

基于博弈论的认知无线网络跨层资源分配*

伍春^{1)2)†} 江虹²⁾ 尤晓建²⁾

1)(西安电子科技大学, 综合业务网理论及关键技术国家重点实验室, 西安 710071)

2)(西南科技大学国防科技学院, 绵阳 621000)

(2013年11月4日收到; 2014年1月22日收到修改稿)

针对多跳认知无线网络的多层资源分配问题, 提出了协作去耦合方法和跨层联合方法. 协作去耦合方法首先单独完成路径选择任务, 随后进行信道与功率的博弈分配; 跨层联合方法则通过博弈直接对路径、信道、功率三层资源进行同时分配. 两种方法都综合考虑网络层、介质访问控制层、物理层的启发原则, 引入了节点被干扰度信息和节点主动干扰度信息来辅助路径选择, 设计了基于功率允许宽度信息的 Boltzmann 探索来完成信道与功率选择, 设计了长链路和瓶颈链路替换消除机制以进一步提高网络性能. 从促进收敛角度, 选择序贯博弈并设计了具体的博弈过程, 此外还分析了博弈的纳什均衡, 讨论了两种算法的复杂度. 仿真结果表明, 协作去耦合方法和跨层联合方法在成功流数量、流可达速率、发射功耗性能指标上均优于简单去耦合的链路博弈、流博弈方法.

关键词: 博弈论, 认知无线网络, 跨层, 资源分配

PACS: 88.05.Jk

DOI: 10.7498/aps.63.088801

1 引言

随着无线通信技术的快速发展, 无线通信网络出现宽带化、业务多样化、网络异构化的趋势, 频谱资源的有效利用成为非常重要和亟待解决的问题. 自 Mitola 和 Maguire^[1] 在 1999 年提出认知无线电 (cognitive radio, CR) 以来, 该技术就引起了很多国际研究机构和学者的广泛关注. 认知无线电的一个重要特点是参数、资源动态重配置能力, 以提高网络的性能和环境适应性.

集中式的 CR 参数配置和资源分配通常采用以遗传算法^[2-6]为主的优化分配方法. 由于认知无线网络潜在的自治性、多样性、异构性, 分散的学习方式更适合认知无线网络. 博弈论^[7]研究多个决策者的策略交互, 是解决认知无线网络分布式资源分配的有效理论及方法.

传统多跳无线网络通常是单信道, 使用竞争协

议进行信道访问, 网络性能会随用户数的增长而急剧下降. 多跳认知无线网络 (multi-hop cognitive radio networks, MCRN) 使用认知无线电技术, 灵活动态地使地用多个信道能有效提高网络性能, 但需要解决路由、信道、功率的多层资源分配问题. 文献^[8]研究了博弈方法解决功率分配问题, 文献^[9]采用合作博弈模型对分布式频谱共享进行建模, 提出一种分布式算法达到近似最优分配, 文献^[10]研究分布式博弈的信道和功率分配以实现链路容量最大化和有效链路数最大化. 现有文献使用博弈方法研究认知无线网络时大多关注一层或两层的资源分配, 而同时进行路由 (网络层)、信道 (介质访问控制, MAC 层)、功率 (物理层) 跨层资源分配的研究鲜见报道.

文献^[11]针对认知无线网络的路由、信道的资源分配提出去耦合设计策略 (网络层、MAC 层的资源分配分为两个任务独立执行) 和跨层设计策略

* 国家自然科学基金 (批准号: 61379005) 和国家重点基础研究发展计划 (批准号: 2009CB320403) 资助的课题.

† 通讯作者. E-mail: soldier_wu@163.com

(网络层、MAC层的资源分配为单个任务, 联合协作完成) 两种方法, 并且认为跨层策略比去耦合策略有更好的性能. 文献[12]研究博弈论解决多跳认知无线网络的路由(网络层)、信道(MAC层)、功率(物理层)的资源分配问题, 使用的是去耦合方式, 即直接使用dijkstra最短路径算法独立完成路径选择任务, 再通过序贯博弈完成信道和功率资源分配任务. 文献[13]将认知无线网络模型建模为部分可观察马尔可夫决策过程, 研究使用 Q 值迭代方法跨层配置物理层、MAC层、网络层参数以达到系统近似最优.

本文研究多跳认知无线网络资源分配问题, 包括路由、信道、功率分配. 文献[12]的方法可以归为简单去耦合方法, 因为网络层路径选择任务仅考虑了网络层的路径最短要求, 没有适当考虑信道和功率分配的要求. 实际上, 综合考虑信道、功率分配要求而得到的路径要优于单纯最短路径算法获得的路径. 本文在文献[12]的简单去耦合方法的基础上, 提出协作去耦合与跨层联合两种方法, 定义了博弈的用户、效用函数, 设计实现了具体博弈过程和用户动作策略, 能有效提高网络性能. 两种方法的共同点在于进行网络层路径选择时都要考虑MAC层和物理层的潜在要求, 引入节点被干扰度信息和节点主动干扰度信息辅助路径选择任务, 并增加了长链路和瓶颈链路替换消除机制, 进一步提高系统性能. 两种方法不同处在于协作去耦合方法仍保持去耦合思想, 在MAC层和物理层的协作下独立完成网络层路径选择任务, 再通过博弈完成信道与功率分配任务, 而跨层联合方法综合利用协作启发信息, 通过博弈对路径、信道、功率同时进行分配.

2 系统模型

考虑系统在 $D \times D$ 区域内, 共有 N 个节点的多跳认知无线网络. 假设网络节点都是静止或准静止的, 认知无线网络中使用认知导频信道(cognitive pilot channel, CPC)^[14]或认知控制信道(cognitive control channel, CCC)^[15]完成动作、策略、收益等控制信息的传输, 并在CR节点上部署相应的控制信道无线收发机, 使用不与主用户冲突的专用频段进行控制信息传输, 另外节点上部署

独立工作的发送机和接收机各1个完成数据信息传输. 整个网络的可用信道为 N_C 个带宽相等的信道, 单个CR节点的可用信道是整个网络可用信道集合的子集. 节点的发送功率在实际中通常设计为离散的 Q 级可调, 最大发送功率为 P_{\max} , 采用平均间隔方法时, 发送功率集合为

$$\left\{ 0, \frac{1 \cdot P_{\max}}{Q}, \frac{2 \cdot P_{\max}}{Q}, \dots, \frac{Q \cdot P_{\max}}{Q} \right\}.$$

网络中有 N_F 个端到端的信息传输需求, 在此要求上建立 N_F 个端到端的流, 构成集合 F , 单个流 f 由一条或多条有向链路组成, 其成功传输的条件是该流上的所有链路均成功传输.

描述无线网络中节点间干扰及成功传输的经典模型包括协议模型和物理模型^[16]. 协议模型规定链路成功的条件是该链路距离在有效传输范围内, 且在其他发送节点的干扰范围之外, 协议模型忽略了多个发送节点产生的干扰和问题, 模型较为粗糙. 这里使用计算复杂度更高, 但干扰计算更为准确的物理模型, 在该模型下一条链路 i 成功的要求是接收节点的信号与干扰噪声比(SINR) λ_i 大于等于设定门限值 β , 即满足公式

$$\lambda_i = \frac{p_i G_{i,i}}{\sum_{c_i=c_j, j \neq i} p_j G_{i,j} + \sigma^2} \geq \beta, \quad (1)$$

有向链路 i 的信道增益定义为 $G_{i,i} = d_{i,i}^{-\gamma}$, 其中 $d_{i,i}$ 表示链路 i 从发送节点 i_{TX} 到接收节点 i_{RX} 的距离, γ 为无线传输衰落因子. L_T 为网络中所有链路的集合, p_i 是链路 i 上的节点发送功率, σ^2 表示加性高斯白噪声(AWGN)的功率.

文献[12]的网络性能指标使用成功流数量, 指标相对简单、单一, 仅片面反映网络的实际性能. 本文综合考虑成功流数量、端到端可达速率、功耗指标. 由香农定理, 链路 i 的容量 C_i 为

$$C_i = W \log_2(1 + \lambda_i), \quad (2)$$

其中, W 表示该链路的信号带宽. 文献[17]直接使用所有链路的通信容量和来表征网络性能, 而忽略了从用户角度最关心的端到端的网络性能. 香农容量是理论的极限值, 链路实际能达到的最大容量与香农容量有一定差值, 文献[8, 18]使用可达传输速率来表示链路的实际性能. 链路 i 的可达传输速率 r_i 为

$$r_i = W \log_2(1 + \alpha \lambda_i), \quad (3)$$

其中, $\alpha \in (0, 1)$ 表示实际传输速率与香农限的 S-INR 差距. 网络中端到端的一个流由一条或多条链路组成, 流的端到端可达传输速率 R_f 为

$$R_f = \min_{i \in L_f}(r_i) = \min_{i \in L_f}(W \log_2(1 + \alpha \lambda_i)). \quad (4)$$

整个网络需要建立 N_F 个流, 其流的端到端可达传输速率和为 $\sum_{f=1}^{N_F} R_f$.

本文使用主次两级网络性能指标评价和比较不同方法达到网络性能, 主要指标为网络成功流端到端可达传输速率和 (单位为 bps), 即 $\sum_{f=1}^{N_F} (T_f \cdot R_f)$, 其中 T_f 为流 f 成功标志 ($T_f = 1$ 表示流成功, $T_f = 0$ 表示流不成功), 该主要指标表明要求网络成功流的数量要尽可能多, 每个流的端到端可达传输速率要尽可能大. 次要指标为网络的功率消耗和 (单位为 W)

$$P_{\text{SUM}} = \sum_{f=1}^{N_F} \sum_{i \in L_f} p_i, \quad (5)$$

表示在不影响或微小影响主要指标的情况下, 要求网络的功率消耗和尽可能减小.

$$u_i(s_i, s_{-i}) = \begin{cases} \min_{i \in L_f, j \in L_f} (W \log_2(1 + \alpha \lambda_j)) & (\lambda_j \geq \beta, \forall j \in L_f) \\ 0 & (p_j = 0, \forall j \in L_f) \\ -1 & (\text{其他}) \end{cases} \quad (6)$$

以用户 i 所在流 L_f 的端到端可达传输速率 R_f 来表示效用函数. 当用户 i 所在流的所有链路均成功时, 效用函数值为该流中的瓶颈链路 (信噪比最差链路) 的可达传输速率值; 当用户 i 所在流的所有链路发送功率均为 0 时, 效用函数值为 0; 在其他情况下, 流为不成功时 (流中的任一链路不成功), 仍有链路使用非零的发送功率, 此时的发送功率为无用发送, 只会产生对其他用户效用的负面影响, 所以效用函数使用惩罚值 -1 .

使用跨层联合方法进行 MCRN 的资源分配时, 博弈同时完成路径、信道、功率的分配, 称此博弈过

3 博弈方法

认知无线网络通过对路由、信道、功率资源的分配, 达到系统效用的最优或次优, 对此问题建立博弈模型 $\Gamma = \{M, \{S_i\}_{i \in M}, \{u_i\}_{i \in M}\}$, 其中 M 是参与博弈的有限用户集合, S_i 是用户 i 的策略集合, $\{S_i\}_{i \in M}$ 是整个策略空间, 用户 i 的效用函数 $u_i : S \rightarrow \mathbb{R}$ 由所有用户的策略同时决定. 为实现网络资源分配的博弈, 需要合理设计参与用户、动作策略、效用函数.

使用协作去耦合方法进行 MCRN 的资源分配时, 首先是在综合考虑网络层、MAC 层、物理层要求下完成每个流的路径选择任务, 然后在确定的路径下, 进一步通过博弈完成信道与功率的联合分配, 称此博弈过程为协作去耦合博弈 (cooperative decoupling game, CDG). 在 CDG 中, 定义博弈的参与用户为链路, 用户 (链路) i 的策略动作是 $s_i = (c_i, p_i)$, 即选择某信道和功率级别, 定义用户 i 的效用函数为

程为跨层联合博弈 (cross-layer joint game, CJG). 在 CJG 中, 节点和链路都不适合作为博弈的参与用户, 因为路径选择涉及多个节点和链路, 定义 CJG 的博弈参与用户为流, 用户 (流) f 的策略动作是 $s_f = (\Omega_f, \{(c_i, p_i), i \in \Omega_f\})$, 即选择出流 f 的路径 Ω_f (Ω_f 用一条路径上所有链路的集合表示, Ω_f 为全体链路集合的子集), 并且在该路径上对每条链路的信道和功率进行选择. 用户 f 的效用函数仍使用流的端到端可达传输速率表示, 与 CDG 方法保持一致, 为

$$u_f(s_f, s_{-f}) = \begin{cases} \min_{i \in f} (W \log_2(1 + \alpha \lambda_i)) & (\lambda_i \geq \beta, \forall i \in f) \\ 0 & (p_i = 0, \forall j \in f) \\ -1 & (\text{其他}) \end{cases} \quad (7)$$

在具有较多用户的认知无线网络资源分配博弈中, 每个用户的动作策略较复杂, 并且每个用户的效用函数值都要受到其他所有用户的策略影响, 考察使用同时博弈 (simultaneous game) 与序贯博弈 (sequential game)^[19] 方法来进行各用户的博弈动作. 采用同时博弈时, 各用户同时执行信道与功率选择 (CDG 中) 或路径、信道与功率选择 (CJG 中), 每个用户的效用函数值不仅取决于自己的动作, 还与其他用户的动作密切相关, 甚至有时其他用户的动作会对本用户的效用函数值产生决定性的影响, 如与本用户距离较近的其他用户选择与本用户相同的信道和大发送功率, 此时产生的强干扰导致本用户的效用函数值为 0. 同时博弈的联合策略空间巨大, 大多数联合策略得到效用值较低, 系统收敛困难. 采用序贯博弈时, 各用户依次进行动作, 每个用户在掌握其他用户的动作信息情况下相机行动, 通过合理的策略使当前用户的行动尽量不降低或少降低其他用户的效用值, 同时也为后续执行动作的用户提供较大的可选动作空间, 能够在博弈过程中有效提高系统的整体性能. 当博弈用户数为 m 时, 所有用户执行完一次动作, 序贯博弈与同时博弈两者的计算量一样, 序贯博弈花费的时间是同时博弈的 m 倍. 虽然单次动作序贯博弈明显比同时博弈更耗时, 但由于同时博弈存在收敛困难, 通过两种方法促使系统收敛到最优或次优的整体性能时, 同时博弈甚至可能耗时更多. 综合比较下, 本文选择使用序贯博弈方法, 所有用户按照轮叫调度的方式重复执行博弈.

3.1 纳什均衡分析

协作去耦合方法中, 通过博弈完成信道与功率选择, 参与博弈的用户为链路, 用户 (链路) i 的策略动作是选择某信道和功率级别. 协作去耦合方法在路径选择过程中已经完成了 N_F 个流的路径选择, 设 N_F 个流中的单跳流为 k 个, 所有的单跳流中的链路执行博弈动作 $s_i = (c_i = \text{搜索到的最优信道}, p_i = P_{\max})$, 即链路选择最大功率 P_{\max} , 遍历所有信道得到最大效用函数值的信道为搜索到的最优信道; 其他 $(N_F - k)$ 个多跳流中的链路执行如下要求的博弈动作: 每个流中至少 2 条链路的功率选择 0, 其余链路均随意选择功率和信道. 此时, 任一单个用户 (链路) 改变动作均不能使自己的效用值

增大. 具体为: 若单跳流中的链路改变动作, 由于该链路已经使用最大效用值对应的信道和功率, 链路的效用值无法再增大; 若多跳流中的单个链路改变动作, 由于流中至少还有 1 条链路为不成功链路 (功率为 0), 所以动作改变后的用户效用值仍然为 0, 不会增加. 显然, 此时各用户采取的动作作为系统的纳什均衡点, 而且系统存在多个纳什均衡点.

由于信道选择和功率选择动作均是有限集合, 所有用户的联合信道与功率选择也是有限集合, 通过穷举搜索可以搜出全局最优点, 此时, 对某条流的瓶颈链路增大功率 (或同时改变信道), 极有可能增大该链路的效用值, 由此可见, 系统的全局最优点在很大概率上不是纳什均衡点.

跨层联合方法中, 参与博弈的用户为流, 用户的动作包括路径、信道、功率选择, 仍然可以采用穷举搜索出全局最优的用户联合动作, 此时单个用户除了可以改变信道和功率外, 还能改变路径, 因此与协作去耦合方法相比, 单个用户有更大的增大自身效用值的可能性, 全局最优点同样在很大概率上不是纳什均衡点.

通常非合作博弈中尤其重视纳什均衡点, 因为博弈的参与人以个人利益最大化为目标, 参与人希望在博弈进行前了解未来可能产生的均衡状态. 大量的案例已经表明纳什均衡不能保证帕累托最优, 也不能保证全局最优. 本文采用合作博弈方法实现整个网络的全局最优, 而合作博弈的纳什均衡分析不是重点, 更重要的在于设计合理的迭代博弈过程和动作策略, 以使系统整体性能收敛接近到全局最优.

3.2 协作启发思想与方法

使用协作去耦合方法、跨层联合方法进行认知无线网络每个层次的资源分配时, 需要协作利用多层的启发信息, 尤其是进行网络层的路径选择时, 需要综合考虑网络层、MAC 层、物理层的要求.

1) 网络层要求: 路径连通且路径长度最短或次短. 文献 [12] 使用 dijkstra 方法直接寻找最短路径, 但此路径是惟一路径且无法体现 MAC 层和物理层要求对路径选择的影响, 本文使用近梯度方向搜索下一跳可选节点的方法为每个流找出多条备选路径. 具体为: 按当前节点到目的节点的梯度方向选择偏离角度最小, 且满足传输距离要求的两个

节点作为下一跳可选节点; 分别以找出的可选节点作为当前节点, 继续进行下一跳可选节点选择, 直到到达目的节点, 或无可选下一跳节点, 或达到限定跳数.

2) MAC层要求: 链路间的干扰要求尽量小, 尤其近距离范围内的链路数量尽量少. 自由空间电磁波强度通常与传播距离的3或4次方成反比, 由此较小距离范围内链路间的相互干扰是链路间干扰的主要考虑因素. 认知无线网络中的链路具有多个可选信道, 通过合理分配信道可以使较小距离范围内适当数量的链路互不干扰, 但链路数量超过一定数量时必然导致链路间的相互干扰, 且链路数量越多, 干扰越严重.

根据MAC对路径选择提出的要求, 引入和考察节点被干扰度信息与节点主动干扰度信息, 在备选路径中选择更有利于网络性能增大的路径.

定义节点 n 被干扰度函数为

$$J(n) = \begin{cases} 0 & (b \leq N_C(n)) \\ b - N_C(n) & (b > N_C(n)) \end{cases}, \quad (8)$$

其中 $b = \sum_{\forall m \neq n, d_{m,n} < D_{\text{int}}} \text{sgn}(p_m)$ 表示对于节点 n , 在设定干扰距离范围 D_{int} 内的活动发送节点数量, $N_C(n)$ 为节点 n 的可用信道数量. 当 $b \leq N_C(n)$ 时, 表明节点 n 附近的节点发送节点可以分配到与节点 n 不相同的信道, 此时对节点 n 不产生干扰, $J(n) = 0$. 当 $b > N_C(n)$ 时, 随着 n 附近发送节点数 b 的增大, 对 n 的潜在干扰和信道分配的困难也增大, 则 $J(n)$ 增大.

定义节点 n 主动干扰度函数为

$$\begin{aligned} I(n) &= \sum_{\forall m \neq n, d_{m,n} < D_{\text{int}}} I(n, m) \\ &= \sum_{\forall m \neq n, d_{m,n} < D_{\text{int}}} \text{sgn}(J(m)). \end{aligned} \quad (9)$$

在某跳的备选节点选择时, 选择不同的后继节点, 以该节点为发送时, 对周围节点的干扰情况会不一样, $I(n)$ 的值反映出对周边节点的总体干扰程度.

3) 物理层要求: 单跳链路长度适中, 不能过长, 有利于提高流的端到端可达速率. 流中距离最长的单跳链路是端到端可达速率的潜在瓶颈, 在协作去耦合方法中, 为消除潜在瓶颈, 在路径选择的最后一步执行长链路替换消除, 即找出每个流中的距离

最长链路, 若此链路能被连续两跳更短链路替换, 则执行替换工作以消除长链路.

3.3 协作去耦合方法

与简单去耦合方法相比, 虽然协作去耦合方法仍采用分层方法独立完成网络层的路径选择任务, 但由于协作去耦合方法的路径选择综合考虑了网络层、MAC层、物理层的要求, 其比仅考虑网络层要求的简单去耦合方法具有更优的性能. 根据3.2节中提出的一些协作思想和方法, 协作去耦合方法的具体过程如下.

步骤1 网络层备选路径建立. 依次搜索网络中的每个流的备选路径, 从流的源节点出发, 使用3.2节的近梯度方向搜索方法迭代搜索下一跳可选节点, 直到目的节点, 建立每个流的备选路径.

步骤2 在MAC层和物理层协作下, 完成路径选择任务.

1) 在备选路径中, 对每个流随机选择一条初始路径.

2) 依次对每个流进行路径的迭代调整: 根据MAC层降低干扰的协作要求, 计算比较两个可选的下一跳节点的节点被干扰度函数值 $J(n)$, 选择 $J(n)$ 较小的为下一跳节点, 当 $J(n)$ 值相同时, 继续计算比较节点主动干扰度函数值 $I(n)$, 选择 $I(n)$ 较小的为下一跳节点. 流进行迭代路径选择时要求不能与其他流的现有路径重叠冲突, 整个迭代调整的停止条件为直到一轮调整中无任何路径改变动作或达到规定迭代次数.

3) 根据物理层链路长度适中的协作要求, 对每个流中的最长链路进行调整. 调整方法为: 若存在连续两跳更短链路可替换长链路, 则执行.

步骤3 在完成路径选择后, 设计博弈过程(CDG)完成信道与功率选择. CDG博弈中, 参与用户(链路)的策略动作为 $s_i = (c_i, p_i)$, 其策略空间复杂度为 $O(Q \cdot N_C)$, 并且单个用户策略对其他用户的策略和回报都有重要影响, 为实现序贯博弈过程中用户合理的策略动作选择, 本文提出基于允许功率宽度信息的 Boltzmann 探索的信道选择方法.

当链路 i 在选择信道 c 时, 链路 i 成功的条件是

满足 (1) 式, 由此计算链路 i 的最小发送功率为

$$p_i^{(\min)} = \frac{\beta}{G_{i,i}} \left(\sum_{c_i=c_j, j \neq i}^{j \in L_T} p_j G_{i,j} + \sigma^2 \right), \quad (10)$$

同时, 链路 i 不能破坏现有的有效链路, 求出链路 i

$$p'_i(j) = \left(\frac{p_j G_{j,j}}{\beta} - \left(\sum_{c_n=c_j, n \neq j, n, n \neq i}^{n \in L_T} p_n G_{j,n} + \sigma^2 \right) \right) / G_{j,i}. \quad (12)$$

定义链路 i 选择信道 c 时的允许功率宽度为

$$\Phi_i(c) = \begin{cases} p_i^{(\max)} - p_i^{(\min)} & (p_i^{(\max)} > p_i^{(\min)}) \\ 0 & (\text{其他}) \end{cases}. \quad (13)$$

链路 i 进行功率策略选择时, 一方面希望功率尽可能大, 以保证链路 i 的当前有效性, 并且有效性不易被后续其他链路的功率选择动作破坏; 另一方面, 又希望功率尽量小, 以降低对其他现有有效链路的影响, 从而也为后续链路的功率选择提供有利条件. 链路 i 的信道和功率选择需要处理好上述矛盾, 本文通过允许功率宽度信息 $\Phi_i(c)$ 的合理使用来解决这一问题. 允许功率宽度信息 $\Phi_i(c)$ 越大, 表示链路 i 在使用信道 c 时可选的功率范围越大, 此时选取某中间功率, 选取的功率距离最小、最大允许功率的距离越远, 则越有利于同时满足链路 i 不易被其他链路破坏以及不易破坏其他链路的要求. 根据功率宽度信息 $\Phi_i(c)$ 直接使用纯策略方法选择最优信道容易导致系统收敛到局部最优, 合理的方法是使用混合策略按较大概率选择较优信道的同时保持对整个策略空间的一定探索. 考虑两种常用的强化学习探索与利用方法: ε -贪婪方法和 Boltzmann 分布方法. ε -贪婪按概率 ε 选择 $\Phi_i(c)$ 最大的信道, 按 $1 - \varepsilon$ 概率在剩余信道中随机选择; Boltzmann 分布方法按相对概率选择信道, $\Phi_i(c)$ 越大的信道选择概率也越大. Boltzmann 分布与 ε -贪婪相比较, 更能合理利用所有信道的允许功率宽度信息, 这里使用 Boltzmann 分布的概率选择策略, 链路选择信道 c 的概率为

$$P(c) = \frac{e^{\Phi_i(c)/\tau}}{\sum_{c \in C'} e^{\Phi_i(c)/\tau}}, \quad (14)$$

$\tau > 0$, τ 为 Boltzmann 分布的温度系数, τ 越大越趋向于平均选择, τ 越小越趋向于贪婪选择. C' 表示当前可选信道, 即满足 $\Phi_i(c) > 0$ 的信道.

CDG 博弈中, 根据 Boltzmann 探索策略完成

的最大发送功率为

$$p_i^{(\max)} = \min_{c_i=c_j, j \neq i, j \in L_T} (p'_i(j), P_{\max}), \quad (11)$$

其中, $p'_i(j)$ 为不破坏链路 j 的最大发送功率:

信道选择后, 链路的发送功率选取允许发送功率区间的中间点, 即

$$p_i = \left\lceil \frac{(p_i^{(\min)} + p_i^{(\max)})Q}{2P_{\max}} \right\rceil \times \frac{P_{\max}}{Q}, \quad (15)$$

中间点的选择兼顾了发送功率与最小、最大允许功率的距离, 有利于多条链路的共存.

协作去耦合方法步骤 3 的具体过程为:

- 1) 一个流中所有链路依次执行基于允许功率宽度的 Boltzmann 探索策略, 完成信道选择并执行功率中间点选择;
- 2) 一个流中所有链路完成动作选择后, 判断该流是否为成功, 成功则进入下一个流的所有链路博弈; 不成功则返回 1) 重试, 但不超过设定重试次数 R ;
- 3) 所有链路迭代执行博弈动作, 直到网络性能主要指标网络成功流端到端可达传输速率和 $\sum_{f=1}^{N_F} (T_f \cdot R_f)$ 基本收敛 (收敛条件为连续 3 次的网络性能样本方差小于设定阈值) 或达到设定迭代次数 X ;
- 4) 根据网络次要指标功率消耗和的要求, 对每个流瓶颈链路外的其他链路按 (11) 式计算并调整 (降低) 发送功率, 此过程迭代执行设定次数 T (通常 3—5 次已达到基本收敛).

3.4 跨层联合方法

不同于独立进行路径选择与信道、功率选择的去耦合分层方法, 三层跨层联合资源分配动作具有更大的灵活性和潜在的优化能力. 在跨层联合方法中, 设计 CJG 过程同时完成路径、信道、功率的资源分配, 各用户博弈的策略动作同样需要考虑 3.2 节

中给出的网络层、MAC层、物理层的要求。

CJG中, 博弈的参与用户为流, 流 f 的策略动作作为 $s_f = (\Omega_f, \{(c_i, p_i), i \in \Omega_f\})$, 每条路径 Ω_f 对应链路集合 $\Omega_f = \{f_1, f_2, \dots, f_{f_k}\}$, 在该确定路径上所有链路的策略集合由单个链路策略集合 A_l (选择信道与功率)的笛卡儿积(Cartesian product)来表示: $A_{f_1} \times A_{f_2} \times \dots \times A_{f_{f_k}}$, 则流 f 的策略空间为 $(\{A_{f_1} \times A_{f_2} \times \dots \times A_{f_{f_k}}\}, f \in N_F)$. 可见流 f 的策略空间巨大, 难以单步直接从巨大的策略空间中选出合适的策略动作. CJG从流的源节点出发, 逐跳进行路径、信道、功率的选择, 从而完成一个流的完整策略动作. CJG的具体博弈过程如下.

步骤1 按3.2节给出的近梯度方向搜索方法选出流的备选路径, 并且为每个流随机确定一条初始路径.

步骤2 按跳数将流进行排序, 从跳数少的流开始依次对每个流进行路径、信道、功率的分配(优先考虑跳数少的流, 在占用相同资源的情况下能为网络整体性能提供更大的贡献).

1) 对当前处理的流, 选择下一跳节点, 并在此基础上完成本段链路的信道与功率选择. 迭代执行直到完成当前流的资源分配或发现当前流不成功.

① 计算可选下一跳节点的被干扰度((8)式)与主动干扰度((9)式), 基于两个干扰度的和值, 使用满足探索与利用的Boltzmann探索策略完成下一跳节点选择(即下一段链路的选择).

② 在选择的路径上, 完成信道与功率选择. 与3.3节的协作方法一致, 执行基于允许功率宽度的Boltzmann探索策略完成信道选择, 进一步选取允许发送功率区间的中间点.

2) 每个流进行设定的 R 次资源分配尝试, 选取使流可达速率最大的流的策略动作, 然后再进入下一个流的博弈动作选择.

3) 所有流迭代执行博弈动作, 直到网络性能主要指标网络成功流端到端可达传输速率和基本收敛或达到设定迭代次数 X .

步骤3 从网络主次两级性能指标要求出发, 依次对每个成功流的链路发射功率进行调整, 以进一步提高网络成功流端到端可达传输速率和, 降低网络的功率消耗和.

1) 增加瓶颈链路的功率、进行瓶颈链路替换消除以提高流端到端可达传输速率.

① 根据(3)式计算流中每条链路的可达传输速率 r_i , 找出流的瓶颈链路, 增加该链路发送功率至允许的最大值(不破坏其他成功流), 经过增加功率后, 若瓶颈链路改变, 则继续对新的瓶颈链路做同样处理.

② 考察瓶颈链路是否存在连续两跳更短链路替代瓶颈链路, 若存在, 则尝试替换以获取更高的流端到端可达传输速率.

2) 以每个流瓶颈链路的可达速率为标准, 降低其他链路的发送功率, 迭代执行 T 次.

3.5 算法复杂度分析

CJG, CDG方法与文献[12]中的链路博弈(co-operative link game, CLG)和流博弈(local flow game, LFG)相比, 计算复杂度有一定增加. CLG和LFG都直接使用dijkstra算法完成路径选择任务, 其算法复杂度为 $O(n^2)$, 在实际过程中, 设考察节点成功传输范围的所有邻居的数量为 v , 流的跳数为 h , 搜索到目的节点时已考察的节点数为 w 时, 完成流路径选择需要的计算次数为 v^w ; CJG和CDG方法在搜索流的备选路径时, 每次同样考察节点成功传输范围的所有邻居, 选择其中两个为后继节点, 完成备选路径需要的计算次数为 $\sum_{k=0}^h 2^k v = (2^{h+1} - 1)v$, 由于 w 通常比 h 大得多, 所以CJG, CDG中备选路径的计算量小于CLG, LFG的最短路径计算量. CDG方法在备选路径基础上完成路径选择时, 计算单个节点被干扰度函数值和节点主动干扰度函数值时考察的节点数均为 $4v$ (假设干扰距离 D_{int} 为成功传输距离的2倍, 则干扰范围的节点数约 $4v$), 则下一跳选择动作的计算量为 $16v$, 一条路径选择的计算量为 $16v \cdot h$. CDG方法完成路径选择的计算次数为 $(2^{h+1} - 1)v + 16v \cdot h$, 通常比CLG, LFG方法的所需的 v^w 计算次数更低.

对于信道与功率分配博弈过程, CLG方法中一个流上的所有链路依次选择动作, 单个流需要的动作次数 $\leq h$ (成功流的动作次数为 h , 某链路不成功时即刻停止后续选择, 功率置0, 此时动作次数 $< h$), LFG方法以流为用户参与博弈, 允许一个流上的链路进行多次尝试以获得成功, 则单个流需要的动作次数 $\geq h$, LFG方法的计算量高于CLG方法, 并且当需要建立的流越多时(成功流的分配更

困难, 导致LFG需要更多的尝试), LFG比CLG增加的计算量也更大. 本文提出CDG方法与LFG一样允许一个流上的所有链路进行多次尝试以获得流成功, 此部分的计算复杂度相当, 另外CDG增加了非瓶颈链路的降低功率的操作, 总体计算复杂度比LFG略高.

CJG直接进行路径、信道、功率三层资源的联合博弈分配, CJG的单步资源分配动作比CDG增加了下一跳选择, 其计算量为 $16v$, 此外, 由于流的策略空间巨大(大于CDG, LFG的策略空间), 为保证对策略空间的较充分的搜索, 算法要求每个流进行设定的 R 次资源分配尝试(CDG和LFG在流不成功时才产生多次尝试). 可见CJG的计算复杂度明显高于CDG方法, 当尝试次数 R 取10时, CJG的计算量是CDG的约3—8倍.

采用CJG和CDG方法时, 需要开销一定的控制信息的传输. CJG和CDG方法的第一个步骤中均使用近梯度方向搜索方法选出流的备选路径, 路径计算节点需要掌握全网的拓扑结构. 假设认知无线网络采用有基站的控制信息传输方式, 各认知无线电节点将各自的位置信息直接传输至基站, 由基站完成路径选择计算, 再将路径计算结果广播到全网所有节点. CDG方法中各链路进行博弈动作选择时, 链路完成资源分配的动作选择后, 需要将信道、功率选择的动作信息(控制信息)广播给其他所有链路, 当流数量为 N_F , 流包含的平均链路数为 \bar{l} , 流不成功导致的链路博弈重试的平均次数为 \bar{R} , 网络性能指标收敛时流的序贯博弈平均迭代次数为 \bar{X} 时, 控制信息的广播次数约为 $N_F \cdot \bar{l} \cdot \bar{R} \cdot \bar{X}$ 次. CJG方法中, 控制信息的广播次数约为 $N_F \cdot \bar{l} \cdot R \cdot \bar{X}$ 次, 其中 R 为每个流设定的资源分配尝试次数, 实验中 R 的值通常是 \bar{R} 的3—8倍, 即CJG方法需要的控制信息传输次数也为CDG方法的3—8倍.

4 仿真结果

参照文献[10, 12]设置认知无线网络仿真场景. 200个CR节点随机分布在边长1000 m的平面正方形区域中, 共有10—40个端到端流通信需求, 每个流的源节点和目的节点随机产生, 使用dijkstra最短路径算法时每个流的最大跳数限制为6跳, 使用梯度方向搜索多个备选路径时最大跳数放

宽到10跳. 网络中的可用信道总数 $N_C = 8$, 每个CR节点不能使用全部的8个信道, 整个网络区域划分为100个100 m × 100 m的分区, 每个分区的节点的可用接收信道为全部信道的随机子集(2—5个信道). CR节点最大发送功率为 $P_{\max} = 100$ mW (20 dBm), 功率可调级数 Q 为16级, SINR门限值 $\beta = 10$, 无线传输衰落因子 $\gamma = 4$, 加性高斯白噪声功率 $\sigma^2 = 10^{-7}$ mW (-70 dBm). 链路的信号带宽 W 为1000 Hz, 实际传输速率与香农限的SINR差距 $\alpha = 0.5$.

随机产生100个网络节点分布场景, 分别对CDG, CJG以及文献[12]的CLG, LFG, 文献[17]的局部链路博弈(LLG)进行仿真和性能比较. 图1示出五种方法在总需求流为10/20/30/40情况下的成功流数量, 可看出CDG, CJG方法的性能优于LLG, CLG, LFG方法, 跨层联合CJG方法的性能高出LLG约18%—45%, 高出CLG, LFG约13%和6%, 并且CJG的性能优于CDG. 从图2可以看出, 随着总需求流数的增加, 成功流的平均节点数下降. 这是由于: 一方面, 在需求流的随机生成中, 后生成的流要满足不与前面的流发生路径冲突, 更容易生成路径较短的流; 另一方面, 在信道和功率竞争中, 短路径的流比长路径的流更容易成功. 跨层联合CJG方法的成功流平均节点数较其他方法高, 这是由于CJG在多个备选路径中按序贯博弈搜索, 备选路径的跳数大于等于dijkstra最短路径的跳数.

随着总需求流的增加, 网络中需要部署更多的有效链路, 链路间的干扰增加, 从该角度出发, 图1中成功流的增速应该放缓, 但从另一角度新增流的路径更短、更易于成功, 则成功流的增速应该增加. 由于这两方面的共同影响, 图1的成功流的增长(在10—40流)表现出近似线性增长.

本文CDG, CJG方法以流可达速率为主要性能指标, 图3和图4分别表示出5种方法的总流可达速率和平均流可达速率, CDG, CJG的性能优于LLG, CLG, FLG. CJG的总流可达速率略高于CDG, 比CLG, LFG高出约15%, 比LLG高出约24%—56%. 对于平均流可达速率, CDG略高于CJG, 这是由于CJG虽然比CDG部署成功更多的流, 但增加的成功流多是长路径, 且流可达速率也

较低, 所以CJG的平均流可达速率也较CDG低。

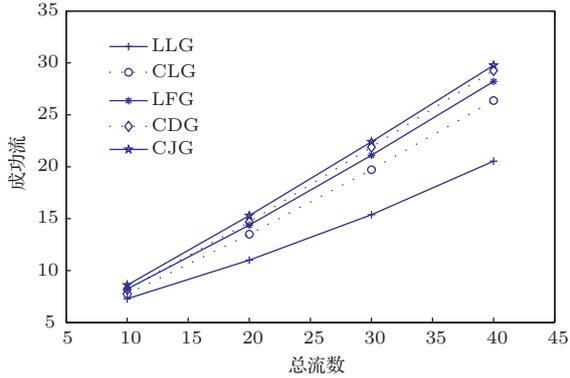


图1 不同算法下的成功流数量

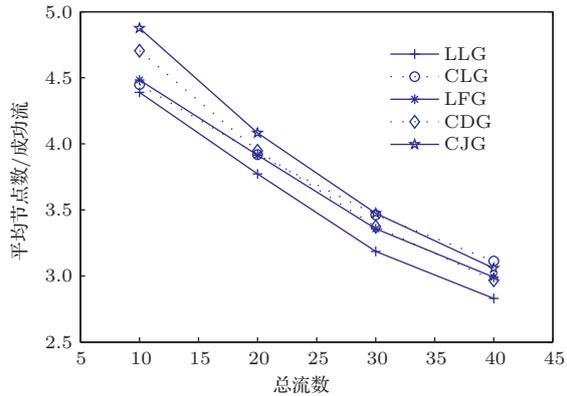


图2 不同算法下每个成功流的平均节点数

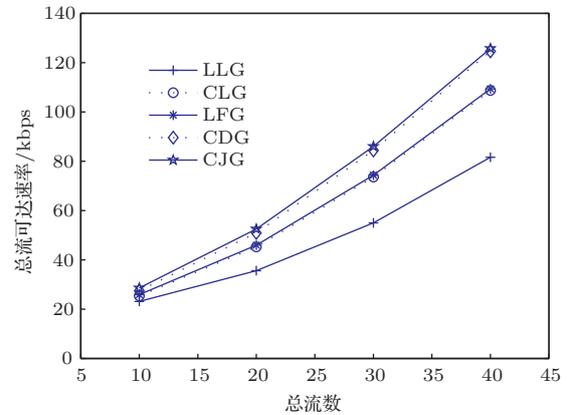


图3 不同算法下的总流可达速率

发射功耗是网络的次要性能指标, 图5示出5种算法的链路平均发射功耗, CLG, LFG方法没有针对功耗的控制策略, 其链路平均发射功耗在不同总流数时变化不大, 值约为74 mW, CJG, CDG方法比CLG, LFG方法的链路平均发射功耗更低, 原因是CJG和CDG方法以每个流瓶颈链路的可达速率为参考, 对其他链路进行降低功率的迭代调整, 从而实现了在不影响端到端可达速率的情况下降低链路平均发射功耗. CJG, CDG的平均发射功

耗随总流数增加而略有增加, 通过观察仿真过程得出的原因是: 随着总流数的增加, 新增的所有流中跳数更少的流成功的概率更大, 导致新增的成功流大多路径较短, 尤其是单跳路径, 其可达流速率通常更高, 相应功耗也更高. 由于LLG方法分配资源时仅使每条链路尽可能成功, 并没有考虑端到端流的成功要求, 所以未成功的端到端流中通常有一部分链路使用非零的发射功率, 产生了功耗的浪费, 导致图中LLG方法得到的链路平均发射功耗(网络的所有链路发射功耗和平均到全部成功流的链路上)明显高于其他方法.

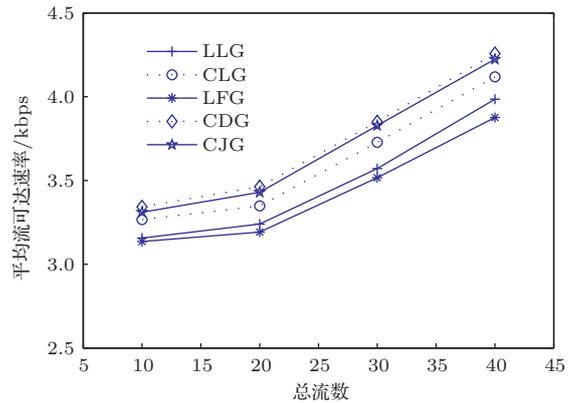


图4 不同算法下的平均流可达速率

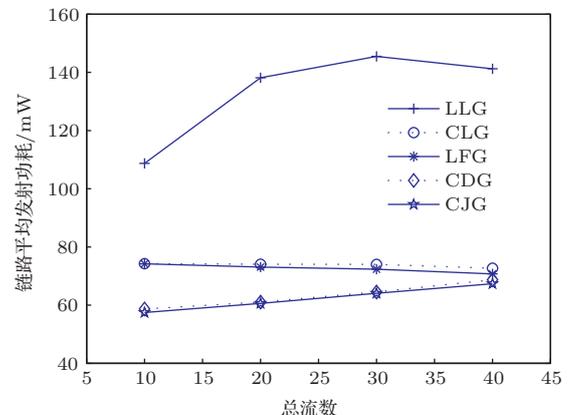


图5 不同算法下的链路平均发射功耗

认知无线网络的主用户数量与活跃程度对认知用户的可用信道数有重要影响, 主用户越多、越活跃时, 认知用户的可用信道数越少. 在仿真中设置可用信道数分别为2—5, 3—6, 4—7个时, 得到CDG和CJG方法下的主要网络性能指标总流可达速率的比较, 如表1所示. 从表中可以看出, 主用户越活跃, 即认知用户的可用信道数越少时, 网络的总流可达速率下降, 且下降速率呈逐渐增加趋势.

表1 不同可用信道数下的网络总流可达速率比较

可用信道数 /个	CDG 方法				CJG 方法			
	10个流	20个流	30个流	40个流	10个流	20个流	30个流	40个流
	/kbps	/kbps	/kbps	/kbps	/kbps	/kbps	/kbps	/kbps
2—5	27.79	50.98	84.72	124.53	28.75	52.39	85.64	125.18
3—6	28.78	53.18	87.24	127.11	29.76	54.35	88.08	128.30
4—7	29.29	54.40	88.92	128.77	30.24	55.61	89.58	130.00

5 结 论

本文提出一种协作去耦合方法和跨层联合方法. 不同于直接采用最短路径算法完成路由选择的简单去耦合方法, 协作去耦合方法采用去耦合的分层方法单独完成路径选择问题, 但利用的信息不仅包括网络层本身的路径距离信息, 还要考虑MAC层、物理层的协作启发信息. 跨层联合方法则在多层启发与要求下, 通过跨层方式同时完成路径、信道、功率的配置. 本文设计了两种方法的详细博弈过程、步骤, 使用启发式的策略包括: 基于允许功率宽度信息的 Boltzmann 探索策略, 基于节点被干扰度、节点主动干扰度的路径选择策略等. 仿真表明, 协作去耦合、跨层联合方法能有效完成资源分配, 达到的网络性能优于简单去耦合的链路博弈和流博弈方法.

参考文献

- [1] Mitola J, Maguire G Q 1999 *IEEE Pers. Commun.* **6** 13
- [2] Rondeau T W, Le B, Rieser C J, Bostian C W 2004 *Software Defined Radio Forum Technical Conference* Phoenix, USA, November 15–18, 2004 pC3
- [3] Zhao Z J, Zheng S L, Shang J N, Kong X Z 2007 *Acta Phys. Sin.* **56** 6760 (in Chinese)[赵知劲, 郑仕链, 尚俊娜, 孔宪正 2007 物理学报 **56** 6760]
- [4] Zhou J, Zu Y X 2010 *Acta Phys. Sin.* **59** 7508 (in Chinese)[周杰, 祖云霄 2010 物理学报 **59** 7508]
- [5] Zu Y X, Zhou J, Zeng C 2010 *Chin. Phys. B* **19** 119501
- [6] Zu Y X, Zhou J 2012 *Chin. Phys. B* **21** 019501
- [7] Wang B, Wu Y, Liu K J R 2011 *Comput. Net.* **54** 2537
- [8] Zhou P, Chang Y, Copeland J A 2012 *IEEE J. Sel. Areas Commun.* **30** 54
- [9] Suris J E, Dasilva L A, Zhu H, Mackenzie A B 2007 *IEEE International Conference on Communications* Glasgow, Scotland June 24–28, 2007 p5282
- [10] Canales M, Gallego J R, Ciria R 2011 *IEEE Vehicular Technology Conference* San Francisco, USA September 5–8, 2011 p1
- [11] Wang Q, Zheng H 2006 *IEEE Consumer Communications and Networking Conference* Las Vegas, USA January 8–10, 2006 p1
- [12] Canales M, Ortin J, Gallego J R 2012 *IEEE Commun. Lett.* **16** 654
- [13] Jiang H, Liu C B, Wu C 2013 *Acta Phys. Sin.* **62** 038804 (in Chinese)[江虹, 刘从彬, 伍春 2013 物理学报 **62** 038804]
- [14] Ganchev I, Zhanlin Ji, O'Droma M 2012 *2nd Baltic Congress on Future Internet Communications* Vilnius, Lithuania April 25–27, 2012 p19
- [15] Stavroulaki V, Tsagkaris K, Demestichas P, Gebert J, Mueck M, Schmidt A, Ferrus R, Sallent O, Filo M, Mouton C, Rakotoharison L 2012 *IEEE Commun. Mag.* **50** 96
- [16] Gupta P, Kumar P R 2000 *IEEE Trans. Inform. Theor.* **46** 388
- [17] Canales M, Gallego J R, Ciria R 2011 *74th IEEE Vehicular Technology Conference* San Francisco, USA September 5–8, 2011 p1
- [18] Attar A, Nakhai M R, Aghvami A H 2009 *IEEE Trans. Wireless Commun.* **8** 2121
- [19] Li Z J, Cheng C T, Huang F X, Li X 2006 *J. Software* **17** 2373 (in Chinese)[李志洁, 程春田, 黄飞雪, 李欣 2006 软件学报 **17** 2373]

Cross-layer resource allocation in cognitive radio networks based on game theory*

Wu Chun^{1)2)†} Jiang Hong²⁾ You Xiao-Jian²⁾

1) (State Key Laboratory of Integrated Service Networks, Xidian University, Xi'an 710071, China)

2) (School of National Defense Science and Technology, Southwest University of Science and Technology, Mianyang 621000, China)

(Received 4 November 2013; revised manuscript received 22 January 2014)

Abstract

In this paper, we propose a cooperative decoupling method and a cross-layer joint method for multi-layer resource allocation in multi-hop cognitive radio networks. In cooperative decoupling method, the task of path choosing is accomplished independently, and then the game of channel and power allocations is implemented. In cross-layer joint method, the three-layer resource of path, channel and power is allocated simultaneously by process of game. The heuristic principles of network layer, media access control layer and physical layer are employed synthetically in two methods. The degree of receiving interference and the degree of sending interference are adopted to assist path choosing. The Boltzmann exploration based on the width of permitting power is designed to select the channel and power. The means of replacement and elimination of long link or bottleneck link are proposed to further enhance network performance. The sequential game process instead of simultaneous game process is chosen because the former has better convergence property in current scenario, and the concrete process of game is provided. Moreover, the Nash equilibrium of the games and the complexity of the algorithms are analyzed and discussed. Simulation results show that the cooperative decoupling method and the cross-layer joint method have better performances in the number of success flows, the achievable data transmission rate and power consumption than the cooperative link game and the local flow game with simple decoupling.

Keywords: game theory, cognitive radio networks, cross-layer, resource allocation

PACS: 88.05.Jk

DOI: [10.7498/aps.63.088801](https://doi.org/10.7498/aps.63.088801)

* Project supported by the National Natural Science Foundation of China (Grant No. 61379005) and the National Basic Research Program of China (Grant No. 2009CB320403).

† Corresponding author. E-mail: soldier_wu@163.com