

认知传感网络的信能无线传输优化

刘加跃¹, 魏明生¹, 李世党¹, 端思秩¹, 唐守锋²

(1. 江苏师范大学物理与电子工程学院, 江苏 徐州 221100;

2. 中国矿业大学信息与控制学院, 江苏 徐州 221100)

摘要: 针对目前无线传感网络频谱资源匮乏、能源供给不足等问题, 构建了一种新型的认知多播无线传感网络, 并研究适用于该网络的信能协同传输问题, 提出一种更有效的能量收集方案, 从而解决认知传感网络中能量不足的问题; 该方案以网络中所有次级用户收集到的和能量为优化目标, 结合多播技术, 在满足用户的服务质量要求、限制次用户对主用户的干扰和保证次级发射器的发射功率的约束下, 构建了一种非线性的非凸优化问题; 其中针对原始的非凸优化问题, 提出一种基于半正定松弛的算法, 将其转化为可直接求解的凸优化问题, 从而延长网络的生存周期; 并在该优化问题的基础上进一步提出一种基于序贯参数凸逼近技术的优化算法, 以降低该系统复杂度; 最后将研究结果用 Matlab 仿真实现, 仿真结果表明, 文章所提的算法和传统的信能同传技术相比, 有效提高了次用户能量收集的性能。

关键词: 认知传感网络; 信能同传; 能量采集; 半正定松弛; 序贯参数凸逼近

Optimization of Signal Energy Wireless Transmission of Cognitive Sensor Network

LIU Jiayue¹, WEI Mingsheng¹, LI Shidang¹, DUAN Siyi¹, TANG Shoufeng²

(1. School of Physics and Electronic Engineering, Jiangsu Normal University, Xuzhou 221100, China;

2. School of Information and Control, China University of Mining and Technology, Xuzhou 221100, China)

Abstract: Aiming at the current shortages of spectrum resources and insufficient energy supply in wireless sensor networks, a new type of cognitive multicast wireless sensor network is constructed, and the problem of coordinated transmission of information and energy is studied to be suitable for this network, and a more effective method of energy harvesting scheme is proposed to solve the problem of insufficient energy in cognitive sensor networks. This scheme takes the energy collected by all secondary users in the network as the optimization goal, and the multicast technology is combined to meet the user's service quality requirements, the interference of the secondary users is limited to the primary user, and the constraints of the transmit power of the secondary transmitter is ensured, a nonlinear non-convex optimization problem is constructed. Among them, for the original non-convex optimization problem, an algorithm based on semi-positive definite relaxation is proposed, which is transformed into a convex optimization problem that can be solved directly, so the life cycle of the network is prolonged; And based on the optimization problem and the sequential parameter convex approximation technique, an optimization algorithm is further proposed to reduce the complexity of the system. Finally, the research results are realized by Matlab simulation. The simulation results show that, compared with the traditional simultaneous transmission of signal and energy technology, the algorithm proposed in this paper can effectively improve the performance of energy harvesting of secondary users.

Keywords: cognitive sensor network; simultaneous transmission of signal and energy; energy harvesting; semi-definite relaxation; sequential parameter convex approximation

0 引言

随着 5G 技术和物联网技术的发展, 无线传感网络由于其成本低、性能强、体积小等优点, 开始获得广泛的应用, 人们对无线通信技术的要求也日益提高。目前的无线通信系统主要为超低频通信、中频感应通信以及小区制蜂窝状通信系统等^[1]。然而真正适用于无线传输的频段非常有限, 传统的频谱分配制度也会导致一些区域或者时段的频谱使用过于频繁, 而其他区域和时段的频谱却处于闲置状态的

情况发生, 造成频谱资源分配不均的问题, 可以说频谱的缺乏问题主要是由于陈旧的频谱分配系统而不是频谱本身的缺乏造成的^[2]。为了解决该问题, 可以采用认知无线电 (CR, cognitive radio) 技术, 认知无线电可以感知频谱空穴并对其进行合理的分配和利用, 从而有效解决频谱利用率低下、现有资源紧张的问题, 使得频谱资源得到公平、有效地使用和分配^[3]。

由于目前无线频谱资源是有限的, 而是大多数工作环

收稿日期: 2022-05-10; 修回日期: 2022-06-01。

基金项目: 国家重点研发计划项目(2017YFF0205500); 江苏省创新项目(SJCK21_1133)。

作者简介: 刘加跃(1997-), 男, 江苏宿迁人, 硕士生, 主要从事信能同传, 智能算法优化方向的研究。

唐守锋(1970-), 男, 山东淄博人, 博士, 教授, 主要从事矿下物联网通信、智能检测技术等方向的研究。

通讯作者: 魏明生(1976-), 男, 山东济宁人, 博士, 副教授, 主要从事传感器与检测技术方向的研究。

引用格式: 刘加跃, 魏明生, 李世党, 等. 认知传感网络的信能无线传输优化[J]. 计算机测量与控制, 2022, 30(9): 221-227.

境要求基站同时向多用户发送相同的内容。而目前的频谱资源有限, 如果为每个用户分配专用的频谱资源, 即采用单播系统, 会导致频谱资源极大浪费^[4]。在多用户使用同一传输网络或传输信道的前提下, 传输系统允许用户通过共用的信道或网络资源传输数据, 因此可以使用无线多播技术, 使得信号发射基站在相同的频率资源下, 可以做到同时为多个用户传送相同的信号。可以有效降低带宽, 提高频谱的利用率, 有效降低成本, 能够在保障传输效率的前提下, 同时提高系统整体的资源利用效率^[5-6]。

为了保障认知无线传感网络稳定运行, 需要保障系统能源的稳定供应。近年来随着无线通信技术的快速发展, 无线通信网络中的设备对能源的消耗越来越大, 传统的无线传感网络的基站和节点主要依靠电池作为能量来源, 存在寿命短、性能弱等缺点, 有限的能源会严重影响到设备运行时间和网络整体性能, 而持续稳定的能源是保障认知无线传感网络运行的必要需求^[7]。近年来发展的射频 (RF, radio-frequency) 信号技术, 不仅能用于承载信息的无线传输, 也可以用于能量传输^[8]。其特殊的物理属性也使得无线能量传输技术有可能与认知无线电系统相结合, 通过能量收集技术将射频信号转化为电信号, 从而大大延长能量受限制的无线传感网络的寿命。因此, 无线携能通信 (SWIPT, simultaneous wireless information and power transfer) 技术应运而生, 该项技术可以同时为用户提供数据传输和能量供应服务, 从而使得无线通信网络的频谱效率和功耗方面的性能大大加强, Varshney 最早提出了信息与能量同步传输的概念^[9]。SWIPT 技术会将接受到的信号分为信息解码 (ID, information decoding) 部分和能量收集 (EH, energy harvesting) 部分^[10]。执行相应功能的信息解码器和能量收集器可以根据具体工作环境来选择是否一起还是分开。当信息解码器和能量收集器在一起时, 可采用功率划分 (PS, power-splitting) 技术, 将接收到的信息分为 ID 和 EH 两种不同的功率级别, 可实现即时信能同传并缩短延迟、延长系统的工作寿命^[11-12]。

如何针对认知传感网络中的信能传输基于一定性能指标进行资源分配算法优化是一项极具挑战性的工作。目前, 国内外已经有很多文献对该类问题进行研究。Tutuncuoglu 等对认知无线电的能量收集网络中的单用户在信道和电池容量受限的情况下, 如何对功率分配进行最优化分配^[13]。A. Bhowmick 等人对认知无线电在射频信号源和非射频信号源的情况下, 对能量采集的情况进行了研究和对比。并针对不同的传感参数, 如传感通道信噪比、碰撞概率和传感时间等, 研究了收集能量、吞吐量和对下一个检测周期的影响^[14]。A. Prathima 等人考虑了一个能够实现主要和次要系统的双向通信, 并在基于非线性能量收集的情况下, 同时可以进行无线通信和功率转移的协作认知无线网络, 提出一种粒子群优化方法来对系统进行优化^[15]。J. M. Kumbhar 等人使用了 DRQoSUCB 和 DRCA 强化学习算法, 来加强认知无线节点网络中能量采集的性能^[16]。吕玉静等

提出了一种在单天线认知无线网络中同步协作频谱检测和无线功率传输的方案, 使得能量收集和数据传输的同步, 最大化同步协作频谱检测和无线功率传输模型中认知无线电的频谱效率, 实现了频谱效率的最大值^[17]。D. W. K. Ng 等人研究了多用户多输入单输出通信系统的资源分配问题, 针对该问题提出了一个基于加权 Tchebycheff 方法的最优资源分配算法, 可以同时实现总发射功率最小化、能量收集效率最大化和干扰功率泄漏发射功率比最小化^[18]。

然而, 上述大多数文献在收集能量的同时, 又试图去提升认知无线电系统的其他性能, 如兼顾用户设备的能量收集效率和通信效率、稳定性等其他因素^[19], 而这会导致系统的能量收集的效率较为低下, 很难满足认知无线网络中用户对能量的需求。

为了解决上述问题, 本文研究了基于功率分割结构的认知多播传输网络中次用户的和能量收集最大化的问题。目标是通过联合优化预编码向量和功率分割来最大化次用户的收集能量之和。首先设计波束矩阵, 建立系统的信号模型; 再基于满足系统的传输功率、用户服务质量和干扰约束的条件下, 搭建能量接收端所获取的能量的优化模型, 该优化问题有多个变量相互耦合, 是一个数学上很难求解的非凸优化问题。为解决这一问题, 本文提出基于半正定松弛的 Majorize-Minimize 算法和序贯参数凸逼近的算法, 将该非凸优化问题转化为可直接求解的凸优化问题, 来解决上述所提出的问题。最后由 Matlab 中的 CVX 工具包进行数值仿真, 得出仿真结果并验证本文所提算法的有效性。

1 系统模型及问题描述

1.1 系统模型

本文考虑一个认知多播系统, 如图 1 所示, 在 L 个主用户共存的情况下, 次级发射器向 M 个认知多播系统中的次用户发送相同的信息, 如图 1 所示。系统中的接收端采用功率分割的设计方案, 将接收到的信号一部分传递到信息接收端用于信息解码, 另一部分传输到能量接收端进行能量收集。假设次级发射器配备了 N 根天线, 而用户只有一根天线。 $\mathbf{h}_i \in \mathbb{C}^{N \times 1}$, $\forall i$ 表示次级发射器与第 i 个次用户之间的平坦衰落信道系数, $\mathbf{g}_l \in \mathbb{C}^{N \times 1}$, $\forall l$ 表示次级发射器与第 l 个主用户之间的平坦衰落信道系数。系统中的次级发射器发送一个公共信息 $y = \omega\alpha$, 其中 $\alpha \in \mathbb{C}$ 为信息承载符号, $E\{|\alpha|^2\} = 1$, $\omega \in \mathbb{C}^{N \times 1}$ 则是为预编码波束形成向量。第 i 个次用户接收到的信号是:

$$c_i = \mathbf{h}_i^H \omega \alpha + n_i, \forall i \quad (1)$$

其中: $n_i \in \mathcal{CN}(0, \sigma_i^2)$ 为第 i 个次用户上的加性高斯白噪声^[20]。次用户利用功率分割结构, 从接收到的信号中同时解码信息和获取能量, 其中一部分占比 $\theta_i \in (0, 1)$ 的能量用于获取信息, 另一部分利用剩余比例 $(1 - \theta_i)$ 用于获取能量。因此, 在第 i 个次用户的接收端接收到的信息信号和能量信号分别为:

$$y_i^{ID} = \theta_i c_i + n_i^{ID} \quad (1a)$$

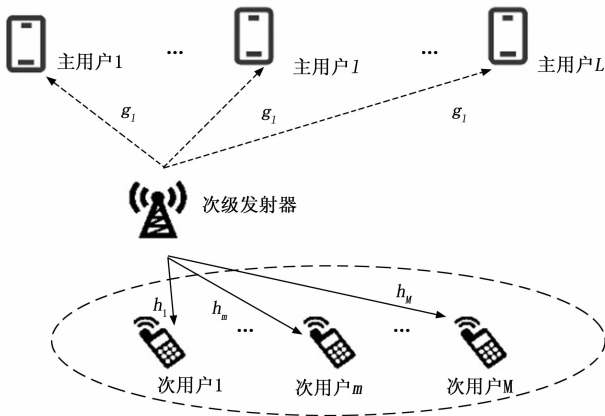


图 1 系统结构图

$$y_i^{EH} = (1 - \theta_i)c_i + n_i^{EH} \quad (1b)$$

其中: n_i^{ID} 和 n_i^{EH} 分别都是加性高斯白噪声。虽然信号的接收端会受到其他预期之外的信息信号与能量信号的干扰, 但本系统的能力信号波束所携带的信号是伪随机信号而非信息信号, 因此信息信号的接收端收到的能量信号的干扰可以通过技术手段消除, 因此由式 (1a) 可知, 第 i 个次用户的 SINR 表达式为:

$$SINR_i = \frac{\theta_i |h_i^H w|^2}{\theta \sigma_i^2 + \delta_i^2}, \forall i \quad (2)$$

则第 i 个次用户的能量接收端从接收到的信号中收获的能量公式为:

$$EH_i = \mu_i(1 - \theta_i)(|h_i^H w|^2 + \sigma_i^2), \forall i \quad (3)$$

其中: $\mu_i \in (0, 1]$ 为功率分割结构在第 i 个次用户处将接收能量转化为能量的转换效率。认知发射器对第 l 个主用户的干扰功率为:

$$IP_l = |g_l^H w|^2, \forall l \quad (4)$$

1.2 问题描述

本文的目标是在次级发射器的最大传输功率、用户所需 SINR 的约束以及干扰功率约束下, 实现次用户的收集能量和的最大化, 从而有效延长认知无线传感网络的工作寿命。本文考虑的优化问题的数学模型可表示为:

$$\begin{aligned} \max_{w, \{\theta_i\}} & \sum (1 - \theta_i) \mu_i (|h_i^H w|^2 + \sigma_i^2) \\ \text{s. t. :} & \\ \text{C1:} & \|w\|^2 \leq P_{\max} \\ \text{C2:} & \frac{\theta_i |h_i^H w|^2}{\theta \sigma_i^2 + \delta_i^2} \geq \gamma_i, \forall i \\ \text{C3:} & |g_l^H w|^2 \leq I_l, \forall l \\ \text{C4:} & 0 < \theta_i < 1, \forall i \end{aligned} \quad (5)$$

其中, 约束 (C1) 表明传输功率收到最大功率的限制; 约束 (C2) 保证了当系统的信噪比大于 γ_i 时, 用户的服务质量依然可以得到保障; 在 (C3) 的约束下, 次级发射器引起的对主用户的干扰必须低于约束条件下的干扰约束阈值 I_l 。

为了使问题更容易分析, 在这里引入松弛变量 \tilde{t} , 则问题 (5) 可等价于问题 (6), 可表示为:

$$\begin{aligned} \maximize_{\{w, \{\theta_i\}\}} & \tilde{t} \\ \text{s. t. :} & \\ \text{C5:} & (1 - \theta_i) \mu_i (|h_i^H w|^2 + \sigma_i^2) \geq \tilde{t}, \forall i \\ & \text{C1 - C4} \end{aligned} \quad (6)$$

可以看出目标函数线性非凸, 约束条件 (C5) 也是非凸, 因此这个问题是一个非凸问题。为了解决非凸问题 (6), 本文提出了基于半正定规划和序贯参数凸逼近的两种算法来解决问题。

2 优化问题的建立和求解

2.1 基于半正定松弛的算法

众所周知, 半正定松弛技术是基于 $W = ww^H$ 变换, 同时要求 $w \neq 0 \Leftrightarrow W \geq 0$ 和 $\text{rank}(W) = 1$ 在计算复杂度和性能上有较好的折中。本文设定 $W = ww^H, H_i = h_i h_i^H, \forall i$, 设定 $G_l = g_l g_l^H, \forall l$ 。引入变量 t , 通过赋值 $\tilde{t} = t^2, t \geq 0$, 可得到如下等价问题:

$$\begin{aligned} \min_{w, t, \{\theta_i\}} & -t^2 \\ \text{s. t. :} & \\ \text{C1':} & 0 \geq \frac{t^2}{(1 - \theta_i)} - \mu_i (\text{Tr}(H_i W) + \sigma_i^2) \\ \text{C2':} & 0 \geq \text{Tr}(W) - P_{\max} \\ \text{C3':} & 0 \geq \gamma_i (\sigma_i^2 + \frac{\delta_i^2}{\theta_i}) - \text{Tr}(H_i W), \forall i \\ \text{C4':} & 0 \geq \text{Tr}(G_l W) - I_l, \forall l \\ \text{C5':} & 1 > \theta_i > 0, \forall i \\ \text{C6':} & W \geq 0, t \geq 0 \\ \text{C7':} & \text{rank}(W) = 1 \end{aligned} \quad (7)$$

优化问题 (7) 中的 $\text{rank}(W) = 1$ 为非凸约束项, 在数学中很难处理。为将问题 (7) 转化为凸优化问题, 本文使用半正定松弛技术来去除非凸秩 1 约束, 将其转化为可直接求解的半正定规划问题。去除秩 1 约束后, 可以得到松弛问题 (7)。

由于目标函数 $-t^2$ 仍然是非凸的。本文用 Majorize-Minimize 算法求解非凸松弛问题 (7)。在一个极小化问题中, Majorize-Minimize 迭代算法基本上包括两部分。在第一部分优化部分, 本文建立目标函数的代理上界函数; 在第二部分最小化部分, 求解一系列代理函数最小化问题, 直到问题收敛。

需要注意到, $-t^2$ 是 t 的凹函数, 将 $-t^2$ 进行泰勒级数展开, 可以得到函数的上界, 即 $-t^2 \leq -(2t^{(n)}t - t^{(n)^2})$ 。此外, $\frac{t^2}{(1 - \theta_i)}$ 也是 (t, θ_i) 的凸函数。这样, 问题 (7) 就已经转化为可直接求解的凸优化问题 (8)。如下所示:

$$\begin{aligned} \minimize_{w, t, \{\theta_i\}} & -(2t^{(n)}t - t^{(n)^2}) \\ \text{s. t.} & \text{C1' - C6'} \end{aligned} \quad (8)$$

问题 (8) 已经是一个凸优化问题, 可以直接在 Matlab 中使用 CVX 工具包进行凸优化仿真, 在第 n 次迭代中求解

凸子问题, 下一个迭代, $t^{(n+1)}$ 由问题 (8) 中的最优解 t^* 更新。重复此过程直到收敛。代理函数 $-(2t^{(n)}t - t^{(n)^2})$ 在 t 上连续可微, 并满足收敛条件^[21]。因此, 本文提出的基于半正定松弛的 Majorize-Minimize 算法收敛于一个平稳点。数值实验如图 2 所示, 表明了本文算法在几次迭代后的收敛性。最后, 检查解决方案 \mathbf{W}^* 以满足秩 1 约束。否则, 采用随机化方法求近似最优解。

算法 1 复杂度分析: 最后, 总结了所提出的基于半正定松弛的迭代算法, 算法 1 所示。用 K_1 表示 Majorize-Minimize 算法的收敛迭代次数。在每一次迭代中, 通过 Matlab 有效地利用内点法求解矩阵变量 $N \times N$ 和 $(2M+L+1)$ 约束条件半正定规划问题 (8), 使得总复杂度不超过 $O(K_1(N^2 + 2M+L+1)^{3.5})$ 。

初始化: 为了使迭代算法更好地收敛, 需要在初始化时找到问题(7)的半正定规划的可行点。由于变量 t 只出现在约束 $(C1')$ 中。然后通过 Matlab 来解决初始凸问题, 具体如下:

$$\begin{aligned} \text{Find: } & (\mathbf{W}, t, \{\theta_i\}) \\ \text{s. t. : } & C1' - C6' \end{aligned} \quad (9)$$

然后, 指定初始可行点:

$$t^{(0)} = \min_{\forall i} (\mu_i(1 - \theta_i)(\text{Tr}(\mathbf{H}_i \mathbf{W}) + \sigma_i^2))^{1/2}$$

算法 1: 基于半正定规划的算法流程

- 1) 初始化: 求问题的一个可行点作为 $t^{(n)}$ 的初始点;
- 2) 解决问题 (9), 来得到 $\{\theta_i\}$ 和 $\mathbf{W}; n = 0$
- 3) 设定可行的初始点: $t^{(0)} = (\min(1 - \theta_i)\mu_i(\text{Tr}(\mathbf{H}_i \mathbf{W}) + \sigma_i^2))^{1/2}$
- 4) 指数迭代: $n = 0$
- 5) 重复
- 6) 解决问题 (8), 来得到 $t^*, \mathbf{W}^*, \{\theta_i^*\}$
- 7) 设定: $t^* \rightarrow t^{(n+1)}, \mathbf{W}^* \rightarrow \mathbf{W}^{(n+1)}, \{\theta_i^*\} \rightarrow \{\theta_i^{(n+1)}\};$
- 8) $n + 1 \rightarrow n$
- 9) 直到: $\left| \frac{t^{(n+1)} - t^{(n)}}{t^{(n)}} \right| \leq \varepsilon$
- 10) 为 $\mathbf{W}^{(n+1)}$ 检查秩 1 约束。如果满足, 通过 \mathbf{W}^* 的特征值分解计算出 ω^* , 否则, 使用随机化方法
- 11) 输出: 最优值: $t^{(n+1)}$, 最优解决方法: $\mathbf{W}^*, \{\theta_i^{(n+1)}\}$

2.2 基于序贯参数凸逼近的求解算法

上文中的基于半正定松弛的算法虽然有效, 但求出的结果只是一个近似值, 并不是问题本身的最优解。在本节中, 可以利用序贯参数凸逼近方法来获得非凸能量收集公平性问题 (6) 的局部最优解。序列参数凸逼近方法的主要思想是在每次迭代时用上凸函数逼近非凸约束。这些凸子问题的最优解序列将收敛到原问题 (6) 的 KKT 点。首先, 将能源收集公平问题表述为:

$$\begin{aligned} \text{minimize}_{\mathbf{w}, \{t, \theta_i\}} & -\tilde{t} \\ \text{s. t. :} & \\ C1'': 0 \geq & \frac{1}{\mu_i(1 - \theta_i)} - \left(\frac{|\mathbf{h}_i^H \mathbf{w}|^2}{t} + \frac{\sigma_i^2}{t} \right) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} C2'': 0 \geq & \|\mathbf{w}\|^2 - P_{\max} \\ C3'': 0 \geq & \gamma_i(\sigma_i^2 + \frac{\delta_i^2}{\theta_i}) - |\mathbf{h}_i^H \mathbf{w}|^2, \forall i \\ C4'': 0 \geq & |\mathbf{g}_i^H \mathbf{w}|^2 - I_i, \forall l \end{aligned} \quad (10)$$

可以观察到当约束 $(C1'')$, $(C3'')$ 内含非凸函数时, 问题 (10) 是非凸的。由于 $-\frac{|\mathbf{h}_i^H \mathbf{w}|^2}{t}$ 是非凸的, 可以对其进行泰勒展开, 展开后得到如下所示的公式:

$$-\frac{2\text{Re}(\mathbf{w}^{(n)H} \mathbf{h}_i \mathbf{h}_i^H \mathbf{w})}{\tilde{t}^{(n)}} \geq -\frac{|\mathbf{h}_i^H \mathbf{w}|^2}{t} - \frac{|\mathbf{h}_i^H \mathbf{w}^{(n)}|^2}{\tilde{t}^{(n)^2}} \tilde{t} \quad (11)$$

$$\frac{1}{\tilde{t}} \geq \frac{2}{\tilde{t}^{(n)}} - \frac{1}{\tilde{t}^{(n)^2}} \tilde{t} \quad (12)$$

$$|\mathbf{h}_i^H \mathbf{w}|^2 \geq 2\text{Re}(\mathbf{w}^{(n)H} \mathbf{h}_i \mathbf{h}_i^H \mathbf{w}) - |\mathbf{h}_i^H \mathbf{w}^{(n)}|^2 \quad (13)$$

为解决这一问题, 可以采用序贯参数凸逼近方法, 解第 n 个子问题如下:

$$\begin{aligned} \text{minimize}_{\mathbf{w}, \{t, \theta_i\}} & -\tilde{t} \\ \text{s. t. :} & \\ C5'': \frac{2\text{Re}(\mathbf{w}^{(n)H} \mathbf{h}_i \mathbf{h}_i^H \mathbf{w})}{\tilde{t}^{(n)}} - \frac{|\mathbf{h}_i^H \mathbf{w}^{(n)}|^2}{\tilde{t}^{(n)^2}} \geq & \frac{1}{\mu_i(1 - \theta_i)} - \sigma_i^2 \left(\frac{2}{\tilde{t}^{(n)}} - \frac{1}{\tilde{t}^{(n)^2}} \tilde{t} \right), \forall i \\ C6'': 2\text{Re}(\mathbf{w}^{(n)H} \mathbf{h}_i \mathbf{h}_i^H \mathbf{w}) - |\mathbf{h}_i^H \mathbf{w}^{(n)}|^2 \geq & \gamma_i(\sigma_i^2 + \frac{\delta_i^2}{\theta_i}) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} C2'': 0 \geq & \|\mathbf{w}\|^2 - P_{\max} \\ C4'': 0 \geq & |\mathbf{g}_i^H \mathbf{w}|^2 - I_i, \forall l \end{aligned} \quad (14)$$

序列参数凸逼近方法在初始点可行时收敛。每次迭代后最优值不递增, 且以有限的传输功率为下界, 因此最优值是收敛的。接下来寻找合适的可行点来解决初始化问题。

初始化: 需要找到问题 (10) 的一个可行点。由上文可见, 变量属于 t 仅在约束条件 $(C1'')$ 中。因此, 首先需要考虑无 $(C1'')$ 约束的非凸问题 (10) 中的可行点。

$$\text{minimize}_{\mathbf{w}, \{t, \theta_i\}} 0$$

$$\begin{aligned} \text{s. t. :} & \\ C2'': 0 \geq & \|\mathbf{w}\|^2 - P_{\max} \\ C3'': 0 \geq & \gamma_i(\sigma_i^2 + \frac{\delta_i^2}{\theta_i}) - |\mathbf{h}_i^H \mathbf{w}|^2, \forall i \end{aligned}$$

$$C4'': 0 \geq |\mathbf{g}_i^H \mathbf{w}|^2 - I_i, \forall l \quad (15)$$

通过可行点追踪法^[13], 插入松弛变量 $p, \{q_i\}, \{r_l\}$, 在以下问题中生成可行点:

$$\text{minimize}_{\mathbf{w}, \{t, \theta_i, p, \{q_i\}, \{r_l\}\}} p + \sum_{i=1}^M q_i + \sum_{l=1}^L r_l$$

$$\begin{aligned} \text{s. t. :} & \\ C7'': 0 \geq & \|\mathbf{w}\|^2 - P_{\max} - p \\ C8'': 0 \geq & \gamma_i(\sigma_i^2 + \frac{\delta_i^2}{\theta_i}) - |\mathbf{h}_i^H \mathbf{w}|^2 - q_i \\ C9'': 0 \geq & |\mathbf{g}_i^H \mathbf{w}|^2 - I_i - r_l, \forall l \\ C10'': q_i \geq & 0, r_l \geq 0, p \geq 0 \end{aligned} \quad (16)$$

非凸问题 (16) 可以被求解, 且最优值近似为 0 时, 将得到问题 (15) 的一个可行点; 接下来可以很容易地得到

问题 (16) 的一个可行点, 这个可行点在问题 (15) 中是无法得到的。随后, 利用序贯参数凸逼近方法得到优化问题 (16) 的局部最优解, 具体如下:

$$\begin{aligned} & \underset{\mathbf{w}, \{\theta_i\}, \{p_i\}, \{q_i\}, \{r_i\}}{\text{minimize}} && p + \sum_{i=1}^M q_i + \sum_{i=1}^L r_i \\ & \text{s. t. :} && \\ & \text{C11}'' : && 2\text{Re}(\mathbf{w}^{(k)H} \mathbf{h}_i \mathbf{h}_i^H \mathbf{w}) - |\mathbf{h}_i^H \mathbf{w}^{(k)}|^2 \geq \gamma_i (\sigma_i^2 + \frac{\delta_i^2}{\theta_i}) - q_i \\ & \text{C7}'' : && 0 \geq \|\mathbf{w}\|^2 - P_{\max} - p \\ & \text{C9}'' : && 0 \geq |\mathbf{g}_i^H \mathbf{w}|^2 - I_i - r_i, \forall i \\ & \text{C10}'' : && q_i \geq 0, r_i \geq 0, p \geq 0 \end{aligned} \quad (17)$$

算法 2 复杂度分析: 提出的算法见算法 2。为了评估复杂度, 用 K_2 表示序列参数凸逼近算法直到收敛的迭代次数。在每次迭代中, 可以将问题 (14) 转化为一个二阶锥规划问题, 然后使用 Matlab 求解向量变量维数为 $N \times 1$ 和 $(2M + L + 1)$ 的问题 (14)。因此, 总复杂度不超过 $O(K_2(2M + L + 1)^{1/2} N^2(N(2M + L + 1)))$ 。

算法 2: 基于序贯参数凸逼近的算法

1) 初始化: 找出问题 (10) 的一个可行点作为 $\mathbf{w}^{(n)}, \tilde{\mathbf{t}}^{(n)}$ 的初始点。

2) //初始循环: 重复

3) 解决问题 (17) 以查找 $(\mathbf{w}^*, \{\theta_i^*\}, p^*, \{q_i^*\}, \{r_i^*\})$, 设定: $k+1 \rightarrow k, \mathbf{w}^* \rightarrow \mathbf{w}^{(k)}$

4) 直到: $p^* + \sum_{i=1}^M q_i^* + \sum_{i=1}^L r_i^* \approx 0$

5) 初始点: $\tilde{\mathbf{t}}^{(0)} = \min_{\forall i} \mu_i (1 - \theta_i) (|\mathbf{h}_i^H \mathbf{w}^{(k)}|^2 + \sigma_i^2)$ 和 $\mathbf{w}^0 = \mathbf{w}^{(k)}$

6) //主循环

7) 迭代索引: $n=0$

8) 重复: $n+1 \rightarrow n$

9) 解决问题 (14) 以获得 $\tilde{\mathbf{t}}^*, \mathbf{w}^*, \theta_i^*$, 设定: $\tilde{\mathbf{t}}^{(n)} \leftarrow \tilde{\mathbf{t}}^*, \mathbf{w}^{(n)} \leftarrow \mathbf{w}^*$

10) 直到: $\left| \frac{\tilde{\mathbf{t}}^{(n)} - \tilde{\mathbf{t}}^{(n-1)}}{\tilde{\mathbf{t}}^{(n-1)}} \right| \leq \epsilon$

11) 输出: 最优值: $\tilde{\mathbf{t}}^{(n)}$, 最优解决方法: $\mathbf{w}^{(n)}, \{\theta_i^*\}$

3 结果分析

本文通过蒙特卡罗仿真来验证本文所提算法的有效性, 假设认知传感网络中的路径损耗模型为 $\Gamma(d) = \Gamma_0 (d/d_0)^{-\alpha}$, 其中, $\Gamma_0 = -20$ dBm 表示在参考距离 $d_0 = 1$ m 时的路径损耗, d 表示发射器与用户之间的距离, α 为路损因子。小尺度衰落服从瑞利衰落信道^[22]。本文所提的两种算法和认知无线电系统中无主用户算法、等功率划分的功率分割算法进行对比, 验证本文所提方案的有效性。系统的主要仿真参数为: 次网络用户 M 数目为 7, 主网络用户数目 L 为 5; 次级发射器发射功率为 40 dBm; 噪声功率 1 为 -70 dBm, 噪声功率 2 为 -50 dBm; 能量转换效率 $\mu_i = 1$, 信干噪比为 0.000 1; 等功率划分因子为 0.5。

图 2 和图 3 给出了两种算法的收敛性, 根据具体的模拟

环境来测试文中所提的两种算法和传统算法在相同环境下需要经过多少次迭代才能达到一个稳定的最优值。图 2 中, 基于半正定规划的 Majorize-Minimize 算法收敛于 1 次迭代; 图 3 中, 基于序列参数凸逼近的算法收敛于大约 6 次迭代。因此可以看出本文所提的两种算法都具有很好的收敛性。

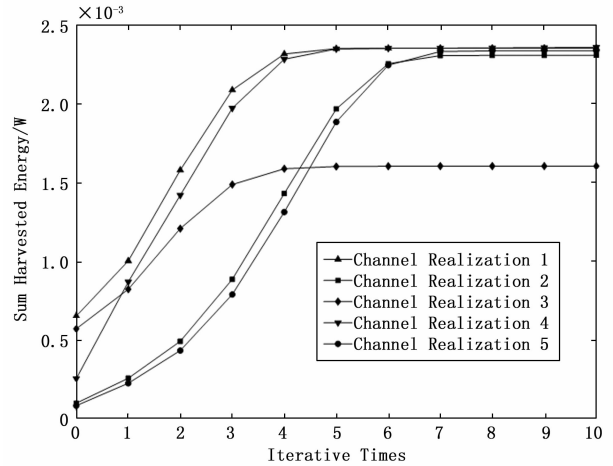


图 2 基于半正定松弛算法的收敛性

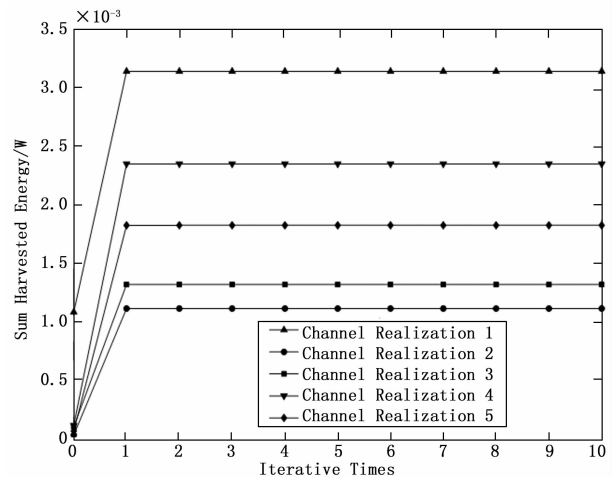


图 3 基于序贯参数凸逼近算法的收敛性

图 4 是本文提出的两种算法和无主用户算法、等功率率分割算法在不同的次级发射器最大功率下的性能对比。图 4 给出了该组实验的仿真结果, 图中横轴表示次级发射器的最大功率, 纵轴表示能量收集和。由仿真结果可以看出能量收集的总和随着最大功率的增加而增加, 而且随着最大功率的增加, 能量收集曲线的上升趋势也会增加。图中的算法 1、算法 2 的性能优于等功率率分割算法, 例如当最大功率为 50 dBm 的时候, 算法 1 和算法 2 的能量收集效率已经明显高于等功率率分割算法。当最大功率大于 50 dBm 的时候, 无主用户的算法的性能已经远高于其他三种算法, 这是因为当该系统无主用户的情况下, 系统将转为一个多播系统, 此时用户的可行域会大大提高, 使得能量收集的效率更高。

图 5 给出的是不同算法的能量收集性能随着次级发射器的

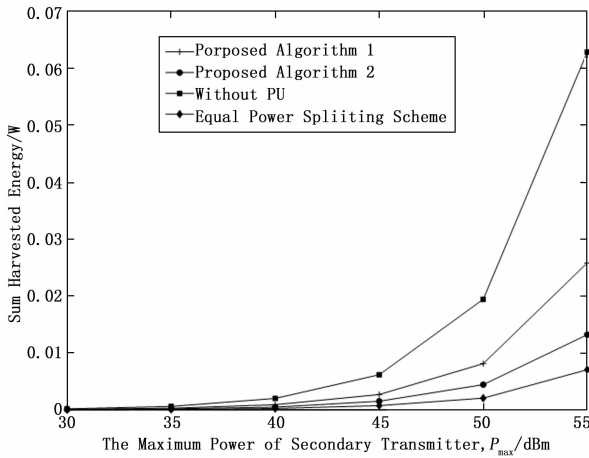


图 4 次级发射器的最大功率对能量收集和的影响

天线数变化而变化的曲线。假设干扰约束阈值为 -50 dBm。从图 5 可以看出，随着天线数的逐渐增加，4 种算法的和能量收集都逐渐增加，而且上升趋势较为稳定。这是因为随着天线的增加，发射器可以更好的进行预编码波束形成。而本文所提基于半正定松弛的算法和基于序列参数凸逼近的算法相比于等分功率分割算法，收集能量更多。并且随着天线数的增加，等分功率分割算法的上升趋势越来越低，和其他算法的差距越来越大。

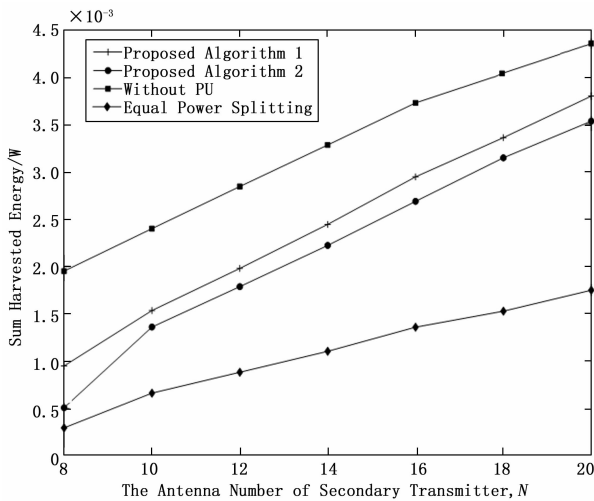


图 5 次级发射器的天线数对能量收集和的影响

图 6 显示了根据主用户干扰约束阈值获得的能量收集和的曲线。数值仿真结果表明，当干扰约束阈值逐渐增加时，采用算法 1，算法 2 和等分功率分割算法的采集能量和也会逐渐增加，而且差距逐渐增大，当干扰约束阈值为 -60 dBm 的时候，算法 1 比等分功率分割算法高出约 0.6 W，算法 2 比等分功率分割算法高出约 0.2 W；而当干扰约束阈值为 -30 dBm 的时候，算法 1 和算法 2 已经分别比等分功率分割算法高出约 0.8 W 和 0.7 W。而无主用户算法的曲线只有很小的波动，一直处于一个稳定的区间，不会随着干扰约束阈值的变化而变化，且数值远高于其他算法，原因和图 4 一样，这是因为认知无线电系统在无主用户的情况下，

能量收集和的可行域变大了。

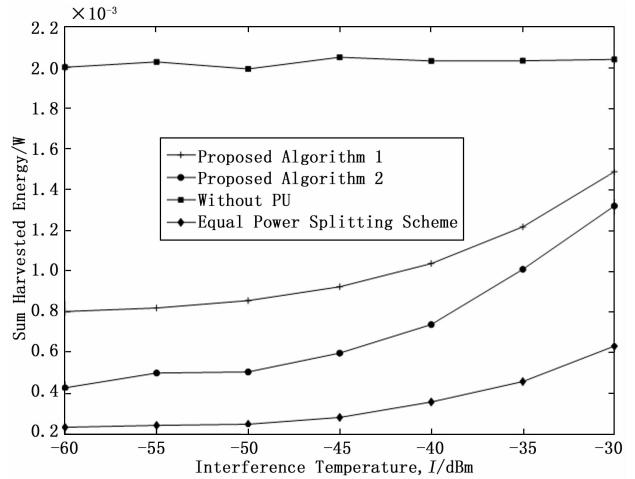


图 6 主用户干扰约束阈值的变化对能量收集和的影响

4 结束语

本文针对认知多播传输网络问题进行研究，在满足最大传输功率、用户服务质量和干扰阈值的约束下，提出一种效率最大的能量收集方案，研究了一个多变量耦合的次用户能量收集最大化问题。该问题的求解在数学上是非凸的，很难直接求解，因此，首先引入辅助变量，采用半正定松弛的方法将较为复杂的原问题转换为易于求解的半正定规划问题进行求解，随后对里面的非线性公式进行泰勒级数展开，采用序贯参数凸逼近方法，从而降低系统的复杂度。仿真结果将文中提出的两种算法和传统的无主用户算法、等分功率分割算法进行对比和验证了本文算法具有较好的优化性能，而且本文提出的算法的优越性，不会因为次级发射器的最大功率、次级发射器的天线数和主用户的干扰约束阈值的变化而有较大波动。该方案有着广阔的应用前景，可以有效解决认知传感网络中能源不足导致的使用寿命短的问题在未来的研究工作中，可以将场景更换为更复杂的多播多小区系统，在环境更复杂、干扰更多的情况下研究认知无线传感网络的性能优化。同时，本文采用的信道均为理想信道，如果采用现实中应用的有误差的信道，如何构建相应的优化算法也是很有研究意义的工作。随着 6G 技术的不断发展，智能反射面技术也开始广泛应用于无线通信领域中，未来也可以在该文的基础上，将认知传感网络与智能反射面技术进行融合，从而使得系统获得更好的能量采集的性能和更好的鲁棒性。

参考文献:

[1] KHAN A A, REHMANI M H, REISSLEIN M. Cognitive Radio for Smart Grids: Survey of Architectures, Spectrum Sensing Mechanisms, and Networking Protocols [J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2016, 18 (1): 860-898.
 [2] 薛伟, 金智明. 认知无线电中合作频谱感知的簇优化研究 [J]. 计算机应用与软件, 2013, 30 (4): 227-230.

