

基于能量采集认知无线网中的资源分配方案研究

龙彦¹, 张晓倩^{1,2}, 方旭明¹, 何蓉¹

(1. 西南交通大学信息科学与技术学院, 四川 成都 611756; 2. 新誉集团北京防务技术研究院, 北京 100071)

摘要: 考虑到次用户的能量采集能力具有差异, 且不同的次用户对信道的感知能力不同, 在各信道上传输的信道质量也不同, 基于单跳网络场景, 以次级网络吞吐量为优化目标, 结合能量采集技术, 在能量因果关系约束下, 提出一种次用户传输信道选择、传输功率控制、传输时间分配的多维联合资源优化模型。其中, 针对原始的非凸优化问题, 通过将其转化为一系列的凸优化子问题, 得出资源分配算法 (OPTA), 并通过与传统资源分配算法 (HDEA、OTA 及 RA) 对比, 验证了所提算法的正确性及有效性。仿真结果显示, 在同一最大功率门限条件下, OPTA 比传统的 HDEA、OTA 及 RA 的吞吐量分别提高了约 6%、37% 及 50%; 在同一信道增益差异度的条件下, OPTA 比 HDEA、OTA 及 RA 的吞吐量分别提高了约 30%、60% 及 94%; 在同样次用户能量采集效率差异度下, OPTA 比 HDEA、OTA 及 RA 的吞吐量分别提高了约 27%、50% 及 92%。

关键词: 认知无线网; 能量采集; 资源分配; 能量因果关系

中图分类号: TN929.5

文献标识码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-436x.2018162

Resource allocation in cognitive radio network with energy harvesting

LONG Yan¹, ZHANG Xiaoqian^{1,2}, FANG Xuming¹, HE Rong¹

1. School of Information Science and Technology, Southwest Jiaotong University, Chengdu 611756, China

2. New United Group, Defense Technology Research Institute, Beijing 100071, China

Abstract: Considering the diversity of energy harvesting capability and spectrum sensing accuracy of SU, as well as dynamic channel quality, under the constraint of energy causality, the secondary network throughput maximization problem in single-hop cognitive radio networks with energy harvesting was studied. The transmission channel selection, transmission power control and transmission time allocation of SU were jointly optimized. Since the optimization problem was non-convex, by converting it into a series of convex optimization sub-problems, the optimize transmission power and transmission time algorithm (OPTA) was obtained. Compared with the existing resource allocation algorithms, such as, hybrid differential evolution algorithm (HDEA), optimized transmission algorithm (OTA), and random assignment channel algorithm (RA), the simulation results verify the correctness and effectiveness of the proposed algorithm. For example, under the same maximum transmission power constraint, the throughput of the proposed OPTA scheme could increase by around 6%, 37% and 50% than that of HDEA, OTA and RA schemes respectively. Under the same channel gain diversity, the throughput of the proposed OPTA scheme could increase by around 30%, 60% and 94% than that of HDEA, OTA and RA schemes respectively. Under the same energy harvesting efficiency diversity, the throughput of the proposed OPTA scheme could increase by around 27%, 50% and 92% than that of HDEA, OTA and RA schemes respectively.

Key words: cognitive radio network, energy harvesting, resource allocation, energy causality

收稿日期: 2018-06-06; 修回日期: 2018-09-10

通信作者: 龙彦, yanlong@home.swjtu.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No.61601380, No.61471303); 中央高校基本科研业务费专项资金资助项目 (No.2682016CX044); 国家自然科学基金与广东联合基金资助项目 (No.U1501255)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (No.61601380, No.61471303), The Central University Basic Business Expenses Special Funding for Scientific Research Project (No.2682016CX044), The National Natural Science-Guangdong Joint Foundation (No.U1501255)

1 引言

无线通信业务的迅猛增长,使有限的频谱资源已难以满足数据业务的增长需求。认知无线电作为一种能够提高频谱利用率的技术受到广泛关注。在认知无线网络中,次用户通过频谱感知检测信道状态,当检测到信道空闲时,次用户即可接入信道传输,故其传输受到感知性能的影响^[1-2]。另一方面,能量采集技术能有效解决认知无线网络,尤其是认知物联网场景中次用户的供能需求问题,延长网络使用寿命及维护周期,成为近期的研究热点。在结合能量采集技术的认知无线网络中,次用户在一个周期内可使用的能量受限于采集到的能量,因此需要对次用户的频谱感知性能、信道传输质量、能量采集效率等方面进行联合优化,从而改善网络的性能。

目前,国内外已有一些文献对基于能量采集认知无线网络当中的资源优化问题进行研究。例如,在文献[3]中,若干次用户以多跳的方式传输数据。每一跳次用户在等待前面次用户传输的过程中采集能量,然后将采集到的能量数据进行传输。可见,路径中的每一跳次用户的能量采集过程和传输时间分配过程相互影响,作者通过对发射功率及时间分配进行联合优化,实现了端到端吞吐量的最优。在文献[4]中,作者假设次用户采用时分的方式,依次执行能量采集、频谱感知、数据传输 3 个过程,并且通过优化次用户在这 3 个过程中的时间分配最大化网络吞吐量。但是文献[3]中缺少对次用户感知过程的分析,文献[4]虽然对感知时间进行了优化,但没有考虑到次用户的感知精度对其吞吐量的影响。

文献[5]提出了一种模式选择策略,作者基于次用户在一个周期内剩余能量和能量采集能力的差异特性,将次用户行为模式划分成 3 种,并选择合适的模式来平衡系统吞吐量及能量采集之间的关系。文献[6]利用压缩感知技术降低了次用户的感知能耗及时间。通过优化各次用户发送功率及次用户各阶段时间分配,在不干扰主用户且满足能量因果关系的前提下,追求吞吐量的最大化。但是,文献[5-6]都仅仅考虑了次用户接入单一信道的情况,对于多信道场景以及其中的信道分配问题没有做进一步的讨论。

文献[7]考虑一个拥有多个次用户及多信道可

用的认知无线网络,分别就填充式和衬垫式 2 种频谱接入方式,讨论了感知时间分配、传输功率控制及信道分配选择的联合优化问题,并基于感知时间、能量采集最小门限、吞吐量三者之间的相互影响关系,实现了资源的公平分配。但是文中的模型对次用户能量采集与能量消耗之间的约束关系没有进行深入的讨论。

文献[8]基于协同频谱感知技术,借助次用户行为模式、感知时间、能量检测门限多维变量的统一配置,结合次用户频谱感知组合的选择策略,最大化次级网络的总吞吐量。文献[9]基于电池储能、能量因果关系,在避免干扰主用户的约束条件下,通过控制传输功率及优化信道分配,最大化网络能效。文献[10]提出一种提升次用户平均频谱效率的信道选择及接入策略,策略基于次用户可用能量、主用户活跃状态及信道条件,决定是否感知或接入某授权频段。但是,文献[8-10]未对能量采集及传输时间分配问题进行深入研究。

综上,本文主要从以下方面进行研究。

1) 经过信道感知阶段后,次用户从感知到的可用信道中选择信道进行数据传输。次用户的吞吐量性能一方面将受不同信道的传输质量影响,另一方面将受信道感知阶段的感知精度影响。例如,在某信道上感知的虚检概率越大,意味着次用户将浪费更多的传输机会,这降低了吞吐量。因此,从最大化次用户吞吐量的角度出发,需综合考虑信道质量及各信道上感知性能的差异,选择合适信道接入进行数据传输。

2) 当次用户在某信道上接入进行数据传输时,考虑能量采集认知无线网络的特点,次用户的吞吐量性能进一步受能量采集效率、能量采集时间、发送功率、传输时间影响。例如,由于能量因果关系,次用户在某一信道进行数据传输时所消耗的总能量必须小于或等于该次用户前期所采集到的总能量。因此,次用户的能量采集效率越高,能量采集时间越长,获得的可供后期数据传输的能量就越多,次用户的吞吐量就越大。但若能量采集时间过长,相反又会相应压缩后续数据传输的时间,从而降低吞吐量性能。因此,需基于次用户能量采集效率的差异性及能量因果关系的约束,平衡发送功率、数据传输时间两者对网络吞吐量的影响。

可见,在基于能量采集的认知无线网络中,

受能量因果关系约束，需综合考虑各个次用户在各个信道上感知性能、传输质量、能量采集效率等方面的差异性，对次用户的传输信道选择、传输功率控制、传输时间分配进行联合优化，以最大化次级网络的吞吐量性能。

2 系统模型

考虑一个基于能量采集技术的单跳认知无线网络，如图 1 所示。网络由 M 个主用户、 N 个次用户、一个认知基站、一个主用户基站组成。次用户仅有单根天线且工作在半双工模式，则一个次用户不可同时在多信道上传输，也不能同时进行频谱感知、能量采集和数据传输操作。假设每个主用户拥有一条授权信道，故网络中共有 M 条授权信道。网络采用集中式架构，认知基站借助专用控制信道与次用户交互控制信息（专用控制信道不属于上文中 M 条授权信道的范围）。利用能量采集技术，次用户可以从周围环境中的太阳能、风能等能源采集能量。

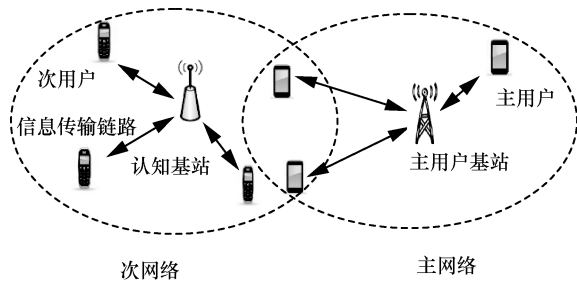


图 1 系统模型

假设网络中次用户采用填充式的频谱感知模式，次用户帧结构如图 2 所示。假设每一周期的总时长为 T ，在每一周期内，次用户首先通过频谱感知检测信道状态，若检测到信道空闲，次用户即可接入信道。在频谱感知阶段，次用户连续遍历所有信道进行频谱感知，且各次用户将各自的感知结果上报给认知基站，由认知基站根据每个次用户检测到的空闲信道情况，综合考虑为各次用户选择信道进行数据传输。对主用户而言，为了保证主用户不被干扰，即检测概率足够大，次用户对信道的感知时间必须达到一定时长。因此，本文假设各次用户对某信道的频谱感知时长均等于该规定时长，则对各信道频谱感知时间之和也相等，记为常数 τ 。考虑到频谱感知能耗比传输能耗小，因此后续讨论忽略频谱感知阶段的能耗。

接入信道进行传输时，为保证足够的传输能耗，次用户采用能量采集技术获得能量。假设次用户 i 在单位时间内采集到的能量为 p_i^h ，受到各方面因素的影响，不同次用户的 p_i^h 大小不同。考虑文献[11-12]中的能量采集技术，次用户没有装配电池，而是将采集的能量暂时保存在超级电容器中，并采用一种“先采集能量再传输”的工作模式。然而，由于超级电容器容易出现漏电的现象，次用户在当前周期的剩余能量将无法存储至下一周期继续使用，故而在一个周期内次用户的可用能量将完全由当前周期所采集到的能量决定，也就是所谓的能量因果关系。

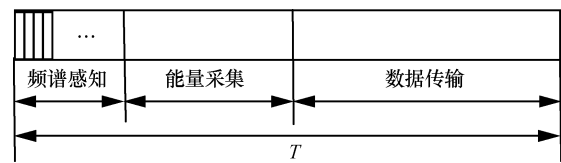


图 2 次用户帧结构

在次用户频谱感知的过程中，若主用户占用信道，即信道忙，用事件 H_1 表示，信道空闲用事件 H_0 表示。采用基于能量检测的频谱感知方式^[13]，次用户在感知时间内对其所收到的主用户信号采样，计算出表示主用户信号强度的检验统计量 $T(y)$ 。假设预设的能量检测门限为 ε ，则将 $T(y)$ 的值与 ε 比较，若 $T(y) > \varepsilon$ ，则判定为事件 H_1 ，否则判定为事件 H_0 。

虽然次用户可以通过频谱感知判断信道状态，但其感知结果不总是准确的。对于次用户的感知精度，常采用检测概率和虚检概率来衡量。检测概率的表达式如式(1)所示，表示主用户占用信道传输数据时次用户能够正确检测出该状态的概率。为限定次用户传输对主用户造成的干扰，并最大限度地保护主用户，通常将次用户检测概率设置为不低于某一门限值。

$$P_d = P_r\{H = H_1 | H_1\} = P_r\{T(y) > \varepsilon | H_1\} \quad (1)$$

虚检概率如式(2)所示，表示当主用户没有传输，信道处于空闲状态时，次用户错误检测为信道处于占用状态的概率。

$$P_f = P_r\{H = H_1 | H_0\} = P_r\{T(y) > \varepsilon | H_0\} \quad (2)$$

可见，次用户的频谱感知精度越高，意味着次用户有更大的检测概率及更小的虚检概率。根据文

献[13], 假设主信号为复相移键控已调信号, 噪声为循环对称复高斯噪声, 那么次用户 i 对主用户 j 的检测概率与虚检概率表达式分别为

$$P_{d,i,j} = Q\left(\left(\frac{\varepsilon}{\sigma_n^2} - \gamma_{i,j} - 1\right)\sqrt{\frac{\tau_{i,j}f_s}{2\gamma_{i,j} + 1}}\right) \quad (3)$$

$$P_{f,i,j} = Q\left(\left(\frac{\varepsilon}{\sigma_n^2} - 1\right)\sqrt{\tau_{i,j}f_s}\right) \quad (4)$$

其中, σ_n^2 表示信道噪声功率, $\gamma_{i,j}$ 表示次用户 i 感知到的主用户 j 的接收信噪比 (本文后续部分简称为感知信噪比), $\tau_{i,j}$ 表示次用户 i 感知主用户 j 是否占用信道 j 的感知时间, f_s 表示次用户对主用户信号进行采样的频率, Q 函数表示互补累计分布函数。

由式(3)可知, 当给定一个检测概率 \bar{P}_d 时, 可得

$$\left(\frac{\varepsilon}{\sigma_n^2} - \gamma_{i,j} - 1\right)\sqrt{\frac{\tau_{i,j}f_s}{2\gamma_{i,j} + 1}} = Q^{-1}(\bar{P}_d) \quad (5)$$

因此, 式(4)所表示的虚检概率可等价于

$$P_{f,i,j} = Q(\sqrt{2\gamma_{i,j} + 1}Q^{-1}(\bar{P}_d) + \gamma_{i,j}\sqrt{\tau_{i,j}f_s}) \quad (6)$$

3 优化资源分配算法

假设 $N = \{1, \dots, N\}$ 表示次用户的集合, $M = \{1, \dots, M\}$ 表示主用户的集合, 设信道带宽为 1, 则次用户 i 在信道 j 上的传输速率为

$$R_{i,j} = \text{lb}\left(1 + |g_{i,j}|^2 \frac{p'_{i,j}}{\sigma_n^2}\right) \quad (7)$$

其中, $p'_{i,j}$ 表示次用户 i 在信道 j 上的传输功率, $g_{i,j}$ 表示次用户 i 在信道 j 上的传输增益。

假设为次用户 i 分配了信道 j , 则其吞吐量为

$$U_{i,j} = R_{i,j}t_{i,j} \quad (8)$$

其中, $t_{i,j}$ 表示次用户 i 在信道 j 上的传输时间。如果假设次用户 i 在信道 j 上传输前需要采集能量的时间为 $t_{i,j}^h$, 则 $t_{i,j}$ 可表示为

$$t_{i,j} = T - t_{i,j}^h - \tau \quad (9)$$

根据式(7)及式(8), 在次用户传输信道确定后,

可通过增大传输功率或延长传输时间的方式来进一步增加吞吐量。然而, 一方面, 受硬件设备的限制, 传输功率具有上界, 并且传输时间需小于一个周期时长。另一方面, 传输功率与传输时间同时决定能量消耗, 两者相互制约, 共同受制于能量因果关系的约束。可见, 为实现吞吐量的最优, 需要设计联合的优化方案。

假设为次用户 i 分配信道 j , 根据能量因果关系, 有

$$p'_{i,j}t_{i,j} \leq p_i^h t_{i,j}^h \quad (10)$$

其中, p_i^h 表示次用户 i 单位时间内采集的能量, 即能量采集效率。

根据式(8)可得, 次级网络总吞吐量为

$$U = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M U_{i,j} \delta_{i,j} \quad (11)$$

其中, 当认知基站为次用户 i 选择分配了信道 j 进行传输时, 则 $\delta_{i,j} = 1$, 反之为 0。

根据上述分析, 建立相应的目标函数及约束条件。

$$\max_{\{\delta, p\}} U = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M P_j (1 - P_{f,i,j}) \text{lb}\left(1 + |g_{i,j}|^2 \frac{p'_{i,j}}{\sigma_n^2}\right) t_{i,j} \delta_{i,j} \quad (12)$$

s.t.

$$C_1: 0 \leq t_{i,j} \leq T - \tau, i \subseteq N, j \subseteq M \quad (13)$$

$$C_2: p'_{i,j} \leq p_{\max}, i \subseteq N, j \subseteq M \quad (14)$$

$$C_3: p'_{i,j}t_{i,j} \leq p_i^h(T - t_{i,j} - \tau), i \subseteq N, j \subseteq M \quad (15)$$

$$C_4: \delta_{i,j} \in \{0, 1\}, i \subseteq N, j \subseteq M \quad (16)$$

$$C_5: \sum_{i=1}^N \delta_{i,j} \leq 1, j \subseteq M \quad (17)$$

$$C_6: \sum_{j=1}^M \delta_{i,j} \leq 1, i \subseteq N \quad (18)$$

模型中将次级网络吞吐量作为目标函数, 其中, P_j 表示第 j 条信道的空闲概率, $P_j(1 - P_{f,i,j})$ 表示只有当信道空闲且由次用户正确检测出该情况时才能产生实际的吞吐量。

约束条件 C_1 表示次用户 i 在信道 j 上的传输时间需小于或等于一个周期的时长与感知时长之差。

约束 C_2 表示次用户 i 在信道 j 上的传输功率受硬件约束不可超过其最大阈值。约束 C_3 表示次用户 i 在信道 j 上的传输能耗需小于或等于其采集到的总能量。约束 C_4 表示次用户 i 是否接入信道 j 。约束 C_5 表示一条信道同一时刻只可由一个次用户接入传输。约束 C_6 表示一个次用户同一时刻只能接入一条信道。

该原始优化模型为非凸优化问题，不易求解，下面，本文将进一步对其转化，从而便于求解。

首先，新定义辅助变量 $e_{i,j}^t$ ，表示次用户 i 在信道 j 上的传输能耗，即

$$e_{i,j}^t = p_{i,j}^t t_{i,j} \quad (19)$$

据此，原问题转化为

$$\max_{\{\delta,t,e\}} U = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M P_j (1 - P_{f,i,j}) \text{lb} \left(1 + \frac{|g_{i,j}|^2}{\sigma_n^2} \frac{e_{i,j}^t}{t_{i,j}} \right) t_{i,j} \delta_{i,j} \quad (20)$$

s.t.

$$C'_1: 0 \leq t_{i,j} \leq T - \tau, i \subseteq N, j \subseteq M \quad (21)$$

$$C'_2: e_{i,j}^t \leq p_{\max} t_{i,j}, i \subseteq N, j \subseteq M \quad (22)$$

$$C'_3: e_{i,j}^t \leq p_i^h (T - t_{i,j} - \tau), i \subseteq N, j \subseteq M \quad (23)$$

$$C'_4: \delta_{i,j} \in \{0,1\}, i \subseteq N, j \subseteq M \quad (24)$$

$$C'_5: \sum_{i=1}^N \delta_{i,j} \leq 1, j \subseteq M \quad (25)$$

$$C'_6: \sum_{j=1}^M \delta_{i,j} \leq 1, i \subseteq N \quad (26)$$

其中， δ 、 e 、 t 分别为变量 $\delta_{i,j}$ 、 $e_{i,j}^t$ 、 $t_{i,j}$ 的集合。

下面，在给定信道选择变量 δ 的前提下，原问题可转化为一系列易于求解的凸优化问题。

定理 1 式(20)中网络吞吐量为 $U(\delta, t, e)$ ，当变量 δ 给定时， $U(\delta, t, e)$ 是一个联合 t 和 e 的凹函数。

证明 假设次用户 i 的吞吐量为 U_i ，且表达式为

$$U_i = \sum_{j=1}^M P_j (1 - P_{f,i,j}) \text{lb} \left(1 + \frac{|g_{i,j}|^2}{\sigma_n^2} \frac{e_{i,j}^t}{t_{i,j}} \right) t_{i,j} \delta_{i,j} \quad (27)$$

考虑到 C'_5 及 C'_6 对信道选择变量 $\delta_{i,j}$ 的限制，本文首先将各种满足 C'_5 和 C'_6 的信道选择组合列举

出来。对于每种信道选择组合，其对应的各个 $\delta_{i,j}$ 值给定，且相应的 P_j 、 $P_{f,i,j}$ 、 $g_{i,j}$ 及 σ_n^2 也都为常数。对于次用户 i 及信道 q ，若 $\delta_{i,q} = 0$ ，则次用户 i 在信道 q 上的吞吐量为 0；若 $\delta_{i,q} = 1$ ，则次用户 i 在信道 q 上的吞吐量为

$$\tilde{U}_i(e_{i,q}^t, t_{i,q}) = \lambda_q \text{lb} \left(1 + \eta_q \frac{e_{i,q}^t}{t_{i,q}} \right) t_{i,q} \quad (28)$$

其中，有

$$\lambda_q = P_q (1 - P_{f,i,q}), \eta_q = \frac{|g_{i,q}|^2}{\sigma_n^2} \quad (29)$$

进一步分析可知，式(28)为凹函数。具体而言，利用文献[14]中关于透视函数 (perspective function) 的性质：若函数 $f(x)$ 是凸或凹函数，则其透视函数 $g(x, t) = tf(x/t)$ 也是凸或凹函数。因此，对于式(30)，有

$$u(e_{i,q}^t) = \lambda_q \text{lb}(1 + \eta_q e_{i,q}^t) \quad (30)$$

显然， $u(e_{i,q}^t)$ 是关于 $e_{i,q}^t$ 的凹函数，则由透视函数性质可知，其透视函数 $\tilde{U}_i(e_{i,q}^t, t_{i,q}) = t_{i,q} u(e_{i,q}^t / t_{i,q})$ 也是凹函数。可见，当固定信道选择变量 $\delta_{i,j}$ 后， U_i 是一个凹函数，而式(20)中网络吞吐量 $U(\delta, t, e)$ 是对 N 个 U_i 的求和，因此目标函数 U 是一个联合 t 和 e 的凹函数。由此，定理 1 得证。

进一步地，在辅助变量 e 的帮助下，约束条件 C'_2 及 C'_3 为线性约束。因此，在变量 δ 的取值固定后，原始的非凸优化问题(12)可以转化成一系列的凸优化子问题。而对于转换后的凸优化子问题，可以采用经典的内点法快速得到其最优解。综上所述，采集能量的优化资源分配算法的详细过程如下。

1) 定义一个新变量 $e_{i,j}^t = p_{i,j}^t t_{i,j}$ ，将原始问题中的所有变量 $p_{i,j}^t$ 替换为 $e_{i,j}^t / t_{i,j}$ ，使其转化为凸优化问题。

2) 输入变量 δ 第 k 种解 (共有 K 种可能的解) 不等式的约束条件数量 L ，目标函数初始最大值 $\max=0$ ，其对应 δ 的最优解为 δ^* 。

3) 输入变量 t 的初始值， $q=0$ 。

4) 输入变量 e 及 $w(w>0)$ 的初始值 $\mu(\mu>1)$ 、 $h(h>0)$ ， $u = e$ 。

5) 通过最大化 $\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M \text{lb} \left(1 + \left(\frac{|g_{i,j}|^2}{\sigma_n^2} \right) \frac{e_{i,j}^t}{t_{i,j}} \right)$

$t_{i,j} \delta_{i,j} - \phi$ (ϕ 为障碍函数) 计算 $u^*(w)$ 。

6) 更新 $u^*(w)$ 。

7) 如果 $\frac{L}{w} < h$, $q=q+1$, 转到步骤 9)。

8) $w=\mu w$, 转到步骤 5)。

9) 如果 $q < 2$, w 更新为步骤 4) 中的初始值, $e^* = u^*$, 更新 \max 及对应最优解 t^*, e^* , $u = t$, 转到步骤 5), 否则转到步骤 10)。

10) 更新 \max 及对应最优解 δ^*, t^*, e^* 。如果 $k < K$, 则 $k=k+1$, 转到步骤 2), 否则转到步骤 11)。

11) 输出最优解 δ^*, t^*, e^* , 算法结束。

4 仿真与分析

仿真过程的参数设置依据文献[15-16]。主用户空闲概率、次用户单位时间采集能量、次用户相对信道的传输增益及其对主用户的感知信噪比在一定范围内随机取值, 其他常量参数如表 1 所示。

表 1 仿真参数

参数名称	参数值
p_{\max}/W	0.5
δ_n^2/W	1×10^{-5}
T/s	0.1
τ/s	0.01
f_s/kHz	1 000
ε	1.03×10^{-5}

本文利用不同次用户间的差异性, 通过对次用户传输功率、传输时间和信道分配的联合优化来提升网络性能, 因此本文提出的算法将对不同次用户的传输功率及传输时间分别进行优化, 记为 OPTA。其他用于比较的对比算法如下。

1) 文献[2]中提出的 HDEA (hybrid differential evolution algorithm), 该算法主要通过优化次用户能量采集、频谱感知以及数据传输 3 个阶段的时间分配最大化次级网络吞吐量。

2) 基于次用户的频谱感知结果, 仅根据信道传输性能进行信道分配的 OTA (optimized transmission algorithm), 在该算法中各次用户具有相同的传输功率和传输时间。

3) 基于次用户的频谱感知结果的随机分配信道算法 RA (random assignment channel algorithm), 其中所有次用户的传输功率及传输时间相同。

4) 基于算法 OPTA, 但不考虑信道空闲的概率及次用户的感知精度, 等价于信道空闲概率 (idle probability) 始终为 1 的情况, 简称为 OPTA-P=1。

当网络中存在 4 个次用户、4 条信道且基于本次仿真参数设置的前提下, 随着次用户数量的增加, 网络吞吐量经不同算法优化后所能达到的最大值如图 3 所示。

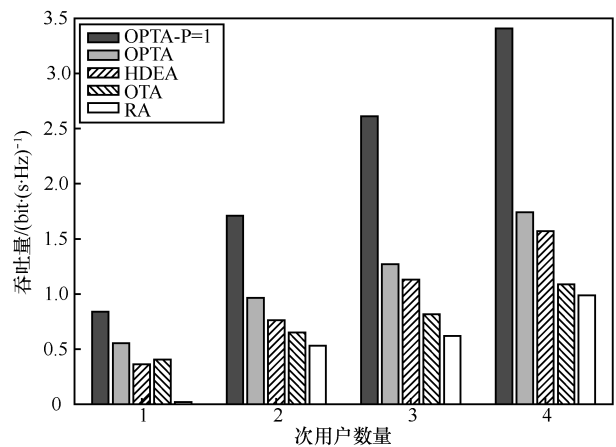


图 3 次用户数量对吞吐量的影响

从图 3 可知, 随着次用户数量的增加, 不同算法的吞吐量也逐渐增大, 原因在于随着次用户数目增多, 次级网络的传输业务也将增大, 故提升了吞吐量。算法 OTA 能根据次用户传输性能合理分配传输信道, 使其比随机分配信道的 RA 能获得更高的吞吐量。算法 OPTA 除基于信道传输性能外还额外考虑了次用户能量采集性能的影响来进行信道分配, 因而其实现的吞吐量相比 OTA 及 RA 分别提高了大约 60% 及 76%。算法 HDEA 在进行信道分配优化的过程中未考虑感知精度的影响, 因此本文算法 OPTA 的吞吐量比 HDEA 提升了大约 10%。算法 OPTA-P=1 表示确定信道处于空闲状态时, 算法 OPTA 实现吞吐量可达到的最大值。

由于次用户的传输功率不能超过其可达的最大阈值, 该最大值的设定以及次用户感知信噪比的变化对不同算法实现吞吐量的影响如图 4 所示。图中实线表示多个次用户在给定 -20~10 dB 的感知信噪比范围内随机取值, 并基于这一组参数得到相应算法下的最大吞吐量, 最终在经过 100 组实验后取平均值; 图中虚线则表示将每个次用户的感知信噪比降低到了实线情况 5% 时的仿真结果。由图 4 可知, 几种算法的吞吐量都会随着

感知信噪比的降低而有所减小，算法 OPTA、HDEA、OTA 及 RA 分别下降了约 38%、42%、37%及 39%。针对最大传输功率门限对网络吞吐量的影响，由图 4 可知，随着传输功率门限增大，不同算法实现的网络吞吐量都随之增大，但增长速度逐渐减小，最后趋于平稳。这是因为增大次用户的传输功率会促进网络吞吐量提高，但受到能量因果关系的约束，次用户传输功率的增大需要付出传输时间缩短的代价，而传输时间缩短则会使网络吞吐量减小，反之亦然。因此，当初始传输功率较低而传输时间较高时，传输功率增大对网络吞吐量的有利影响比传输时间减少带来的不利影响要大。但随着传输功率不断增大，传输时间减小的速度逐渐加快，使两者对网络吞吐量的影响程度逐渐相反。对比来看，由于算法 OPTA 考虑了不同次用户单位时间采集能量的差异性，使得在相同传输功率门限下，其实现的吞吐量高于算法 HDEA、OTA 及 RA，分别提高了约 6%、37%及 50%。

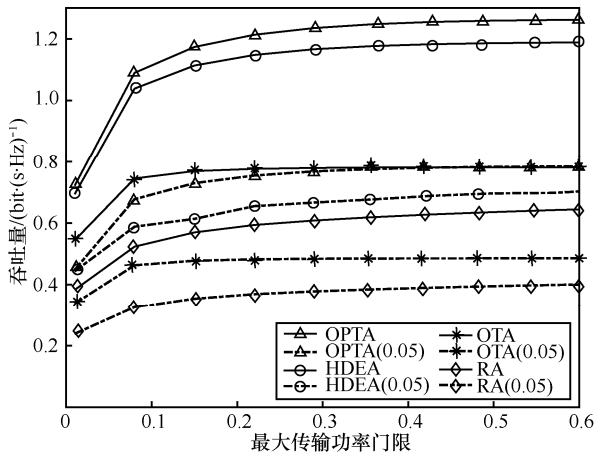


图 4 最大传输功率门限及感知信噪比对吞吐量的影响

如果将次用户 i 采集能量的能力用 p_i^h 来衡量，假设网络中存在 2 个次用户 1 和 2， p_i^h 的范围为 (p_{\min}^h, p_{\max}^h) ，则它们之间的能量采集差异度 D 可表示为

$$D = \frac{|p_1^h - p_2^h|}{p_{\max}^h - p_{\min}^h} \quad (31)$$

随着同一次用户基于信道增益以及不同次用户在能量采集能力差异度的变化，不同算法实现吞吐量的变化趋势如图 5 所示。图中实线代表多个次用户的信道增益在 0.005~0.05 范围内随机取值，虚

线则代表次用户在同一信道上的传输增益比实线降低了 50%，此时算法 OPTA、HDEA、OTA 及 RA 实现的吞吐量相比实线平均下降了约 9%、9%、11%及 10%。由图 5 可知，所有算法吞吐量都随着能量采集差异度的增加而降低，并且在差异度接近 1 时降低速度明显。这一现象表明，为了使网络整体吞吐量达到最大化，在优化分配信道的过程中，并不是每个次用户都能分配到最优的传输信道，在优化平衡的过程中必然会有部分次用户的传输需求不能得到满足。特别是当次用户在同一信道上的差异度越大，则由这种折中平衡为次用户利益带来的折损程度越高。对比来看，算法 OPTA 相对于算法 HDEA、OTA 及 RA 平均提高了约 30%、60%及 94% 的吞吐量。

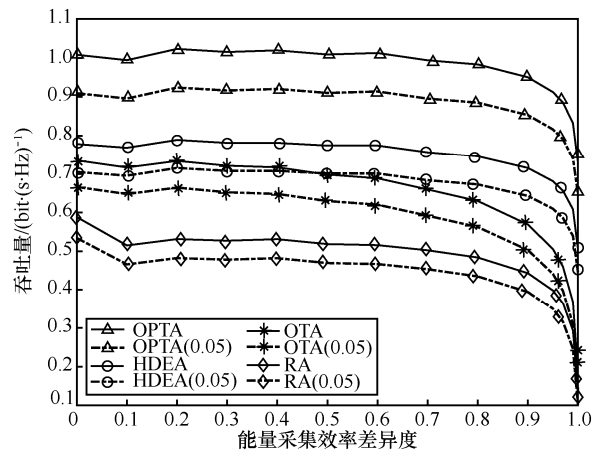


图 5 能量采集差异度及信道增益对吞吐量的影响

类似能量采集差异度，如果将次用户 i 在信道 j 上的传输性能用信道增益 $g_{i,j}$ 来衡量， $g_{i,j}$ 的范围为 (g_{\min}, g_{\max}) ，同样假设存在 2 个次用户，则它们在相同信道上的增益差异度 D' 可表示为

$$D' = \frac{|g_{1,j} - g_{2,j}|}{g_{\max} - g_{\min}} \quad (32)$$

信道增益差异度及能量采集效率对吞吐量的影响如图 6 所示。图中实线代表次用户在单位时间内采集到的能量在 0.5~5 J 范围中随机取值，虚线则代表次用户能量采集效率比实线降低了 50%，此时算法 OPTA、HDEA、OTA 及 RA 的吞吐量也随之分别下降了约 10%、11%、10%及 8%。由图 6 可知，经不同算法优化实现的最大网络吞吐量都会随着信道增益差异度的增加而减小。类似对图 5 的分析，若不同次用户在同一信道上的

传输增益差异度越大,则在优化分配信道的过程中,对于部分次用户而言,其自身在信道上实现的吞吐量折损程度越高。对比来看,在不同的次用户信道增益差异度下,算法 OPTA 实现的吞吐量比算法 HDEA、OTA 及 RA 分别提高了约 27%、50%及 92%。

综合图 3~图 6 的仿真结果可知,较之传统算法 HDEA、OTA、RA,本文所提出的算法 OPTA 能实现更高的次级网络吞吐量。尤其对于 OTA 及 RA,OPTA 算法约能提升 40%~90%的吞吐量。这是因为在算法 OTA 及 RA 中,不同次用户的发射功率及时间分配相同,而算法 OPTA 则充分考虑次用户间的差异性及各物理量间的相互影响关系,为不同次用户分别进行最优的时间分配并发射功率配置,同时,根据不同次用户的特性实现更加合理的信道分配,从而大幅提高了次级网络的吞吐量。此外,算法 RA 采用随机分配信道的方式,相比算法 OTA 实现的吞吐量远低于算法 OPTA。

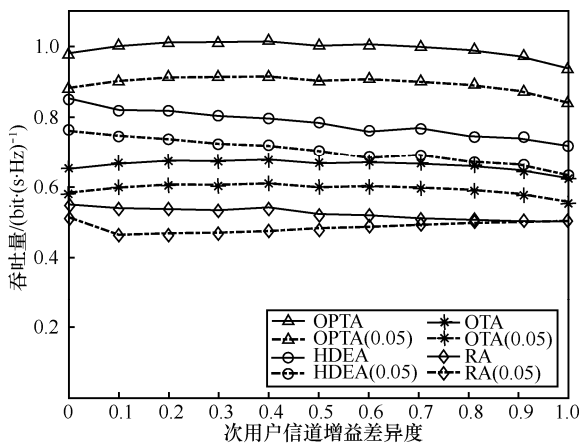


图 6 信道增益差异度及能量采集效率对吞吐量的影响

5 结束语

在基于能量采集的认知无线网络中,根据次用户感知精度、信道传输性能及能量采集效率,在满足能量因果关系的条件下,对次用户的传输功率、传输时间、信道分配问题进行联合优化,以追求网络吞吐量性能最大化。针对提出的优化问题建立相应的系统模型,并将原始问题转化为易于求解的凸优化问题。通过算法仿真显示,本文所提算法相较于其他算法能够实现更高的网络吞吐量。例如,在同一最大功率门限条件下,本文算法 OPTA 比算法 HDEA、OTA 及 RA 分别提高了约 6%、37%

及 50%;在同一信道增益差异度条件下,算法 OPTA 比 HDEA、OTA 及 RA 分别提高了约 30%、60%及 94%的吞吐量;在同样的次用户能量采集效率差异度下,算法 OPTA 比 HDEA、OTA 及 RA 分别提高了约 27%、50%及 92%。

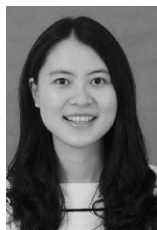
参考文献:

- [1] LONG Y, LI H, YUE H, et al. SUM: spectrum utilization maximization in energy-constrained cooperative cognitive radio networks[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2014, 32(11): 2105-2116.
- [2] LONG Y, LI H, PAN M, et al. A fair QoS-aware resource-allocation scheme for multiradio multichannel networks[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2013, 62(7): 3349-3358.
- [3] XU C, ZHENG M, LIANG W, et al. End-to-end throughput maximization for underlay multi-hop cognitive radio networks with RF energy harvesting[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2017, 16(6): 3561-3572.
- [4] YIN S, ZHANG E, YIN L, et al. Optimal saving-sensing-transmitting structure in self-powered cognitive radio systems with wireless energy harvesting[C]//2013 IEEE International Conference on Communications (ICC). 2013: 2807-2811.
- [5] WU C, SHI Q, HE C, et al. Energy utilization efficient frame structure for energy harvesting cognitive radio networks[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2016, 5(5): 488-491.
- [6] QIN Z, LIU Y, GAO Y, et al. Wireless powered cognitive radio networks with compressive sensing and matrix completion[J]. IEEE Transactions on Communications, 2017, 65(4): 1464-1476.
- [7] ZHOU F, LI Z, BEAULIEUX N C, et al. Resource allocation in wide-band cognitive radio with swipt: Max-min fairness guarantees[C]//2016 IEEE Global Communications Conference (GLOBECOM). 2016: 1-6.
- [8] CELIK A, ALSHAROA A, KAMAL A E. Hybrid energy harvesting-based cooperative spectrum sensing and access in heterogeneous cognitive radio networks[J]. IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking, 2017, 3(1): 37-48.
- [9] RAMNARESH Y, KESHAV S, ANKIT G, et al. Optimal energy-efficient resource allocation in energy harvesting cognitive radio networks with spectrum sensing[C]//Vehicular Technology Conference (VTC-Fall). 2016: 1-5
- [10] JEYA J, KALAMKAR S S, BANERJEE A. Energy harvesting cognitive radio with channel-aware sensing strategy[J]. IEEE Communications Letters, 2014, 18(7): 1171-1174.
- [11] JU H, ZHANG R. Throughput maximization in wireless powered communication networks[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2014, 13(1): 418-428.
- [12] KANG X, HO C K, SUN S. Full-duplex wireless-powered communi-

cation network with energy causality[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2015, 14(10): 5539-5551.

- [13] LIANG Y C, ZENG Y, PEH E C Y, et al. Sensing-throughput tradeoff for cognitive radio networks[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2008, 7(4): 1326-1337.
- [14] DACOROGNA B, MARÉCHAL P. The role of perspective functions in convexity, polyconvexity, rank-one convexity and separate convexity[J]. Journal of Convex Analysis, 2008, 15(2): 271-284.
- [15] WU C, SHI Q, HE C, et al. Energy utilization efficient frame structure for energy harvesting cognitive radio networks[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2016, 5(5): 488-491.
- [16] DAI Z, WANG Z, WONG V W S. An overlapping coalitional game for cooperative spectrum sensing and access in cognitive radio networks[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2016, 65(10): 8400-8413.

[作者简介]



龙彦（1988-），女，贵州遵义人，博士，西南交通大学讲师、硕士生导师，主要研究方向为物联网、毫米波通信技术、5G 通信网络、认知无线网络、无线网络资源优化。



张晓倩（1993-），女，四川成都人，西南交通大学硕士生，主要研究方向为认知无线网络资源分配。



方旭明（1962-），男，浙江义乌人，博士，西南交通大学教授、博士生导师，主要研究方向为无线宽带接入控制、无线资源管理、多跳中继网络、高铁宽带无线接入。



何蓉（1974-），女，四川成都人，西南交通大学副教授，主要研究方向为无线 Mesh 网络、接入控制、拥塞控制和无线资源管理技术等。