_{\max} 结束, 选择最后一代群体中的最优个体作为分配结果, 将每个连接的功率和信道分配结果分发给相应的节点. 由于节点只在初始化和算法结束时进行消息传递, 大大减少了通信量.

4 实验结果与分析

为了验证算法的有效性, 在 Matlab 环境下对算法进行评估, 以便通过相关的仿真测试和比较对算法进行改进.

实验一 为了选出适合联合功率和信道分配问题的变异因子和交叉概率, 首先考察变异概率和交叉概率的取值情况.

在 30×30 的网络区域内, 随机部署 4 个授权用户, 9 个认知用户, $R_{pi} = 10$, $R_{tsi} = R_{lsi} = 7$. 传输功率量化为 $Q = 16$ 个等级, 路径损耗指数 $\gamma = 4$. 网络中可用信道 $T = 8$, 信道带宽 $H = 54$ Mbps, $SNR = 10$ dB, $\alpha/P_N = 10$. 设置初始种群中个体数量为 20, 图 3 和图 4 分别示意在不同变异因子和交叉概率下, 网络容量的变化情况.

由图 3 可见, 当变异因子选取 $0.1 \sim 0.5$ 时, 算法易陷入局部最优, 尤其当 $F = 0.1$ 时, 网络容量仅为 56, 几乎无法获得最优解. 此外, 变异因子越大, 算法收敛的越慢. 从图 3 中可以看出, 在多种变异因子下, 算法最大不超过 500 代即能收敛, 表明了差分演化算法的快速寻优能力. 另外, 当 $F = 0.7$ 时, 最终能够获得最大的网络容量且其值基本保持不变, 因此, 选择 $F = 0.7$ 作为变异因子.

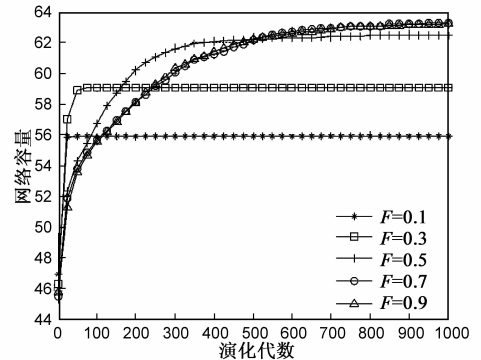


图3 不同变异因子下网络容量的性能对比

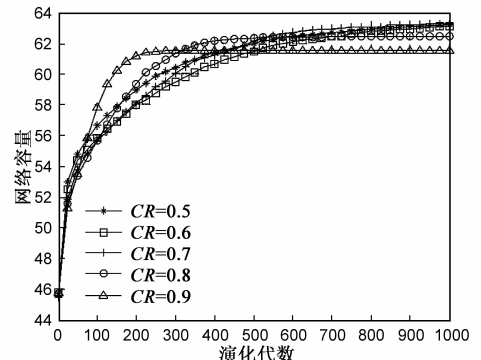


图4 不同交叉概率下网络容量的性能对比

由图 4 可见, 交叉概率越大, 算法收敛越快, 但是得到的结果与最优解偏差较大. 在 $CR = 0.7$ 时, 得到的网络容量最大且接近最大网络容量 63.6085.

实验二 为了验证差分演化算法的性能,考察网络性能随可用信道数的变化情况,并与潜在博弈算法进行比较.在 70×70 的网络区域内,随机部署 4 个授权用户,36 个认知用户, $R_{pi} = 20$, $R_{tsi} = R_{lsi} = 14$, $F = 0.7$, $CR = 0.7$. 可用信道数分别设置 6、8、10、12、14、16. 图 5 与图 6 分别示意网络容量与网络干扰随信道个数的变化情况.

图 5 中, MNC(DE) 和 MNC(PGA) 分别表示差分演化算法和潜在博弈算法^[15]在 100 次实验中获得的最大网络容量, ANC(DE) 和 ANC(PGA) 分别表示差分演化算法和潜在博弈算法获得的平均网络容量情况. 由图 5 可以看出,网络容量随信道数的增加而增加,且增加趋势逐渐缓和.

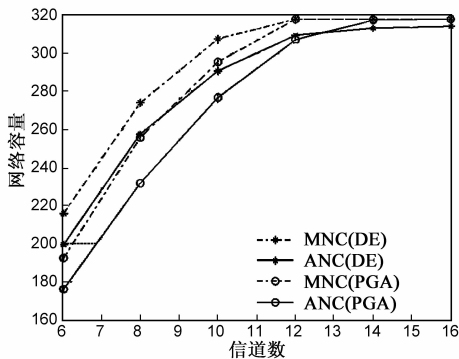


图5 网络容量随信道数的变化情况

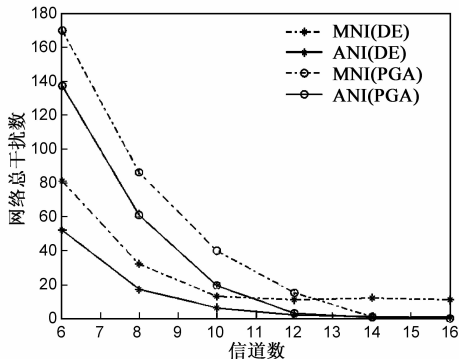


图6 网络总干扰随信道数的变化情况

图 6 中, MNI(DE) 和 MNI(PGA) 分别表示差分演化算法和潜在博弈算法在 100 次实验中获得的最大网络总干扰, ANI(DE) 和 ANI(PGA) 分别表示差分演化算法和潜在博弈算法获得的平均网络总干扰. 从图 6 中可以看出,随着网络容量增加,网络总干扰不断变小,表明差分演化算法能够有效降低网络干扰. 另外,在信道数较少时,差分演化算法明显优于潜在博弈算法,进一步表明了本文算法的有效性. 进一步分析仿真结果,可以发现,当信道数量较多 (> 12) 时,最终求解的网络总干扰数为 0,表明算法具有收敛至全网最优解的能力.

实验三 考察网络性能随授权用户数的变化情况. 1~6 个授权用户随机分布在网络区域内,可用信道

$k = 12$, 各授权用户随机选择信道.

网络容量随授权用户数的变化情况如图 7 所示. 由图 7 可见,对于潜在博弈与差分演化算法,二者的最大网络容量性能基本一致,而平均网络容量随着授权用户的增加而下降,但潜在博弈算法的下降速度明显快于差分演化算法.

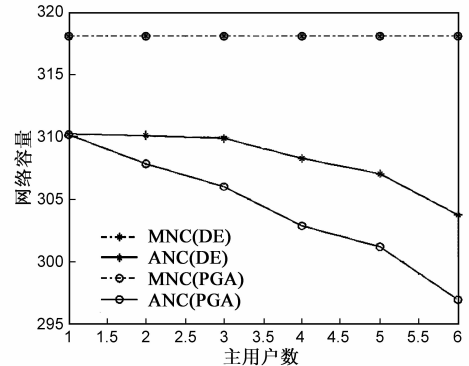


图7 网络容量随授权用户数的变化情况

5 小结

本文针对当前无线网状网中信道分配算法存在的问题,考虑节点功率控制对网络干扰的影响,定义了网络干扰边及潜在干扰边,通过量化通信功率控制等级,建立了联合功率控制与信道分配的无线网状网效用模型,提出一种基于差分演化算法的功率控制与信道分配机制. 设计了联合功率控制与信道分配问题的实数编码方案及相应的约束控制机制,引入 $DE/best/1/bin$ 差分演化模式以提高种群更新速度,并通过调节变异因子保持群体多样性. 通过同时处理多个分配方案,减少了陷入局部最优解的风险. 仿真结果表明该算法能够快速收敛于最优解,在不同的应用环境下,均表现出优越性能,具有良好的适应性. 未来将深入研究差分演化算法的参数设置以及初始种群分布问题,从而进一步提升算法的性能.

参考文献

- [1] 马志 ■, 曹志刚. 认知无线网络用户合作机会接入方案的研究[J]. 电子学报, 2009, 37(4): 678-683.
Ma Zhiyao, Cao Zhigang. Secondary user cooperative opportunistic access scheme in cognitive radio networks [J]. Acta Electronica Sinica, 2009, 37(4): 678-683. (in Chinese)
- [2] 王钦辉, 叶保留, 田宇, 李文中, 陆桑璐, 陈道蓄. 认知无线网络中频谱分配算法[J]. 电子学报, 2012, 40(1): 147-154.
Wang Qinhuai, Ye Baoliu, Tian Yu, Li Wenzhong, Lu Sanglu, Chen Daoxu. Survey on spectrum allocation algorithms for cognitive radio networks [J]. Acta Electronica Sinica, 2012, 40(1): 147-154. (in Chinese)

- [3] Zheng H, Peng C. Collaboration and fairness in opportunistic spectrum access [A]. Proceedings of the IEEE International Conference on Communications (ICC) [C]. Seoul Korea: IEEE, 2005. 3132 – 3136.
- [4] Buddhikot M M, Kolodzy P, Miller S, et al. DIMSUMNet: New directions in wireless networking using coordinated dynamic spectrum access [A]. Proceedings of the World of Wireless Mobile and Multimedia Networks (WoWMoM) [C]. Taormina; IEEE, 2005. 78 – 85.
- [5] Weiss T A, Jondral F K. Spectrum pooling: an innovative strategy for the enhancement of spectrum efficiency [J]. IEEE Communications Magazine, 2004, 42(3): 8 – 14.
- [6] Mark F, Mario C, Jean-Pierre H. Efficient MAC in cognitive radio systems: a game-theoretic approach [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2009, 8(4): 1984 – 1995.
- [7] Bae J, Beigman E, Berry R, et al. Sequential bandwidth and power auction for distributed spectrum sharing [J]. IEEE Selected Areas in Communications, 2008, 26(7): 1193 – 1203.
- [8] 罗丽平, 邱焕新, 张广驰, 秦家银. 具有约束条件的认知无线网络最优频谱价格函数 [J]. 电子学报, 2011, 39(3): 562 – 566.
- Luo Liping, Qiu Huanxin, Zhang Guangchi, Qin Jiayin. Optimal pricing function with spectrum constraint in cognitive radio networks [J]. Acta Electronica Sinica, 2011, 39(3): 562 – 566. (in Chinese)
- [9] Zhao ZJ, Peng Z, Zheng SL, et al. Cognitive radio spectrum allocation using evolutionary-algorithms [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2009, 8(9): 4421 – 4425.
- [10] Behzad A, Rubin I. Multiple access protocol for power-controlled wireless access nets [J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2004, 3(4): 307 – 316.
- [11] Kulkarni G, Adlakha S, Srivastava M. Subcarrier allocation and bit loading algorithms for OFDMA-based wireless networks [J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2005, 4(6): 652 – 662.
- [12] Hoang A T, Liang Y C. Maximizing spectrum utilization of cognitive radio networks using channel allocation and power control [A]. Proceedings of the 64th IEEE Vehicular Technology Conference (VTC-2006-Fall) [C]. Montreal: IEEE, 2006. 1 – 5.
- [13] Hoang A T, Liang Y C. Downlink channel assignment and power control for cognitive radio networks [J]. IEEE Transactions on Wireless Communication, 2008, 7(8): 3106 – 3117.
- [14] Hoang A T, Liang Y C, Islam M H. Power control and channel allocation in cognitive radio networks with primary users' cooperation [J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2010, 9(3): 348 – 360.
- [15] Canales M, Gallego J R. Potential game for joint channel and

power allocation in cognitive radio networks [J]. Electronics Letters, 2010, 46(24): 1632 – 1634.

- [16] Su H J, Yang Y P, Wang Y J. Research on differential evolution algorithm: a survey [J]. System Engineering and Electronics, 2008, 30(9): 1793 – 1797.
- [17] Storn R, Price K V. Differential evolution: a simple and efficient heuristic for global optimization over continuous space [J]. Journal of Global Optimization, 1997, 11: 341 – 359.

作者简介



贾 杰 女, 1980 年出生于辽宁鞍山. 博士, 东北大学副教授, 主要从事无线网络和认知无线电技术等方面的研究工作.

E-mail: jiajie@ise.neu.edu.cn



李燕燕 女, 1988 年出生于河南许昌. 硕士, 主要从事无线网状网与认知无线电技术等方面的研究工作.



陈 剑 男, 1980 年出生于湖南邵阳. 博士, 东北大学讲师, 主要从事多媒体无线通信系统、网络管理及视频信号建模技术等方面的研究工作.



王兴伟 男, 1968 年出生于内蒙古包头. 博士, 东北大学教授, 博士生导师, 主要从事下一代互联网、自组织网络和移动互联网等方面的研究工作.